

UNIVERSITE BLIDA 1

Faculté de Technologie

Département d'Électronique

THESE DE DOCTORAT

Spécialité : Communication

**Etude des algorithmes de filtrage adaptatif
en sous bandes. Application à l'annulation
de l'écho acoustique**

Présentée par :
Anissa BESSEKRI

Devant le jury composé de :

| | | |
|--------------|------------------------------|---------------|
| H. AIT SAADI | MCA, U. Blida 1 | Président |
| T. BOUKABA | MCA, ESTA, DarElBeida, Alger | Examineur |
| A.H. SLIMANE | DR, CDTA, Alger | Examineur |
| M. SOLTANE | MCA, U. Médéa | Examineur |
| M. DJENDI | Professeur, U. Blida 1 | Rapporteur |
| A. GUESSOUM | Professeur, U. Blida 1 | Co-Rapporteur |

Blida, 2023

RESUME

Dans cette thèse, nous abordons le problème de l'annulation d'écho acoustique (AEA) par des algorithmes de filtrage adaptatif de faible complexité. Une implémentation en sous-bandes de l'algorithme du filtrage transversal rapide simplifié (SFTF) est proposée. Le SFTF en sous-bandes (SSFTF) est dérivée pour une application d'AEA. La décomposition en sous-bandes proposée améliore les performances de vitesse de convergence même dans le cas d'un signal non stationnaire présent à l'entrée. L'algorithme SSFTF a également montré sa robustesse en cas de présence de fortes composantes de bruit. Des expériences intensives ont été menées sur le nouvel algorithme pour discerner toutes les performances avec différents scénarios dans l'application d'AEA. Les résultats de simulation présentés dans ce manuscrit viennent confirmer la supériorité de l'algorithme proposé dans le cadre de cette thèse de Doctorat.

Mots clés : Filtrage adaptatif en sous-bande, Filtre transversal, Algorithme du filtrage adaptatif, Vitesse de convergence, Système Mismatch, Erreur quadratique moyenne, MSE.

Abstract

In this thesis, we address the problem of Acoustic Echo Cancellation (AEC) by adaptive filtering algorithms with low complexity. A sub-band implementation of the Simplified Fast Transverse Filter (SFTF) algorithm is proposed. The SFTF subband (SSFTF) is derived for an AEC application. The proposed sub-band decomposition improves the convergence speed performance even in the case of a non-stationary signal present at the input. The SSFTF algorithm has also demonstrated its robustness in the event of the presence of strong noise components. Intensive experiments were carried out on the new algorithm to show all the performance with different scenarios in AEC application. The simulation results presented in this manuscript confirm the superiority of the algorithm proposed within the framework of this PhD thesis.

Index Terms : Subband adaptive filtering, Transversal filter, Adaptive filtering algorithm, Convergence speed, System mismatch, Mean square error, MSE.

ملخص

في هذه الأطروحة ، نتناول مشكلة إلغاء الصدى الصوتي بواسطة خوارزميات الترشيح التكيفي منخفضة التعقيد . يُقترح تنفيذ النطاق الفرعي لخوارزمية المرشح المستعرض السريع المبسطة .يُشتق النطاق الفرعي SFTF لتطبيقات إلغاء الصدى الصوتي (AEC) . يحسن تحليل النطاق الفرعي المقترح أداء سرعة التقارب حتى في حالة وجود إشارة غير ثابتة للغاية موجودة عند الإدخال . أثبتت خوارزمية SSFTF أيضاً قوتها في حالة وجود ضوضاء في الخلفية . تم إجراء تجارب مكثفة على الخوارزمية الجديدة لإظهار الأداء بكل سيناريوهات مختلفة في تطبيق AEC . تؤكد نتائج المحاكاة المقدمة في هذه الأطروحة تفوق الخوارزمية المقترحة في إطار أطروحة الدكتوراه هذه.

المصطلحات : ترشيح التكيفي بحزم ثانوية، مرشح عرضي، خوارزمية الترشيح التكيفية، سرعة التقارب؛ نظام عدم التطابق، متوسط الخطأ التربيعي، MSE.

REMERCIEMENTS

Au terme de ce travail, je tiens à exprimer, tout d'abord, mes vives et profondes gratitudee à Allah tout puissant, de m'avoir procuré la force, la santé, la patience, l'aide et la volonté pour réaliser ce modeste travail.

Je tiens tout d'abord à exprimer ma profonde reconnaissance et mes plus vifs remerciements à Monsieur Mohamed DJENDI, directeur de ma thèse, Professeur à l'université de Blida1 pour son aide déterminante, ses conseils judicieux et pour la confiance qu'il m'a accordée. Je lui exprime aussi mes sincères remerciements pour son côté humain, ses encouragements, sa constante disponibilité malgré ses nombreuses charges et travaux scientifiques.

Je tiens à exprimer ma gratitude et mes sincères remerciements à Monsieur Abderrezak GUESSOUM, co-directeur de ma thèse, Professeur à l'université de Blida1 et responsable du laboratoire LATSI, pour la confiance qu'il m'a accordée, ses encouragements et pour ses précieux conseils.

Je tiens à remercier sincèrement Monsieur Hocine Ait SAADI, MCA à l'Université de Blida1, de m'avoir fait l'honneur d'accepter la présidence du jury. Et Je présente mes plus sincères remerciements à Monsieur Toufik BOUKARBA, MCA à l'école supérieure des techniques aéronautiques de Dar El Beïda, Alger, à Monsieur AbdElHalim SLIMANE, Directeur de recherche au CDTA, Alger et à Monsieur Mohamed SOLTANE, MCA à l'université de Médéa, d'avoir accepté de lire ce manuscrit et d'être les membres du jury de cette thèse.

TABLE DES MATIERES

RESUME

REMERCIEMENTS

TABLE DES MATIERES

LISTE DES ILLUSTRATIONS, GRAPHIQUES ET TABLEAUX

INTRODUCTION GENERALE 3

Chapitre I : Annulation d'écho acoustique par filtrage adaptatif

| | |
|--|----|
| I.1. Introduction | 4 |
| I.2. Echo Acoustique | 4 |
| I.3. Principe de l'annulation d'écho acoustique | 7 |
| I.4. Filtrage adaptatif | 8 |
| I.4.1 Généralités sur le filtrage adaptatif | 8 |
| I.4.2 Les applications du filtrage adaptatif | 10 |
| I.4.3 Passage du filtrage de Wiener au filtrage adaptatif | 11 |
| I.5. Algorithmes de base du filtrage adaptatif | 14 |
| I.5.1 Algorithmes du gradient déterministe | 15 |
| I.5.2 Algorithme du gradient stochastique LMS | 15 |
| I.5.3 Algorithme du gradient stochastique normalisé (NLMS) | 17 |
| I.5.4 Algorithme des moindres carrés récursif (RLS) | 19 |
| I.6. Conclusion | 23 |

CHAPITRE II : Algorithmes des moindres carrés transversaux rapides

| | |
|--|----|
| II. 1 Introduction | 24 |
| II.2 Algorithme des moindres carrés transversaux rapides (FTF) | 24 |

| | | |
|------|---|----|
| II.3 | Algorithme des moindres carrés transversaux rapides simplifié | 34 |
| II.4 | Algorithme SFTF amélioré | 35 |
| II.6 | Conclusion | 39 |

CHAPITRE III : Filtrage adaptatif en sous bande

| | | |
|-----------|---|----|
| III. 1 | Introduction | 40 |
| III.2 | Découpage en sous-bande | 40 |
| III.2.1 | Décimation | 42 |
| III.2.2 | Interpolation | 43 |
| III.3 | Filtrage adaptatif en sous-bande | 44 |
| III.4 | Algorithme SFTF en sous bande (SSFTF) | 46 |
| III.4.1 | Diagramme de l'algorithme SSFTF | 46 |
| III.4.2 | Structure détaillée | 47 |
| III.5 | Formulation mathématique de l'algorithme SFTF en sous-bande | 50 |
| III.6 | Résultats de simulations de l'algorithme SSFTF | 54 |
| III.6.1 | Description des signaux et des critères utilisés | 54 |
| III.6.1.1 | Description des signaux | 54 |
| III.6.1.2 | Description des critères d'évaluation | 55 |
| a. | Evolution temporelle du signal d'écho acoustique réduit | 55 |
| b. | Erreur quadratique moyenne (MSE) | 55 |
| c. | Critère de désajustement (Système Mismatch) | 56 |
| d. | Echo Return Loss Enhancement (ERLE) | 57 |
| III.6.2 | Description des canaux de couplage acoustique | 57 |
| III.6.3 | Filtres d'analyse et de synthèse | 58 |
| III.6.4 | Performances de vitesse de convergence | 59 |
| III.6.4.1 | Evolution temporelle de la sortie d'écho réduite | 60 |
| III.6.4.2 | Évaluation du système mismatch (SM) | 63 |
| III.6.4.3 | Évaluation MSE | 65 |
| III.6.4.4 | Évaluation de la capacité de suivi de l'algorithme proposé | 67 |
| III.6.5 | Annulation d'écho acoustique (AEC) par l'algorithme SSFTF | 68 |
| III.6.5.1 | Simulations avec réponse impulsionnelle courte | 68 |
| III.6.5.2 | Simulations avec réponse impulsionnelle longue | 70 |

| | |
|--|----|
| III.6.6 Étude de la complexité de calcul de l'algorithme SSFTF proposé | 71 |
| III.7 Conclusion | 72 |
| CONCLUSION GENERALE | 73 |
| APPENDICES | 75 |
| A. Liste des symboles et des abréviations | 75 |
| REFERENCES | 77 |

LISTE DES ILLUSTRATIONS, GRAPHIQUES ET TABLEAUX

Liste des figures

Chapitre I

| | |
|---|----|
| Figure I.1: Génération d'un écho acoustique | 5 |
| Figure I.2: Exemple de réponse impulsionnelle du canal acoustique | 6 |
| Figure I.3 : Structure globale d'AEC à base de filtrage adaptatif | 7 |
| Figure I.4 : Principe du filtrage adaptatif | 9 |
| Figure I.5: Structure transversale d'un filtre adaptatif | 9 |
| Figure I.6: Principe de l'identification des systèmes | 10 |
| Figure I.7: Principe de la prédiction | 10 |
| Figure I.8: Principe de l'annulation d'interférence | 11 |
| Figure I.9 : Principe de filtrage inverse | 11 |
| Figure I.10: Filtrage de Wiener | 12 |

Chapitre II

| | |
|--|----|
| Figure II.1: Principe de l'algorithme SFTF amélioré pour l'AEC | 36 |
|--|----|

Chapitre III

| | |
|--|----|
| Figure III.1 : Banc de filtres à M sous bandes | 41 |
| Figure III.2 : Sous bandes pour $M = 4$ | 42 |
| Figure III.3 : Représentation d'un décimateur | 42 |
| Figure III.4 : Opération de décimation | 43 |

| | |
|---|----|
| Figure III.5 : Représentation d'un interpolateur | 43 |
| Figure III.6 : Opération de d'interpolation | 44 |
| Figure III.7 : Principe du filtrage adaptatif en sous bande | 45 |
| Figure III.8: Diagramme de l'algorithme SSFTF | 47 |
| Figure III.9 : Structure détaillée de l'algorithme SSFTF | 47 |
| Figure III.10 : Schéma simplifié de l'algorithme SSFTF proposé | 50 |
| Figure III.11: Description temporelle des signaux originaux et leurs spectrogrammes, à gauche : le signal de parole, à droite : le signal du bruit USASI | 55 |
| Figure III.12: Réponse impulsionnelle d'une petite pièce | 58 |
| Figure III.13 : Réponse impulsionnelle d'une grande pièce | 58 |
| Figure III.14: Caractéristique de la réponse fréquentielle des filtres d'analyse et de synthèse pour deux (02) sous-bandes et $l = 16$ | 59 |
| Figure III.15: Caractéristique de la réponse fréquentielle des filtres d'analyse et de synthèse pour quatre (04) sous-bandes et $l = 32$ | 59 |
| Figure III.16 : Comparaison entre l'évolution temporelle du signal d'écho réduit $e(n)$, obtenu par l'algorithme SSFTF proposé, et le signal d'écho original $y(n)$ dans deux configurations de sous-bandes différentes (2 et 4 sous-bandes). Le signal d'entrée est un bruit USASI. Il y a un saut au milieu (après 16000 itérations) | 62 |
| Figure III.17 : Comparaison entre l'évolution temporelle du signal d'écho réduit $e(n)$, obtenu par l'algorithme SSFTF proposé, et le signal d'écho original $y(n)$ dans deux configurations de sous-bandes différentes (2 et 4 sous-bandes). Le signal d'entrée est un signal vocal. Il y a un saut au milieu (après 16000 itérations) | 62 |
| Figure III.18: Performances de convergence de NLMS, SFTF, SNLMS (avec 4 sous- bandes) et algorithme SSFTF proposé (avec 2 et 4 sous-bandes). Signal d'entrée bruit USASI, $L = 150$ (en haut) et $L = 400$ (en bas), $f_e = 8kHz$, SNR d'entrée = 90 dB. Il y a un saut au bloc 125 (4 s) | 63 |
| Figure III.19: Performances de convergence de NLMS, SFTF, SNLMS (avec 4 sous- bandes) et algorithme SSFTF proposé (avec 2 et 4 sous-bandes). Signal d'entrée bruit USASI, $L = 150$ (en haut) et $L = 400$ (en bas), $f_e = 8kHz$, SNR d'entrée = 35 dB. Il y a un saut au bloc 125 (4 s) | 64 |
| Figure II.20: Performances de convergence des algorithmes NLMS, SFTF, SNLMS (avec 4 sous-bandes) et algorithme SSFTF proposé (avec 2 et 4 sous-bandes). Signal d'entrée bruit USASI, $L = 150$, $f_e = 8kHz$. SNR de sortie égal 35dB (en haut) et 90 dB (en bas). Il y a un saut au bloc 100 (25600 échantillons) | 65 |
| Figure III.21 : Performances de convergence des algorithmes NLMS, SFTF, SNLMS (avec 4 sous-bandes) et algorithme SSFTF proposé (avec 2 et 4 sous-bandes). Signal d'entrée bruit USASI, $L = 400$, $f_e = 8kHz$. SNR de sortie égal 35dB (en haut) et 90 dB (en bas). Il y a un saut au bloc 100 (25600 échantillons) | 66 |

Figure III.22: Variation artificielle du gain pour le test expérimental de poursuite. La variation artificielle du canal est créée entre les blocs 110 et 210, soit entre 3,52 s et 6,72 s, respectivement 67

Figure III.23: Évaluation des performances de poursuite de l'algorithme SSFTF proposé (avec 2 et 4 sous-bandes), NLMS, SFTF et SNLMS (4 sous-bandes). Les critères: ERLE (en haut) et le MSE (en bas). Le signal d'entrée est un bruit USASI, $L = 400$, $f_e = 8kHz$. SNR de sortie = 90 dB. Il existe une variation de gain entre les blocs 110 et 210, c'est-à-dire respectivement 3,52 et 6,72 secondes 68

Figure III.24: Évolution temporelle de la MSE de l'algorithme SSFTF proposé (avec 2 et 4 sous-bandes), NLMS, SFTF et SNLMS (4 sous-bandes). Le signal d'entrée est la parole, $L = 150$, $f_e = 8kHz$. SNR de sortie = 60 dB 69

Figure III.25: Réponse impulsionnelle acoustique d'une grande pièce, $f_e = 8kHz$ 70

Figure III.26: Évolution temporelle de la MSE de l'algorithme SSFTF proposé (avec 2 et 4 sous-bandes), NLMS, SFTF et SNLMS (4 sous-bandes). Le signal d'entrée est la parole, $L = 1500$, $f_e = 8kHz$. SNR de sortie = 80 dB 71

Liste des tableaux

Chapitre I

| | |
|-------------------------------|----|
| Tableau I.1 : Algorithme LMS | 17 |
| Tableau I.2 : Algorithme NLMS | 18 |
| Tableau I.3 : Algorithme RLS | 22 |

Chapitre II

| | |
|--|----|
| Tableau II.1 : Algorithme FTF 7L | 31 |
| Tableau II.2: Algorithme FTF 8L numériquement stable | 33 |
| Tableau II.3: Algorithme SFTF 7L | 35 |
| Tableau II.4: Algorithme SFTF amélioré en pleine bande (FSFTF) | 38 |

Chapitre III

| | |
|---|----|
| Tableau III.1 : Filtrage adaptatif en sous bande SAF | 46 |
| Tableau III.2 : La décomposition en sous-bandes proposée | 49 |
| Tableau III.3 : Algorithme SFTF en sous-bande (SSFTF) | 53 |
| Tableau III.4 : Paramètres de simulation des différents algorithmes | 61 |
| Tableau III.5 : Complexités de calcul des algorithmes NLMS, SNLMS, SFTF et SSFTF proposé. | 71 |



INTRODUCTION GENERALE

Introduction générale

Depuis l'avènement de la téléphonie, les échos ont été un problème dans les réseaux de télécommunications. L'apparition d'écho est un phénomène bien connu dans les communications longue distance. Les usagers du réseau téléphonique classique en ont fait l'expérience à cause des imperfections de l'hybride, un des composants du récepteur téléphonique qui réfléchissent une partie du signal émis. L'interlocuteur s'entend alors parler avec un temps de retard, on parle alors de l'écho électrique.

Les nouveaux services de télécommunications qui correspondent à l'apparition des postes à haut-parleur, des postes mains-libres et des systèmes de téléconférences (audio et visioconférences) considèrent le milieu acoustique (salle, cabine téléphonique, habitacle d'une voiture etc...) comme faisant partie de la chaîne de communication.

Des nouveaux problèmes sont apparus, du fait de la prise rapprochée de son dans le système téléphonique classiques par commutation ou téléphonie sur réseau IP. Parmi ces problèmes, la réverbération où en plus du son direct, le ou les microphones de prise de son captent une multitude de réflexions qui brouillent le message transmis; et l'écho provenant du couplage acoustique existant entre le haut-parleur et le microphone, souvent proche d'un terminal. Si la transmission introduit un retard important (de l'ordre de plusieurs dizaines de millisecondes), le locuteur lointain entend sa propre voix; c'est le phénomène d'écho acoustique dû au canal acoustique de couplage qui, par définition, représente la transformation du signal diffusé par le haut-parleur et capté par le microphone de prise de son [1].

Lorsque l'écho acoustique est clairement distinct subjectivement de son signal d'origine (présent de façon gênante), un traitement spécifique, appelé annulation d'écho acoustique, doit être impérativement mis en œuvre pour préserver la qualité de la communication. Le but d'un tel traitement est l'estimation du canal acoustique entre le haut-parleur et le microphone par des techniques d'identification adaptatives des systèmes linéaires. Généralement, le canal acoustique est modélisé par sa réponse impulsionnelle.

L'annulation d'écho acoustique est un problème d'identification d'un système linéaire (canal acoustique de couplage) excité par un signal de référence connu (parole alimentant le haut-parleur de sonorisation). Le problème est compliqué par le fait que le signal d'excitation qui est la parole, signal corrélé et fortement non stationnaire, et

le canal acoustique de couplage varie au cours du temps (mouvements des personnes, déplacements d'objet, etc...)[2]. Pour dominer ces problèmes, le filtrage adaptatif est la méthode la plus adéquate pour l'annulation d'écho. Plusieurs algorithmes de filtrage adaptatif ont été proposés dans la littérature, ils sont utiles dans diverses applications car ils prouvent un certain nombre de propriétés intéressantes telles que la stabilité, la poursuite et la performance d'unicité de la solution [3][4]. Parmi les algorithmes de filtrage adaptatif, les moindres carrés moyens (LMS) ou LMS normalisés (NLMS) sont les algorithmes les plus populaires pour leur simplicité d'implémentation, leur faible complexité numérique et leur stabilité [5].

Néanmoins, les performances de vitesse de convergence des filtres adaptatifs LMS/NLMS peuvent être sérieusement dégradées lorsque le signal d'entrée est fortement corrélé et la réponse impulsionnelle modélisant le canal acoustique est très longue [6][7]. L'algorithme des moindres carrés récurrents (RLS) a été largement utilisé, dans l'application AEC, comme solution alternative à la précédente, et a fourni de bonnes propriétés d'annulation d'écho acoustique [8][9]. Cependant, le point faible de cet algorithme est sa complexité de calcul élevée qui peut être plus difficile dans de telle application [10]. Dans cette dernière famille, la recherche d'algorithmes à très faible complexité a conduit à développer des algorithmes dits rapides (FRLS) [11][12]; en revanche, ces algorithmes sont pénalisés par la contrainte d'instabilité numérique [13][14], un exemple de tels algorithmes rapides, l'algorithme de filtre transversal rapide (FTF) [15], dont la complexité est $O(L)$ au lieu de $O(L^2)$ de RLS. Plusieurs techniques de stabilisation numérique ont été proposées dans la littérature pour combattre le problème de l'instabilité numérique [16][17]. La recherche d'algorithmes à très faible complexité a conduit à développer des versions simplifiées de l'algorithme de type filtre transversal rapide numériquement stables pour les applications AEC [18], principalement basées sur un schéma de prédiction directe pour estimer le gain de Kalman dual, qui est inhérent à la mise à jour de la partie filtrage. Dernièrement, une dérivée de l'algorithme FTF simplifié qui permet encore plus de réduction de la complexité de calcul, a été proposé dans [19], obtenue par l'introduction de nouvelle relation pour le calcul des variables de vraisemblance qui est simple et conduise à des simplifications supplémentaires sur la partie prédiction.

Aussi, pour s'affranchir aux inconvénients décrits ci-dessus, plusieurs travaux de recherche ont été consacrés à l'amélioration des performances des filtres adaptatifs LMS/NLMS. Ces études ont permis de dégager principalement des techniques de filtrage en sous-bandes [20][21]. Ces techniques utilisent des concepts de banc de filtres. Dans cette thèse, nous aborderons la technique de filtrage adaptatif en sous-bande (SAF) qui permet d'améliorer et de réduire la complexité de calcul des filtres des algorithmes adaptatifs [22]. La technique SAF divise le signal d'entrée en un certain nombre de signaux en sous-bande et le filtrage adaptatif est effectué sur chaque sous-bande. Cette technique présente les caractéristiques d'une

convergence plus rapide et d'une complexité de calcul moindre qu'une structure pleine bande [23].

L'objectif principal de ce travail est de concevoir et de proposer un nouvel algorithme, dédié à l'application AEC dans les systèmes de communications mains libres. Cette contribution consiste à l'amélioration des performances de l'annulation d'écho acoustique dans un contexte bruité. Donc, notre but est de proposer un nouvel algorithme plus efficace, apprécié en terme de compromis entre la qualité du système d'annulation d'écho acoustique, la complexité de calcul engendré et la vitesse de convergence.

Ce manuscrit est présenté comme suit.

Le premier chapitre étudie l'origine de l'écho acoustique dans les systèmes des télécommunications. Les généralités sur des différentes applications du filtrage adaptatif y sont présentées. Aussi, il rappelle le principe du filtrage adaptatif, décrit les différents algorithmes adaptatifs qui sont utilisés lorsque l'application AEC est adressée. Nous rappelons les deux algorithmes récursifs les plus connus, à savoir l'algorithme du gradient stochastique (LMS), l'algorithme NLMS et l'algorithme des moindres carrés récursif (RLS).

Le deuxième chapitre décrit la famille des algorithmes de moindres carrés transversaux rapide (FTF) équivalent aux RLS ainsi que la méthode de stabilité utilisée. Egalement, l'algorithme simplifiée de type FTF dérivé de l'algorithme FTF dont le gain d'adaptation est obtenu uniquement à partir des variables de prédiction directe est présenté. Ensuite, pour réduire encore plus la complexité de calcul de l'algorithme SFTF, nous présentons la version améliorée de l'algorithme FTF simplifié dernièrement présentée. Cette réduction de complexité provient de l'utilisation d'une nouvelle relation pour le calcul de la variable de vraisemblance.

Le troisième chapitre rappelle, dans un premier temps, la technique de filtrage adaptatif en sous-bande (SAF) qui permet d'améliorer et de réduire la complexité de calcul des filtres des algorithmes adaptatifs, l'algorithme NLMS en sous bande (SNLMS) sera présenté dans ce chapitre. Nous proposons ensuite un nouvel algorithme en utilisant le filtrage adaptatif en sous bande dans l'objectif d'améliorer la vitesse de convergence des filtres adaptatifs. Ce nouvel algorithme, intitulé subband SFTF(SSFTF), dédié à l'application d'annulation d'écho acoustique, permet de réduire la complexité de calcul par rapport à sa version originale. Tous les résultats de simulation de l'algorithme SSFTF en comparaison avec sa version pleine bande SFTF améliorée et d'autres algorithmes sont présentés dans ce chapitre. Enfin, notre thèse se terminera par une conclusion générale qui récapitulera l'apport de l'algorithme SSFTF proposé ainsi que les principales perspectives.

CHAPITRE I

*ANNULATION D'ECHO ACOUSTIQUE PAR FILTRAGE
ADAPTATIF*

I.1. Introduction

La révolution technologique a changé toute la dimension des systèmes de communication. Après l'invention du téléphone en 1876, plusieurs procédures ont été développées pour améliorer la qualité du son ainsi que celle des systèmes.

L'annulation d'écho de ligne a fait son apparition avec les installations téléphoniques longues distances. Un écho, engendré par les circuits hybrides, empêchait le bon déroulement des conversations. Avec la popularité grandissante des technologies téléphoniques mains-libres, les techniques d'annulation d'écho de lignes sont transposées aux applications d'annulation d'écho acoustique. Cet écho apparaît à cause du couplage acoustique inévitable entre le haut-parleur et le microphone. Ainsi, dans un système téléphonique main-libre, une partie du signal émis par le haut-parleur est capté par le microphone. La base théorique des techniques d'annulation d'écho acoustique est le filtrage adaptatif.

Dans ce chapitre, nous proposons de décrire le concept d'un système d'annulation d'écho acoustique et d'introduire les principaux algorithmes de filtrage adaptatif. Premièrement, nous rappelons les algorithmes de la famille du gradients stochastique tels que l'algorithme des moindres carrés moyens (LMS), sa version normalisée (NLMS) et deuxièmement, l'algorithme des moindres carrés récursifs (RLS) de la famille des moindres carrés exacts.

I.2. L'Echo Acoustique

La présence de l'écho acoustique altère de façon significative la qualité d'une communication. L'origine de l'écho acoustique provient de l'utilisation de nouveaux systèmes de télécommunications dits "mains libres". Au début des télécommunications, l'utilisateur était obligé de coller son oreille à un combiné pour entendre son interlocuteur distant. Aujourd'hui, les nouveaux systèmes de télécommunications permettent la liberté de mouvement du locuteur en restituant le son de l'interlocuteur sur un haut-parleur (figure I.1). Le couplage acoustique, généré

par l'utilisation de ces systèmes de télécommunications mains-libres provoque certains effets indésirables tels que le phénomène de l'écho acoustique ou encore l'instabilité de la boucle de communication [24].

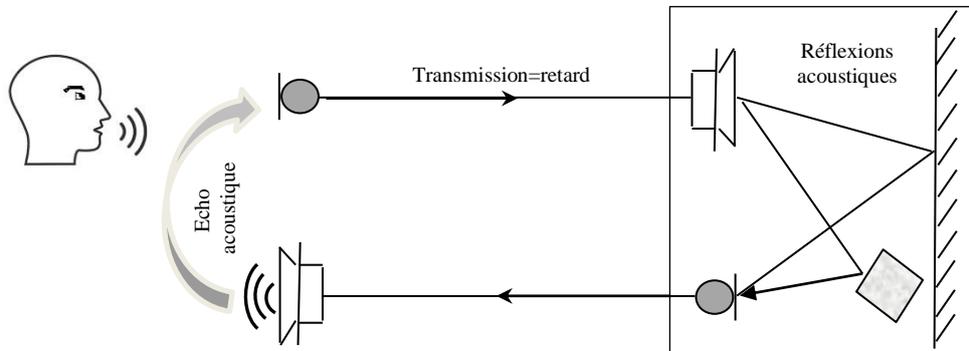


Figure I.1 : Génération d'un écho acoustique

La transmission d'un signal émis par un haut-parleur et reçu par un microphone est composée d'un trajet direct et de multiples réflexions et a pour conséquence de le renvoyer vers le locuteur qui a prononcé la parole dans une salle distante son propre signal, ce qui provoque l'écho acoustique.

