
الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne démocratique et populaire

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

جامعة سعد دحلب البليدة
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك
Département d'Électronique



Mémoire de Master

En Télécommunication

Spécialité : Réseaux & Télécommunications

Présenté par

NAER Farah

&

RABEE Sara

Un algorithme efficace pour le rehaussement du signal de parole

Proposé par : Pr. DJENDI Mohamed

Année Universitaire 2021-2022

Remerciements

Nous tenons à remercier ALLAH le tout puissant de nous avoir donné la santé, la Volonté et la patience durant toutes ces années d'études.

Nous remercions Monsieur DJENDI MOHAMMED professeur à l'université de Blida et directeur de ce mémoire, tout d'abord d'avoir accepté de nous encadrer, pour sa disponibilité, sa patience et ses judicieux conseils. Qu'il trouve ici l'expression de notre sincère gratitude.

Nous exprimons notre reconnaissance envers les membres de jury d'avoir accepté de juger ce travail.

En fin nous tenons à exprimer vivement nos remerciements à toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation du présent travail.

Dédicaces

A mes chers parents pour leurs sacrifices, aides, soutien et amour pendant mes études, je ne pourrais jamais vous remercier pour tout ce que vous m'avez donné, j'espère vous rendre fiers de moi.

A ma chère petite sœur NOUHA avec qui je partage les moments de joie et de peines.

A mes frères RAFIK et YAZID et ma belle-sœur MERIEME.

A mes tantes, mes oncles et toute la famille NAER.

A ma tante NAIMA pour ses encouragements et conseils.

A ma chère grand-mère FATIHA avec son beau sourire et ses prières pour moi et qui a tant attendu ce jour avec joie mais dieu a voulu autrement, tu seras toujours présente dans mon cœur.

A mes copines : BOUCHRA, NESSMA et AHLEM pour leurs amitiés et soutien moral.

A mon amie et binôme SARA pour sa bonne compagnie.

A tous ceux qui me sont chers(es).

Je dédie ce modeste travail!

FARAH

Avec l'expression de mes reconnaissances :

Je dédie ce modeste travail à celle qui m'a arrosé de Tendresse et d'amour à ma cher mère IHDIYA ALGONAIM qui m'a toujours soutenue et encouragée malgré la distance.

À l'homme le plus précieux mon cher père RABEE RABEE que dieu l'accueille dans son Vaste Paradis C'est vrai qu'il n'est pas avec nous pour assister à ce spécial jour pour moi mais il reste toujours le plus présent dans mon Cœur.

À mon cher oncle RABEE ABD ALLAH et sa femme ZINAB ma deuxième famille pour leur soutien le long du parcours Universitaire.

À mes chers frères en leur Souhaitons la réussite et le Bonheur.

À mon cher binôme Farah et sa famille.

Et à toute mes amies qui m'ont toujours encouragé.

SARA

ملخص:

في نهاية هذا المشروع، نقترح خوارزمية تكيفية جديدة استنادًا إلى بنية فصل المصدر الأعمى ثنائية الاستشعار التي تعتمد على كاشف النشاط الصوتي التلقائي. تؤكد نتائج المحاكاة تفوق هذه الخوارزمية في مجال تحسين الكلام مقارنةً بالخوارزميات التكيفية الأخرى.

كلمات المفاتيح: الخوارزمية التكيفية، تحسين الكلام، فصل المصدر الأعمى.

Résumé :

Dans ce projet de fin d'étude, nous proposons un nouvel algorithme adaptatif nommé FNLMS automatique basé sur la structure de séparation aveugle de source bi-capteurs en s'appuyant sur un détecteur automatique d'activité vocale. Les résultats de simulation confirment la supériorité de cet algorithme dans le domaine de rehaussement de la parole en comparaison avec d'autres algorithmes adaptatifs.

Mots clés : Algorithme adaptatif, rehaussement de la parole, séparation aveugle de source.

Abstract:

In this project, we propose a new adaptive algorithm named automatic FNLMS based on the bi-sensor blind source separation structure relying on an automatic voice activity detector. The simulation results confirm the superiority of this algorithm in the speech enhancement domain compared to other adaptive algorithms.

Keywords: Adaptive algorithm, speech enhancement, blind source separation.

Listes des acronymes et abréviations

- **ANSI:** American National Standards Institute.
- **BSS :** Blind Source Séparation.
- **BBSS:** Backward Blind Source Separation.
- **DAV:** Détecteur d'activité vocale.
- **DB:** Decibel.
- **DSP :** Densité spectrale de puissance.
- **EQM :** Erreur Quadratique Moyenne.
- **FBSS:** Forward Blind Source Separation.
- **FIR:** Finite Impulse Response.
- **FNLMs:** Fast Normalized Least Mean Squares.
- **LMS:** Least Mean Squares.
- **NLMs:** Normalized Least Mean Squares.
- **SAS :** Séparation Aveugle de Source.
- **SNR:** Signal to Noise Ratio.
- **SegMSE:** Segmental Mean Squared Error.
- **SegSNR:** Segmental Signal to Noise Ratio.
- **SM:** System Mismatch.
- **TFD :** Transformée de Fourier Discrète.
- **USASI:** United States of American Standard Institute.

Table des matières

| | |
|----------------------------|---|
| Introduction générale..... | 1 |
|----------------------------|---|

Chapitre 1 : Généralités sur la parole et le bruit acoustique

| | |
|--|----|
| 1.1 Introduction..... | 3 |
| 1.2 Définition de son..... | 3 |
| 1.3 La parole..... | 3 |
| 1.3.1 Définition..... | 3 |
| 1.3.2 Classification des sons de la parole..... | 4 |
| 1.3.3 Paramètres du signal de parole..... | 4 |
| 1.4 Des généralités sur le bruit..... | 5 |
| 1.4.1 Définition de bruit..... | 5 |
| 1.4.2 Types de bruit..... | 6 |
| 1.4.3 Sources de bruit..... | 7 |
| 1.4.4 Le rapport signal à bruit..... | 7 |
| 1.5 Nature de mélange..... | 8 |
| 1.5.1 Mélange linéaire..... | 8 |
| 1.6 Techniques de réduction de bruit acoustique..... | 10 |
| 1.6.1 Technique de réduction mono-capteur..... | 10 |
| 1.6.2 Technique de réduction bi-capteurs..... | 12 |
| 1.6.3 La technique multi-capteurs de réduction de bruit..... | 14 |
| 1.7 Séparation aveugle de sources..... | 15 |
| 1.7.1 Structure directe (Forward)..... | 15 |
| 1.7.2 Structure récursive (Backward)..... | 16 |
| 1.8 Conclusion..... | 17 |

Chapitre 2 : Filtres et Filtrage adaptatif

| | |
|---|----|
| 2.1 Introduction | 18 |
| 2.2 Filtrage de Wiener..... | 18 |
| 2.3 Filtrage adaptatif..... | 20 |
| 2.3.1 Définition | 20 |
| 2.3.2 Le principe de base | 21 |
| 2.3.3 Applications du filtrage adaptatif | 22 |
| 2.4 Définition d'un algorithme adaptatif | 24 |
| 2.5 critères de comparaison et choix des algorithmes adaptatifs | 24 |
| 2.6 Présentation des algorithmes adaptatifs | 25 |
| 2.6.1 Algorithme du gradient stochastique LMS | 25 |
| 2.6.2 Algorithme du gradient stochastique normalisé NLMS | 27 |
| 2.6.3 Algorithme NLMS à convergence rapide (FNLMS) | 29 |
| 2.7 Conclusion | 31 |

Chapitre 3 : Proposition d'un nouvel algorithme du FNLMS automatique

| | |
|--|----|
| 3.1 Introduction | 32 |
| 3.2 Principe de détecteur d'activité vocale..... | 32 |
| 3.3 Principe du nouvel algorithme FNLMS automatique..... | 32 |
| 3.4 Développement du nouvel algorithme proposé | 33 |
| 3.6 Conclusion | 38 |

Chapitre 4 : Résultats des simulations

| | |
|--|----|
| 4.1 Introduction | 39 |
| 4.2 Description des signaux de simulation..... | 39 |
| 4.2.1 Signal de parole | 39 |
| 4.2.2 Signaux de bruit..... | 40 |

| | |
|---|-----------|
| 4.2.3 Réponses impulsionnelles..... | 41 |
| 4.2.4 Signaux de mélange convolutif | 41 |
| 4.3 Critères d'évaluations des performances | 42 |
| 4.3.1 Critère du SNR segmenté (SegSNR)..... | 42 |
| 4.3.2 Critère du MSE segmentée (SegMSE)..... | 43 |
| 4.3.3 Le critère de désajustement (System Mismatch) | 43 |
| 4.4 Evaluation du nouvel algorithme proposé | 43 |
| 4.5 Paramètres de simulation | 44 |
| 4.6 Evaluation de la performance du nouvel algorithme proposé FNLMS automatique par rapport aux algorithmes NLMS et FNLMS classique | 45 |
| 4.7 Conclusion | 51 |
| Conclusion Générale..... | 52 |
| Bibliographie..... | 53 |

Liste des figures

| | |
|---|----|
| Figure 1.1. Exemple d'un mélange linéaire instantané..... | 9 |
| Figure 1.2. Exemple d'un mélange linéaire convolutif | 9 |
| Figure 1.3. Principe de dé-bruitage mono-capteur. | 10 |
| Figure 1.4. Schéma équivalent d'un mélange convolutif bi-capteur..... | 12 |
| Figure 1.5. Structure d'annulation adaptative de bruit avec référence.. .. | 13 |
| Figure 1.6. Réduction de bruit par la technique multi-capteurs | 14 |
| Figure 1.7. Structure symétrique directe « Forward BSS » | 16 |
| Figure 1.8. Structure symétrique récursive « Backward BSS » | 17 |
| Figure 2.1. Représentation schématique d'un filtre de Wiener..... | 18 |
| Figure 2.2. Principe d'un filtre adaptatif | 21 |
| Figure 2.3. Principe de l'identification des systèmes..... | 22 |
| Figure 2.4. Principe de la prédiction | 23 |
| Figure 2.5. Principe de la modélisation inverse..... | 23 |
| Figure 2.6. Principe d'annulation d'interférences | 24 |
| Figure 2.7 : Critères de choix d'un algorithme adaptatif. | 24 |
| Figure 2.8. Schéma représentatif de l'algorithme LMS | 25 |
| Figure 2.9. Principe de fonctionnement de l'algorithme NLMS..... | 27 |
| Figure 2.10. Exemples de signaux de mélanges z_1 et z_2 | 28 |
| Figure 3.1. Signal de parole original avec sa DAV..... | 32 |
| Figure 3.2. Figure représentative du bloc de mélange | 33 |
| Figure 3.3. Structure simplifié du bloc de mélange | 34 |
| Figure 3.4. Schéma représentatif de l'algorithme FNLMS automatique | 36 |
| Figure 3.5. Schéma détaillé du système proposé..... | 37 |
| Figure 3.6. Signal original avec sa DAV et le rapport signal à bruit | 38 |
| Figure 4.1. Signal de parole original avec son spectrogramme..... | 39 |
| Figure 4.2. Signal de bruit blanc et son spectrogramme | 40 |
| Figure 4.3. Signal de bruit USASI et son spectrogramme | 40 |
| Figure 4.4. Réponse impulsionnelle $h_{12}(n)$ avec $L=64$ | 41 |
| Figure 4.5. Réponse impulsionnelle $h_{21}(n)$ avec $L=64$ | 41 |
| Figure 4.6. Signal de mélange $p_1(n)$ et son spectrogramme..... | 41 |

| | |
|---|----|
| Figure 4.7. Signal de mélange $p_2(n)$ et son spectrogramme..... | 42 |
| Figure 4.8. Comparaison entre le signal de mélange $p_1(n)$ et le signal original de parole $s(n)$ | 42 |
| Figure 4.9. Comparaison entre le signal de parole original et celui à la sortie du traitement de l'algorithme proposé..... | 43 |
| Figure 4.10. Comparaison entre le signal de bruit à l'entrée et celui à la sortie du traitement de l'algorithme proposé..... | 44 |
| Figure 4.11. Comparaison entre réponses impulsionnelles réelles et estimées à la sortie du traitement de l'algorithme proposé..... | 44 |
| Figure 4.12. SegSNR pour L=64 et SNR=0 dB..... | 46 |
| Figure 4.13. SM pour L=64 et SNR=0 dB | 46 |
| Figure 4.14. SegMSE pour L=64 et SNR=0 dB | 46 |
| Figure 4.15. La moyenne de SegMSE pour L=64 et SNR=0 dB | 46 |
| Figure 4.16. SegSNR pour L=64 et SNR=0 dB | 47 |
| Figure 4.17. SM pour L=64 et SNR=0 dB | 47 |
| Figure 4.18. SegMSE pour L=64 et SNR=0 dB | 47 |
| Figure 4.19. La moyenne de SegMSE pour L=64 et SNR=0 dB | 47 |
| Figure 4.20. SegSNR pour L=64 et SNR=3 dB..... | 48 |
| Figure 4.21. SM pour L=64 et SNR=3 dB | 48 |
| Figure 4.22. SegMSE pour L=64 et SNR=3 dB | 48 |
| Figure 4.23. La moyenne de SegMSE pour L=64 et SNR=3 dB | 48 |
| Figure 4.24. SegSNR pour L=64 et SNR=-3 dB..... | 49 |
| Figure 4.25. SM pour L=64 et SNR=-3 dB | 49 |
| Figure 4.26. SegMSE pour L=64 et SNR=-3 dB..... | 49 |
| Figure 4.27. La moyenne de SegMSE pour L=64 et SNR=-3 dB | 49 |
| Figure 4.28. SegSNR pour L=128 et SNR=0 dB..... | 50 |
| Figure 4.29. SM pour L=128 et SNR=0 dB..... | 50 |
| Figure 4.30. SegMSE pour L=128 et SNR=0 dB | 50 |
| Figure 4.31. La moyenne de SegMSE pour L=128 et SNR=0 dB | 50 |

Liste des tableaux

| | |
|--|----|
| Tableau 1.1. Différentes propriétés du bruit acoustique | 5 |
| Tableau 4.1. Paramètres de simulation | 45 |

Introduction générale

Le bruit existe dans la plupart des applications qui sont liées à l'acoustique et à la parole, tels que les communications mains libres, les systèmes de téléconférences et télécollaboration, et tant d'autres. Ce bruit peut avoir un impact négatif non seulement sur la qualité perçue du signal de parole mais aussi sur son intelligibilité.

Par conséquent, le rehaussement de la parole et l'annulation du bruit représente une partie importante et intégrale dans les systèmes de télécommunications modernes. Ce domaine continue toujours à attirer l'attention des chercheurs depuis plusieurs décennies. Généralement, les systèmes intègrent différents algorithmes relativement efficaces pour séparer les signaux, supprimer l'écho et atténuer le bruit.

L'objectif principal de ce mémoire est de fournir une solution efficace pour la réduction du bruit acoustique. Nous proposons un nouvel algorithme FNLMs automatique (Fast Normalized Least Mean Square) basé sur une séparation aveugle de sources bi-capteurs et un détecteur automatique d'activité vocal utilisant le rapport signal sur bruit (SNR) comme paramètre clé de la détection.

Pour cela, nous présentons ci-après les chapitres de ce mémoire :

- **Chapitre 1 : Généralités sur la parole et le bruit acoustique**

Dans ce chapitre, nous allons présenter des notions générales sur la parole et le bruit acoustique. Nous allons détailler aussi les techniques de réduction du bruit bi-capteurs et la technique de séparation aveugle de sources.

- **Chapitre 2 : Filtres et filtrage adaptatif**

Dans ce deuxième chapitre, nous allons présenter le filtrage adaptatif avec ses algorithmes de la famille de gradient stochastique les plus connus : LMS, NLMS et FNLMS.

- **Chapitre 3 : Proposition d'un nouvel algorithme du FNLMS automatique**

Nous présentons dans ce chapitre, le développement de notre algorithme proposé FNLMS automatique en utilisant la structure FBSS.

- **Chapitre 4 : Résultats de simulations**

Ce dernier chapitre présentera les résultats de simulations lors de l'évaluation de l'algorithme FNLMS automatique en comparaison avec les algorithmes NLMS et FNLMS en fonction de différents critères.

Chapitre 1

Généralités sur la parole et le bruit acoustique

1.1 Introduction

La parole a été toujours le meilleur moyen de communication entre les êtres humains, le problème majeur est quelle est très sensible au bruit qui altère sa qualité, ce problème manifeste plus clairement dans les communications mobiles.

Dans le domaine de traitement de la parole, on cherche toujours à réduire le bruit et améliorer la qualité du signal utile, c'est pour cette raison que plusieurs techniques de réduction de bruit ont été mise en place et mise à jour à chaque fois pour améliorer leurs performances.

Dans ce premier chapitre, nous allons présenter quelques notions de base sur la parole, le bruit et leurs caractéristiques, ainsi que quelque technique de dé-bruitage.

1.2 Définition de son

Un son est une sensation auditif engendrée par une onde acoustique. Cette onde est générée par une vibration (cordes vibrantes, cordes vocales, membrane d'un haut-parleur,) qui va créer un déplacement de particules du milieu de propagation (air, eau,). Le son ne se propage pas dans le vide : il faut de la matière pour que sa vibration puisse se propager en ondes sonores. On appelle source sonore un objet vibrant, comme un instrument de musique ou un haut-parleur, à l'origine d'une vibration de l'air. Les êtres humains, comme beaucoup d'animaux, ressentent cette vibration grâce au sens de l'ouïe.

1.3 La parole

1.3.1 Définition

La parole est le moyen de communication le plus efficace utilisé par l'être humain, elle se distingue des autres sons par ses caractéristiques acoustiques qui ont leur origine dans les mécanismes de production. Elle apparait physiquement comme une variation de la pression de l'air causée et émise par le système articulatoire.

C'est un signal réel, continu d'énergie finie non stationnaire, sa structure est complexe et variable avec le temps [1].

1.3.2 Classification des sons de la parole

Le signal de la parole est fortement non stationnaire. En fait, l'unité de plus petite taille qui constitue la parole est les phonèmes (voyelles et consonne) et de ce fait elle peut être considérée comme stationnaire sur des durées allant de 10 à 30 ms. On peut classer les sons de la parole en 3 catégories :

a. Sons voisés (ou sons sonores) :

Les sons voisés représentent les voyelles. En effet, ils sont généralement caractérisés par une quasi-périodicité très riche en harmonique d'une fréquence fondamentale appelée pitch et une énergie élevée [2].

b. Sons non-voisés (ou sons sourds) :

Les sons non voisés sont des signaux qui ne présentent pas une structure périodique et ont une énergie inférieure à celle des sons voisés. Les consonnes sont un exemple des sons non-voisés. Ces sons sont considérés comme ayant les mêmes caractéristiques qu'un bruit blanc filtré.

c. Silence :

Le silence est remarqué pendant les intervalles de temps où le signal utile qui est dans notre cas la parole est absent. En pratique, il s'agit de bruit, d'origines diverses et d'énergie négligeable devant celle du signal utile [2].

