

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne démocratique et populaire

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

جامعة سعد دحلب البليدة
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك
Département d'Électronique



Mémoire de Master

Mention Télécommunications
Spécialité Réseau & Télécommunications

présenté par

AMRANE Abdessalem

&

OULD AMMAR Kheirreddine

Nouvelle technique automatique de réduction de bruit acoustique basée sur le principe de séparation aveugle de source

Proposé par : Pr DJENDI Mohamed

Année Universitaire 2018-2019

Remerciements

Tout d'abord nous tenons à remercier en tout premier lieu ALLAH le tout puissant de nous avoir donné la force et la patience et la volonté d'accomplir ce modeste travail.

Nous adressons toute notre reconnaissance à notre encadreur, Monsieur Mohamed DJENDI, professeur à l'université de Blida 1, pour nous avoir fait confiance et nous avoir dirigés pendant cette année. Nous tenons tout particulièrement à le remercier pour sa patience tout au long de ce travail, ainsi que pour la richesse de ses idées. Espérant d'avoir l'occasion de travailler avec lui dans le futur, qu'il trouve ici l'expression de notre respectueuse gratitude.

Que soient également remerciés tous les membres du jury, pour l'honneur et l'intérêt qu'ils nous ont accordé en acceptant d'examiner et d'évaluer notre mémoire.

Nos pensées vont vers notre famille, et surtout nos parents, qui nous ont permis de poursuivre nos études jusqu'à aujourd'hui.

Nos remerciements les plus sincères à toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin à l'élaboration de ce mémoire.

Dédicaces

Je dédie ce travail et j'exprime ma profonde gratitude à ma MERE et à mon PERE, pour leur soutien et tous les efforts qu'on m'a donnée le long de mon parcours et je leurs souhaite bonne santé et Longue vie.

À mes frères Walid et Samir et mes sœurs Wafa et Sara.

À mes tantes et mes oncles.

À Toutes les familles TAIBI et OULD AMMAR.

À toute la famille AMRANE et spécialement Abdessalem et Faouzi.

À tous mes enseignants, qui ont contribué à ma formation tout au long de mes années d'études.

À tous mes amis qui m'ont aidé et encouragé, qui étaient toujours à mes côtés et qui m'ont accompagné durant tout mon parcours d'études supérieures spécialement Mr TAIBI Abdellah et Mlle BENZINA Imane.

À toute personne qui me connais et me considère comme un ami.

Kheirreddine

Dédicaces

Je dédie ce travail à ma MERE et à mon PERE et je les remercie pour l'éducation qu'ils m'ont assurée avec tous les moyens déployés, ainsi que pour leur amour, leurs sacrifices, pour le sens du devoir qu'ils m'ont enseigné depuis mon enfance Leur bonté, leur constante disponibilité, particulièrement dans les moments les plus difficiles, toute ma gratitude pour mon frère Faouzi et ma sœur Hanane, à tous mes enseignants, qui ont contribué à ma formation tout au long de mes années d'études. Mes meilleurs amis et à toute la famille AMRANE et AIT AMAR et à la famille OULD AMMAR et spécialement kheirreddine.

Abdessalem

ملخص: في هذه المذكرة، قمنا بمعالجة مشكلة الحد من الضوضاء الصوتية و تحسين إشارة الكلام في أنظمة الهاتف اللاسلكي. نقترح خوارزمية فعالة جديدة بناء على الهيكل **المعاكس** لفصل المصدر الأعمى واستخدام كاشف تلقائي للنشاط الصوتي مسيطرة من طرف إشارة الطاقة. نتائج المحاكاة لهذه الخوارزمية مقارنة مع خوارزمية NLMS التقليدية تؤكد فعالية الخوارزمية المقترحة. معايير قياس الأداء تدعم هذه النتيجة.

كلمات المفاتيح: تحسين إشارة الكلام، NLMS، فصل مصدر أعمى.

Résumé: Dans ce mémoire, nous traitons le problème de la réduction adaptative du bruit acoustique et du rehaussement de la parole dans les systèmes téléphonique à mains-libre. Nous proposons un nouvel algorithme efficace basé sur la structure de séparation aveugle de source **récuratif** et l'emploi d'un détecteur automatique d'activité vocal contrôlé par l'énergie du signal. Les résultats de simulations de cet algorithme en comparaison avec le NLMS classique confirment l'efficacité de l'algorithme proposé. Des critères de mesure de performances appuient cette conclusion.

Mots clés: Rehaussement de la parole, NLMS, Séparation aveugle de source.

Abstract: In this thesis, we treat the issue of adaptive acoustic noise reduction and speech enhancement in hands-free telephone systems.

We propose a new efficient algorithm based on **Backward** Blind Source Separation structure (BSS) and the use of an automatic voice activity detector controlled by signal energy. The results of simulations of this algorithm in comparison with the classic NLMS confirm the effectiveness of the proposed algorithm. Performance measurement criteria support this conclusion.

Keywords: Speech enhancement, NLMS, Blind source separation.

Listes des acronymes et abréviations

- AVAD: Automatic voice activity detector.
- BBSS: Backward blind source separation.
- BSS: Blind source separation.
- DAV: Détection d'Activité Vocale.
- DSP: Densités spectrales de puissance.
- EQM: Erreur Quadratique Moyenne.
- IFFT: Inverse Fast Fourier Transforme.
- LMS: Least Mean Square.
- MSE: Mean Square Error.
- MVAD: Manual voice Activity Detection.
- NLMS: Normalized Least Mean Square.
- RLS: Recursif Least Square.
- RSB: Rapports Signal sur Bruit.
- SAS: Séparation aveugle de source.
- SegMSE: Segmental Mean Square Error.
- SegRSB: Segmentation Rapports Signal sur Bruit.
- SM: System Mismatch.
- SSA: Soustraction spectrale d'amplitude.
- SSP: Soustraction spectrale de puissance.
- TFCT: Transformée de Fourier à court terme.
- TFD: Transformé de Fourier Discrète.
- USASI: United States of American Standard Institute.