L'écho acoustique, résultant du couplage acoustique entre un haut-parleur et un microphone peut être caractérisé par la réponse impulsionnelle du canal acoustique correspondant. Cette réponse impulsionnelle qui est très sensible et dépendante de son environnement acoustique, peut varier rapidement d'un instant à un autre, puisque la taille de la salle, le revêtement des murs, la présence d'objets ou de personnes dans la salle, etc..., sont autant de paramètres qui influent sur la nature du couplage acoustique et modifient cette réponse. À titre d'exemple, une réponse impulsionnelle mesurée dans une salle est donnée par la figure I.2. Cette réponse impulsionnelle se présente sous la forme d'une onde directe et d'une succession d'ondes réfléchies par les parois cette salle.

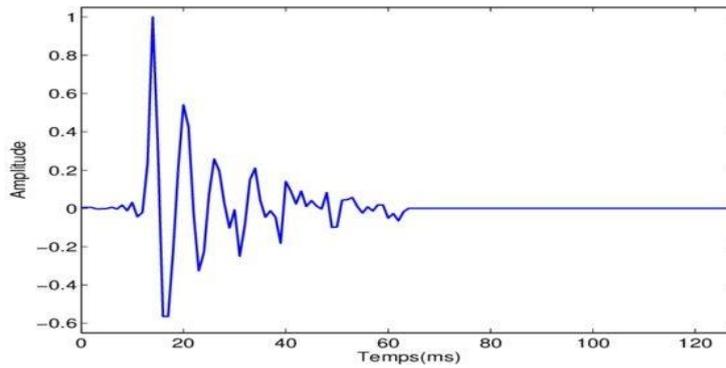


Figure I.2: Exemple de réponse impulsionnelle du canal acoustique [25]

Les ondes se propagent en trajet direct (le trajet le plus court) jusqu'à ce qu'elles rencontrent un obstacle sur lequel elles se réfléchissent tout en perdant de l'énergie. En réalité, la réponse impulsionnelle de couplage acoustique est de durée infinie mais il est généralement admis que son support temporel significatif est de l'ordre de 50 à 100 ms dans une voiture, et de 250 ms à 300 ms dans une salle de téléconférence [25].

Le facteur majeur dans la perceptibilité de l'écho décalé est le temps de retard entre le signal direct et l'écho et leurs forces respectives [26]. Les échos, avec un court délai, de l'ordre d'une dizaine de millisecondes aller et retour, sont perçus comme une distorsion spectrale ou une réverbération. Des échos distincts sont perçus lorsque le délai aller et retour de la réflexion non atténuée dépasse quelques dizaine de millisecondes. Dans le cas où le délai s'approche d'un quart de seconde, l'écho est grand et toute conversation claire est rendue impossible [26]. Le fait est que plus le délai dans une conversation augmente, plus il faut atténuer le signal réfléchi pour garantir un bon confort d'écoute à l'utilisateur. La quantité de réflexions dépend des limites de réflexion.

Lorsque l'écho acoustique est présent de façon gênante, c'est-à-dire clairement distinct subjectivement de son signal d'origine, un traitement spécifique basé sur des techniques de filtrage adaptatif, appelé annulation d'écho acoustique, doit être mis en œuvre pour préserver la qualité de la communication.

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

Le principe d'annulation d'écho acoustique par filtrage adaptatif est basé sur l'estimation et l'identification des systèmes, le système à étudier étant le chemin d'écho acoustique. Il consiste à modéliser ce système et à optimiser le modèle suivant un critère d'optimisation adéquat [25].

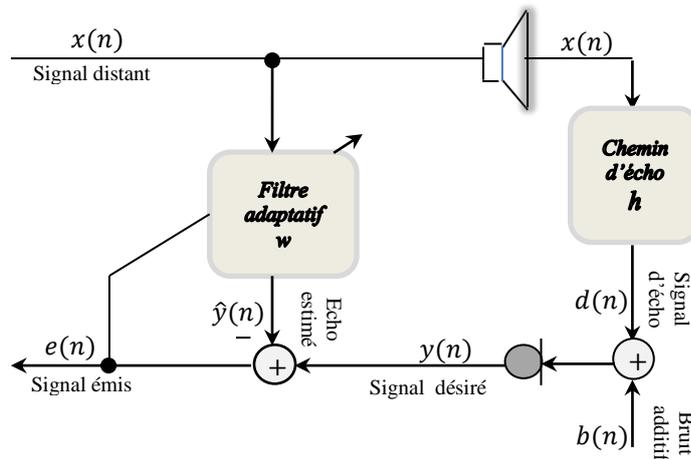


Figure I.3 : Structure globale d'AEC à base de filtrage adaptatif

La figure I.3 montre la configuration générale du système d'AEC, où un filtre adaptatif est utilisé pour identifier le chemin d'écho inconnu en ajustant de façon adaptative ses coefficients. Les coefficients estimés sont ensuite utilisés pour fournir une réplique du signal d'écho acoustique $\hat{y}(n)$ qui peut être soustrait du signal du microphone pour obtenir l'annulation.

Soit le signal d'entrée $x(n)$, le signal de parole du locuteur lointain reçu à chaque indice de temps n (sortie du haut-parleur d'extrémité proche). Une version du signal original $x(n)$, atténuée et retardée, produit, le signal d'écho $d(n)$ [27]. Le signal de microphone $y(n)$ comportant un signal d'écho $d(n)$ et un bruit du milieu acoustique $b(n)$. AEC cherche à minimiser la contribution du signal d'écho $d(n)$ à la puissance du signal d'erreur $e(n)$ en soustrayant une estimation du signal d'écho $\hat{y}(n)$ à partir de signal du microphone $y(n)$ [28] [29].

L'optimum de l'annulation d'écho acoustique est d'avoir la sortie $e(n) = 0$ (en absence du bruit perturbateur $b(n)$).

Les hypothèses de base concernent le système de la figure 1.3 sont d'une part l'indépendance entre la composante de bruit $b(n)$ et les signaux $d(n)$ et $x(n)$, et d'autre part la corrélation des signaux $d(n)$ et $x(n)$.

Les dispositifs d'annulation d'écho acoustique mettent en œuvre des filtres adaptatifs dont l'adaptation du très grand nombre de coefficients est généralement réalisée grâce à des algorithmes du gradient stochastique. La rapidité et la précision de l'adaptation sont des points très critiques. En effet, les couplages acoustiques dans une salle sont caractérisés par un spectre rapidement évolutif avec de nombreux creux très prononcés. De plus, les signaux comme la parole ou le son sont fortement non stationnaires, ce qui rend le problème d'annulation d'écho acoustique plus difficile à résoudre [30].

I.4. Filtrage adaptatif

I.4.1 Généralités sur le filtrage adaptatif

Le filtrage adaptatif occupe une place importante en traitement numérique des signaux [31][32]. En effet, le filtrage adaptatif traite plusieurs problèmes dans les télécommunications qui ont pour objectifs le traitement et le rehaussement de la parole, la modélisation et l'identification des systèmes, etc. La notion de filtrage adaptatif est introduite à la fin des années 1950 par Bernard Widrow et Marcian Hoff [33].

Le principe du filtrage adaptatif appliqué à l'identification d'un système inconnu (figure 1.4), repose classiquement sur l'hypothèse que le système inconnu est modélisé exactement par un filtre adaptatif modifiable en fonction de signaux externes. Le filtre adaptatif $w(n)$, a pour rôle de fournir un signal de sortie $\hat{y}(n)$ en convoluant le signal d'entrée $x(n)$ avec les coefficients du filtre adaptatif $w(n)$. La différence entre la sortie du filtre adaptatif $\hat{y}(n)$ et le signal désiré $y(n)$ donne le signal d'erreur $e(n)$, qui est ensuite utilisée afin d'établir la fonction objectif (fonction

de coût), requise par l'algorithme d'adaptation dans le but de déterminer la mise à jour appropriée des coefficients du filtre [34].

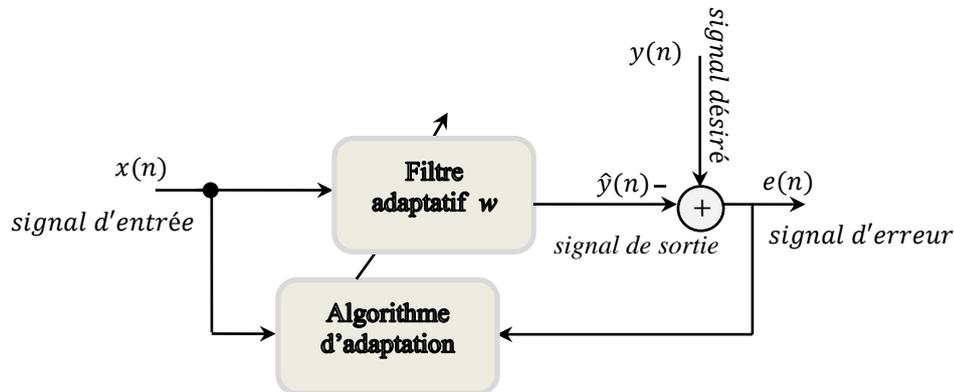


Figure I.4 : Principe du filtrage adaptatif

Le filtre adaptatif peut être de type à réponse impulsionnelle finie (FIR) ou filtre à réponse impulsionnelle infinie (IIR), en principe, il peut utiliser n'importe quelle structure, directe, en cascade, en treillis, en échelle, etc. Cependant, les contraintes de complexité arithmétique et les limites en matériel réduisent généralement les possibilités de choix aux méthodes les plus simples [34][35].

Le système adaptatif dans notre étude est un filtre adaptatif à réponse impulsionnelle finie (FIR) avec structure transversale [35], comme le montre la figure I.5.

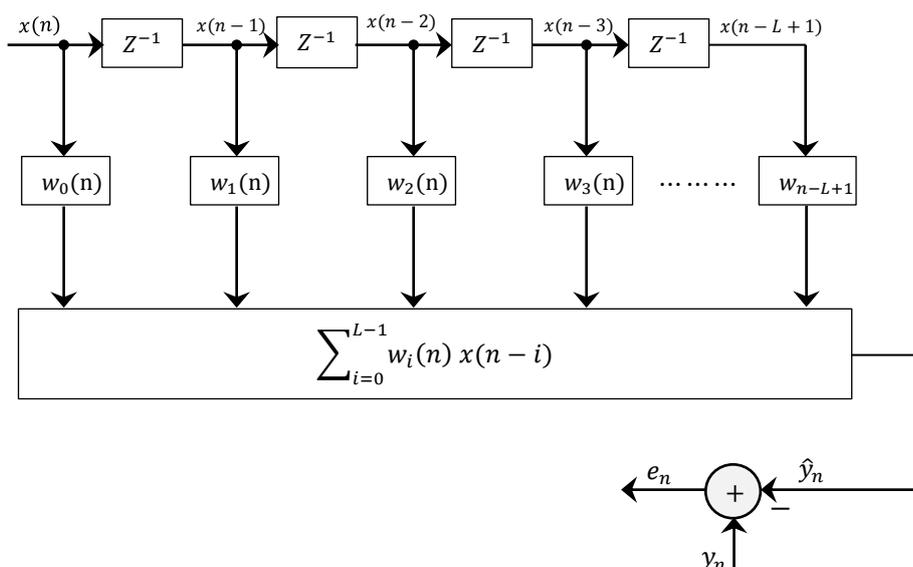


Figure I.5 : Structure transversale d'un filtre adaptatif

I.4.2 Les applications du filtrage adaptatif

Ce paragraphe présente succinctement quatre grandes classes d'application du filtrage adaptatif: l'identification des systèmes, la prédiction, le filtrage inverse et l'annulation d'interférence [26]. Ce qui différencie essentiellement ces applications est la façon de définir la réponse désirée $d(n)$.

❖ Identification des systèmes

La figure I.6 illustre le principe de l'identification [36]. Un filtre adaptatif fournit un modèle linéaire qui approche un système inconnu. La sortie du système inconnu est utilisée comme signal de référence au filtre adaptatif. Le filtre représentant le modèle sera estimé à partir de l'observation de la différence entre la sortie du système inconnu $d(n)$ et son estimation $y(n)$ à la sortie du filtre. L'erreur résultante $e(n)$ sert à la mise à jour des coefficients du filtre.

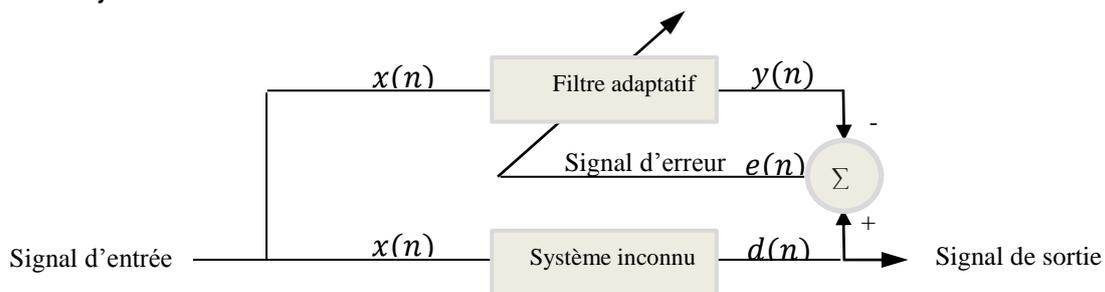


Figure I.6: Principe de l'identification des systèmes

❖ Prédiction

La prédiction sert à anticiper l'échantillon $d(n)$ en fonction des échantillons passés de ce même signal. Le signal d'entrée du filtre prédictif est une version retardée du signal désiré $x(n) = [d(n - L), d(n - L - 1), \dots, d(n - 2L + 1)]$. Lorsque le filtre adaptatif est capable de prédire parfaitement le signal $d(n)$ en fonction de son passé $x(n)$. Le principe de la prédiction est illustré dans la figure I.7.

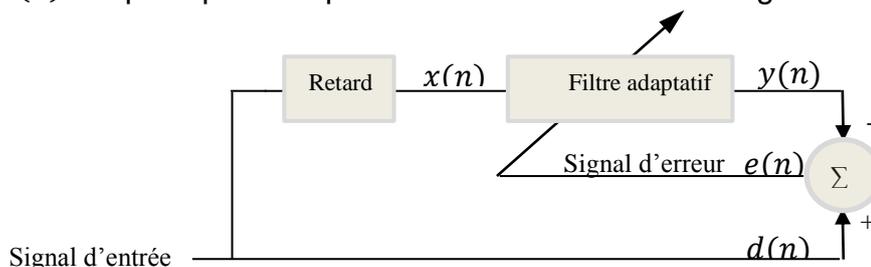


Figure I.7: Principe de la prédiction

❖ Annulation d'interférence

Le filtre adaptatif est utilisé pour annuler l'interférence entre le bruit et l'écho, inconnue dans un signal primaire. Un annuleur de bruit adaptatif est utilisé normalement pour déduire le bruit du signal reçu, cela améliore en pratique le rapport signal sur bruit du système. L'annulation d'écho dans les téléphones est un exemple de la performance du filtre adaptatif. L'opération d'annulation d'interférence est illustrée par le schéma de la figure I.8.

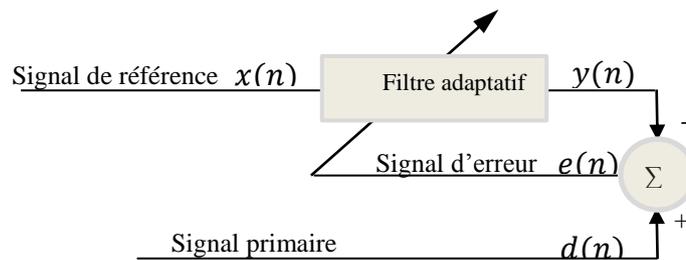


Figure I.8: Principe de l'annulation d'interférence

❖ Filtrage inverse

La fonction du filtre adaptatif permet d'identifier un filtre inverse à partir d'un système inconnu (figure I.9). Le signal d'entrée $d(n)$ est filtré par le système inconnu et la sortie du système inconnu $x(n)$ est l'entrée du filtre adaptatif. La sortie du filtre adaptatif $y(n)$ est comparée au signal d'entrée original décalé $d(n)$. L'erreur $e(n)$, soit la différence entre $d(n)$ et $y(n)$ sert à la mise à jour des coefficients du filtre.

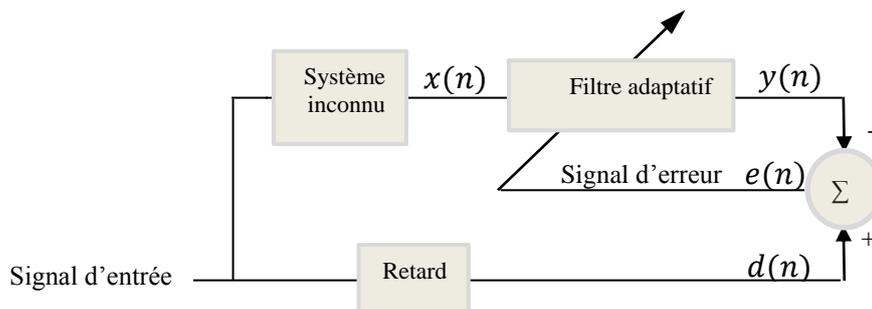


Figure I.9 : Principe de filtrage inverse

I.4.3 Passage du filtrage de Wiener au filtrage adaptatif

Les développements modernes dans le domaine du filtrage adaptatif ont commencé dans les années 1930 et 1940 avec les travaux de Andreï Kolmogorov, Norbert Wiener et Norman Levinson pour résoudre les problèmes d'estimation linéaire [37].

Le filtre connu sous le nom de Wiener est la solution optimale dans le sens de l'erreur quadratique. En particulier, le filtre de Wiener est conçu pour minimiser l'erreur quadratique moyenne entre sa sortie $\hat{y}(n)$ et une sortie désirée $y(n)$, comme le montre la figure I.10 [38].

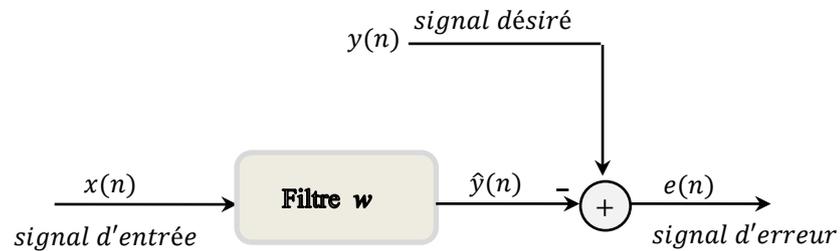


Figure I.10: Filtrage de Wiener

L'expression de la sortie du filtre est la suivante :

$$\hat{y}(n) = \sum_{i=0}^{L-1} w_i(n) x(n-i) \quad (\text{I.1})$$

On peut réécrire l'équation précédente sous forme vectorielle :

$$\begin{aligned} \hat{y}(n) &= \mathbf{w}^T(n) \mathbf{x}(n) \\ &= \mathbf{x}^T(n) \mathbf{w}(n) \end{aligned} \quad (\text{I.2})$$

avec

$$\mathbf{w}(n) = [w_0(n), w_1(n), \dots, w_{L-1}(n)]^T \quad (\text{I.3})$$

et

$$\mathbf{x}(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-L+1)]^T \quad (\text{I.4})$$

L'exposant $()^T$ désigne l'opérateur de transposition, et L désigne la longueur de filtre \mathbf{w} .

Le signal de sortie $\hat{y}(n)$ est ensuite comparé au signal désiré $y(n)$. La différence entre les deux signaux donne le signal d'erreur $e(n)$.

$$e(n) = y(n) - \hat{y}(n) \quad (\text{I.5})$$

La qualité de l'estimation peut être mesurée par $e(n)$. Plus $e(n)$ est faible, plus l'estimation sera bonne. Le problème consiste donc à rechercher le filtre assurant l'erreur la plus faible, au sens d'un critère d'optimisation :

$$\mathbf{w}(n) = \operatorname{argmin} \xi(\mathbf{w}) \quad (\text{I. 6})$$

où $\mathbf{w}(n)$ est le vecteur optimum, et $\xi(\mathbf{w})$ représente la fonction coût, donnée par :

$$\xi(\mathbf{w}) = E[e^2(n)] \quad (\text{I. 7})$$

De nombreux choix sont possibles en ce qui concerne la fonction coût. L'erreur quadratique moyenne (EQM) est la solution la plus utilisée, car elle conduit à des développements mathématiques simples, fournissant une solution unique en fonction des caractéristiques du second ordre des variables aléatoires. Par conséquent, c'est sur l'estimation linéaire en moyenne quadratique que repose le filtrage de Wiener.

$$\xi(\mathbf{w}) = E[e^2(n)] \quad (\text{I. 8})$$

$$\xi(\mathbf{w}) = E[y^2(n)] + \mathbf{w}^T(n) \mathbf{R}_{n,xx} \mathbf{w}(n) - 2\mathbf{w}^T(n) \mathbf{P}_{n,xy} \quad (\text{I. 9})$$

où $\mathbf{R}_{n,xx}$ désigne la matrice d'autocorrélation du signal d'entrée, elle est symétrique et définie positive. Cette dernière propriété assure l'existence et l'unicité de la solution optimale.

$$\mathbf{R}_{n,xx} = E[\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)] \quad (\text{I. 10})$$

et $\mathbf{P}_{n,xy}$, vecteur d'intercorrélacion entre le signal d'entrée et le signal désiré.

$$\mathbf{P}_{n,xy} = E[\mathbf{x}(n)y(n)] \quad (\text{I. 11})$$

Le minimum de la fonction coût $\xi(\mathbf{w})$ est obtenu en cherchant les conditions d'annulation de sa dérivée par rapport aux variables qui sont les L points de la réponse impulsionnelle du filtre.

Introduisons l'opérateur gradient ∇ :

$$\nabla_{\mathbf{w}} \xi(\mathbf{w}) = \frac{\partial \xi(\mathbf{w})}{\partial \mathbf{w}} = \left[\frac{\partial \xi}{\partial w_0(n)}, \frac{\partial \xi}{\partial w_1(n)}, \dots, \frac{\partial \xi}{\partial w_{L-1}(n)} \right] \quad (\text{I. 12})$$

On a alors

$$\nabla_{\mathbf{w}} \xi(\mathbf{w}) = 2 \mathbf{R}_{n,xx} \mathbf{w}(n) - 2 \mathbf{P}_{n,xy} \quad (\text{I. 13})$$

En annulant l'expression (I.13), la réponse impulsionnelle optimale $\mathbf{w}(n)$ est obtenue [39]:

$$\mathbf{R}_{n,xx} \mathbf{w}(n) = \mathbf{P}_{n,xy} \quad (\text{I. 14})$$

Le filtre ainsi défini est appelé filtre FIR de Wiener optimal [40]. Il permet d'obtenir une erreur quadratique minimale entre $y(n)$ et $\hat{y}(n)$ donnée par :

$$\xi_{min} = E[y^2(n)] - \mathbf{w}^T(n) \mathbf{P}_{n,xy} \quad (\text{I. 15})$$

Si la matrice d'autocorrélation est inversible [41], l'équation (I.14) devient alors

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{R}_{n,xx}^{-1} \mathbf{P}_{n,xy} \quad (\text{I. 16})$$

L'équation (1.16) est appelée l'équation de Wiener-Hopf.

La mise en œuvre d'un filtre optimal de Wiener demande la connaissance des propriétés statistiques des signaux. 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 \mathbf{w} change en fonction des informations reçues et l'erreur en sortie est utilisée pour mettre à jour ses coefficients, qui sont ajustés à chaque itération par un algorithme d'adaptation, une procédure itérative bien connue qui annule le gradient de l'erreur quadratique moyenne [42].

I.5. Algorithmes de base du filtrage adaptatif

Plusieurs algorithmes de filtrage adaptatif ont été proposés dans la littérature pour mettre à jour les coefficients du filtre adaptatif, d'une manière à minimiser l'EQM et converger vers la solution optimale. Nous citons par exemple, les algorithmes de gradients stochastique, dénommés LMS [43], les moindres carrés récurrents RLS [44].

L'algorithme de gradient stochastique est une approximation de l'algorithme du gradient déterministe [45].

I.5.1 Algorithmes du gradient déterministe

La méthode du gradient déterministe consiste à obtenir, à partir d'un vecteur $\mathbf{w}(n-1)$ donné, un vecteur $\mathbf{w}(n)$ par incrémentation de $\mathbf{w}(n-1)$ dans la direction opposée du gradient de la fonction coût ξ .

$$\mathbf{w}_L(n) = \mathbf{w}_L(n-1) - \frac{1}{2} \mu [\nabla_{\mathbf{w}} \xi(\mathbf{w})]_{\mathbf{w}=\mathbf{w}(n-1)} \quad (\text{I.17})$$

où μ est le pas d'adaptation de l'algorithme gradient, qui contrôle la stabilité et la vitesse de convergence de l'algorithme

$$\text{et} \quad \nabla_{\mathbf{w}} \xi(\mathbf{w}) = 2 \mathbf{R}_{n,xx} \mathbf{w}(n-1) - 2 \mathbf{P}_{n,xy} \quad (\text{I.18})$$

En remplaçant l'équation (I.18) dans l'équation (I.17) on obtient :

$$\mathbf{w}_L(n) = \mathbf{w}_L(n-1) + \mu (\mathbf{P}_{n,xy} - \mathbf{R}_{n,xx} \mathbf{w}(n-1)) \quad (\text{I.19})$$

C'est l'équation de la mise à jour de l'algorithme gradient déterministe [46].

I.5.2 Algorithme du gradient stochastique LMS

Les algorithmes déterministes basés sur $\xi(\mathbf{w})$ qui, à partir de statistiques connues, se transforment en algorithmes qui travaillent directement sur les données qualifiées de stochastiques [43]. L'algorithme LMS fait partie de cette famille.

L'algorithme LMS est basé sur un estimateur très simple du gradient de l'EQM. La popularité de l'algorithme du gradient stochastique ou LMS, s'explique par sa simplicité de mise en œuvre. Dans cet algorithme, l'estimation du gradient est réalisée en remplaçant l'équation (I.17) [47] par :

$$\mathbf{w}_L(n) = \mathbf{w}_L(n-1) - \frac{1}{2} \mu \nabla_{\mathbf{w}}(e^2(n)) \quad (\text{I.20})$$

Avec

$$\begin{aligned} \nabla_{\mathbf{w}}(e^2(n)) &\approx \frac{\partial e^2(n)}{\partial \mathbf{w}} = 2e(n) \frac{\partial e(n)}{\partial \mathbf{w}} = 2e(n) \frac{\partial (y(n) - \mathbf{x}^T(n) \mathbf{w}(n))}{\partial \mathbf{w}} \\ &= -2 e(n) \mathbf{x}(n) \end{aligned} \quad (\text{I.21})$$

En remplaçant (I.21) dans (I.20), l'équation de mise à jour des coefficients du filtre adaptatif par l'algorithme LMS est :

$$\mathbf{w}_L(n) = \mathbf{w}_L(n-1) + \mu e(n) \mathbf{x}(n) \quad (\text{I.22})$$

avec $e(n) = y(n) - \mathbf{w}^T(n-1) \mathbf{x}(n)$, où $e(n)$ désigne l'erreur de filtrage a priori.

Aussi, la convergence en moyenne de l'algorithme LMS est garantie pour un pas d'adaptation μ satisfaisant la condition suivante:

$$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{max}} \quad (\text{I.23})$$

où λ_{max} est la plus grande valeur propre de la matrice d'autocorrélation $R_{n,xx}$ du signal d'entrée donnée par l'équation (I.10) [45].

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

$$0 < \mu < \frac{2}{\text{trace}(\mathbf{R}_{n,xx})} = \frac{2}{L\sigma_x^2} \quad (\text{I.24})$$

où l'opérateur $\text{trace}(\mathbf{R}_{n,xx})$ représente la somme des éléments de la diagonale de la matrice d'autocorrélation, et σ_x^2 désigne la variance du signal d'entrée $x(n)$.

L'algorithme du gradient stochastique est résumé au tableau I.1.

Tableau I.1 : Algorithme LMS

| | |
|------------------------|---|
| Paramètres : | $L =$ nombre de coefficients $\mu =$ pas d'adaptation, $\lambda_{max} = L\sigma_x^2$ $0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{max}}$ condition de convergence |
| Conditions initiales : | $\mathbf{w}_L(0) = 0$ |
| Les données : | $\mathbf{x}_L(n) =$ vecteur des données d'entrée à l'instant n $y(n) =$ sortie désirée à l'instant n |
| À calculer : | $\mathbf{w}_L(n) =$ vecteur des coefficients du filtre à l'instant n |
| Calcul : | Pour $n = 1, 2, \dots$ $e(n) = y(n) - \mathbf{w}^T(n-1) \mathbf{x}(n)$ $\mathbf{w}_L(n) = \mathbf{w}_L(n-1) + \mu e(n) \mathbf{x}(n)$ |

L'adaptation des coefficients du filtre $\mathbf{w}_L(n)$ est directement proportionnelle au vecteur d'entrée $\mathbf{x}_L(n)$ et si la dynamique du signal $x(n)$ augmente, le filtre $\mathbf{w}_L(n)$ va diverger. En effet, la condition de convergence de l'algorithme LMS dépend de la puissance du signal d'entrée. Pour rendre les performances de l'algorithme indépendantes de cette puissance, on normalise le pas μ de l'LMS par une quantité dépendante de la puissance du signal d'entrée. C'est le NLMS.