1.3.3 Paramètres du signal de parole

La parole est caractérisée par des traits acoustiques qui sont : la fréquence fondamentale, le spectre et l'énergie.

a. Fréquence fondamentale

La fréquence de vibration des cordes vocales, appelée fréquence fondamentale et notée F_0 , elle caractérise les sons voisés seulement, et peut varier :

- De 80Hz à 200 Hz pour une voix masculine.
- De 150 Hz à 450 Hz pour une voix féminine.
- De 200 Hz à 600 Hz pour une voix d'enfant.

b. Energie

L'énergie de la parole est représentée par l'intensité du son qui est lié à la pression de l'air. L'amplitude du signal de la parole varie au cours du temps selon le type de son, et son énergie dans une trame est donnée par [2]:

$$E = \sum_{n=0}^{N-1} s^2(n) \quad (1.1)$$

avec :

- $N \rightarrow$ La taille de la trame.
- $s(n) \rightarrow$ est le signal de parole.

c. Spectre

Le spectre appelé aussi enveloppe spectrale, représente l'intensité de la voix selon la fréquence, elle est généralement obtenue par une analyse de Fourier à court terme.

1.4 Des généralités sur le bruit

1.4.1 Définition de bruit

Le bruit peut être défini en tant que n'importe quel signal non désiré perturbant le signal portant l'information utile. Il est présent avec des degrés différents dans presque tous les environnements et il peut causer des erreurs de transmission. En physique, en acoustique et en traitement de signal, bien que le bruit soit par nature, aléatoire, il possède certaines caractéristiques spectrales, statistiques ou spatiales, qui sont représentées par le tableau suivant [3] :

Tableau 1.1. Différentes propriétés du bruit acoustique.

| <i>Propriétés</i> | <i>Type</i> |
|--------------------------------|--|
| <i>Structure</i> | <i>Continu/ Impulsif /Périodique</i> |
| <i>Type d'interaction</i> | <i>Additif/ Multiplicatif / Convolutif</i> |
| <i>Comportement temporel</i> | <i>Stationnaire/ Non-stationnaire</i> |
| <i>Bande de fréquence</i> | <i>Etroite/ Large</i> |
| <i>Dépendance</i> | <i>Corrélé/ Décorrélé</i> |
| <i>Propriétés statistiques</i> | <i>Dépendants/ Indépendants</i> |
| <i>Propriétés spatiales</i> | <i>Cohérents/ Incohérents</i> |

1.4.2 Types de bruit

- **Bruit blanc**

Un bruit blanc est un processus aléatoire stationnaire, sa densité spectrale de puissance est constante sur toute la gamme de fréquences de 20 Hz jusqu'à 20 kHz, quel que soit f on a :

$$\delta_{ww}(f) = \sigma_b^2 \quad (1.2)$$

Ce qui signifie que toutes les fréquences ont la même intensité. La fonction d'autocorrélation d'un bruit blanc est une impulsion de Dirac [4], par transformé de Fourier inverse, on a :

$$\delta_{ww}(f) = \sigma_b^2 \leftrightarrow R_{ww}(\tau) = \sigma_b^2 \delta(\tau) \quad (1.3)$$

Dans la nature, le bruit blanc n'existe pas, il correspond à un modèle théorique car il contient des fréquences infinies ayant une puissance moyenne finie.

- **Bruit coloré**

Un bruit coloré est un bruit blanc filtré, sa fonction d'autocorrélation n'est pas une impulsion de Dirac mais plutôt une courbe étroite. Un bruit coloré de basses fréquences est parfois appelé bruit rose car il ne conserve que les grandes longueurs d'ondes [3].

- **Bruit musical**

Le bruit musical est un bruit résiduel perpétuellement gênant qui apparaît suite au débrouillage de la parole par des algorithmes d'atténuation spectrale à court terme tel que la soustraction spectrale ou le filtrage de Wiener. Le spectre de bruit musical est particulièrement tonal, d'où le caractère musical [5].

- **Bruit USASI**

Le bruit USASI (United State of American Standards Institute) ; devenu ANSI (American National Standards Institute), est un signal aléatoire stationnaire dont ses échantillons sont des variables aléatoires corrélées. Il est utilisé dans le domaine de rehaussement de la parole et la réduction de bruit pour évaluer la vitesse de convergence des algorithmes adaptatifs [6].

1.4.3 Sources de bruit

- **Les bruits additifs (bruits externes)**

Les bruits additifs ou les bruits de fond viennent de l'extérieur d'un système qui agit sur celui-ci par influence. On peut distinguer deux origines, les perturbations naturelles (bruits cosmiques, bruits atmosphériques) et les perturbations artificielles (parasites générés par des équipements électriques industriels). Ces perturbations peuvent être considérées comme négligeable au-delà d'une fréquence de quelques dizaines de MHz.

- **Les bruits multiplicatifs (bruit internes)**

Les bruits multiplicatifs (convolutionnels) ou les bruits internes sont dus à la distorsion induite par la voie de communication (bruit de fond) [5]. Les causes des perturbations internes sont classées en deux groupes : les perturbations impulsionnelles engendrées par des communications de courants et le bruit de fond généré dans les câbles et les composants électriques en raison des mécanismes statistiques de la conduction électrique. Deux composants principaux le constituent (dans les diodes, transistors.).

Ces perturbateurs externes ou internes peuvent être éliminés ou fortement diminués par des blindages pour le premier groupe ou un mode de construction signé en ce qui concerne les parasites impulsionnels, mais le bruit de fond est irréductible pour une température donnée.

1.4.4 Le rapport signal à bruit

Le rapport signal à bruit (Signal to Noise Ratio ou SNR en anglais) est un nombre souvent exprimé en décibel (dB) qui indique la qualité de transmission d'une information, en mesurant la quantité de bruit contenant dans le signal. Il peut être utilisé pour comparer la qualité des diverses méthodes de traitements des signaux. Le SNR est très grand lorsque le bruit est négligeable.

Il s'exprime par le rapport de puissances du signal (P_s) et la puissance du bruit (P_b), il est souvent calculé de la manière suivante :

$$SNR_{db} = 10 \log \left(\frac{P_s}{P_b} \right) \quad (1.4)$$

Le bruit peut interférer avec les signaux analogiques et numériques ; cependant, la quantité de bruit nécessaire pour affecter un signal numérique est beaucoup plus élevée.

1.5 Nature de mélange

On trouve plusieurs types de mélanges, on s'intéresse au mélange linéaire qui est divisé en deux sous-types, le mélange linéaire instantané et le mélange linéaire convolutif.

1.5.1 Mélange linéaire

Le mélange linéaire est le cas où les observateurs sont des mélanges linéaires des signaux sources pour lesquels les observateurs s'écrivent :

$$p(t) = h(t) * s(t) + b(t) \quad (1.5)$$

avec :

- $s(t)$: est le signal de parole.
- $b(t)$: est le signal de bruit.
- $h(t)$: est une réponse impulsionnelle de filtre.
- « * » : est l'opérateur de convolution continue.

Dans le cas des signaux numériques, les signaux mesurés sont à temps discret, la variable du temps t est remplacé par un indice temporel noté n entier et l'opération de convolution continue est remplacé par une convolution discrète, donc l'équation (1.5) devient :

$$p(n) = h(n) * s(n) + b(n) \quad (1.6)$$

Ce type de mélange est divisé en deux sous catégories ; que nous allons les décrire ci-après.

a. Mélange instantané

On parle de mélange linéaire instantané lorsque les signaux sources arrivent au même temps sur les capteurs à la réception mais avec des intensités différentes [7]. L'observation à un instant donné t , est une combinaison linéaire des sources au même instant t Ainsi, la matrice h devient une matrice de mélange scalaire et l'opération de convolution devient une simple multiplication, dans ce cas l'équation devient :

$$p(n) = h(n) s(n) + b(n) \tag{1.7}$$

La figure suivante illustre un exemple du mélange linéaire instantané :

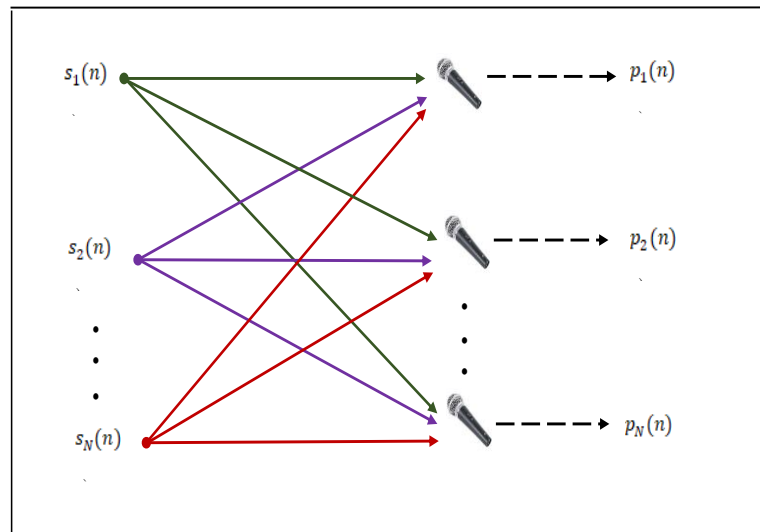


Figure 1.1. Exemple d'un mélange linéaire instantané.

b. Mélange convolutif

L'observation à un instant donné t est une combinaison linéaire des valeurs de sources aux instants précédents. Ce type de mélange est le plus général puisque le capteur reçoit plusieurs ondes issues d'une même source qui sont toutes identiques avec des atténuations et des retards [8].

La figure suivante présente un exemple du mélange linéaire convolutif :

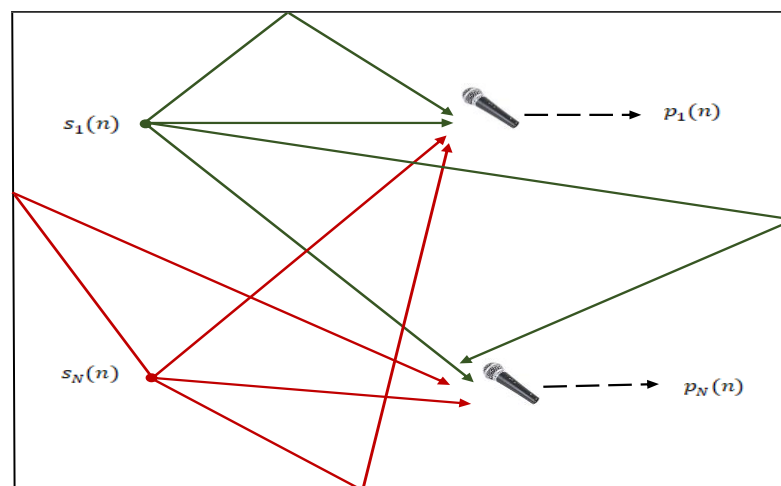


Figure 1.2. Exemple d'un mélange linéaire convolutif.

1.6 Techniques de réduction de bruit acoustique

Il existe de nombreuses applications qui nécessitent un rehaussement de la parole (Téléphonie, Restauration d'enregistrement audio ancien, Analyse des signaux biomédical, ...), étant donné que dans notre environnement il existe un bruit d'origine divers qui peut interférer avec le signal de la parole transmis, donc la plus évidente de ces applications est bien la Téléphonie. Pour cette raison, la procédure de rehaussement de la parole (ou réduction de bruit) est essentielle dans les systèmes de télécommunications. Plusieurs techniques ont été mise en place et développé à chaque fois pour améliorer la qualité du signal de parole à transmettre en réduisant au maximum la quantité de bruit contenant dans ce signal.

Dans ce qui suit, on va présenter les techniques de réduction de bruit mono-capteur, bi-capteurs et multi-capteur ainsi que la technique de séparation aveugle de source.

1.6.1 Technique de réduction mono-capteur

La technique de réduction mono-capteur dans le cas où un seul capteur est utilisé est la technique la plus ancienne et la plus riche qui fait appel à de nombreux concepts du traitement de signal. Dans ce cas, on cherche à améliorer la qualité de l'écoute, on peut considérer que le signal qui arrive au microphone est composé d'un signal utile qui est la parole et un bruit qu'on cherche à l'atténuer [5]. On considère le problème de dé-bruitage présenté par la figure suivante :

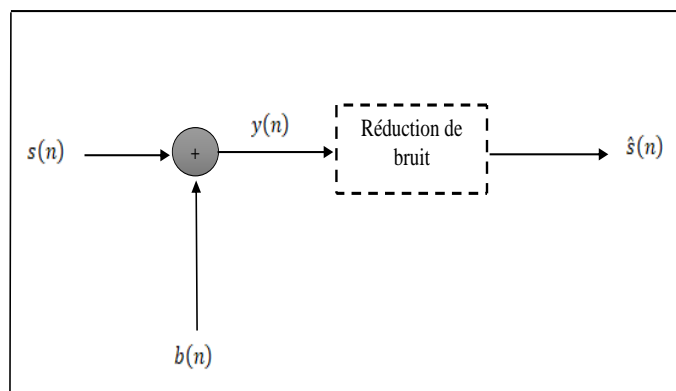


Figure 1.3. Principe de dé-bruitage mono-capteur.

Où :

- $s(n)$: est le signal d'entrée qui est la parole.
- $b(n)$: est le bruit.

- $\hat{s}(n)$: le signal rehaussé en sortie qui est une estimation de $s(n)$.
- $y(n)$: est le signal de parole bruité.

avec :

$$y(n) = s(n) + b(n) \quad (1.8)$$

La plupart des techniques de réduction mono-capteur consiste à réaliser un filtrage dans le domaine fréquentiel du signal $y(n)$ [3]. Ce filtrage atténue l'amplitude de chaque composante spectrale du signal bruité en fonction de l'estimation du rapport signal à bruit de cette composante.

$y(n)$ est ensuite divisée en trames successives, d'indice k , qui comporte le même nombre d'échantillons noté N . Cette division est faite pour construire des trames où la parole est supposée stationnaire pendant des durées allant de 10 à 30 ms.

$$y_k(n) = s_k(n) + b_k(n) \quad (1.9)$$

Le but est de restituer le signal $s_k(n)$ à partir du signal $y_k(n)$. Admettons que $Y(f, k)$, $B(f, k)$ et $S(f, k)$ où f représente la fréquence, sont les transformées de Fourier discrètes (TFD) respectivement des signaux, $y_k(n)$, $s_k(n)$ et $b_k(n)$:

$$Y(f, k) = B(f, k) + S(f, k) \quad (1.10)$$

$y_y(f, k)$, $y_s(f, k)$ et $y_b(f, k)$ représentent respectivement les densités spectrales de puissance (DSP) des signaux $y(n)$, $s(n)$ et $b(n)$;

$$y_y(f, k) = y_s(f, k) + y_b(f, k) \quad (1.11)$$

Chaque signal temporel $y(n)$ peut être représenté dans le domaine fréquentiel par son module $|Y(f, k)|$ et sa phase $|\phi_y(f, k)|$ où k est un indice fréquentiel.

Dans le domaine fréquentiel, l'équation (1.11) peut être exprimée comme suit :

$$|Y(f, k)|e^{-j\phi_y(f, k)} = |S(f, k)|e^{-j\phi_s(f, k)} + |B(f, k)|e^{-j\phi_b(f, k)} \quad (1.12)$$

De même manière, le signal rehaussé $\hat{s}(n)$ s'exprime par la relation suivante :

$$\hat{s}(f, k) = |\hat{s}(f, k)|e^{-j\phi_s(f, k)} \quad (1.13)$$

1.6.2 Technique de réduction bi-capteurs

a) Mélange convolutif bi-capteur

Le mélange linéaire convolutif entre le signal de parole et le signal de bruit peut être donné par la figure suivante :

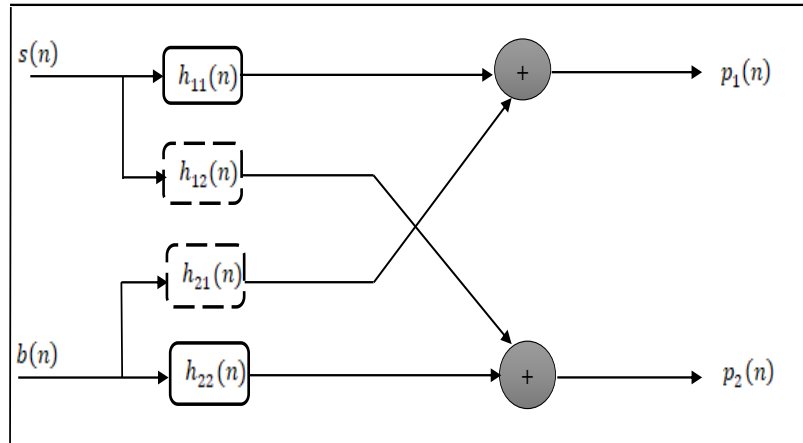


Figure 1.4. Schéma équivalent d'un mélange convolutif bi-capteur.

Dans ce cas, les deux microphones captent deux signaux $p_1(n)$ et $p_2(n)$ qui sont mélangés avec le bruit $b(n)$, ces signaux observés à la sortie de ce mélange sont écrits comme suit :

$$p_1(n) = s(n) * h_{11}(n) + b(n) * h_{21}(n) \quad (1.14)$$

$$p_2(n) = b(n) * h_{22}(n) + s(n) * h_{12}(n) \quad (1.15)$$

Où :

- $s(n)$: est le signal de parole.
- $b(n)$: est le signal de bruit.
- $h_{11}(n)$ et $h_{22}(n)$: représentent les réponses impulsionnelles des canaux directs de couplage.
- $h_{12}(n)$ et $h_{21}(n)$: représentent les effets du couplage mutuel entre les signaux.
- $p_1(n)$ et $p_2(n)$: représentent les deux signaux bruités obtenus à la sortie du mélange convolutif bi-capteur.

Parmi les techniques qui utilisent la méthode bi-capteurs on cite la technique d'annulation adaptative du bruit (ANC : Adaptativ Noise Cancellation).

b) Annulation adaptative de bruit (ANC)

La structure de cette technique est donnée par :

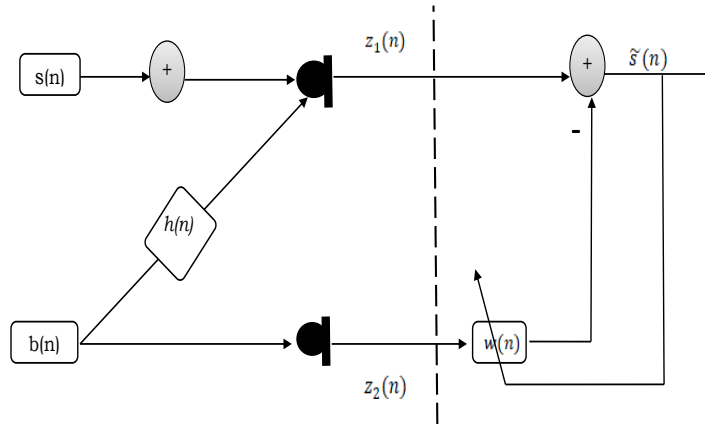


Figure 1.5. Structure d’annulation adaptative de bruit avec référence.

Considérons une observation bruitée $z_1(n)$ d’un signal $s(n)$, c-à-d :

$$z_1(n) = s(n) + b_1(n) \tag{1.16}$$

tel que :

$$b_1(n) = b(n) * h(n)$$

Supposons que l’on dispose au niveau d’un deuxième capteur d’un bruit $z_2(n)$ fortement corrélé à $b_1(n)$ mais décorrélé avec le signal $s(n)$. La relation entre $b_1(n)$ et $b(n)$ est supposé linéaire.

Le principe de cette technique (ANC) est de filtrer la référence $z_2(n)$ de manière adéquate afin d’obtenir la meilleure estimation de $b_1(n)$ (au sens de l’erreur quadratique moyenne) ce qui apporte une réduction du bruit en sortie [6].

