

UNIVERSITE SAAD DAHLEB DE BLIDA

Faculté des Sciences de l'ingénieur

Département d'électronique

MEMOIRE DE MAGISTER

Spécialité : Image et parole

ANNULATION D'ECHO ACOUSTIQUE BI-VOIE PAR LES ALGORITHMES DE FILTRAGE ADAPTATIF

Par

BOUCHERF Djamila

Devant le jury composé de :

Mr. M.BOUNEKHLA	Maître de conférence, U. de Blida	Président
Mr. D.BERKANI	Professeur à l'ENP	Examineur
Mr. A.MADDI	Chargé de cours, U. de Blida	Examineur
Mr. A.GUESSOUM	Professeur, U. de Blida	Rapporteur
Mr. M. DJENDI	Chargé de cours, U. de Blida	Co-rapporteur

Blida, Juin 2007

RESUME

Dans ce mémoire, nous avons traité un nouveau sujet porté sur l'annulation d'écho acoustique en contexte stéréophonique. Nous proposons, ainsi, une nouvelle version bi-voie de l'algorithme de Newton rapide (FNTR). Une étude comparative entre cette nouvelle version et celles du gradient stochastique (NLMS) et du filtre transversal rapide (FTF) bi-voie est présentée.

Les résultats expérimentaux de ces trois versions d'algorithmes seront détaillés dans ce mémoire.

ملخص

في هذه الأطروحة، قمنا بمعالجة موضوع جديد يهتم بإزالة الصدى الصوتي في حالة التجسيم السمعي، من أجل هذا إقترحنا صيغة جديدة لخواريزم نيوتن السريع FNTF ثنائي القناة. كما أننا قدّمنا مقارنة بين هذه الصيغة الجديدة و بين كل من خواريزم التدرج الزمني NLMS و بين خواريزم الترشيح العرضي السريع FTF ثنائي القناة. ويتم تقديم النتائج التجريبية بالتفصيل للخوارزميات الثلاث خلال هذه الأطروحة.

ABSTRACT

In this memory, we studied a new subject of stereophonic acoustic echo cancellation.

Hence, we propose a new two-channel version of the adaptive fast Newton FNTF algorithm. A comparative study of this new version with the two-channel stochastic gradient NLMS and fast transversal filter FTF ones is also presented.

The experimental results of these three algorithms will be also detailed in this memory.

REMERCIEMENTS

Pour réaliser ce document et le travail qu'il présente, j'ai largement bénéficié de l'aide de nombreuses personnes. Je tiens à les remercier très sincèrement.

Je voudrais exprimer toute ma reconnaissance à Monsieur Abderrezak GUESSOUM qui a encadré mes recherches et qui s'est toujours soucié de m'offrir, de tout point de vue, les meilleures conditions de travail possibles. Je le remercie en particulier pour son aide précieuse et ses grandes connaissances scientifiques.

J'adresse également mes remerciements à Monsieur Mohamed DJENDI, chargé de cours « doctorat » à l'université Saad Dahlab de BLIDA, pour son aide déterminante et pour ses conseils précieux qui ont largement contribué dans l'avancement des travaux et l'amélioration de ce mémoire. Je le remercie également pour avoir pris le temps de relire mon manuscrit et y apporter nombre de critiques constructives.

J'exprime ma gratitude à Monsieur M'hamed BOUNEKHLA, Maître de conférence à l'université Saad Dahlab de BLIDA, d'avoir bien voulu présider mon jury.

Je suis très reconnaissante à Monsieur Daoud BERKANI, professeur à l'ENP et à Monsieur Aek MADDI, chargé de cours à l'université Saad Dahlab de BLIDA, d'avoir accepté d'être membre du jury.

Merci à tous mes amis (es) qui m'ont accompagné pendant ces années. Merci à tous pour votre aide, votre soutien, votre sollicitude et surtout pour votre amitié.

Je remercie également très fortement pour leur soutien, leur patience et leur amour tous mes proches : ma mère, mon père, mes frères, mes sœurs, mes nièces et mes neveux.

TABLE DES MATIERES

RESUME.....	
REMERCIEMENTS.....	
TABLE DES MATIERES.....	
LISTE DES ILLUSTRATIONS GRAPHIQUES ET TABLEAUX.....	
INTRODUCTION.....	11
1. GENERALITES SUR L'ACOUSTIQUE DES SALLES ET LA RESTITUTION DU SON STEREOPHONIQUE.....	14
1.1 Introduction.....	14
1.2 La prise et la restitution du son en contexte stéréophonique.....	14
1.2.1 Notion de canal acoustique	15
1.2.2 La réverbération	17
1.2.3 La prise du son	20
1.2.4 La restitution du son	22
1.3 Conclusion.....	23
2. PRESENTATION DES ALGORITHMES D'IDENTIFICATION ADAPTATIVE DE TYPE GRADIENT, FTF ET NEWTON.....	24
2.1 Introduction.....	24
2.2 Présentation du problème	25
2.3 Présentation des algorithmes de base	30
2.3.1 Algorithmes du gradient stochastique LMS et NLMS.....	30
2.3.2 Algorithmes des moindres carrés exacts	32
2.4 Algorithme FTF 7L.....	43
2.5 Stabilisation numérique de l'algorithme FTF7L.....	44
2.6 Initialisation de l'algorithme FTF 7L.....	45
2.7 Algorithme FNTF12N2L.....	46
2.8 Initialisation de l'algorithme FNTF12N2L.....	49
2.9 Stabilisation numérique de l'algorithme FNTF12N2L	49
2.10 Conclusion.....	51

3. PRESENTATION DES ALGORITHMES NLMS ET FTF BI-VOIE ET PROPOSITION D'UNE NOUVELLE VERSION BI-VOIE DE L'ALGORITHME FNTF.....	52
3.1 Introduction.....	52
3.2 Présentation de la problématique.....	53
3.2.1 Obtention de la solution optimale de Wiener.....	54
3.3 Présentation des algorithmes NLMS et FTF bi-voie.....	56
3.3.1 L'algorithme NLMS bi-voie.....	57
3.3.2 L'algorithme FTF bi-voie.....	59
3.3.3 L'algorithme FNTF bi-voie.....	61
3.4 Conclusion.....	63
4. ETUDE COMPARATIVE DES PERFORMANCES DES ALGORITHMES ADAPTATIFS MONO-VOIE ET BI-VOIE.....	64
4.1 Introduction.....	64
4.2 Principe général de l'annulation d'écho acoustique.....	64
4.3 Description des canaux de couplage acoustique.....	65
4.4 Description des signaux de tests.....	66
4.5 Influence des paramètres L , E_0 , N , λ sur les algorithmes NLMS, FTF et FNTF.....	69
4.6 Comparaison des performances des algorithmes adaptatifs mono-voie et bi-voie.....	78
4.6.1 Cas mono-voie.....	78
4.6.2 Cas bi-voie.....	88
4.7 Conclusion.....	100
CONCLUSION.....	101
RECOMMANDATIONS.....	103
REFERENCES.....	

LISTE DES ILLUSTRATIONS GRAPHIQUES ET TABLEAUX

Figure 1.1	Composantes intervenant dans la transmission du signal	15
Figure 1.2	Réponses impulsionnelles de canaux de couplage acoustiques [A] salle d'audioconférence, [B] salle de visioconférence	17
Figure 1.3	Les multiples trajectoires du son entre une source sonore et l'auditeur	18
Figure 1.4	Echogramme type d'une réponse impulsionnelle enregistrée dans une salle	19
Figure 1.5	Trajets acoustiques entre sources et récepteur	21
Figure 1.6	Dispositif stéréophonique standard	23
Figure 2.1	Système d'audio-conférence	25
Figure 2.2	Schéma de principe d'un système d'annulation d'écho acoustique	26
Figure 2.3	Principe de base d'un filtre adaptatif appliqué à l'annulation d'écho acoustique	29
Figure 2.4	Schéma du modèle de filtre transverse	30
Figure 3.1	Modélisation de l'écho acoustique avec une prise et restitution du son sur deux voies	52
Figure 3.2	Structure générale d'annulation d'écho stéréophonique	53
Figure 4.1	Modèle de terminal audio avec écho acoustique La partie encadrée schématise le principe de l'annulation d'écho	65
Figure 4.2	Réponses impulsionnelles mesurées dans une salle. [A] réponse impulsionnelle droite, [B] réponse impulsionnelle gauche	66
Figure 4.3	Bruit USASI	67
Figure 4.4	Bruit blanc	67
Figure 4.5	Signaux de parole 1 et 2, Fréquence d'échantillonnage $F_e = 16 \text{ KHz}$	68
Figure 4.6	Convergence du NLMS pour $L = 256$, $L = 512$, Signal d'entrée bruit blanc	70
Figure 4.7	Convergence du NLMS pour $L = 256$, $L = 512$, Signal d'entrée bruit USASI	71
Figure 4.8	Convergence du FTF pour $L = 256$, $L = 512$, Signal d'entrée : bruit USASI	72

Figure 4.9	Convergence du FTF pour $L = 256$, $L = 512$, Signal d'entrée : bruit blanc	73
Figure 4.10	Convergence du FNTF12N2L pour $L = 256$, $L = 512$, Signal d'entrée : bruit blanc	74
Figure 4.11	Convergence du FNTF12N2L pour $L = 256$, $L = 512$, Signal d'entrée : bruit USASI.	75
Figure 4.12	Structure académique 2L	77
Figure 4.13	Evolution de l'EQM (dB) pour l'algorithme NLMS, $L = 256$, $\mu = 0.6$, bruit USASI.	80
Figure 4.14	Evolution de l'EQM (dB) pour l'algorithme NLMS et FTF, $L = 256$, $\mu = 0.6$, $\lambda = 0.9987$, bruit USASI.	81
Figure 4.15	Evolution de l'EQM (dB) pour l'algorithme NLMS, FTF et FNTF12N2L, $L = 256$, $\mu = 0.6$, $\lambda = 0.9987$, $N = 220$, bruit USASI	81
Figure 4.16	Evolution de l'EQM (dB) pour l'algorithme NLMS, $L = 512$, $\mu = 0.3$, Signal parole 1.	84
Figure 4.17	Evolution de l'EQM (dB) pour l'algorithme NLMS, $L = 512$, $\mu = 0.3$, Signal parole 2	85
Figure 4.18	Evolution de l'EQM (dB) pour l'algorithme NLMS et FTF, $L = 512$, $\mu = 0.3$, $\lambda = 0.99965$, signal parole 1	85
Figure 4.19	Evolution de l'EQM (dB) pour l'algorithme NLMS et FTF, $L = 512$, $\mu = 0.3$, $\lambda = 0.999799$, signal parole 2	86
Figure 4.20	Evolution de l'EQM (dB) pour l'algorithme NLMS, FTF et FNTF12N2L, $L = 512$, $\mu = 0.3$, $\lambda = 0.99965$, $N = 384$, signal parole 1	86
Figure 4.21	Evolution de l'EQM (dB) pour l'algorithme NLMS, FTF et FNTF12N2L, $L = 512$, $\mu = 0.3$, $\lambda = 0.999799$, $N = 384$, signal parole 2	87
Figure 4.22	Evolution de l'EQM (dB) pour l'algorithme NLMS, $L = 256$, $\mu = 0.6$, bruit USASI	89
Figure 4.23	Evolution de l'EQM (dB) pour l'algorithme NLMS, $L = 1024$, $\mu = 0.6$, bruit USASI	89
Figure 4.24	Evolution de l'EQM(dB) pour l'algorithme FTF, $L = 256$, $\lambda = 0.9987$, bruit USASI	91
Figure 4.25	Evolution de l'EQM(dB) pour l'algorithme FTF, $L = 1024$, $\lambda = 0.99978$, bruit USASI	91
Figure 4.26	Evolution de l'EQM (dB) pour l'algorithme FNTF12N2L, $L = 1024$, $\lambda = 0.9987$, $N = 220$, bruit USASI	93

Figure 4.27	Evolution de l'EQM (dB) pour l'algorithme FNTF12N2L, L = 1024, $\lambda = 0.99978$, N = 1000, bruit USASI	93
Figure 4.28	Evolution de l'EQM(dB) pour l'algorithme NLMS, L = 512, $\mu = 0.3$, signal parole 1	95
Figure 4.29	Evolution de l'EQM (dB) pour l'algorithme NLMS, L = 1024, $\mu = 0.3$, signal parole 2	95
Figure 4.30	Evolution de l'EQM(dB) pour l'algorithme FTF, L = 512, $\lambda = 0.99965$, signal parole 1	97
Figure 4.31	Evolution de l'EQM(dB) pour l'algorithme FTF, L = 512, $\lambda = 0.999799$, signal parole 2	97
Figure 4.32	Evolution de l'EQM (dB) pour l'algorithme FNTF, L = 512, $\lambda = 0.99965$, N = 384, signal parole 1	98
Figure 4.33	Evolution de l'EQM (dB) pour l'algorithme FNTF, L = 1024, $\lambda = 0.9999$, N = 768, parole 1	99
Table 2.1	Algorithme FTF 7L	44
Table 2.2	Initialisation des variances des erreurs de prédiction	49
Table 2.3	Partie de prédiction de l'algorithme FNTF12N2L à l'instant t	50
Table 3.1	L'algorithme NLMS_BV	58
Table 3.2	L'algorithme FTF_BV	60
Table 3.3	L'algorithme FNTF_BV	62
Tableau 4.1	Effet de la taille du filtre adaptatif sur l'algorithme NLMS, $\mu=0.6$, $E_0= 0.0025$, Signal (1) : bruit USASI, Signal (2) : bruit blanc	70
Tableau 4.2	Effet de la taille du filtre adaptatif sur l'algorithme FTF, Signal (1) : bruit USASI, signal (2) : bruit blanc	72
Tableau 4.3	Effet de la taille du filtre adaptatif sur l'algorithme FNTF12N2L Signal (1) : bruit USASI, signal (2) : bruit blanc	74
Tableau 4.4	EQM (dB) pour des différentes tailles de filtre L données. Algorithme NLMS-MV, signal d'entrée de type bruit USASI	78
Tableau 4.5	EQM (dB) pour des différentes tailles de filtre L données. Algorithme FTF-MV, signal d'entrée de type bruit USASI	79
Tableau 4.6	EQM (dB) pour des différentes tailles de filtre L données. Algorithme FNTF-MV, signal d'entrée de type bruit USASI	80
Tableau 4.7	EQM (dB) pour des différentes tailles de filtre L données Algorithme NLMS-MV, signal d'entrée de type parole	83

Tableau 4.8	EQM (dB) pour des différentes tailles de filtre L données Algorithme FTF-MV, signal d'entrée de type parole	83
Tableau 4.9	EQM (dB) pour des différentes tailles de filtre L données Algorithme FNMF-MV, signal d'entrée de parole	83
Tableau 4.10	EQM (dB) pour des différentes tailles de filtre L données Algorithmes NLMS mono-voie / bi-voie, bruit USASI	88
Tableau 4.11	EQM (dB) pour des différentes tailles de filtre L données Algorithmes FTF mono-voie / bi-voie, bruit USASI	90
Tableau 4.12	EQM (dB) pour des différentes tailles de filtre L données Algorithmes FNMF mono-voie / bi-voie, bruit USASI	92
Tableau 4.13	EQM (dB) pour des différentes tailles de filtre L données Algorithmes NLMS mono-voie et bi-voie, signal parole	94
Tableau 4.14	EQM (dB) pour des différentes tailles de filtre L données Algorithmes FTF mono-voie et bi-voie, signal parole	96
Tableau 4.15	EQM (dB) pour des différentes tailles de filtre L données Algorithmes FNMF mono-voie et bi-voie, signal parole	98

INTRODUCTION

La communication dans ses diverses formes est devenue un moyen et un outil de développement indispensable, comme le téléphone et les réseaux informatiques. En effet, la conversation téléphonique permet déjà, un haut niveau de communication par le choix des mots et le ton de la voix ; la visiophonie ajoute de nouvelles dimensions à cette communication (gestes, expressions du visage, langage du corps, environnement visible,...). Des documents avec des textes, des images ou autres données peuvent être utilisés pour venir appuyer le face à face, dans le but d'une meilleure compréhension [1].

Les futurs systèmes de communication de groupes devront avoir une qualité suffisante pour que les personnes soient placées dans ces conditions de confort telles qu'elles n'aient plus besoin de se déplacer pour échanger des informations. Les participants pourront intervenir à partir de différents sites et qui peuvent être une salle de téléconférence, une salle de réunion ou un terminal individuel. Les fortes contraintes de qualité concernant l'image et le son ainsi que la transmission la plus rapide possible des échanges de données numériques nécessitent un réseau de connexion des sites très performant.

Pour que les personnes soient satisfaites d'un tel service de communication de groupe, il doit offrir un bon niveau de qualité visuelle et du confort auditif. Ces aspects sont synonymes d'une interactivité « parfaite » entre les participants. Autrement dit, le son et l'image seront de très bonne qualité et cohérents entre eux. Une restitution du son du type stéréophonique est alors nécessaire car elle permet à la fois une meilleure localisation des locuteurs et un rendu plus naturel de l'ambiance sonore de différentes salles intervenant dans la téléconférence [2]. Pour obtenir un confort d'utilisation satisfaisant, il y a un grand éventail de possibilités, mais la prise du son « mains libres » est nécessaire. Cette dernière est réalisée par une prise du son distante ; elle permet une grande souplesse et un comportement naturel du locuteur. La principale contrepartie est que tout l'environnement acoustique de la

salle intervient dans la prise du son, comme le bruit ambiant, la réverbération et le phénomène d'écho acoustique. Dans les systèmes de téléconférence de haute qualité où il existe un couplage acoustique entre les haut-parleurs et les microphones et où le délai de transmission est important, un système d'annulation d'écho s'avère indispensable.

L'identification en temps réel des systèmes linéaires à réponses impulsionnelles longues à moyen d'algorithmes de filtrage adaptatif est un problème très général que l'on rencontre dans de nombreuses applications de traitement du signal. Une application typique dans le domaine des télécommunications où ce problème est posé est l'annulation de l'écho acoustique en téléphonie mains- libres dont un exemple typique est la téléconférence [3].

Plusieurs études algorithmiques publiées ont été menées pour une prise et une restitution du son monophonique. Quelques études portant sur le cas stéréophonique sont apparues récemment. Dans notre présent mémoire, on s'intéresse à l'annulation d'écho acoustique par les algorithmes d'identification adaptative en contexte bi-voie. Pour cela, ce mémoire sera présenté comme suit :

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

Le deuxième chapitre décrit les grandes familles d'algorithmes adaptatifs de base à savoir, les algorithmes du gradient stochastique (LMS et NLMS), l'algorithme des moindres carrés transversaux rapides (FTF) et celui de Newton (FNMF) [4].

Dans le troisième chapitre, nous abordons la problématique de l'annulation d'écho stéréophonique. Nous nous plaçons dans une configuration à la prise de son constituée d'un signal source et de deux voies transmises. Nous choisissons pour annuler l'écho stéréophonique une structure générale. Nous avons implémenté deux algorithmes bi-voie à savoir le NLMS et le FTF, précédemment publiés dans la littérature et nous proposons une nouvelle version bi-voie de l'algorithme FNMF ainsi que l'étude de ses performances adaptatives dans ce nouveau contexte. Les équations de ces trois algorithmes seront présentées dans ce chapitre.

Le quatrième chapitre concerne l'étude comparative entre les performances des algorithmes adaptatifs bi-voie présentés dans le chapitre précédent et celles des algorithmes mono-voie. 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 RESTITUTION DU SON STEREOPHONIQUE

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 la stéréophonie, 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. Dans notre étude, nous avons choisi une configuration de prise de sons, sur deux voies et qui permet de restituer la stéréophonie. Cette configuration est simple et elle est également facilement généralisable à plus de deux voies.

1.2 La prise et la restitution du son en contexte stéréophonique

Dans les applications concernées avec une prise du son « main libre », le locuteur est situé dans un milieu clos où plusieurs surfaces réfléchissantes et diffusantes se trouvent à proximité (sol, murs,...). Il existe alors, en même temps que les ondes acoustiques directes, des ondes réfléchies de directions totalement différentes. Ces ondes acoustiques se superposent au son direct. Du bruit ambiant de salle nettement amplifiée par rapport à une prise de son proche du locuteur s'ajoute au signal du locuteur. De plus, la transmission du son des haut-parleurs aux micros entraîne un couplage acoustique. L'environnement acoustique de la salle de restitution du son est ainsi introduit dans la chaîne de transmission. Le message du locuteur est modifié suivant les caractéristiques acoustiques de la salle avant d'être transmis. On est donc amené à considérer l'environnement acoustique comme faisant partie de la chaîne de communication (figure 1.1).

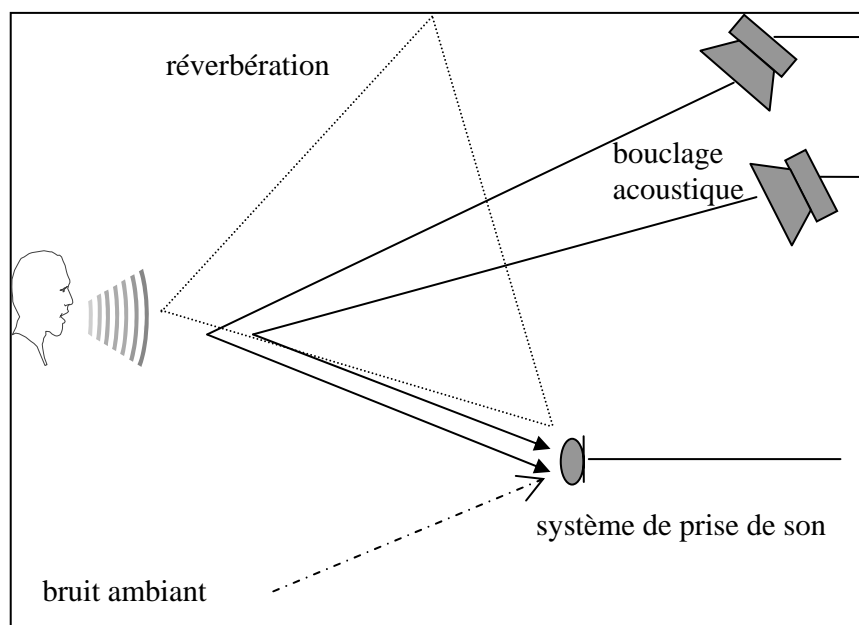


Figure1.1 : Composantes intervenant dans la transmission du signal

La prise en compte de toutes les composantes intervenant dans la transmission du signal s'effectue grâce à la modélisation des canaux acoustiques, celle-ci consiste à caractériser le comportement global de ces canaux en définissant, par exemple, le temps de réverbération ou bien le niveau du champ acoustique réverbéré. Ces facteurs physiques sont des caractéristiques importantes de la salle. Les modèles élaborés pour présenter un canal acoustique dans une salle permettent de tester les algorithmes de traitement du signal, ce qui facilite l'étude des problèmes.

1.2.1 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 :

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

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.

1.2.1.1 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.

1.2.1.2 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 places dans la salle. Pour les mesurer, le locuteur peut être simulé par un petit haut-parleur.

1.2.1.3 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.

1.2.1.4 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 1.2, la première réponse impulsionnelle est mesurée dans une salle d'audioconférence et la deuxième est celle mesurée dans une salle de visioconférence.

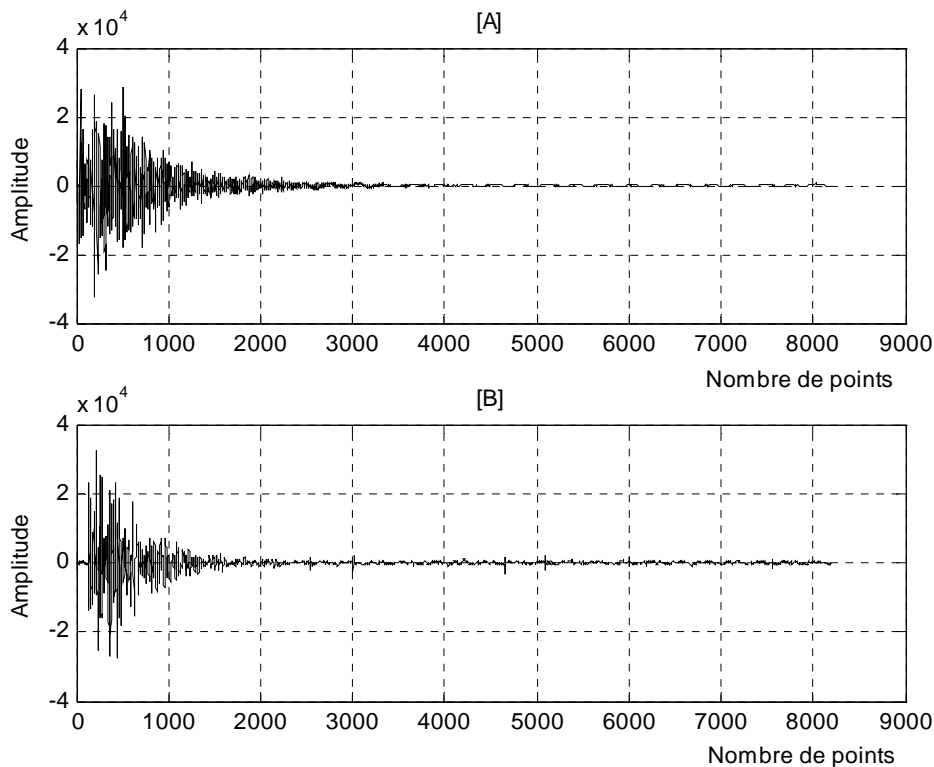


Figure 1.2 : Réponses impulsionnelles de canaux de couplage acoustiques
 [A] salle d'audioconférence
 [B] salle de visioconférence

1.2.2 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 gommer les petits défauts.

La qualité de la réverbération est cruciale car ce n'est pas un effet comme les autres : c'est un phénomène qui existe à l'état naturel. Une bonne réverbération doit donc avant tout être réaliste et belle, puisque tout le monde a comme point de repère sa manifestation naturelle. Tout le monde connaît le son qu'il y a dans une mosquée, dans un hall, dans un appartement vide dans lequel on emménage.

1.2.2.1 Origine de la réverbération

Lorsqu'un objet produit un son, celui-ci se propage non pas directement 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).

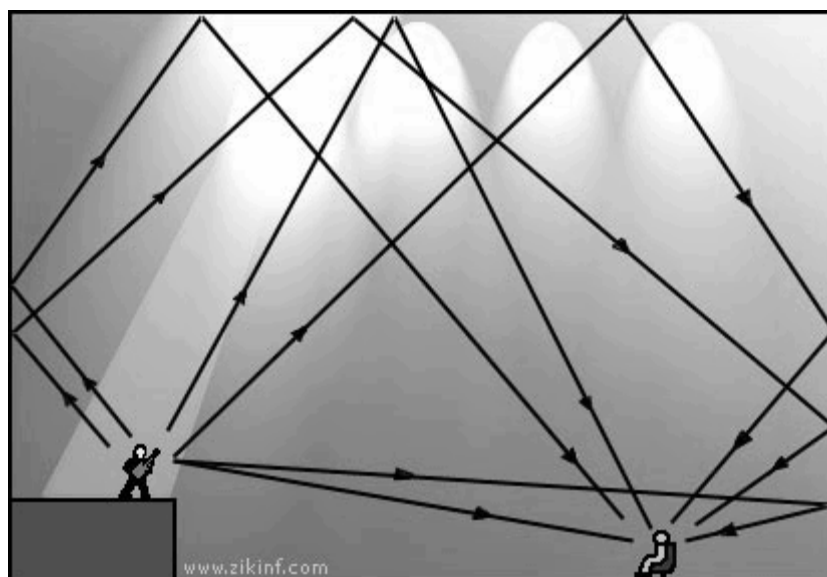


Figure1.3: Les multiples trajectoires du son entre une source sonore et l'auditeur.

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 1.4 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 [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 1.4, 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.

1.2.2.2 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 1.4) :

- 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.

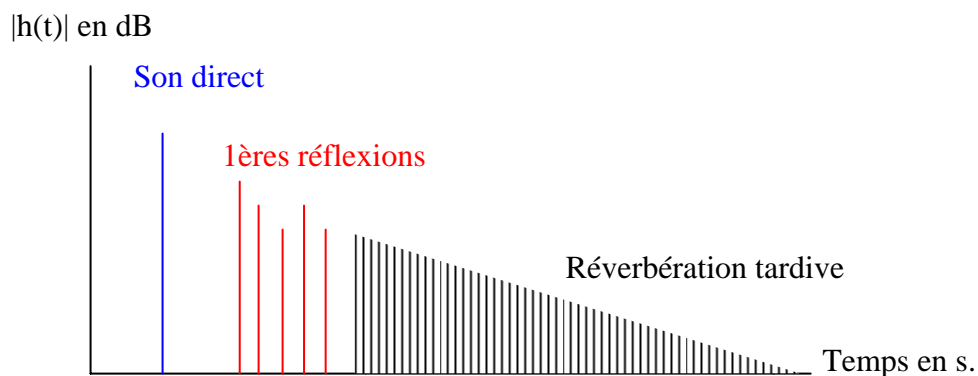


Figure 1.4 : Echogramme type d'une réponse impulsionnelle enregistrée dans une salle.

1.2.2.3 Temps de réverbération

Le temps de réverbération (la durée entre la fin du son et la fin de ses réverbérations) donne la sensation d'espace. Plus la réverbération est longue et plus vous avez la sensation d'être dans une grande pièce. Cela s'explique facilement, plus la pièce est grande et plus le son met de temps à rebondir sur ses parois puisque celles-ci sont éloignées ; le son s'atténue surtout lorsqu'il heurte les parois. Dans un intervalle de temps donné, le son subira donc moins de réflexions dans une grande pièce que dans une petite, limitant ainsi la perte d'énergie. Ainsi, le son s'éteint moins rapidement dans les grandes pièces que dans les petites.

Un autre facteur 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.

En effet, plus il y a de spectateurs et plus il y a d'obstacles, qui absorbent particulièrement bien le son. Il faut donc adapter les réglages en fonction du public. Au Japon, les salles récentes sont à géométrie variable, afin de s'adapter au nombre de spectateurs.