I.5.3 Algorithme du gradient stochastique normalisé (NLMS)

L'algorithme NLMS consiste à normaliser le pas d'adaptation μ dans l'algorithme LMS par rapport à l'énergie du signal d'entrée pour réduire au minimum l'effet de la variation de la puissance du signal d'entrée et de rendre ainsi la convergence plus au moins uniforme en passant d'une étape d'adaptation à une autre [48].

Le pas d'adaptation μ de l'LMS est remplacé par un pas d'adaptation défini à chaque itération par :

$$\mu_{NLMS} = \frac{\mu}{\mathbf{x}^T(n) \mathbf{x}(n)} \quad (\text{I. 25})$$

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

$$\mathbf{w}_L(n) = \mathbf{w}_L(n-1) + \frac{\mu}{\mathbf{x}^T(n) \mathbf{x}(n) + \theta} e(n) \mathbf{x}(n) \quad (\text{I.26})$$

où θ , une petite constante positive de "régularisation" permettant de suivre plus ou moins rapidement les variations d'énergie dans le signal d'entrée $x(n)$. La convergence de cet algorithme est garantie pour un pas d'adaptation [49]: $0 < \mu < 2$

L'algorithme à gain normalisé est résumé au tableau I.2.

Tableau I.2: Algorithme NLMS

| | |
|------------------------|--|
| Paramètres : | L = nombre de coefficients μ = pas d'adaptation, θ = petite constante positive $0 < \mu < 2$ condition de convergence |
| Conditions initiales : | $\mathbf{w}_L(0) = 0$ |
| Les données : | $\mathbf{x}_L(n)$ = vecteur des données à l'entrée à l'instant n $y(n)$ = sortie désirée à l'instant n |
| A calculer : | $\mathbf{w}_L(n)$ = vecteur des coefficients du filtre à l'instant n |
| Calcul : | Pour $n = 1, 2, \dots$ $e(n) = y(n) - \mathbf{w}^T(n-1) \mathbf{x}(n)$ $\mathbf{w}_L(n) = \mathbf{w}_L(n-1) + \frac{\mu}{\mathbf{x}^T(n) \mathbf{x}(n) + \theta} e(n) \mathbf{x}(n)$ |

L'algorithme NLMS apporte une amélioration significative sur le taux de convergence par rapport au LMS grâce à la normalisation du pas d'adaptation pour les signaux stationnaires tels que le bruit blanc et les signaux non stationnaires tels que la parole. Cet algorithme peut être plus complexe que l'algorithme LMS mais il reste toujours l'un des algorithmes les plus simples à mettre en application. Il est souvent utilisé dans la technologie d'annulation d'écho.

I.5.4 Algorithme des moindres carrés récursif (RLS)

L'algorithme RLS (Recursive least squares), basé sur les moindres carrés, possède la caractéristique très intéressante de converger plus rapidement que le LMS. Cette convergence rapide se fait au détriment de la complexité de calcul.

Il a été démontré que tous les algorithmes adaptatifs sont liés entre eux et peuvent se déduire les uns des autres au moyen d'approximations [50].

Dans le RLS, $E[e^2(n)]$ est approximée par une somme pondérée des carrés des erreurs commises depuis l'instant initial [51][52].

$$E[e^2(n)] = \sum_{i=1}^n (y(i) - \mathbf{w}^T(i) \mathbf{x}(i))^2 \lambda^{n-i} \quad (\text{I. 27})$$

Cette pondération, apportée par λ ($0 < \lambda \leq 1$), communément appelé facteur d'oubli exponentiel, permet de tenir compte des non-stationnarités du signal.

Le critère (I.27) étant quadratique, son minimum est fourni par le zéro de sa dérivée. On obtient alors l'équation normale:

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{R}_{n,xx}^{-1} \mathbf{P}_{n,xy} \quad (\text{I. 28})$$

avec

$$\mathbf{R}_{n,xx} = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \mathbf{x}(i) \mathbf{x}^T(i) \quad (\text{I. 29})$$

$$\mathbf{P}_{n,xy} = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \mathbf{x}(i) y(i) \quad (\text{I. 30})$$

Ces équations peuvent se réécrire comme suit :

$$\mathbf{R}_{n,xx} = \lambda \left(\sum_{i=1}^{n-1} \lambda^{n-i-1} \mathbf{x}(i) \mathbf{x}^T(i) \right) + \mathbf{x}(n) \mathbf{x}^T(n) \quad (\text{I. 31})$$

et

$$\mathbf{P}_{n,xy} = \lambda \left(\sum_{i=1}^{n-1} \lambda^{n-i-1} \mathbf{x}(i) y(i) \right) + \mathbf{x}(n) y(n) \quad (\text{I. 32})$$

La matrice d'autocorrélation peut être exprimée de façon récursive :

$$\mathbf{R}_{n,xx} = \lambda \mathbf{R}_{n-1,xx} + \mathbf{x}(n) \mathbf{x}^T(n) \quad (\text{I.33})$$

$$\mathbf{P}_{n,xy} = \lambda \mathbf{P}_{n-1,xy} + \mathbf{x}(n) y(n) \quad (\text{I.34})$$

En utilisant le Lemme d'inversion de matrice [53][54], on obtient l'expression récursive de l'inverse de la matrice d'autocorrélation :

$$\mathbf{R}_{n,xx}^{-1} = \lambda^{-1} \mathbf{R}_{n-1,xx}^{-1} - \frac{\lambda^{-2} \mathbf{R}_{n-1,xx}^{-1} \mathbf{x}(n) \mathbf{x}^T(n) \mathbf{R}_{n-1,xx}^{-1}}{1 + \lambda^{-1} \mathbf{x}^T(n) \mathbf{R}_{n-1,xx}^{-1} \mathbf{x}(n)} \quad (\text{I.35})$$

En posant

$$\mathbf{k}(n) = \frac{\lambda^{-1} \mathbf{R}_{n-1,xx}^{-1} \mathbf{x}(n)}{1 + \lambda^{-1} \mathbf{x}^T(n) \mathbf{R}_{n-1,xx}^{-1} \mathbf{x}(n)} \quad (\text{I.36})$$

En remplaçant (I.36) dans (I.35) nous obtenons

$$\mathbf{R}_{n,xx}^{-1} = \lambda^{-1} (\mathbf{R}_{n-1,xx}^{-1} - \mathbf{k}(n) \mathbf{x}^T(n) \mathbf{R}_{n-1,xx}^{-1}) \quad (\text{I.37})$$

L'équation (I.36) devient

$$\mathbf{k}(n) = \frac{(\lambda^{-1} \mathbf{R}_{n-1,xx}^{-1} - \lambda^{-1} \mathbf{k}(n) \mathbf{x}^T(n) \mathbf{R}_{n-1,xx}^{-1}) \cdot \mathbf{x}(n)}{\mathbf{R}_{n,xx}^{-1}} \quad (\text{I.38})$$

d'où
$$\mathbf{k}(n) = \mathbf{R}_{n,xx}^{-1} \cdot \mathbf{x}(n) \quad (\text{I.39})$$

Le facteur $\mathbf{k}(n)$, est appelé gain de Kalman.

La combinaison de l'équation (I.16) et l'équation (I.34) donne

$$\mathbf{w}(n) = \lambda \mathbf{R}_{n,xx}^{-1} \mathbf{P}_{n-1,xy} + \mathbf{R}_{n,xx}^{-1} \mathbf{x}(n) y(n) \quad (\text{I.40})$$

En remplaçant le $\mathbf{R}_{n,xx}^{-1}$ de la première partie de l'équation par (I.37) nous obtenons

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{R}_{n-1,xx}^{-1} \mathbf{P}_{n-1,xy} - \mathbf{k}(n) \mathbf{x}^T(n) \mathbf{R}_{n-1,xx}^{-1} \mathbf{P}_{n-1,xy} + \mathbf{R}_{n,xx}^{-1} \mathbf{x}(n) y(n) \quad (\text{I.41})$$

Puis par substitution de (I.16) dans (I.41)

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) - \mathbf{k}(n) \mathbf{x}^T(n) \mathbf{w}(n-1) + \mathbf{R}_{n,xx}^{-1} \mathbf{x}(n) y(n) \quad (\text{I.42})$$

En utilisant l'équation (I.39), la mise à jour des coefficients du filtre adaptatif est :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) - \mathbf{k}(n) \mathbf{x}^T(n) \mathbf{w}(n-1) + \mathbf{k}(n) y(n) \quad (\text{I.43})$$

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mathbf{k}(n) \left(y(n) - \mathbf{w}^T(n-1) \mathbf{x}(n) \right) \quad (\text{I.44})$$

Posons

$$e(n) = y(n) - \mathbf{w}^T(n-1) \mathbf{x}(n) \quad (\text{I.45})$$

d'où

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) - \mathbf{k}(n) e(n) \quad (\text{I.46})$$

$e(n)$ étant l'erreur d'estimation a priori qui est donnée par (I.45).

Condition initiale de l'algorithme RLS

La matrice d'autocorrélation est initialisée de la manière suivante:

$$\mathbf{R}_{0,xx}^{-1} = \delta^{-1} \mathbf{I}_L \quad (\text{I.47})$$

avec \mathbf{I} , qui est la matrice identité et δ une constante positive très faible.

$$\mathbf{w}(0) = 0 \quad (\text{I.48})$$

Le résumé de l'algorithme se trouve dans le tableau I.3.

Tableau I.3: Algorithme RLS

| | |
|---|---|
| Conditions initiales : | $\mathbf{R}_{0,xx}^{-1} = \delta^{-1} \mathbf{I}_L$ $\mathbf{w}(0) = 0,$ |
| Les données : | $\mathbf{x}(n)$ = vecteur des données à l'entrée à l'instant n $y(n)$ = sortie désirée à l'instant n |
| Calcul : | Pour $n = 1, 2, 3, \dots$ |
| Erreur a priori | $e(n) = y(n) - \mathbf{w}_{n-1}^T \mathbf{x}(n)$ |
| Vecteur de gain de kalman | $\mathbf{k}(n) = \frac{\lambda^{-1} \mathbf{R}_{n-1,xx}^{-1} \mathbf{x}(n)}{1 + \lambda^{-1} \mathbf{x}^T(n) \mathbf{R}_{n-1,xx}^{-1} \mathbf{x}(n)}$ |
| Mise à jour des coefficients du filtre | $\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) - \mathbf{k}(n) e(n)$ |
| Mise à jour de la matrice d'autocorrélation inverse | $\mathbf{R}_{n,xx}^{-1} = \lambda^{-1} (\mathbf{R}_{n-1,xx}^{-1} - \mathbf{k}(n) \mathbf{x}^T(n) \mathbf{R}_{n-1,xx}^{-1})$ |

L'algorithme RLS [44] présente l'avantage d'avoir une vitesse de convergence supérieure à l'algorithme LMS. Par contre, cet algorithme est plus difficile à mettre en application à cause de sa grande complexité.

Dans un système d'annulation d'écho acoustique, un algorithme adaptatif doit répondre à deux critères que sont la vitesse de convergence et la complexité de calcul. Dans la famille RLS, la recherche d'algorithmes à très faible complexité a conduit à développer des algorithmes dits rapides [14] [15] [16] [41]. Ces versions rapides des moindres carrés calculent la solution avec un coût opératoire proportionnel à L au lieu $O(L^2)$ du RLS.

I.6. Conclusion

Ce chapitre rappelle le principe de l'annulation d'écho acoustique et les différentes méthodes algorithmiques existantes. En effet, le problème de l'écho acoustique est classiquement résolu à l'aide d'un annulateur d'écho en identifiant progressivement

la Réponse Impulsionnelle Finie (FIR : Finite Impulse Response) d'un filtre adaptatif à partir des algorithmes de filtrage adaptatifs. L'algorithme LMS est un membre important de la famille des algorithmes basés sur le gradient stochastique dont la caractéristique principale est sa simplicité. L'algorithme RLS, basé sur les moindres carrés, possède la caractéristique très intéressante de converger plus rapidement que le LMS. Cette convergence rapide se fait au détriment de la complexité de calcul. Une autre nouvelle famille algorithmique, allie la rapidité de convergence du RLS et une complexité de calcul réduite proche du LMS, s'appelle la famille des algorithmes des moindres carrés transversaux rapides (FTF) sera détaillée dans le chapitre qui suit.

CHAPITRE II

*ALGORITHMES DES MOINDRES CARRES
TRANSVERSAUX RAPIDES*

II.1 Introduction

Un grand nombre d'algorithmes RLS rapides (FRLS) ont été développés au fil des ans. Les versions rapides (FRLS), à savoir le Kalman rapide [44], la technique séquentielle rapide d'erreur a posteriori (FAEST) [55] et les algorithmes de filtres transversaux rapides (FTF) [14], sont dérivés du RLS par l'introduction de prédicteurs aller et retour dans le calcul du gain d'adaptation du filtre adaptatif [14][55]. La faible complexité obtenue par ces algorithmes est une conséquence directe de la structure d'invariance de décalage du vecteur de signal d'entrée utilisé dans les implémentations de filtrage FIR [56].

Dans ce chapitre nous nous sommes intéressés à la famille des algorithmes de type moindres carrés transversaux rapide FTF. Cependant, une sérieuse limitation de FTF est causée par un problème d'instabilité numérique. Plusieurs versions de l'algorithme FTF numériquement stable ont été proposées dans la littérature pour les applications AEC, notamment l'algorithme FTF simplifié (SFTF) et sa version améliorée. La particularité de ces algorithmes est qu'ils ont une charge de calcul réduite tout en présentant une amélioration du comportement adaptatif.

II.2 Algorithme des moindres carrés transversaux rapides (FTF) [57]

Dans l'algorithme RLS, les L coefficients du filtre $\mathbf{w}(n)$ sont adaptés de manière à minimiser récursivement le critère des moindres carrés suivant:

$$J_L(n) = \sum_{i=1}^n (y(i) - \mathbf{w}_L^T(i) \mathbf{x}_L(i))^2 \lambda^{n-i} \quad (\text{II.1})$$

où λ est le facteur d'oubli exponentiel.

La solution récursive qui minimise la fonction de coût (II.1) est :

$$\mathbf{w}_L(n) = \mathbf{w}_L(n-1) - e_L(n) \mathbf{k}_L(n) \quad (\text{II.2})$$

avec
$$e_L(n) = y(n) - \mathbf{w}_L^T(n-1) \mathbf{x}_L(n) \quad (\text{II.3})$$

$$\mathbf{k}_L(n) = -\mathbf{R}_{n,xx}^{-1} \mathbf{x}_L(n) \quad (\text{II.4})$$

où $e_L(n)$ désigne l'erreur de filtrage a priori et $\mathbf{k}_L(n)$ le gain d'adaptation appelé gain de kalman.

La variable $\mathbf{R}_{n,xx}$ représente la matrice d'autocorrélation à court-terme du signal d'entrée, elle est de dimension $L \times L$.

$$\mathbf{R}_{n,xx} = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \mathbf{x}_L(i) \mathbf{x}_L^T(i) \quad (\text{II.5})$$

Une autre forme récursive du vecteur $\mathbf{w}_L(n)$, strictement équivalente à (II.2), faisant intervenir une erreur de filtrage a posteriori et un gain d'adaptation appelé gain de Kalman dual défini par [57]:

$$\mathbf{w}_L(n) = \mathbf{w}_L(n-1) - \bar{e}_L(n) \tilde{\mathbf{k}}_L(n) \quad (\text{II.6})$$

avec

$$\bar{e}_L(n) = y(n) - \mathbf{w}_L^T(n) \mathbf{x}_L(n) \quad (\text{II.7})$$

$$\tilde{\mathbf{k}}_L(n) = -\lambda^{-1} \mathbf{R}_{n-1,xx}^{-1} \mathbf{x}_L(n) \quad (\text{II.8})$$

où $\bar{e}_L(n)$ désigne l'erreur de filtrage a posteriori, et $\tilde{\mathbf{k}}_L(n)$ représente le gain de Kalman dual.

Le calcul du gain de Kalman $\mathbf{k}_L(n)$ ou du gain de Kalman dual $\tilde{\mathbf{k}}_L(n)$ fait intervenir l'inverse de la matrice d'autocorrélation à court terme. En exploitant, certaines propriétés d'invariance par décalage du vecteur signal d'entrée étendu à l'ordre $L+1$:

$$\mathbf{x}_{L+1}(n) = \begin{bmatrix} x(n) \\ \mathbf{x}_L(n-1) \end{bmatrix} \quad (\text{II.9i})$$

$$\mathbf{x}_{L+1}(n) = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_L(n) \\ x(n-L) \end{bmatrix} \quad (\text{II.9ii})$$

Deux matrices d'autocorrélation d'ordre $(L+1)$ partitionnées peuvent être définir

$$\mathbf{R}_{L+1}(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \mathbf{x}_{L+1}(i) \mathbf{x}_{L+1}^T(i) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \begin{bmatrix} x(i) \\ \mathbf{x}_L(i-1) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(i) & \mathbf{x}_L^T(i-1) \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned}
&= \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \begin{bmatrix} x^2(i) & x(i) \mathbf{x}_L^T(i-1) \\ x(i) \mathbf{x}_L(i-1) & \mathbf{x}_L(i-1) \mathbf{x}_L^T(i-1) \end{bmatrix} \\
&= \begin{bmatrix} \mathbf{P}_0^a(n) & \mathbf{P}_L^{aT}(n) \\ \mathbf{P}_L^a(n) & \mathbf{R}_L(n-1) \end{bmatrix} \tag{II.10i}
\end{aligned}$$

et

$$\begin{aligned}
\mathbf{R}_{L+1}(n) &= \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \mathbf{x}_{L+1}(i) \mathbf{x}_{L+1}^T(i) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \begin{bmatrix} \mathbf{x}_L(i) \\ x(i-L) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x}_L^T(i) & x(i-L) \end{bmatrix} \\
&= \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \begin{bmatrix} \mathbf{x}_L(i) \mathbf{x}_L^T(i) & \mathbf{x}_L(i) x(i-L) \\ x(i-L) \mathbf{x}_L^T(i) & x^2(i-L) \end{bmatrix} \\
&= \begin{bmatrix} \mathbf{R}_L(n) & \mathbf{P}_L^b(n) \\ \mathbf{P}_L^{bT}(n) & \mathbf{P}_0^b(n) \end{bmatrix} \tag{II.10ii}
\end{aligned}$$

où $\mathbf{P}_L^a(n)$ est une estimation de la corrélation croisée de $x(n)$ avec ses valeurs passées $\mathbf{x}_L(n-1)$ et $\mathbf{P}_L^b(n)$ est une estimation de la corrélation croisée de $x(n-L)$ avec ses valeurs futures $\mathbf{x}_L(n)$ [18].

Et on utilisant le lemme d'inversion d'une matrice partitionnée [58], nous obtenons les deux expressions suivantes [14][59] :

$$\mathbf{R}_{L+1,n}^{-1} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & \mathbf{R}_{L,n-1}^{-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{R}_{L,n-1}^{-1} \mathbf{P}_{L,n}^a \end{bmatrix} (\mathbf{P}_{0,n}^a - \mathbf{P}_{L,n}^{aT} \mathbf{R}_{L,n-1}^{-1} \mathbf{P}_{L,n}^a)^{-1} \begin{bmatrix} 1 & -\mathbf{P}_{L,n}^{aT} \mathbf{R}_{L,n-1}^{-1} \end{bmatrix} \tag{II.11i}$$

$$\mathbf{R}_{L+1,n}^{-1} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{L,n}^{-1} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\mathbf{R}_{L,n}^{-1} \mathbf{P}_{L,n}^b \\ 1 \end{bmatrix} (\mathbf{P}_{0,n}^b - \mathbf{P}_{L,n}^{bT} \mathbf{R}_{L,n}^{-1} \mathbf{P}_{L,n}^b)^{-1} \begin{bmatrix} -\mathbf{P}_{L,n}^{bT} \mathbf{R}_{L,n}^{-1} & 1 \end{bmatrix} \tag{II.11ii}$$

L'expression (II.11i), fait apparaître un prédicteur aller optimal au sens des moindres carrés :

$$\mathbf{a}_L(n) = \mathbf{R}_{L,n-1}^{-1} \mathbf{P}_{L,n}^a \tag{II.12}$$

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

$$J_L^a(n) = \sum_{i=1}^n (x(i) - \mathbf{a}_L^T(i) \mathbf{x}_L(i-1))^2 \lambda^{n-i} \tag{II.13}$$

Les versions récursives du prédicteur aller (II.12) sont données par :

$$\mathbf{a}_L(n) = \mathbf{a}_L(n-1) - \bar{u}_L(n) \mathbf{k}_L(n-1) \quad (\text{II.14i})$$

$$\mathbf{a}_L(n) = \mathbf{a}_L(n-1) - u_L(n) \tilde{\mathbf{k}}_L(n-1) \quad (\text{II.14ii})$$

où $\bar{u}_L(n)$ et $u_L(n)$ désignent respectivement l'erreur de prédiction aller a priori et l'erreur de prédiction aller a posteriori, qui sont données par :

$$\bar{u}_L(n) = x(n) - \mathbf{a}_L^T(n-1) \mathbf{x}_L(n-1) \quad (\text{II.15i})$$

$$u_L(n) = x(n) - \mathbf{a}_L^T(n) \mathbf{x}_L(n-1) \quad (\text{II.15ii})$$

De plus, le terme entre parenthèses dans l'expression (II.11i) représente la variance des erreurs de prédiction aller (minima de critère (II.13))[60].

$$\alpha_L(n) = \mathbf{P}_0^a(n) - \mathbf{a}^T(n) \mathbf{P}_L^a(n) \quad (\text{II.16})$$

Dans [58], la version récursive de (II.16) s'écrit sous la forme suivante:

$$\alpha_L(n) = \lambda \alpha_L(n-1) + \bar{u}_L(n) u_L(n) \quad (\text{II.17})$$

Egalement, à partir de la deuxième forme de la matrice d'autocorrélation inverse (II.11ii), l'expression du prédicteur retour optimal au sens des moindres carrés est donnée par :

$$\mathbf{b}_L(n) = \mathbf{R}_{L,n}^{-1} \mathbf{P}_{L,n}^b \quad (\text{II.18})$$

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

$$J_L^b(n) = \sum_{i=1}^n (x(i-L) - \mathbf{b}_L^T(i) \mathbf{x}_L(i))^2 \lambda^{n-i} \quad (\text{II.19})$$

Les versions récursives du prédicteur retour (II.18) sont données par :

$$\mathbf{b}_L(n) = \mathbf{b}_L(n-1) - \bar{r}_L(n) \mathbf{k}_L(n) \quad (\text{II.20i})$$

$$\mathbf{b}_L(n) = \mathbf{b}_L(n-1) - r_L(n) \tilde{\mathbf{k}}_L(n) \quad (\text{II.20ii})$$

où $\bar{r}_L(n)$ et $r_L(n)$ désignent respectivement l'erreur de prédiction retour a priori et l'erreur de prédiction retour a posteriori, qui sont données par :

$$\bar{r}_L(n) = x(n-L) - \mathbf{b}_L^T(n-1) \mathbf{x}_L(n) \quad (\text{II.21i})$$

$$r_L(n) = x(n-L) - \mathbf{b}_L^T(n) \mathbf{x}_L(n) \quad (\text{II.21ii})$$

Aussi, le terme entre parenthèses dans l'expression (II.11ii) représente la variance des erreurs de prédiction retour (minima de critère (II.19))[60].

$$\beta_L(n) = \mathbf{P}_0^b(n) - \mathbf{b}^T(n) \mathbf{P}_L^b(n) \quad (\text{II.22})$$

La version récursive de (II.22) s'écrit [58]:

$$\beta_L(n) = \lambda \beta_L(n-1) + \bar{r}_L(n) r_L(n) \quad (\text{II.23})$$

Donc, dans les versions rapides, l'estimation récursive de gain d'adaptation $\mathbf{k}_L(n)$ et $\tilde{\mathbf{k}}_L(n)$ sont obtenues en utilisant les deux formes équivalentes de l'inverse de la matrice d'autocorrélation $\mathbf{R}_{L+1}^{-1}(n)$ [14][59] :

$$\mathbf{R}_{L+1,n}^{-1} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & \mathbf{R}_{L,n-1}^{-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{a}_L(n) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & -\mathbf{a}_L^T(n) \end{bmatrix} \alpha_L^{-1}(n) \quad (\text{II.24i})$$

$$\mathbf{R}_{L+1,n}^{-1} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{L,n}^{-1} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\mathbf{b}_L(n) \\ 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -\mathbf{b}_L^T(n) & 1 \end{bmatrix} \beta_L^{-1}(n) \quad (\text{II.24ii})$$

En multipliant à droite les expressions (II.24i) et (II.24ii) par le vecteur $-\mathbf{x}_{L+1}(n)$ convenablement partitionné, les équations de propagation des gains de Kalman, d'ordre $L+1$ sont :

$$\mathbf{k}_{L+1}(n) = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{k}_L(n-1) \end{bmatrix} - \frac{u_L(n)}{\alpha_L(n)} \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{a}_L(n) \end{bmatrix} \quad (\text{II.25i})$$

$$\mathbf{k}_{L+1}(n) = \begin{bmatrix} \mathbf{k}_L(n) \\ 0 \end{bmatrix} - \frac{r_L(n)}{\beta_L(n)} \begin{bmatrix} -\mathbf{b}_L(n) \\ 1 \end{bmatrix} \quad (\text{II.25ii})$$

De la même façon en multipliant à droite les expressions (II.24i) et (II.24ii) prises aux instants $n - 1$ par le vecteur $-\lambda^{-1} \mathbf{x}_{L+1}(n)$ convenablement partitionné, on obtient deux formes équivalentes pour le gain de Kalman dual étendu d'ordre $L + 1$:

$$\tilde{\mathbf{k}}_{L+1}(n) = \begin{bmatrix} 0 \\ \tilde{\mathbf{k}}_L(n-1) \end{bmatrix} - \frac{\bar{u}_L(n)}{\lambda \alpha_L(n-1)} \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{a}_L(n-1) \end{bmatrix} \quad (\text{II.26i})$$

$$\tilde{\mathbf{k}}_{L+1}(n) = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{k}}_L(n) \\ 0 \end{bmatrix} - \frac{\bar{r}_L(n)}{\lambda \beta_L(n-1)} \begin{bmatrix} -\mathbf{b}_L(n-1) \\ 1 \end{bmatrix} \quad (\text{II.26ii})$$

En éliminant $\tilde{\mathbf{k}}_{L+1}(n)$ entre les deux dernières expressions, la forme récursive du gain de kalman dual en faisant intervenir un prédicteur aller $\mathbf{a}_L(n)$ et prédicteur retour $\mathbf{b}_L(n)$ peut s'écrire par [14][55]:

$$\begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{k}}_L(n) \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \tilde{\mathbf{k}}_L(n-1) \end{bmatrix} - \frac{\bar{u}_L(n)}{\lambda \alpha_L(n-1)} \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{a}_L(n-1) \end{bmatrix} + \frac{\bar{r}_L(n)}{\lambda \beta_L(n-1)} \begin{bmatrix} -\mathbf{b}_L(n-1) \\ 1 \end{bmatrix} \quad (\text{II.27})$$

Nous pouvons constater qu'à partir des deux expressions (II.25) et (II.26), les erreurs de prédiction aller et retour peuvent être calculées, sans utilisation des relations de convolutions (II.15) et (II.21), si nous disposons de la première ou de la $(L + 1)^{\text{ième}}$ composante du gain de Kalman ou du gain de Kalman dual.

$$u_L(n) = -\alpha_L(n) \mathbf{k}_{L+1}^1(n) \quad (\text{II.28i})$$

$$\bar{u}_L(n) = -\lambda \alpha_L(n-1) \tilde{\mathbf{k}}_{L+1}^1(n) \quad (\text{II.28ii})$$

$$r_L(n) = -\beta_L(n) \mathbf{k}_{L+1}^{L+1}(n) \quad (\text{II.29i})$$

$$\bar{r}_L(n) = -\lambda \beta_L(n-1) \tilde{\mathbf{k}}_{L+1}^{L+1}(n) \quad (\text{II.29ii})$$

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. Si on remplace dans l'équation de l'erreur de filtrage à postérieur (II.7), le filtre $\mathbf{w}_L(n)$ par son équation d'adaptation (II.2) on obtient :

$$\bar{e}_L(n) = e_L(n) (1 + \mathbf{k}_L^T(n) \mathbf{x}_L(n)) \quad (\text{II.30})$$

Le scalaire $\gamma_L(n)$ est défini par :

$$\gamma_L(n) = 1 + \mathbf{k}_L^T(n) \mathbf{x}_L(n) = 1 - \mathbf{x}_L^T(n) \mathbf{R}_L^{-1}(n) \mathbf{x}_L(n) \quad (\text{II.31})$$

où $\gamma_L(n)$ désigne la variable de vraisemblance.