En tenant compte de la relation linéaire entre les bruits dans les deux observations, le signal de sortie peut s’écrire sous la forme :

$$\tilde{s}(n) = z_1(n) - z_2(n) * w(n) \tag{1.17}$$

Les deux signaux $z_1(n)$ et $z_2(n)$ sont données par les relations suivantes :

$$z_1(n) = s(n) + h(n) * b(n)$$

$$z_2(n) = b(n)$$

En remplaçant $z_1(n)$ et $z_2(n)$ par leur expression dans l’équation (1.17) on obtient :

$$\tilde{s}(n) = s(n) + h(n) * b(n) - w(n) * b(n) \tag{1.18}$$

$$\tilde{s}(n) = s(n) + (h(n) - w(n)) * b(n) \tag{1.19}$$

A l'optimum, on a $w_{opt}(n) = h(n)$ et pour cette dernière égalité, le signal de parole estimée égale exactement le signal original :

$$\tilde{s}(n) = s(n) \tag{1.20}$$

1.6.3 La technique multi-capteurs de réduction de bruit

La technique de réduction de bruit multi-capteurs est utilisée pour améliorer la qualité du signal de parole estimé dans le cas où plusieurs capteurs sont utilisés.

On considère un système de réduction de bruit avec « K » capteurs dans un milieu acoustique bruité fermé, et on suppose que le milieu contient deux sources, la première est le signal de parole $s(n)$ et l'autre c'est le bruit $b(n)$. Ces deux signaux se propagent dans un milieu fermé vers les capteurs (ondes directes et indirectes) [7].

La figure suivante représente le système considéré :

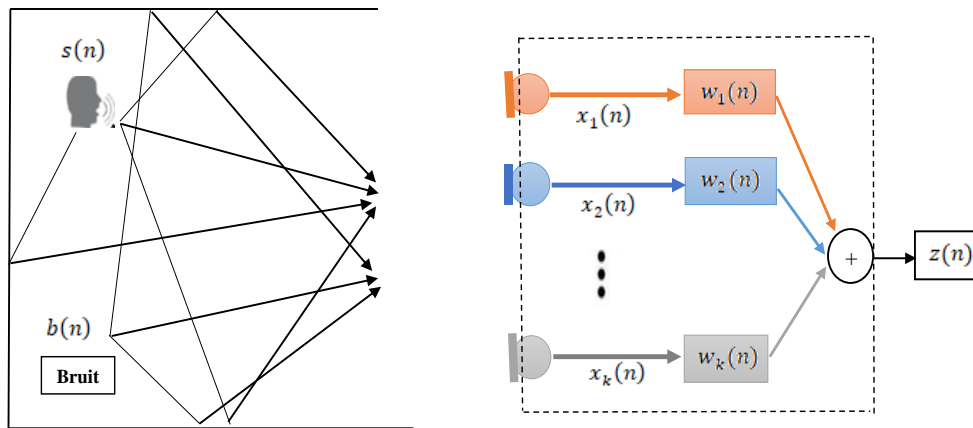


Figure 1.6. Réduction de bruit par la technique multi-capteurs.

Chaque observation $x_i(n)$ est constituée de deux composants, une partie du signal parole $s_i(n)$ et l'autre du bruit $b_i(n)$ avec : $i = 1, 2, \dots, k$.

$$x_i(n) = s_i(n) + b_i(n) \tag{1.21}$$

avec :

$$s_i(n) = s(n) * h_{si}(n), i = 1, 2, \dots, k$$

$$b_i(n) = b(n) * h_{bi}(n), i = 1, 2, \dots, k$$

On peut exprimer les signaux observés $x_i(n)$ par les équations suivantes :

$$\left\{ \begin{array}{l} x_1(n) = s(n) * h_{s1}(n) + b(n) * h_{b1}(n) \\ x_2(n) = s(n) * h_{s2}(n) + b(n) * h_{b2}(n) \\ \dots \\ x_{ik}(n) = s(n) * h_{sk}(n) + b(n) * h_{bk}(n) \end{array} \right. \tag{1.22}$$

Les réponses impulsionnelles sont des coefficients du filtre FIR de longueur M et qui est donnée par :

$$\mathbf{h}_{si} = [h_{si,1}(n)h_{si,2}(n) \dots h_{si,M}(n)]^T, \quad \text{avec } i = 1, 2, \dots, k$$

$$\mathbf{h}_{bi} = [h_{bi,1}(n)h_{bi,2}(n) \dots h_{bi,M}(n)]^T, \quad \text{avec } i = 1, 2, \dots, k$$

Dans la figure (1.6), tous les signaux observés $x_i(n)$ sont filtrés par les filtres $\mathbf{w}_i(n)$ et combinés pour obtenir le signal de parole rehaussé $z(n)$.

$$z(n) = \sum_{i=1}^k \mathbf{w}_i(n) * x_i(n) \quad (1.23)$$

Les filtres $\mathbf{w}_i(n)$ sont des filtres de type RIF de longueur M et sont données par :

$$\mathbf{w}_i(n) = [w_{i,1}(n), w_{i,2}(n), \dots, w_{i,M}(n)]^T, \quad \text{avec } i = 1, 2, \dots, k$$

Donc, le signal de parole estimé $z(n)$ peut s'exprimer sous la forme suivante :

$$z(n) = \sum_{i=1}^k \mathbf{w}_i^T(n) \mathbf{x}_i(n) \quad (1.24)$$

1.7 Séparation aveugle de sources

La technique de séparation aveugle de source (SAS) (en anglais Blind Source Separation (BSS)) est devenue très vite un domaine important dans le traitement de signal depuis son apparition, elle consiste à retrouver le signal utile (signal de parole ou signal émis par des téléphones portables), appelé aussi source, à partir de mélange convolutif ou instantané, appelé observation, le plus souvent, les observations sont des mélanges obtenus à partir d'un ensemble de capteurs. On dit séparation « aveugle » de source, car aucune connaissance a priori n'est disponible ni sur les sources, ni sur le système de mélange [9].

Il existe deux structures appelées Direct « Forward » (FBSS) et Récursive « Backward » (BBSS) qui sont utilisées pour extraire les signaux de sources à partir de la seule connaissance des signaux de mélange.

1.7.1 Structure directe (Forward)

La structure la plus utilisée est la structure directe (FBSS : Forward Blind Source Séparation) qu'est représentée par la figure (1.7). Elle est utilisée pour estimer les deux signaux originaux (avec $u_1(n)$ est le signal de parole estimé) à partir seulement des signaux observés sans aucune information ni sur le mélange ni sur les signaux sources en se basant sur l'indépendance de ces derniers.

Cette structure utilise deux filtres adaptatifs symétriques $w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$ pour identifier respectivement les deux réponses impulsionnelles $h_{12}(n)$ et $h_{21}(n)$.

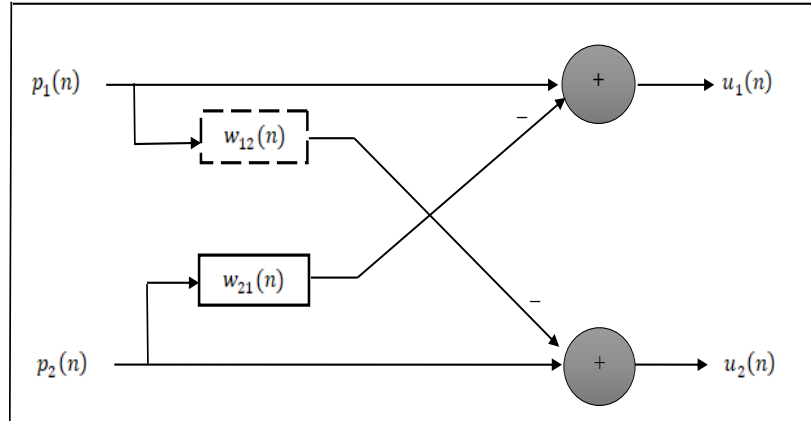


Figure 1.7. Structure symétrique directe « Forward BSS ».

La solution théorique est donnée par :

$$w_{12}^{opt}(n) = h_{12}(n) \text{ et } w_{21}^{opt} = h_{21}(n) \quad (1.25)$$

Les sorties de la structure directe sont données par les équations suivantes :

$$u_1(n) = p_1(n) - p_2(n) * w_{21}(n) \quad (1.26)$$

$$u_2(n) = p_2(n) - p_1(n) * w_{12}(n) \quad (1.27)$$

En remplaçant $p_1(n)$ et $p_2(n)$ par leurs expressions dans les équations de $u_1(n)$ et $u_2(n)$, on trouve :

$$u_1(n) = b(n) * [h_{21}(n) - w_{21}(n)] + s(n) * [\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n)] \quad (1.28)$$

$$u_2(n) = s(n) * [h_{12}(n) - w_{12}(n)] + b(n) * [\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n)] \quad (1.29)$$

En utilisant l'hypothèse d'optimalité pour les deux filtres adaptatifs ($w_{12}^{opt}(n) = h_{12}(n)$ et $w_{21}^{opt} = h_{21}(n)$), on obtient les sorties $u_1(n)$ et $u_2(n)$ selon les deux expressions suivantes [5] :

$$u_1(n) = s(n) * [\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n)] \quad (1.30)$$

$$u_2(n) = b(n) * [\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n)] \quad (1.31)$$

1.7.2 Structure réursive (Backward)

La deuxième technique de séparation aveugle est la structure réursive (BBSS) : (Backward Blind Source Séparation) qu'est présentée par la figure (1.8).

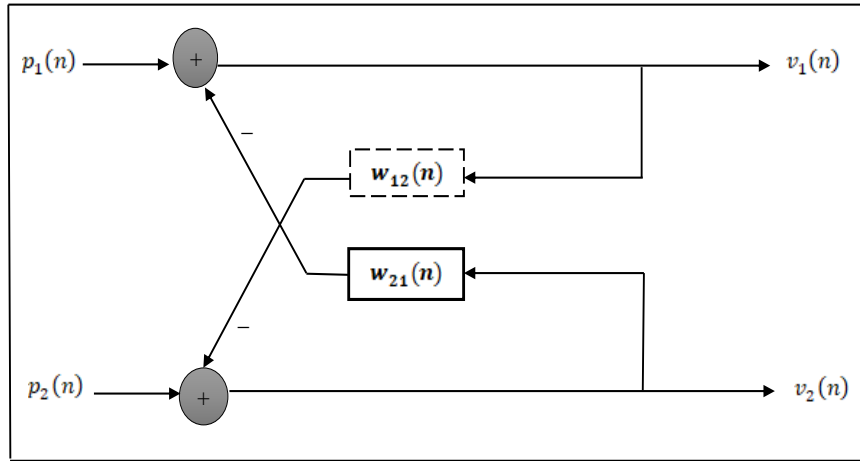


Figure 1.8. Structure symétrique récursive « Backward BSS ».

Les deux signaux de sortie $v_1(n)$ et $v_2(n)$ sont donnés par les équations suivantes :

$$v_1(n) = p_1(n) - v_2(n) * w_{21}(n) \quad (1.32)$$

$$v_2(n) = p_2(n) - v_1(n) * w_{12}(n) \quad (1.33)$$

En remplaçant les expressions $p_1(n)$ et $p_2(n)$ dans les expressions $v_1(n)$ et $v_2(n)$ respectivement, nous trouvons [5] :

$$v_1(n) = [b(n) * (h_{21}(n) - w_{21}(n)) + s(n) * (\delta(n) - h_{21}(n) * w_{21}(n))] * (\delta(n) - w_{12}(n) * w_{21}(n))^{-1} \quad (1.34)$$

$$v_2(n) = [s(n) * (h_{12}(n) - w_{12}(n)) + b(n) * (\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n))] * (\delta(n) - w_{21}(n) * w_{12}(n))^{-1} \quad (1.35)$$

En utilisant l'hypothèse d'optimalité pour les deux filtres adaptatifs, c'est-à-dire :

$w_{12}^{opt}(n) = h_{12}(n)$ et $w_{21}^{opt}(n) = h_{21}(n)$, on obtient :

$$v_1(n) = s(n) \quad (1.36)$$

$$v_2(n) = b(n) \quad (1.37)$$

1.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présentés quelques notions fondamentales sur la parole et le bruit, ainsi que les différentes techniques de réduction de bruit, et la méthode de séparation aveugle de source avec ses deux types directe et récursive.

Dans le prochain chapitre nous allons présenter le filtrage et les algorithmes adaptatif.

Chapitre 2

Filtres et Filtrage

adaptatif

2.1 Introduction

Dans ce deuxième chapitre, nous allons présenter le principe de fonctionnement du filtrage de Wiener et du filtrage adaptatif. Ensuite nous allons discuter les principaux algorithmes du filtrage adaptatif, en particulier les algorithmes du type gradient stochastique LMS (Least Mean Square), et sa version normalisé NLMS (Normalized Least Mean Square), ainsi que l'algorithme FNLMS (Fast Normalized Least Mean Square).

2.2 Filtrage de Wiener

Le filtrage de Wiener est une méthode de dé-bruitage utilisée lorsque le signal et le bruit sont stationnaire, il a été proposé par Norbert Wiener dans les années 1940, puis publié en 1949. Ce filtre a une variété d'applications en traitement du signal, traitement d'images, des systèmes de contrôle, identification de système et réduction de bruit ainsi que d'autres applications [10].

Son principe consiste à minimiser l'erreur quadratique moyenne (EQM) entre le signal désiré et la sortie du filtre linéaire. La figure (2.1) montre une représentation schématique d'un filtre de Wiener :

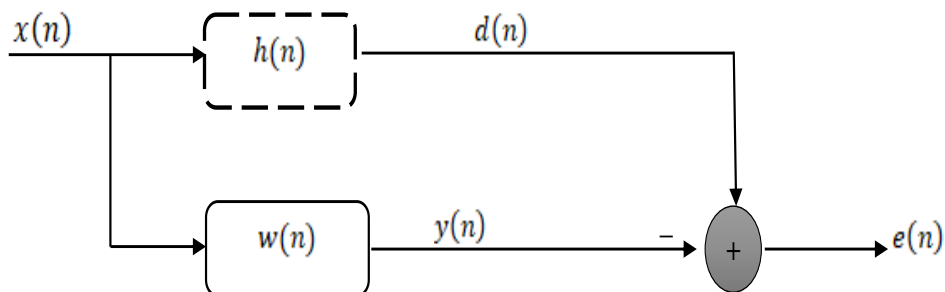


Figure 2.1. Représentation schématique d'un filtre de Wiener.

On définit :

- $x(n)$: signal d'entrée.
- $h(n)$: Système inconnu de longueur L.
- $w(n)$: filtre d'estimation.
- $y(n)$: sortie du filtre adaptatif.
- $e(n)$: signal d'erreur entre la réponse désirée et la sortie du filtre.
- $d(n)$: signal désiré.

Le signal de sortie $y(n)$ est donnée par :

$$y(n) = x(n) * w(n)$$

$$y(n) = \sum_{i=0}^{M-1} w(n) x(n-i) \quad n = 1, 2, \dots \quad (2.1)$$

avec M est la longueur du filtre $w(n)$.

On peut exprimer $y(n)$ en notation vectorielle [11] :

$$y(n) = \mathbf{w}^T(n) \mathbf{x}(n) \quad (2.2)$$

Où :

- $\mathbf{w}(n) = [w_0(n), w_1(n) \dots w_{L-1}(n)]^T$, est un vecteur de longueur L contenant les coefficients du filtre.
- $\mathbf{x}(n) = [x(n), x(n-1) \dots x(n-L+1)]^T$, est le vecteur de L données d'entrée les plus récentes.
- $(.)^T$: désigne l'opérateur de la transposition.

Le signal d'erreur du filtre de Wiener qui représente la différence entre le signal désiré $d(n)$ et le signal $y(n)$ est donnée par l'équation suivante :

$$e(n) = d(n) - y(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n) \mathbf{x}(n) \quad (2.3)$$

L'erreur quadratique moyenne (EQM) est minimisée en utilisant la fonction cout, notée j , et donnée par [1] :

$$j = E\{e^2(n)\} \quad (2.4)$$

Où :

- j : la fonction cout.
- E : L'espérance mathématique.

En annulant le gradient de l'erreur quadratique moyenne par rapport aux coefficients du filtre, on obtient les coefficients du filtre optimal \mathbf{w}_{opt} :

$$\nabla j = \frac{\partial j}{\partial \mathbf{w}}$$

On a:

$$\frac{\partial j}{\partial \mathbf{w}} = 2E\left\{e(n) \frac{\partial e(n)}{\partial \mathbf{w}}\right\} \quad (2.5)$$

$$\frac{\partial j}{\partial \mathbf{w}} = -2E\{e(n)\mathbf{x}(n)\}$$

Pour $\nabla j=0$, on aura [1] :

$$E\{e_{min} \mathbf{x}(n)\} = 0 \quad (2.6)$$

avec e_{min} est l'erreur pour laquelle j est minimisée (c.à.d. pour le filtrage optimal).

C'est le principe d'orthogonalité qui signifie que toutes les entrées, $x(n-i)$, $0 < i < L-1$, sont décorrélés de l'erreur $e_{min}(n)$ [11].

En d'autres termes, le critère J atteint son minimum si et seulement si l'erreur $e(n)$ est orthogonale aux échantillons du signal d'entrée $\{x(0), x(1), x(2), \dots\}$.

Pour le filtre optimum w_{opt} , nous avons, $E\{e_{min}x(n)\} = 0$, en développant cette équation nous obtenons [12] :

$$E\{x(n)[d(n) - x^T(n) w_{opt}]\} = 0$$

Il est possible d'écrire :

$$E\{x(n)x^T(n)\} w_{opt} = E\{x(n)d(n)\} \quad (2.7)$$

Le filtre optimal ou la solution optimale de Wiener est donné par :

$$R w_{opt} = P \leftrightarrow w_{opt} = R^{-1} P \quad (2.8)$$

- $R = E\{x(n)x^T(n)\}$ est la matrice d'autocorrélation du signal d'entrée $x(n)$. Cette matrice est définie positive, de Toeplitz et symétrique.
- $P = E\{x(n)d(n)\}$ est le vecteur d'intercorrélacion entre la sortie désirée $d(n)$ et l'entrée $x(n)$.

Dans un environnement stationnaire, le filtre de Wiener est la solution linéaire dite optimale au sens EQM au problème de filtrage. Le filtre de Wiener nécessite la connaissance de certains paramètres statistiques, en réalité ces derniers peuvent être inconnus.

Pour éviter ce problème, on utilise un filtre adaptatif qui estime périodiquement, le plus souvent à chaque échantillon, les coefficients du filtre selon un algorithme choisi.

2.3 Filtrage adaptatif

2.3.1 Définition

Le filtrage adaptatif est un dispositif très connu dans le domaine de traitement de signal, car il est utilisé dans la simulation, la réalisation ou la modélisation d'un système dont les caractéristiques évoluent dans le temps. Le filtrage adaptatif est une solution aux problèmes du filtre invariant dans le temps qui nécessite une connaissance des modèles des signaux qui ne sont souvent pas bien définies [5].

Un filtre est dite « adaptatif », si les coefficients estimés au sens d'un critère donné s'adaptent aux variations des signaux reçus. Habituellement, un vecteur d'entrée et une réponse désirée sont utilisés pour définir un vecteur d'erreurs qui contrôle l'évolution des paramètres de ce filtre [13].

Les filtres adaptatifs peuvent être classés en fonction des choix qui sont faits sur les points suivants [14] :

- Les critères d'optimisation.
- L'algorithme de mise à jour des coefficients.
- La structure du filtre programmable.
- Le type de signal traité (mono ou multidimensionnel).