1.2.3 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 1.5, nous ne présentons qu'un seul locuteur, un seul récepteur et un seul haut-parleur.

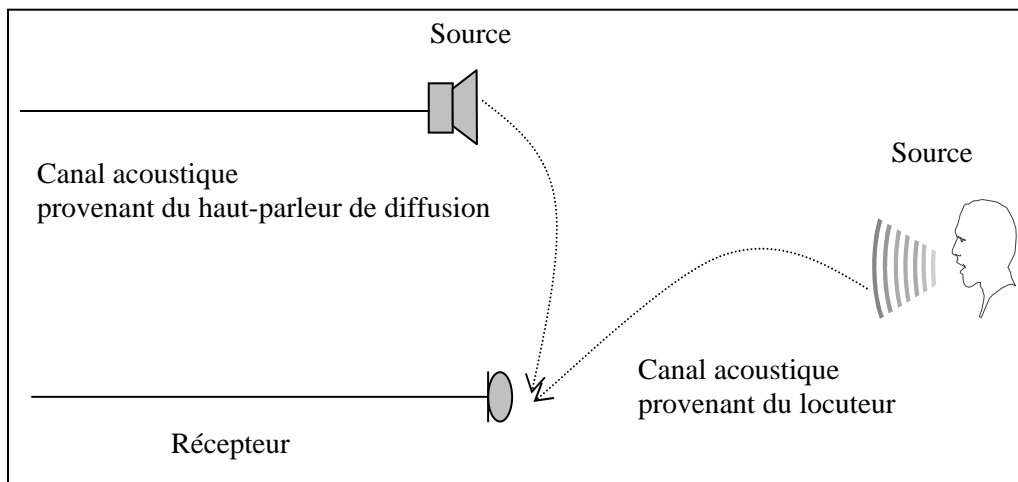


Figure 1.5 : Trajets acoustiques entre sources et récepteur.

Il existe principalement deux canaux acoustiques :

- 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 du 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 seconde 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.

1.2.4 La restitution du son

L'objectif est de restituer les informations qui permettent aux auditeurs de localiser les personnes dans la salle distante. Localiser une source, c'est d'abord identifier son azimut et sa hauteur, donc sa direction, puis déterminer la distance à laquelle elle se trouve dans cette direction. La restitution spatiale de l'image stéréophonique permet de localiser une source. Elle repose sur de nombreux paramètres physiques liés, notamment, au système stéréophonique employé, à la position de la source sonore ainsi qu'à la configuration acoustique du lieu d'enregistrement.

Dans ce contexte, un système de prise de son doit être choisi en fonction de ses caractéristiques physiques mais aussi en fonction des types d'information qu'il doit transmettre. Le type d'informations transmises est conditionné par le nombre de voies et le nombre de sources. En effet, si nous ne disposons que de deux voies de transmission pour plusieurs micros, il faut « coder » (au sens de combiner) l'information. On peut, par exemple, transmettre un signal source principal sur une voie et, sur une deuxième voie, les informations permettant de recréer la spatialisation du locuteur sur les haut-parleurs de la salle distante.

Dans le cas de plusieurs locuteurs, il faut transmettre l'information sur plusieurs voies pour ne pas avoir à séparer les sources lors de la restitution du son. Le codage multi-voie est en cours de normalisation par le comité d'expert ISO. Les codeurs multi-voie sont étudiés pour les applications de TV haute qualité, multimédia [6] ...Ces codeurs utilisent les techniques de codage classiques (codage perceptuel exploitant le masquage....) mais aussi la corrélation entre les voies d'entrée.

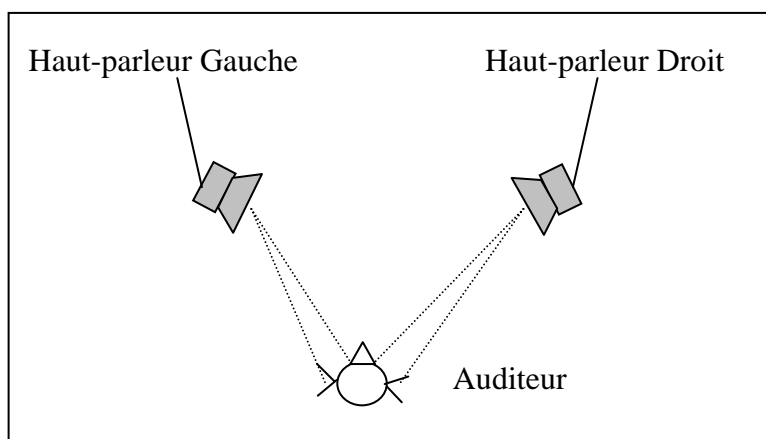


Figure1.6 : Dispositif stéréophonique standard.

Dans une salle quelconque, la qualité du signal à la prise du son peut être améliorée par les techniques du traitement du signal qui sont principalement, la déréverbération et l'annulation d'écho acoustique.

1.3 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté quelques bases d'acoustique physique ainsi qu'une introduction à l'annulation d'écho acoustique stéréophonique. Ensuite, nous avons détaillé les phénomènes liés au contexte de la prise de son multi-voie 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, FTF ET NEWTON

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 [7].

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 de réflexions des signaux électriques. Les réflexions acoustiques peuvent aussi être gênantes dans les terminaux téléphoniques à mains-libres pour les salles d'audio ou vidéo-conférence [8]. Ce dernier cas est illustré sur la figure ci-dessous.

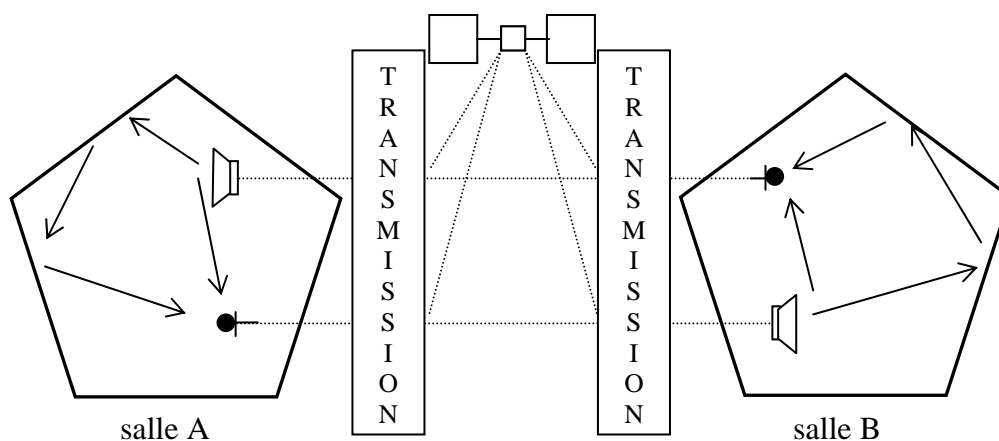


Figure 2.1: Système d'audio-conférence.

Dans un tel système, l'utilisateur 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_t est le signal reçu du locuteur lointain, y_t est le signal d'écho du locuteur lointain vers lui-même et p_t 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_t . Le microphone de la pièce B reçoit y_t , une version filtrée et bruitée de x_t . Étant 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.

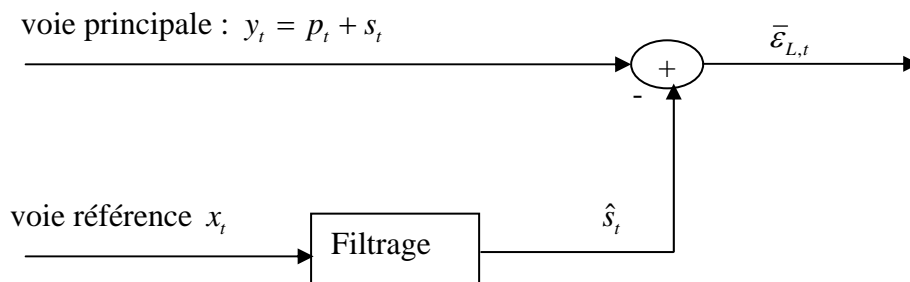


Figure 2.2 : Schéma de principe d'un système d'annulation d'écho acoustique

Il faut noter que l'optimum, en annulation d'écho acoustique, est d'avoir la sortie $\bar{\varepsilon}_{L,t} = 0$, en absence de double parole ou du bruit perturbateur ($p_t = 0$), alors que cet optimum se transforme en $\bar{\varepsilon}_{L,t} = s_t$ 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_t et les signaux s_t et x_t , et d'autre part la corrélation des signaux s_t et x_t .

D'après le schéma de la figure 2.2, l'estimation du signal s_t à partir du signal x_t revient à trouver ou à estimer le filtre H_L . 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 . 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 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 par une réponse impulsionnelle finie a déjà fait ses preuves [9]. Par conséquent, on suppose que le signal s_t se déduit de x_t par un filtrage linéaire causal. Dans ces conditions, la sortie du système de la figure 2.2 s'écrit :

$$\bar{\varepsilon}_{L,t} = y_t - H_L^T X_{L,t} \quad (2.1)$$

avec

$$H_L^T = [H_L^1, H_L^2, \dots, H_L^L] \quad (2.1i)$$

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

Où H_L désigne un vecteur d'ordre L contenant les coefficients de la réponse impulsionnelle finie et $X_{L,t}$ désigne un vecteur qui résume le passé du signal x_t sur une durée de L échantillons. L'exposant T désigne l'opérateur de transposition.

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

$$\nabla_H E \left\{ \bar{\varepsilon}_{L,t}^2 \right\}_{H=H_{opt}} = 0 \quad (2.2)$$

La solution est donnée par la relation suivante :

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

Où $E\{\cdot\}$ et ∇_H désignent respectivement la moyenne statistique et l'opérateur gradient. Le vecteur $P_{L,xy}$ désigne l'intercorrélation entre l'observation y_t et le vecteur signal $X_{L,t}$ dans la mémoire du filtre .

$$P_{L,xy} = E \left\{ X_{L,t} y_t \right\} \quad (2.4)$$

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

$$R_{L,xx} = E \left\{ X_{L,t} X_{L,t}^T \right\} \quad (2.5)$$

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 change en fonction des informations reçues où l'erreur en sortie est utilisée pour la mise à jour des coefficients du filtre H_L . Les coefficients du filtre sont ajustés à chaque instant t par un algorithme d'adaptation itératif. Une procédure itérative bien connue qui annule le gradient de l'erreur quadratique moyenne est donnée dans [10].

D'après [10], l'algorithme du gradient déterministe s'écrit :

$$H_{L,t} = H_{L,t-1} - \mu \left[\nabla_H E \left\{ \bar{\varepsilon}_{L,t}^2 \right\} \right]_{H=H_{L,t-1}}$$

avec

$$\nabla_H E \left\{ \bar{\varepsilon}_{L,t}^2 \right\} \Big|_{H=H_{L,t-1}} = 2R_{L,xx} H_{L,t-1} - 2P_{L,xy}$$

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

En utilisant l'égalité suivante :

$$R_{L,xx} H_{L,t-1} - P_{L,xy} = E \left\{ X_{L,t} X_{L,t}^T H_{L,t-1} - X_{L,t} y_t \right\} = -E \left\{ X_{L,t} \bar{\varepsilon}_{L,t} \right\}$$

L'algorithme du gradient déterministe s'écrit :

$$H_{L,t} = H_{L,t-1} + 2\mu E \left\{ \bar{\varepsilon}_{L,t} X_{L,t} \right\} \quad (2.6)$$

Où μ est un pas d'adaptation, éventuellement variable, qui contrôle la stabilité et la vitesse de convergence de l'algorithme et $H_{L,t}$ est un vecteur dépendant du temps t donné par :

$$H_{L,t}^T = \left[H_{L,t}^1, H_{L,t}^2, \dots, H_{L,t}^L \right] \quad (2.6i)$$

et

$$\bar{\varepsilon}_{L,t} = y_t - H_{L,t-1}^T X_{L,t} \quad (2.6ii)$$

Où $\bar{\varepsilon}_{L,t}$ 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 $H_{L,t}$ 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.

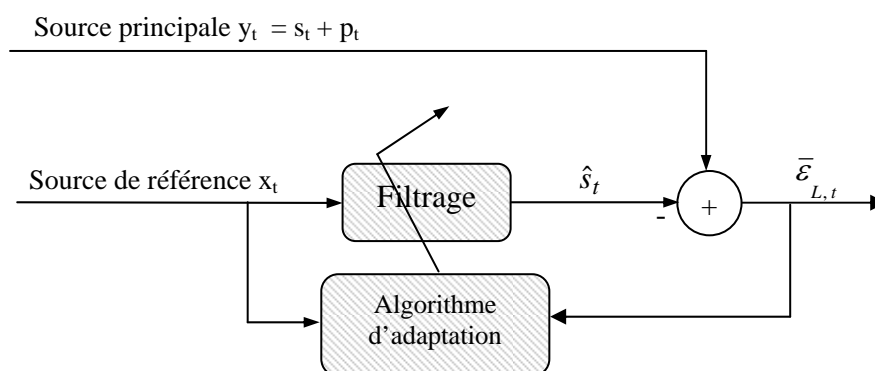


Figure 2.3 : Principe de base d'un filtre adaptatif appliqué à l'annulation d'écho acoustique.

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 [7],[11],[12],[13], [14].

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

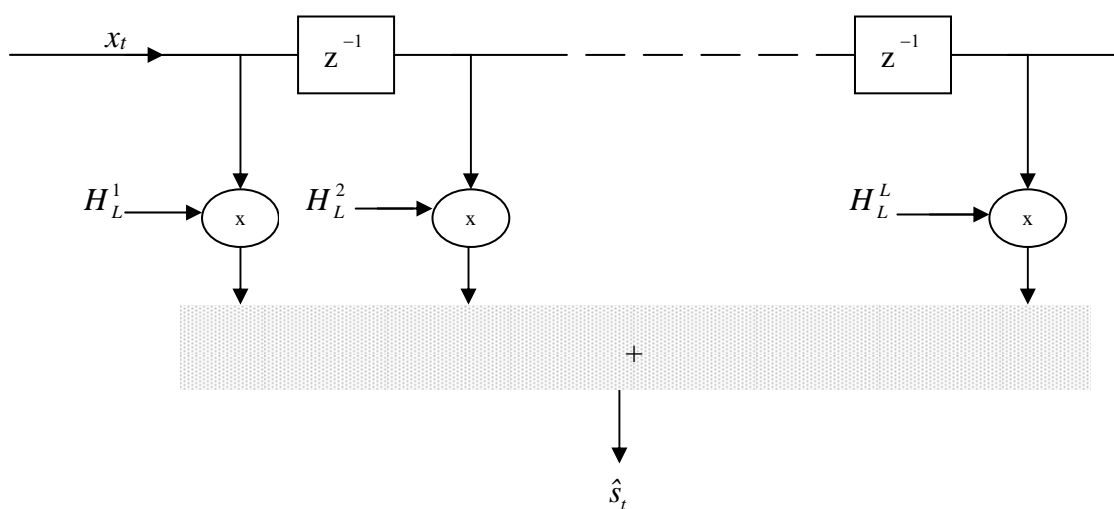


Figure 2.4 : Schéma du modèle de filtre transverse.

Avec

$$\hat{s}_t = \sum_{i=1}^L H_L^i x_{t-i+1}$$

2.3 Présentation des algorithmes de base

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

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 :

$$H_{L,t} = H_{L,t-1} + 2\mu \bar{\varepsilon}_{L,t} X_{L,t} \quad (2.7)$$

Où $\bar{\varepsilon}_{L,t}$ est donnée par la relation (2.6ii).

D'après [15], la condition nécessaire et suffisante de convergence de l'algorithme (LMS) est :

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

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

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

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

Où $\text{Trace}(\cdot)$ représente la somme des éléments de la diagonale d'une matrice et σ_x^2 désigne l'énergie du signal d'entrée x_t .

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_t ; il est donné par les équations suivantes:

- Filtrage de y_t

$$\bar{\varepsilon}_{L,t} = y_t - H_{L,t-1}^T X_{L,t}$$

- Adaptation du filtre

$$H_{L,t} = H_{L,t-1} + \frac{\delta}{X_{L,t}^T X_{L,t}} \bar{\varepsilon}_{L,t} X_{L,t}$$

Où δ représente le pas d'adaptation de l'algorithme NLMS. La condition suffisante de convergence est [15]:

$$0 < \delta < 2$$

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 [15].

2.3.2 Algorithmes des moindres carrés exacts

Nous introduisons dans ce paragraphe deux types d'algorithmes de la famille des moindres carrés exacts : L'algorithme récursif (RLS) et les algorithmes transversaux rapides.

2.3.2.1 Algorithme des moindres carrés récursifs (RLS)

Dans la méthode des moindres carrés exacts, on vise à minimiser par rapport au vecteur des paramètres $H_{L,t}$, à chaque instant t , un critère défini sur les erreurs commises depuis l'instant initial. Ce critère est donné par [12] :

$$J_{L,t} = \sum_{i=1}^t \lambda^{t-i} (y_i - H_{L,t}^T X_{L,i})^2 \quad (2.8)$$

Où λ ($0 < \lambda \leq 1$) 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_t et y_t sont nuls avant l'instant initial $t = 0$; 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 $J_{L,t}$

$$\nabla_H J_{L,t} = 0 \Leftrightarrow -2 \left[\sum_{i=1}^t \lambda^{t-i} X_{L,i} y_i - \sum_{i=1}^t \lambda^{t-i} X_{L,i} X_{L,i}^T H_{L,t} \right] = 0$$

est donnée par

$$R_{L,t} H_{L,t} = P_{L,t} \quad (2.9)$$

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

Où la matrice $R_{L,t}$ représente une matrice d'autocorrélation à court terme qui est donnée par la relation suivante :

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

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

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

$$P_{L,t} = \sum_{i=1}^t \lambda^{t-i} X_{L,i} y_i \quad (2.12)$$

$$= \lambda P_{L,t-1} + X_{L,t} y_t \quad (2.12i)$$

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

$$\lambda R_{L,t-1} = R_{L,t} - X_{L,t} X_{L,t}^T$$

$$\lambda P_{L,t-1} = P_{L,t} - X_{L,t} y_t$$

dans l'équation (2.9), il vient :

$$\lambda R_{L,t-1} H_{L,t-1} = \lambda P_{L,t-1}$$

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

$$H_{L,t} = H_{L,t-1} - C_{L,t} \bar{\epsilon}_{l,t} \quad (2.13)$$

avec

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

$$\bar{\varepsilon}_{L,t} = y_t - H_{L,t-1}^T X_{L,t}$$

Où le vecteur $C_{L,t}$ 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 [16] :

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

avec

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

il vient

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

Cet algorithme, appelé « algorithme des moindres carrés récursifs (RLS) », permet, en propageant une matrice carré $L \times L$, 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.

On se limite aux algorithmes des moindres carrés transversaux rapides non normalisés à oubli exponentiel obtenus dans le cas d'un pré-fenêtrage des signaux d'entrée (les signaux sont supposés nuls avant l'instant initial). On utilisera souvent la dénomination algorithme des moindres carrés rapides (MCR) pour désigner ce type d'algorithme. Dans cette catégorie, on génère la solution des moindres carrés, à chaque instant t , pour un ordre donné L en propageant trois vecteurs d'ordre L (deux prédicteurs aller/retour et le gain de Kalman) au lieu d'une matrice. Les algorithmes des moindres carrés rapides les plus rapides connus appartiennent à cette catégorie.

2.3.2.2 Algorithmes des moindres carrés transversaux rapides (FTF)

Dans ce paragraphe nous décrivons brièvement l'essentiel des équations qui permettent d'obtenir les algorithmes des moindres carrés transversaux rapides à oubli exponentiel pour le cas de la fenêtre antérieure, faisant intervenir des erreurs a posteriori [17].

Le but de cette méthode des moindres carrés est de trouver le vecteur $H_{L,t}$ qui minimise le critère (2.8). Une solution récursive à ce problème est donnée par l'algorithme (2.13). Cet algorithme utilise une erreur de filtrage a priori et un vecteur gain d'adaptation d'ordre L , qu'on a appelé gain de Kalman (2.14). Si on substitue (2.11i) et (2.12i) dans (2.9), on obtient une autre forme récursive du vecteur $H_{L,t}$, strictement équivalente à (2.13), faisant intervenir une erreur de filtrage a posteriori et un gain d'adaptation appelé gain de Kalman dual :

$$H_{L,t} = H_{L,t-1} - \tilde{C}_{L,t} \varepsilon_{L,t} \quad (2.16)$$

avec

$$\varepsilon_{L,t} = y_t - H_{L,t}^T X_{L,t} \quad (2.17)$$

$$\tilde{C}_{L,t} = -\lambda^{-1} R_{L,t-1}^{-1} X_{L,t} \quad (2.18)$$

Où $\varepsilon_{L,t}$ donnée par l'expression (2.17) désigne l'erreur de filtrage a posteriori (calculée après la mise à jour du filtre) et $\tilde{C}_{L,t}$ donnée par l'expression (2.18) désigne le gain de Kalman dual.

L'algorithme (2.16) ne peut être appliqué tel quel car l'adaptation et le filtrage ne peuvent être réalisés en même temps. Comme nous allons le voir par la suite, l'un des avantages des algorithmes MCR est que les erreurs a posteriori se calculent à partir des erreurs a priori avant l'opération d'adaptation.

Pour cela, on exploite certaines propriétés d'invariance par décalage du vecteur signal d'entrée étendu à l'ordre $L+1$:

$$X_{L,t} = \begin{bmatrix} x_t \\ X_{L,t-1} \end{bmatrix} \quad (2.19i)$$

$$X_{L,t} = \begin{bmatrix} X_{L,t} \\ x_{t-L} \end{bmatrix} \quad (2.19ii)$$

Ces deux formes du vecteur signal permettent de définir deux matrices d'autocorrélation d'ordre $(L+1)$ partitionnées

La première qui correspond au vecteur (2.19i) s'écrit :

$$\begin{aligned} R_{L+1,t} &= \sum_{i=1}^t \lambda^{t-i} X_{L+1,i} X_{L+1,i}^T = \sum_{i=1}^t \lambda^{t-i} \begin{bmatrix} x_i \\ X_{L,i-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i & X_{L,i-1}^T \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} P_{0,t}^a & P_{L,t}^{aT} \\ P_{L,t}^a & R_{L,t-1} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2.20i)$$

avec

$$\begin{aligned} P_{0,t}^a &= \sum_{i=1}^t \lambda^{t-i} x_i^2 \\ P_{L,t}^a &= \sum_{i=1}^t \lambda^{t-i} x_i X_{L,i} = \lambda P_{L,t-1}^a + x_t X_{L,t-1} \end{aligned}$$

Où l'exposant a, désigne une variable aller.

La deuxième, qui correspond au vecteur (2.19ii) s'écrit :

$$\begin{aligned}
 R_{L+1,t} &= \sum_{i=1}^t \lambda^{t-i} \begin{bmatrix} X_{L,i} \\ x_{i-L} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_{L,i}^T & x_{i-L} \end{bmatrix} \\
 &= \begin{bmatrix} R_{L,t} & P_{L,t}^r \\ P_{L,t}^{rT} & P_{0,t}^r \end{bmatrix}
 \end{aligned} \tag{2.20ii}$$

avec

$$\begin{aligned}
 P_{0,t}^r &= \sum_{i=1}^t \lambda^{t-i} x_{i-L}^2 \\
 P_{L,t}^r &= \sum_{i=1}^t \lambda^{t-i} x_{i-L} X_{L,i} = \lambda P_{L,t-1}^r + x_{t-L} X_{L,t}
 \end{aligned}$$

Où l'exposant r, désigne une variable retour.

Le but des algorithmes MCR est de propager un vecteur gain. Le calcul du gain de Kalman (2.14) ou du gain de Kalman dual (2.18) fait intervenir l'inverse de la matrice d'autocorrélation à court terme.

Pour réaliser cette inversion, on utilise le lemme d'inversion d'une matrice partitionnée [17]. Si M désigne une matrice partitionnée :

$$M = \begin{bmatrix} M_1 & M_2 \\ M_3 & M_4 \end{bmatrix}$$

L'inverse de cette matrice M s'écrit de manière générale (on suppose la compatibilité des dimensions et l'existence des inverses de certaines matrices de M).

$$M^{-1} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & M_4^{-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} I \\ -M_4^{-1} M_3 \end{bmatrix} (M_1 - M_2 M_4^{-1} M_3)^{-1} \begin{bmatrix} I & -M_2 M_4^{-1} \end{bmatrix} \tag{2.21i}$$

ou

$$M^{-1} = \begin{bmatrix} M_1^{-1} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -M_1^{-1}M_2 \\ I \end{bmatrix} (M_4 - M_3M_1^{-1}M_2)^{-1} [-M_3 \cdot M_1^{-1} \ I] \quad (2.21ii)$$

En utilisant la forme (2.21i) pour inverser la matrice (2.20i) et la forme (2.21ii) pour inverser la matrice (3.20ii), on aura les expressions suivantes :

$$R_{L+1,t}^{-1} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & R_{L,t-1}^{-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ -R_{L,t-1}^{-1}P_{L,t}^a \end{bmatrix} (P_{0,t}^a - P_{L,t}^{aT}R_{L,t-1}^{-1}P_{L,t}^a)^{-1} [1 - P_{L,t}^{aT}R_{L,t-1}^{-1}] \quad (2.22i)$$

$$R_{L+1,t}^{-1} = \begin{bmatrix} R_{L,t}^{-1} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -R_{L,t}^{-1}P_{L,t}^r \\ 1 \end{bmatrix} (P_{0,t}^r - P_{L,t}^{rT}R_{L,t}^{-1}P_{L,t}^r)^{-1} [-P_{L,t}^{rT}R_{L,t}^{-1} \ 1] \quad (2.22ii)$$

La forme (2.22i) fait apparaître un prédicteur aller optimal au sens des moindres carrés (le terme aller désigne, la modélisation de l'échantillon x_t par une combinaison linéaire de son passé) :

$$a_{L,t} = R_{L,t-1}^{-1}P_{L,t}^a \quad (2.23)$$

Ce vecteur peut être obtenu en minimisant le critère des moindres carrés suivants :

$$J_{L,t}^a = \sum_{i=1}^t \lambda^{t-i} (x_i - a_{L,t}^T X_{L,i-1})^2 \quad (2.24)$$

Les versions récursives du prédicteur aller (2.23) faisant intervenir soit le gain de Kalman (2.14), soit le gain de Kalman dual (2.18), s'obtiennent de la même façon que les versions récursives (2.13) et (2.16) du filtre transverse $H_{L,t}$:

$$a_{L,t} = a_{L,t-1} - C_{L,t-1} \bar{e}_{L,t} \quad (2.25i)$$

$$a_{L,t} = a_{L,t-1} - \tilde{C}_{L,t-1} e_{L,t} \quad (2.25ii)$$

Où $\bar{e}_{L,t}$ et $e_{L,t}$ désignent respectivement l'erreur de prédiction aller a priori et l'erreur de prédiction aller a posteriori, qui sont données par :

$$\bar{e}_{L,t} = x_t - a_{L,t-1}^T X_{L,t-1} \quad (2.26i)$$

$$e_{L,t} = x_t - a_{L,t}^T X_{L,t-1} \quad (2.26ii)$$

De la même façon, la forme (2.22ii) fait apparaître un prédicteur retour optimal au sens des moindres carrés (le terme retour désigne la modélisation de l'échantillon x_{t-L} par une combinaison linéaire des échantillons futurs) :

$$b_{L,t} = R_{L,t}^{-1} P_{L,t}^r \quad (2.27)$$

Ce vecteur peut être obtenu en minimisant le critère des moindres carrés suivant :

$$J_{L,t}^r = \sum_{i=1}^t \lambda^{t-i} (x_{i-L} - b_{L,t}^T X_{L,i})^2 \quad (2.28)$$

Les versions récursives de $b_{L,t}$, s'obtiennent en substituant dans la solution (2.27) des versions récursives de $R_{N,t}$ et de $P_{L,t}^r$. Elles s'écrivent :

$$b_{L,t} = b_{L,t-1} - C_{L,t} \bar{r}_{L,t} \quad (2.29i)$$

$$b_{L,t} = b_{L,t-1} - \tilde{C}_{L,t} r_{L,t} \quad (2.29ii)$$

Où $\bar{r}_{L,t}$ et $r_{L,t}$ désignent respectivement l'erreur de prédiction retour a priori et l'erreur de prédiction retour a posteriori, qui sont données par :

$$\bar{r}_{L,t} = x_{t-L} - b_{L,t-1}^T X_{L,t} \quad (2.30i)$$

$$r_{L,t} = x_{t-L} - b_{L,t}^T X_{L,t} \quad (2.30ii)$$

Les termes entre parenthèses dans les expressions (2.22i) et (2.22ii) représentent respectivement les variances des erreurs de prédiction aller et retour (minima des critères (2.24) et (2.28)).

Leurs versions récursives s'écrivent [17] :

$$\alpha_{L,t} = \lambda \cdot \alpha_{L,t-1} + \bar{e}_{L,t} e_{L,t} \quad (2.31)$$

$$\beta_{L,t} = \lambda \cdot \beta_{L,t-1} + \bar{r}_{L,t} r_{L,t} \quad (2.32)$$

Où $\alpha_{L,t}$ désigne la variance des erreurs de prédiction aller et $\beta_{L,t}$ désigne la variance des erreurs de prédiction retour.