Il en résulte par positivité de la matrice $\mathbf{R}_L(n)$ et son inverse, les bornes de la variable $\gamma_L(n)$: $0 < \gamma_L(n) \leq 1$.

Dans le même contexte, les relations entre les erreurs de prédictions à priori et à posteriori sont les suivants:

$$u_L(n) = \gamma_L(n-1) \bar{u}_L(n) \quad (\text{II.32})$$

$$r_L(n) = \gamma_L(n) \bar{r}_L(n) \quad (\text{II.33})$$

Ces dernières différentes équations obtenues conduisent à la relation qui lie le gain de Kalman et le gain de double Kalman :

$$\mathbf{k}_L(n) = \gamma_L(n) \tilde{\mathbf{k}}_L(n) \quad (\text{II.34})$$

En substituant relation (II.34) dans (II.31) on obtient la relation suivante:

$$\gamma_L(n) = \frac{1}{1 - \tilde{\mathbf{k}}_L^T(n) \mathbf{x}_L(n)} \quad (\text{II.35})$$

Des versions plus rapides du calcul des variables de vraisemblance pour réduire la complexité, sont obtenues en appliquant les formes (II.25) à la définition (II.31).

$$\gamma_{L+1}(n) = \frac{\lambda \alpha_L(n-1)}{\alpha_L(n)} \gamma_L(n-1) \quad (\text{II.36})$$

$$\gamma_{L+1}(n) = \frac{\lambda \beta_L(n-1)}{\beta_L(n)} \gamma_L(n) \quad (\text{II.37})$$

En manipulant les expressions (II.23) et (II.29), une autre forme équivalente à l'écriture (II.37) peut être obtenue :

$$\gamma_L(n) = \frac{\gamma_{L+1}(n)}{1 + \bar{r}_L(n) \gamma_{L+1}(n) \tilde{\mathbf{k}}_{L+1}^{L+1}(n)} \quad (\text{II.38})$$

L'algorithme FTF 7L [14] est résumé dans le tableau II.1 :

Tableau II.1 : Algorithme FTF 7L.

| |
|--|
| <p>Initialisation</p> $\mathbf{a}_L(0) = \mathbf{b}_L(0) = \mathbf{0}_L, \gamma_L(0) = 1, \tilde{\mathbf{k}}_L(0) = \mathbf{0}_L, \alpha_L(0) = E_0 \lambda^L, \\ \beta_L(0) = E_0, \mathbf{w}_L(0) = \mathbf{0}_L.$ |
| <p>Partie Prédiction</p> $\bar{u}_L(n) = x(n) - \mathbf{a}_L^T(n-1) \mathbf{x}_L(n-1)$ $\alpha_L(n) = \lambda \alpha_L(n-1) + \gamma_L(n-1) \bar{u}_L^2(n)$ $\gamma_{L+1}(n) = \frac{\lambda \alpha_L(n-1)}{\alpha_L(n)} \gamma_L(n-1)$ $\tilde{\mathbf{k}}_{L+1}(n) = \begin{bmatrix} 0 \\ \tilde{\mathbf{k}}_L(n-1) \end{bmatrix} - \frac{\bar{u}_L(n)}{\lambda \alpha_L(n-1)} \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{a}_L(n-1) \end{bmatrix}$ $\mathbf{a}_L(n) = \mathbf{a}_L(n-1) - \gamma_L(n-1) \bar{u}_L(n) \tilde{\mathbf{k}}_L(n-1)$ $\bar{r}_L(n) = -\lambda \beta_L(n-1) \tilde{\mathbf{k}}_{L+1}^{L+1}(n)$ $\gamma_L(n) = \frac{\gamma_{L+1}(n)}{1 + \gamma_{L+1}(n) \bar{r}_L(n) \tilde{\mathbf{k}}_{L+1}^{L+1}(n)}$ $\begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{k}}_L(n) \\ 0 \end{bmatrix} = \tilde{\mathbf{k}}_{L+1}(n) - \tilde{\mathbf{k}}_{L+1}^{L+1}(n) \begin{bmatrix} -\mathbf{b}_L(n-1) \\ 1 \end{bmatrix}$ $\mathbf{b}_L(n) = \mathbf{b}_L(n-1) - \gamma_L(n) \bar{r}_L(n) \tilde{\mathbf{k}}_L(n)$ $\beta_L(n) = \lambda \beta_L(n-1) + \gamma_L(n) \bar{r}_L^2(n)$ |
| <p>Partie filtrage</p> $e_L(n) = y(n) - \mathbf{w}_L^T(n-1) \mathbf{x}_L(n)$ $\mathbf{w}_L(n) = \mathbf{w}_L(n-1) - e_L(n) \gamma_L(n) \tilde{\mathbf{k}}_L(n)$ |

Le problème principal rencontré lors de la mise en œuvre des algorithmes de moindres carrés rapides (FTF) est leur instabilité numérique due aux erreurs numériques dans le calcul des variables de la prédiction retour [16]. Pour stabiliser l'algorithme FTF, une technique de stabilisation numérique proposée par [16] est

utilisée, cette dernière est basée sur la rétroaction des erreurs numériques dans le calcul de l'erreur de prédiction retour. Le tableau II.2 présente un algorithme FTF numériquement stable. Ce dernier, est basé sur l'utilisation d'une variable de contrôle, appelée aussi indicateur de divergence, $\xi_L(n)$, théoriquement égale à zéro:

$$\xi_L(n) = \bar{r}_L(n) - \bar{r}_L^f(n) \quad (\text{II. 39})$$

avec

$$\bar{r}_L^f(n) = -\lambda \beta_L(n-1) \tilde{\mathbf{k}}_{L+1}^{L+1}(n)$$

$$\bar{r}_L(n) = x(n-L) - \mathbf{b}_L^T(n-1) \mathbf{x}_L(n)$$

où $\bar{r}_L(n)$ est l'erreur de prédiction retour calculée par la formule de convolution et $\bar{r}_L^f(n)$ est la même variable calculée par une formule simple [14].

Pour éviter le calcul de la variance des erreurs de prédiction retour $\beta_L(n)$, numériquement instable, la relation suivante est utilisée [55]:

$$\gamma_L(n) = \lambda^L \frac{\beta_L(n)}{\alpha_L(n)} \quad (\text{II. 40})$$

Donc, une autre forme équivalente de l'erreur de prédiction retour calculé à l'aide de la variance des erreurs de prédiction aller est obtenue:

$$\bar{r}_L^f(n) = -\lambda^{-L+1} \gamma_L(n-1) \alpha_L(n-1) \tilde{\mathbf{k}}_{L+1}^{L+1}(n) \quad (\text{II.41})$$

Afin d'éviter de calculer récursivement la variable de vraisemblance $\gamma_L(n)$, la formule de définition directe [14] est utilisée:

$$\gamma_L(n) = \frac{1}{1 - \tilde{\mathbf{k}}_L^T(n) \mathbf{x}_L(n)} \quad (\text{II. 42})$$

Pour stabiliser l'algorithme, les erreurs numériques sont réinjectées en utilisant l'erreur de prédiction retour suivante pour le prédicteur retour [18]:

$$\bar{r}_L^b(n) = \bar{r}_L(n) + \mu^b \xi_L(n) \quad (\text{II.43})$$

Le paramètre μ^b permet la modification et le contrôle de la propagation de l'erreur numérique dans le calcul du prédicteur retour.

L'algorithme de filtre transversal rapide numériquement stable est résumé dans le tableau II.2.

Tableau II.2: Algorithme FTF 8L numériquement stable.

| |
|---|
| <p>Initialisation</p> <p>$\mathbf{a}_L(0) = \mathbf{b}_L(0) = \mathbf{0}_L, \gamma_L(0) = 1, \tilde{\mathbf{k}}_L(0) = \mathbf{0}_L, \alpha_L(0) = E_0 \lambda^L, \mathbf{w}_L(0) = \mathbf{0}_L.$</p> |
| <p>Partie Prédiction</p> <p>$\bar{u}_L(n) = x(n) - \mathbf{a}_L^T(n-1) \mathbf{x}_L(n-1)$</p> <p>$\bar{r}_L(n) = x(n-L) - \mathbf{b}_L^T(n-1) \mathbf{x}_L(n)$</p> <p>$\alpha_L(n) = \lambda \alpha_L(n-1) + \gamma_L(n-1) \bar{u}_L^2(n)$</p> <p>$\tilde{\mathbf{k}}_{L+1}(n) = \begin{bmatrix} 0 \\ \tilde{\mathbf{k}}_L(n-1) \end{bmatrix} - \frac{\bar{u}_L(n)}{\lambda \alpha_L(n-1)} \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{a}_L(n-1) \end{bmatrix}$</p> <p>$\mathbf{a}_L(n) = \mathbf{a}_L(n-1) - \gamma_L(n-1) \bar{u}_L(n) \tilde{\mathbf{k}}_L(n-1)$</p> <p>$\begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{k}}_L(n) \\ 0 \end{bmatrix} = \tilde{\mathbf{k}}_{L+1}(n) - \tilde{\mathbf{k}}_{L+1}^{L+1}(n) \begin{bmatrix} -\mathbf{b}_L(n-1) \\ 1 \end{bmatrix}$</p> <p>$\xi_L(n) = \bar{r}_L(n) + \lambda^{-L+1} \gamma_L(n-1) \alpha_L(n-1) \tilde{\mathbf{k}}_{L+1}^{L+1}(n)$</p> <p>$\bar{r}_L^b(n) = \bar{r}_L(n) + \mu^b \xi_L(n)$</p> <p>$\gamma_L(n) = \frac{1}{1 - \tilde{\mathbf{k}}_L^T(n) \mathbf{x}_L(n)}$</p> <p>$\mathbf{b}_L(n) = \mathbf{b}_L(n-1) - \gamma_L(n) \bar{r}_L^b(n) \tilde{\mathbf{k}}_L(n)$</p> |
| <p>Partie filtrage</p> <p>$e_L(n) = y(n) - \mathbf{w}_L^T(n-1) \mathbf{x}_L(n)$</p> <p>$\mathbf{w}_L(n) = \mathbf{w}_L(n-1) - e_L(n) \gamma_L(n) \tilde{\mathbf{k}}_L(n)$</p> |

II.3 Algorithme des moindres carrés transversaux rapides simplifié

Plusieurs versions de l'algorithme FTF numériquement stable ont été proposées dans la littérature pour les applications AEC et ANC [18][61]. La nécessité d'obtenir un algorithme robuste, numériquement stable et plus simple à mettre en œuvre, donne naissance à un algorithme appelé « Simplified Fast Transversal Filter SFTF » proposé récemment dans [18]. L'idée de base derrière l'algorithme proposé est d'annuler les variables retour, qui sont la principale source de l'instabilité numérique dans les algorithmes FTF, et d'ajouter une petite constante de régularisation et un facteur de fuite.

Dans l'algorithme SFTF pleine bande, la relation de mise à jour du vecteur gain de Kalman dual est obtenue uniquement à partir de variables aller:

$$\begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{k}}_L(n) \\ * \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \tilde{\mathbf{k}}_L(n-1) \end{bmatrix} - \frac{\bar{u}_L(n)}{\lambda\alpha_L(n-1) + \xi} \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{a}_L(n-1) \end{bmatrix} \quad (\text{II.44})$$

où l'astérisque (*) représente le dernier élément ($L + 1$) inutilisé du vecteur de gain de Kalman dual $\tilde{\mathbf{k}}_L(n)$, et le scalaire ξ est une petite constante positive introduite pour éviter l'instabilité produite via les divisions numériques par de très petites valeurs dans les périodes d'inactivité du signal vocal (périodes de silence).

La formule de mise à jour des coefficients du vecteur de prédiction aller $\mathbf{a}_L(n)$ est donnée par la relation suivante [18]:

$$\mathbf{a}_L(n) = \rho[\mathbf{a}_L(n-1) - \gamma_L(n-1) \bar{u}_L(n) \tilde{\mathbf{k}}_L(n-1)] \quad (\text{II.45})$$

Le paramètre ρ représente le facteur de fuite utilisé pour contrôler les coefficients de prédiction aller pour une meilleure robustesse contre les erreurs de propagation numérique. D'après [62][63], le facteur de fuite ρ est choisi proche de un.

L'algorithme FTF simplifié pleine bande (FSFTF) est résumé dans le tableau II.3. Cet algorithme a une complexité de calcul de $7L$ multiplications par itération, ce qui est moins complexe que l'algorithme FTF numériquement stable $8L$ [15][17]. L représente la taille du filtre transversal.

Tableau II.3: Algorithme SFTF 7L.

| |
|--|
| Initialisation |
| $\mathbf{a}_L(0) = \mathbf{0}_L, \gamma_L(0) = 1, \tilde{\mathbf{k}}_L(0) = \mathbf{0}_L, \alpha_L(0) = E_0 \lambda^L, \mathbf{w}_L(0) = \mathbf{0}_L$ |
| Partie Prédiction |
| $\bar{u}_L(n) = x(n) - \mathbf{a}_L^T(n-1) \mathbf{x}_L(n-1)$ |
| $\alpha_L(n) = \lambda \alpha_L(n-1) + \gamma_L(n-1) \bar{u}_L^2(n)$ |
| $\begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{k}}_L(n) \\ * \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \tilde{\mathbf{k}}_L(n-1) \end{bmatrix} - \frac{\bar{u}_L(n)}{\lambda \alpha_L(n-1) + \xi} \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{a}_L(n-1) \end{bmatrix}$ |
| $\mathbf{a}_L(n) = \rho [\mathbf{a}_L(n-1) - \gamma_L(n-1) \bar{u}_L(n) \tilde{\mathbf{k}}_L(n-1)]$ |
| $\gamma_L(n) = \frac{1}{1 - \tilde{\mathbf{k}}_L^T(n) \mathbf{x}_L(n)}$ |
| Partie filtrage |
| $e_L(n) = y(n) - \mathbf{w}_L^T(n-1) \mathbf{x}_L(n)$ |
| $\mathbf{w}_L(n) = \mathbf{w}_L(n-1) - e_L(n) \gamma_L(n) \tilde{\mathbf{k}}_L(n)$ |

II.4 Algorithme SFTF amélioré [19]

Pour plus de réduction de la complexité de l'algorithme SFTF [18], une nouvelle version de cet algorithme a été proposée récemment dans [19]. La réduction de la complexité de l'algorithme proposé repose sur l'utilisation de nouvelle relation de calcul de variable de vraisemblance que nous utilisons dans les parties prédiction et filtrage de cet algorithme. Dans [18], l'algorithme SFTF est basé uniquement sur le prédicteur aller, seule l'erreur de prédiction aller est déterminée. La figure II.1 représente le principe de l'algorithme SFTF amélioré dans sa configuration pleine bande, où le gain de Kalman dual $\tilde{\mathbf{k}}_L(n)$ est introduit comme élément principal à estimer dans l'algorithme SFTF amélioré.

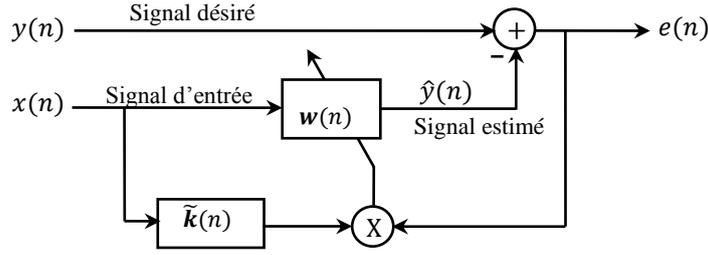


Figure II.1: Principe de l'algorithme SFTF amélioré pour l'AEC [19]

Selon la figure II.1, l'erreur de filtrage est donnée en notation vectorielle par la relation suivante :

$$e_L(n) = y(n) - \mathbf{w}_L^T(n-1) \mathbf{x}_L(n) \quad (\text{II.46})$$

où $\mathbf{x}_L(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-L+1)]^T$ représente les L derniers échantillons du signal d'entrée $x(n)$, et $\mathbf{w}_L(n) = [w(n), w(n-1), \dots, w(n-L+1)]^T$ est le vecteur des coefficients de filtre adaptatif $\mathbf{w}_L(n)$.

Le filtre adaptatif $\mathbf{w}_L(n)$ est mis à jour par l'algorithme SFTF amélioré, comme suit :

$$\mathbf{w}_L(n) = \mathbf{w}_L(n-1) - e_L(n) \gamma_L^{(new)}(n) \tilde{\mathbf{k}}_L(n) \quad (\text{II.47})$$

où $\tilde{\mathbf{k}}_L(n) = [\tilde{k}(n), \tilde{k}(n-1), \dots, \tilde{k}(n-L+1)]^T$ représente le vecteur gain de Kalman dual.

La relation de mise à jour de vecteur $\tilde{\mathbf{k}}_L(n)$ en utilisant un prédicteur aller $\mathbf{a}_L(n)$ est définie comme suit :

$$\tilde{\mathbf{k}}_L(n) = \tilde{\mathbf{k}}_L(n-1) - \mathbf{A}(n) \quad (\text{II.48})$$

avec

$$\mathbf{A}(n) = \left(\frac{\bar{u}_L(n)}{\lambda \alpha_L(n-1) + \xi} \right) \mathbf{a}_L(n-1) \quad (\text{II.49})$$

où le paramètre λ est un facteur d'oubli exponentiel qui doit satisfaire la condition : $0 < \lambda < 1$ et ξ est une petite constante positive utilisée pour éviter la division par de petites valeurs dans les périodes de silence.

Le vecteur $\mathbf{A}(n) = [A(n), A(n-1), \dots, A(n-L+1)]^T$ est défini pour être utilisé dans le calcul de scalaires de vraisemblance qui sera donnés par la suite. De plus, le paramètre α_L désigne la variance des erreurs de prédiction aller, que nous proposons d'estimer par la relation exacte suivante:

$$\alpha_L(n) = \frac{\gamma_L^{(new)}(n-1)}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \bar{u}_L^2(i) \quad (\text{II.50})$$

où N représente le nombre d'échantillons utilisé dans l'estimation de la variance des erreurs de prédiction aller α_L . En général, le paramètre N est choisi égal à la longueur du filtre adaptatif L .

L'erreur de prédiction $\bar{u}_L(n)$ peut être facilement estimée par la relation suivante:

$$\bar{u}_L(n) = x(n) - \eta \mathbf{a}_L^T(n) \mathbf{x}_L(n-1) \quad (\text{II.51})$$

où $\mathbf{a}_L(n)$ désigne le vecteur des coefficients de prédiction aller obtenu en minimisant la fonction $E[\bar{u}_L^2(n)]$.

Le paramètre η ($0 < \eta < 1$) est utilisé pour contrôler la variance des erreurs de prédiction aller et pour assurer une meilleure robustesse contre les erreurs de propagation numérique. Cependant, la formule de mise à jour des coefficients de prédiction aller $\mathbf{a}_L(n)$ est donnée par la relation suivante:

$$\mathbf{a}_L(n) = \rho [\mathbf{a}_L(n-1) - \bar{u}_L(n) \gamma_L^{(new)}(n) \tilde{\mathbf{k}}_L(n-1)] \quad (\text{II.52})$$

avec $\gamma_L^{(new)}(n)$ est appelé les scalaires de contrôle de vraisemblance qui sont classiquement calculés comme suit:

$$\gamma(n) = \frac{1}{1 - \tilde{\mathbf{k}}_L^T(n) \mathbf{x}_L(n)} \quad (\text{II.53})$$

Dans l'algorithme SFTF amélioré, nous utilisons une technique simple pour calculer les scalaires de contrôle de vraisemblance $\gamma_L^{(new)}(n)$. Cette technique est inspirée de [19].

$$\vartheta_L^{(new)}(n) = \vartheta_L^{(new)}(n-1) - A(n) \bar{u}_L(n) + A(n-L) \bar{u}_L(n-L) \quad (\text{II.54})$$

$$\gamma_L^{(new)}(n) = \frac{1}{1 + \vartheta_L^{(new)}(n)} \quad (\text{II.55})$$

Pour chaque période de P échantillons, la variable de vraisemblance $\gamma_L^{(new)}(n)$ est recalculée selon la relation suivante :

$$\gamma_L^{(new)}(n) = \eta \gamma_L^{(new)}(n) \quad (\text{II. 56})$$

Le gain de Kalman dual $\tilde{\mathbf{k}}_L(n)$ est initialisé par :

$$\tilde{\mathbf{k}}_L(0) = \frac{\bar{u}_L(n)}{\lambda \alpha_L(n-1) + \delta} \quad (\text{II. 57})$$

Le tableau II.4 résume les équations de l'algorithme SFTF amélioré en pleine bande.

Tableau II.4: Algorithme SFTF amélioré en pleine bande (FSFTF)[19].

| Étapes | Paramètres |
|--|--|
| Initialisation | $\alpha_L(0) = E_0 \lambda^L$, $\mathbf{x}_L(0) = \mathbf{y}_L(0) = [0]^T$, $\mathbf{a}_L(0) = [0]^T$, $\tilde{\mathbf{k}}_L(0) = [0]^T$, $\mathbf{w}_L(0) = [0]^T$, $\mathbf{e}_L(0) = [0]^T$, $\mathbf{A}(0) = [0]^T$, $\eta = 0.98$, $\lambda = 0.89$, $\xi = 0.001$, $\delta = 0.001$, $\vartheta_L^{(new)}(0) = 0$, $\gamma_L^{(new)}(0) = 1$. |
| Données | $\mathbf{x}_L(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-L+1)]^T$ $\mathbf{y}(n) = [y(n), y(n-1), \dots, y(n-L+1)]^T$ |
| Erreur de prédiction aller | $\bar{u}_L(n) = x(n) - \eta \mathbf{a}_L^T(n) \mathbf{x}_L(n-1)$ |
| Variance des erreurs de prédiction aller | $\alpha_L(n) = \frac{\gamma_L^{(new)}(n-1)}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \bar{u}_L^2(i)$ |
| Gain de Kalman dual | $\mathbf{A}(n) = \left(\frac{\bar{u}_L(n)}{\lambda \alpha_L(n-1) + \xi} \right) \mathbf{a}_L(n-1)$ $\tilde{\mathbf{k}}_L(n) = \tilde{\mathbf{k}}_L(n-1) - \mathbf{A}(n)$ |
| Variable de vraisemblance | $\vartheta_L^{(new)}(n) = \vartheta_L^{(new)}(n-1) - \mathbf{A}(n) \bar{u}_L(n) + \mathbf{A}(n-L) \bar{u}_L(n-L)$ $\gamma_L^{(new)}(n) = \frac{1}{1 + \vartheta_L^{(new)}(n)}$ à chaque période de P échantillons, $\gamma_L^{(new)}(n) = \eta \gamma_L^{(new)}(n)$ |
| Coefficients de prédicteur aller | $\mathbf{a}_L(n) = \rho [\mathbf{a}_L(n-1) - \bar{u}_L(n) \gamma_L^{(new)}(n) \tilde{\mathbf{k}}_L(n-1)]$ |
| Erreur de filtrage a priori | $\mathbf{e}_L(n) = \mathbf{y}(n) - \mathbf{w}_L^T(n-1) \mathbf{x}_L(n)$ |
| Mise à jour du filtre transversal | $\mathbf{w}_L(n) = \mathbf{w}_L(n-1) - \mathbf{e}_L(n) \gamma_L^{(new)}(n) \tilde{\mathbf{k}}_L(n)$ |

II.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté un rappel théorique sur une nouvelle famille algorithmique qui allie la rapidité de convergence du RLS et une complexité de calcul réduite proche du LMS et qui s'appelle « moindres carrés transversaux rapides FTF ». La nécessité d'obtenir un algorithme robuste, numériquement stable et plus simple à mettre en œuvre, donne naissance à un algorithme FTF simplifié, nommé SFTF. Pour plus de réduction de la complexité de calcul, nous avons présenté un dérivé de l'algorithme FTF simplifié à faible complexité. Cette réduction de complexité est obtenue par l'utilisation de nouvelle relation simple et efficace de la variable de vraisemblance, qui est utilisée dans la partie prédiction de l'algorithme SFTF amélioré. Aussi, afin d'améliorer et de réduire la complexité de calcul des filtres adaptatifs et de l'algorithme SFTF, une autre approche qui utilise des concepts de banque de filtres (SSFTF) est proposée, et détaillée dans le chapitre qui suit.

CHAPITRE III

FILTRAGE ADAPTATIF EN SOUS BANDES

III. 1. Introduction

Le filtrage adaptatif est un sujet important dans le domaine du traitement du signal et a de nombreuses applications dans des domaines tels que le traitement de la parole et les communications. Des bancs de filtres en sous-bande ont été introduits dans le domaine du filtrage adaptatif afin d'améliorer les performances des filtres adaptatifs dans le domaine temporel. Outre la réduction de la complexité de calcul, les filtres adaptatifs de sous-bande offrent également une vitesse de convergence accrue pour les algorithmes adaptatifs de type LMS sur les implémentations pleine bande [64][65]. Récemment, plusieurs algorithmes du filtrage adaptatif en sous-bande ont été proposés pour l'annulation de l'écho acoustique [64][66], rehaussement de la parole [67], et la séparation aveugle de sources [68][69]. La décomposition d'un signal en pleine bande à différentes sous-bandes facilite la manipulation de l'information contenue dans chaque sous-bande [70].

Ce chapitre introduit une approche efficace appelée filtrage adaptatif en sous-bande (SAF)[22]. Le filtrage adaptatif en sous bande est devenu un schéma très important pour l'AEC. Dans l'approche SAF, le signal d'erreur est estimé pour chaque sous-bande, tandis que l'adaptation des coefficients du filtre est effectuée pour toute la bande de fréquence. Aussi, nous proposons dans ce chapitre une implémentation en sous-bande de l'algorithme de filtre transversal rapide simplifié amélioré (SFTF). Des expériences intensives ont été menées sur le nouvel algorithme pour montrer toutes les performances avec différents scénarios dans l'application AEC. Les résultats d'une étude comparative de l'algorithme SSFTF proposé avec sa version originale SFTF sous sa forme pleine bande, NLMS en sous-bande, et NLMS pleine bande seront également présentés.

III.2. Découpage en sous-bande

Le découpage en sous-bandes a été utilisé avec succès depuis de nombreuses années dans diverses applications du traitement du signal. Il permet d'observer un signal à plusieurs échelles (fréquences). Le découpage en sous-bandes d'un signal

est obtenu à l'aide d'un banc de filtres dont le schéma général représenté par la figure III.1.

Un banc de filtres est un ensemble de filtres, avec une entrée ou une sortie commune. Ces deux cas sont représentés sur la figure III.1. Dans cette figure, h_i, g_i avec $(i = 1, \dots, M)$ correspondent aux filtres d'analyse et de synthèse, tandis que les m_i sont respectivement les décimateurs et interpolateurs associés à ces filtres. Le banc de filtres d'analyse décompose le signal $x(n)$ en M signaux $x_{i,m_i}(n)$ appelés signaux de sous-bandes. Par contre, le banc de filtres de synthèse combine les M signaux $y_{i,m_i}(n)$ en un seul signal $y(n)$.

Les bancs de filtres d'analyse et de synthèse sont généralement associés, le premier décompose un signal pour appliquer un traitement à chaque signal de sous-bande, et le second recombine les signaux de sous-bandes traités pour construire le signal modifié.

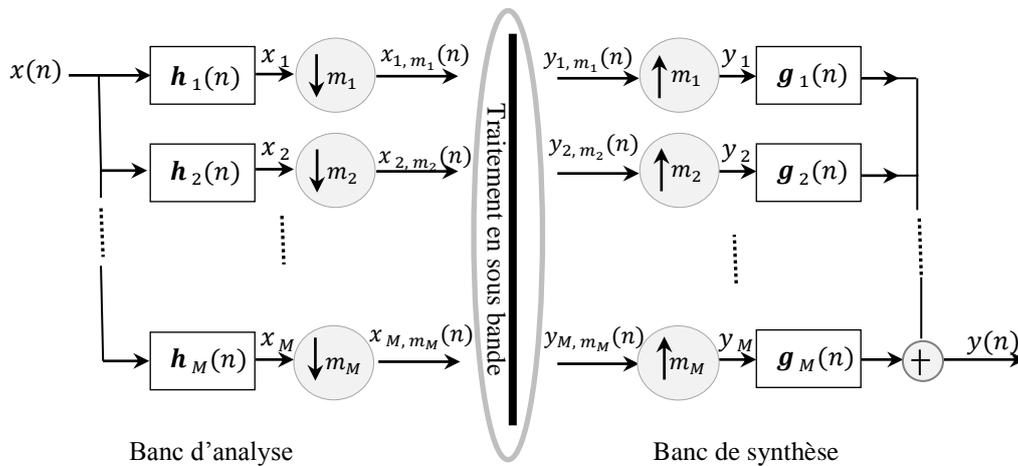


Figure III.1: Banc de filtres à M sous bandes

Si $\sum_{i=1}^M \frac{1}{m_i} = 1$, on parle de banc de filtres maximale décimé. Si cette somme est inférieure à 1, le banc de filtres est sur-décimé et si elle est supérieure à 1, il est sous-décimé [71]. Ces derniers peuvent par exemple servir à introduire de la redondance au début des chaînes de transmission numérique [72]. Dans le cas où $m_M = M$, on a un banc de filtres uniformes.