2.3.2 Le principe de base

Le principe de filtrage adaptatif est donné à la figure (2.2) :

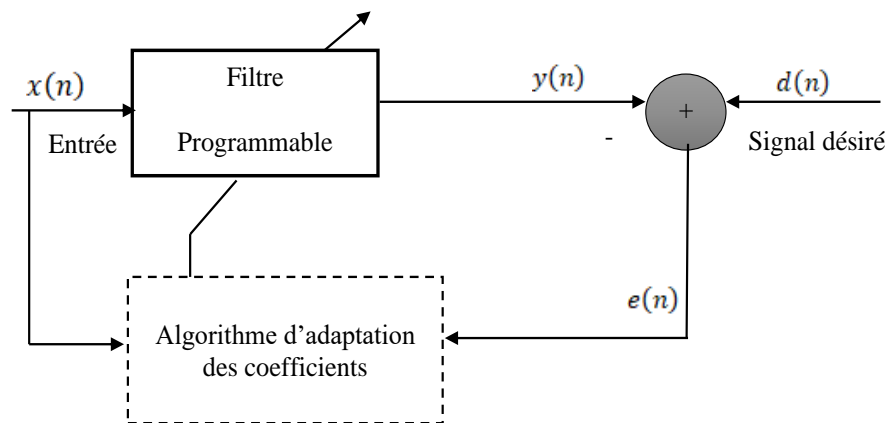


Figure 2.2. Principe d'un filtre adaptatif.

avec :

- $x(n)$: signal d'entrée.
- $y(n)$: sortie du filtre adaptatif.
- $e(n)$: signal d'erreur entre la réponse désirée et la sortie du filtre.
- $d(n)$: signal désiré.

Le principe de fonctionnement du filtrage adaptatif peut être résumé dans les deux étapes suivantes [9] :

- Le signal d'entrée $x(n)$ est convolué avec le filtre $w(n)$, ce qui donne le signal de sortie du filtre $y(n)$ qui sera comparé avec le signal désiré $d(n)$.
- Un algorithme d'adaptation prédéfini permet de calculer les coefficients du filtre $w(n)$ de façon que le signal d'erreur $e(n) = d(n) - y(n)$ soit minimisé. Il faut diminuer $e(n)$ jusqu'à l'obtention d'une valeur nulle dans certains cas. A ce moment, les coefficients du filtre adaptatif cessent de s'adapter.

2.3.3 Applications du filtrage adaptatif

Le filtrage adaptatif est un outil puissant en traitement du signal, communications numériques et contrôle automatique. Les applications sont diverses mais présentent toujours les caractéristiques suivantes : on dispose d'une entrée $x(n)$ ainsi que de la réponse désirée $d(n)$ et l'erreur $e(n)$ entre la sortie $y(n)$ et $d(n)$ sert à contrôler (adapter) les valeurs des coefficients du filtre. Ce qui différencie essentiellement les applications provient de la façon de définir la réponse désirée $d(n)$. On peut distinguer quatre grandes classes d'applications [14] :

a. Identification de systèmes

L'identification du système permet de modéliser un système inconnu. Le filtre représentant le modèle sera estimé à partir de l'observation de la différence entre la sortie du système et son estimation à la sortie du filtre. La figure (2.3) illustre le principe de l'identification, où $d(n)$ est la sortie du système que l'on souhaite identifier.

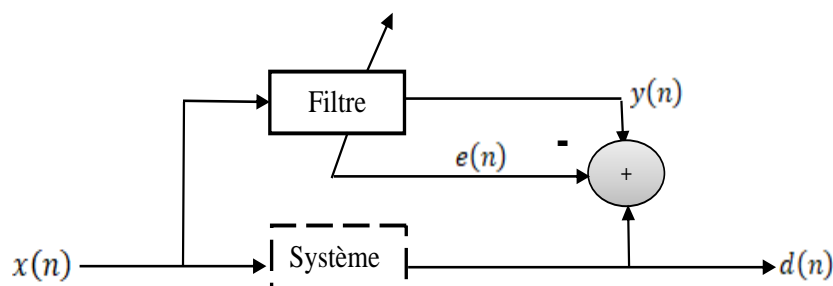


Figure 2.3. Principe de l'identification des systèmes.

b. Prédiction

La figure (2.4), illustre le principe de prédiction, qui consiste à estimer la valeur future d'un signal à partir de l'information passée. Ça peut être, par exemple, pour prévoir la position future d'un objet.

$d(n)$ est le signal à l'instant n et $y(n)$ est le signal prédit à partir du signal aux instants précédents.

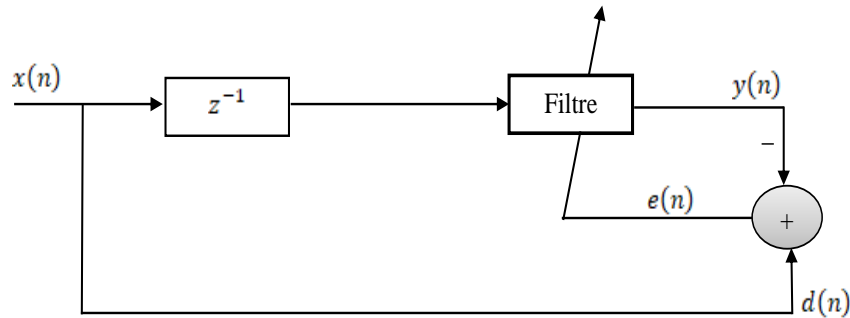


Figure 2.4. Principe de la prédiction.

c. Modélisation inverse (égalisation, déconvolution)

La figure suivante montre le principe de modélisation inverse. Il s'agit ici de reconstruire au mieux un signal de référence qui a été déformé par un processus inconnu. Le filtre adaptatif doit permettre une compensation des déformations induites par le processus. En télécommunication ce problème est désigné sous le nom de problème d'égalisation.

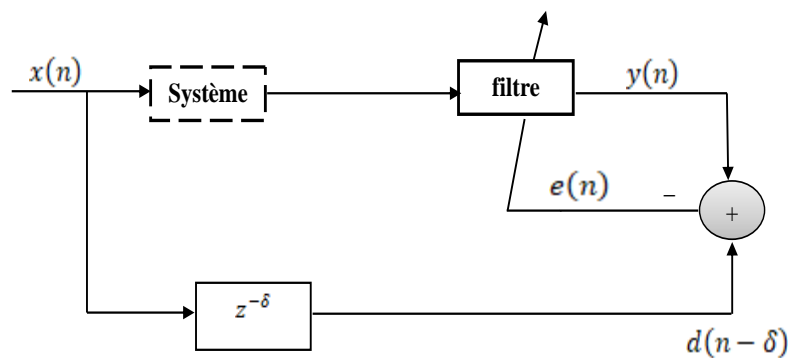


Figure 2.5. Principe de la modélisation inverse.

$d(n)$ est l'entrée (retardée) du système qu'on cherche à inverser.

d. Annulation d'interférences (annulation d'écho, de bruit)

$d(n)$ est un signal contenant le signal utile et les interférences à annuler, $x(n)$ est un signal dénué (ou presque) d'information et obtenu par un capteur proche des interférences.

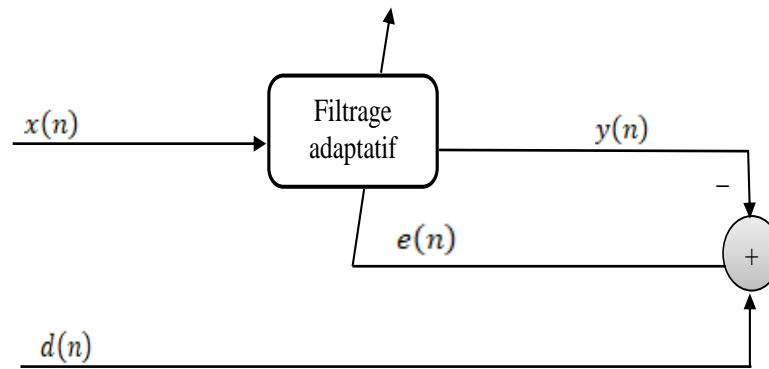


Figure 2.6. Principe d'annulation d'interférences.

2.4 Définition d'un algorithme adaptatif

L'adaptation nécessite une séquence d'apprentissage et une stratégie de mise à jour des coefficients du filtre dont l'objectif est la minimisation d'une erreur, pour cela, on utilisera des algorithmes d'optimisation.

Un algorithme est une procédure utilisée pour ajuster les coefficients du filtre adaptatif par ordre pour minimiser un critère prescrire, il est déterminé par la définition de la méthode de recherche [15].

2.5 critères de comparaison et choix des algorithmes adaptatifs

Le schéma suivant présente les principaux critères qui affectent le choix de l'algorithme adaptatif :

- **Désajustement :**
 - La différence entre la moyenne d'ensemble de l'erreur quadratique et l'erreur quadratique minimale obtenue avec Wiener.
- **Robustesse :**
 - Résistance au mauvais conditionnement des données.
- **Complexité :**
 - Nombre d'opérations par itération + place mémoire nécessaire (programme et données).
- **Taux de convergence :**
 - Nombre d'itérations pour converger suffisamment près de la solution de Wiener.
- **Stabilité Numérique :**
 - Influence des erreurs de quantification, problème de la propagation des erreurs.

Figure 2.7 : Critères de choix d'un algorithme adaptatif.

2.6 Présentation des algorithmes adaptatifs

Il existe trois grandes familles des algorithmes de filtrage adaptatif, soit la famille des moindres carrés récursifs RLS (Réursive Least Square), la famille du gradient stochastique LMS (Least Mean Square) et l'autre des projections affine. Dans cette étude, notre intérêt porte sur la famille LMS, la formulation de base du LMS et LMS normalisé ainsi que sa version rapide FNLMS seront alors décrites.

2.6.1 Algorithme du gradient stochastique LMS

Cet algorithme est connu aussi sous le nom de l'algorithme des moindres carrés moyens (en anglais : Least Mean Square, noté LMS). Il est considéré comme l'algorithme le plus utilisé pour l'ajustage des coefficients d'un filtre adaptatif pour sa simplicité de calcul et sa robustesse. L'algorithme LMS est une approximation de l'algorithme du gradient déterministe [15], son principe de fonctionnement est donné à la figure suivante :

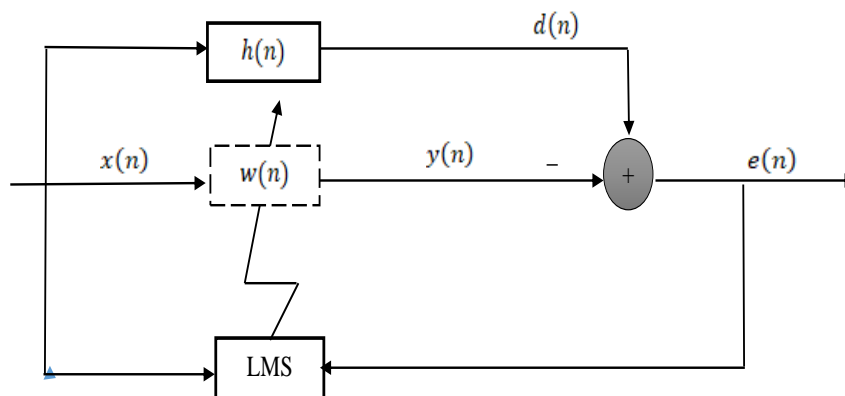


Figure 2.8. Schéma représentatif de l'algorithme LMS.

avec :

- $x(n)$: signal d'entrée.
- $d(n)$: signal désiré (référence).
- $h(n)$: système inconnu de longueur L.
- $w(n)$: filtre d'estimation.
- $y(n)$: sortie du filtre.
- $e(n)$: signal d'erreur entre le signal désiré $d(n)$ et le signal $y(n)$.

$e(n)$ est donné par l'équation suivante :

$$e(n) = d(n) - y(n) = d(n) - \mathbf{x}^T(n) \mathbf{w}(n)$$

avec :

$$\begin{aligned}\mathbf{w}(n) &= [w(n), w(n-1), \dots \dots w(n-L+1)]^T \\ \mathbf{x}(n) &= [x(n-1), x(n-2), \dots \dots x(n-L)]^T\end{aligned}$$

L'équation de la mise à jour est donnée par :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \frac{1}{2} \mu \frac{\partial j[\mathbf{w}(n)]}{\partial [\mathbf{w}(n)]} \quad (2.9)$$

Le pas d'adaptation μ est ajouté pour contrôler la vitesse de convergence de l'algorithme, il dépend de l'énergie de $x(n)$ tel que :

$$0 < \mu < \frac{1}{L\sigma_x^2}$$

avec :

- L : est la taille du filtre adaptatif.
- σ_x^2 : est l'énergie du signal d'entrée $x(n)$.

On a :

$$\partial j[\mathbf{w}(n)] = E\{e^2(n)\} \quad (2.10)$$

Donc :

$$\begin{aligned}\frac{\partial j[\mathbf{w}(n)]}{\partial \mathbf{w}(n)} &= -2E\{\mathbf{x}(n)e(n)\} \\ \frac{\partial j[\mathbf{w}(n)]}{\partial \mathbf{w}(n)} &= -2E\{\mathbf{x}(n)d(n)\} + 2E\{\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n)\}\end{aligned} \quad (2.11)$$

On peut écrire :

$$\frac{\partial j[\mathbf{w}(n)]}{\partial \mathbf{w}(n)} = -2\mathbf{P} + 2\mathbf{R}\mathbf{w}(n)$$

- \mathbf{P} est la fonction d'intercorrélation entre le signal désiré $d(n)$ et le signal d'entrée $x(n)$, exprimée par l'équation suivante :

$$\mathbf{P} = E\{\mathbf{x}(n)d(n)\}$$

- \mathbf{R} est la fonction d'autocorrélation du signal d'entrée $x(n)$, qui est exprimée par l'équation suivante :

$$\mathbf{R} = E\{\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)\}$$

En simplifiant l'équation (2.9) on trouve :

$$\begin{aligned}\mathbf{w}(n+1) &= \mathbf{w}(n) + \mu [\mathbf{P} - \mathbf{R}\mathbf{w}(n)] \\ \mathbf{w}(n+1) &= \mathbf{w}(n) + \mu \mathbf{x}(n)[d(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n)]\end{aligned}$$

Donc, l'équation de mise à jour des coefficients par l'algorithme LMS est donnée par :

$$\mathbf{w}(n + 1) = \mathbf{w}(n) + \mu \mathbf{x}(n)e(n) \tag{2.12}$$

Puisque le pas d'adaptation μ est constant et dépend de l'énergie du signal $x(n)$, l'algorithme LMS aura du mal à s'adapter pour les signaux non-stationnaires (l'énergie qui varie avec le temps), c'est pour cette raison qu'un autre algorithme appelé NLMS a été mise en place.

2.6.2 Algorithme du gradient stochastique normalisé NLMS

Une variante de l'algorithme LMS appelée algorithme NLMS normalisé (en anglais : Normalized Least Mean Square), qui permet de mieux converger pour les signaux d'entrée(parole) qui ont une grande variation de l'énergie (signaux non-stationnaire), et cela en normalisant le pas d'adaptation μ dans l'algorithme LMS par l'énergie du signal d'entrée $x(n)$ [16].

L'avantage de l'algorithme LMS Normalisé par rapport à l'algorithme LMS est que son pas d'adaptation est rendu indépendant de la variance du signal d'entrée.

Dans la formule qui suit, le pas d'adaptation μ de l'algorithme LMS est remplacé par le nouveau pas d'adaptation μ_n défini à chaque itération par [17]:

$$\mu_n = \frac{\mu}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)} \tag{2.13}$$

Le principe le fonctionnement de l'algorithme NLMS est donnée à la figure suivante :

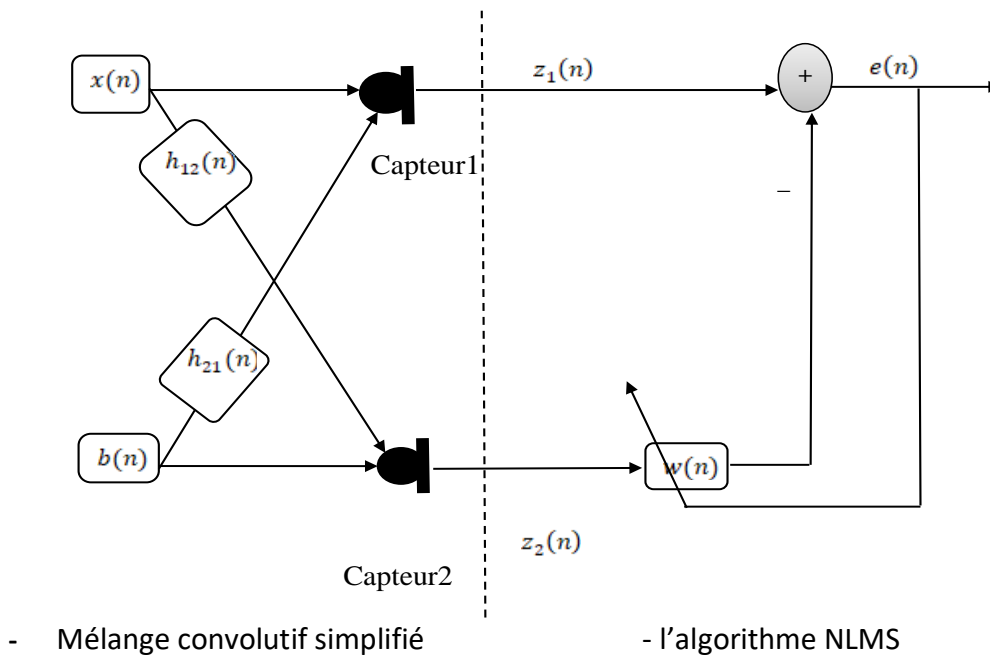


Figure 2.9. Principe de fonctionnement de l'algorithme NLMS

avec :

- $x(n)$: signal de parole.
- $b(n)$: signal de bruit.
- $h_{12}(n)$: réponse impulsionnelle croisée (entre la voie 1 et le capteur 2).
- $h_{21}(n)$: réponse impulsionnelle croisée (entre la voie 2 et le capteur 1).
- z_1 et z_2 : les sorties des capteurs 1 et 2 respectivement.
- $w(n)$: filtre estimé.
- $e(n)$: signal d'erreur.

Les sorties z_1 et z_2 sont données par les équations suivantes :

$$z_{1(n)} = x(n) + b(n) * h_{21}(n) \quad (2.14)$$

$$z_{2(n)} = b(n) + x(n) * h_{12}(n) \quad (2.15)$$

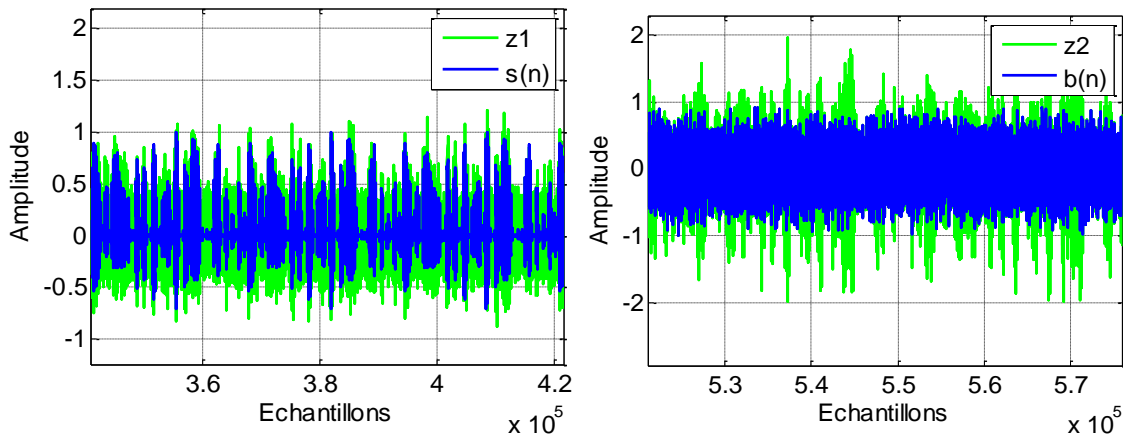


Figure 2.10. Exemples de signaux de mélanges z_1 et z_2 .