Les équations qui vont permettre de propager les gains de Kalman d'ordre (L+1) s'obtiennent en multipliant à droite les expressions (2.22i) et (2.22ii) par le vecteur $[-X_{L+1,t}]$ convenablement partitionné :

$$C_{L+1,t} = \begin{bmatrix} 0 \\ C_{L,t-1} \end{bmatrix} - \frac{e_{L,t}}{\alpha_{L,t}} \begin{bmatrix} 1 \\ -a_{L,t} \end{bmatrix} \quad (2.33i)$$

$$C_{L+1,t} = \begin{bmatrix} C_{L,t} \\ 0 \end{bmatrix} - \frac{r_{L,t}}{\beta_{L,t}} \begin{bmatrix} -b_{L,t} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2.33ii)$$

De la même façon en multipliant à droite les expressions (2.22i) et (2.22ii) prises aux instants t -1 par $[-\lambda^{-1} X_{L+1,t}]$ convenablement partitionné, on obtient les deux expressions du gain de Kalman dual d'ordre L+1 :

$$\tilde{C}_{L+1,t} = \begin{bmatrix} 0 \\ \tilde{C}_{L,t-1} \end{bmatrix} - \frac{\bar{e}_{L,t}}{\lambda \alpha_{L,t-1}} \begin{bmatrix} 1 \\ -a_{L,t-1} \end{bmatrix} \quad (2.34i)$$

$$\tilde{C}_{L+1,t} = \begin{bmatrix} \tilde{C}_{L,t} \\ 0 \end{bmatrix} - \frac{\bar{r}_{L,t}}{\lambda \beta_{L,t-1}} \begin{bmatrix} -b_{L,t-1} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2.34ii)$$

Il faut noter que les expressions (2.33) et (2.34) font apparaître des erreurs de prédiction qui peuvent être calculées, sans les relations de convolutions (2.26) et (2.30), si on dispose de la première ou de la (L+1)ième composante du gain de Kalman ou du gain de Kalman dual :

$$e_{L,t} = -\alpha_{L,t} C_{L+1,t}^1 \quad (2.35i)$$

$$\bar{e}_{L,t} = -\lambda \alpha_{L,t-1} \tilde{C}_{L+1,t}^1 \quad (2.35ii)$$

$$r_{L,t} = -\beta_{L,t} C_{L+1,t}^{L+1} \quad (2.36i)$$

$$\bar{r}_{L,t} = -\lambda \beta_{L,t-1} \tilde{C}_{L+1,t}^{L+1} \quad (2.36ii)$$

Par ailleurs, parmi les relations qui permettent de réduire la complexité dans les algorithmes, on trouve les relations qui lient les erreurs a priori aux erreurs a posteriori. Pour voir cela, il suffit de prendre par exemple l'erreur de filtrage a posteriori (2.17) et remplacer le filtre $H_{L,t}$ par son équation d'adaptation (2.13) il vient :

$$\varepsilon_{L,t} = \bar{\varepsilon}_{L,t} \left(\mathbf{1} + C_{L,t}^T X_{L,t} \right) \quad (2.37)$$

Le terme entre parenthèse dans cette expression définit ce que l'on appelle la variable de vraisemblance

$$\gamma_{L,t} = 1 + C_{L,t}^T X_{L,t} = 1 - X_{L,t}^T R_{L,t}^{-1} X_{L,t} \quad (2.38)$$

En théorie, la matrice $R_{L,t}$ et son inverse sont définis positifs. La variable $\gamma_{L,t}$ sera donc comprise entre 0 et 1 pour un fonctionnement normal de l'algorithme.

De la même façon, on obtient les relations entre les erreurs de prédiction a priori et a posteriori

$$e_{L,t} = \gamma_{L,t-1} \bar{e}_{L,t} \quad (2.39)$$

$$\bar{r}_{L,t} = \gamma_{L,t} \bar{r}_{L,t} \quad (2.40)$$

D'autre part, les équations de mise à jour des vecteurs $H_{L,t}$, $a_{L,t}$ et $b_{L,t}$ utilisant soit les erreurs a priori, soit les erreurs a posteriori, sont strictement équivalentes. Ceci conduit, en égalant deux d'entre elles, à la relation qui lie le gain de Kalman et le gain de Kalman dual :

$$C_{L,t} = \gamma_{L,t} \tilde{C}_{L,t} \quad (2.41)$$

En substituant cette relation dans (2.38) on obtient la relation suivante :

$$\gamma_{L,t} = \frac{1}{1 - \tilde{C}_{L,t}^T X_{L,t}} \quad (2.42)$$

Enfin, au lieu d'utiliser les définitions (2.38) ou (2.42) de la variable de vraisemblance, on utilise des versions plus rapides pour réduire la complexité. Ceci s'obtient en appliquant à la définition (2.38) les formes (2.33).

En multipliant (2.33i) à gauche par le vecteur $[x_t \ X_{L,t-1}^T]$, on trouve l'expression de la variable de vraisemblance d'ordre $L+1$:

$$\gamma_{L+1,t} = \frac{\lambda \alpha_{L,t-1}}{\alpha_{L,t}} \gamma_{L,t-1} \quad (2.43)$$

De la même manière, en multipliant (2.33ii) à gauche par le vecteur $[X_{L,t}^T \ x_{t-L}]$ il vient:

$$\gamma_{L+1,t} = \frac{\lambda \beta_{L,t-1}}{\beta_{L,t}} \gamma_{L,t} \quad (2.44)$$

et si on pose

$$\theta_{L,t} = \frac{\lambda \beta_{L,t-1}}{\beta_{L,t}} \quad (2.45)$$

et en manipulant les expressions (2.32) et (2.36) on aura d'autre formes d'écritures :

$$\begin{aligned} \theta_{L,t} &= 1 + \bar{r}_{L,t} C_{L+1,t}^{L+1} \\ &= 1 + \bar{r}_{L,t} \gamma_{L+1,t} \tilde{C}_{L+1,t}^{L+1} \end{aligned} \quad (2.45i)$$

On calcule alors la variable de vraisemblance d'ordre L par la relation suivante :

$$\gamma_{L,t} = \frac{\gamma_{L+1,t}}{\theta_{L,t}} \quad (2.46)$$

On montre aussi, en utilisant l'expression (2.15), la définition de la variable de vraisemblance (2.38), la propriété $\det[I+XY] = \det [I+YX]$ (det: déterminant d'une matrice) et les liens entre les déterminants des matrices $R_{L+1,t}$ et $R_{L,t}$ que la variable de vraisemblance peut se mettre sous la forme suivante [17] :

$$\begin{aligned} \gamma_{L,t} &= \lambda^L \frac{\det[R_{L,t-1}]}{\det[R_{L,t}]} \\ &= \lambda^L \frac{\beta_{L,t}}{\alpha_{L,t}} \end{aligned} \quad (2.47)$$

2.4 Algorithme FTF 7L

A partir du paragraphe précédent (2.3.2.2), un grand nombre d'algorithmes peuvent être obtenus. Tous ces algorithmes sont théoriquement équivalents et calculent la solution des moindres carrés avec un nombre de multiplications proportionnelles à l'ordre L . Les algorithmes des MCR les plus rapides se caractérisent par le gain de Kalman dual et font intervenir les erreurs a posteriori calculées de manière simple à partir des erreurs a priori. Leur complexité arithmétique est de l'ordre de $7L$ multiplications par échantillons.

Une version obtenue par [18], appelé FTF (Fast Transversal Filter), propage la variable de vraisemblance $\gamma_{L,t}$, et le gain de Kalman dual. Cet algorithme FTF 7L est résumé dans la table 2.1 ($7L$ pour la complexité).

<p>variables disponibles à l'instant t</p> $a_{L,t-1}; b_{L,t-1}; \tilde{C}_{L,t-1}; \gamma_{L,t-1}; \alpha_{L,t-1}; \beta_{L,t-1}; H_{L,t-1}$ <p>nouvelles informations</p> $x_t \text{ et } x_{t-L}$
<p>modélisation de x_t et x_{t-L}</p> $\bar{e}_{L,t} = x_t - a_{L,t-1}^T X_{L,t-1}$ $\alpha_{L,t} = \lambda \alpha_{L,t-1} + \gamma_{L,t-1} \bar{e}_{L,t}^2$ $\gamma_{L+1,t} = \frac{\lambda \alpha_{L,t-1}}{\alpha_{L,t}} \gamma_{L,t-1}$ $\tilde{C}_{L+1,t} = \begin{bmatrix} 0 \\ \tilde{C}_{L,t-1} \end{bmatrix} - \frac{\bar{e}_{L,t}}{\lambda \alpha_{L,t-1}} \begin{bmatrix} 1 \\ -a_{L,t-1} \end{bmatrix}$ $a_{L,t} = a_{L,t-1} - \bar{e}_{L,t} \gamma_{L,t-1} \tilde{C}_{L,t-1}$ $\bar{r}_{L,t} = -\lambda \beta_{L,t-1} \tilde{C}_{L+1,t}^{L+1}$ $\gamma_{L,t} = \frac{\gamma_{L+1,t}}{1 + \gamma_{L+1,t} \bar{r}_{L,t} \tilde{C}_{L+1,t}^{L+1}}$ $\begin{bmatrix} \tilde{C}_{L,t} \\ 0 \end{bmatrix} = \tilde{C}_{L+1,t} - \tilde{C}_{L+1,t}^{L+1} \begin{bmatrix} -b_{L,t-1} \\ 1 \end{bmatrix}$ $b_{L,t} = b_{L,t-1} - \bar{r}_{L,t} \gamma_{L,t} \tilde{C}_{L,t}$ $\beta_{L,t} = \lambda \beta_{L,t-1} + \gamma_{L,t} \bar{r}_{L,t}^2$
<p>filtrage de y_t</p> $\bar{\varepsilon}_{L,t} = y_t - H_{L,t-1}^T X_{L,t}$ $H_{L,t} = H_{L,t-1} - \bar{\varepsilon}_{L,t} \gamma_{L,t} \tilde{C}_{L,t}$

Table 2.1: Algorithme FTF 7L

2.5 Stabilisation numérique de l'algorithme FTF7L

Il est bien connu que l'efficacité en complexité de calcul des algorithmes des moindres carrés transversaux rapides (FTF) est payée par une dégradation importante de leurs propriétés numériques.

Les erreurs numériques se propagent d'une manière non bornée au cours du temps, pour un facteur d'oubli inférieur à 1, ce qui conduit à une solution instable à plus au moins long terme. Des efforts importants ont été fait pour expliquer l'origine de cette instabilité numérique.

Plusieurs méthodes ont été proposées pour combattre le problème de l'instabilité numérique [19],[20].

En ce qui concerne l'algorithme FTF7L, nous avons utilisé la version de stabilisation de base qui a été proposé en [7].

Cette dernière qui est basées sur la rétroaction des erreurs numériques dans le calcul des variables de prédiction rétrogrades est donnée par les équations suivantes :

La variable « indicateur de divergence $\xi_{L,t}$ » est choisi et donnée par la relation suivante :

$$\xi_{L,t} = \bar{r}_{L,t}^{conv} - \bar{r}_{L,t}^{f_0} \quad (2.48)$$

avec

$$\bar{r}_{L,t}^{conv} = x_{t-L} - b_{L,t-1}^T X_{L,t} \quad (2.49)$$

$$\bar{r}_{L,t}^{f_0} = -\lambda \beta_{L,t-1} \tilde{C}_{L+1,t}^{L+1} \quad (2.50)$$

Pour assurer la stabilité de l'algorithme, il faut satisfaire la condition suivante [7].

$$\lambda > 1 - \frac{1}{2L + 3.5} \quad (2.51)$$

2.6 Initialisation de l'algorithme FTF 7L

Dans le cas de la fenêtre antérieure, les algorithmes MCR supposent que les signaux x_t et y_t sont nuls avant l'instant initial $t = 0$. Par conséquent, les erreurs de prédiction retour et le prédicteur retour doivent être nuls avant l'instant $t = L$.

pour $t = 0$

$$\begin{aligned} a_{L,t} &= 0_L^\downarrow ; \tilde{C}_{L,t} = 0_L^\downarrow ; \\ \bar{e}_{L,t} &= 0 ; \alpha_{L,t} = E_0 \lambda^L ; \beta_{L,t} = E_0 ; \gamma_{L,t} = 1 \\ H_{L,t} &= H_{L,0} \end{aligned}$$

$H_{L,0}$: vecteur arbitraire

pour $t < L$

$$b_{L,t} = 0_L^\downarrow$$

$$\bar{r}_{L,t} = 0$$

La constante E_0 (strictement positive) est la seule qui doit être convenablement choisie. Pendant les premières itérations, les valeurs prises par les variables internes de l'algorithme sont étroitement liées au choix de la constante E_0 .

En pratique, il faut assurer le démarrage de l'algorithme on pourra choisir par exemple la constante E_0 qui vérifie l'inégalité suivante [18] :

$$E_0 \geq \frac{L}{100} \sigma_x^2$$

Où σ_x^2 est l'énergie du signal x_t .

Des valeurs de E_0 assurant le bon fonctionnement initial sont données par [21].

2.7 Algorithme FNTF12N2L

L'algorithme FNTF12N2L peut être considéré comme une version stochastique de l'algorithme de Newton qui cherche itérativement la solution H_{opt} de l'équation $\nabla J(t, H(t)) = 0_L$ (0_L est le vecteur nul de taille L). Le critère J minimisé est pondéré (avec préférençage) dans le cas du FNTF12N2L :

$$J(t) = \sum_{i=1}^t \lambda^{t-i} (y(i) - H^T(t)X(i))^2. \quad (2.52)$$

Dans le cas du FNTF12N2L, le signal $X(i)$ est un processus AR d'ordre L , on notera que cette dernière hypothèse est utilisée explicitement dans les formes transverses rapides des moindres carrés qui mettent en œuvre des prédicteurs d'ordre L . L'idée de base de la nouvelle famille des algorithmes de Newton est que si

le signal d'entrée peut être modélisé comme un processus AR d'ordre N inférieur à L, alors on peut construire une approximation optimale de la matrice de covariance $R_L(t)$ d'ordre L par un mécanisme d'extrapolation simple à partir des N premières valeurs de la covariance estimée de l'entrée.

Il en résulte que la mise à jour du gain de Kalman de taille L peut être obtenue à partir des prédicteurs d'ordre N et une partie d'extrapolation qui permet d'obtenir un gain de kalman de l'ordre de celui du filtre adaptatif. Ceci conduit à une importante réduction du volume des calculs lorsque N est très inférieur à L.

La matrice de covariance extrapolée est associée aux prédicteurs aller et retour d'ordre L dont N composantes seulement sont non nulles et égales à celles des prédicteurs associés au problème de prédiction optimale d'ordre N.

Les variances des erreurs de prédiction d'ordre L, sont identiques à celles d'ordre N. Ceci est traduit par les équations suivantes :

$$a_{L,t} = \begin{bmatrix} a_{N,t} \\ 0_{L-N} \end{bmatrix} \quad (2.53a) \quad \alpha_{L,t} = \alpha_{N,t} \quad (2.53b)$$

$$b_{L,t} = \begin{bmatrix} 0_{L-N} \\ b_{N,t_D} \end{bmatrix} \quad (2.54a) \quad \beta_{L,t} = \beta_{N,t_D} \quad (2.54b)$$

Où 0_{L-N} est le vecteur nul de taille L-N.

On notera qu'un retard intervient dans l'observation des variables de prédiction retour, en effet $t_D = t - L + N$. Ceci est le caractère non stationnaire de la covariance qui est estimée à partir des données courantes. On note que l'algorithme FNTF propage le gain de Kalman dual défini par :

$$\tilde{C}_{L,t} = -\frac{1}{\lambda} \bar{R}_L^{-1}(t-1)X(t) = \frac{1}{\gamma_{L,t}} C_{L,t}. \quad (2.55)$$

Où $\gamma_{L,t}$ est la variable de vraisemblance.

Si on remplace les prédicteurs d'ordre L du FTF par les prédicteurs tronqués (2.53a) et (2.54a), on obtient les équations suivantes pour la mise à jour du gain de Kalman dual :

$$\tilde{\mathbf{C}}_{L+1,t} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \tilde{\mathbf{C}}_{L,t-1} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{S}}_{N+1,t} \\ \mathbf{0}_{L-N} \end{bmatrix} \quad (2.56)$$

$$\begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{C}}_{L,t} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} = \tilde{\mathbf{C}}_{L+1,t} - \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{L-N} \\ \tilde{\mathbf{U}}_{N+1,t_d} \end{bmatrix} \quad (2.57)$$

La mise à jour de la variable de vraisemblance extrapolée d'ordre L qui intervient dans l'équation de mise à jour du filtre par l'intermédiaire de (2.56) est obtenu par :

$$\delta_{L,t} = \delta_{L,t-1} + \tilde{\mathbf{S}}_{N+1,t}^1 \bar{\mathbf{e}}_{N,t} + \tilde{\mathbf{U}}_{N+1,t_D}^{N+1} \bar{\mathbf{r}}_{N,t_D} \quad (2.58)$$

$$\gamma_{L,t} = \frac{1}{1 - \delta_L(t)} \quad (2.59)$$

Les vecteurs $\tilde{\mathbf{S}}_{N+1,t}$ et $\tilde{\mathbf{U}}_{N+1,t_D}$ ainsi que les erreurs de prédiction directe et retour sont fournies par la partie prédiction de l'algorithme FTF d'ordre N. Cela nous permet d'avoir un algorithme appelé FNTF12N2L [17] qui comporte deux parties de prédictions d'ordre N extraites de l'algorithme FTF, l'une utilisant les données disponibles à l'instant t et l'autre les données retardées disponibles à l'instant t_D .

2.8 Initialisation de l'algorithme FNTF12N2L

L'initialisation de l'algorithme FNTF12N2L suit la procédure optimale adaptée au préfenêtrage. Les prédicteurs $a_{N,0}, b_{N,0}, a_{N,-L+N}, b_{N,-L+N}$ et le gain de Kalman dual $\tilde{C}_{N,0}, \tilde{C}_{N,-L+N}, \tilde{C}_{L,0}$ sont mis à zéro, tandis que les variables de vraisemblances $\gamma_{N,0}, \gamma_{N,-L+N}, \gamma_{L,t}$ sont mis à un. La table 2.2 résume l'initialisation des variances des erreurs des prédictions

$\alpha_{L,0} = \lambda^L e_0$
$\beta_{L,0} = \lambda^{L-N} e_0$
$\alpha_{L,-L+N} = \lambda^N e_0$
$\beta_{N,-L+N} = e_0$

Table 2.2 : Initialisation des variances des erreurs de prédiction

Où e_0 est une estimation a priori de la variance σ_x^2 de l'entrée.

2.9 Stabilisation numérique de l'algorithme FNTF12N2L

Pour stabiliser l'algorithme de filtrage adaptatif FNTF, nous avons utilisé une technique de stabilisation numérique qui a été proposée dans [7], cette dernière est basée sur la rétroaction des erreurs numériques dans le calcul de l'erreur de prédiction retour. Cette méthode est basée sur les équations suivantes:

$$\xi_{N,t} = \bar{r}_{N,t}^{conv} - \bar{r}_{N,t}^{f_0}$$

avec

$$\begin{aligned} \bar{r}_{N,t}^{conv} &= x_{t-N} - b_{N,t-1}^T X_{N,t} \\ \bar{r}_{N,t}^{f_0} &= -\lambda \beta_{N,t-1} \tilde{C}_{N+1,t}^{N+1} \end{aligned}$$

Les équations qui permettent la stabilité de l'algorithme FNTF sont repérées dans la table 2.3 par (S1,S2,S3).

Cet algorithme (FNTF12N2L), nécessite $12N+2L$ multiplications (en négligeant les opérations sur les scalaires), soit un gain théorique en complexité de

l'ordre d'un facteur 4 sur le FTF lorsque $N \ll L$, la complexité théorique est donc approximativement celle du NLMS.

Partie de prédiction de l'algorithme FNTF12N2L à l'instant t.

Les équations repérées (S1, S2, S3) correspondent à la technique de stabilisation numérique [22], [23]. On pose

$X_{N,t} = [x_t, x_{t-1} \dots x_{t-N+1}]^T$; $\tilde{C}_N, \tilde{C}_{N+1}$: intermédiaire de calcul.

$$\begin{aligned}
 \bar{e}_{N,t} &= x_t - a_{N,t-1}^T X_{N,t-1} \\
 e_{N,t} &= \gamma_{N,t-1} \bar{e}_{N,t} \\
 \alpha_{N,t} &= \lambda \alpha_{N,t-1} + \bar{e}_{N,t} e_{N,t} \\
 \gamma_{N+1,t} &= \frac{\lambda \alpha_{N,t-1}}{\alpha_{N,t}} \gamma_{N,t-1} \\
 \tilde{S}_{N+1,t} &= \frac{\bar{e}_{N,t}}{\lambda \alpha_{N,t-1}} \begin{bmatrix} 1 \\ -a_{N,t-1} \end{bmatrix} \\
 \tilde{C}_{N+1,t} &= \begin{bmatrix} 0 \\ \tilde{C}_{N,t-1} \end{bmatrix} - \tilde{S}_{N+1,t} \\
 a_{N,t} &= a_{N,t-1} - e_{N,t} \tilde{C}_{N,t-1} \\
 \bar{r}_{N,t}^{conv} &= x_{t-N} - b_{N,t-1}^T X_{N,t} & (S1) \\
 \xi_{N,t} &= \bar{r}_{N,t}^{conv} + \lambda \beta_{N,t-1} \tilde{C}_{N+1,t}^{N+1} & (S2) \\
 \bar{r}_{N,t} &= \bar{r}_{N,t}^{conv} + \xi_{N,t} & (S3) \\
 \gamma_{N,t} &= \frac{\gamma_{N+1,t}}{1 + \gamma_{N+1,t} \bar{r}_{N,t} \tilde{C}_{N+1,t}^{N+1}} \\
 r_{N,t} &= \gamma_{N,t} \bar{r}_{N,t} \\
 \tilde{U}_{N+1,t} &= \tilde{C}_{N+1,t}^{N+1} \begin{bmatrix} -b_{N,t-1} \\ 1 \end{bmatrix} \\
 \begin{bmatrix} \tilde{C}_{N,t} \\ 0 \end{bmatrix} &= \tilde{C}_{N+1,t} - \tilde{U}_{N+1,t} \\
 b_{N,t} &= b_{N,t-1} - r_{N,t} \tilde{C}_{N,t} \\
 \beta_{N,t} &= \lambda \beta_{N,t-1} + \bar{r}_{N,t} r_{N,t}
 \end{aligned}$$

Table 2.3: Partie de prédiction de l'algorithme FTF12N2L à l'instant t.

2.10 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 transversaux rapides FTF et de type Newton FNTF. Dans le prochain chapitre nous allons présenter les équations de ces algorithmes dans le contexte bi-voie.

CHAPITRE 3

PRESENTATION DES ALGORITHMES NLMS ET FTF BI-VOIE ET PROPOSITION D'UNE NOUVELLE VERSION BI-VOIE DE L'ALGORITHME FNTF.

3.1 Introduction

Dans les salles de téléconférence où la prise du son « mains libres » est utilisée, un écho acoustique apparaît. Cet écho acoustique est gênant pour les locuteurs. On applique alors un système d'annulation d'écho. Le principe général de l'annulation d'écho consiste à modéliser, à l'aide d'un filtre linéaire de longueur finie, le canal acoustique entre le haut-parleur et le microphone de la salle considérée. Ce filtre est gouverné par un algorithme adaptatif. Dans ce modèle, si le filtre adaptatif modélise parfaitement le canal acoustique, l'erreur de filtrage est nulle et il n'y a plus d'écho acoustique. Plus les conditions s'éloignent du modèle exposé précédemment et plus les performances de l'algorithme se dégradent. Il y aura donc toujours une erreur de filtrage (appelée erreur résiduelle). Cette erreur résiduelle, à un certain niveau d'écoute, n'est pas gênante et elle permet au locuteur qui se situe dans la salle distante où le son est capté, d'avoir une perception de l'ambiance sonore dans la salle de diffusion du son. C'est ce principe que nous appliquons aux salles de téléconférence avec une prise et restitution du son stéréophonique. Dans ce contexte, nous présentons sur la figure 3.1 le phénomène de l'écho acoustique.

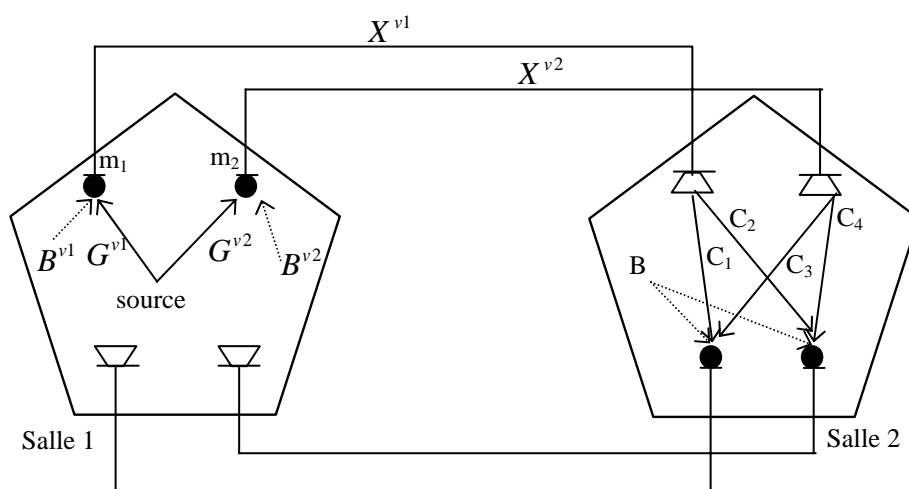


Figure 3.1 : Modélisation de l'écho acoustique avec une prise et restitution du son sur deux voies.

On considère ici la situation où les signaux diffusés dans la salle locale (X^{v1} et X^{v2} sur la figure 3.1) sont issus d'une source transmise à travers deux canaux acoustiques modélisés par deux réponses impulsionnelles G^{v1} et G^{v2} . A ces deux signaux, s'ajoutent des composantes bruitées, B^{v1} et B^{v2} , capté en même temps que les signaux issus de la source dans la salle distante. Le bruit de la salle distante, qui n'est jamais pris en compte comme dans le cas mono-voie, est une composante fondamentale dans notre problématique bi-voie. Les signaux X^{v1} et X^{v2} sont ensuite diffusés dans la salle locale à travers les canaux acoustiques modélisés par les quatre réponses impulsionnelles C_1, C_2, C_3 et C_4 . Les signaux obtenus, auxquels s'ajoute le bruit ambiant de la salle ou de la parole locale (B sur la figure 3.1), sont captés par les microphones de la salle locale. Ils sont ensuite réémis dans la salle distante et sont donc à l'origine de l'écho stéréophonique.

3.2 Présentation de la problématique

A partir du modèle présenté sur la figure 3.1, la structure la plus simple à mettre en œuvre pour annuler l'écho consiste à reproduire la modélisation des canaux acoustiques de la salle de restitution du son comme en mono-voie. Cette structure a été proposée la première fois dans [24], nous l'appelons « structure générale » (représentée sur la figure 3.2). Par simplicité, nous ne représentons que la structure d'annulation d'écho appliquée à un signal microphonique, la même structure est appliquée au deuxième signal monophonique.

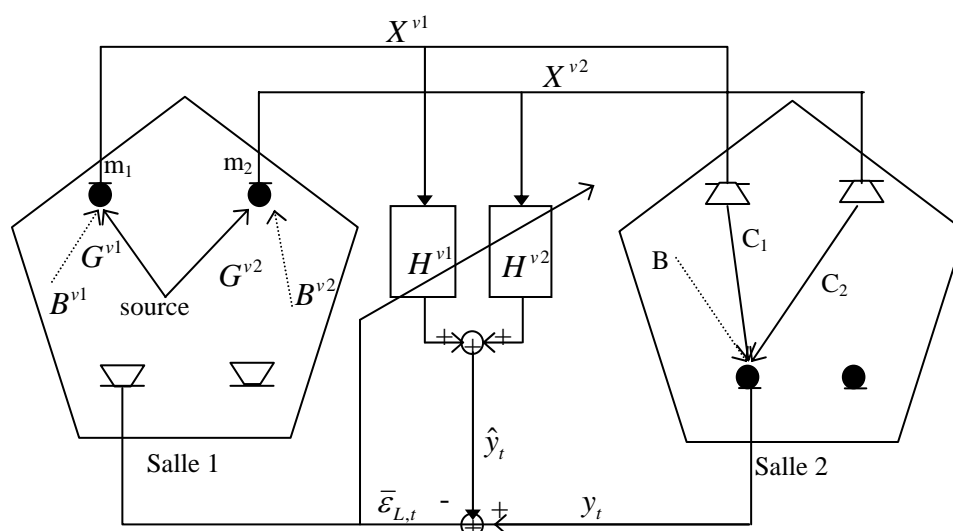


Figure 3.2 : Structure générale d'annulation d'écho stéréophonique

La « structure générale » est optimale dans le sens où si les filtres H^{v1} et H^{v2} identifient les canaux C^{v1} et C^{v2} , alors l'écho est supprimé et l'erreur résiduelle est équivalente au bruit B . Dans la structure présentée, l'erreur de filtrage s'écrit, et ceci quel que soit l'algorithme utilisé pour mettre à jour les filtres H^{v1} et H^{v2} comme suit :

$$\bar{\varepsilon}_{L,t} = y_t - H^{v1T}_{L,t-1} X^{v1}_{L,t} - H^{v2T}_{L,t-1} X^{v2}_{L,t}$$

Où $X^{v1}_{L,t}$, $X^{v2}_{L,t}$, $H^{v1}_{L,t}$ et $H^{v2}_{L,t}$ sont les vecteurs de longueur L et

$$y_t = X^{v1}_{L,t}.C_1 + X^{v2}_{L,t}.C_2 + B$$

On peut remarquer que, comme les deux signaux d'entrée X^{v1} et X^{v2} sont deux versions filtrées du même signal source, un seul signal de référence peut suffire en théorie. Ceci est réalisable si, au moins, une des réponses impulsionnelles de la salle distante possède un inverse stable et de courte durée. En pratique, cette hypothèse n'est jamais vérifiée car les chemins multiples (correspondant aux réflexions sur les parois) créent des zéros en fréquence et des réponses de longueur infinie [24].

3.2.1 Obtention de la solution optimale de Wiener

Dans le cas de l'algorithme du gradient stochastique, l'erreur quadratique moyenne est calculée par l'approximation de la fonction coût du gradient déterministe suivante :

$$J_{L,t} = E\{\bar{\varepsilon}_{L,t}^2\}$$

Pour le critère des moindres carrés récursifs pondéré, la fonction coût s'écrit:

$$J_{L,t} = \sum_{i=0}^t w_i \bar{\varepsilon}_{L,i}^2$$

Où w_i est un facteur de pondération.

Nous développons les calculs pour le critère du gradient, la même technique est utilisée pour le critère des moindres carrés.