Le banc de filtres étant uniforme, on notera pour $i = 1, \dots, M$.

$SB_i = \left[(i-1) \frac{0.5}{M}, i \frac{0.5}{M} \right]$ la $i^{\text{ème}}$ sous-bande

et

$F_i = i \frac{0.5}{M} - \frac{0.25}{M}$, le centre de SB_i .

Dans plusieurs applications du filtrage adaptatif, il est très intéressant de décomposer le signal d'entrée en plusieurs composantes en sous-bande. Ceci permet en effet de situer la ou les bandes de fréquence où l'on peut trouver l'information. L'idée de base est d'obtenir une série de signaux représentatifs d'une bande de fréquence du signal original. Un exemple de banc de filtres d'analyse idéaux pour $M=4$ est donné figure III.2.

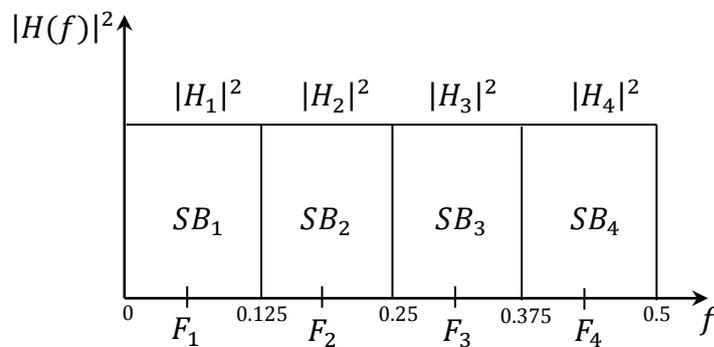


Figure III.2: Sous bandes pour $M = 4$.

III.2.1. Décimation

La décimation est définie comme la réduction de fréquence d'échantillonnage. Parfois, cette opération est appelée sous échantillonnage. La figure III.3 représente un décimateur. Dans le cas où le rapport de réduction serait un entier D , la décimation consiste à ne garder qu'un échantillon sur D . En d'autres termes, la séquence de sortie est générée selon la relation suivante [73]:

$$x_D(p) = x(pD) \quad (\text{III. 1})$$

où D est le facteur de décimation, et p représente l'indice de temps décimé.

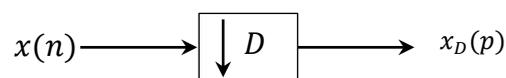


Figure III.3: Représentation d'un décimateur.

La figure III.4 montre un exemple de décimation pour une séquence sinusoïdale avec un facteur de décimation $D = 2$.

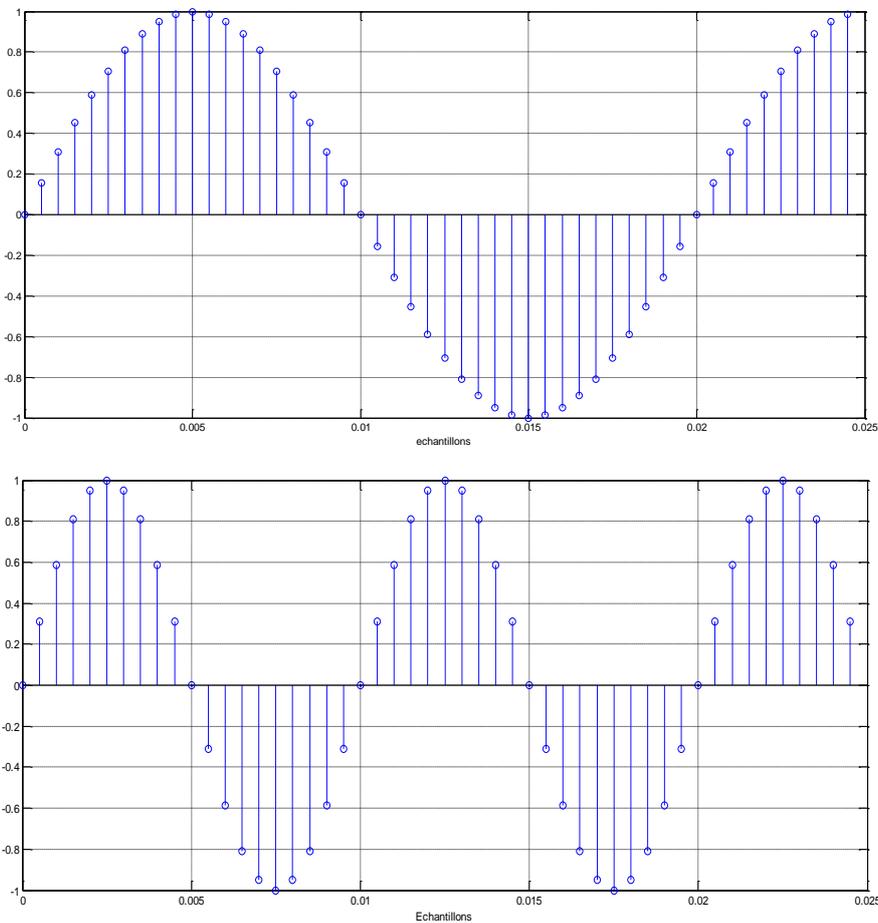


Figure III.4: Opération de décimation

III.2.2. Interpolation

L'interpolation consiste à augmenter la fréquence d'échantillonnage dans un rapport entier I . Parfois, elle est appelée sur-échantillonnage. La figure III.5 représente un interpolateur.

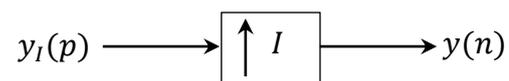


Figure III.5: Représentation d'un interpolateur

Cette opération peut se faire en insérant $(I - 1)$ valeurs nulles après chaque échantillon comme le montre la figure III.6. La séquence de sortie $y(n)$ est donnée par [73]:

$$y(n) = \begin{cases} y_M(n/I) & n = 0, \pm I, \pm 2I \dots \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{III. 2})$$

Graphiquement, cet opérateur est représenté par la figure ci-dessous :

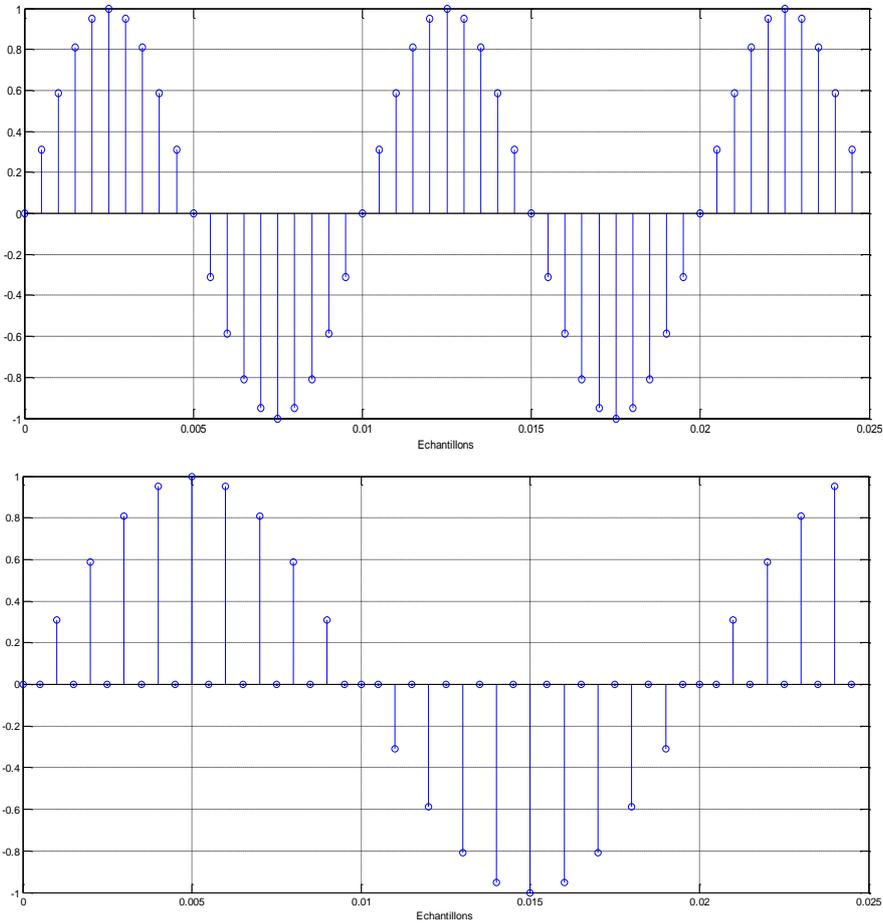


Figure III.6: Opération de d'interpolation

III.3. Filtrage adaptatif en sous-bande [22]

Parmi les divers algorithmes de filtrage adaptatif, l'algorithme LMS est le plus populaire et le plus utilisé en raison de sa simplicité et robustesse. Cependant, l'algorithme LMS souffre d'une convergence lente lorsque le signal d'entrée est fortement corrélé. Le filtrage adaptatif en sous-bandes (SAF) a été proposé pour améliorer le taux de convergence de l'algorithme LMS [74][75]. La figure III.7 illustre la structure du filtrage adaptatif en sous-bande [22].

Dans le filtrage adaptatif en sous-bande, le signal d'entrée $x(n)$ et le signal désiré $y(n)$ sont décomposés en M sous bandes au moyen de filtres d'analyse $\mathbf{h}_i, i = 1, \dots, M$. La décomposition d'un signal en pleine bande à différentes sous-bandes facilite la

manipulation de l'information contient dans chaque sous-bande. Tous les sous-signaux, $y_i(n)$ et $x_i(n)$, sont décimés par un facteur de décimation D qu'est égal le nombre de sous-bandes ($D = M$), et qui sont exprimés par $y_{i,D}(p)$ et $x_{i,D}(p)$, où la variable n est utilisée pour l'indice de temps des signaux pleine bande d'origine et p est utilisée pour les sous-signaux décimés. Les sous-signaux des erreurs décimés $e_{i,D}(p)$ sont calculés par la soustraction des sous-signaux décimés $y_{i,D}(p)$ et les sous-signaux décimés à la de sortie du filtre adaptatif $w(p)$. A la sortie de la structure SAF, la reconstruction de signal estimé $e(n)$ à la même fréquence que celle des signaux originaux est obtenu en appliquant l'opération d'interpolation sur tous les sous signaux décimés $e_{i,D}(p)$ par un facteur d'interpolation I où $I = M$. Avec l'utilisation du banc de filtres de synthèse sur les nouveaux sous signaux $e_i(n)$, le signal estimé $e(n)$ en pleine bande est obtenu.

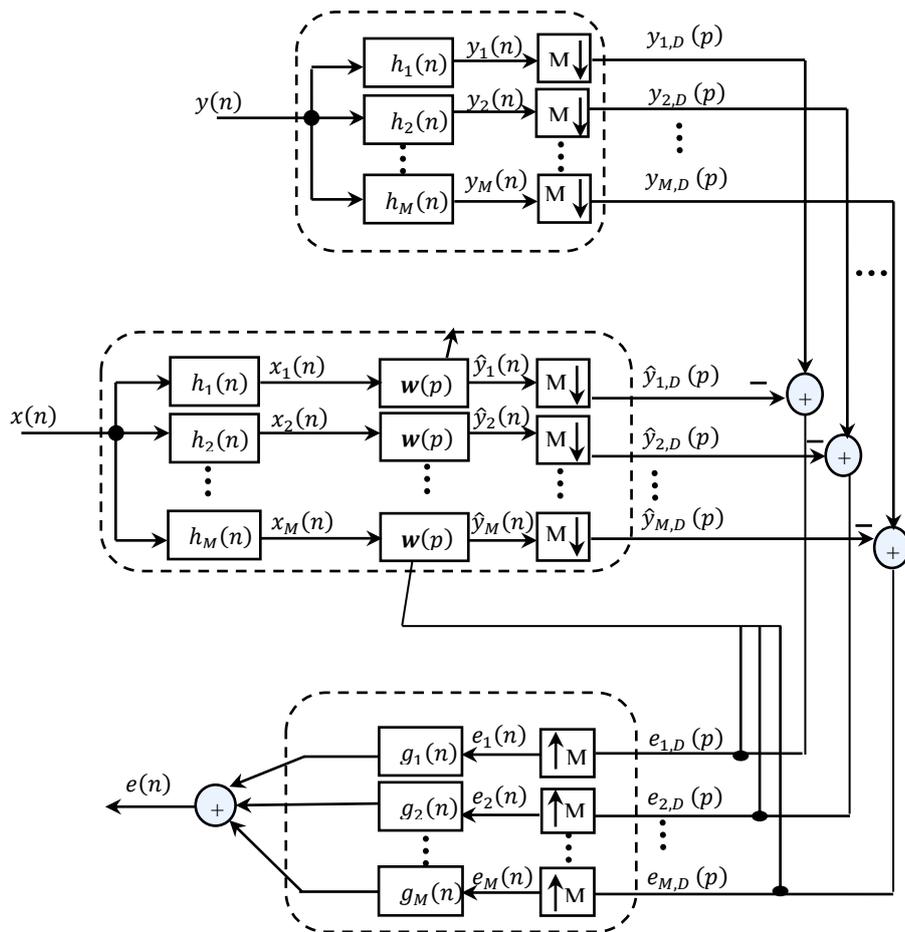


Figure III.7: Principe du filtrage adaptatif en sous bande.

Le tableau III.1 résume le filtrage adaptatif en sous bande SAF.

Tableau III.1: Filtrage adaptatif en sous bande SAF [22].

| Étapes | Paramètres et variables |
|--|---|
| Étape 1 Partition en sous bandes $y_i(n) = \mathbf{h}_i^T \mathbf{y}(n)$ $x_i(n) = \mathbf{h}_i^T \mathbf{x}(n)$ | $\mathbf{y}(n) = [y(n), y(n-1), \dots, y(n-l+1)],$ $\mathbf{x}(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-l+1)],$ $i = 1, \dots, M, M : \text{Nombre de sous bandes,}$ $l : \text{Longueur des filtres d'analyse et de synthèse.}$ |
| Étape 2 Estimation des sous-signaux de sortie $e_{i,D}(p) = y_{i,D}(p) - \mathbf{w}^T(p) \mathbf{x}_{i,D}(p)$ Equation de mise à jour de filtre adaptatif $\mathbf{w}(p) = \mathbf{w}(p-1) + \mu \sum_{i=1}^M \frac{\mathbf{x}_{i,D}(p) e_{i,D}(p)}{\ \mathbf{x}_{i,D}(p)\ ^2 + \theta}$ | $\mathbf{x}_{i,D}(p) = [x_{i,D}(p), x_{i,D}(p-1), \dots, x_{i,D}(p-L+1)],$ $L: \text{Longueur des filtres adaptatifs.}$ $\mathbf{x}_{i,D}(p) = \mathbf{x}_i(pM); \quad y_{i,D}(p) = y_i(pM),$ $D: \text{Facteur de décimation, } M: \text{nombre de sous bandes,}$ $\text{dans notre cas } D = M.$ $\mu : \text{Pas d'adaptation, } 0 < \mu < 2.$ $\theta : \text{Petite constante positive}$ |
| Étape 3 La synthèse $e(n) = \sum_{i=1}^M \mathbf{g}_i^T \mathbf{E}_i(n)$ | $e_i(n) = \begin{cases} e_{i,D}(n/I), & n = 0, \pm I, \pm 2I, \dots \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}$ $\mathbf{E}_i(n) = [e_i(n), e_i(n-1), \dots, e_i(n-l+1)],$ $I: \text{Facteur d'interpolation } (D = I = M).$ |

III.4 Algorithme SFTF amélioré en sous bande (SSFTF)

Dans cette section, nous allons présenter le diagramme global, le schéma détaillé et toutes les formules mathématiques de l'algorithme SFTF amélioré en sous bande.

III.4.1 Diagramme de l'algorithme SSFTF

La figure III.8 illustre le diagramme de l'algorithme SFTF amélioré en sous-bande. Comme le montre la figure, nous pouvons distinguer trois blocs principaux : Le banc d'analyse, le bloc d'adaptation par l'algorithme proposé (SSFTF) et le banc de synthèse.

Dans le banc d'analyse, les deux signaux d'entrées $x(n)$ et $y(n)$ sont décomposés en M sous signaux, puis les sous-signaux obtenus sont décimés par un facteur de décimation $D = M$. Le deuxième bloc représente le bloc d'adaptation par l'algorithme SSFTF où l'adaptation est basée sur une structure récursive. Il est utilisé pour adapter les coefficients de filtre adaptatif pleine bande et estimer les sous signaux

décimés à la sortie de la structure en sous bande. Pour reconstruire les signaux estimés en pleine bande, nous utilisons un banc de synthèse, constitué d'un interpolateur de facteur $I = M$ et un banc de filtres de synthèse.

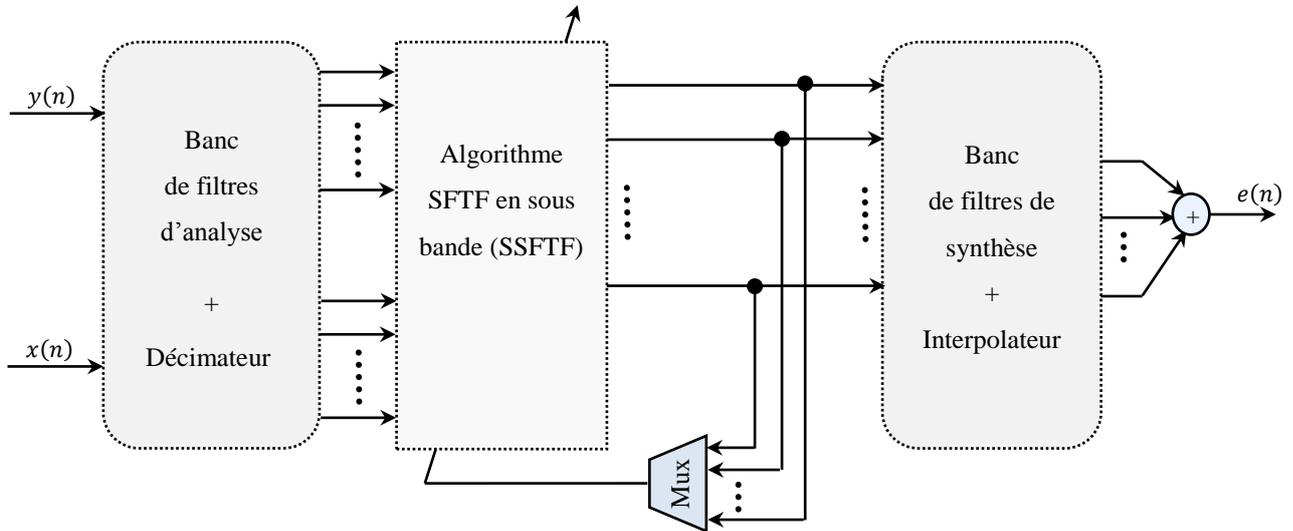


Figure III.8: Diagramme de l'algorithme SSFTF

III.4.2 Structure détaillée

Dans cette section, nous décrivons l'algorithme en sous-bande proposé, qui est un schéma détaillé de la décomposition de l'algorithme SSFTF illustré par la figure III.9. Aussi, nous dérivons la formulation mathématique complète de l'algorithme SSFTF proposé pour l'application AEC dans une notation vectorielle.

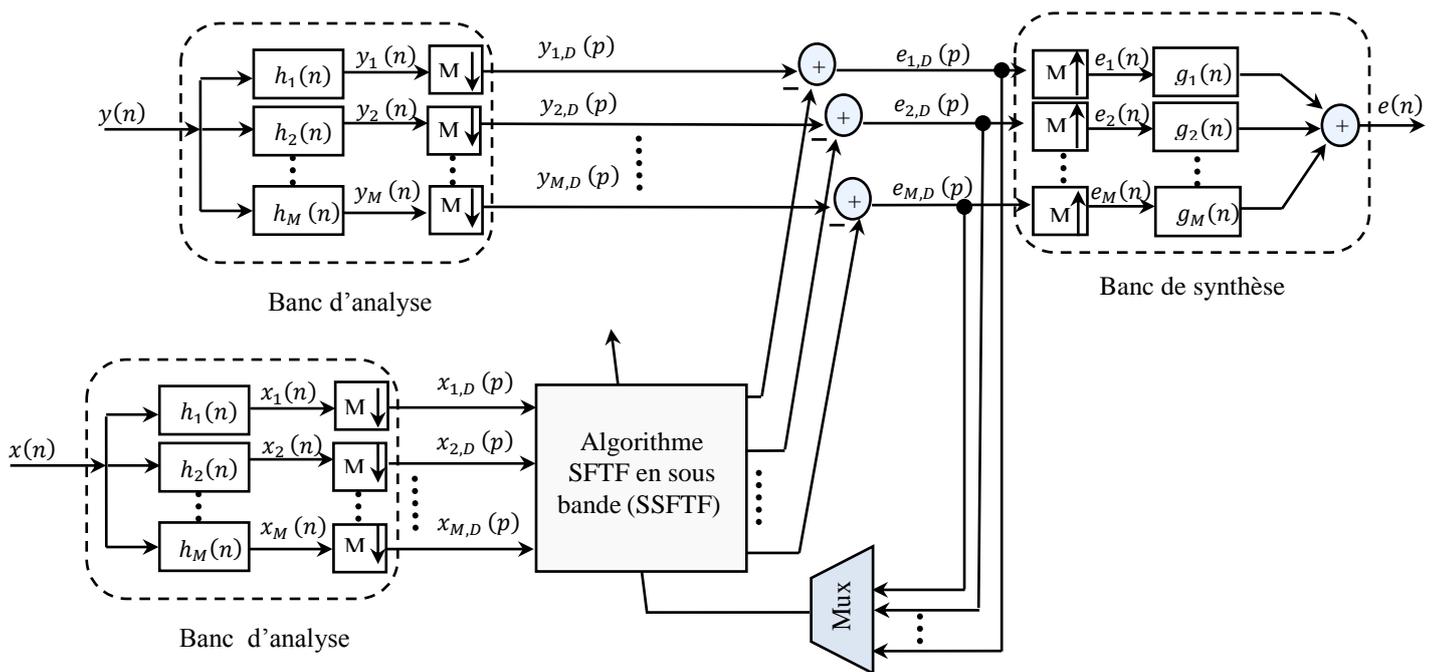


Figure III.9 : Structure détaillée de l'algorithme SSFTF

L'algorithme en sous-bande proposé (SSFTF) repose sur plusieurs étapes. Un banc de filtres d'analyse est utilisé pour décomposer les signaux d'entrées pleine bande souhaités $x(n)$ et $y(n)$, respectivement en un nombre fini de M sous-signaux. Les signaux de sortie de chaque sous-bande sont donnés comme suit :

$$y_i(n) = \mathbf{h}_i^T \mathbf{y}(n) \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (\text{III. 3})$$

$$x_i(n) = \mathbf{h}_i^T \mathbf{x}(n) \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (\text{III. 4})$$

avec $\mathbf{x}(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-l+1)]$, $\mathbf{y}(n) = [y(n), y(n-1), \dots, y(n-l+1)]$ et l longueur des filtres d'analyse \mathbf{h}_i .

Ensuite, tous les sous-signaux $x_i(n)$ et $y_i(n)$ sont décimés par le facteur D . Les équations résultantes sont:

$$y_{i,D}(p) = y_i(pM) \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (\text{III. 5})$$

$$x_{i,D}(p) = x_i(pM) \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (\text{III. 6})$$

où M est le nombre de sous-bandes et D le facteur décimétrique, on prend $D = M$. La variable n est utilisée comme indice temporel pour les signaux pleine bande originaux, p est utilisé pour les sous-signaux décimés et $y_i(pM)$ et $x_i(pM)$ sont les sorties des bancs de filtres d'analyse.

La deuxième étape consiste à appliquer la technique de filtrage adaptatif en sous bande pour identifier les sous signaux de sortie décimés $e_{i,D}(p)$ uniquement à partir des deux sous signaux décimés $x_{i,D}(p)$ et $y_{i,D}(p)$. La mise à jour des coefficients des filtres adaptatifs est obtenue en utilisant l'algorithme SSFTF proposé, une description mathématique complète de l'algorithme SSFTF proposé sera présentée dans la section suivante.

Les sous-signaux de sortie décimés de l'algorithme SSFTF proposé sont donnés par la relation suivante:

$$e_{i,D}(p) = y_{i,D}(p) - \mathbf{w}_L^T(p) \mathbf{x}_{i,D}(p) \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (\text{III. 7})$$

où $\mathbf{x}_{i,D}(p) = [x_{i,D}(p), x_{i,D}(p-1), \dots, x_{i,D}(p-L+1)]$, L est la longueur des filtres adaptatifs.

Dans la phase finale de l'algorithme proposé, il est intéressant de reconstituer le signal estimé $e(n)$ (en pleine bande). Pour cela, les bancs de filtres de synthèse sont utilisés pour combiner les M sous-signaux de sortie décimés $e_{i,D}(p)$ sous une forme de sortie en pleine bande $e(n)$. Le banc de filtres de synthèse consiste en un banc d'interpolateurs qui sur-échantillonnent les sous signaux par un facteur d'interpolation I ($I = D = M$), avant leur processus de filtrage puis d'addition [20][21]. Après une procédure d'interpolation, les nouveaux sous-signaux de sortie peuvent être exprimés comme suit :

$$e_i(n) = \begin{cases} e_{i,D}(n/I), & n = 0, \pm I, \pm 2I, \dots \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (\text{III. 8})$$

La sortie pleine bande $e(n)$ de l'algorithme SFTF amélioré en sous-bande est donnée par les relations suivantes :

$$e(n) = \sum_{i=1}^M \mathbf{g}_i^T \mathbf{E}_i(n) \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (\text{III. 9})$$

où $\mathbf{E}_i(n) = [e_i(n), e_i(n-1), \dots, e_i(n-l+1)]$.

Le tableau III.2 résume la décomposition en sous-bandes appliquée dans l'algorithme SSFTF proposé [22].

Tableau III.2: La décomposition en sous-bandes proposée [22].

| Étapes | Paramètres et Variables |
|--|---|
| Étape 1 Partition en sous bandes $y_i(n) = \mathbf{h}_i^T \mathbf{y}(n)$ $x_i(n) = \mathbf{h}_i^T \mathbf{x}(n)$ | $\mathbf{y}(n) = [y(n), y(n-1), \dots, y(n-l+1)]$, $\mathbf{x}(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-l+1)]$, l : Longueur des filtres d'analyse et de synthèse. |
| Étape 2 Estimation d'erreur $e_{i,D}(p) = y_{i,D}(p) - \mathbf{w}^T(p) \mathbf{x}_{i,D}(p)$ | $\mathbf{x}_{i,D}(p) = [x_{i,D}(p), x_{i,D}(p-1), \dots, x_{i,D}(p-L+1)]$, L : Longueur des filtres adaptatifs. $x_{i,D}(p) = x_i(pM)$; $y_{i,D}(p) = y_i(pM)$, D : Facteur de décimation, M : nombre de sous bandes, dans notre cas $D = M$. |
| Étape 3 La synthèse $e(n) = \sum_{i=1}^M \mathbf{g}_i^T \mathbf{E}_i(n)$ | $e_i(n) = \begin{cases} e_{i,D}(n/I), & n = 0, \pm I, \pm 2I, \dots \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}$ $\mathbf{E}_i(n) = [e_i(n), e_i(n-1), \dots, e_i(n-l+1)]$, I : Facteur d'interpolation ($D = I = M$). |

III.5 Formulation mathématique de l'algorithme SSFTF proposé

Dans cette section, nous présentons une description mathématique complète de l'algorithme SSFTF proposé. Un schéma général et simplifié de l'algorithme proposé est donné par la figure III.10.