On définit pour z_1 et z_2 respectivement, le rapport signal à bruit SNR_1 et SNR_2 qui sont donnés par les équations suivantes :

$$SNR_1 = 10 \log_{10} \left(\frac{Ex_1}{Eb_1} \right)$$

$$SNR_2 = 10 \log_{10} \left(\frac{Ex_2}{Eb_2} \right)$$

Le signal d'erreur $e(n)$ est donné par :

$$e(n) = z_1(n) - z_2(n) * w(n) \quad (2.16)$$

En remplaçant z_1 et z_2 par leurs équations on obtient :

$$e(n) = x(n) + b(n) * h_{21}(n) - (b(n) + x(n) * h_{12}(n)) * w(n)$$

$$e(n) = x(n) * [\delta(n) - h_{12}(n) * w(n)] + b(n) * [h_{21}(n) - w(n)]$$

L'intérêt de cet algorithme est de faire converger le filtre estimé $w(n)$ le plus proche possible du filtre réel $h_{21}(n)$. De façon plus simple, le bruit est supprimé si :

$$w(n) = h_{21}(n)$$

L'équation de mise à jour des coefficients du filtre adaptatif par l'algorithme NLMS est donnée par [17] :

$$w(n+1) = w(n) + \frac{\mu}{x^T(n)x(n)+\varepsilon} e(n)x(n) \quad (2.17)$$

Le paramètre ε est utilisé pour éviter la division sur zéro.

L'algorithme NLMS converge si le pas d'adaptation μ appartient à l'intervalle]0,2[.

Bien que l'algorithme NLMS présente une solution pour les signaux à une grande variation d'énergie mais il converge lentement pour les signaux fortement corrélés.

2.6.3 Algorithme NLMS à convergence rapide (FNLMS)

L'algorithme FNLMS (fast normalized least mean square) est obtenu à partir d'une simplification de l'algorithme FTF (Fast Transversal Filter), où le gain d'adaptation est calculé en annulant complètement les prédicteurs aller et retour de l'algorithme FTF [11].

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

$$w(n) = w(n-1) - \mu_{FNLMS} \gamma(n) \tilde{k}(n) e(n) \quad (2.18)$$

Où :

- $e(n)$ est l'erreur de filtrage a priori donnée par la relation suivante :

$$e(n) = d(n) - w^T(n-1)x(n)$$

- μ_{FNLMS} est une constante supplémentaire introduite pour mieux contrôler la stabilité de l'algorithme.

D'après, la relation d'adaptation du gain de Kalman dual, $\tilde{k}(n)$ peut s'écrire en faisant intervenir un prédicteur aller $\alpha(n)$ et un prédicteur retour $\bar{r}(n)$:

$$\begin{bmatrix} \tilde{k}(n) \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \tilde{k}(n-1) \end{bmatrix} - \frac{\bar{e}_a(n)}{\lambda \alpha(n-1)} \begin{bmatrix} 1 \\ -\alpha(n-1) \end{bmatrix} + \frac{\bar{e}_r(n)}{\lambda \beta(n-1)} \begin{bmatrix} -\bar{r}(n-1) \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2.19)$$

Où :

- $\bar{e}_a(n)$ et $\alpha(n)$ désignent respectivement l'erreur de prédiction aller et sa variance.

- Les variables $\bar{e}_r(n)$ et $\beta(n)$ sont l'erreur de prédiction retour et sa variance, respectivement.
- La constante λ est un facteur d'oubli exponentiel.

Dans l'algorithme FNLMS, le gain de Kalman dual $\tilde{\mathbf{k}}(n)$ est évalué en éliminant complètement les prédicteurs aller et retour ($\alpha(n) = \bar{r}(n) = 0$) de (2.19) et en utilisant seulement une erreur de prédiction aller du signal d'entrée noté $\bar{e}(n)$ au lieu de $\bar{e}_a(n)$:

$$\begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{k}}(n) \\ c(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{\bar{e}(n)}{\lambda \alpha(n-1) + c_0} \\ \tilde{\mathbf{k}}(n-1) \end{bmatrix} \quad (2.20)$$

- c_0 est une petite constante positive utilisée pour éviter les divisions par des petites valeurs en absence du signal d'entrée $x(n)$.

La variance de l'erreur de prédiction aller $\alpha(n)$ est donnée par :

$$\alpha(n) = \lambda c \alpha(n-1) + \bar{e}^2(n) \quad (2.21)$$

L'utilisation de l'erreur de prédiction $\bar{e}(n)$ au lieu de $x(n)$ dans (2.20) est importante pour la vitesse de convergence car elle introduit un blanchiment du signal d'entrée $x(n)$. L'erreur de prédiction $\bar{e}(n)$ peut être calculée indépendamment du gain de Kalman dual par n'importe quel autre algorithme adaptatif. Afin d'obtenir un algorithme efficace en termes de complexité de calcul, l'erreur de prédiction $\bar{e}(n)$ est générée à l'aide d'un prédicteur du premier ordre :

$$\bar{e}(n) = x(n) - \alpha x(n-1) \quad (2.22)$$

Le coefficient de prédiction α est calculé en minimisant l'EQM $E(\bar{e}^2(n))$ [18] :

$$\alpha = \frac{E[x(n)x(n-1)]}{E[x^2(n-1)]} = \frac{r_1}{r_0} \quad (2.23)$$

Le coefficient de prédiction α est évalué par des estimateurs récursifs comme suit :

$$\alpha(n) = \frac{r_1(n)}{r_0(n) + c_a} \quad (2.24)$$

Où :

- r_1 désigne la puissance du signal d'entrée $x(n)$, il est calculé par la formule suivante :

$$r_1(n) = \lambda_a r_1(n-1) + x(n)x(n-1) \quad (2.25)$$

- r_0 désigne le premier coefficient de la fonction d'autocorrélation du signal d'entrée $x(n)$, il est donné par :

$$r_0(n) = \lambda_a r_0(n-1) + x^2(n) \quad (2.26)$$

Où, λ_a est un facteur d'oubli et c_a est une constante de régularisation.

Pour calculer la variable de vraisemblance $\gamma(n)$, plusieurs équations peuvent être utilisées, parmi ces équations on présente la suivante :

$$\gamma(n) = \frac{1}{(1-\tilde{K}(n-1)^T x(n))} \quad (2.27)$$

2.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons vu une aperçue sur le filtrage adaptatif et ses applications. Ensuite, on a présenté les différents algorithmes de la famille de gradient stochastique plus précisément les algorithmes LMS, NLMS et FNLMS.

Dans le prochain chapitre, nous allons présenter un nouvel algorithme automatique dédié pour la réduction du bruit acoustique bi-capteurs.

Chapitre 3

**Proposition d'un nouvel
algorithme du FNLMS automatique**

3.1 Introduction

Dans le but de reconstituer un signal de parole plus proche que possible du signal d'entrée, en éliminant au maximum le signal indésirable, nous proposons un nouvel algorithme FNLMS automatique par la technique de réduction de bruit bi-capteurs à travers une séparation aveugle de source. Nous avons déjà présenté dans le premier chapitre les notions générales sur la méthode de réduction de bruit bi-capteur ainsi que la technique de séparation aveugle de source.

Dans ce qui suit, nous présentons le nouvel algorithme : FNLMS automatique.

3.2 Principe de détecteur d'activité vocale

Un algorithme de détection d'activité vocale (DAV) est capable de distinguer entre les zones d'activité et d'inactivité de parole et cela pour contrôler l'adaptation du filtre $w(n)$. Ce contrôle adaptatif est le suivant : le filtre $w(n)$ s'adapte uniquement dans les périodes de silence (c'est-à-dire absence de parole et présence seulement du bruit).

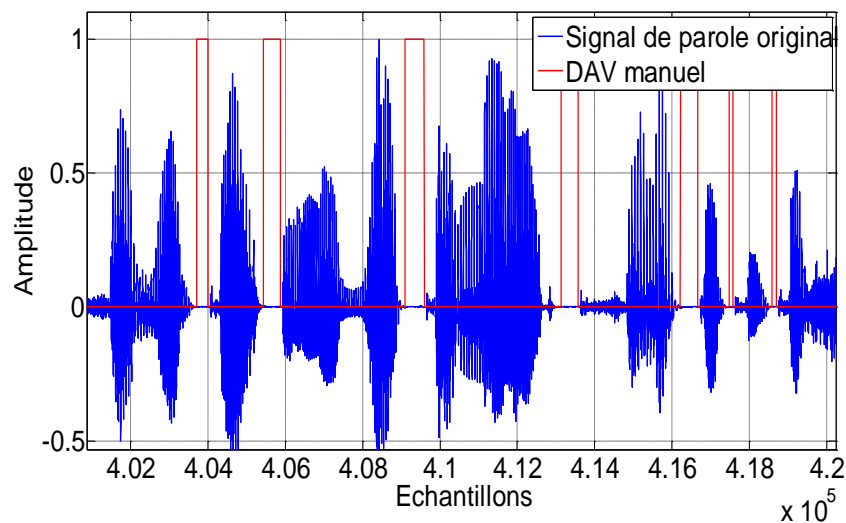


Figure 3.1. Signal de parole original avec sa DAV.

3.3 Principe du nouvel algorithme FNLMS automatique

Le principe de ce nouvel algorithme consiste à utiliser un mécanisme capable de déterminer de façon automatique les zones d'activité et d'inactivité de parole afin de contrôler l'adaptation du filtre estimé sans avoir besoin d'un détecteur d'activité vocal manuel (DAV).

Pour réaliser ce système automatique, nous devons relier l'algorithme FNLMS avec un bloc de contrôle dont son rôle principal se résume en faisant des comparaisons entre

certaines paramètres, pour qu'il puisse à la fin prendre une décision sur la présence ou l'absence de la parole.

3.4 Développement du nouvel algorithme proposé

Nous présentons ci-dessous chaque bloc de notre système automatique en donnant ses équations mathématiques :

- **Bloc 1 : Bloc de mélange**

Le mélange utilisé dans ce système est un mélange convolutif bi-capteurs, qui est donné par la figure suivante :

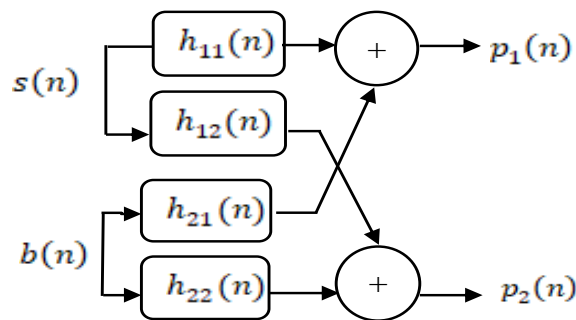


Figure 3. 2. Figure représentative du bloc de mélange.

Les sorties de ce mélange sont données par :

$$p_1(n) = h_{11}(n) * s(n) + h_{21}(n) * b(n) \quad (3.1)$$

$$p_2(n) = h_{12}(n) * s(n) + h_{22}(n) * b(n) \quad (3.2)$$

tel que :

- $s(n)$: est un signal de parole (signal utile).
- $b(n)$: est un signal de bruit qu'on cherche à supprimer.
- $h_{11}(n)$ et $h_{22}(n)$: sont les réponses impulsionnelles directes de chaque canal.
- $h_{12}(n)$ et $h_{21}(n)$: sont les effets de couplage croisé entre les signaux.
- « * » : représente l'opérateur de convolution.

Pour simplifier le modèle du mélange cité plus haut, on prend en considération certaines suppositions :

- $h_{11}(n)$ et $h_{22}(n)$ sont supposées égaux à une impulsion de Dirac, i.e. :

$$h_{11}(n) = h_{22}(n) = \delta(n)$$

- Un microphone est placé près de locuteur et l'autre près de la source du bruit.

Dans ce cas, les équations (3.1) et (3.2) deviennent :

$$p_1(n) = s(n) + h_{21}(n) * b(n) \quad (3.3)$$

$$p_2(n) = h_{12}(n) * s(n) + b(n) \quad (3.4)$$

La structure simplifiée du bloc 1 devient comme suit :

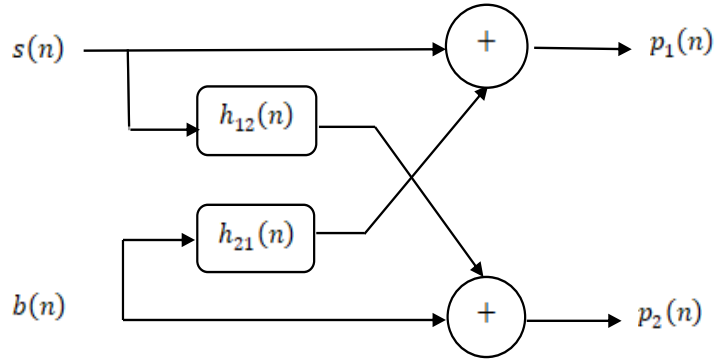


Figure 3.3. Structure simplifiée du bloc de mélange.

On définit RSB_1 et RSB_2 , qui représentent les valeurs rapport signal à bruit sur les deux voies :

$$RSB_1 = 10 \log_{10} \frac{E_s}{\alpha_1 E_b}$$

$$RSB_2 = 10 \log_{10} \frac{E_s}{\alpha_2 E_b}$$

avec :

$$\alpha_1 = \frac{E_s}{E_b} 10^{-\frac{RSB_1}{10}}$$

$$\alpha_2 = \frac{E_s}{E_b} 10^{-\frac{RSB_2}{10}}$$

tel que :

- E_s : est l'énergie du signal de parole.
- E_b : est l'énergie du signal de bruit.

En introduisant les paramètres α_1 et α_2 , les équations (3.3) et (3.4) deviennent :

$$p_1(n) = s(n) + (h_{21}(n) * b(n))\alpha_2 \quad (3.5)$$

$$p_2(n) = h_{12}(n) * s(n) + b(n)\alpha_1 \quad (3.6)$$

- **Bloc 2 : Bloc de l'algorithme NLMS**

Le bloc de l'algorithme NLMS minimise l'EQM entre la sortie du filtre et une réponse désirée en mettant à jour les coefficients du réponse impulsionnelle $w(n)$, l'équation de mise à jour est la suivante :

$$u(n) = p_1(n) - v(n) \quad (3.7)$$

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\mu}{\mathbf{p}_2^T(n)\mathbf{p}_2(n)+\varepsilon} \mathbf{p}_2(n)u(n) \quad (3.8)$$

Avec, $v(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{p}_2(n)$, et $\mathbf{p}_2(n) = [p_2(n), \dots, p_2(n-L+1)]^T$ est le vecteur de signal d'entrée de L échantillons, et μ est le pas d'adaptation, qui doit être choisir entre 0 et 2 pour assurer une bonne convergence de l'algorithme NLMS.

Ce bloc nous communique une information sur l'énergie proportionnelle aux signaux du parole et du bruit, et sur laquelle nous allons estimer, par la suite, le SNR.

- **Bloc 3 : Bloc de calcul du SNR et le circuit de prise de décision**

Ce bloc est utilisé dans un premier lieu, pour estimer le SNR, puis en utilisant ce SNR nous allons prendre une décision sur l'activité vocale ou le silence (inactivité vocale). Il est calculé par la relation suivante :

$$SNR = 10 \log \left(\frac{E_u}{E_v} \right) \quad (3.9)$$

E_u et E_v sont les valeurs des énergies du signal de parole et du bruit respectivement et qui sont calculé comme suit :

$$E_u = \sum_{i=0}^{L-1} |u(i)|^2 \quad (3.10)$$

et

$$E_v = \sum_{i=0}^{L-1} |v(i)|^2 \quad (3.11)$$

Une fois le SNR est estimé, nous allons fixer une valeur seuille (SNRseuil) qui va permettre de distinguer entre les périodes de silence qui correspondent aux petites valeurs du SNR et les périodes d'activité vocale qui correspondent aux grandes valeurs du SNR. Cela peut être formulé mathématiquement par :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{si } SNR > SNR_{seuil} \rightarrow \gamma = 0 \\ \text{si } SNR \leq SNR_{seuil} \rightarrow \gamma = 1 \end{array} \right. \quad (3.12)$$

Une nouvelle valeur de l'erreur de filtrage est calculée en combinant cette décision γ avec l'erreur du filtrage de l'algorithme FNLMS ($e(n)$), cette nouvelle erreur est donnée par la relation suivante :

$$\hat{e}(n) = \gamma e(n) \tag{3.13}$$

- **Bloc 4 : Nouvel algorithme FNLMS automatique**

Nous présentons la figure suivante qui schématise ce bloc :

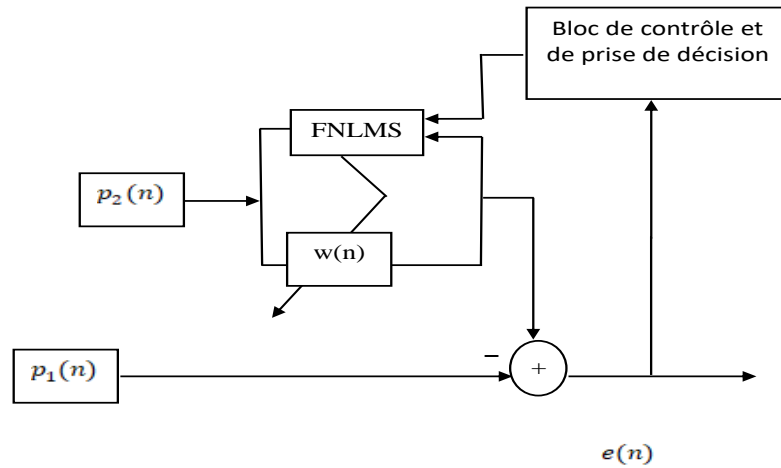


Figure 3.4. Schéma représentatif de l'algorithme FNLMS automatique.

Pour ce nouvel algorithme NLMS à convergence rapide que nous avons automatisé, l'erreur de filtrage est comme suit :

$$e(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{s}(n) \tag{3.14}$$

La nouvelle expression de l'équation de mise à jour du filtre de l'algorithme FNLMS automatique est donnée par :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n - 1) - \mu_{FNLMS} \gamma(n) \tilde{\mathbf{k}}(n) \hat{e}(n) \tag{3.15}$$

Avec, μ_{FNLMS} doit être inclus entre 0 et 1.

La figure (3.5) présente un schéma détaillé de notre algorithme proposé, qui englobe tous les blocs déjà discuté ci-dessus.