Soit la fonction coût $J_{L,t} = E\{\bar{\varepsilon}_{L,t}^2\}$, nous pouvons écrire (comme dans le cas mono-voie) la condition d'optimalité :

$$\frac{\partial J_{L,t}}{\partial H} = 0_{2L}$$

pour $H = H^{opt}$ où H est le vecteur regroupant les filtres H^{v1} et H^{v2} .

Le filtre H dans la « structure générale » a $2L$ composante et est écrit, par exemple :

$$H = \begin{pmatrix} H^{v1} \\ H^{v2} \end{pmatrix}$$

Or, la solution optimale « classique » est donnée par :

$$H^{opt} = \begin{pmatrix} C_1 \\ C_2 \end{pmatrix}$$

Où les deux filtres C_1 et C_2 sont a priori indépendants (c'est à dire correspondent à deux canaux acoustiques indépendants). Pour résoudre le problème dans sa généralité, il faut donc pouvoir modéliser $2L$ paramètres indépendants. Considérons les filtres H^{v1} et H^{v2} comme indépendants, nous pouvons écrire les deux dérivées partielles sous forme indépendantes :

$$\frac{\partial J_{L,t}}{\partial H} = 0_{2L} \Rightarrow \begin{cases} \frac{\partial J_{L,t}}{\partial H^{v1}} = 0_L \\ \frac{\partial J_{L,t}}{\partial H^{v2}} = 0_L \end{cases}$$

pour $H = H^{opt}$

$$\begin{aligned} \frac{\partial J_{L,t}}{\partial H^{v1}} &= \frac{\partial \bar{\varepsilon}_{L,t}^2}{\partial H^{v1}} = 2\bar{\varepsilon}_{L,t} \frac{\partial \bar{\varepsilon}_{L,t}}{\partial H^{v1}} \\ &= 2\bar{\varepsilon}_{L,t} \frac{\partial (y^{v1}_t - \hat{y}^{v1}_t)}{\partial H^{v1}} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= -2\bar{\varepsilon}_{L,t} \frac{\partial H^{v1T} X^{v1}}{\partial H^{v1}} \\
&= -2\bar{\varepsilon}_{L,t} X^{v1}
\end{aligned}$$

Or :

$$\begin{cases}
\frac{\partial J_{L,t}}{\partial H^{v1}} = -2E\{\bar{\varepsilon}_{L,t} X^{v1}\} \\
\frac{\partial J_{L,t}}{\partial H^{v2}} = -2E\{\bar{\varepsilon}_{L,t} X^{v2}\}
\end{cases}$$

Pour $H = H^{opt}$, nous obtenons le système de Wiener bi-voie.

$$E\{X^{v1} X^{v1T}\} H^{v1opt} + E\{X^{v1} X^{v2T}\} H^{v2opt} = E\{y_t X^{v1}\}$$

$$E\{X^{v2} X^{v1T}\} H^{v1opt} + E\{X^{v2} X^{v2T}\} H^{v2opt} = E\{y_t X^{v2}\}$$

Le système correspondant au critère des moindres carrés récursifs pondéré, peut être obtenu en substituant, dans les deux équations ci-dessus, les espérances mathématiques par des sommations pondérées.

Dans le chapitre précédent nous avons étudié deux grandes familles d'algorithmes d'annulation d'écho acoustique mono-voie, nous présentons pour le cas bi-voie les deux algorithmes proposées par [2]: l'algorithme du gradient stochastique NLMS et l'algorithme des moindres carrés transversaux rapides FTF. Dans ce même chapitre, nous proposons une nouvelle version bi-voie de l'algorithme FNTF qui est considéré comme une extension de sa version mono-voie au contexte bi-voie. On note que ces trois algorithmes sont appliqués à la « structure générale » définie dans ce chapitre.

3.3 Présentation des algorithmes NLMS et FTF bi-voie

Au premier lieu, il nous semble important de bien comprendre le comportement des algorithmes adaptatifs dans une situation générale, et ensuite, si besoin est, de simplifier la problématique en fonction de l'application. De même, nous

ne faisons aucune hypothèse, ni sur la transmission des signaux, ni sur la dépendance entre eux. Par conséquent, nous choisissons, pour notre étude, la structure générale. C'est à partir de cette structure que nous allons dériver et comparer par des simulations les algorithmes d'annulation d'écho bi-voie. (voir figure 3.2).

L'algorithme LMS bi-voie

L'algorithme LMS bi-voie se déduit directement de l'algorithme mono-voie. Les équations de cet algorithme ainsi que sa condition de stabilité sont représentées comme suit :

$$\bar{\varepsilon}_{L,t} = y_t - H^{v1T}_{L,t-1} X^{v1}_{L,t} - H^{v2T}_{L,t-1} X^{v2}_{L,t}$$

$$H^{v1}_{L,t} = H^{v1}_{L,t-1} + \mu^{v1} \bar{\varepsilon}_{L,t} X^{v1}_{L,t}$$

$$H^{v2}_{L,t} = H^{v2}_{L,t-1} + \mu^{v2} \bar{\varepsilon}_{L,t} X^{v2}_{L,t}$$

La condition nécessaire de stabilité en moyenne sur les pas d'adaptation est la suivante :

$$0 < \mu^{v1} < \frac{2}{L(\sigma_{x1}^2 + \sigma_{x2}^2)}$$

Avec $\sigma_{xi}^2 = E\{x^{vi}_t x^{vi}_t\}$ et $i \in \{1,2\}$

La condition de stabilité de l'algorithme LMS mono-voie est :

$$0 < \mu^{v1} < \frac{2}{L\sigma_{x1}^2}$$

Nous constatons que, le domaine de stabilité de l'algorithme LMS bi-voie est réduit par rapport au cas mono-voie. Or la vitesse de convergence est proportionnelle au pas d'adaptation. Ceci nous mène à dire que, l'algorithme LMS bi-voie a une vitesse de convergence plus lente que celle de l'algorithme LMS mono-voie.

3.3.1 L'algorithme NLMS bi-voie

L'algorithme NLMS est proposé dans [15], c'est une version améliorée de la version non normalisée. Les équations de l'algorithme LMS bi-voie sont modifiées comme suit :

$$\bar{\varepsilon}_{L,t} = y_t - H^{v1T} X^{v1}_{L,t-1} - H^{v2T} X^{v2}_{L,t-1}$$

$$H^{v1}_{L,t} = H^{v1}_{L,t-1} + \frac{\delta_1}{X^{v1T}_{L,t} X^{v1}_{L,t}} \bar{\varepsilon}^{v1}_{L,t} X^{v1}_{L,t}$$

$$H^{v2}_{L,t} = H^{v2}_{L,t-1} + \frac{\delta_2}{X^{v2T}_{L,t} X^{v2}_{L,t}} \bar{\varepsilon}^{v2}_{L,t} X^{v2}_{L,t}$$

La mise à jour des pas normalisés se fait usuellement par lissage exponentiel :

$$P_t^{xi} = wP_t^{xi}(t-1) + (1-w).(x_t^{vi})^2$$

avec $i \in \{1,2\}$ et w étant le facteur de lissage de l'énergie. Ce qui nous donne l'algorithme pratiquement utilisé :

$$H^{v1}_{L,t} = H^{v1}_{L,t-1} + \frac{\delta_1}{P^{v1}_{L,t}} \bar{\varepsilon}^{v1}_{L,t} X^{v1}_{L,t}$$

$$H^{v2}_{L,t} = H^{v2}_{L,t-1} + \frac{\delta_2}{P^{v2}_{L,t}} \bar{\varepsilon}^{v2}_{L,t} X^{v2}_{L,t}$$

On obtient l'algorithme NLMS bi-voie :

NLMS bi-voie
<p>1- Initialisation des variables :</p> $H^{v1}_{L,t} = H^{v1}_{1,0}, H^{v2}_{L,t} = H^{v2}_{2,0}, P_0^{xi} = E_0$ <p>w (facteur de lissage de l'énergie)</p> <p>δ_1, δ_2 (facteurs de pondération des équations adaptatives)</p>
<p>2- Mise à jour des puissances de normalisation :</p> $P_t^{xi} = wP_t^{xi}(t-1) + (1-w).(x_t^{vi})^2, \text{ avec } i \in \{1,2\}$
<p>3- L'erreur de filtrage :</p> $\bar{\varepsilon}_{L,t} = y_t - H^{v1T} X^{v1}_{L,t-1} - H^{v2T} X^{v2}_{L,t-1}$
<p>4- Adaptation du filtre :</p> $H^{v1}_{L,t} = H^{v1}_{L,t-1} + \frac{\delta_1}{P^{v1}_{L,t}} \bar{\varepsilon}^{v1}_{L,t} X^{v1}_{L,t}$ $H^{v2}_{L,t} = H^{v2}_{L,t-1} + \frac{\delta_2}{P^{v2}_{L,t}} \bar{\varepsilon}^{v2}_{L,t} X^{v2}_{L,t}$

Table 3.1 : L'algorithme NLMS_BV

3.3.1.1 Complexité de calcul de l'algorithme NLMS

L'algorithme NLMS bi-voie a une complexité de l'ordre de $4L$ multiplications et de 2 divisions, l'équation de calcul de l'erreur de filtrage nécessite $2L$ multiplications et les équations de mise à jour des filtres adaptatifs nécessitent $2L$ opérations de multiplications et 2 divisions. On rappelle que la complexité de l'algorithme NLMS mono-voie est de $2L$ multiplications et 1 division.

3.3.2 L'algorithme FTF bi-voie

Dans le chapitre 2, nous avons étudié les problèmes de l'inverse de la matrice de covariance des entrées dans un contexte mono-voie. Pour régler le problème d'instabilité numérique, nous avons utilisé la version de stabilisation de base qui a été proposé en [7]. Par conséquent, il est intéressant d'en examiner le comportement dans le cas bi-voie.

L'algorithme FTF bi-voie est résumé par la table 3.1 :

FTF bi-voie
<p>Initialisation des variables :</p> <p><i>Pour $t = 0$</i> $H^{v1}_{L,t} = H^{v1}_{L,0}; H^{v2}_{L,t} = H^{v2}_{L,0}$ $a^{v1}_{L,t} = 0^{\downarrow}_L; a^{v2}_{L,t} = 0^{\downarrow}_L; \tilde{C}^{v1}_{L,t} = 0^{\downarrow}_L; \tilde{C}^{v2}_{L,t} = 0^{\downarrow}_L$ $\bar{e}^{v1}_{L,t} = 0; \bar{e}^{v2}_{L,t} = 0; \alpha^{v1}_{L,t} = E_0 \lambda^L; \beta^{v1}_{L,t} = E_0; \gamma^{v1}_{L,t} = 1$ $\alpha^{v2}_{L,t} = E_0 \lambda^L; \beta^{v2}_{L,t} = E_0; \gamma^{v2}_{L,t} = 1$</p> <p><i>Pour $t < L$</i> $b^{v1}_{L,t} = 0^{\downarrow}_L; b^{v2}_{L,t} = 0^{\downarrow}_L$ $\bar{r}^{v1}_{L,t} = 0; \bar{r}^{v2}_{L,t} = 0$</p>
<ul style="list-style-type: none"> ▪ Erreurs de prédiction <i>a priori</i> $aller : \bar{e}^{v1}_{L,t} = x^{v1}_t - a^{v1T}_{L,t-1} X^{v1}_{L,t-1}; \bar{e}^{v2}_{L,t} = x^{v2}_t - a^{v2T}_{L,t-1} X^{v2}_{L,t-1}$ ▪ Variance des erreurs de prédiction $aller : \alpha^{v1}_{L,t} = \lambda \alpha^{v1}_{L,t-1} + \bar{e}^{v1}_{L,t} e^{v1}_{L,t}; \alpha^{v2}_{L,t} = \lambda \alpha^{v2}_{L,t-1} + \bar{e}^{v2}_{L,t} e^{v2}_{L,t}$ $retour : \beta^{v1}_{L,t} = \lambda \beta^{v1}_{L,t-1} + \bar{r}^{v1}_{L,t} r^{v1}_{L,t}; \beta^{v2}_{L,t} = \lambda \beta^{v2}_{L,t-1} + \bar{r}^{v2}_{L,t} r^{v2}_{L,t}$ ▪ Variable de vraisemblance d'ordre $L+1$ $\gamma^{v1}_{L+1,t} = \frac{\lambda \alpha^{v1}_{L,t-1}}{\alpha^{v1}_{L,t}} \gamma^{v1}_{L,t-1}; \gamma^{v2}_{L+1,t} = \frac{\lambda \alpha^{v2}_{L,t-1}}{\alpha^{v2}_{L,t}} \gamma^{v2}_{L,t-1}$

<ul style="list-style-type: none"> ▪ Gain de Kalman dual d'ordre $L+1$ $\tilde{\mathbf{C}}^{v1}_{L+1,t} = \begin{bmatrix} 0 \\ \tilde{\mathbf{C}}^{v1}_{L,t-1} \end{bmatrix} - \frac{\bar{e}^{v1}_{L,t}}{\lambda \alpha^{v1}_{L,t-1}} \begin{bmatrix} 1 \\ -a^{v1}_{L,t-1} \end{bmatrix};$ $\tilde{\mathbf{C}}^{v2}_{L+1,t} = \begin{bmatrix} 0 \\ \tilde{\mathbf{C}}^{v2}_{L,t-1} \end{bmatrix} - \frac{\bar{e}^{v2}_{L,t}}{\lambda \alpha^{v2}_{L,t-1}} \begin{bmatrix} 1 \\ -a^{v2}_{L,t-1} \end{bmatrix}$ <ul style="list-style-type: none"> ▪ Prédicteurs aller et retour <p><i>aller</i> : $a^{v1}_{L,t} = a^{v1}_{L,t-1} - e^{v1}_{L,t} \tilde{\mathbf{C}}^{v1}_{L,t-1}$; $a^{v2}_{L,t} = a^{v2}_{L,t-1} - e^{v2}_{L,t} \tilde{\mathbf{C}}^{v2}_{L,t-1}$</p> <p><i>retour</i> : $b^{v1}_{L,t} = b^{v1}_{L,t-1} - r^{v1}_{L,t} \tilde{\mathbf{C}}^{v1}_{L,t}$; $b^{v2}_{L,t} = b^{v2}_{L,t-1} - r^{v2}_{L,t} \tilde{\mathbf{C}}^{v2}_{L,t}$</p> <ul style="list-style-type: none"> ▪ Variable de vraisemblance d'ordre L $\gamma^{v1}_{L,t} = \frac{\gamma^{v1}_{L+1,t}}{1 + \gamma^{v1}_{L+1,t} \bar{r}^{v1}_{L,t} \tilde{\mathbf{C}}^{v1L+1}_{L+1,t}} ; \quad \gamma^{v2}_{L,t} = \frac{\gamma^{v2}_{L+1,t}}{1 + \gamma^{v2}_{L+1,t} \bar{r}^{v2}_{L,t} \tilde{\mathbf{C}}^{v2L+1}_{L+1,t}}$ <ul style="list-style-type: none"> ▪ Stabilisation numérique $\bar{r}^{v1}_{L,t} = -\lambda \beta^{v1}_{L,t-1} \tilde{\mathbf{C}}^{v1L+1}_{L+1,t} ; \bar{r}^{v2}_{L,t} = -\lambda \beta^{v2}_{L,t-1} \tilde{\mathbf{C}}^{v2L+1}_{L+1,t}$ $\begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{C}}^{v1}_{L,t} \\ 0 \end{bmatrix} = \tilde{\mathbf{C}}^{v1}_{L+1,t} - \tilde{\mathbf{C}}^{v1L+1}_{L+1,t} \begin{bmatrix} -b^{v1}_{L,t-1} \\ 1 \end{bmatrix} ; \quad \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{C}}^{v2}_{L,t} \\ 0 \end{bmatrix} = \tilde{\mathbf{C}}^{v2}_{L+1,t} - \tilde{\mathbf{C}}^{v2L+1}_{L+1,t} \begin{bmatrix} -b^{v2}_{L,t-1} \\ 1 \end{bmatrix}$
<ul style="list-style-type: none"> ▪ Filtrage de y_t $\bar{\varepsilon}_{L,t} = y_t - H^{v1T}_{L,t-1} X^{v1}_{L,t} - H^{v2T}_{L,t-1} X^{v2}_{L,t}$ <ul style="list-style-type: none"> ▪ Adaptation du filtre $H^{v1}_{L,t} = H^{v1}_{L,t-1} - \bar{\varepsilon}_{L,t} \gamma^{v1}_{L,t} \tilde{\mathbf{C}}^{v1}_{L,t} ; \quad H^{v2}_{L,t} = H^{v2}_{L,t-1} - \bar{\varepsilon}_{L,t} \gamma^{v2}_{L,t} \tilde{\mathbf{C}}^{v2}_{L,t}$

Table 3.2 : L'algorithme FTF_BV

3.3.2.1 Complexité de calcul de l'algorithme FTF bi-voie

L'algorithme FTF bi-voie nécessite $14L$ opérations de multiplications : l'opération de calcul du filtrage nécessite $2L$ multiplications, l'équation d'adaptation des filtres nécessite $2L$ opérations de multiplication, $4L$ multiplications pour la mise à jour des erreurs de prédictions aller /retour, $4L$ multiplications pour la mise à jour des prédicteurs aller / retour et finalement la mise à jour du gain de Kalman nécessite $2L$ multiplications. Cette complexité devient de l'ordre de $9L$ dans le cas où les deux signaux sources sont pris identiques.

3.3.3 L'algorithme FNTF bi-voie

Nous allons présenter dans la table 3.3 les équations d'une nouvelle version de l'algorithme FNTF dans le cas bi-voie. On note que l'algorithme de Newton rapide FNTF mono-voie comporte deux parties de prédictions d'ordre N , la première partie utilise les données disponibles à l'instant t et l'autre les données disponibles à l'instant t_D . La modification de la partie de prédiction aller / retour à l'instant t dans le cas bi-voie est donnée par la table suivante :

FNTF bi-voie
<ul style="list-style-type: none"> ▪ Initialisation des prédicteurs $a^{v1}_{N,0}, b^{v1}_{N,0}, a^{v1}_{N,-L+N}, b^{v1}_{N,-L+N} ; a^{v2}_{N,0}, b^{v2}_{N,0}, a^{v2}_{N,-L+N}, b^{v2}_{N,-L+N}$ $\tilde{C}^{v1}_{N,0}, \tilde{C}^{v1}_{N,-L+N}, \tilde{C}^{v1}_{L,0} ; \tilde{C}^{v2}_{N,0}, \tilde{C}^{v2}_{N,-L+N}, \tilde{C}^{v2}_{L,0}$ $\gamma^{v1}_{N,0}, \gamma_{N,-L+N}, \gamma_{L,t} ; \gamma^{v2}_{N,0}, \gamma_{N,-L+N}, \gamma_{L,t}$ $\alpha^{v1}_{L,0} = \lambda^L e_0 ; \beta^{v1}_{L,0} = \lambda^{L-N} e_0 ; \alpha^{v2}_{L,-L+N} = \lambda^N e_0 ; \beta^{v2}_{N,-L+N} = e_0$ $\alpha^{v1}_{L,0} = \lambda^L e_0 ; \beta^{v1}_{L,0} = \lambda^{L-N} e_0 ; \alpha^{v2}_{L,-L+N} = \lambda^N e_0 ; \beta^{v2}_{N,-L+N} = e_0$
<ul style="list-style-type: none"> ▪ Erreurs de prédiction a priori <i>aller</i> : $\bar{e}^{v1}_{N,t} = x^{v1}_t - a^{v1T}_{N,t-1} X^{v1}_{N,t-1} ; \bar{e}^{v2}_{N,t} = x^{v2}_t - a^{v2T}_{N,t-1} X^{v2}_{N,t-1}$ <i>retour</i> : $\bar{r}^{v1conv}_{N,t} = x^{v1}_{t-N} - b^{v1T}_{N,t-1} X^{v1}_{N,t} ; \bar{r}^{v2conv}_{N,t} = x^{v2}_{t-N} - b^{v2T}_{N,t-1} X^{v2}_{N,t}$ ▪ Erreurs de prédictions a posteriori <i>aller</i> : $e^{v1}_{N,t} = \gamma^{v1}_{N,t-1} \bar{e}^{v1}_{N,t} ; e^{v2}_{N,t} = \gamma^{v2}_{N,t-1} \bar{e}^{v2}_{N,t}$ <i>retour</i> : $r^{v1}_{N,t} = \gamma^{v1}_{N,t-1} \bar{r}^{v1}_{N,t} ; r^{v2}_{N,t} = \gamma^{v2}_{N,t-1} \bar{r}^{v2}_{N,t}$ ▪ Variance des erreurs de prédiction <i>aller</i> : $\alpha^{v1}_{N,t} = \lambda \alpha^{v1}_{N,t-1} + \bar{e}^{v1}_{N,t} e^{v1}_{N,t} ; \alpha^{v2}_{N,t} = \lambda \alpha^{v2}_{N,t-1} + \bar{e}^{v2}_{N,t} e^{v2}_{N,t}$ <i>retour</i> : $\beta^{v1}_{N,t} = \lambda \beta^{v1}_{N,t-1} + \bar{r}^{v1}_{N,t} r^{v1}_{N,t} ; \beta^{v2}_{N,t} = \lambda \beta^{v2}_{N,t-1} + \bar{r}^{v2}_{N,t} r^{v2}_{N,t}$ ▪ Variable de vraisemblance d'ordre $N+1$ $\gamma^{v1}_{N+1,t} = \frac{\lambda \alpha^{v1}_{N,t-1}}{\alpha^{v1}_{N,t}} \gamma^{v1}_{N,t-1} ; \gamma^{v2}_{N+1,t} = \frac{\lambda \alpha^{v2}_{N,t-1}}{\alpha^{v2}_{N,t}} \gamma^{v2}_{N,t-1}$ ▪ Vecteurs $\tilde{S}^{v1}_{N+1,t} = \frac{\bar{e}^{v1}_{N,t}}{\lambda \alpha^{v1}_{N,t-1}} \begin{bmatrix} 1 \\ -a^{v1}_{N,t-1} \end{bmatrix} ; \tilde{S}^{v2}_{N+1,t} = \frac{\bar{e}^{v2}_{N,t}}{\lambda \alpha^{v2}_{N,t-1}} \begin{bmatrix} 1 \\ -a^{v2}_{N,t-1} \end{bmatrix}$ ▪ Gain de kalman dual d'ordre $N+1$ $\tilde{C}^{v1}_{N+1,t} = \begin{bmatrix} 0 \\ \tilde{C}^{v1}_{N,t-1} \end{bmatrix} - \tilde{S}^{v1}_{N+1,t} ; \tilde{C}^{v2}_{N+1,t} = \begin{bmatrix} 0 \\ \tilde{C}^{v2}_{N,t-1} \end{bmatrix} - \tilde{S}^{v2}_{N+1,t}$ ▪ Prédicteurs aller et retour

$$\text{aller : } a^{v1}_{N,t} = a^{v1}_{N,t-1} - e^{v1}_{N,t} \tilde{C}^{v1}_{N,t-1} ; a^{v2}_{N,t} = a^{v2}_{N,t-1} - e^{v2}_{N,t} \tilde{C}^{v2}_{N,t-1}$$

$$\text{retour : } b^{v1}_{N,t} = b^{v1}_{N,t-1} - r^{v1}_{N,t} \tilde{C}^{v1}_{N,t} ; b^{v2}_{N,t} = b^{v2}_{N,t-1} - r^{v2}_{N,t} \tilde{C}^{v2}_{N,t}$$

- Partie de stabilisation

$$\bar{r}^{v1}_{N,t} = x^{v1}_{t-N} - b^{v1T}_{N,t-1} X^{v1}_{N,t} ; \bar{r}^{v2}_{N,t} = x^{v2}_{t-N} - b^{v2T}_{N,t-1} X^{v2}_{N,t} \quad (S1)$$

$$\xi^{v1}_{N,t} = \bar{r}^{v1}_{N,t} + \lambda \beta^{v1}_{N,t-1} \tilde{C}^{v1}_{N+1,t} ; \xi^{v2}_{N,t} = \bar{r}^{v2}_{N,t} + \lambda \beta^{v2}_{N,t-1} \tilde{C}^{v2}_{N+1,t} \quad (S2)$$

$$\bar{r}^{v1}_{N,t} = \bar{r}^{v1}_{N,t} + \xi^{v1}_{N,t} ; \bar{r}^{v2}_{N,t} = \bar{r}^{v2}_{N,t} + \xi^{v2}_{N,t} \quad (S3)$$

- Variable de vraisemblance d'ordre N

$$\gamma^{v1}_{N,t} = \frac{\gamma^{v1}_{N+1,t}}{1 + \gamma^{v1}_{N+1,t} \bar{r}^{v1}_{N,t} \tilde{C}^{v1}_{N+1,t}} ; \gamma^{v2}_{N,t} = \frac{\gamma^{v2}_{N+1,t}}{1 + \gamma^{v2}_{N+1,t} \bar{r}^{v2}_{N,t} \tilde{C}^{v2}_{N+1,t}}$$

$$\tilde{U}^{v1}_{N+1,t} = \tilde{C}^{v1}_{N+1,t} \begin{bmatrix} -b^{v1}_{N,t-1} \\ 1 \end{bmatrix} ; \tilde{U}^{v2}_{N+1,t} = \tilde{C}^{v2}_{N+1,t} \begin{bmatrix} -b^{v2}_{N,t-1} \\ 1 \end{bmatrix}$$

- Gain de kalman dual d'ordre N

$$\begin{bmatrix} \tilde{C}^{v1}_{N,t} \\ 0 \end{bmatrix} = \tilde{C}^{v1}_{N+1,t} - \tilde{U}^{v1}_{N+1,t} ; \begin{bmatrix} \tilde{C}^{v2}_{N,t} \\ 0 \end{bmatrix} = \tilde{C}^{v2}_{N+1,t} - \tilde{U}^{v2}_{N+1,t}$$

- Partie extrapolation

$$\tilde{C}^{v1}_{L+1,t} = \begin{bmatrix} 0 \\ \tilde{C}^{v1}_{L,t-1} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \tilde{S}^{v1}_{N+1,t} \\ 0_{L-N} \end{bmatrix} ; \tilde{C}^{v2}_{L+1,t} = \begin{bmatrix} 0 \\ \tilde{C}^{v2}_{L,t-1} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \tilde{S}^{v2}_{N+1,t} \\ 0_{L-N} \end{bmatrix}$$

$$\tilde{C}^{v1}_{L,t} = \begin{bmatrix} \tilde{C}^{v1}_{L,t} \\ 0 \end{bmatrix} = \tilde{C}^{v1}_{L+1,t} - \begin{bmatrix} 0_{L-N} \\ \tilde{U}^{v1}_{N+1,t} \end{bmatrix} ;$$

$$\tilde{C}^{v2}_{L,t} = \begin{bmatrix} \tilde{C}^{v2}_{L,t} \\ 0 \end{bmatrix} = \tilde{C}^{v2}_{L+1,t} - \begin{bmatrix} 0_{L-N} \\ \tilde{U}^{v2}_{N+1,t} \end{bmatrix}$$

$$\delta^{v1}_{L,t} = \delta^{v1}_{L,t-1} + \tilde{S}^{v1}_{N+1,t} \bar{e}^{v1}_{N,t} + \tilde{U}^{v1}_{N+1,t} \bar{r}^{v1}_{N,t} ;$$

$$\delta^{v2}_{L,t} = \delta^{v2}_{L,t-1} + \tilde{S}^{v2}_{N+1,t} \bar{e}^{v2}_{N,t} + \tilde{U}^{v2}_{N+1,t} \bar{r}^{v2}_{N,t}$$

$$\gamma^{v1}_{L,t} = \frac{1}{1 - \delta^{v1}_{L,t}} ; \gamma^{v2}_{L,t} = \frac{1}{1 - \delta^{v2}_{L,t}}$$

- Filtrage de y

$$\bar{\varepsilon}_{L,t} = y_t - H^{v1T}_{L,t-1} X^{v1}_{L,t} - H^{v2T}_{L,t-1} X^{v2}_{L,t}$$

- Adaptation du filtre

$$H^{v1}_{L,t} = H^{v1}_{L,t-1} - \bar{\varepsilon}_{L,t} \gamma^{v1}_{L,t} \tilde{C}^{v1}_{L,t} ; H^{v2}_{L,t} = H^{v2}_{L,t-1} - \bar{\varepsilon}_{L,t} \gamma^{v2}_{L,t} \tilde{C}^{v2}_{L,t}$$

Table 3.3 : L'algorithme FNTF_BV

3.3.3.1 Complexité de calcul de l'algorithme FNTF bi-voie

La complexité de calcul de l'algorithme FNTF bi-voie est calculée comme suite :

L'équation du filtrage nécessite $2L$ opérations de multiplications, l'équation d'adaptation des filtres nécessite $2L$ multiplications, les deux parties de prédictions aller / retour nécessitent $12N$ opérations chacune, nous avons donc un totale de $4L+24N$ multiplications pour l'algorithme FNTF bi-voie. Dans le cas où les deux signaux d'entrées sont identiques, Cette complexité sera égale à $4L+12N$.

3.4 Conclusion

L'étude de l'annulation d'écho acoustique en contexte bi-voie est un sujet récent. Nous avons présenté dans ce chapitre, deux algorithmes de filtrage adaptatif à savoir l'algorithme NLMS bi-voie et l'algorithme FTF bi-voie. Dans le même contexte, nous avons proposé dans ce même chapitre une nouvelle version de l'algorithme FNTF bi-voie. Cet algorithme est un bon candidat pour les applications d'annulation d'écho acoustique stéréophonique de point de vue complexité de calcul.

Les résultats de simulations de cette nouvelle version algorithmique ainsi que celle du NLMS et FTF bi-voie seront détaillés et présentés dans le chapitre quatre.

CHAPITRE 4

ETUDE COMPARATIVE DES PERFORMANCES DES ALGORITHMES ADAPTATIFS MONO-VOIE ET BI-VOIE

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 cas mono-voie et bi-voie. 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.