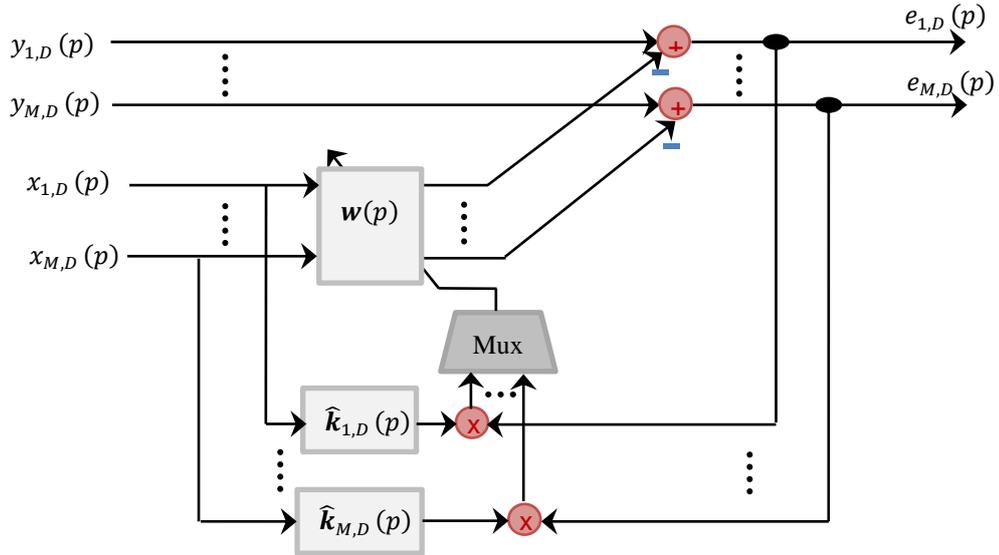


Figure III.10: Schéma simplifié de l'algorithme SSFTF proposé.

De la figure III.10, l'équation de mise à jour du filtre adaptatif $w_L(p)$ par l'algorithme SSFTF proposé peut être exprimée comme suit :

$$w_L(p) = w_L(p-1) - \sum_{i=1}^M [e_{i,D}(p) \gamma_{i,D}(p) \tilde{k}_{i,D}(p)] \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (\text{III. 10})$$

où $\tilde{k}_{i,D}(p) = [\tilde{k}_{i,D}(p), \tilde{k}_{i,D}(p-1), \dots, \tilde{k}_{i,D}(p-L+1)]^T$ représente le vecteur de gain de Kalman dual décalé en sous bande. Les deux paramètres $e_{i,D}(p)$ et $\gamma_{i,D}(p)$ désignent respectivement l'erreur de filtrage en sous-bande et variables de vraisemblance. La mise à jour de vecteur de gain de kalman dual $\tilde{k}_{i,D}(p)$, en utilisant uniquement le prédicteur aller $a_{i,D}(p)$ est définie comme suit:

$$\tilde{k}_{i,D}(p) = \tilde{k}_{i,D}(p-1) - A_{i,D}(p) \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (\text{III. 11})$$

$$\text{avec } \mathbf{A}_{i,D}(p) = \left(\frac{\bar{u}_{i,D}(p)}{\lambda \alpha_{i,D}(p-1) + \xi} \right) \mathbf{a}_{i,D}(p-1) \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (\text{III. 12})$$

$$\text{où } \mathbf{A}_{i,D}(p) = [A_{i,D}(p), A_{i,D}(p-1), \dots, A_{i,D}(p-L+1)]^T$$

$$\mathbf{a}_{i,D}(p) = [a_{i,D}(p), a_{i,D}(p-1), \dots, a_{i,D}(p-L+1)]^T$$

Le vecteur $\mathbf{A}_{i,D}(p)$ est défini pour être utilisé dans le calcul des scalaires de vraisemblance qui seront donnés dans la suite et $\mathbf{a}_{i,D}(p)$ est le vecteur prédictif aller en sous-bande.

Le paramètre λ désigne le facteur d'oubli exponentiel qui doit satisfaire la condition : $0 < \lambda < 1$, et ξ est un petit scalaire positif utilisé pour éviter la division par de petites valeurs dans les périodes d'inactivité du signal de parole (périodes de silence).

L'initialisation du gain de Kalman dual en sous-bande $\tilde{\mathbf{k}}_{i,D}(p)$ est donnée par la relation:

$$\tilde{\mathbf{k}}_{i,D}(0) = \frac{\bar{u}_{i,D}(p)}{\lambda \alpha_{i,D}(p-1) + \delta} \quad (\text{III. 13})$$

où δ est un petit scalaire positif. Le paramètre $\alpha_{i,D}(p)$ est la variance des erreurs de prédiction aller, estimée à chaque sous-bande comme suit :

$$\alpha_{i,D}(p) = \frac{\gamma_{i,D}(p-1)}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \bar{u}_{i,D}^2(i) \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (\text{III. 14})$$

Le paramètre N représente le nombre d'échantillons de chaque sous-bande. En général, N est choisi égal à la longueur du filtre adaptatif ($N = L$). L'erreur de prédiction aller $\bar{u}_{i,D}(p)$ peut être estimée, sous forme vectorielle par la relation suivante :

$$\bar{u}_{i,D}(p) = x_{i,D}(p) - \eta_{i,D} \mathbf{a}_{i,D}^T(p) \mathbf{x}(p-1) \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (\text{III. 15})$$

où $\mathbf{a}_{i,D}(p)$ est le vecteur des coefficients de prédiction aller en sous-bande obtenu en minimisant à chaque sous-bande la fonction $E[\bar{u}_{i,D}^2(p)]$. Le paramètre $0 < \eta_{i,D} < 1$ est utilisé pour contrôler la variance des erreurs de prédiction aller, et permet, une meilleure robustesse vis-à-vis la propagation des erreurs numériques. L'équation de mise à jour des coefficients de prédiction aller $\mathbf{a}_{i,D}(p)$ est donnée par la relation suivante :

$$\mathbf{a}_{i,D}(p) = \rho [\mathbf{a}_{i,D}(p-1) - \bar{u}_{i,D}(p) \gamma_{i,D}(p) \tilde{\mathbf{k}}_{i,D}(p-1)] \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (\text{III. 16})$$

Pour calculer les scalaires de contrôle de vraisemblance $\gamma_{i,D}(p)$, plusieurs méthodes peuvent être utilisées. Une première méthode utilise la définition directe [14]:

$$\gamma_{i,D}(p) = \frac{1}{1 - \tilde{\mathbf{k}}_{i,D}^T(p) \mathbf{x}(p)} \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (\text{III. 17})$$

Dans l'algorithme SSFTF, nous proposons d'utiliser une méthode simple pour calculer les scalaires de contrôle de vraisemblance dans chaque sous-bande [19].

$$\gamma_{i,D}(p) = \frac{1}{1 + \vartheta_{i,D}(p)}$$

$$\text{avec } \vartheta_{i,D}(p) = \vartheta_{i,D}(p-1) - A_{i,D}(p) \bar{u}_{i,D}(p) + A_{i,D}(p-L) \bar{u}_{i,D}(p-L) \quad (\text{III. 18})$$

À chaque période de O échantillons, nous faisons :

$$\gamma_{i,D}(p) = \eta \gamma_{i,D}(p-1) \quad (\text{III. 19})$$

Le résumé de l'algorithme en sous-bande proposé est donné dans le tableau III.3.

Tableau III.3:Algorithme SFTF amélioré en sous-bande (SSFTF).

| Étapes | Paramètres et calculs |
|---|--|
| Partie d'initialisation | <p>L: Longueur des filtres adaptatifs.</p> <p>l: Longueur des filtres d'analyse et de synthèse.</p> <p>D: Facteur de décimation, M: nombre de sous bandes, , dans notre cas $D = M$.</p> <p>$\mathbf{a}_L(0) = E_0 \lambda^L$, $\mathbf{x}(0) = \mathbf{y}(0) = [0]^T$, $\mathbf{a}_L(0) = [0]^T$, $\tilde{\mathbf{k}}_L(0) = [0]^T$, $\mathbf{w}_L(0) = [0]^T$, $\mathbf{e}_L(0) = [0]^T$, $\mathbf{A}(0) = [0]^T$, $\eta = 0.98$, $\lambda = 0.89$, $\xi = 0.001$, $\delta = 0.001$, $\vartheta_{i,D}(0) = 0$, $\gamma_{i,D}(0) = 1$.</p> |
| Construction des sous-signaux | <p>$\mathbf{y}(n) = [y(n), y(n-1), \dots, y(n-l+1)]$</p> <p>$\mathbf{x}(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-l+1)]$</p> <p>$y_i(n) = \mathbf{h}_i^T \mathbf{y}(n)$; $x_i(n) = \mathbf{h}_i^T \mathbf{x}(n)$</p> <p>$\mathbf{x}_{i,D}(p) = [x_{i,D}(p), x_{i,D}(p-1), \dots, x_{i,D}(p-L+1)]$</p> <p>$\mathbf{x}_{i,D}(p) = \mathbf{x}_i(pM)$; $\mathbf{y}_{i,D}(p) = \mathbf{y}_i(pM)$</p> |
| Erreurs de prédiction aller en sous-bande | <p>$\bar{u}_{i,D}(p) = x_{i,D}(p) - \eta_{i,D} \mathbf{a}_{i,D}^T(p) \mathbf{x}(p-1)$</p> |
| Variances des erreurs de prédiction aller | <p>$\alpha_{i,D}(p) = \frac{\gamma_{i,D}(p-1)}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \bar{u}_{i,D}^2(i)$</p> |
| Gain de Kalman dual | <p>$\mathbf{A}_{i,D}(p) = \left(\frac{\bar{u}_{i,D}(p)}{\lambda \alpha_{i,D}(p-1) + \xi} \right) \mathbf{a}_{i,D}(p-1)$</p> <p>$\tilde{\mathbf{k}}_{i,D}(p) = \tilde{\mathbf{k}}_{i,D}(p-1) - \mathbf{A}_{i,D}(p)$</p> |
| Variation de vraisemblance en sous-bande | <p>$\vartheta_{i,D}(p) = \vartheta_{i,D}(p-1) - A_{i,D}(p) \bar{u}_{i,D}(p) + A_{i,D}(p-L) \bar{u}_{i,D}(p-L)$</p> <p>$\gamma_{i,D}(p) = \frac{1}{1 + \vartheta_{i,D}(p)}$</p> <p>À chaque période de O échantillons, nous faisons: $\gamma_{i,D}(p) = \eta_{i,D} \gamma_{i,D}(p)$</p> |
| Coefficients de prédicteur aller | <p>$\mathbf{a}_{i,D}(p) = \rho [\mathbf{a}_{i,D}(p-1) - \bar{u}_{i,D}(p) \gamma_{i,D}(p) \tilde{\mathbf{k}}_{i,D}(p-1)]$</p> |
| Erreurs de filtrage a priori | <p>$e_{i,D}(p) = y_{i,D}(p) - \mathbf{w}_L^T(p-1) \mathbf{x}_{i,D}(p) \quad i = 1, 2, \dots, M.$</p> |
| Partie Filtrage | <p>$\mathbf{w}_L(p) = \mathbf{w}_L(p-1) - \sum_{i=1}^M (e_{i,D}(p) \gamma_{i,D}(p) \tilde{\mathbf{k}}_{i,D}(p))$</p> |

III.6 Résultats de simulations de l'algorithme SSFTF

Dans cette section, nous présentons plusieurs résultats de simulations pour une application d'annulation d'écho acoustique (AEC) par l'algorithme SSFTF proposé. Egalement nous présentons l'évaluation des performances de l'algorithme SSFTF proposée par rapport à la version originale (SFTF) [18] sous sa forme pleine bandes, la NLMS en sous-bande [22], et la NLMS pleine bande [1]. Dans l'étape d'évaluation, nous utilisons le modèle de simulation d'un système d'AEC montré dans la figure I.3 et les critères d'évaluation qui sont définis ci-dessous.

III.6.1 Description des signaux et des critères utilisés

Afin d'évaluer les performances des différents algorithmes de filtrage adaptatif utilisés et proposés pour l'annulation d'écho acoustique, nous décrivons les signaux et les critères utilisés dans les simulations.

III.6.1.1 Description des signaux

L'évaluation se fait dans deux contextes, stationnaire et non stationnaire. Dans un contexte stationnaire, le signal source utilisé est un bruit USASI échantillonné à la fréquence $f_e = 8 \text{ kHz}$. Le bruit USASI (United State of America Standard Institute, maintenant ANSI) est un bruit stationnaire a un spectre moyen qui ressemble au spectre de la parole. Il est souvent utilisé dans les applications d'AEC pour évaluer la vitesse de convergence. La figure III.11 représente la description temporelle de bruit USASI et son spectrogramme.

Pour l'évaluation dans un contexte non stationnaire, nous avons utilisé un signal de parole constitué d'une phrase phonétiquement équilibrée (prononcée par un locuteur masculin), sa durée presque de 4 secondes et de fréquence d'échantillonnage égale à 8 kHz. Ce signal de parole est donné par la figure III.11.

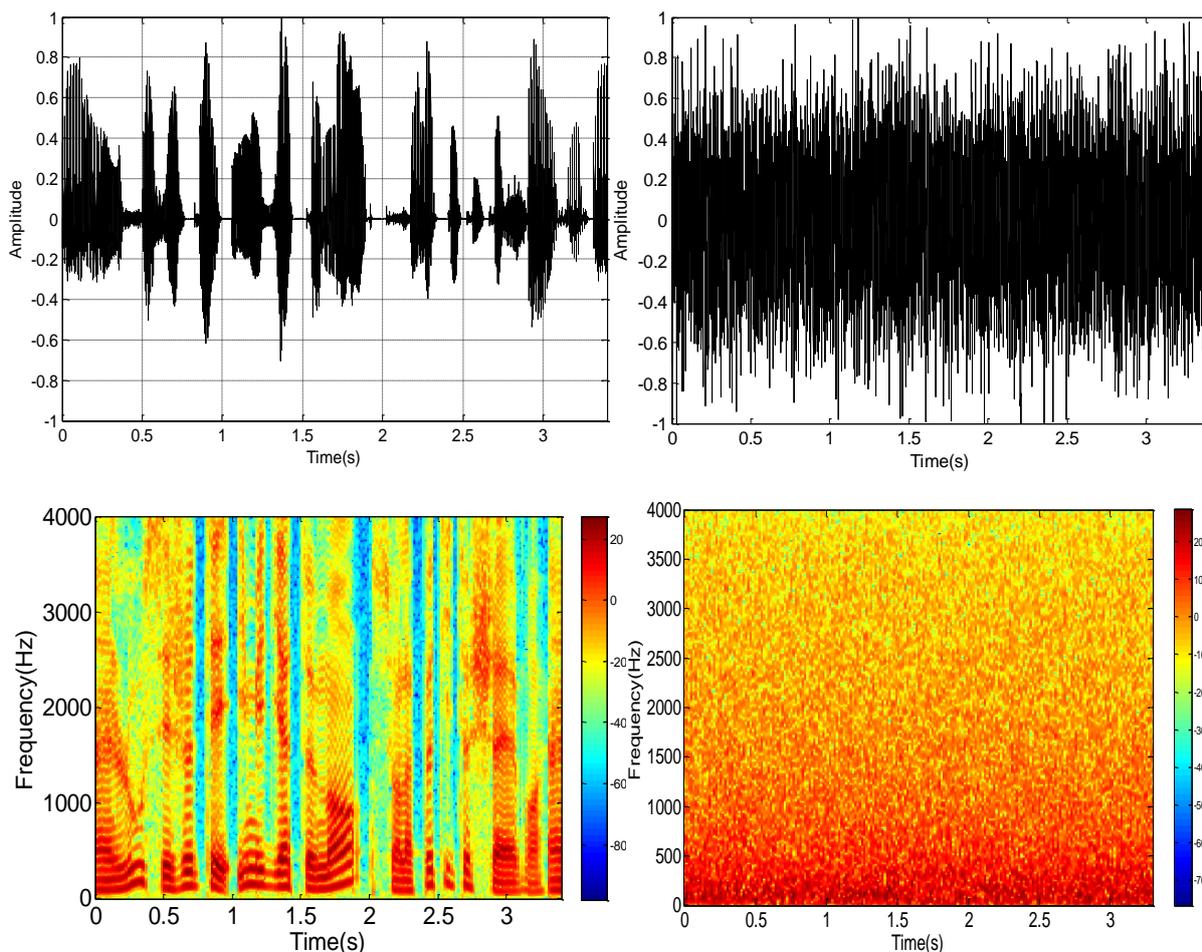


Figure III.11: Description temporelle des signaux originaux et leurs spectrogrammes, à gauche : le signal de parole, à droite : le signal du bruit USASI.

Le signal de source de bruit additif $b(n)$ peut être blanc ou USASI échantillonné à $f_e = 8 \text{ kHz}$. Le bruit blanc utilisé est gaussien et stationnaire. Il est une réalisation d'un processus aléatoire dans lequel la densité spectrale de puissance est la même pour toutes les fréquences. Il sert surtout à vérifier la stabilité numérique des algorithmes simulés.

III.6.1.2 Description des critères d'évaluation

Pour analyser les performances de différents algorithmes (NLMS, SNLMS, SFTF et SSFTF proposé), nous avons effectué des expériences intensives en termes de différents critères objectifs. Ces critères d'évaluation sont les suivants :

a. Evolution temporelle du signal d'écho acoustique réduit

Ce critère est donné par la relation suivante :

$$\text{Amplitude du signal d'écho réduit } (n) = \frac{1}{U} \sum_{n=0}^{U-1} e(n) \quad (\text{III. 20})$$

où U est la longueur moyenne dans le temps du signal d'écho acoustique réduit, dans notre cas, nous avons pris $U = 1$ (il n'y a pas de moyennage) pour bien voir les performances de réduction de l'algorithme SSFTF proposé en configuration sous-bande.

b. Erreur quadratique moyenne (MSE)

Ce critère de performance est couramment utilisé en annulation d'écho acoustique, il nous renseigne sur le niveau de bruit d'écho réduit en sortie et qualifie la vitesse de convergence de l'évolution de son processus d'annulation. Ce critère est défini comme suit :

$$MSE_{dB} = 10 \log_{10} \left(\frac{1}{Q} \sum_{n=0}^{Q-1} e(n)^2 \right) \quad (\text{III. 21})$$

où Q représente un moyennage temporelle à court terme sur 265 échantillons.

c. Critère de désajustement (Système Mismatch)

Le critère de désajustement est un critère robuste pour l'évaluation des performances des algorithmes. Il est calculé à partir de la distance euclidienne entre les coefficients de réponse impulsionnelle réelle et les coefficients estimés du filtre adaptatif. Ce critère évalue l'amélioration de la vitesse de convergence apportée par l'algorithme SSFTF proposé par rapport aux autres algorithmes compétitifs. Ce critère est défini par l'expression :

$$SM_{dB} = 10 \log_{10} \sum_{n=0}^{M-1} \frac{\|\mathbf{h} - \mathbf{w}(n)\|^2}{\|\mathbf{h}\|^2} \quad (\text{III. 22})$$

où M désigne la longueur moyenne à court terme du critère SM, dans notre cas $M = 256$, \mathbf{h} représente le vecteur des coefficients du filtre réel (coefficients d'une réponse impulsionnelle $h(n)$), et $\mathbf{w}(n)$ représente le vecteur des coefficients du filtre adaptatif (coefficients d'une réponse impulsionnelle estimée du chemin d'écho).

d. Echo Return Loss Enhancement (ERLE)

Nous caractérisons l'atténuation d'écho par la mesure ERLE qui révèle l'amélioration des pertes de retour d'écho. Cette mesure est un critère fondamental pour l'évaluation des performances des algorithmes d'AEC [76]. Elle est définie par la relation suivante :

$$ERLE_{dB} = 10 \log_{10} \sum_{n=0}^{M-1} \frac{\|y(n)\|^2}{\|e(n)\|^2} \quad (\text{III. 23})$$

où $y(n)$ est le signal d'écho, et $e(n)$ est le signal d'erreur (écho résiduel).

III.6.2 Description des canaux de couplage acoustique

On dispose de deux réponses impulsionnelles de couplage acoustique. La première est mesurée dans une petite pièce, qui contient 500 échantillons comme le montre la figure III.12. La deuxième est une réponse impulsionnelle d'une grande pièce contenant 1300 échantillons présentée dans la figure III.13. Ces réponses impulsionnelles sont échantillonnées sur 8kHz. Dans notre simulation, ces réponses représentent le chemin d'écho réel qu'il faut identifier pour estimer l'écho acoustique.

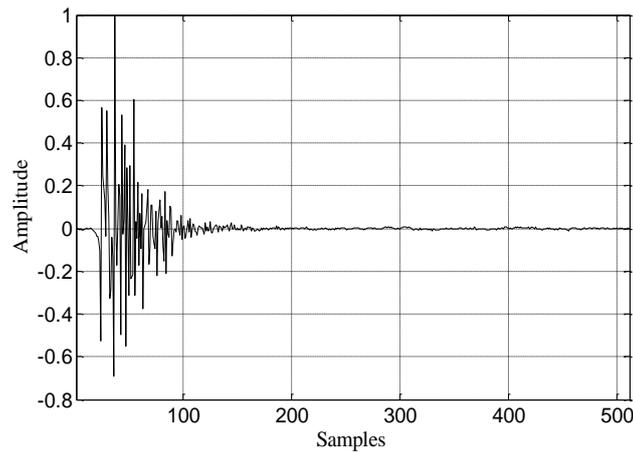


Figure III.12: Réponse impulsionnelle d'une petite pièce

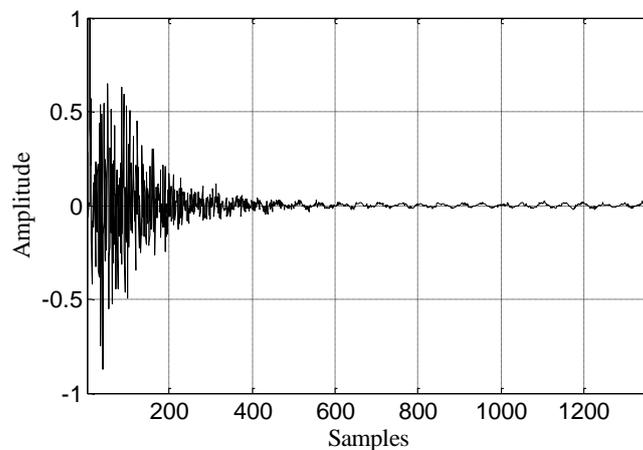


Figure III.13: Réponse impulsionnelle d'une grande pièce

III.6.3 Filtres d'analyse et de synthèse

La décomposition d'un signal en pleine bande à différentes sous-bandes facilite la manipulation de l'information contenue dans chaque sous-bande. Pour décomposer les signaux d'entrée $x(n)$ et $y(n)$ en deux ensembles de sous-signaux $x_i(n)$ et $y_i(n)$, des filtres d'analyse $h_i(n)$ ont été utilisés, de telle sorte que leurs tailles l soient proportionnelles au nombre de sous bandes M . Il est intéressant de reconstituer le signal estimé $e(n)$ en pleine bande. Pour cela, les M sorties de filtres de synthèse sont combinées dans la forme de sortie pleine bande $e(n)$.

Dans les figures III.14 et III.15, nous présentons respectivement les différentes sous bandes utilisées dans les simulations de l'algorithme proposé (deux et quatre sous bandes). Dans ces exemples, nous prenons la taille l égale à 16 et 32 respectivement pour deux et quatre sous bandes.

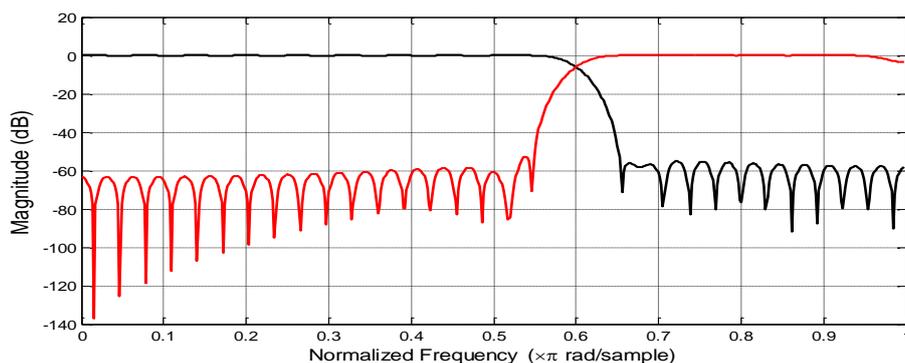


Figure III.14: Caractéristique de la réponse fréquentielle des filtres d'analyse et de synthèse pour deux (02) sous-bandes et $l = 16$.

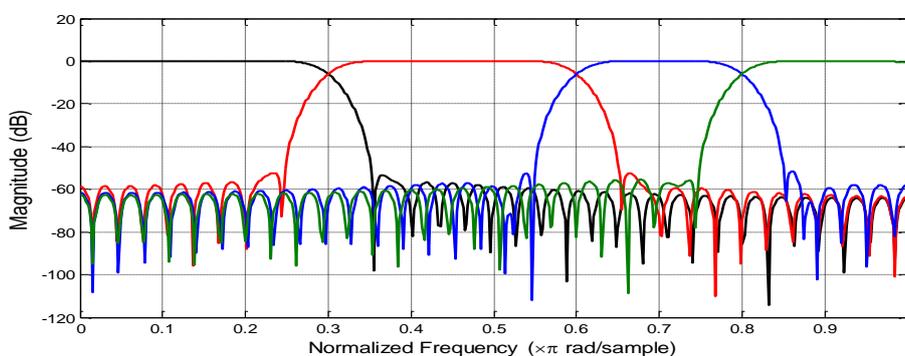


Figure III.15: Caractéristique de la réponse fréquentielle des filtres d'analyse et de synthèse pour quatre (04) sous-bandes et $l = 32$.

III.6.4 Performances de vitesse de convergence

Plusieurs simulations numériques ont été réalisées pour évaluer et comparer les performances de l'algorithme de filtrage adaptatif proposé SSFTF. Dans cette section, nous évaluons les performances de vitesse de convergence de l'algorithme SSFTF proposé pour voir son comportement dans différentes situations de configuration (2 et 4 sous bandes) avec différents signaux d'entrée. Afin d'évaluer les propriétés de performance de chaque algorithme (SSFTF, SFTF, SNLMS et NLMS proposés), nous avons fait des expériences intensives en termes de différents critères objectifs définis précédemment. Les paramètres de simulation de chaque algorithme sont classés dans le tableau III.4.

III.6.4.1 Evolution temporelle du signal d'erreur

Sur la figure III.16, nous montrons la comparaison entre le signal de sortie $e(n)$, obtenu par l'algorithme SSFTF proposé avec deux configurations de sous bandes différentes (2 et 4 sous bandes). Dans cette simulation, la réponse impulsionnelle est mesurée dans une petite pièce comme indiqué sur la figure III.12. La longueur du filtre adaptatif est $L = 150$ échantillons et, le SNR de sortie est égal à 35 dB. Les autres paramètres sont listés dans le tableau III.4. Nous avons réalisé deux expériences, dans la première, le signal d'entrée est un bruit USASI (Figure III.11) et, dans la seconde le signal d'entrée est un signal vocal réel (Figure III.11). Nous avons superposé l'écho acoustique réduit obtenu pour les deux configurations de sous bandes (2 et 4 sous bandes), et les résultats sont rapporté sur les figures III.16 et III.17 respectivement.

Nous pouvons noter, à partir de ces deux figures, que l'algorithme SSFTF proposé effectue bien l'annulation du signal d'écho en particulier avec des configurations à 4 sous-bandes. Nous avons également fait un saut à 16000 itérations (ce qui correspond à 2 secondes avec $f_e = 8 \text{ kHz}$) pour tester les performances d'annulation d'écho en régime permanent. Nous avons noté que la performance de la SSFTF proposée est plus efficace en régime permanent. En conclusion, cette expérience montre et prouve l'efficacité de l'algorithme SSFTF proposé dans le suivi des variations brusques du canal acoustique même dans des situations fortement bruyantes.