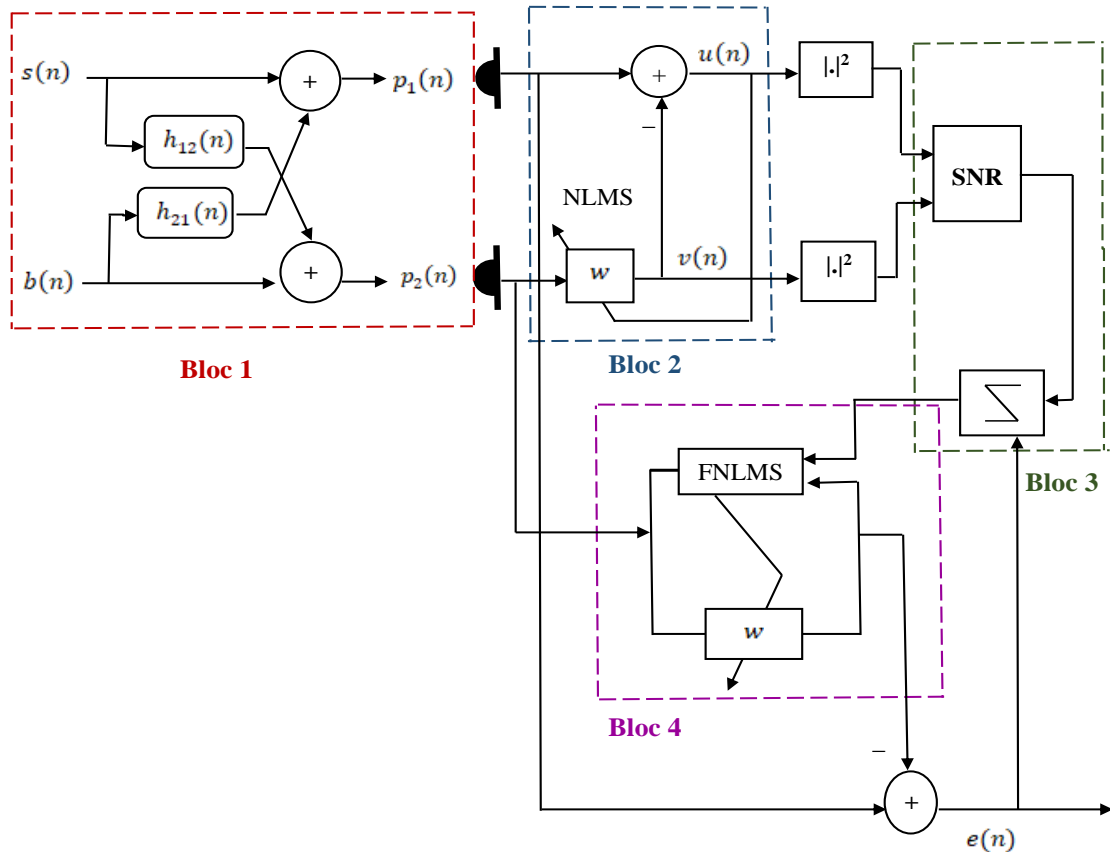


Figure 3.5. Schéma détaillé du système proposé.

Pour mieux comprendre le principe de fonctionnement de cet algorithme, nous présentons à la figure (3.6) trois signaux : (i) le signal de parole original, (ii) l'évolution du rapport signal à bruit (SNR), (iii) et le signal de segmentation manuel du signal du parole.

En faisant un zoom sur une partie de cette figure, nous apercevons clairement que le SNR atteint des valeurs très petites dans les zones de silence (absence de parole). Une fois qu'on choisit une valeur de SNRseuil appropriée, le circuit de prise de décision doit faire des comparaisons déjà expliquées mathématiquement par (3.12) entre le SNR d'entrée et le SNRseuil, donc l'estimation du bruit et l'adaptation des coefficients du filtre $w(n)$ se font uniquement lors des périodes de silence qui sont bien détecté par notre système automatique proposé.

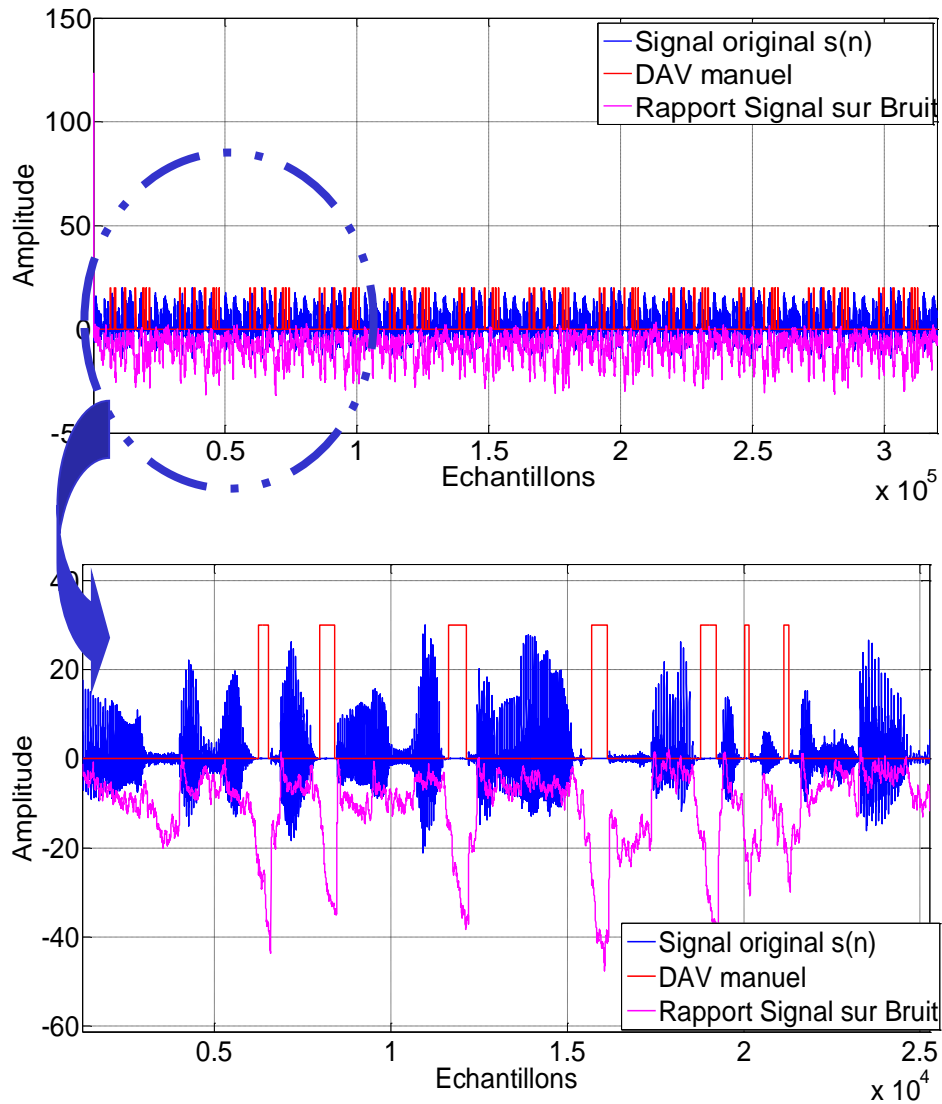


Figure 3.6. Signal original avec sa DAV et le rapport signal sur bruit

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté notre nouvel algorithme automatique FNLMS, ainsi que sa formulation mathématique. Ce système automatique, permet à l'algorithme FNLMS de fonctionner sans le contrôle d'un détecteur d'activité vocale manuel, ce qui lui permet d'être plus rapide, plus utile et performant.

Dans le chapitre suivant, nous allons présenter les résultats de simulation de l'algorithme FNLMS automatique comparé aux algorithmes NLMS et FNLMS classiques en fonction de certains critères.

Chapitre 4



Résultats des simulations

4.1 Introduction

Dans le présent chapitre, nous présentons les résultats de simulation obtenus par le logiciel de simulation Matlab.

D'abord, Nous commençons par une brève présentation sur les signaux source utilisés dans cette étude (parole et bruit), et les réponses impulsionnelles. Ensuite, nous exposons une simulation comparative entre les trois algorithmes adaptatifs NLMS classique, FNLMS classique et le nouvel algorithme FNLMS automatique. Les performances sont étudiées selon trois critères : le système Mismatch (SM), le rapport signal à bruit segmenté (SegSNR), et l'erreur quadratique moyenne segmentée (SegMSE).

4.2 Description des signaux de simulation

Au cours de cette étude, nous avons utilisé les signaux suivants :

4.2.1 Signal de parole

La parole est un signal acoustique d'énergie finie, décorrélé et non stationnaire. Le signal de parole utilisé dans cette simulation est échantillonné par une fréquence d'échantillonnage de 8 kHz, et prononcé par un locuteur masculin qui contient le message vocal suivant : « un loup s'est jeté immédiatement sur la petite chèvre », la figure (4.1) présente le signal de parole et son spectre.

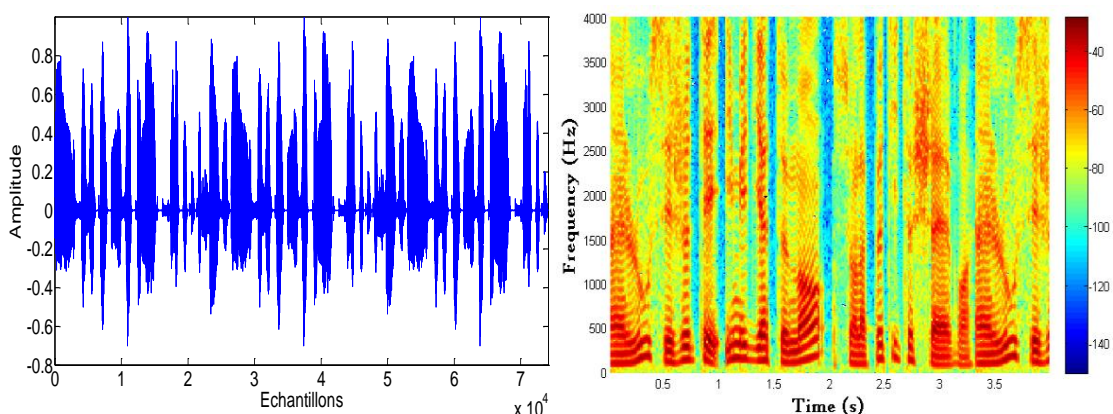


Figure 4.1. Signal de parole original avec son spectrogramme.

4.2.2 Signaux de bruit

a. Bruit blanc

Un bruit blanc est un processus aléatoire stationnaire dont ses échantillons sont des variables aléatoires décorrélés, il est caractérisé par une densité spectrale de puissance identique pour toutes les fréquences. Ce type de bruit est utilisé pour étudier la stabilité de l'algorithme adaptatif. La figure suivante représente le signal de bruit blanc et son spectrogramme.

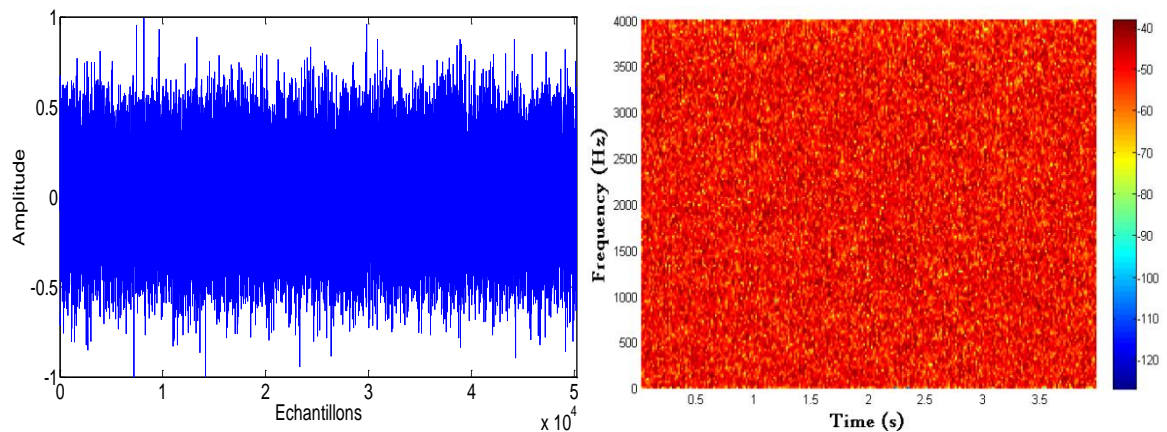


Figure 4.2. Signal de bruit blanc et son spectrogramme.

b. Bruit USASI

Le bruit USASI (United States of American Standard Institute) est un processus stationnaire dont les échantillons sont des variables corrélées, il est caractérisé par un spectre similaire au spectre moyen de la parole. Ce type de bruit est utilisé pour estimer la vitesse de convergence des algorithmes adaptatifs et leur capacité de poursuite. La figure (4.3) présente le signal de bruit USASI ainsi que son spectrogramme.

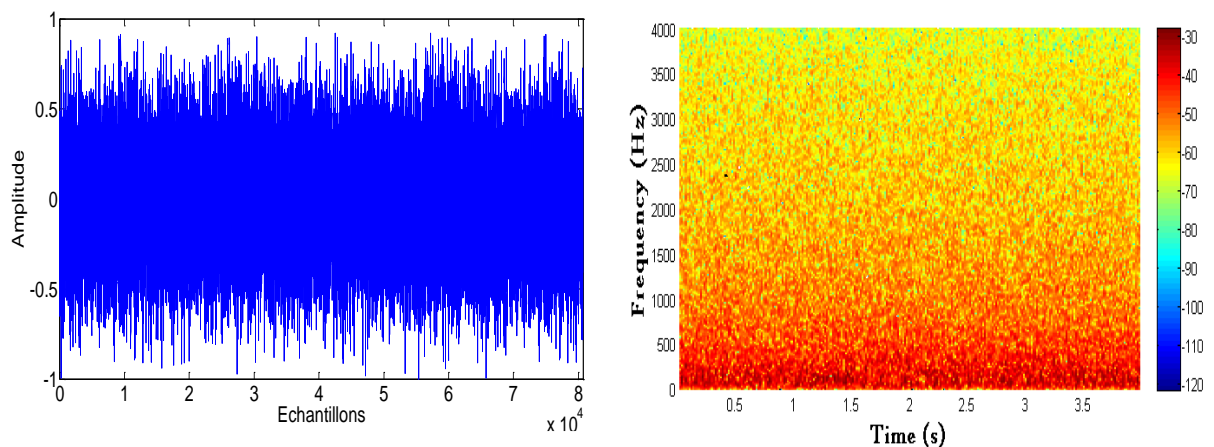


Figure 4.3. Signal de bruit USASI et son spectrogramme.

4.2.3 Réponses impulsionnelles

Nous présentons deux exemples de réponses impulsionnelles h_{12} et h_{21} générées par une fonction exponentielle amortie avec une taille du filtre égale à 64. Elles sont représentées par les figures (4.4) et (4.5) respectivement :

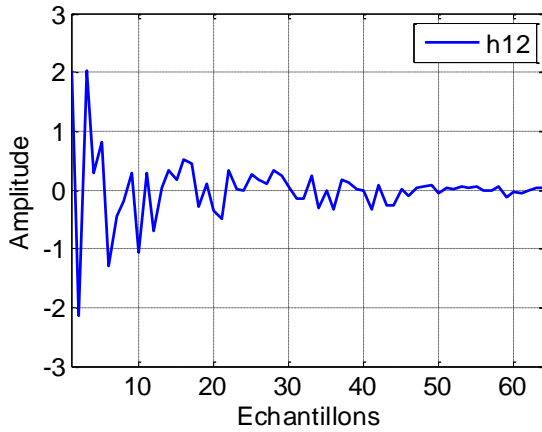


Figure 4.4. Réponse impulsionnelle $h_{12}(n)$ avec $L=64$.

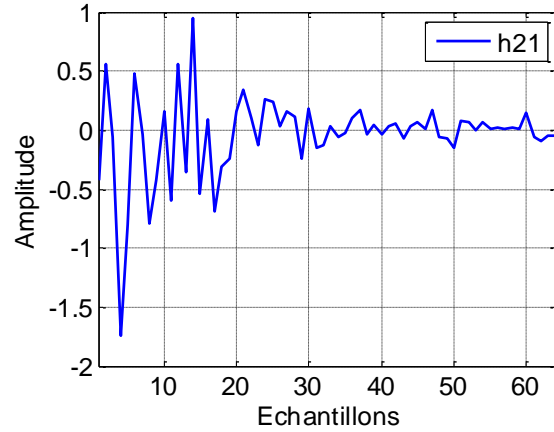


Figure 4.5. Réponse impulsionnelle $h_{21}(n)$ avec $L=64$.

4.2.4 Signaux de mélange convolutif

Les signaux de sortie de mélange convolutif, noté $p_1(n)$ et $p_2(n)$ sont représentés par les figures (4.6) et (4.7) respectivement ainsi que leur spectrogramme, obtenus avec un bruit USASI avec une valeur du SNR égale à 0 dB sur les deux voies et une taille du filtre $L=64$.

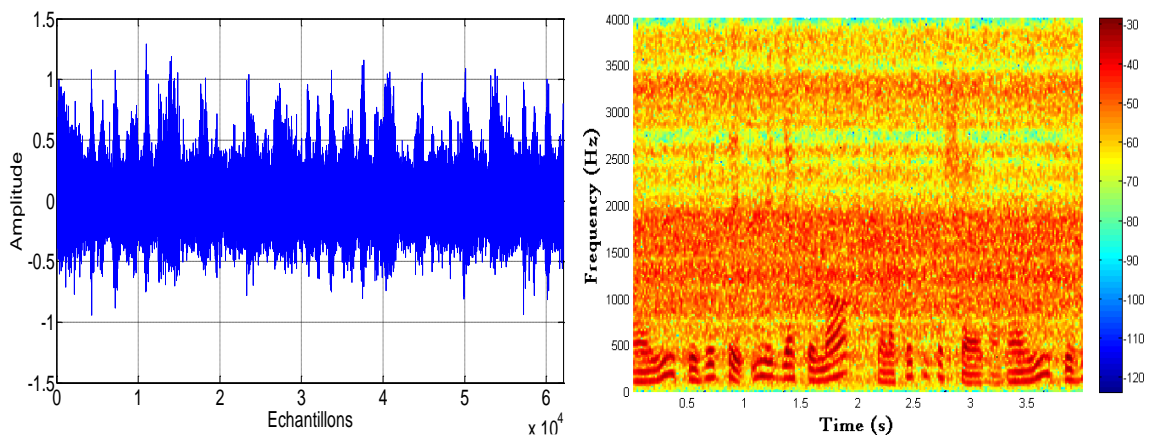


Figure 4.6. Signal de mélange $p_1(n)$ et son spectrogramme.

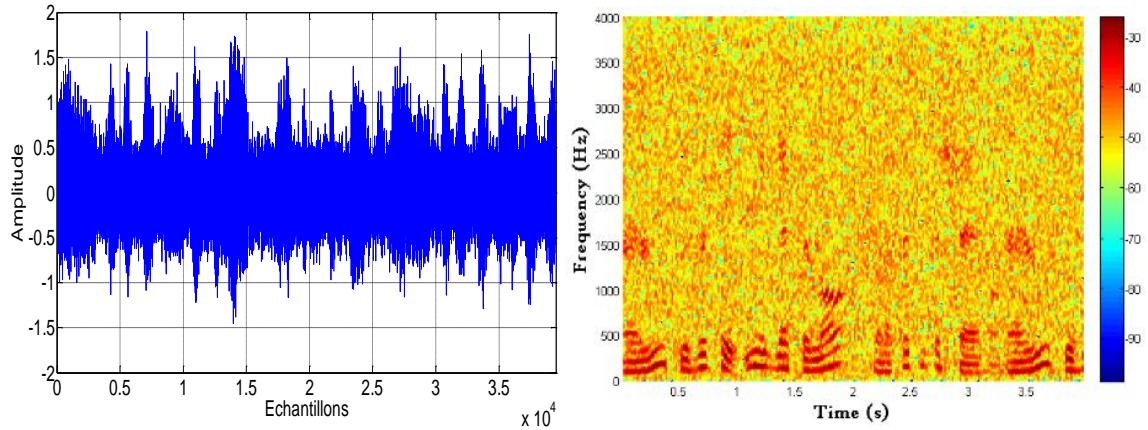


Figure 4.7. Signal de mélange $p_2(n)$ et son spectrogramme.