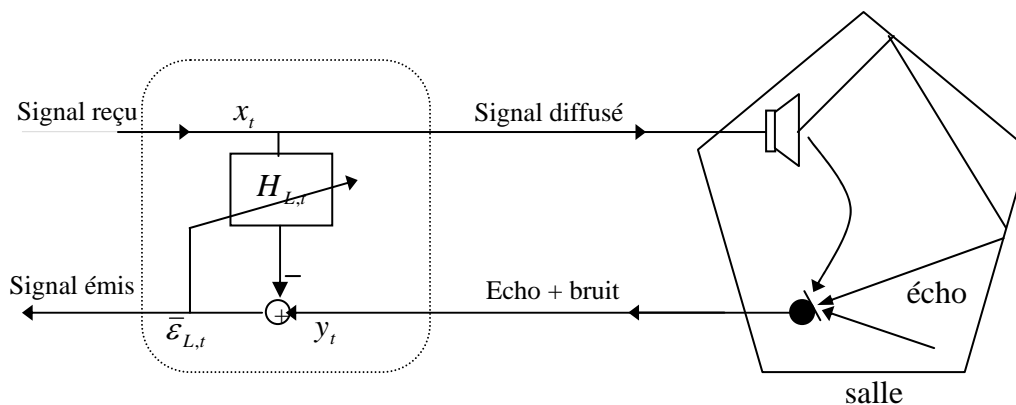


Figure 4.1 : Modèle de terminal audio avec écho acoustique
La partie encadrée schématise le principe de l'annulation d'écho.

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 et dans une salle de téléconférence. Ces deux réponses impulsionnelles sont formées de 8192 points [9].

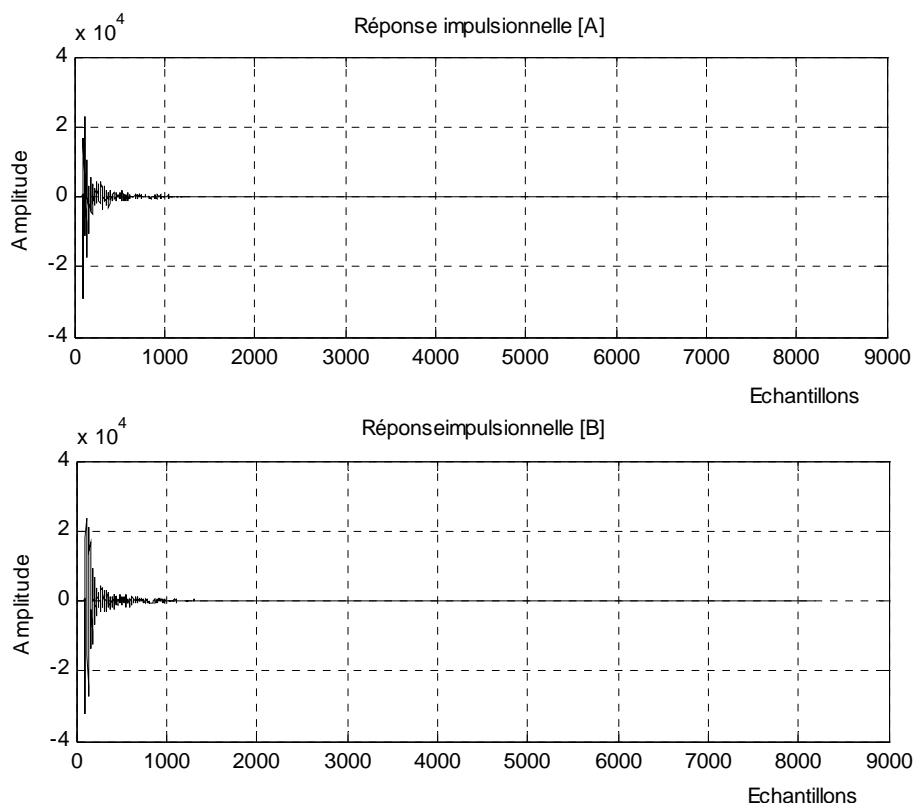


Figure 4.2 : Réponses impulsionnelles mesurées dans une salle.
 [A] réponse impulsionnelle droite, [B] réponse impulsionnelle gauche

4.4 Description des signaux de tests

Les signaux utilisés dans les simulations que nous allons détaillées un peu loin dans ce document sont :

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 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 signal de parole constitué de deux phrases phonétiquement équilibrées, échantillonnées à 16 KHz et codées sur 16 bits. La première phrase est prononcée par un locuteur masculin (signal parole 1) et la deuxième par un locuteur féminin (signal parole 2) [9].

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

Signal parole 2 : « Il se garantira du froid avec ce bon capuchon ».

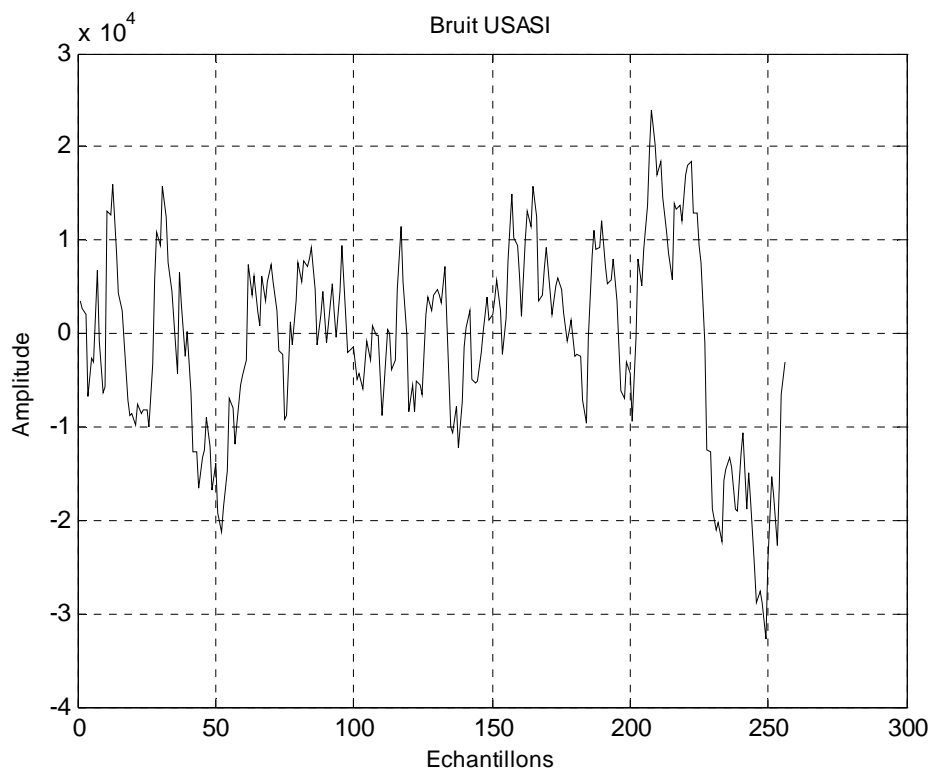


Figure 4.3 : Bruit USASI

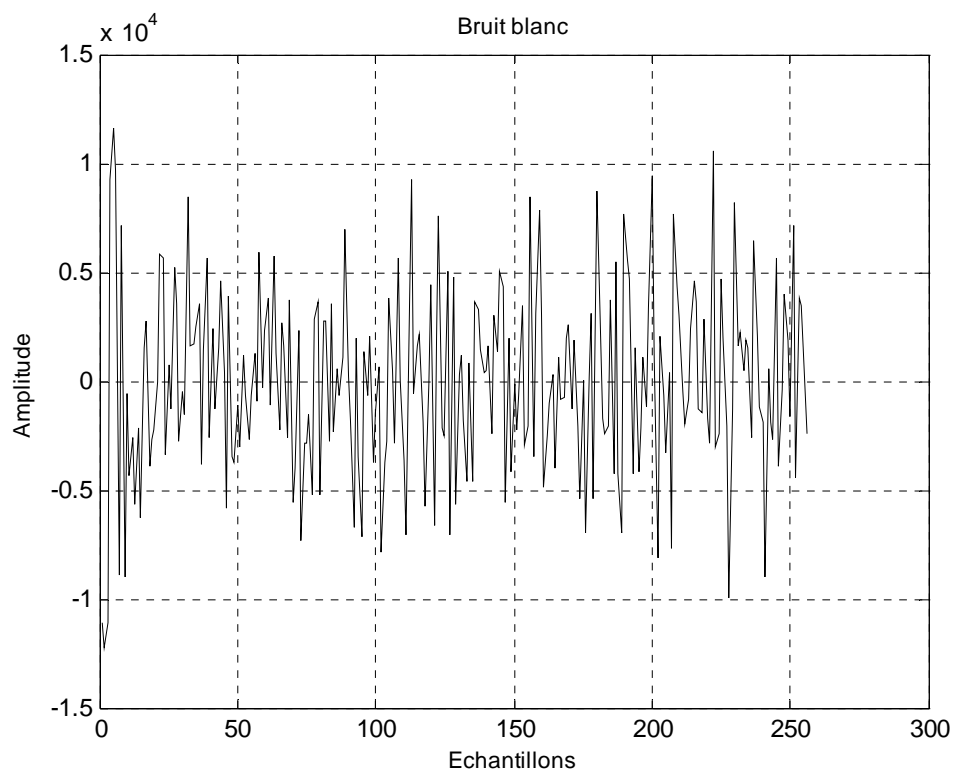


Figure 4.4 : Bruit blanc

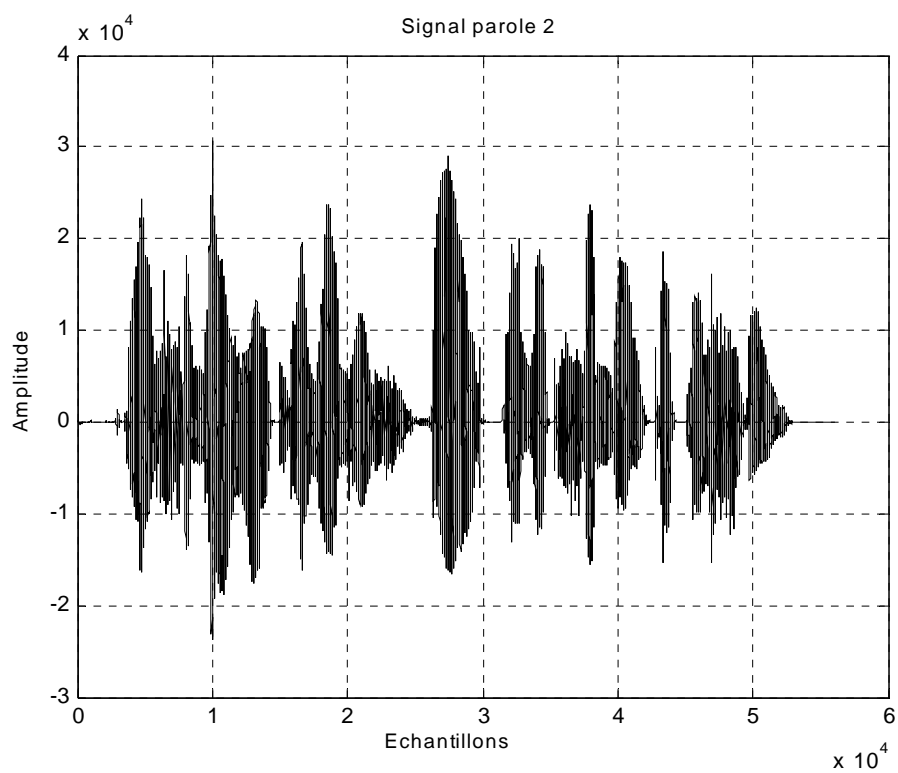
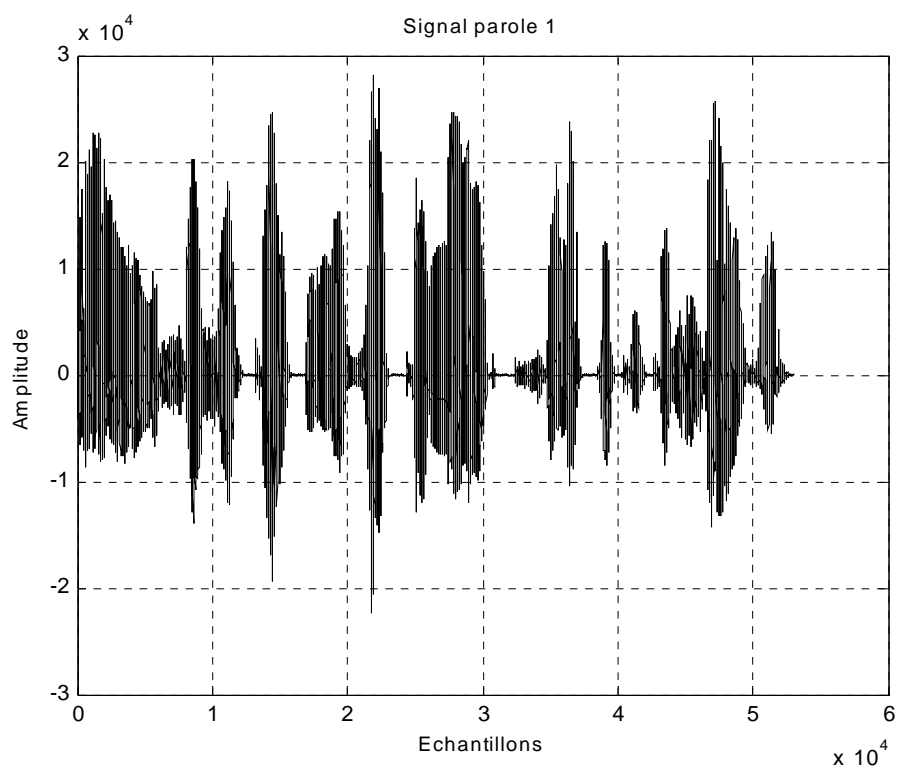


Figure 4.5 : Signaux de parole 1 et 2
fréquence d'échantillonnage $F_e = 16 \text{ KHz}$

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 :

$$EQM(t) = 10 \log(\sigma_{\varepsilon_{L,t}}^2)$$

Où $\sigma_{\varepsilon_{L,t}}^2$ désigne une moyenne temporelle effectuée sur un certain nombre d'échantillons consécutifs, et $\log(.)$ représente le logarithme à base 10, avec :

$$\sigma_{\varepsilon_{L,t}}^2 = \frac{1}{L} \sum_{t=1}^L \bar{\varepsilon}_{L,t}^2$$

Où $\bar{\varepsilon}_{L,t}$ représente l'erreur de filtrage a priori calculée avant la mise à jour du filtre.

4.5 Influence des paramètres L, E₀, N, λ sur les algorithmes NLMS, FTF et FNTF

Pour améliorer le comportement des trois algorithmes de filtrage adaptatif NLMS, FTF et FNTF 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.

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

N : taille des prédicteurs aller/ retour.

λ : facteur d'oubli exponentiel.

L'évolution de l'effet de chaque paramètre cité précédemment sur les performances de chacun des trois 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)	
	Signal 1	Signal 2
32	-88.45	-87.84
64	-89.33	-87.65
128	-88.78	-86.90
256	-88.42	-87.42
512	-87.47	-88.06
1024	-83.20	-87.22

Tableau 4.1: Effet de la taille du filtre adaptatif sur l'algorithme NLMS, $\mu=0.6$, $E_0 = 0.0025$, Signal (1) : bruit USASI, Signal (2) : bruit blanc

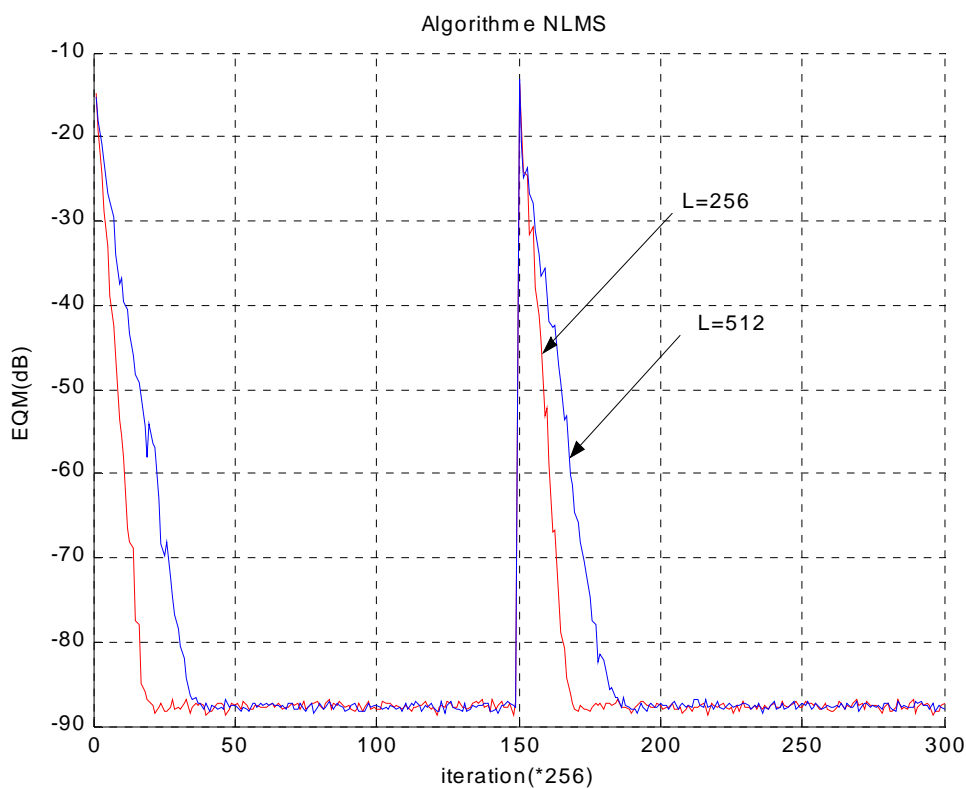


Figure 4.6 : Convergence du NLMS pour $L = 256$, $L = 512$, Signal d'entrée bruit blanc.

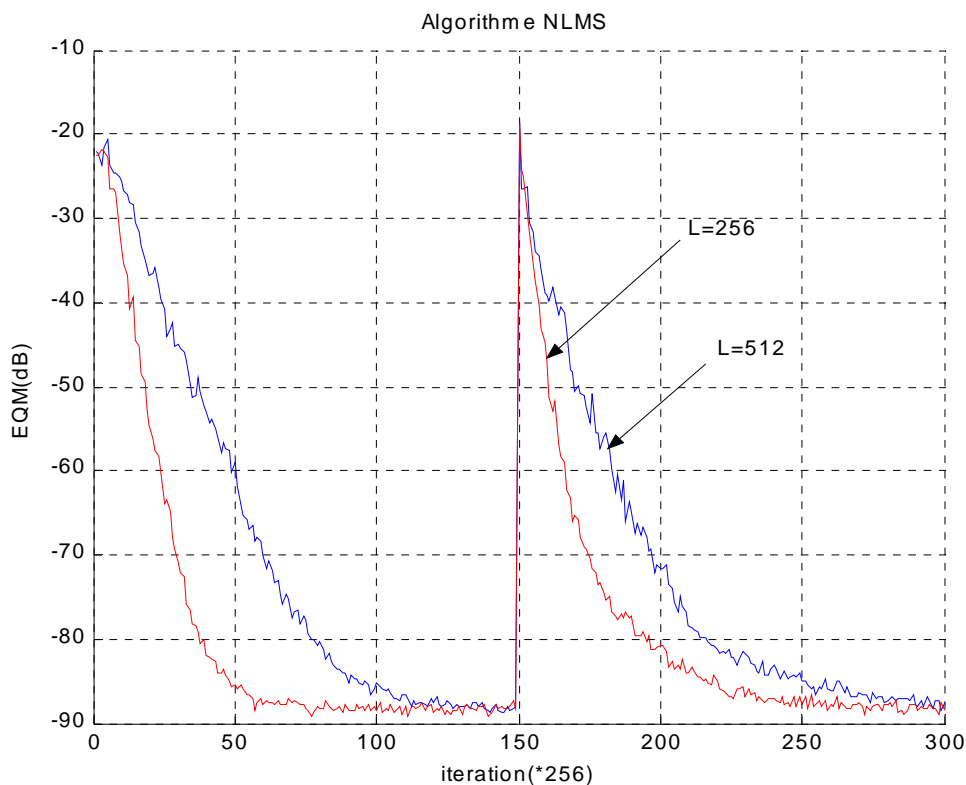


Figure 4.7 : Convergence du NLMS pour $L = 256$, $L = 512$, Signal d'entrée bruit USASI.

Les résultats expérimentaux présentés dans le tableau 4.1 illustrent le bon comportement de l'algorithme NLMS avec les deux signaux de tests (signal 1 et signal 2) 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 FTF

L	E_0	λ	EQM (dB)	
			Signal 1	Signal 2
32	1.0	0.9899	-88.02	-88.74
64	1.0	0.9924	-88.09	-88.30
128	2.0	0.9977	-89.55	-87.82
256	10.0	0.9987	-89.01	-88.26
512	10.0	0.9996	-88.87	-89.06
1024	15.0	0.99978	-88.68	-87.87

Tableau 4.2 : Effet de la taille du filtre adaptatif sur l'algorithme FTF
Signal (1) : bruit USASI, signal (2) : bruit blanc

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 des moindres carrés transverses rapides FTF est indépendante de la nature du signal excitant. Aussi on remarque que l'identification de la réponse impulsionnelle d'un système donné nécessite une taille du filtre transverse égale ou surestimée à la taille réelle du système à identifier.

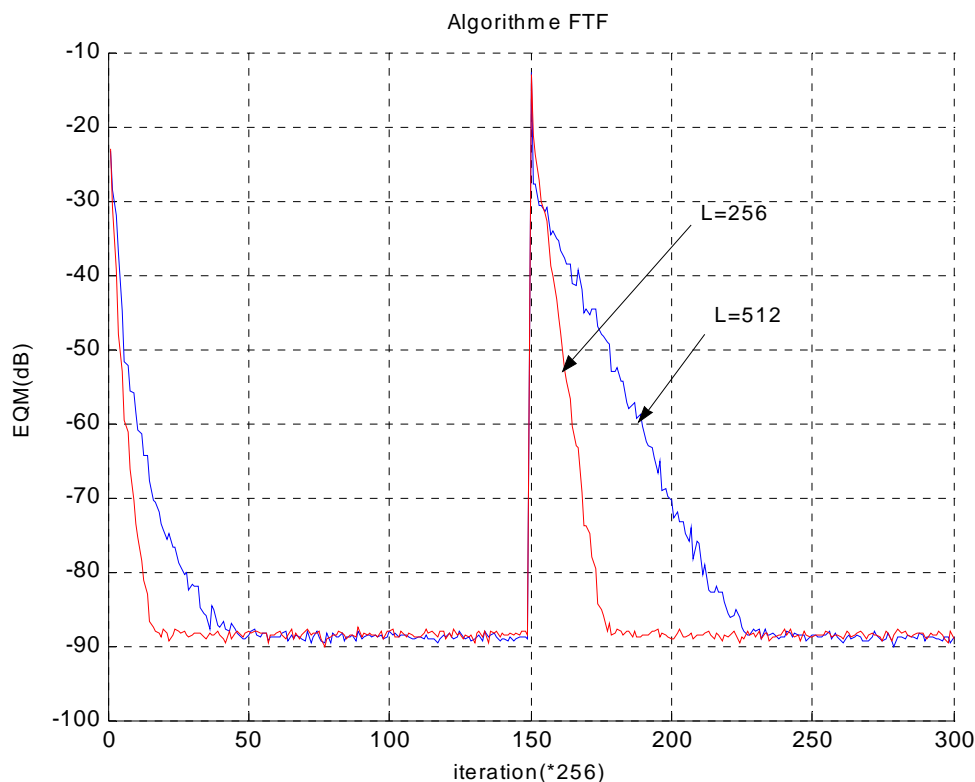


Figure 4.8 : Convergence du FTF pour L = 256, L = 512,
Signal d'entrée : bruit USASI.

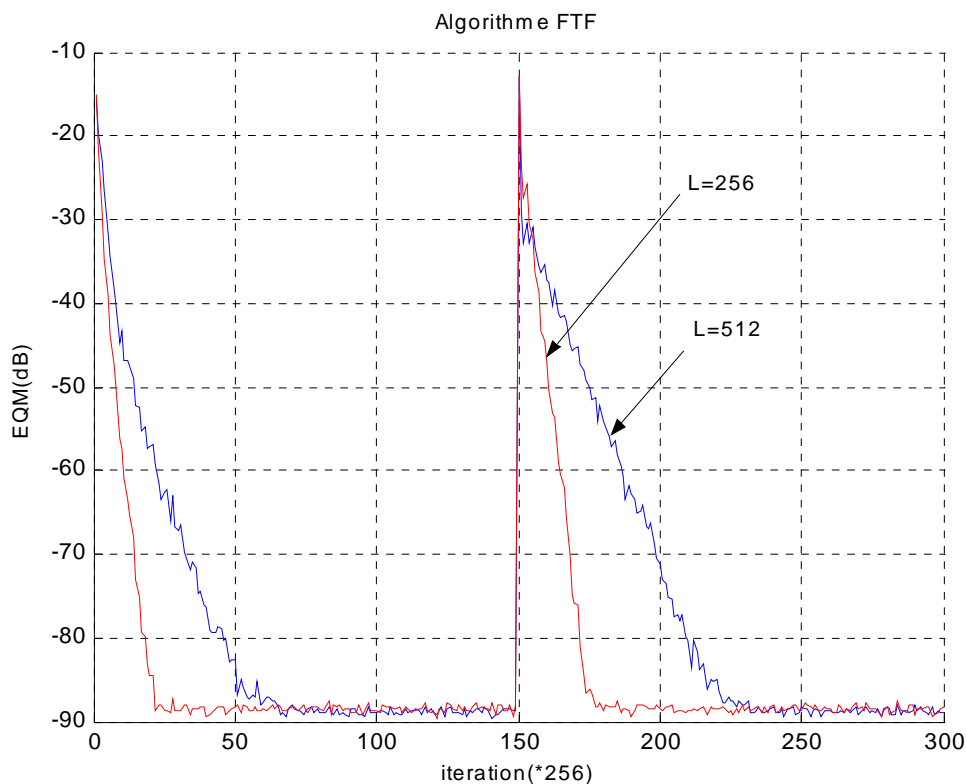


Figure 4.9: Convergence du FTF pour $L = 256$, $L = 512$,
Signal d'entrée : bruit blanc.

Nous avons procédé de la même manière que précédemment pour tester la vitesse initiale et finale de l'algorithme FTF. On remarque qu'il faut 20 blocs de 256 itérations à cet algorithme pour atteindre l'optimum (figure 4.8 et 4.9 pour la taille du filtre $L = 256$) 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 FTF est due à sa faible dépendance à la nature du signal d'entrée qui est la propriété principale qui caractérise la famille des algorithmes des moindres carrés rapides.

▪ Effet de la taille du filtre adaptatif sur l'algorithme FNTF12N2L

Nous avons simulé l'algorithme de Newton FNTF12N2L avec deux signaux de tests (bruit USASI, bruit blanc) pour des différentes longueurs de réponses impulsionnelles, Les résultats de cette simulation sont présentés dans le tableau 4.3.

L	E_0	N	λ	EQM (dB)	
				Signal 1	Signal 2
32	1.0	31	0.9899	-87.99	-88.70
128	2.0	120	0.9977	-89.42	-87.73
256	10.0	220	0.9987	-88.87	-88.12
512	10.0	450	0.9996	-88.80	-89.04
1024	15.0	1000	0.99978	-88.74	-87.93

Tableau 4.3 : Effet de la taille du filtre adaptatif sur l'algorithme FNTF12N2L
Signal (1) : bruit USASI, signal (2) : bruit blanc

Le tableau 4.3 montre que l'algorithme FNTF12N2L 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 quelques soit le signal d'entrée (bruit blanc ou bruit USASI).

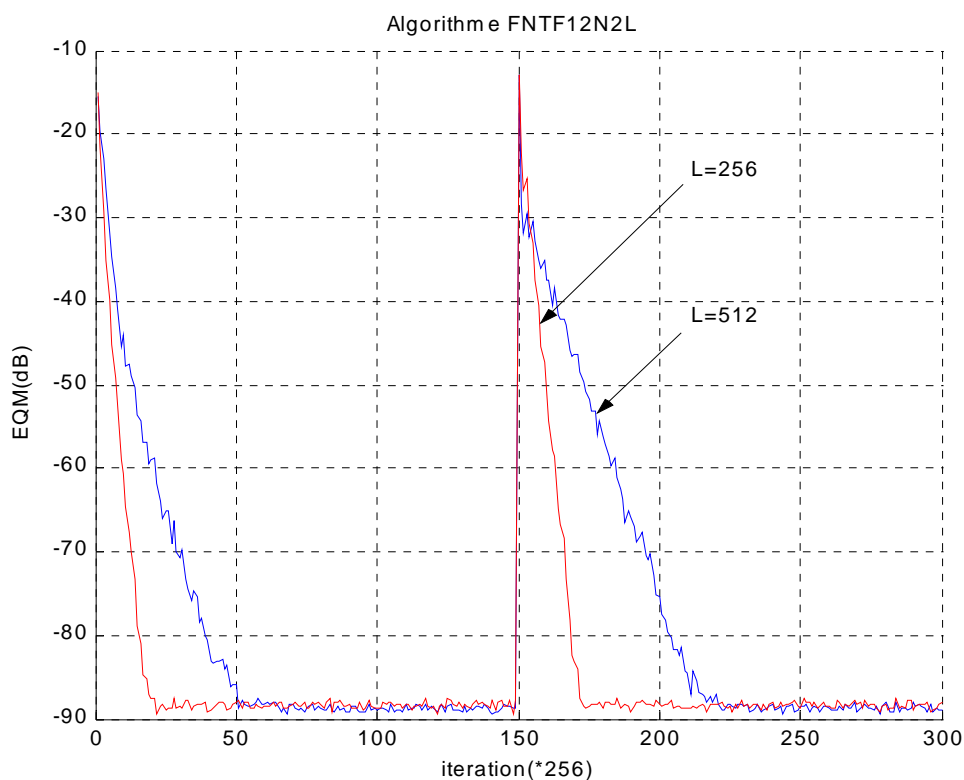


Figure 4.10: Convergence du FNTF12N2L pour L = 256, L = 512,
Signal d'entrée : bruit blanc.