Tableau III.4: Paramètres de simulation des différents algorithmes, proposés et présentés.

| Algorithmes | Paramètres |
|------------------|---|
| Signaux d'entrée | Signaux vocaux réels, bruit USASI, signal de parole; Le SNR de sortie est de 35 dB et 90 dB; Fréquence d'échantillonnage: $f_e = 8kHz$ Longueurs de filtre réelles \mathbf{h} : 150 et 400 (en AEC); Longueurs de filtre adaptatives \mathbf{w} : égales à celle de \mathbf{h} . |
| NLMS [1] | Pas d'adaptation fixe: $\mu = 1$. |
| SFTF [18][19] | Facteur d'oubli exponentiel: $\lambda = 0.998$; Constante d'initialisation: $E_0 = 1$; Facteur de régularisation: $\rho = 0.997$; Paramètre de contrôle: $\eta = 0.98$; Mise à jour périodique de $\gamma_L^{(new)}$: $O = 20$ échantillons. |
| SNLMS [22] | Pas d'adaptation fixe: $\mu = 1$; Configuration en sous-bande: configuration à 4 sous- bandes. |
| SSFTF proposé | Facteur d'oubli exponentiel: $\lambda = 0.998$; Constante d'initialisation: $E_0 = 1$; Facteur de régularisation: $\rho = 0.997$; Paramètre de contrôle: $\eta_{i,D} = 0.98$; Mise à jour périodique de $\gamma_{i,D}$: $O = 20$ échantillons; Configuration en sous-bande: configurations à 2 et 4 sous- bandes. |

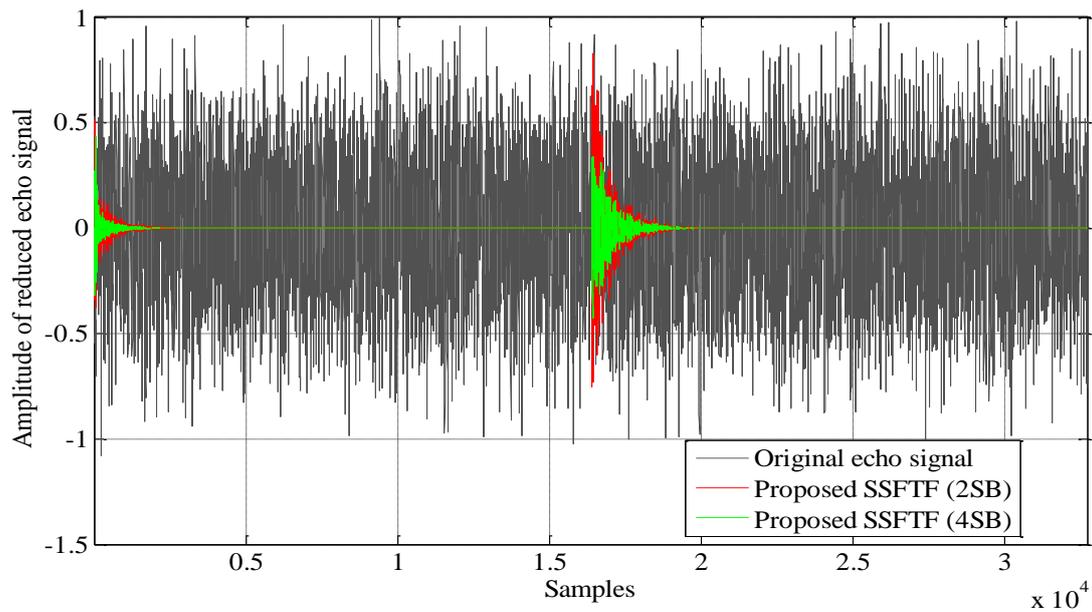


Figure III.16: Comparaison entre l'évolution temporelle du signal d'écho réduit $e(n)$, obtenu par l'algorithme SSFTF proposé, et le signal d'écho original $y(n)$ dans deux configurations de sous-bandes différentes (2 et 4 sous-bandes). Le signal d'entrée est un bruit USASI. SNR de sortie égal à 35 dB. Il y a un saut au milieu (après 16000 itérations).

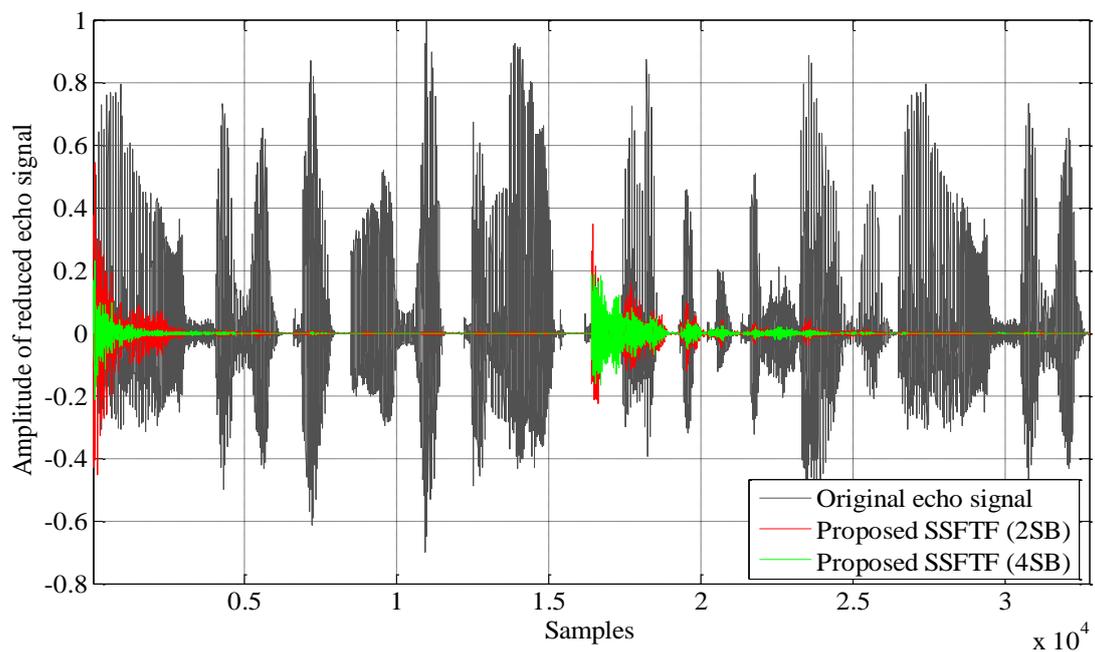


Figure III.17: Comparaison entre l'évolution temporelle du signal d'écho réduit $e(n)$, obtenu par l'algorithme SSFTF proposé, et le signal d'écho original $y(n)$ dans deux configurations de sous-bandes différentes (2 et 4 sous-bandes). Le signal d'entrée est un signal de parole. SNR de sortie égal à 35 dB. Il y a un saut au milieu (après 16000 itérations).

III.6.4.2 Évaluation du système mismatch (SM)

Afin d'évaluer les performances de vitesse de convergence des algorithmes proposés et présentés (NLMS, SNLMS, SFTF et SSFTF proposé) en mode stationnaire, nous utilisons le critère SM de la relation (III.22), où $\mathbf{w}(n)$ et $\mathbf{h}(n)$ sont respectivement les filtres adaptatif et réel, comme illustré à la Figure I.3. Dans les simulations de cette section, nous avons utilisé les réponses impulsionnelles réelles du canal acoustique de la figure III.12, tronquées à 150 coefficients puis 400 coefficients de la figure III.13. Le signal d'entrée un bruit stationnaire USASI. Les paramètres de simulation de chaque algorithme sont résumés dans le Tableau III.4. Afin de voir l'évolution des performances de la vitesse de convergence, nous avons simulé un saut au milieu de la longueur du signal d'entrée. Dans une première simulation, nous avons fixé le rapport signal à bruit de sortie SNR= 90 dB, les résultats sont présentés dans la figure III.18. Dans les résultats présentés dans la figure III.19, le SNR est fixé à 35 dB. Les résultats expérimentaux de chaque algorithme simulé sont donnés dans les figures III.18 et III.19.

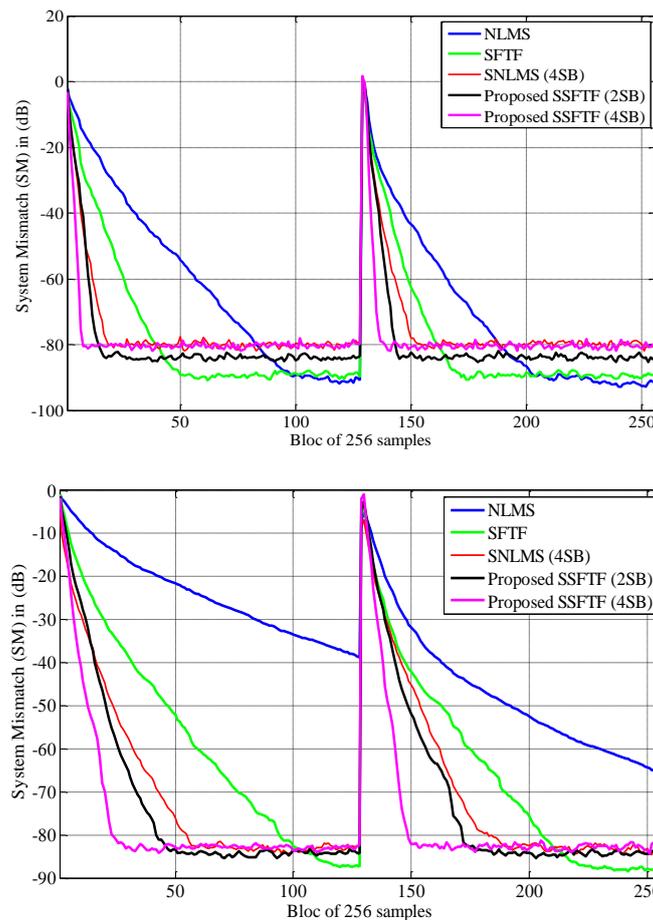


Figure III.18: Performances de convergence de NLMS, SFTF, SNLMS (avec 4 sous-bandes) et algorithme SSFTF proposé (avec 2 et 4 sous-bandes). Signal d'entrée bruit USASI, $L=150$ (en haut) et $L=400$ (en bas), $f_e = 8kHz$, SNR de sortie= 90 dB. Il y a un saut au bloc 125 (4 s).

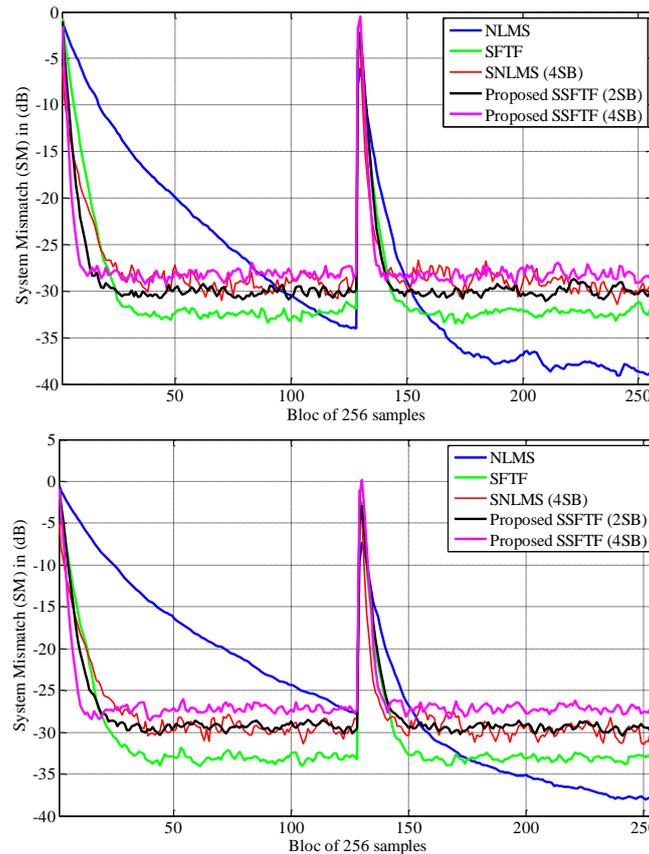


Figure III.19: Performances de convergence de NLMS, SFTF, SNLMS (avec 4 sous-bandes) et algorithme SSFTF proposé (avec 2 et 4 sous-bandes). Signal d'entrée bruit USASI, $L=150$ (en haut) et $L=400$ (en bas), $f_e = 8kHz$, SNR de sortie = 35 dB. Il y a un saut au bloc 125 (4 s).

A partir des figures III.18 et III.19, nous pouvons voir clairement la supériorité des performances de l'algorithme SSFTF proposée en termes de vitesse de convergence en particulier lorsque le nombre de sous-bandes est égal à 4. Cette propriété de supériorité de l'algorithme proposé est observée dans la phase transitoire et permanente juste après le saut artificiel effectué au milieu. Nous avons également noté le mauvais comportement du NLMS, en particulier lorsque on augmente la longueur du filtre, c'est-à-dire $L = 400$ (Figure III.19). Egalement, nous observons, que les algorithmes SSFTF proposé et SNLMS sont limités en termes de l'erreur quadratique moyenne de l'écho résiduel finale par le SNR de sortie qui n'est pas traité ou annulé par l'algorithme utilisé dans les deux cas et avec tous les algorithmes, soit 35 dB sur la figure III.18, et environ 90 dB sur la figure III.19. Selon ces résultats, nous confirmons que l'algorithme SSFTF proposé est un bon candidat pour les applications AEC.

III.6.4.3 Évaluation MSE

Dans cette section, nous avons évalué l'évolution du critère MSE de l'algorithme SSFTF proposé (avec une configuration à deux sous-bandes, c'est-à-dire 2 et 4 sous-bandes) par rapport à NLMS, SNLMS et SFTF. Les paramètres de simulation de chaque algorithme sont les mêmes que ceux présentés dans le tableau III.4. Afin d'évaluer le critère MSE, nous avons utilisé la relation (III.21), les valeurs obtenues sont moyennées sur $Q = 256$ échantillons. Les résultats obtenus pour deux longueurs de filtre adaptatif, c'est-à-dire $L = 150$ et 400 sont donnés sur les figures III.20 et III.21, respectivement. Le SNR de sortie dans l'expérience de la figure III.20 est de 35 dB et de 90 dB dans la figure III.21. Pour tester les performances de MSE en régime permanent de ces algorithmes (NLMS, SNLMS, SFTF et algorithme SSFTF proposé), nous avons fait un saut au milieu de la longueur du signal (ce qui correspond au bloc 100 soit à 3,2 secondes du signal).

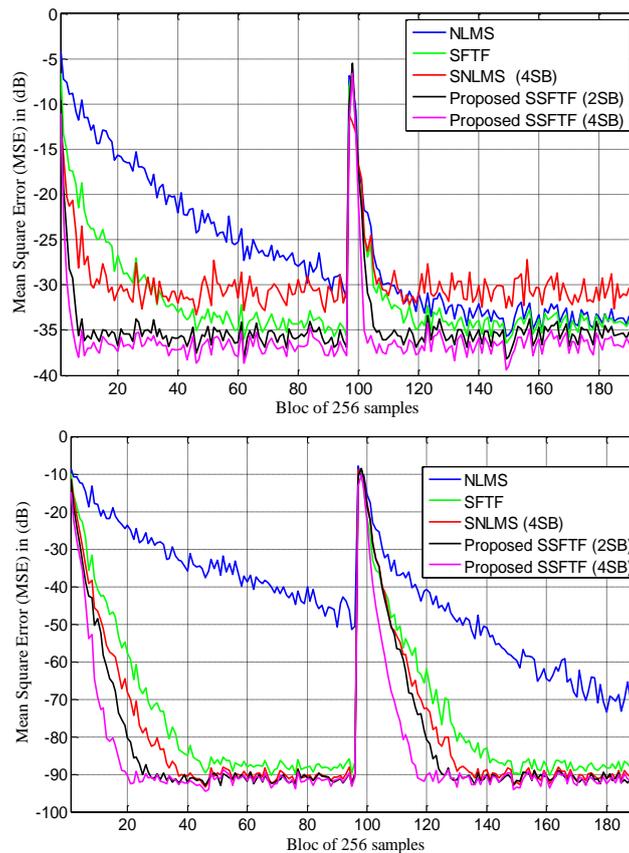


Figure III.20: Performances de convergence des algorithmes NLMS, SFTF, SNLMS (avec 4 sous-bandes) et algorithme SSFTF proposé (avec 2 et 4 sous-bandes). Signal d'entrée bruit USASI, $L = 150$, $f_e = 8\text{kHz}$. SNR de sortie égal 35dB (en haut) et 90 dB (en bas). Il y a un saut au bloc 100 (25600 échantillons).

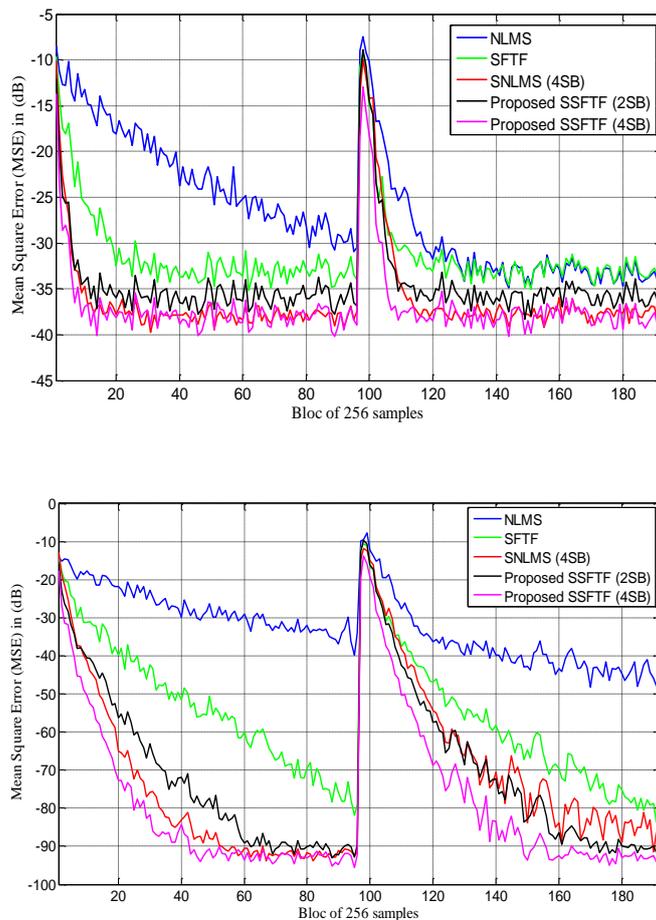


Figure III.21: Performances de convergence des algorithmes NLMS, SFTF, SNLMS (avec 4 sous-bandes) et algorithme SSFTF proposé (avec 2 et 4 sous-bandes). Signal d'entrée bruit USASI, $L = 400$, $f_e = 8kHz$. SNR de sortie égal 35dB (en haut) et 90 dB (en bas). Il y a un saut au bloc 100 (25600 échantillons).

D'après les résultats portés sur les figures III.20 et III.21, nous observons dans la phase transitoire que l'algorithme SSFTF proposé a montré les meilleures performances de MSE (valeurs inférieures et convergence rapide). Les algorithmes SNLMS et SSFTF proposé montrent respectivement, la propriété de performance MSE supérieure et inférieure. Egalement, dans le régime permanent après le saut artificiel, le même rapport de performance est conservé par l'algorithme SSFTF proposé. En conclusion, l'évaluation MSE a prouvé l'efficacité de l'algorithme SSFTF proposé pour suivre une variation abrupte du canal même dans une situation bruyante (dans le cas d'un SNR de sortie = 35 dB). Nous avons également noté que toutes les valeurs MSE finales de chaque algorithme sont limitées par le SNR de sortie.

III.6.4.4 Évaluation de la capacité de poursuite de l'algorithme proposé

De manière à évaluer les performances de la capacité de poursuite de l'algorithme SSFTF proposé, nous avons effectué une comparaison avec les différents algorithmes présentés (NLMS, SNLMS et SFTF). À cet effet, nous avons généré des variations artificielles continues dans le canal en multipliant le signal désiré ou de sortie par la fonction de gain donnée par la figure III.22. La variation du canal est réalisée entre les blocs 110 et 210 (3.52s à 6.72s).

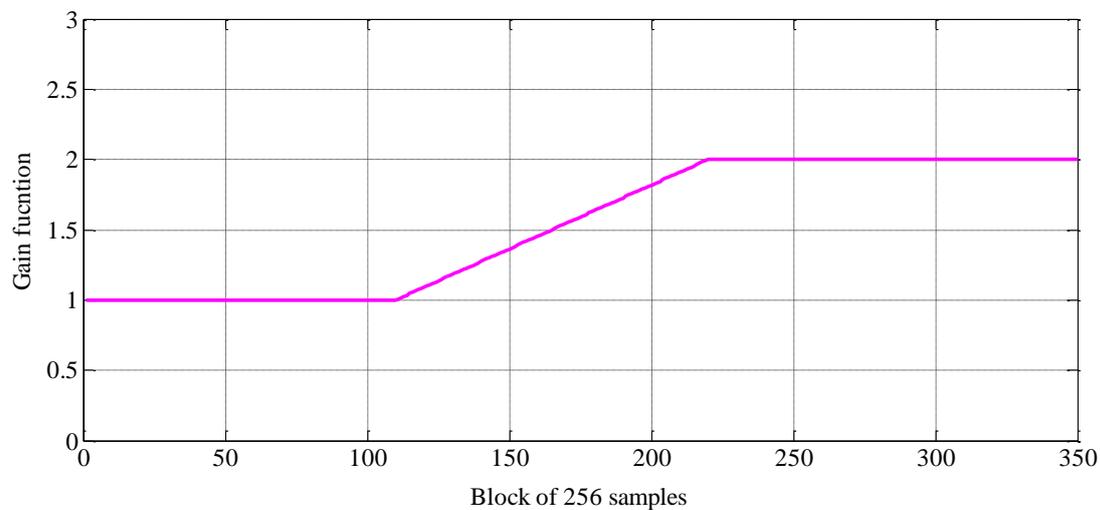


Figure III.22 : Variation artificielle du gain pour le test expérimental de poursuite. La variation artificielle du canal est créée entre les blocs 110 et 210, soit entre 3,52 s et 6,72 s, respectivement.

Nous avons reporté sur la figure III.23 les résultats du critère MSE (en bas) et les valeurs de ERLE (en haut) obtenues par l'algorithme SSFTF proposé, NLMS, SNLMS, et SFTF. Ces résultats montrent les performances de la capacité de poursuite de chaque algorithme avec un canal acoustique variable dans le temps artificiellement. Les paramètres de simulation et les paramètres de chaque algorithme sont les mêmes que ceux indiqués dans tableau III.4 avec un SNR de sortie égal à 90 dB. D'après les résultats obtenus, nous pouvons clairement observer que l'algorithme SSFTF proposé a une meilleure capacité de poursuite que les algorithmes NLMS, SNLMS et SFTF (voir figure III.22).

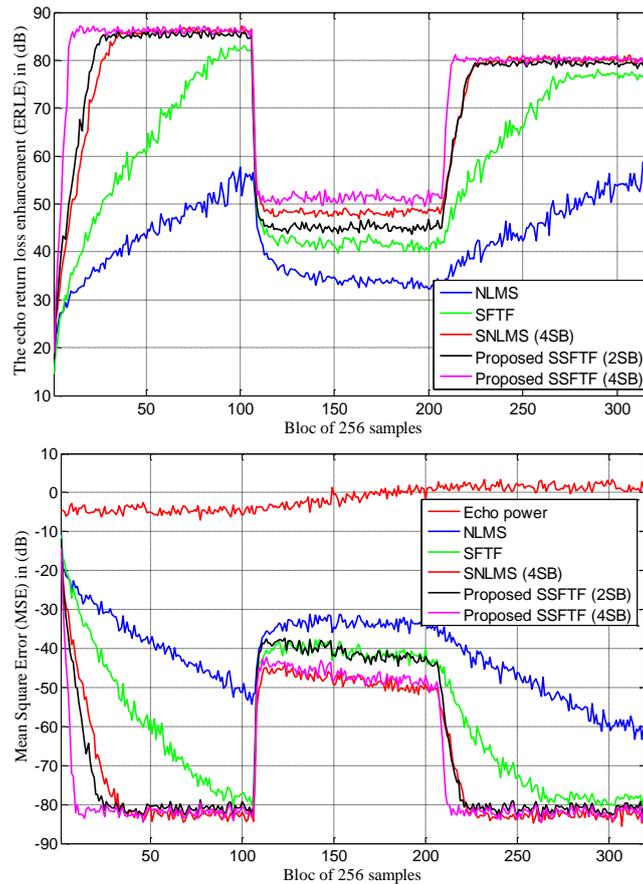


Figure III.23: Évaluation des performances de poursuite de l'algorithme SSFTF proposé (avec 2 et 4 sous-bandes), NLMS, SFTF et SNLMS (4 sous-bandes). Les critères: ERLE (en haut) et le MSE (en bas). Le signal d'entrée est un bruit USASI, $L=400$, $f_e = 8kHz$. SNR de sortie = 90 dB. Il existe une variation de gain entre les blocs 110 et 210, c'est-à-dire respectivement 3,52 et 6,72 secondes.

III.6.5 Annulation d'écho acoustique par l'algorithme SSFTF

III.6.5.1 Simulations avec réponse impulsionnelle courte

Dans cette section, nous avons réalisé une expérience avec l'algorithme proposé SSFTF (2 et 4 sous-bandes), SNLMS (4 sous-bandes), NLMS et SFTF dans une application AEC. Dans cette expérience, nous avons utilisé le signal de parole de la figure III.11 convolué avec une réponse impulsionnelle réelle d'une petite pièce contenant 500 coefficients qui peuvent être tronqués à 150 coefficients significatifs comme indiqué sur la figure III.12. La longueur des filtres adaptatifs est $L = 150$ et le SNR de sortie est choisi égal à 60 dB. Pour obtenir une bonne propriété de vitesse de convergence, la valeur du pas d'adaptation μ des deux algorithmes NLMS et

SNLMS est égal à 1. Pour les deux algorithmes de type FTF, les facteurs d'oubli λ sont déterminés par la relation $1 - 1/L$ [19]. Aussi, pour obtenir un cycle de fonctionnement plus stable pour ces derniers algorithmes, nous avons choisi $\eta = 0,98$, $\rho = 0,997$ et la constante d'initialisation E_0 vaut 1. Les autres paramètres sont résumés dans le tableau III.4. Les résultats d'AEC obtenus par les quatre algorithmes de cette expérience sont reportés sur la figure III.24. Dans cette figure, nous avons superposé la puissance du signal d'écho, à annuler par les quatre algorithmes, au critère d'évolution MSE de chaque algorithme. Nous avons observé que l'algorithme SSFTF proposé surpasse les autres en particulier dans le cas d'une configuration à 4 sous-bandes. Le signal d'écho est réduit d'environ 60 dB. Aussi, nous avons noté le mauvais comportement de l'algorithme NLMS dans les applications AEC, ce n'est pas le cas de l'algorithme SFTF qui surpasse NLMS dans tous les cas. Cependant, la décomposition en sous-bandes proposée de l'algorithme SSFTF s'est avérée efficace pour améliorer l'algorithme SFTF dans toutes les situations, même dans des conditions bruitées.

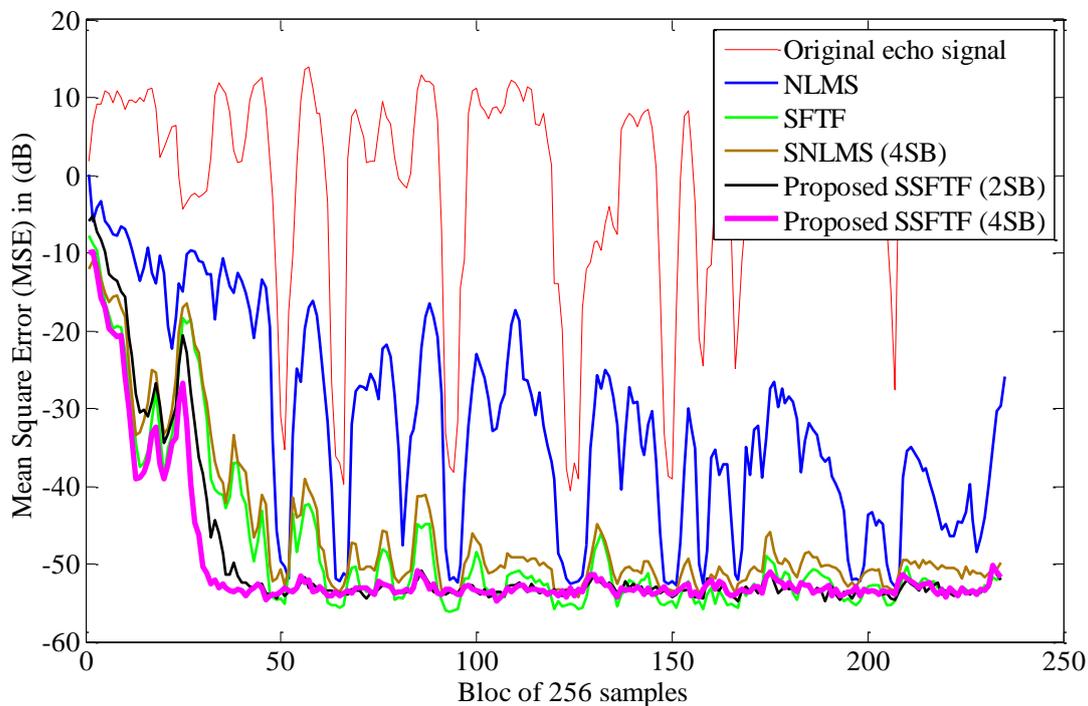


Figure III.24: Évolution temporelle de la MSE de l'algorithme SSFTF proposé (avec 2 et 4 sous-bandes), NLMS, SFTF et SNLMS (4 sous-bandes). Le signal d'entrée est la parole, $L=150$, $f_e = 8kHz$. SNR de sortie = 60 dB.