La figure (4.8) représente une comparaison entre le signal original de parole $s(n)$ et le signal de mélange $p_1(n)$ (signal de parole bruité).

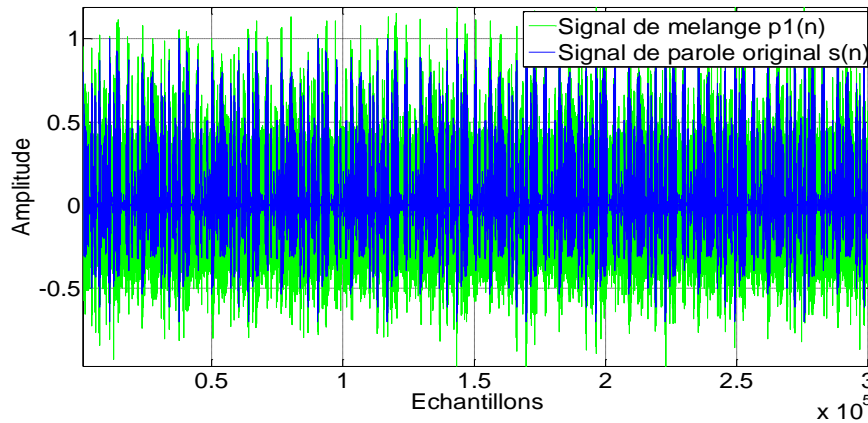


Figure 4.8. Comparaison entre le signal de mélange $p_1(n)$ et le signal original de parole $s(n)$.

4.3 Critères d'évaluations des performances

Dans cette partie, nous allons faire une comparaison entre les trois algorithmes étudiés, à savoir, l'algorithme NLMS classique, FNLMS classique et l'algorithme proposé FNLMS automatique, en utilisant un bruit blanc et un bruit USASI à l'entrée du système combiné avec le signal de parole. Il existe plusieurs critères pour évaluer la performance d'un algorithme adaptatif. Dans cette étude, nous intéressons aux critères d'évaluation suivants :

4.3.1 Critère du SNR segmenté (SegSNR)

Ce critère du rapport signal à bruit segmenté est utilisé pour indiquer le gain, d'autre terme, la quantité du bruit qu'on a pu supprimer, ce critère doit être calculé par la formule suivante sur les périodes où le signal de parole est active :

$$SegSNR_{dB} = 10 \log_{10} \left(\frac{E_x}{E_b} \right) \quad (4.1)$$

Où :

- E_x : est l'énergie du signal de parole.
- E_b : est l'énergie du signal de bruit.

4.3.2 Critère du MSE segmentée (SegMSE)

Le critère de l'erreur quadratique moyenne segmentée (SegMSE) est utilisé pour quantifier le niveau du bruit résiduel en sortie de traitement, il est calculé par la formule suivante lorsque la parole est inactive (présence du bruit seulement) :

$$SegMSE_{dB} = 10 \log_{10}(E_b) \quad (4.2)$$

avec E_b est l'énergie du signal du bruit.

4.3.3 Le critère de désajustement (System Mismatch)

Le critère de désajustement ou Mismatch est un critère robuste qui est utilisé pour évaluer la vitesse de convergence des systèmes de réduction de bruit par des algorithmes adaptatifs. Il est donné par la formule suivante :

$$SM_{dB} = 10 \log_{10} \frac{|hr-w|^2}{|hr|^2} \quad (4.3)$$

avec hr représente la réponse impulsionnelles du filtre réel.

4.4 Evaluation du nouvel algorithme proposé

Les figures suivantes sont obtenues par une simulation de l'algorithme FNLMS automatique, en utilisant un bruit USASI combiné avec les signal d'entrée, la taille du filtre est 64 et le SNR= 0 dB.

La figure suivante montre très bien que le signal de parole à la sortie de traitement de l'algorithme FNLMS automatique est très proche du signal de parole original.

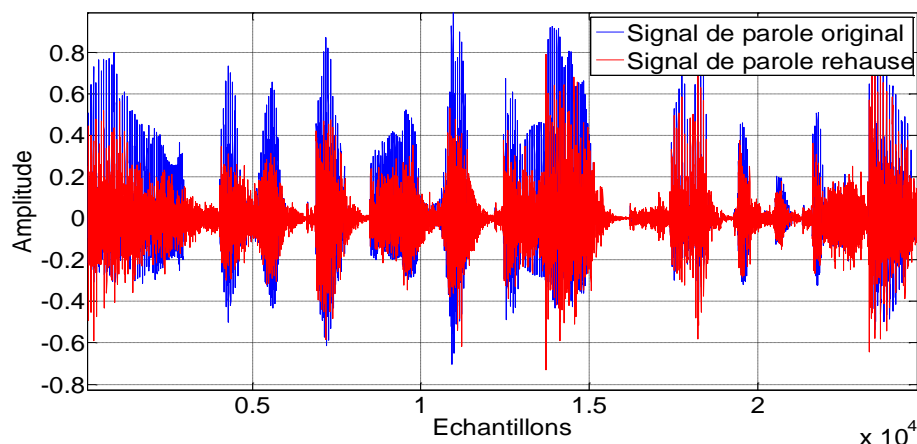


Figure 4.9. Comparaison entre le signal de parole original et celui à la sortie du traitement de l'algorithme proposé.

La figure suivante montre l'efficacité de l'algorithme FNLMS automatique en termes de rapidité de la suppression du bruit et la quantité du bruit supprimé.

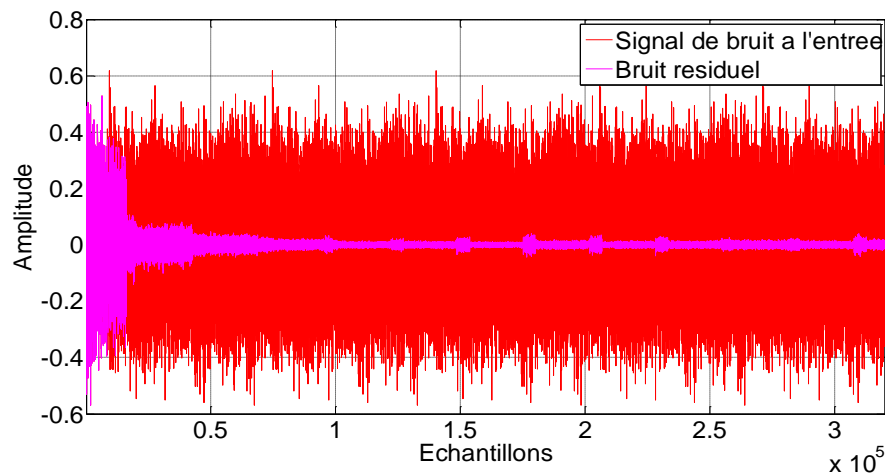


Figure 4.10. Comparaison entre le signal de bruit à l'entrée et celui à la sortie du traitement de l'algorithme proposé.

La réduction du bruit acoustique revient à identifier le filtre réel, la figure suivante montre que l'allure des réponses impulsionnelles réelle et estimées sont superposées.

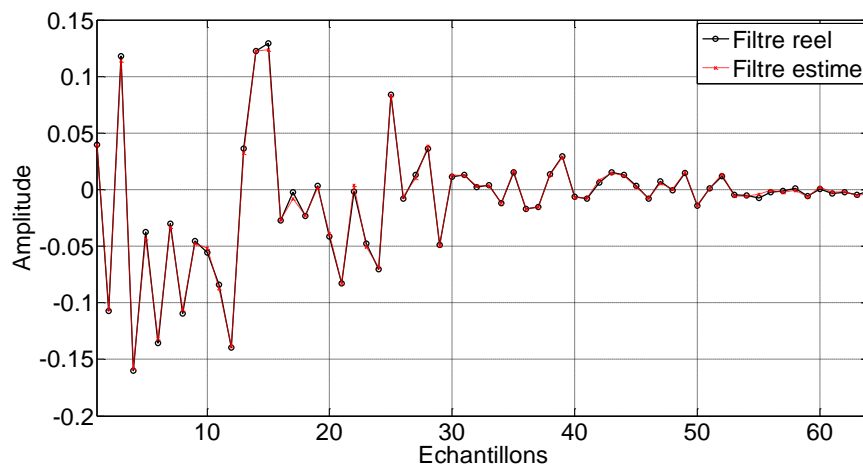


Figure 4.11. Comparaison entre réponses impulsionnelles réelles et estimées à la sortie du traitement de l'algorithme proposé.

4.5 Paramètres de simulation

Le tableau (4.1) résume toutes les valeurs des paramètres utilisés dans cette simulation :

Tableau 4.1. Paramètres de simulation.

| Paramètre | Signification | Valeur |
|-----------------|-----------------------------------|---------------------|
| L | Longueur du filtre | 64, 128 |
| N | Nombre d'itération | 960000 |
| F_s | Fréquence d'échantillonnage | 8000 |
| $SNR_1 = SNR_2$ | Rapport signal à bruit à l'entrée | 3 dB, 0 dB et -3 dB |
| μ_{FNLMS} | Pas d'adaptation FNLMS | 0,3 |
| SNRseuil | Rapport signal sur bruit seuil | Variable |
| μ | Pas d'adaptation de NLMS | 0,5 |

4.6 Evaluation de la performance du nouvel algorithme proposé FNLMS automatique par rapport aux algorithmes NLMS et FNLMS classique

Dans cette partie, nous allons étudier les performances de notre algorithme proposé lors de l'utilisation de signal de parole décrit précédemment d'abord, avec un bruit blanc, ensuite avec un bruit USASI, en variant la taille du filtre (64, 128) et le SNR d'entrée (0 dB, -3 dB et 3 dB).

a. Bruit blanc

- **L = 64, $SNR_1 = SNR_2 = 0$ dB, SNRseuil = - 40 dB**

La figure (4.12) représente le rapport signal à bruit segmenté (SegSNR) pour les algorithmes NLMS, FNLMS et FNLMS automatique. Nous remarquons que l'algorithme FNLMS automatique est arrivé à avoir un gain stable et proche de 60 dB alors que les autres algorithmes ont un gain nul (0 dB). Donc, le SegSNR calculé à la sortie de l'algorithme proposé est meilleur que le SegSNR calculé à la sortie des algorithmes NLMS et FNLMS.

D'après la figure (4.13) qui représente le système mismatch, nous remarquons que la vitesse de convergence de l'algorithme FNLMS automatique est rapide, elle atteint une valeur autour de -50 dB, tandis que pour les deux autres algorithmes elle reste stable autour de - 5 dB.

La figure (4.14) représente l'erreur quadratique moyenne segmentée ou nous remarquons que l'algorithme proposé arrive à avoir dans une période courte un gain plus grand que les autres algorithmes.

La figure (4.15) qui représente la moyenne de l'erreur quadratique moyennée segmentée montre plus clairement que l'algorithme proposé a pu atteindre une valeur de - 60 dB.

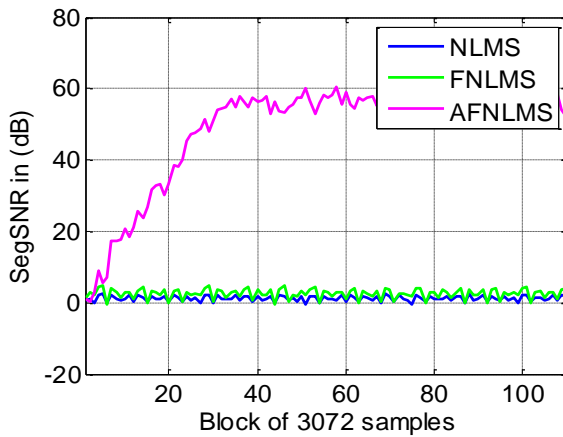


Figure 4.12. SegSNR pour L=64 et SNR=0 dB

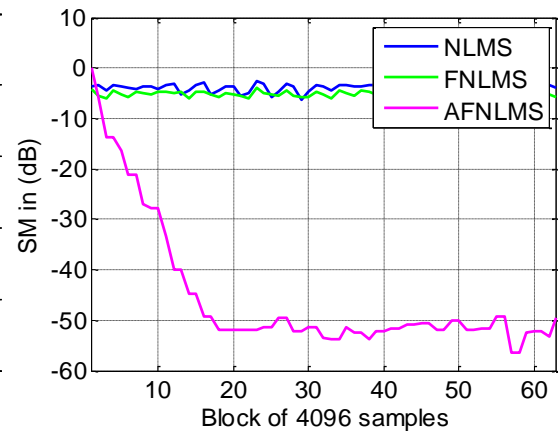


Figure 4.13. SM pour L=64 et SNR=0 dB

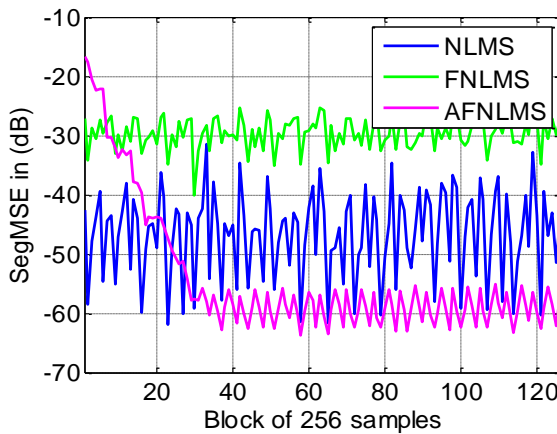


Figure 4.14. SegMSE pour L=64 et SNR=0 dB

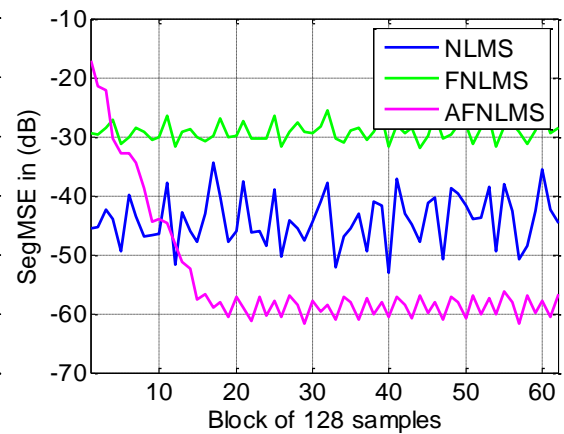


Figure 4.15. La moyenne de SegMSE pour L=64 et SNR=0 dB

Dans cette simulation, on a testé la stabilité de notre algorithme FNLMS automatique en utilisant un bruit blanc comme bruit d'entrée, et on a pu prouver que notre algorithme proposé est stable. Dans la partie qui suit, on va tester la vitesse de convergence de ce nouvel algorithme en utilisant un bruit USASI.

b. Bruit USASI

- **L = 64, SNR₁ = SNR₂ = 0 dB, SNRseuil = - 25 dB**

La figure (4.16) représente le critère du SegSNR obtenu avec les algorithmes NLMS, FNLMS et FNLMS automatique. Nous remarquons que le SegSNR de l'algorithme proposé atteint une valeur de 30 dB dans un petit laps de temps.

La figure (4.17) représente le système mismatch des algorithmes NLMS, FNLMS et FNLMS automatique. Nous remarquons que notre algorithme proposé maintien un niveau très faible de système mismatch, ce qui montre que notre algorithme converge rapidement et reste stable autour d'une valeur de - 30 dB.

D'après la figure (4.18) qui représente l'erreur quadratique moyenne segmentée, nous remarquons que notre algorithme maintien une valeur SegMSE faible par rapport aux autres algorithmes.

La figure (4.19) qui représente la moyenne de SegMSE montre plus clairement que l'algorithme FNLMS automatique a pu atteindre une valeur de - 45 dB.

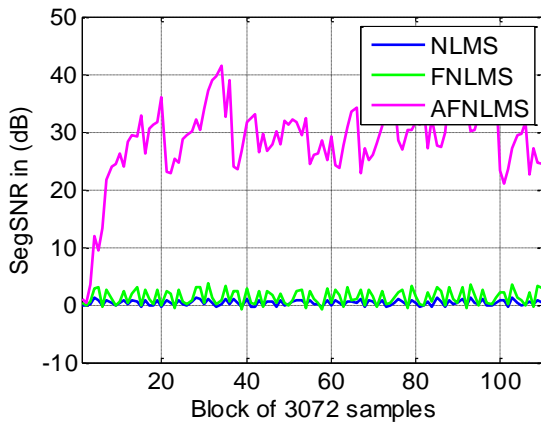


Figure 4.16. SegSNR pour L=64 et SNR=0 dB

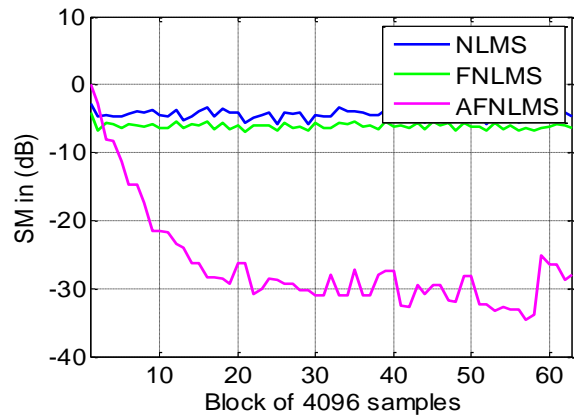


Figure 4.17. SM pour L=64 et SNR=0 dB

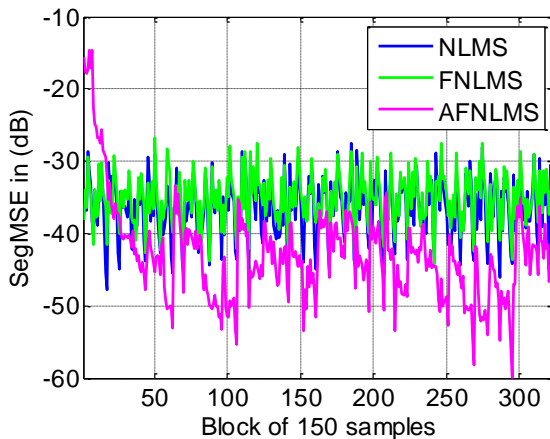


Figure 4.18. SegMSE pour L=64 et SNR=0 dB

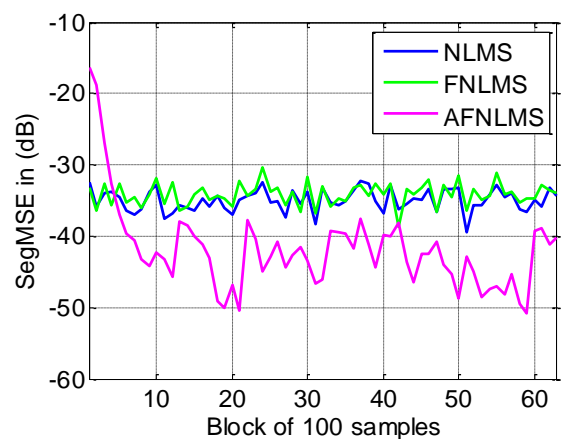


Figure 4.19. La moyenne de SegMSE pour L=64 et SNR=0 dB

- $L = 64$, $SNR_1 = SNR_2 = 3$ dB, $SNR_{seuil} = -25$ dB

La figure (4.20) représente le critère de SegSNR obtenu pour les algorithmes NLMS, FNLMS et FNLMS automatique. Nous remarquons que le SegSNR de l’algorithme proposé atteint une valeur de 30 dB dans une courte période.