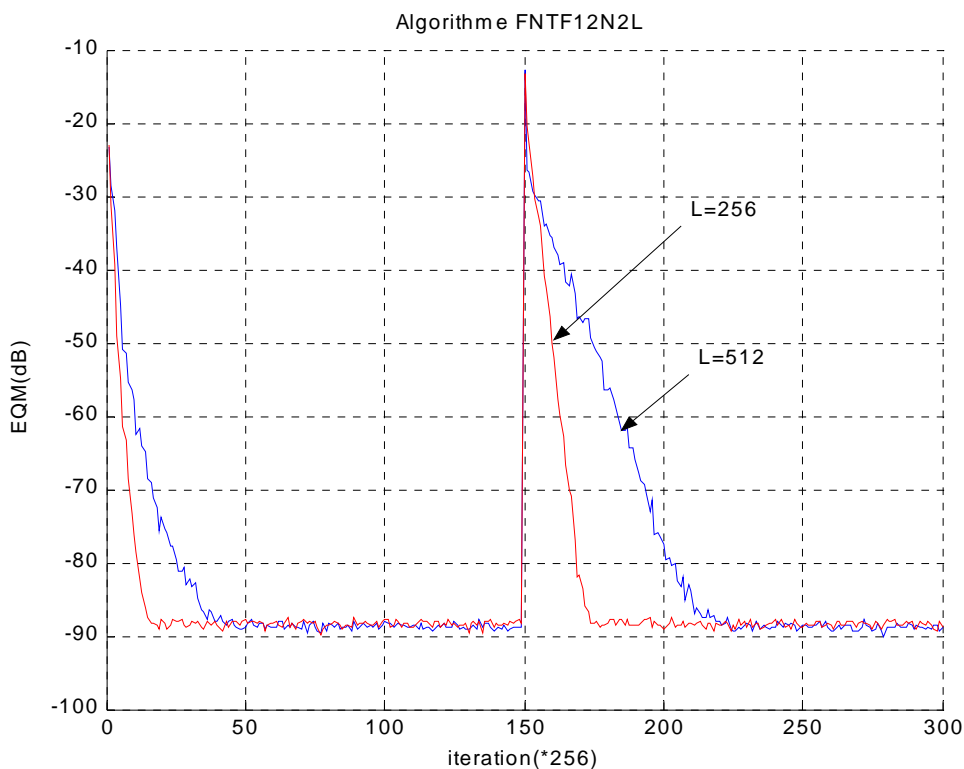


Figure 4.11: Convergence du FNTF12N2L pour $L = 256$, $L = 512$,
Signal d'entrée : bruit USASI.

Les deux figures (figure 4.10 et figure 4.11) montre le bon comportement du FNTF12N2L lorsqu'on a un bruit USASI ou un bruit blanc comme signal d'excitation. Cet algorithme possède de meilleures performances en convergence que le gradient stochastique. Pour une taille du filtre transverse ($L = 256$), l'optimum est atteint juste après les (3840 itérations). On note que la vitesse de convergence de cet algorithme est importante en phase initiale et en régime permanent.

▪ Effet de la constante d'initialisation E_0 sur les algorithmes FTF et FNTF

La constante d'initialisation des variances de prédiction aller et retour E_0 , est une variable très importante pour les deux algorithmes FTF et FNTF, son importance apparaît surtout pendant le régime transitoire. Ceci dit, un bon choix de E_0 conduit à une bonne vitesse de convergence en phase initiale et assure un bon démarrage de l'algorithme, alors qu'un mauvais choix fait diverger l'algorithme après une dizaine d'itérations depuis son démarrage.

▪ Effet du facteur d'oubli exponentiel sur les algorithmes FTF et FNTF

D'après plusieurs simulations faites avec les deux algorithmes FTF et FNTF, nous avons remarqué que le choix du facteur d'oubli exponentiel λ influe de manière très importante sur la performance du transitoire des deux algorithmes. 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 [7]:

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

Où L représente la taille du filtre adaptatif.

▪ Effet de la taille des prédicteurs aller / retour N sur l'algorithme FNTF

Nous avons effectué plusieurs tests sur différentes tailles des prédicteurs aller / retour de l'algorithme afin d'évaluer leurs effets. Nous avons remarqué que ce paramètre n'influe pas vraiment sur le comportement de l'algorithme s'il est choisi supérieur à 2/3 de la taille du filtre transverse L [21].

Pour pouvoir comparer le comportement des algorithmes de filtrage adaptatif dans les contextes mono-voie et bi-voie, nous définissons une structure mono-voie artificielle : la « structure académique $2L$ » (voir figure 4.12). Dans cette structure académique $2L$, les deux filtres H^{v1} et H^{v2} sont adaptés séparément (avec une erreur disjointe) comme deux filtres mono-voie. Dans cette structure, chaque filtre a L coefficients soit, au total, $2L$ coefficients comme dans la « structure générale ».

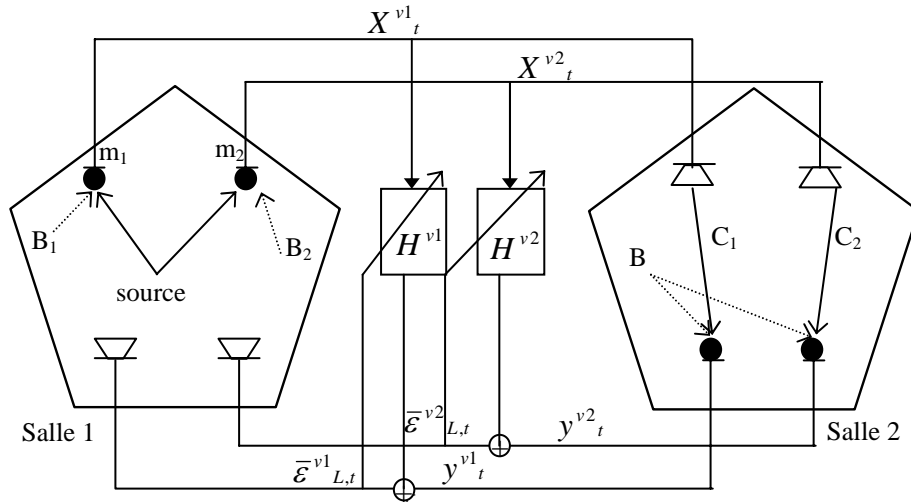


Figure 4.12 : structure académique 2L

Pour cette « structure académique 2L », les équations de l'algorithme NLMS deviennent :

$$\bar{\varepsilon}^{v1}_{L,t} = y^{v1}_t - H^{v1T}_{L,t-1} X^{v1}_{L,t}$$

$$\bar{\varepsilon}^{v2}_{L,t} = y^{v2}_t - H^{v2T}_{L,t-1} X^{v2}_{L,t}$$

$$H^{v1}_{L,t} = H^{v1}_{L,t-1} + \frac{\delta_1}{X^{v1T}_{L,t} X^{v1}_{L,t}} \bar{\varepsilon}^{v1}_{L,t} X^{v1}_{L,t}$$

$$H^{v2}_{L,t} = H^{v2}_{L,t-1} + \frac{\delta_2}{X^{v2T}_{L,t} X^{v2}_{L,t}} \bar{\varepsilon}^{v2}_{L,t} X^{v2}_{L,t}$$

Nous avons adapté deux filtres adaptatifs $H^{v1}_{L,t}$ et $H^{v2}_{L,t}$ mono-voie ayant chacun comme signal d'écho y^{v1}_t et y^{v2}_t , respectivement et comme erreur résiduelle $\bar{\varepsilon}^{v1}_{L,t}$ et $\bar{\varepsilon}^{v2}_{L,t}$ respectivement.

La même décomposition des équations sera utilisée pour les algorithmes FTF et FNTF.

4.6 Comparaison des performances des algorithmes adaptatifs mono-voie et bi-voie

Pour une bonne comparaison des performances des algorithmes NLMS, FTF et FNTF nous avons adopté les deux cas : mono-voie et bi-voie.

4.6.1 Cas mono-voie

Dans les paragraphes suivants, nous allons présenter les simulations des trois algorithmes cités précédemment (voir chapitre 2) dans le cas mono-voie, pour différentes longueurs de filtres adaptatifs et pour deux types de signaux de sources (bruit USASI et parole).

- Signal d'entrée de type bruit USASI

L'algorithme NLMS

Les simulations ont été réalisées avec un signal d'entrée de type bruit USASI pour différentes tailles de filtre L données et dans le cas d'une réponse impulsionnelle mesurée dans une salle formée de 8192 points.

Nous avons comme paramètres de simulation :

L : Taille du filtre adaptatif

μ : Pas d'adaptation

Les résultats des erreurs quadratiques moyennes obtenus avec l'algorithme NLMS mono-voie sont donnés par le tableau 4.1.

Bruit USASI		
L	μ	EQM (dB)
32	0.6	-89.40
128	0.6	-88.78
256	0.6	-88.81
512	0.6	-88.33
1024	0.6	-88.89

Tableau 4.4 : EQM (dB) pour des différentes tailles de filtre L données.
Algorithme NLMS-MV, signal d'entrée de type bruit USASI

L'algorithme FTF

Pour comparer les performances de l'algorithme FTF dans le cas mono-voie avec l'algorithme du gradient stochastique NLMS, nous avons effectué des simulations avec le même signal source c'est à dire le bruit USASI et pour différentes tailles du filtre.

Les paramètres de cette simulation sont :

L : Taille du filtre adaptatif

λ : Facteur d'oubli exponentiel

E_0 : Constante d'énergie minimale

Les résultats de cette simulation sont illustrés dans le tableau ci-dessous :

Bruit USASI			
L	E_0	λ	EQM (dB)
32	1.0	0.9899	-88.24
128	2.0	0.9977	-88.37
256	10.0	0.9987	-88.89
512	10.0	0.9996	-88.34
1024	15.0	0.99978	-89.09

Tableau 4.5 : EQM (dB) pour des différentes tailles de filtre L données.
Algorithme FTF-MV, signal d'entrée de type bruit USASI

L'algorithme FNTF12N2L

Nous reprenons la même démarche pour comparer les performances de l'algorithme FNTF12N2L avec les deux algorithmes NLMS et FTF dans le contexte mono-voie.

Le signal source est de type bruit USASI et les paramètres de cette simulation sont les suivants :

L : Taille du filtre adaptatif

λ : Facteur d'oubli exponentiel

N : Taille des prédicteurs aller et retour

E_0 : Constante d'énergie minimale

Les résultats de simulation de l'algorithme FNTF12N2L sont classés dans le tableau suivant :

Bruit USASI				
L	E_0	N	λ	EQM(dB)
32	1.0	31	0.9899	-87.99
128	2.0	120	0.9977	-89.42
256	10.0	220	0.9987	-88.87
512	10.0	450	0.9996	-88.80
1024	15.0	1000	0.99978	-88.91

Tableau 4.6 : EQM(dB) pour des différentes tailles de filtre L données.
Algorithme FNTF-MV, signal d'entrée de type bruit USASI

Les résultats de simulation classés dans les tableaux 4.4, 4.5 et 4.6 représentent les erreurs quadratiques moyennes EQM(dB) obtenues avec l'algorithme NLMS , FTF et FNTF respectivement. Ces résultats montrent bien le bon comportement de ces trois algorithmes et ceci pour un signal test de type bruit USASI.

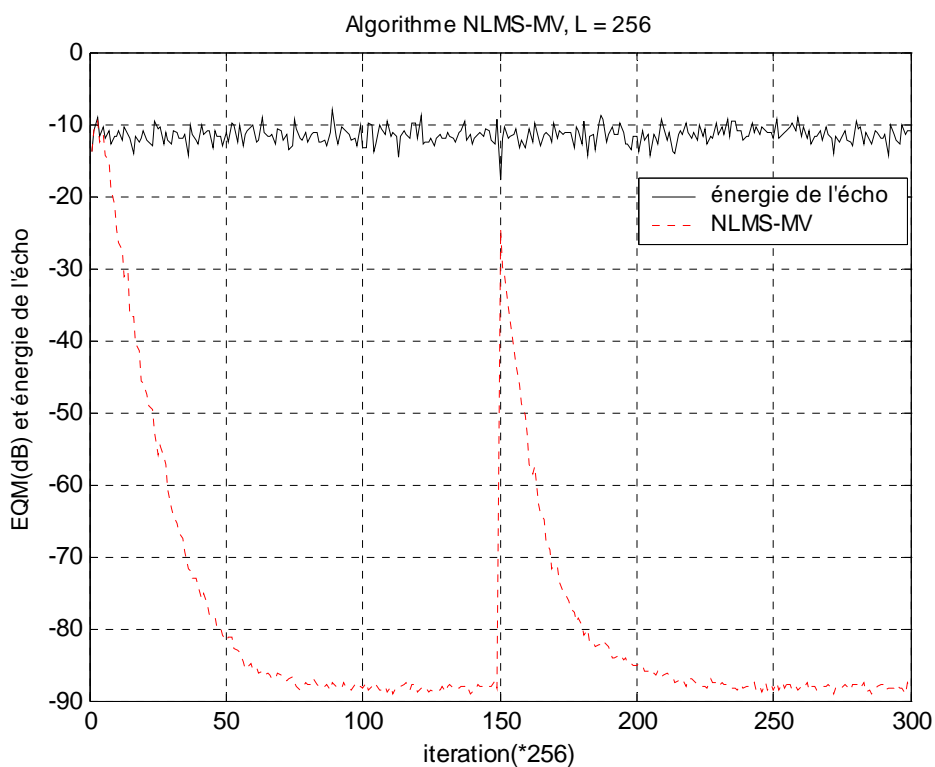


Figure 4.13 : Evolution de l'EQM (dB) pour l'algorithme NLMS, L = 256, $\mu = 0.6$, bruit USASI.

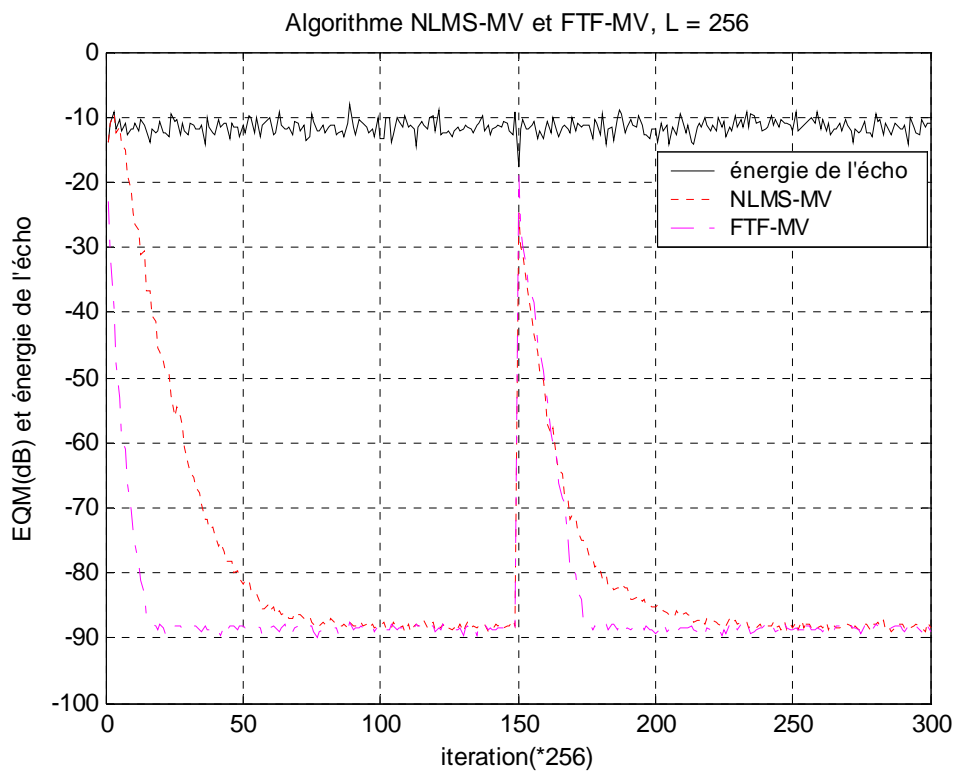


Figure 4.14 : Evolution de l'EQM (dB) pour l'algorithme NLMS et FTF, L = 256, $\mu = 0.6$, $\lambda = 0.9987$, bruit USASI.

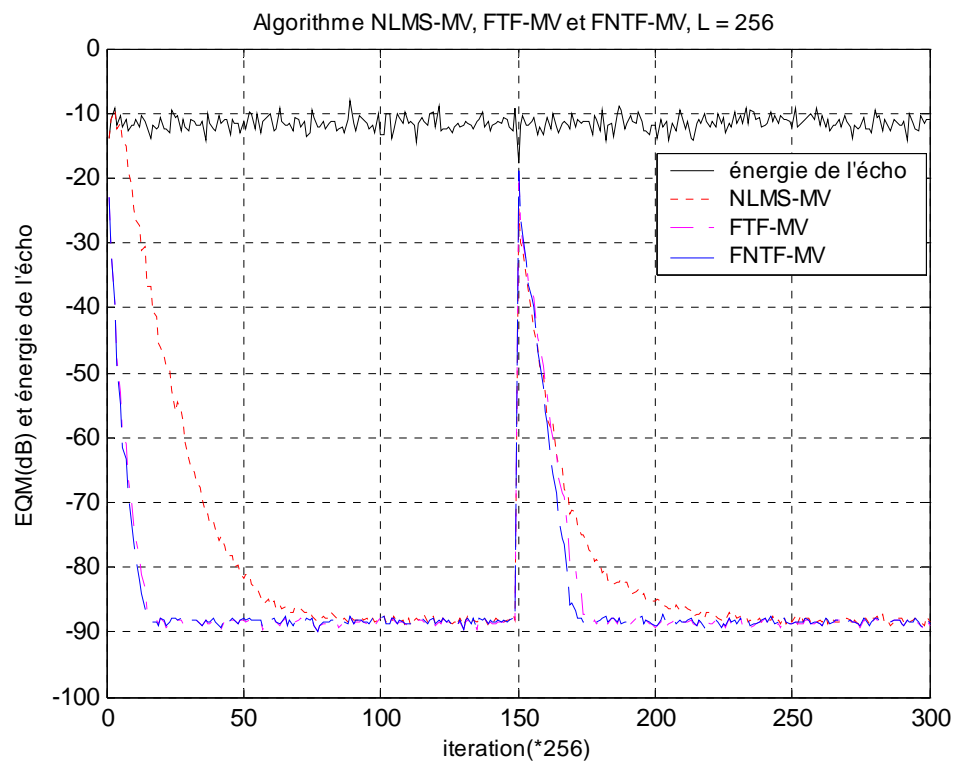


Figure 4.15 : Evolution de l'EQM (dB) pour l'algorithme NLMS, FTF et FNTF12N2L, L = 256, $\mu = 0.6$, $\lambda = 0.9987$, N = 220, bruit USASI.

Les figures 4.13, 4.14 et 4.15 présentent l'évolution temporelle des EQM des algorithmes NLMS, FTF et FNTF avec comme signal source de type bruit USASI. On présente sur ces trois figures l'évolution temporelle de l'énergie du signal d'écho et celle de l'écho atténué. Nous avons tracé l'évolution de l'EQM de l'algorithme NLMS pour le même signal excitant afin de le comparer avec les deux autres algorithmes.

On remarque que la vitesse de convergence initiale de l'algorithme du gradient stochastique (NLMS) est atteinte au 80^{ième} bloc de 256 itérations (figure 4.13) , elle est moins importante que celle de l'algorithme FTF qui est atteinte juste après les 20^{ième} bloc.

La figure 4.15 montre la superposition presque totale des tracés des deux algorithmes (FTF et FNTF) pour une taille du filtre de 256 points. Ce qui montre la grande ressemblance entre les performances des deux algorithmes.

De cela, on peut conclure que tous ce qui est dit sur l'algorithme FTF reste, à quelques erreurs près, vrais pour l'algorithme FNTF, ce qui montre les grands avantages offerts par l'algorithme FNTF sur son ancienne version surtout sur le coté de la complexité qui est considérablement réduite ($2L$: ordre de la complexité de l'algorithme NLMS) lorsque la taille des prédicteurs est faible devant celle du filtre [21].

- Signal d'entrée de type parole

L'algorithme NLMS

Les simulations ont été réalisées avec un signal d'entrée de parole (signal de parole 1 et parole 2) 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 cette simulation sont illustrés dans le tableau suivant :

L	Signal parole 1		Signal parole 2	
	μ	EQM(dB)	μ	EQM(dB)
256	0.3	-86.99	0.3	-86.67
512	0.3	-79.95	0.3	-89.70
1024	0.3	-71.47	0.3	-79.27
2048	0.3	-52.82	0.3	-71.46

Tableau 4.7 : EQM(dB) pour des différentes tailles de filtre L données.
Algorithme NLMS-MV, signal d'entrée de type parole

L'algorithme FTF

Nous avons simulé l'algorithme FTF avec un signal source de type parole (parole 1 et parole 2) et pour différentes tailles du filtre adaptatif. Les résultats de cette simulation sont classés dans le tableau ci-dessous :

L	Signal parole 1			Signal parole 2		
	E_0	λ	EQM(dB)	E_0	λ	EQM(dB)
512	5.0	0.99965	-88.72	5.0	0.999799	-87.69
1024	10.0	0.9999	-86.42	10.0	0.9999	-86.84
2048	10.0	0.999985	-84.40	10.0	0.999985	-87.28

Tableau 4.8 : EQM (dB) pour des différentes tailles de filtre L données.
Algorithme FTF-MV, signal d'entrée de type parole

L'algorithme FNTF

L	Signal parole 1				Signal parole 2			
	E_0	N	λ	EQM(dB)	E_0	N	λ	EQM (dB)
512	5.0	384	0.99965	-86.80	5.0	384	0.999799	-87.74
1024	10.0	768	0.9999	-86.44	10.0	768	0.9999	-86.86
2048	10.0	1536	0.999985	-86.38	10.0	1536	0.999985	-86.84

Tableau 4.9 : EQM (dB) pour des différentes tailles de filtre L données.
Algorithme FNTF-MV, signal d'entrée de type parole

Le tableau 4.7 montre clairement le bon comportement de l'algorithme du gradient stochastique (NLMS) avec le signal de parole 2 et ceci pour les tailles 256 et 512 points. Une dégradation importante et croissante est remarquée dans le comportement de l'algorithme avec le signal de parole 1 si la taille du filtre est égale à 1024 et 2048 points. Cette dégradation devient moins importante avec le signal de parole 2. Ceci nous permet de dire que le comportement de l'algorithme NLMS dépend de la nature du signal excitant.

Les résultats illustrés dans le tableau 4.8 montre les bonnes performances de l'algorithme des moindres carrés rapides en vers la parole comme signal d'entrée. Ces résultats montrent aussi l'indépendance de l'algorithme FTF de la nature du signal excitant et ceci a été prouvé par le comportement de ce dernier avec les deux signaux de parole (parole 1, parole 2).

Les deux tableaux 4.8 et 4.9 montrent une grande similitude entre les résultats des EQM(dB) obtenus avec l'algorithme FTF et celles obtenus avec l'algorithme FNTF dans le cas d'un signal d'entrée de type parole.

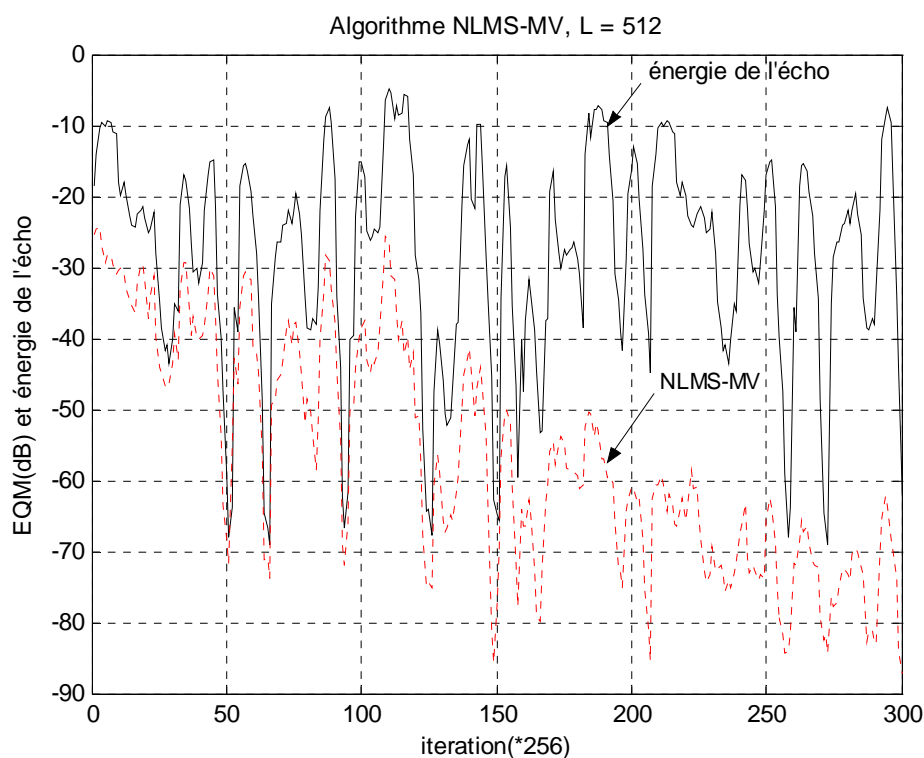


Figure 4.16 : Evolution de l'EQM (dB) pour l'algorithme NLMS, L = 512, $\mu = 0.3$, Signal parole 1.

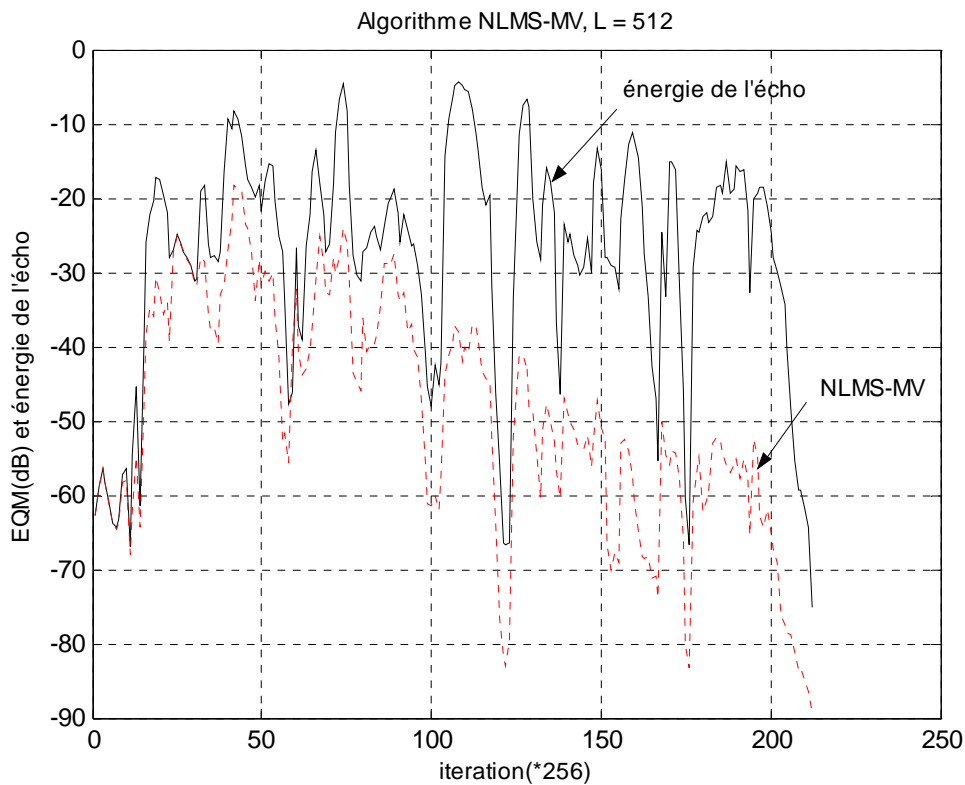


Figure 4.17 : Evolution de l'EQM (dB) pour l'algorithme NLMS, L = 512, $\mu = 0.3$, Signal parole 2.

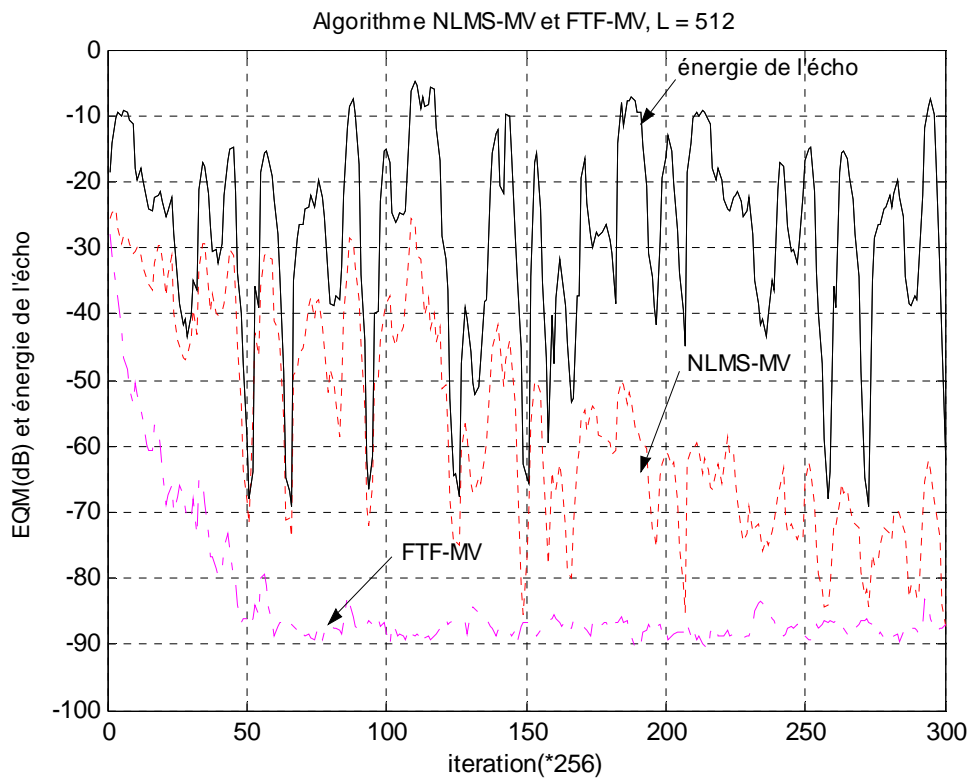


Figure 4.18 : Evolution de l'EQM (dB) pour l'algorithme NLMS et FTF, L = 512, $\mu = 0.3$, $\lambda = 0.99965$, signal parole 1.