III.6.5.2 Simulations avec réponse impulsionnelle longue

Dans la deuxième expérience, nous avons utilisé le même signal de parole convolué avec une réponse impulsionnelle d'une très grande pièce qui est donnée par la figure III.25, la longueur de IR est d'environ 2500 coefficients avec 1500 coefficients significatifs. Pour cette raison, la longueur des filtres adaptatif et réel est choisie égale à 1500.

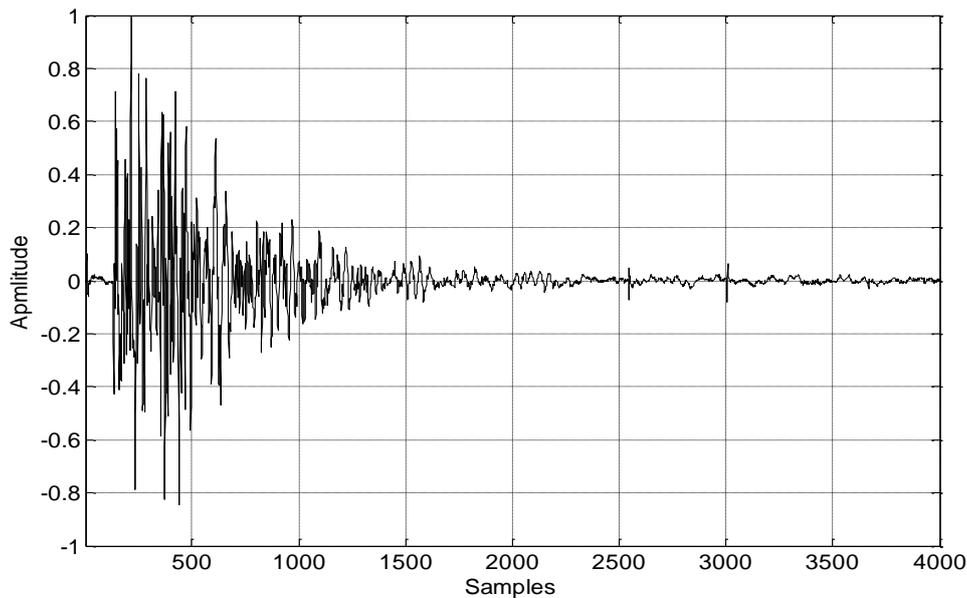


Figure III.25 : Réponse impulsionnelle acoustique d'une grande pièce, $f_e = 8kHz$.

Dans cette expérience, nous avons utilisé exactement pour chaque algorithme les mêmes paramètres de simulation décrites dans la section précédente avec un petit IR. Les résultats d'AEC obtenus par les quatre algorithmes, en sous bande (SNLMS et SSFTF) et en pleine bande (NLMS et SFTF) sont reportés sur la figure III.26. Dans cette figure, nous avons superposé la puissance du signal d'écho, à annuler par les quatre algorithmes, au critère d'évolution MSE de chaque algorithme. Dans cette expérience, nous avons vu que l'algorithme SSFTF proposé montre le meilleur comportement par rapport aux autres. Le comportement de l'algorithme SSFTF proposé n'est pas très important selon les algorithmes SNLMS et SFTF. Cependant, l'algorithme NLMS se comporte très mal avec un grand IR. Ce résultat confirme à nouveau que l'algorithme SSFTF est toujours efficace même avec une longue réponse impulsionnelle.

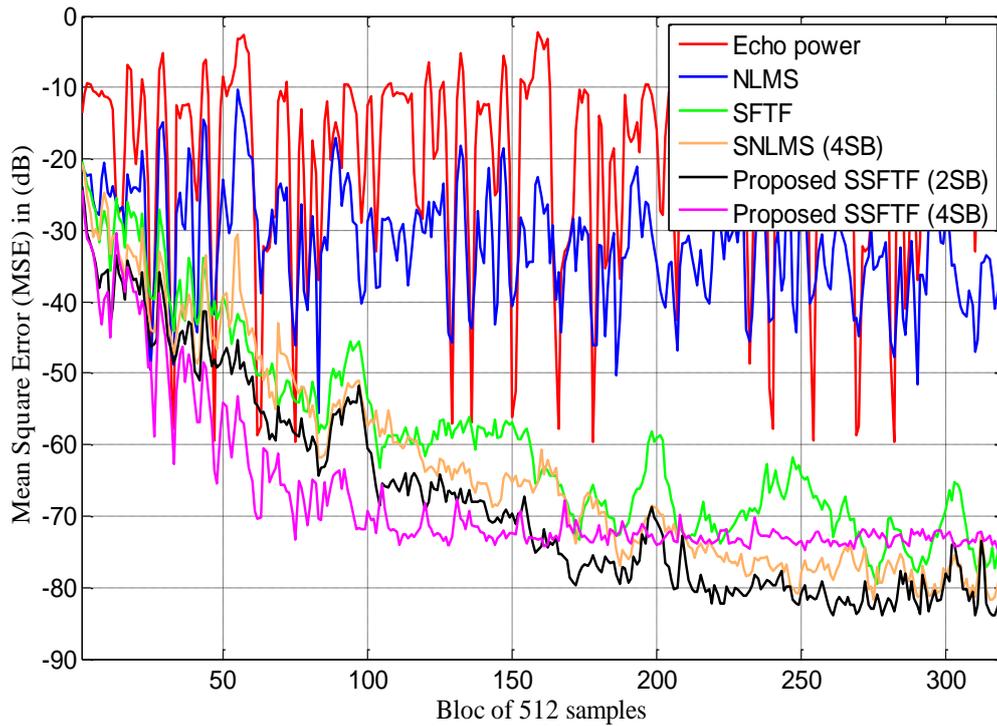


Figure III.26: Évolution temporelle de la MSE de l'algorithme SSFTF proposé (avec 2 et 4 sous-bandes), NLMS, SFTF et SNLMS (4 sous-bandes). Le signal d'entrée est la parole, $L=1500$, $f_e = 8kHz$. SNR de sortie = 80 dB.

III.6.6 Étude de la complexité de calcul de l'algorithme SSFTF proposé

Dans cette section, nous comparons la complexité de calcul de l'algorithme SSFTF proposé avec NLMS, SNLMS et SFTF. Dans cette étude, la complexité de calcul de chaque algorithme est évaluée en termes de multiplication, d'additions et de divisions. Les complexités obtenues des algorithmes cités sont résumées dans le tableau III.5.

Tableau III.5: Complexités de calcul des algorithmes NLMS, SNLMS, SFTF et SSFTF proposé.

| Algorithmes | en fonction de la longueur du filtre 'L' et du nombre de sous bande 'M' | | | |
|--------------|---|-----------------------|---------------|-------------------------|
| | Multiplications | Additions | Divisions | Complexités |
| NLMS | $2L + 3$ | $2L + 1$ | 1 | $6L + 5$ |
| SFTF | $5L + 7$ | $4L + 6$ | 3 | $10L + 13$ |
| SNLMS | $\frac{1}{M}(2L + 3)$ | $\frac{1}{M}(2L + 1)$ | $\frac{1}{M}$ | $\frac{1}{M}(6L + 5)$ |
| SSFTFproposé | $\frac{1}{M}(5L + 7)$ | $\frac{1}{M}(4L + 6)$ | $\frac{3}{M}$ | $\frac{1}{M}(10L + 13)$ |

À partir de ce tableau, nous pouvons facilement voir que la complexité de l'algorithme SSFTF proposé est inférieure à sa version pleine bande (c'est-à-dire l'algorithme SFTF). De plus, nous pouvons remarquer que la complexité de l'algorithme SNLMS est la plus faible. Cependant, toutes les complexités sont linéairement dépendantes de L et M et tous peuvent être facilement mis en œuvre en temps réel.

III.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé un nouvel algorithme SFTF en sous-bande basé sur la famille d'algorithmes du filtre transversal rapide qui a une faible complexité et des performances de vitesse de convergence rapide même avec un signal non stationnaire comme la parole. L'algorithme SSFTF proposé est dérivé et analysé tout au long de ce chapitre. Les résultats des simulations avec des signaux stationnaires (bruit USASI) et non stationnaires (parole) ont montré la supériorité de l'algorithme proposé en termes de performances de vitesse de convergence dans les deux régimes, transitoire et permanent. La comparaison de l'algorithme proposé avec les algorithmes NLMS, SNLMS et SFTF a montré la supériorité et l'efficacité du nouvel algorithme SSFTF dans les applications d'annulation d'écho acoustique. Les résultats obtenus ont confirmé le bon comportement et les hautes propriétés de l'algorithme SSFTF proposé dans les applications d'annulation d'écho acoustique. Nous pouvons dire que l'algorithme SSFTF proposé est une alternative très intéressante pour les applications AEC.



CONCLUSION GENERALE

CONCLUSION GENERALE

Avec l'avènement de plusieurs outils de télécommunications de pointe, tels que les options mains-libres sur les téléphones mobiles, la téléconférence et l'audioconférence, l'annulation d'écho acoustique occupe une partie importante des solutions viables pour ces technologies. L'existence du couplage acoustique entre le haut-parleur et le microphone engendre cet écho acoustique qui doit être annulé pour garantir une bonne clarté dans les communications. Les travaux de cette thèse avaient pour objectif de développer, dans un contexte bruité, un annulateur d'écho acoustique.

Dans un premier temps, nous avons présenté une revue générale sur le filtrage adaptatif et ses algorithmes de gradients stochastique (LMS et sa version normalisée NLMS), de moindres carrés récursives RLS. Aussi, nous avons présenté une étude détaillée sur les méthodes de la famille d'algorithmes du filtre transversal rapide FTF.

Dans ce travail, nous avons proposé une implémentation efficace en sous-bande de l'algorithme SFTF amélioré. Le nouvel algorithme, que nous avons dénommé SSFTF, vise à améliorer les performances de l'AEC dans un scénario bruyant. Cet algorithme est proposé pour augmenter la vitesse de convergence et diminuer la complexité de calcul de l'algorithme pleine bande SFTF. Dans l'algorithme SSFTF, le filtre adaptatif est ajusté en pleine bande en utilisant l'ensemble des sous-signaux de sortie décimés.

Afin de vérifier l'efficacité de l'algorithme proposé, une comparaison, entre les techniques existantes (NLMS, SNLMS et SFTF) et l'algorithme proposé SSFTF a été réalisée. Nous avons noté que les résultats de simulations ont prouvé que l'algorithme SSFTF proposé est bien meilleur que les autres algorithmes en termes de performances de vitesse de convergence dans les deux régimes, transitoire et permanent dans différentes situations, avec des signaux stationnaires (bruit USASI)

et non stationnaires (parole), SNR de sortie et différents nombre de sous-bandes (2 et 4 sous bandes).

En utilisant les mêmes résultats de simulations obtenus, nous avons également noté que la vitesse de la convergence augmente proportionnellement avec le nombre de sous-bandes. De même, nous avons confirmé que la décomposition en sous bande proposé (SSFTF) a prouvé son efficacité dans les applications d'annulation d'écho acoustique pour différents type de réponses impulsionnelles. Nous avons également constaté que l'algorithme SSFTF réduit la complexité de calcul et améliore la capacité de poursuite par rapport à sa version en pleine bande. De là, nous pouvons dire que l'algorithme SSFTF proposé est une alternative très intéressante pour les applications AEC. Pour une éventuelle continuité du présent travail, il est possible d'énumérer quelques perspectives : Afin de réduire encore la complexité des calculs, nous proposons l'utilisation des algorithmes des moindres carrés rapides de type Newton. Nous suggérons également d'utiliser des nouvelles expressions pour les variables de vraisemblance, utilisées dans les deux parties de l'algorithme : la prédiction et le filtrage. Aussi, il serait intéressant d'envisager de faire une implémentation de l'algorithme SSFTF proposé sur une carte FPGA.

APPENDICE A

LISTE DES SYMBOLES ET DES ABREVIATIONS

SYMBOLES

D : Facteur de décimation

I : Facteur d'interpolation

l : Taille des filtres d'analyse et de synthèse

L : Taille du filtre adaptatif

n : Indice de temps

p : Indice de temps décimé

M : Nombre de sous-bandes

θ : Petite constante positive

ξ : Petite constante positive

δ : Petite constante positive

$E[.]$: Espérance mathématique

$R_{n,xx}$: Matrice d'autocorrélation

$P_{n,xy}$: Vecteur d'inter-corrélation

$\xi(n)$: Fonction de coût

λ_{max} : Valeur maximale propre

λ : Facteur d'oubli

μ : Pas d'adaptation

σ^2 : Variance du signal

γ : Variable de vraisemblance

β : Variance des erreurs de prédiction retour

α : Variance des erreurs de prédiction aller

η : Paramètre de contrôle

E_0 : Constante d'initialisation

ρ : Facteur de régularisation

ABBREVIATIONS

AEC: Acoustic Echo Cancellation

ANC: Active Noise Control

ERLE: Echo Return Loss Enhancement

FTF: Fast Transversal Filter

FSFTF: Fullband SFTF

LMS : Least Mean Square

MSE: Mean Square Error

MMSE: Minimum Mean Square Error

NLMS: Normalized Least Mean Square

FIR: Finite Impulse Response

RLS: Recursive Least Squares

SAEC: Stereophonic Acoustic Echo Cancellation

SAF: Subband Adaptive Filtering

SFTF: Simplified Fast Transversal Filter

SM: System Mismatch

SNR: Signal to Noise Ratio

SNLMS: Subband Normalized Least Mean Square

SSFTF: Subband Simplified Fast Transversal Filter

IR: Impuls Response

IIR : Infinite Impulse Response

IP : Internet Protocol.

USASI: United State of America Standard Institute



REFERENCES

REFERENCES

- [1] S. Haykin, *Adaptive Filter Theory*, 4th ed. Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall, 2002.
- [2] A. Benallal, A. Guessoum, Annulation adaptative de l'écho acoustique avec prise en compte de la double parole, *Proceedings of the International Conference on Signals and Systems, ICSS'94*, September 24-26, 1994.
- [3] A. H. Sayed, *Fundamentals of Adaptive Filtering*. Hoboken, NJ: Wiley, 2003.
- [4] C. Paleologu, J. Benesty, S. Ciochina, *Sparse Adaptive Filters for Echo Cancellation*. San Rafael: Morgan & Claypool, 2010.
- [5] J. Benesty, S. Ciochina. *Sparse Adaptive Filters for Echo Cancellation* Constantin Paleologu, *Synthesis Lectures on Speech and Audio Processing*, June 2010, Vol. 6, n°1 , pp. 1-124.
- [6] K. Mayyas, A note on Performance analysis of the DCT–LMS adaptive filtering algorithm, *Signal Processing*, vol. 85, no 7, (July 2005), pp.1465-1467.
- [7] C. Breining, P. Dreiscitel, E. Hansler, A. Mader, B. Nitsch, H. Puder, T. Schertler, G. Schmidt, J. Tilp, Acoustic echo cancellation, an application of very-high-order adaptive filters, *IEEE Signal Process. Magazine*, (July 1999), 42–69.
- [8] M. Djendi, A. Guessoum, A new fast Newton-type adaptive filtering algorithm for stereophonic acoustic echo cancellation (SAEC), *Inter. Jour. Adaptive Control Signal Process.* 35 (2), (2010), 435-444.
- [9] A. Sayoud, M. Djendi, S. Medahi, A. Guessoum. A dual fast NLMS adaptive filtering algorithm for blind speech quality enhancement. *Applied Acoustics (Elsevier)* 135 (2018), 101–110.
- [10] P. Fabre, C. Gueguen, Fast RLS algorithms: Preventive divergence, *Proc. Of IEEE, ICASSP 1985, Tampa 1985*, pp. 2350-2353.
- [11] C. Stanciu, C. Paleologu, J. Benesty, S. Ciochina, F. Albu, Variable-forgetting factor RLS for stereophonic acoustic echo cancellation with widely linear model, in: *Proc. EUSIPCO2012, Bucharest*, vol. 1, 2012, pp. 1960-1964.
- [12] F. Amand, J. Benesty, A. Gilloire, Y. Grenier, A fast two-channel projection algorithm for stereophonic acoustic echo cancellation, in: *Proc. IEEE-ICASSP*, vol.3, April 1996, pp. 949–952.
- [13] K. Mayyas, Low complexity LMS-type adaptive algorithm with selective coefficient update for stereophonic acoustic echo cancellation, *Computers Electrical Engineering*, 35 (3) (2009) 450-458.
- [14] J. Cioffi, T. Kailath, Fast recursive least squares transversal filters for adaptive filtering, *IEEE Trans. Acoustic Speech Signal Process.* 32 (2) (1984) 304–337.
- [15] A. Benallal, 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*, v.3, 1988, pp.1373–1376.

- [16] A. Benallal, Étude des algorithmes MCR et application à l'identification de réponses impulsionnelles acoustiques, Thèse de Doctorat, Université de Rennes I, France, Jan 1989.
- [17] D.T.M. Slock, T. Kailath, Numerically stable fast transversal filters for recursive least squares adaptive filtering, IEEE transaction on signal processing, vol.39, no.1, 1991, pp.92-114.
- [18] A. Benallal, A. Benkrid. A simplified FTF-type algorithm for adaptive filtering. Signal Processing 2007; 87(5): 904–917.
- [19] M. Djendi, New efficient adaptive fast transversal filtering (FTF)-type algorithms for mono and stereophonic acoustic echo cancelation, Int. J. Adapt. Control Signal Process. 2015; 29(3):273-301.
- [20] S. Sandeep Pradhan, V. U. Reddy. A New Approach to Subband Adaptive Filtering, IEEE Transaction on Signal Processing, (march 1999), Vol.47, n°3, 655-664.
- [21] A. Gilloire, M. Vetterli, Adaptive filtering in subbands with critical sampling: Analysis, experiments and application to acoustic echo cancellation, IEEE Trans. Signal Processing, Aug. 1992, v. 40, 1862–1875.
- [22] K.A. Lee, W.S. Gan. Improving convergence of the NLMS algorithm using constrained Subband Updates, IEEE Signal Processing Letters, (September 2004), vol. 11, n°. 9, 736-739.
- [23] B. Farhang-Boroujeny, Adaptive filters: Theory and applications. 2ème ed, John Wiley, Royaume-Uni, (2013).
- [24] A. Gilloire, J.P. Julien, L'acoustique des salles dans les télécommunications, L'écho des recherches, N°127, pp. 43-54, 1987.
- [25] A. Hamza, Annulation adaptative d'écho pour la transmission de données en bande de base, Thèse de Magister en Electronique, Ecole National Polytechnique, Alger, 1992.
- [26] P. S. R. Diniz, Adaptive filtering algorithms and practical implementation, second Edition, Springer, 2008.
- [27] E. H. Krishna, M. Raghuram, K.V. Madhav, and K.A. Reddy, Acoustic echo cancellation using a computationally efficient transform domain LMS adaptive filter, in 10th International Conference on Information Sciences Signal Processing and their Applications;ISSPA, Kuala Lumpur 2010, pp.409-412.
- [28] F. Kuech and W. Kellermann, Orthogonalized power filters for nonlinear acoustic echo cancellation, Signal Processing, vol. 86, no.6, pp. 1168-1181, 2006.
- [29] Z. Kaidali, Annulation d'écho lointain dans les systèmes de télécommunications, Thèse de Magister en Electronique Appliqué, Ecole Nationale Polytechnique, Alger, 1998.
- [30] H. Daassi-Gnaba, Annulation d'écho acoustique centralisée dans les réseaux radio-mobiles, Thèse de Doctorat, Université René Descartes-Paris5, 19 septembre 2006.
- [31] D.N. Godard, Self-recovering equalization and carrier tracking in two-dimensional data communication Systems, IEEE Trans. COM-28, NI 11, Nov. 1980, pp. 1867-1875.

- [32] J.R. Treichler, S.L. Wood and M.G. Larimore, Convergence rate limitations in certain frequency-domain adaptive filters, Proc. ICASSP-1989, pp.960-963.
- [33] K. Meghriche, Filtrage adaptatif utilisant les statistiques d'ordre supérieur, Thèse de Doctorat en Electronique, Ecole Nationale Polytechnique, Alger, 2006.
- [34] M. Hamidia, Rehaussement de la parole par filtrage adaptatif pour les applications en télécommunications, Mémoire de Magister en Electronique, Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene, USTHB, 2012.
- [35] S. Haykin, Adaptive filter theory, » 3ed New York : Prentice Hall Inc, 1996.
- [36] M. Bellanger, Traitement numérique du signal théorie et pratique, Science sup, 8ème édition, Dunod, 2006.
- [37] H. Merabti, Filtrage adaptatif à très faible longueur binaire à base des algorithmes génétiques, Mémoire de Magister en génie Electrique, Université du Québec, 2014.
- [38] G. David, Messerschmitt, Echo Cancellation in Speech and Data Transmission, IEEE Journal on Selected Areas in Communications, vol. SAC-2, N°2, pp. 283-297, March 1984.
- [39] C. Lemyre, Etude d'algorithmes d'annulation d'écho acoustique pour les applications mains-libres, mémoire de maitrise en sciences appliquées, université SHERBROOKE (Québec) canada, Septembre 2004.
- [40] B. Widrow, J.R. Glover Jr., J.M. McCool, J. Kaunitz, S.C.Williams, H. Robert. J. Hearn, J.R. Zeidler, Eugene Dong Jr., R.C. Goodlin, Adaptive Noise Cancelling: Principles and Applications, Proceedings of the IEEE, vol. 63, N°12, pp. 1692-1716, December 1975.
- [41] G.L. Pemp, Capacité de poursuite des algorithmes adaptatifs dans un canal de transmission sous-marin à trajets multiples, Thèse de Doctorat en Génie Electrique, Université LAVAL, Juillet 1997.
- [42] M. Mekarzia, Identification des réponses impulsionnelles acoustiques, Thèse de Doctorat en Electronique, Ecole national polytechnique, Alger, 2010.
- [43] B. Widrow, S. D. Steams, Adaptive signal processing, 1ed: Englewood Cliffs, NJ, Prentice-Hall, Inc., 1985.
- [44] S. Haykin, Adaptive filter theory, 4ed: Englewood Cliffs, NJ, Prentice-Hall, 2002.
- [45] B. Widrow, J. M. McCool, M. G. Larimore, C. R. Johnson, Stationary and nonstationary learning charactersitics of the LMS adaptive filter, Proceedings of the IEEE, v.64, n°8, pp. 1151-1162, 1976.
- [46] A. Benveniste, A., Metivier, P. Priouret, Algorithmes adaptatifs et approximations stochastiques : Théorie et applications à l'identification, au traitement du signal et à la reconnaissance des forme. Tome 1, Dunod, 1987.
- [47] George-Othon Glentis, Kostas Berberidis, Sergios Theodoridis, Efficient Least Squares Adaptive Algorithms for FIR Transversal Filtering, IEEE Signal Processing Magazine, pp. 13-41, July 1999.
- [48] A. Hamzé, Application de la transformée en nombres entiers à la conception d'algorithmes de faible complexité pour l'annulation d'échos acoustiques. Thèse de doctorat, Université de Bretagne occidentale- Brest, France, 2007.

- [49] M. Hamidia, A. Amrouche, Improved variable step-size NLMS adaptive filtering algorithm for acoustic echo cancellation, *Digital Signal Processing*, v. 49, pp. 44-55, 2016.
- [50] J. Benesty, Algorithmes du type gradient à complexité de calcul réduite et à capacité de poursuite et de vitesse de convergence accrues. Application à l'annulation de l'écho acoustique, Note technique CRPE/193, 1991.
- [51] L. Ljung, T. Söderström, *Theory and Practice of Recursive Identification*, M.I.T. Press. October 1983.
- [52] A. Benveniste, M. Metivier, P. Priouret, *Algorithmes adaptatifs et approximations stochastiques : Théorie et applications*, Techniques stochastiques, MASSON, 1987.
- [53] S. Haykin, *Introduction to adaptive filters*, Macmillan, 1984.
- [54] G. J. Bierman, *Factorization Methods for Discrete Sequential Estimation*, Academic Press, New York, 1977.
- [55] G. Caryannis, D. Manolakis, and N. Kalouptsidis, A fast sequential algorithm for least squares filtering and prediction, *IEEE Trans. Acoust, Speech Signal Process.* ASSP-31, pp. 1394-1402, 1983.
- [56] A. Benallal, M. Arezki, Nouvel algorithme de type NLMS à convergence rapide pour le filtrage adaptatif, XXIVème Colloque GRETSI, Brest - France, 2013.
- [57] 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, Algérie, 2006.
- [58] G. Carayannis, D. Manolakis and N. Kalouptsidis, A Unified View of Parametric Processing Algorithms for Prewindowed Signals, *Signal Processing*, vol-10, No 4, June 1986.
- [59] G. Moustakides, S. Theodoridis, Fast Newton transversal filters- A new class of adaptive estimation algorithms, *IEEE Trans. Signal Process.* 39 (10) (1991) 2184–2193.
- [60] F. Ykhlef, Etude de la stabilité des algorithmes moindres carrés transversaux rapides avec des signaux parfaitement prédictibles. Application à la parole, Thèse de Magister, Université de Blida, Algérie, 2002.
- [61] K. Ghribi, M. Djendi, D. Berkani. A wavelet-based forward BSS algorithm for acoustic noise reduction and speech enhancement. *Applied Acoustics* 105 (2016) 55–66.
- [62] M. Belanger. *Adaptive Digital Filters and Signal Analysis*. Marcel Dekker: New York, 1987.
- [63] S. Binde. A numerically stable FTF with leakage correction. *IEEE Signal Processing Letters* 1995; **2**(6):114–116.
- [64] A. Gilloire, M. Vetterli, Adaptive filtering in subbands with critical sampling: Analysis, experiments, and application to acoustic echo cancellation, *IEEE Trans. Signal Processing*, V.40, (Aug.1992), 1862–1875.
- [65] M.De Courville and P. Duhamel, Adaptive filtering in subbands using a weighted criterion, *IEEE Trans Signal Processing*, vol. 46, pp. 2359–2371, Sept. 1998.

- [66] S.S. Pradhan, V.E. Reddy, A new approach to subband adaptive filtering, *IEEE Trans. Signal Processing*, V.47, (Mar.1999), 655–664.
- [67] T. Gulzow, A. Engelsberg, U. Heute, Comparison of a discrete wavelet transformation and a nonuniform polyphase filter bank applied to spectral subtraction speech enhancement, *Signal Processing*, V.64, (1998), 5-19.
- [68] P.B. Batalheiro, M.R. Petraglia, D.B. Haddad, Subband blind source separation with critically sampled filter banks, 17th International Conference on Systems, Signals and Image Processing, IWSSIP, (2010).
- [69] S. Araki, S. Makino, R. Aichner, T. Nishikawa, H. Saruwatari, Subband based blind source separation with appropriate processing for each frequency band, *IEEE. ICA*, Nara, Japan, (Apr. 2003), 499-504.
- [70] Kong-Aik Lee, Woon-Seng Gan, Sen M. Kuo, Subband adaptive filtering: Theory and implementation, Livre, 2009, John Wiley & Sons.
- [71] D. Bonacci, Intérêt du découpage en sous-bandes pour l'analyse spectrale, Institut national polytechnique Toulouse, Thèse de doctorat, 2003.
- [72] B. Vrcelj, Multirate Signal Processing Concepts in Digital Communications . Ph.D. dissertation, California Institute of Technology, Pasadena, California, 2003.
- [73] P. P. Vaidyanathan, Multirate systems and filter banks (PTR Prentice Hall), (1993).
- [74] S.S. Pradhan, V.U. Reddy, A new approach to subband adaptive filtering, *IEEE Trans. Signal Processing*, 1999, 47(3): 655-664.
- [75] K A Lee, W S Gan, Improving convergence of the NLMS algorithm using constrained subband updates. *IEEE Signal Processing Letters*, 2004, 11(9): 736-739.
- [76] M. Hamidia, Amélioration de l'annulation d'écho acoustique avec détection de double-parole dans les communications mobiles, Thèse de doctorat, Université des sciences et de technologie Houari Boumediene, Algérie, (2017).