La figure (4.21) représente le système mismatch des algorithmes NLMS, FNLMS et FNLMS automatique. Nous remarquons que notre algorithme proposé maintien un niveau très faible de système mismatch, qui a pu atteindre une valeur de -30 dB.

D’après la figure (4.22) qui représente l’erreur quadratique moyenne segmentée, nous remarquons que notre algorithme maintien une valeur SegMSE faible par rapport aux autres algorithmes.

La figure (4.23) qui représente la moyenne de SegMSE montre plus clairement que l’algorithme FNLMS automatique a pu atteindre une valeur de -45 dB.

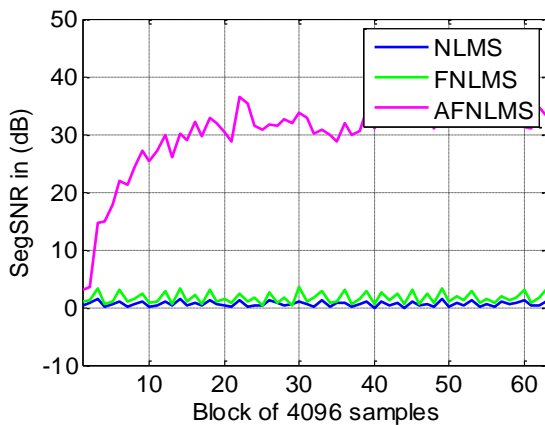


Figure 4.20. SegSNR pour $L=64$ et $SNR=3$ dB

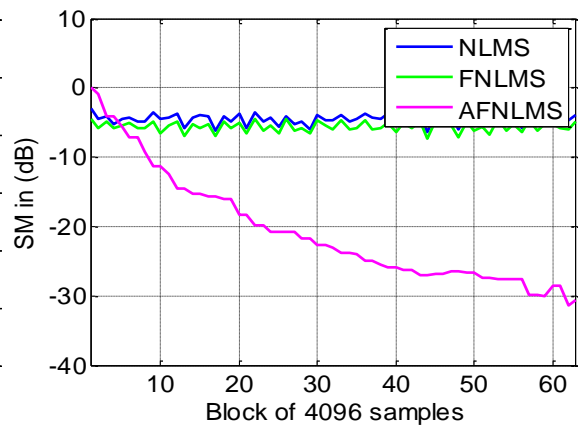


Figure 4.21. SM pour $L=64$ et $SNR=3$ dB

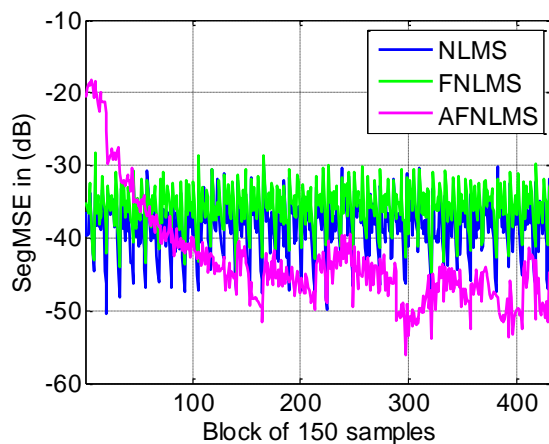


Figure 4.22. SegMSE pour $L=64$ et $SNR=3$ dB

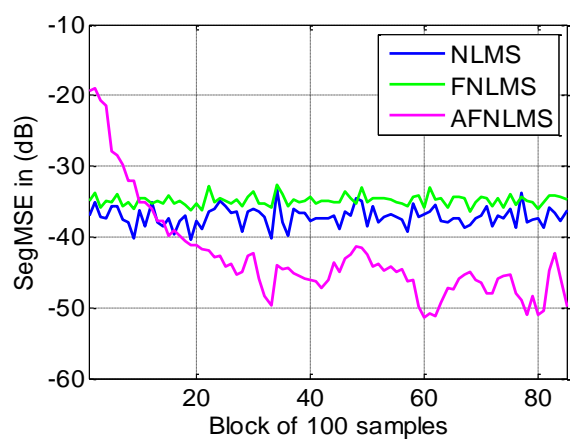


Figure 4.23. La moyenne de SegMSE pour $L=64$ et $SNR=3$ dB

- $L = 64$, $SNR_1 = SNR_2 = -3$ dB, $SNR_{seuil} = -25$ dB

La figure (4.24) représente le rapport signal à bruit segmenté (SegSNR) pour les algorithmes NLMS, FNLMS et FNLMS automatique. Nous remarquons que le SegSNR de l’algorithme proposé atteint une valeur de 30 dB dans une courte période.

La figure (4.25) représente le système mismatch des algorithmes NLMS, FNLMS et FNLMS automatique. Nous remarquons que notre algorithme proposé maintien un niveau très faible de système mismatch, qui a pu atteindre une valeur de -30 dB.

D’après la figure (4.26) qui représente l’erreur quadratique moyenne segmentée, nous remarquons que notre algorithme maintien une valeur SegMSE faible par rapport aux autres algorithmes.

La figure (4.27) qui représente la moyenne de SegMSE montre plus clairement que l’algorithme FNLMS automatique a pu atteindre une valeur de -45 dB.

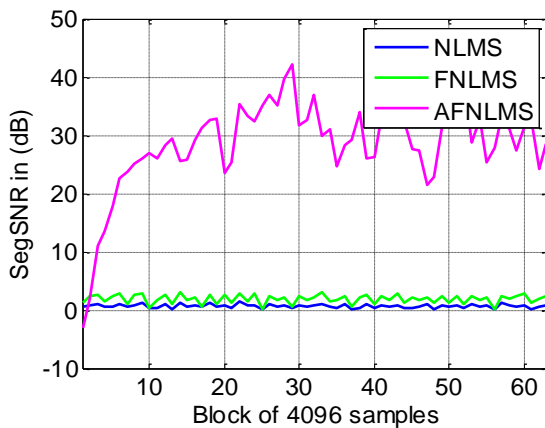


Figure 4.24. SegSNR pour $L=64$ et $SNR=-3$ dB

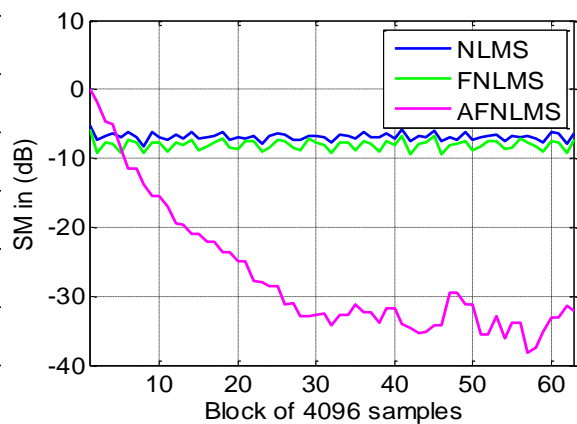


Figure 4.25. SM pour $L=64$ et $SNR=-3$ dB

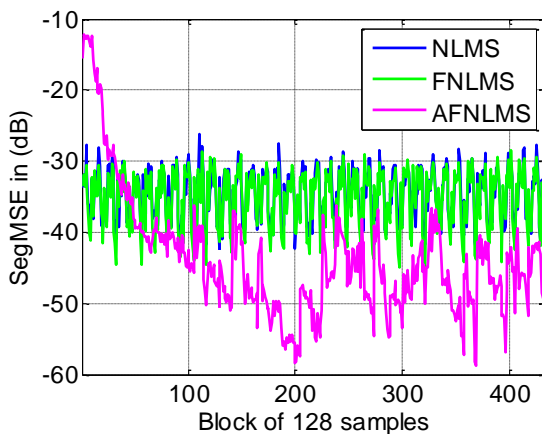


Figure 4.26. SegMSE pour $L=64$ et $SNR=-3$ dB

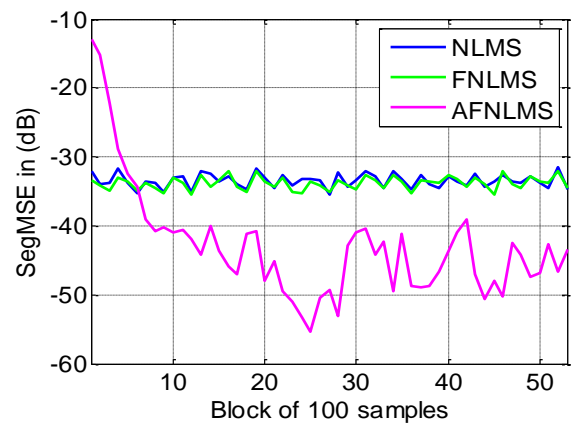


Figure 4.27. La moyenne de SegMSE pour $L=64$ et $SNR=-3$ dB

- $L = 128$, $SNR_1 = SNR_2 = 0$ dB, $SNR_{seuil} = -20$ dB

La figure (4.28) représente le rapport signal à bruit segmenté (SegSNR) pour les algorithmes NLMS, FNLMS et FNLMS automatique. Nous remarquons que le SegSNR de l’algorithme proposé arrive à atteindre à plusieurs reprises une valeur de 30 dB.

La figure (4.29) représente le système mismatch des algorithmes NLMS, FNLMS et FNLMS automatique. Nous remarquons que notre algorithme proposé maintien un niveau très faible de système mismatch, qui a pu atteindre une valeur de -20 dB.

D’après la figure (4.30) qui représente l’erreur quadratique moyenne segmentée, nous remarquons que notre algorithme maintien une valeur SegMSE faible par rapport aux autres algorithmes.

La figure (4.31) qui représente la moyenne de SegMSE montre plus clairement que l’algorithme FNLMS automatique a pu atteindre une valeur de -45 dB.

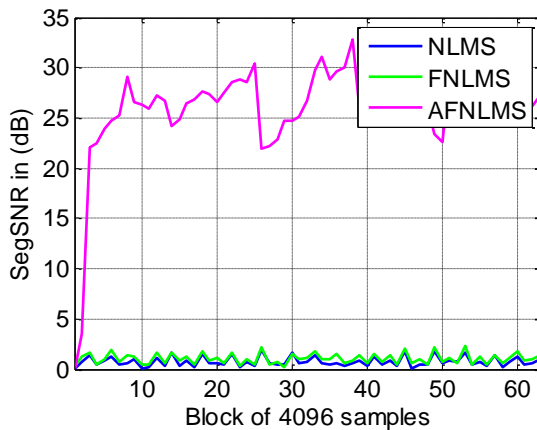


Figure 4.28. SegSNR pour $L=128$ et $SNR=0$ dB

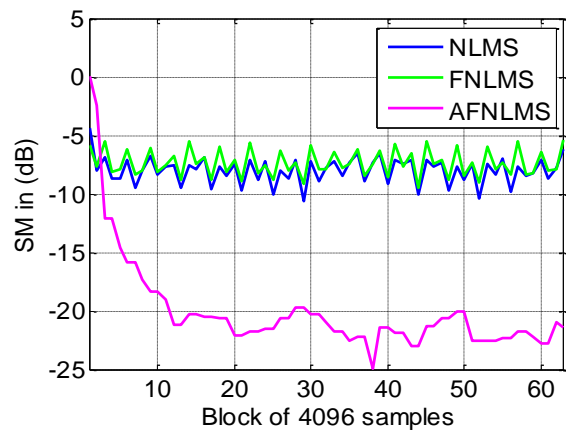


Figure 4.29. SM pour $L=128$ et $SNR=0$ dB

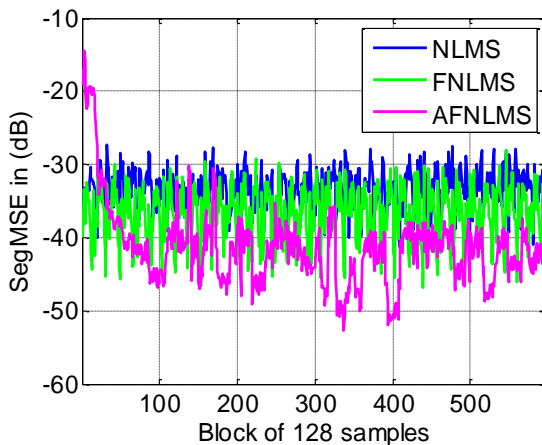


Figure 4.30. SegMSE pour $L=128$ et $SNR=0$ dB

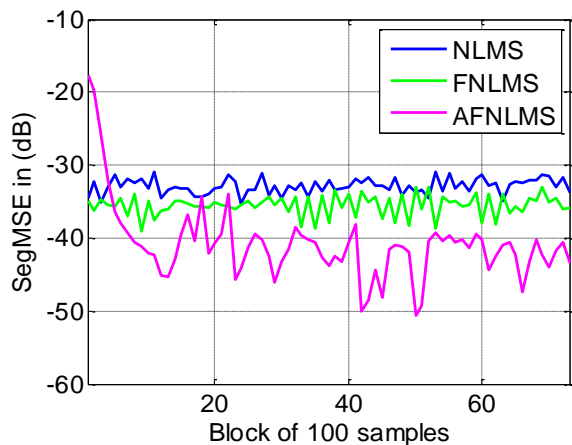


Figure 4.31. La moyenne de SegMSE pour $L=128$ et $SNR=0$ dB

D'après les figures (4.12), (4.16), (4.20), (4.24) et (4.28) nous remarquons que le SegSNR calculé à la sortie de l'algorithme proposé FNLMS automatique est meilleur que celui calculé à la sortie des algorithmes NLMS et FNLMS classique.

Les figures (4.13), (4.17), (4.21), (4.25) et (4.29) montre clairement la supériorité du nouvel algorithme par rapport les algorithmes NLMS et FNLMS classique en termes de vitesse de convergence. Ces mêmes figures montrent que le comportement du FNLMS automatique pour les filtres de petite taille est meilleur que celui des filtres de grandes tailles.

Nous remarquons d'après les résultats obtenus par les figures (4.19), (4.23), (4.27) et (4.31) que SegMSE du FNLMS automatique est presque la même pour les tailles du filtre $L=64$ et $L=128$.

4.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les résultats de simulation des algorithmes adaptatifs NLMS, FNLMS et FNLMS automatique. L'évaluation de la performance de l'annulation de bruit par le nouvel algorithme proposé FNLMS automatique par la comparaison avec les algorithmes NLMS et FNLMS dans différents types de bruit, tailles de filtre et SNR d'entrée, a permis de mettre en évidence les bonnes capacités de ce nouvel algorithme.

Conclusion Générale

Ce modeste travail a été réalisé dans le but d'améliorer la qualité de la parole dans les systèmes de communication numérique. Notre objectif est la réduction du bruit acoustique et le rehaussement de la parole par des algorithmes adaptatifs.

Au cours de ce mémoire, nous avons présenté le développement de notre algorithme proposé pour la réduction du bruit et le rehaussement de la parole dans le cadre de ce projet de fin d'étude.

Nous avons également présenté les résultats des simulations obtenues entre l'algorithme proposé FNLMS automatique, NLMS et FNLMS classique en utilisant des critères d'évaluation de performances, tel que le rapport signal sur bruit segmenté (SegSNR), le système Mismatch (SM) et l'erreur quadratique moyenne segmentée (SegMSE). Les résultats des simulations ont montré la supériorité et l'efficacité du nouvel algorithme par rapport aux autres algorithmes en termes de vitesse de convergence et de quantité du bruit supprimé.

Bibliographie

- [1] A. S. Rezak, A. Koulougli, "Proposition d'un nouvel algorithme adaptatif pour la réduction automatique du bruit acoustique", mémoire de master, Université de Blida1, 2019-2020.
- [2] K. Ould Ammar, M. Benzeghimi, "Annulation Acoustique d'Echo Acoustique par les Algorithmes Rapides", mémoire de master, Université Blida 1, 2011-2012.
- [3] M. Zoulikha, "Méthodes améliorées pour la réduction du bruit acoustique et le rehaussement du signal de parole", mémoire de magister, Université de Blida1, 2014.
- [4] I. Hammouda, FZ. Chemmai, "Nouvelle structure de séparation aveugle de source pour le débruitage automatique du signal de parole en sous bandes", mémoire de master, Université de Blida1, 2019-2020.
- [5] M. Meguenni, R. Mammou, "Un nouvel algorithme automatique de projection affine (APA) dédié pour la réduction bi-capteurs du bruit acoustique", mémoire de master, Université de Blida 1, 2020-2021
- [6] R. Boumegouass, M. Izri, "Annulation du bruit acoustique par un nouvel algorithme APA Backward bi-capteur", mémoire de master, Université de Blida1, 2019-2020.
- [7] R. Bendoumia, "Annulation du bruit par les méthodes de séparation de sources aveugles. Application aux systèmes de télécommunication", thèse de doctorat, Université Blida 1, 2014.
- [8] A.OULAHCENE, M.BETINA, "Nouvelle version en sous-bandes de l'algorithme SAD pour la réduction du bruit acoustique", mémoire de master, Université de Blida1, 2019-2020
- [9] Y. Benhellal, N. Kaddour, "Utilisation de la décorrélation adaptative symétrique pour réduire acoustique a bord des avions", mémoire de master, Université de Blida 1, 2019-2022
- [10] Y. BENFETIMA, M. KHLEF, "Annulation Acoustique d'Echo Acoustique en sous bande", mémoire de master", Université de Blida 1, 2013-2014.

- [11] A. Sayoud," Nouvelles structures adaptatives pour le rehaussement automatique du signal de parole", Thèse de doctorat, Université de Blida 1, 2021.
- [12] C.GHANEM, L.FEDLAOUI," Algorithme adaptatif à pas variables pour la poursuite d'un canal acoustique non stationnaire", mémoire de master, Université de Blida1, 2019-2020
- [13] K.FERRANE, I.SADOUNI," Filtrage adaptatif pour l'annulation d'écho acoustique dans les communications mains libres", mémoire de master, Université de Bouira, 2017.
- [14] J. Benesty, "Traitement des signaux numériques – II Filtrage adaptatif et analyse spectrale", INRS-EMT.
- [15] R. Berrabah, M. Mohamed, "Filtre adaptatif IPNLMS à complexité réduite basé sur la mise à jour sélective de blocs de coefficients", mémoire de master, Université de Blida1, 2019-2020.
- [16] N. Bouzertini, k. Seraa," Algorithme NLMS optimisé pour l'identification de réponses impulsionnelles acoustique", mémoire de master, Université de Blida1, 2018-2019.
- [17] M.KERKAR, S.BOUZEKKAR, "Réduction du bruit acoustique par nouvelle approche de décorrélation symétrique adaptative en sous-bandes", mémoire de master, Université de Blida 1, 2017-2018.
- [18] A.KEDJAR, M.RAMDANE, "Algorithmes rapides pour l'identification de systèmes parcimonieux", mémoire de master, Université de Blida1, 2017-2018.