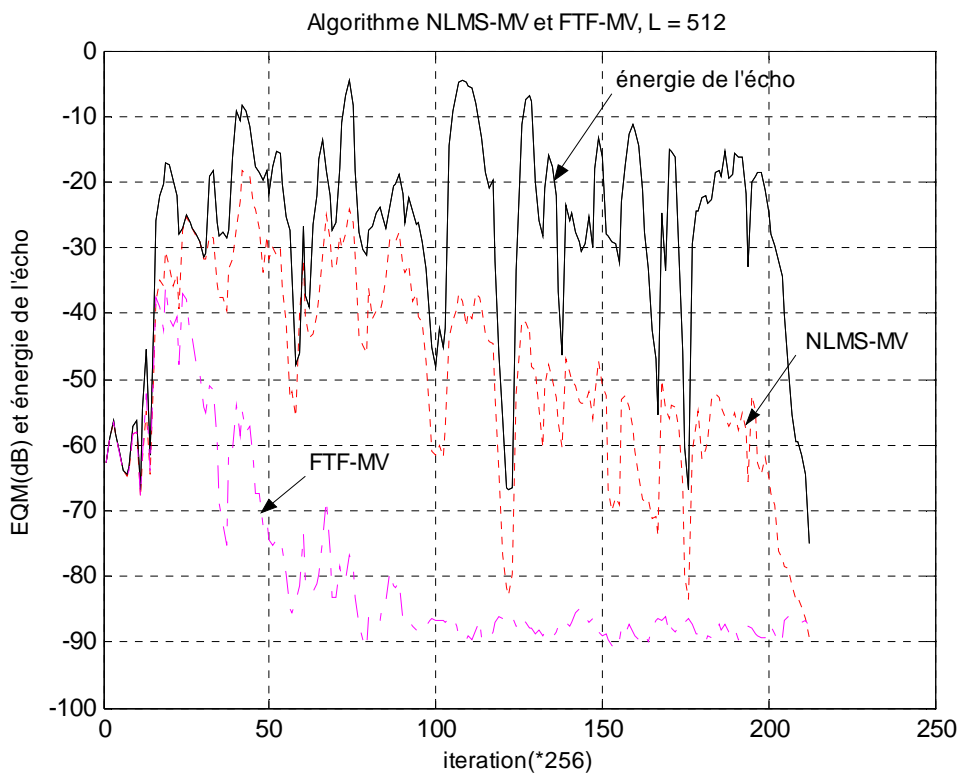


Figure 4.19 : Evolution de l'EQM (dB) pour l'algorithme NLMS et FTF, $L = 512$, $\mu = 0.3$, $\lambda = 0.999799$, signal parole 2.

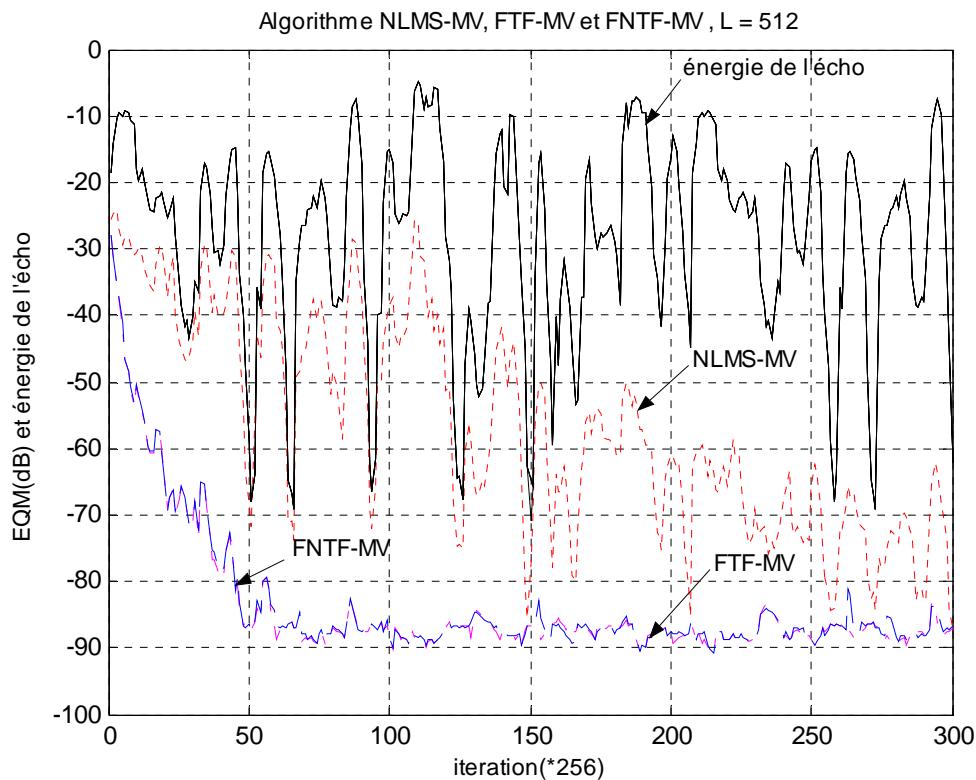


Figure 4.20 : Evolution de l'EQM (dB) pour l'algorithme NLMS, FTF et FNTF12N2L, $L = 512$, $\mu = 0.3$, $\lambda = 0.99965$, $N = 384$, signal parole 1.

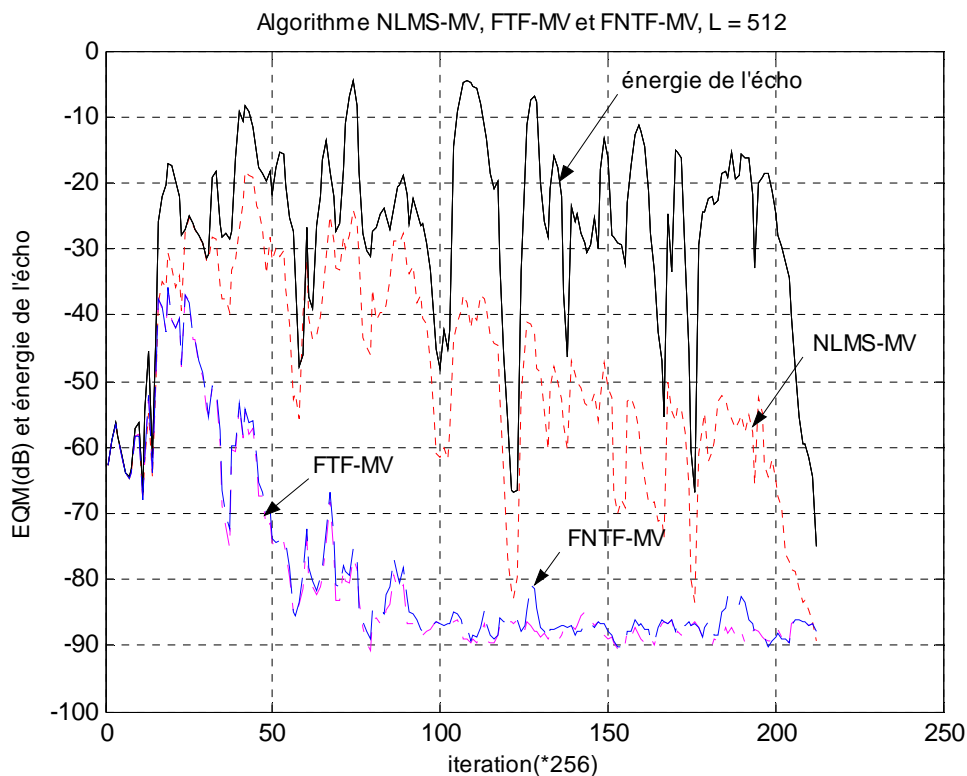


Figure 4.21 : Evolution de l'EQM (dB) pour l'algorithme NLMS, FTF et FNTF, $L = 512$, $\mu = 0.3$, $\lambda = 0.999799$, $N = 384$, signal parole 2.

Les figures 4.16 et 4.17 représentent les résultats de l'évolution temporelle de l'énergie du signal d'écho et celle de l'écho atténué (résiduel) obtenus avec l'algorithme NLMS. On notera que l'algorithme NLMS converge moins vite surtout avec des réponses impulsionnelles longues (2048 points). Ceci est dû aux non stationnarités très importantes que contient le signal parole.

Les deux figures 4.18 et 4.19 montrent la grande vitesse de convergence de l'algorithme FTF dans le cas d'un signal source de type parole et de longues réponses impulsionnelles. L'exemple illustré dans la figure 4.18 montre que l'optimum est atteint juste après les 50^{èmes} blocs.

Nous constatons (figure 4.20 et figure 4.21) que les performances d'atténuation de l'écho entre le FTF et le FNTF sont pratiquement identiques avec un signal source de type parole. Nous remarquons aussi que la stabilisation numérique est efficace pour ce même type de signal d'excitation.

4.6.2 Cas bi-voie

Dans les paragraphes suivants, nous allons comparer les performances des algorithmes NLMS, FTF et FNTF dans le cas mono-voie et bi-voie. Pour cela, nous avons effectué des simulations avec deux signaux de source.

- Signal d'entrée de type bruit USASI

L'algorithme NLMS

L'algorithme NLMS est simulé avec un signal de test de type bruit USASI et différentes longueurs de réponses impulsionnelles. Les valeurs des EQM finales des deux versions (NLMS mono-voie et bi-voie) sont résumées dans le tableau suivant :

Bruit USASI			
L	μ	EQM (dB) NLMS-MV	EQM (dB) NLMS-BV
32	0.6	-89.40	-86.09
128	0.6	-88.78	-86.89
256	0.6	-88.81	-86.62
512	0.6	-88.33	-86.74
1024	0.6	-88.89	-86.26

Tableau 4.10 : EQM (dB) pour des différentes tailles de filtre L données.
Algorithme NLMS mono-voie / bi-voie, bruit USASI

Le tableau 4.10 montre que les EQM (dB) de l'algorithme NLMS bi-voie sont dégradées par rapport à celles mono-voie et cette dégradation est proportionnelle à la taille du filtre. Ces résultats montrent aussi le bon comportement de l'algorithme NLMS avec un bruit USASI comme signal test.

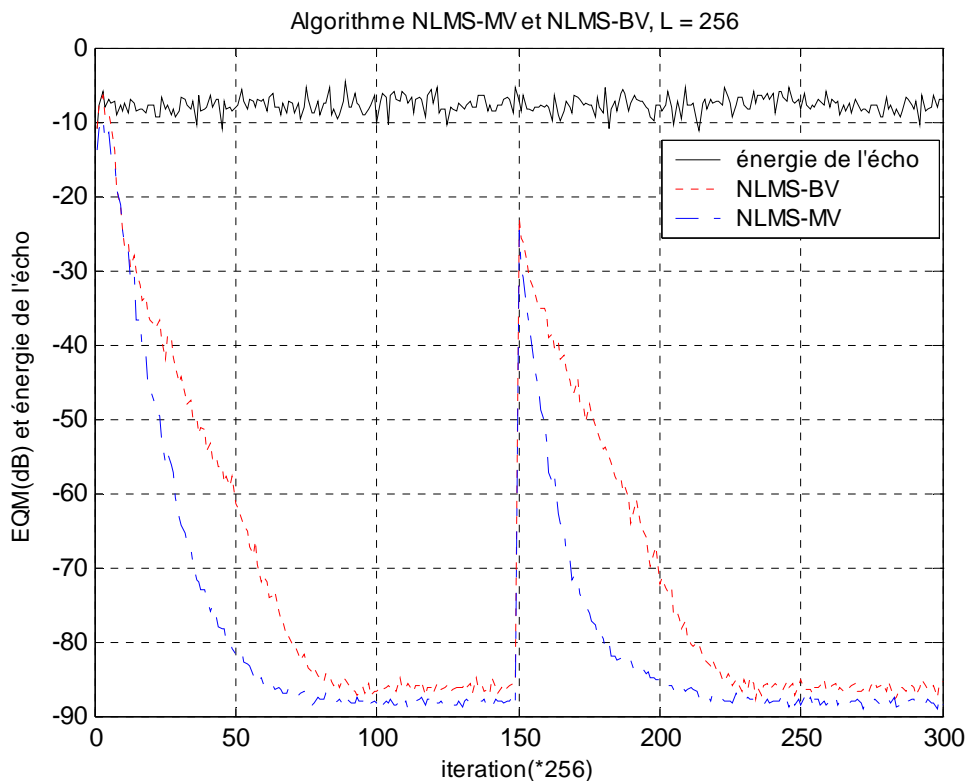


Figure 4.22 : Evolution de l'EQM (dB) pour l'algorithme NLMS, L = 256, $\mu = 0.6$, bruit USASI.

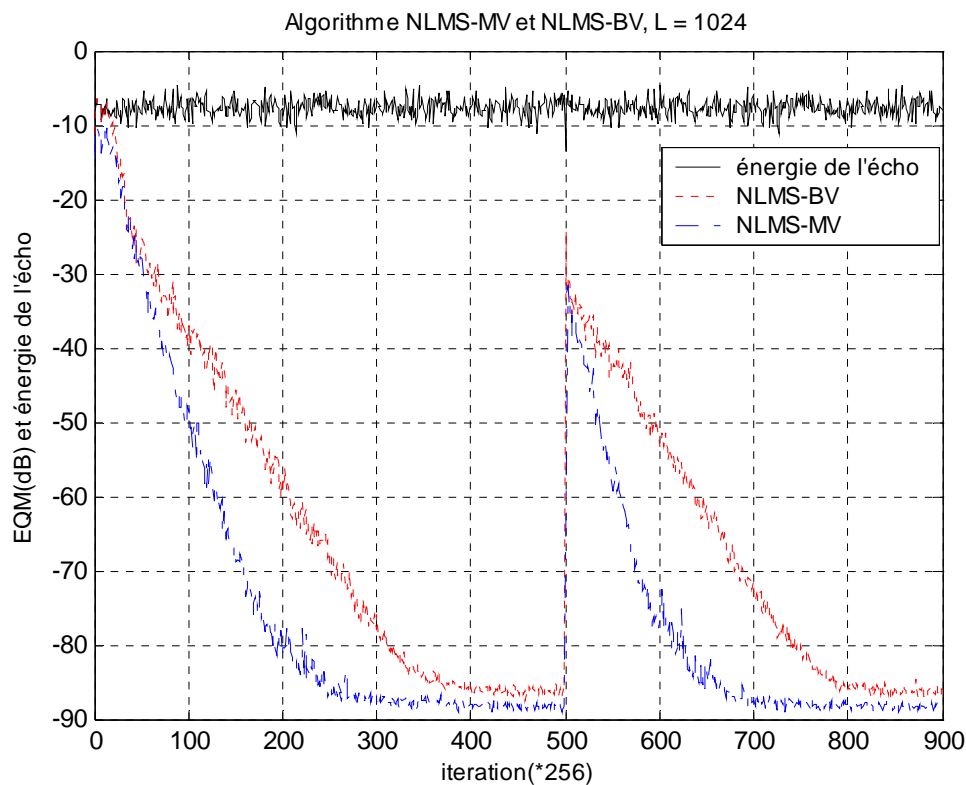


Figure 4.23 : Evolution de l'EQM (dB) pour l'algorithme NLMS, L = 1024, $\mu = 0.6$, bruit USASI.

Dans ces simulations, l'algorithme NLMS bi-voie a la même vitesse de convergence initiale que l'algorithme NLMS mono-voie jusqu'à ce que se produit une cassure dans la convergence de l'algorithme bi-voie après 20 dB environ de décroissance. On pourrait penser, par exemple, qu'un filtre adaptatif H_1 converge très vite vers le canal acoustique C_1 et que la cassure provient du filtre H_2 qui convergerait beaucoup plus lentement vers le filtre C_2 . On interprète alors cette cassure comme la persistance d'une forte erreur résiduelle provoquée par l'interaction des équations d'adaptations. D'autre part, la diminution des pas d'adaptation affecte peu l'algorithme NLMS bi-voie par rapport à l'algorithme mono-voie (voir figures 4.22 et 4.23).

Si nous passons d'une taille du filtre de 256 points à une taille de 1024 points, l'algorithme NLMS mono-voie est cinq fois plus lent, la convergence durant la phase initiale de cet algorithme est atteinte durant les 400 blocs au lieu des 80 blocs.

L'algorithme FTF

Nous allons simuler maintenant l'algorithme FTF avec le même signal source et pour les différentes tailles du filtre. Les résultats de cette simulation sont donnés par le tableau suivant :

Bruit USASI				
L	E_0	λ	EQM (dB) FTF-MV	EQM (dB) FTF-BV
32	1.0	0.9899	-88.24	-89.00
128	2.0	0.9977	-88.37	-88.59
256	10.0	0.9987	-88.89	-88.70
512	10.0	0.9996	-88.34	-88.84
1024	15.0	0.99978	-89.09	-88.71

Tableau 4.11 : EQM (dB) pour des différentes tailles de filtre L données Algorithmes FTF mono-voie / bi-voie, bruit USASI

Le tableau 4.11 montre que les erreurs quadratiques moyennes des deux versions de l'algorithme FTF sont presque identiques et ceci quelle que soit la taille du filtre et le signal excitant.

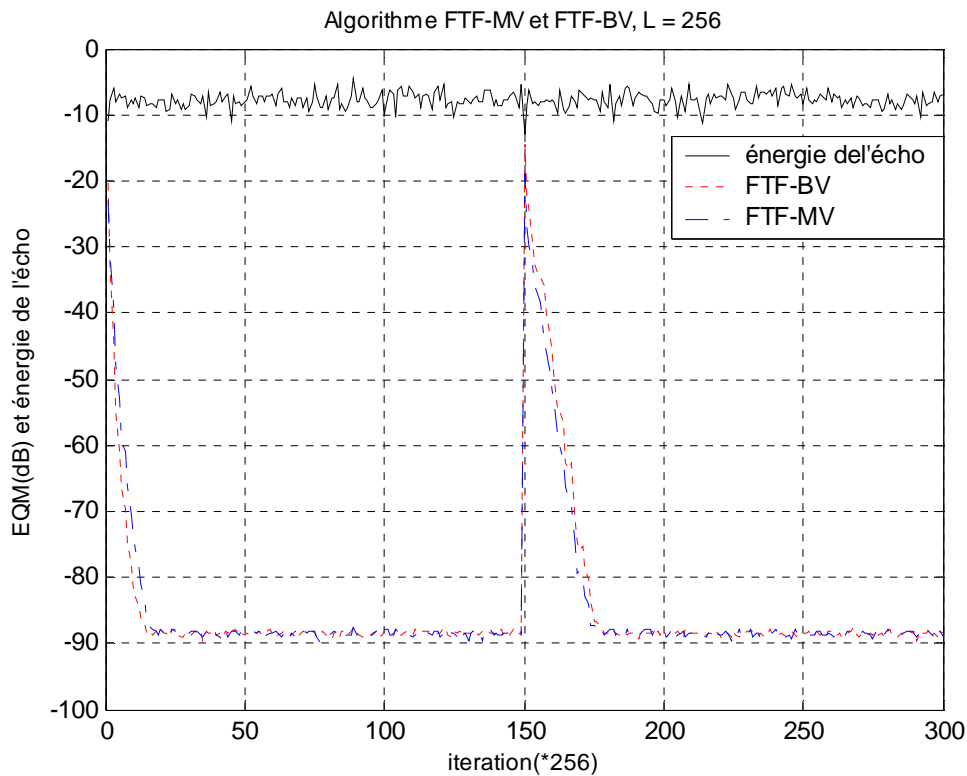


Figure 4.24 : Evolution de l'EQM(dB) pour l'algorithme FTF, L = 256, $\lambda = 0.9987$, bruit USASI.

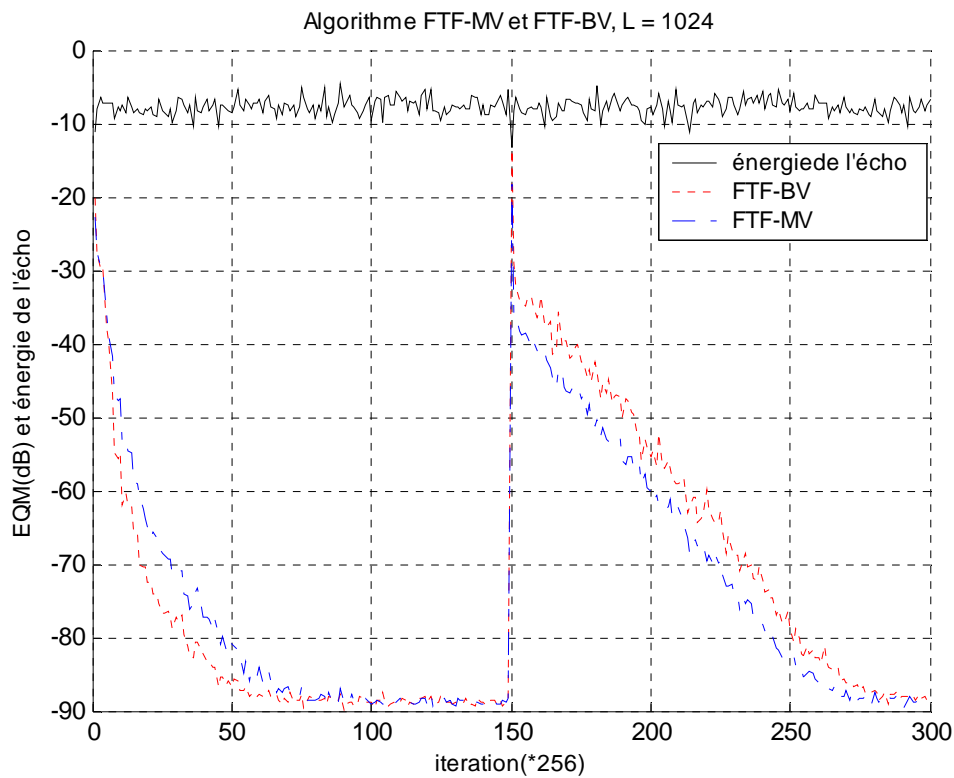


Figure 4.25 : Evolution de l'EQM (dB) pour l'algorithme FTF, L = 1024, $\lambda = 0.99978$, bruit USASI.

Les figures (4.24 et 4.25) montrent que pour un signal source de type bruit USASI et pour des réponses impulsionnelles courtes, l'algorithme FTF bi-voie a des performances presque identiques à celles de la version mono-voie. Une légère dégradation des performances des deux versions est remarquée pour des réponses impulsionnelles longues .

L'algorithme FNTF

Les résultats présentés dans le tableau ci-dessous sont celles des erreurs quadratiques moyennes finales des simulations faites avec l'algorithme FNTF sur différentes tailles du filtre transverse et pour un signal d'entrée de type bruit USASI. Ils sont donnés comme suit :

Bruit USASI					
L	E_0	N	λ	EQM(dB) FNTF-MV	EQM(dB) FNTF-BV
32	1.0	31	0.9899	-87.99	-87.52
128	2.0	120	0.9977	-89.42	-88.22
256	10.0	220	0.9987	-88.87	-87.40
512	10.0	450	0.9996	-88.80	-88.48
1024	15.0	1000	0.99978	-88.91	-87.99

Tableau 4.12 : EQM (dB) pour des différentes tailles de filtre L données
Algorithme FNTF mono-voie / bi-voie, bruit USASI.

Les résultats de simulations classés dans le tableau 4.12 montrent bien le bon fonctionnement des deux versions de l'algorithme de Newton , c'est-à-dire la version mono-voie et bi-voie avec le bruit USASI.

Sur les deux figures 4.26 et 4.27, On remarque que pour une taille du filtre de 256 points l'algorithme FNTF mono-voie et bi-voie a un comportement similaire de point de vue vitesse de convergence et affaiblissement de l'écho obtenu. Pour une taille du filtre de 1024 points, nous observons une légère dégradation entre l'algorithme FNTF mono-voie et celui bi-voie durant le régime transitoire. Une vitesse de convergence importante de l'algorithme FNTF bi-voie est remarqué en régime permanent grâce à une non stationnarité simulé au niveau du bloc 150, ceci lorsque l'algorithme retrouve les vrais coefficients du système à identifier.

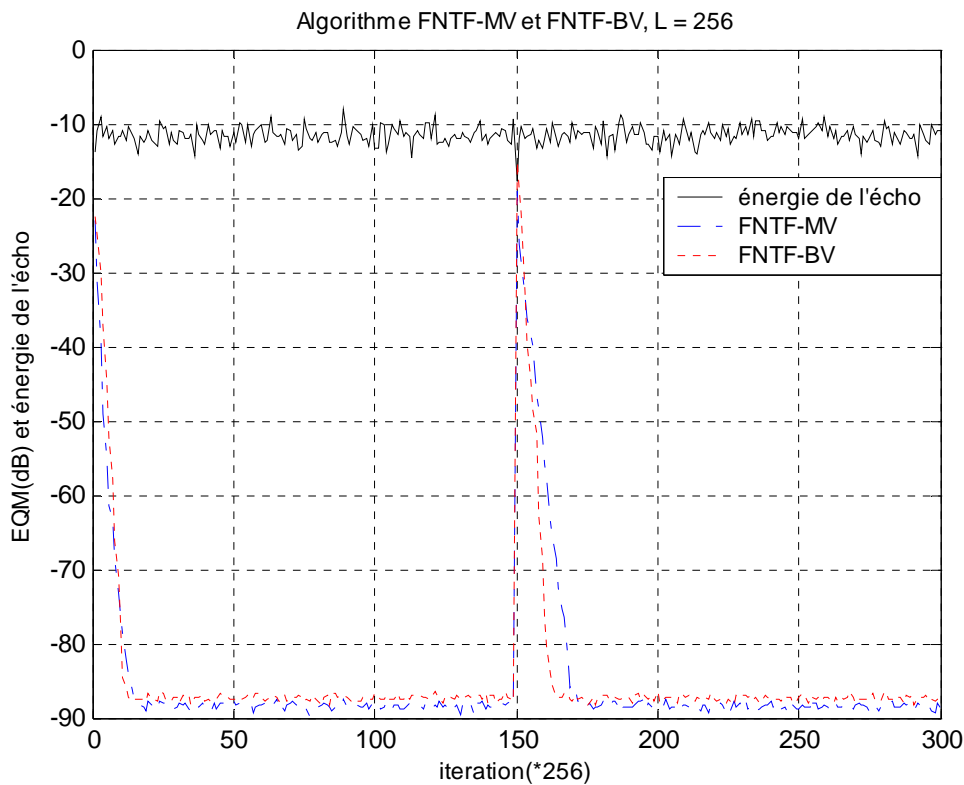


Figure 4.26 : Evolution de l'EQM(dB) pour l'algorithme FNTF, L = 256, $\lambda = 0.9987$, N = 220, bruit USASI.

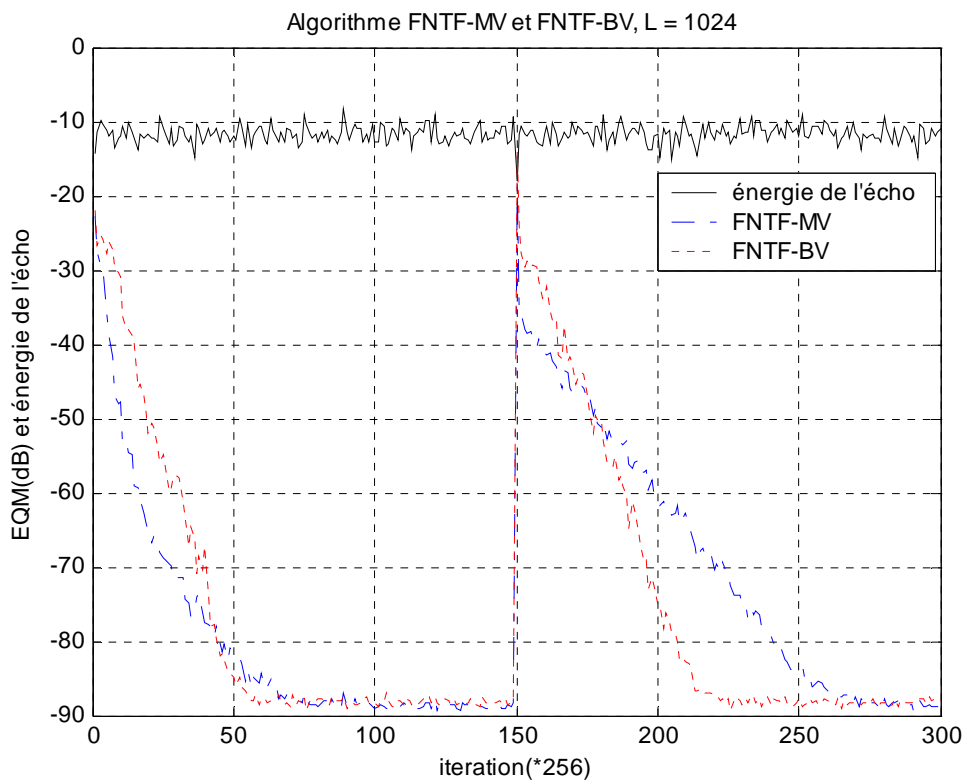


Figure 4.27 : Evolution de l'EQM (dB) pour l'algorithme FNTF, L = 1024, $\lambda = 0.99978$, N = 1000, bruit USASI.

- Signal d'entrée de type de parole

L'algorithme NLMS

Nous reprenons la même démarche pour comparer les performances des algorithmes NLMS mono-voie et bi-voie. Les résultats de cette simulation sont présentés dans le tableau 4.13 pour deux types de signaux d'excitations (parole 1 et parole 2).

L	μ	Signal parole 1		Signal parole 2	
		EQM(dB) NLMS-MV	EQM (dB) NLMS-BV	EQM (dB) NLMS-MV	EQM (dB) NLMS-BV
256	0.3	-86.99	-87.29	-86.67	-86.96
512	0.3	-79.95	-84.13	-89.70	-88.50
1024	0.3	-71.47	-70.12	-79.27	-75.49
2048	0.3	-52.82	-43.95	-71.46	-66.56

Tableau 4.13 : EQM (dB) pour des différentes tailles de filtre L données.
Algorithme NLMS mono-voie et bi-voie, signal parole

Le tableau 4.13 montre le bon comportement de l'algorithme NLMS pour les courtes réponses impulsionnelles et le mauvais comportement pour des réponses longues (1024 et 2048 coefficients).

La figure 4.28 montre que dans le cas d'un signal de parole avec une taille du filtre de 512 points, l'algorithme NLMS mono-voie a un bon comportement que l'algorithme NLMS bi-voie après 150 blocs. L'erreur résiduelle du cas bi-voie est beaucoup plus forte que celle de l'algorithme mono-voie durant les 50 derniers blocs. Avec des longueurs de réponse 1024 points, les performances des deux algorithmes NLMS mono-voie et NLMS bi-voie (figure 4.29) sont proches. Il y a principalement deux raisons. L'algorithme NLMS converge moins vite avec des réponses impulsionnelles longues car il y a plus de termes dans la puissance de normalisation. Le gradient des algorithmes est normalisé par l'énergie du signal sur une fenêtre de la taille de la réponse. Dans le cas bi-voie comme dans le cas mono-voie, plus la matrice de covariance des entrées a un ordre élevé, plus la dispersion des valeurs propres est grande. Or, la dispersion des valeurs propres est un facteur qui contrôle la convergence de l'algorithme NLMS.

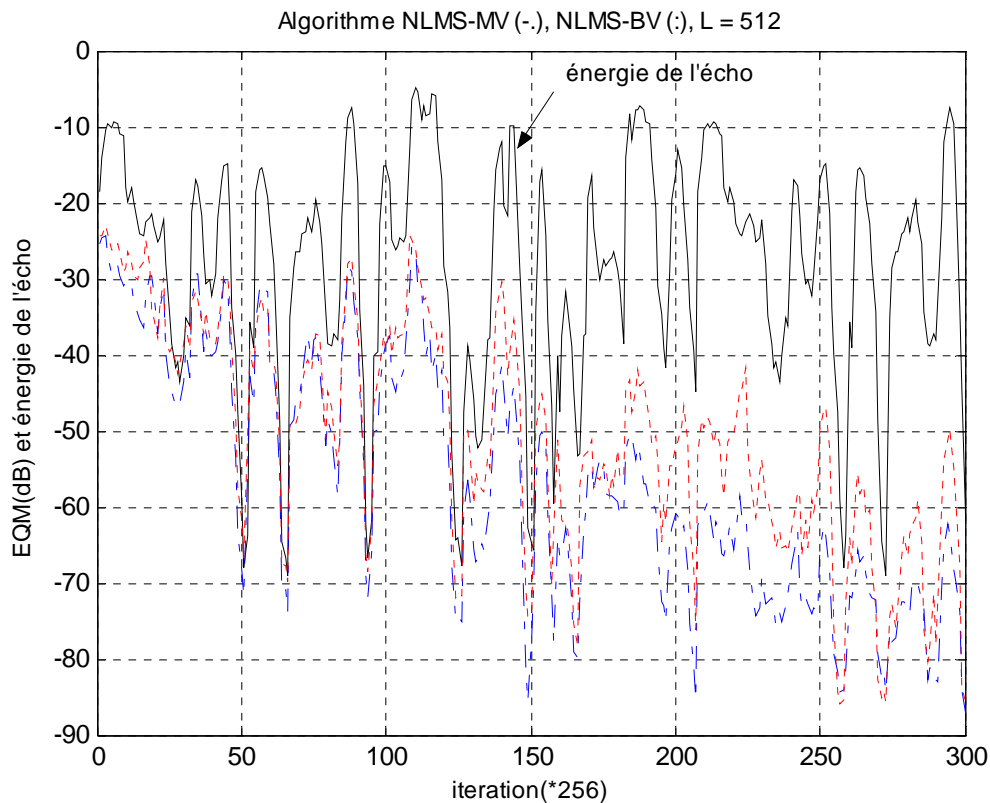


Figure 4.28 : Evolution de l'EQM(dB) pour l'algorithme NLMS, L = 512, $\mu = 0.3$, signal parole 1

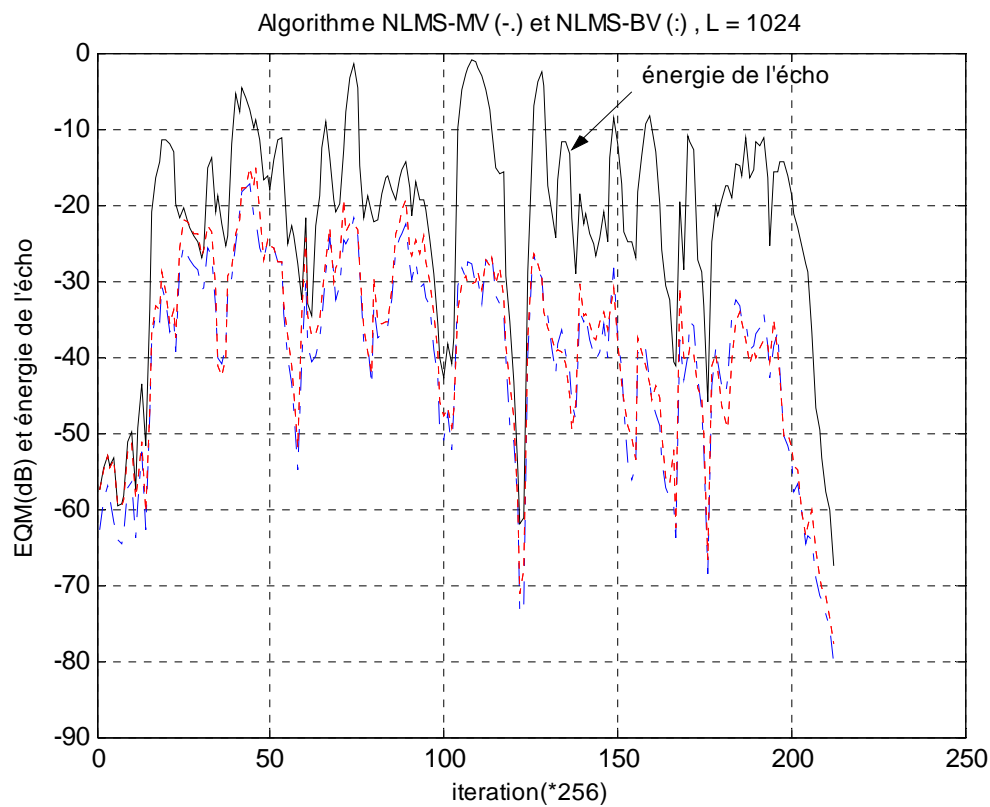


Figure 4.29 : Evolution de l'EQM (dB) pour l'algorithme NLMS, L = 1024, $\mu = 0.3$, signal parole 2

Dans le cas non stationnaire (signal de parole) la différence de vitesse de convergence des deux algorithmes est moins importante que dans le cas du bruit USASI (figure 4.22 et 4.23). Cette différence peut s'expliquer par la dynamique du signal de la parole, pendant les périodes de faible énergie de celle ci, le rapport signal à bruit en sortie est négatif, alors que le gain d'adaptation est très grand à cause de la normalisation automatique. Il en résulte une perturbation aléatoire des coefficients qui dérègle le filtre adaptatif. Celui ci commence à converger lors des périodes de forte énergie, mais cette convergence est lente et l'erreur ne peut atteindre sa valeur asymptotique avant l'arrivée des périodes de faible énergie suivante. Ceci montre le principal inconvénient du NLMS : la dépendance de la vitesse de convergence avec le type de signal d'entrée.

Pour conclure, l'algorithme NLMS mono-voie a un meilleur comportement en vitesse de convergence par rapport à l'algorithme NLMS bi-voie avec un signal d'entrée de type bruit USASI et quelle que soit la longueur des filtres à identifier. Dans le cas d'un signal d'entrée de parole, les performances des deux versions (mono / bi-voie) sont dégradées.

L'algorithme FTF

L	E_0	Signal parole 1			Signal parole 2		
		λ	EQM(dB) FTF-MV	EQM(dB) FTF-BV	λ	EQM(dB) FTF-MV	EQM(dB) FTF-BV
512	5.0	0.99965	-88.72	-86.97	0.999799	-87.69	-87.15
1024	10.0	0.9999	-86.42	-86.44	0.9999	-86.84	-86.56
2048	10.0	0.999985	-84.40	-86.40	0.999985	-87.28	-87.25

Tableau 4.14 : EQM (dB) pour des différentes tailles de filtre L données.
Algorithme FTF mono-voie et bi-voie, signal parole

Les résultats présentés dans le tableau 4.14 montrent que dans le cas d'un signal source de type parole l'algorithme FTF garde les mêmes performances pour les deux cas (mono-voie et bi-voie).

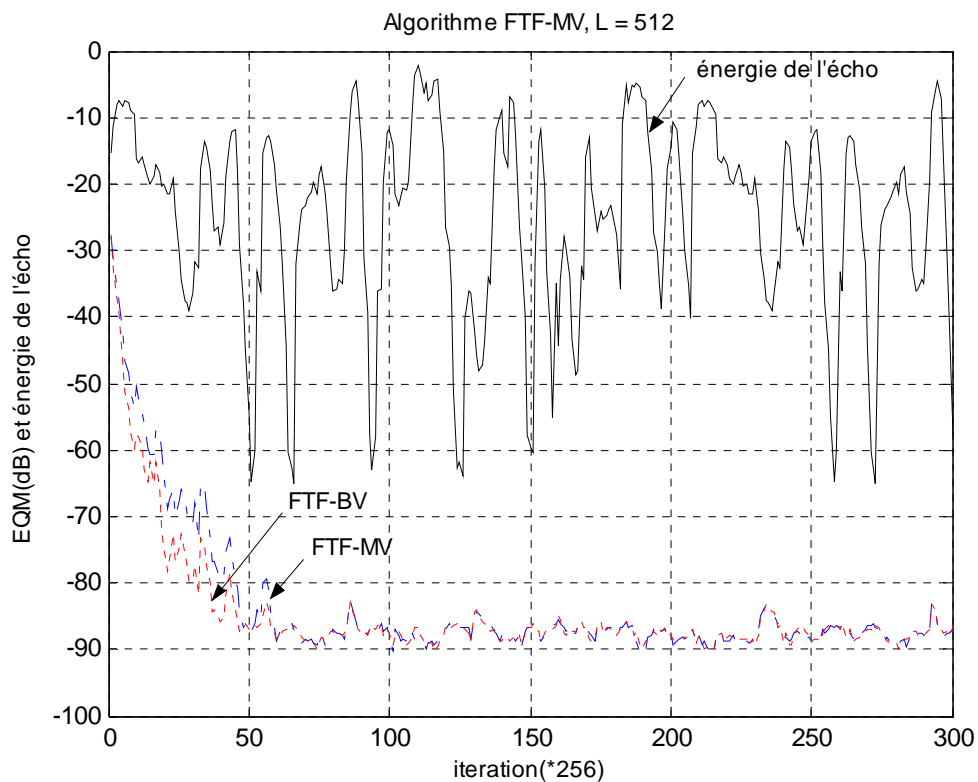


Figure 4.30 : Evolution de l'EQM(dB) pour l'algorithme FTF, L = 512, $\lambda = 0.99965$, signal parole 1.

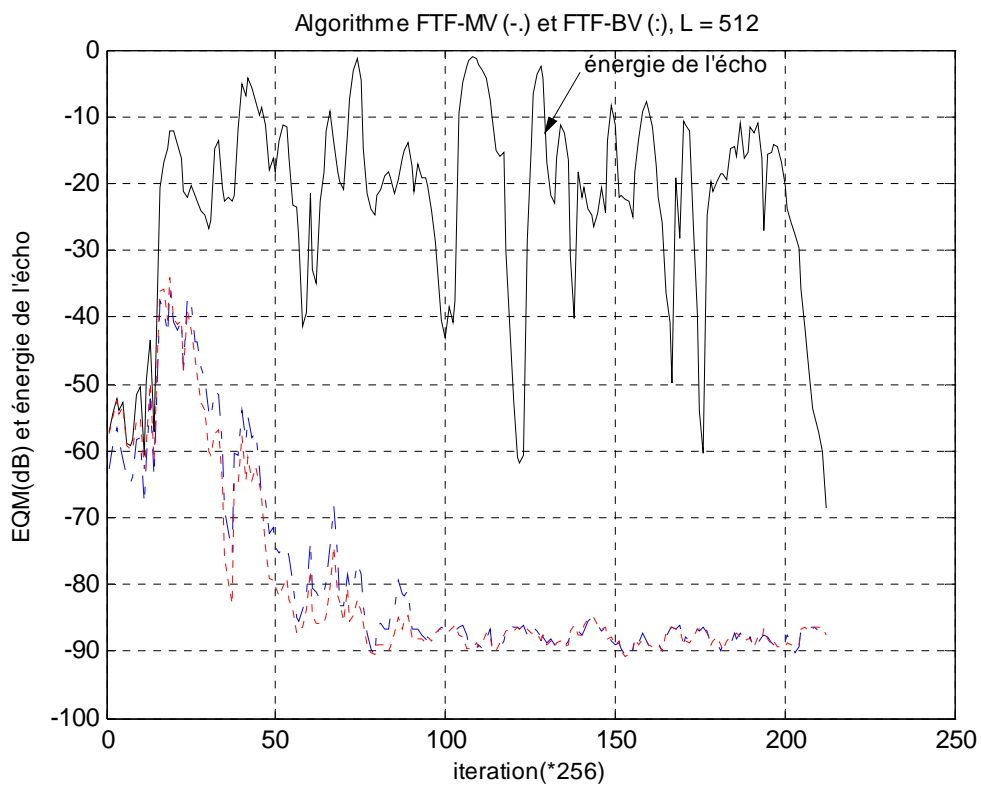


Figure 4.31 : Evolution de l'EQM(dB) pour l'algorithme FTF, L = 512, $\lambda = 0.999799$, signal parole 2.

Comme nous pouvons le constater sur les figures (4.30 et 4.31), il n'y a aucune différence entre l'algorithme FTF mono-voie et bi-voie pour les différentes tailles du filtre transverse et dans le cas d'un signal source non stationnaire. Nous remarquons aussi l'efficacité de la stabilité numérique dans le cas bi-voie et pour le même type de signal d'entrée.

L'algorithme FNTF

Les résultats de l'énergie de l'erreur de filtrage de l'algorithme de Newton pour des différentes tailles du filtre transverse L sont présentés dans le tableau 4.15.

L	E_0	N	Signal parole 1			Signal parole 2		
			λ	EQM(dB) FNTF-MV	EQM(dB) FNTF-BV	λ	EQM(dB) FNTF-MV	EQM(dB) FNTF-BV
512	5.0	384	0.99965	-86.80	-86.94	0.999799	-87.74	-87.19
1024	10.0	768	0.9999	-86.44	-86.51	0.9999	-86.86	-86.57
2048	10.0	1536	0.999985	-86.38	-87.32	0.999985	-86.84	-77.18

Tableau 4.15 : EQM (dB) pour des différentes tailles de filtre L données. Algorithme FNTF mono-voie et bi-voie, signal parole

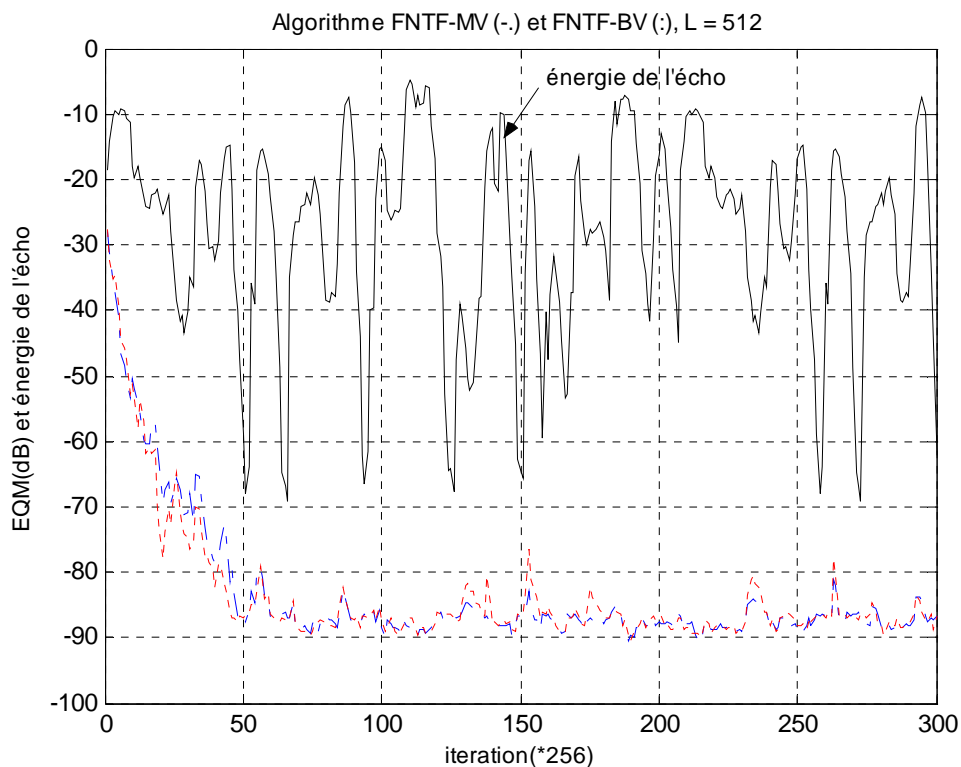


Figure 4.32 : Evolution de l'EQM (dB) pour l'algorithme FNTF, $L = 512$, $\lambda = 0.99965$, $N = 384$, signal parole 1.

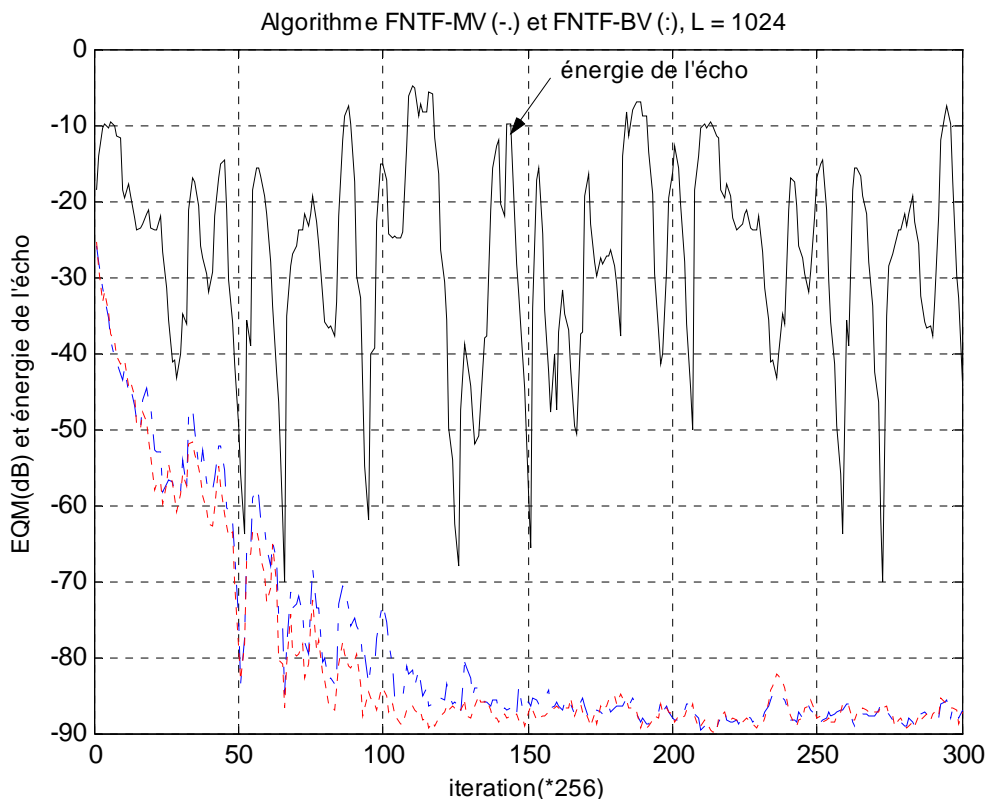


Figure 4.33 : Evolution de l'EQM (dB) pour l'algorithme FNTF, $L = 1024$, $\lambda = 0.9999$, $N = 768$, parole 1.

D'après les résultats illustrés dans le tableau 4.15, on remarque que les valeurs de l'énergie de l'erreur de filtrage EQM (dB) de l'algorithme FNTF mono-voix et celles de l'algorithme bi-voix sont pratiquement identiques, une légère dégradation est remarquée pour une taille du filtre transverse L de 2048 points et avec un signal parole 2.

Les figures 3.32 et 3.33 montrent bien la superposition presque totale des tracés des deux algorithmes (FNTF mono et bi-voix) et ceci pour un signal d'entrée de type parole, on remarque aussi que pour une taille du filtre de 512 points les deux versions convergent après 50 blocs de 256 itérations alors que pour une taille du filtre importante (1024 points) la convergence est atteinte au 150^{ème} bloc.

4.7 Conclusion

Pour conclure, on peut dire que les trois algorithmes de filtrage adaptatif que nous avons présenté se comportent bien avec les deux signaux d'excitation (bruit USASI et bruit blanc). Aussi, nous avons remarqué que l'identification des systèmes avec ces algorithmes nécessite une taille du filtre transverse supérieure ou égale à la taille réelle du modèle à identifier.

Pour un signal d'entrée de type parole, nous avons remarqué que les deux algorithmes de la famille des moindres carrés FTF et FNTF ont monté 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 deux 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.

Aussi, on peut dire que l'algorithme du gradient stochastique NLMS mono-voie reste plus performant que celui du cas bi-voie et ceci quel que soit le type du signal d'entrée.

Pour une taille de filtre faible, nous avons remarqué que les performances des algorithmes de la famille des moindres carrés rapides FTF et FNTF bi-voie sont très proches de celles des algorithmes dans le cas mono-voie. La différence de performances devient importante lorsque la taille des filtres transversaux augmente.

Nous avons remarqué également que les performances des algorithmes FTF et FNTF bi-voie sont beaucoup plus meilleures que celles de l'algorithme NLMS mono-voie et bi-voie.

Enfin, on conclut que la nouvelle version du FNTF bi-voie offre des performances assez proches de celles du FTF en vitesse de convergence, et en complexité de calcul proche de celle du gradient stochastique lorsque la taille des prédicteurs aller et retour est pris faible devant la taille du filtre transverse à identifier. Ceci montre bien l'avantage de cette nouvelle version algorithmique que nous proposons dans ce mémoire pour les applications d'annulation d'écho acoustique stéréophonique, cette version algorithmique peut être améliorée en lui appliquant la technique de segmentation que nous avons proposée dans [25].

CONCLUSION

L'étude que nous avons présentée dans ce mémoire concerne l'annulation d'écho acoustique en contexte stéréophonique. Pour ce faire, nous avons utilisé des algorithmes de filtrage adaptatif qui servent à l'identification des filtres à réponses impulsionnelles acoustiques.

Dans ce contexte, nous avons implémenté deux algorithmes standards : l'algorithme du gradient stochastique qui est très simple à mettre en œuvre mais il a une vitesse de convergence lente dans le cas d'un signal source de type parole et l'algorithme du filtre transversal rapide FTF qui est une référence et qui possède de meilleures performances en convergence mais il a une complexité nettement trop grande pour être utilisé dans une application concrète.

Un troisième algorithme dont nous avons l'initiative de proposer est l'algorithme du Newton FNTF bi-voie qui réunit les deux performances à savoir la complexité réduite autant que l'algorithme NLMS et la rapidité de convergence autant que l'algorithme FTF.

Une étude comparative entre les trois algorithmes NLMS, FTF et FNTF dans les deux cas mono-voie et bi-voie a montré que :

- L'algorithme NLMS mono-voie présente de meilleures performances que l'algorithme NLMS bi-voie et ceci quelque soit le type du signal source.

- L'algorithme FTF a le même comportement dans les deux cas mono-voie et bi-voie lorsque la taille du filtre est faible. La différence du comportement apparaît lorsque la taille du filtre augmente.

- La nouvelle version bi-voie de l'algorithme FNTF a permis d'obtenir des performances plus proches que celles de l'algorithme du filtre transversal rapide FTF lorsque la taille de prédiction est supérieure à la taille réelle du modèle à identifier, et

une complexité de calcul proche de celle du gradient lorsque la taille des prédicteurs est faible. Ceci montre bien l'avantage de cette nouvelle version algorithmique stéréophonique.

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

- La conception d'un système complet d'annulation d'écho pour les futurs systèmes de téléconférence en contexte stéréophonique.
- La généralisation à N voies ($N > 2$) des algorithmes présentés dans le contexte bi-voie.
- L'implémentation de ces algorithmes sur des DSP ou bien sur des stations VHDL et FPGA.

LISTE D'ABREVIATIONS

EQM	Erreur Quadratique Moyenne
LMS	Least Mean Square (algorithme du gradient)
NLMS	Normalized Least Mean Square (algorithme du gradient stochastique normalisé)
NLMS-MV	Algorithme du gradient stochastique normalisé mono-voie
NLMS-BV	Algorithme du gradient stochastique normalisé bi-voie
RLS	Recursive Least Square Algorithm (algorithme des moindres carrés récursifs)
MCR	Moindres carrés rapides.
FTF	Fast Transversal Filter (filtre transversal rapide)
FTF-MV	Filtre transversal rapide mono-voie
FTF-BV	Filtre transversal rapide bi-voie
FTF7L	Fast Transversal Filter (filtre transversal rapide avec une complexité : $7L$)
FNTF	Fast Newton Transversal Filter Algorithm (algorithme du filtre transversal de Newton rapide)
FNTF12N2L	Fast Newton Transversal Filter Algorithm (algorithme du filtre transversal de Newton rapide avec une complexité : $12N+2L$)
FNTF-MV	Algorithme du filtre transversal de Newton rapide mono-voie
FNTF-BV	Algorithme du filtre transversal de Newton rapide bi-voie

REFERENCES

1. 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.
2. F. Amand, « Annulation d'écho multi-voie », rapport interne, 1994, CNET Lannion, France.
3. A.Gilloire, J.F.Zurcher: « Achieving the control of the acoustic echo in audio terminals » ,in signal processing *IV: Theories and applications*, Elsevier 1988, pp.491-494
4. G.Moustakides, S.Theodoridis : « Fast Newton Transversal Filters – A New class of Adaptive Estimation Algorithms », *IEEE Trans.Signal Processing*, vol. ASSP-39, n°10, PP.2184-2193, Oct.1991
5. J.P.Jullien, A.Gilloire « Mesure des réponses impulsionnelles en acoustiques », Note technique interne, CNET Lannion, 1984, France.
6. G.Stoll & all., « Extension of ISO/MPEG-Audio layer II to multi-channel », 94th Audio Engineering Society Convention », Mars 1993, Berlin.
7. 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.
8. 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.
9. J.P.Julien, A.Gilloire et A.Saliou, « Mesure de réponses impulsionnelles en acoustique », Note technique CNET NT/LAA/TSS/181, Juillet 1984.
10. P.Huyes and Al, « adaptive filters – a review of technique », *BT Technology Journ.* Vol.10 N°1 jan.1996.
11. M.Bellanger, « Analyse des signaux et filtrage numérique adaptatif », édition MASSON 1989.
12. A.Benveniste, M.Metevier et P.Priouret, « Algorithmes adaptatifs et approximations stochastiques : Théorie et applications », *Techniques stochastiques*, MASSON 1987.

13. 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.
14. 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.
15. B.Widrow, « Adaptive noise canceling: principles and applications », Proc. IEEE Vol.63 pp.1692-1716, 1976.
16. L.Ljung and T.Soderstrom, « Theory and practice of recursive identification », M.I.T.Press.1983.
17. G.Carayannis, D.Manolakis and N.Kalouptsidis, « A Unified View of Parametric Processing algorithms for Prewindowed Signals », signal processing, Vol.10,N°4, pp.335-368, June 1986.
18. J.M.Cioffi and T.Kailath, « Fast Recursive Least Square Transversal Filters for adaptive Filtering », IEEE Trans. On ASSP 32, N°2, pp.304 –337, Apr.1984.
19. H.Schutze, Z.Ren, « Numerical characteristics of Fast Least Squares Transversal Adaptation Algorithms - A comparative study », Signal processing N° 27, 1992.
20. Panagiotis P. Mavridis and George V. Moustakidiss « Simplified Newton-Type Adaptive Estimation Algorithms », IEEE Transaction on signal processing, Vol.44, NO .8, August 1996.
21. M.Djendi « Réduction de la complexité des algorithmes des moindres carrés transversaux rapides, application à l'annulation d'écho acoustique et implantation sur la carte DSP TMS320 C31 », Thèse de Magister université Saad Dahleb Blida, juillet 2000.
22. A.Benallal and A.Gilloire, « A new method to stabilize fast RLS algorithms based on a first-order model of the propagation of numerical errors », Proc. IEEE ICASSP 1988 Conf, New York, April 1988, pp. 1373-1376.
23. P.Petillon, A.Gilloire, S.Theodoridis, « The Fast Newton Transversal Filter: An Efficient Scheme for Acoustic Echo Cancellation in Mobile Radio ». IEEE Transaction on signal processing, Vol.42, NO.3, March 1994.
24. M.Sondhi and D.R.Morgan, « Acoustic Echo Cancellation for Stereophonic Teleconferencing », Workshop on Applications of Signal Processing to Audio and Acoustics, Mohonk Mountain House, New Paltz, NY 1991, USA.
25. D. Boucherf, M. Djendi, A. Guessoum, C. Ait Kaci, " Improvement of Acoustic Echo Cancellation by Gradient and Newton Adaptive Filtering Algorithms", *In*

CDROM of IEEE Second International Symposium in Communication, Control and Signal Processing, IEEE ISCCSP2006, Morocco, 2006.