Table des matières

| | |
|---|----|
| Introduction générale | 1 |
| Chapitre 1 : Généralité sur la parole et le bruit | |
| 1.1 Introduction | 3 |
| 1.2 Parole..... | 3 |
| 1.2.1 Définition du signal de parole | 3 |
| 1.2.2 Classification des sons de la parole | 3 |
| 1.2.3 Paramètre du signal de parole | 5 |
| 1.2.4 Production du signal de parole..... | 7 |
| 1.2.5 Quelques propriétés du signal de parole..... | 7 |
| 1.3 Bruit acoustique | 8 |
| 1.3.1 Définition du bruit..... | 8 |
| 1.3.2 Acoustique..... | 8 |
| 1.3.3 Différentes classes de bruit..... | 8 |
| 1.3.4 Types de bruit..... | 9 |
| 1.3.5 Différents modèles de bruit | 10 |
| 1.3.6 Types de mélanges..... | 10 |
| 1.3.7 Rapports Signal sur Bruit (RSB)..... | 12 |
| 1.3.8 Gêne due au bruit | 12 |
| 1.4 Conclusion..... | 13 |
| Chapitre 2 : Filtrage adaptatif et technique de réduction de bruit | |
| 2.1 Introduction | 14 |
| 2.2 Filtrage adaptatif..... | 14 |
| 2.2.1 Principe de base d'un filtre adaptatif | 14 |
| 2.2.2 Critères de comparaison des algorithmes adaptatifs..... | 15 |
| 2.2.3 Application | 16 |
| 2.2.4 Filtres de Wiener | 16 |
| 2.2.5 Algorithmes du gradient..... | 19 |
| 2.2.6 Algorithmes des moindres carrés..... | 22 |
| 2.3 La réduction du bruit par les méthodes mono et multi-capteurs..... | 23 |
| 2.3.1 Méthodes d'annulation du bruit mono-capteurs | 23 |
| 2.3.2 Réduction du bruit par les méthodes bi-capteurs..... | 26 |

| | |
|--|----|
| 2.3.3 Méthodes de débruitage multi-capteurs..... | 30 |
| 2.4 Conclusion | 30 |

Chapitre 3 : Proposition d'un nouvel algorithme de SAS récursif basé sur un détecteur automatique d'activité vocal

| | |
|---|----|
| 3.1 Introduction | 31 |
| 3.2 Structure de séparation aveugle de source Récursive (BBSS) | 31 |
| 3.3 Système de détection d'activité vocale manuelle (MVAD) | 33 |
| 3.4 Réduction de bruit par l'algorithme NLMS..... | 34 |
| 3.5 Nouvel algorithme de SAS récursif basé sur un détecteur automatique d'activité vocale ... | 35 |
| 3.6 Conclusion | 39 |

Chapitre 4 : Résultats de simulations

| | |
|--|----|
| 4.1 Introduction | 40 |
| 4.2 Présentation des signaux de simulations | 40 |
| 4.2.1 Signal de parole | 40 |
| 4.2.2 Signal du bruit..... | 41 |
| 4.2.3 Simulation de réponses impulsionnelles | 42 |
| 4.2.4 Détection d'activité vocale (DAV)..... | 43 |
| 4.2.5 Signaux de mélange..... | 44 |
| 4.3 Résultats de simulations de l'algorithme récursif proposé | 45 |
| 4.3.1 Paramètres de simulations..... | 45 |
| 4.3.2 Organigramme de l'algorithme récursif automatique proposé | 46 |
| 4.3.3 Simulations des signaux de parole et du bruit à la sortie du traitement de l'algorithme récursif proposé | 47 |
| 4.4 Comparaison entre les résultats de simulation de l'algorithme NLMS classique et l'algorithme proposé..... | 49 |
| 4.4.1 Signal de parole | 50 |
| 4.4.2 Signal du bruit..... | 51 |
| 4.4.3 Comparaison des réponses impulsionnelles réelle et estimée..... | 52 |
| 4.5 Evaluation des critères de mesure des performances | 53 |
| 4.5.1 Evaluation du RSB segmenté | 54 |
| 4.5.2 Evaluation du système Mismatch | 57 |
| 4.5.3 Evaluation du MSE et MSE segmenté..... | 61 |
| 4.6 Conclusion | 67 |
| Conclusion générale..... | 68 |

Liste des figures

| | |
|--|----|
| Figure 1.1 Forme d'onde d'une trame du signal vocal voisé et son spectre d'amplitude [4]. | 4 |
| Figure 1.2 Forme d'onde d'une trame du signal vocal non voisé et son spectre d'amplitude [4]. | 5 |
| Figure 1.3 La représentation de l'appareil phonatoire humain [2]. | 7 |
| Figure 1.4 Représentation d'un signal sinusoïdal bruité. | 8 |
| Figure 2.1 Principe d'un filtre adaptatif. | 15 |
| Figure 2.2 Schéma principal du filtrage de Wiener. | 17 |
| Figure 2.3 Schéma bloc de l'algorithme LMS | 19 |
| Figure 2.4 Schéma du principe de l'algorithme RLS. | 22 |
| Figure 2.5 Principe de débruitage. | 24 |
| Figure 2.6 structure du mélange convolutif bi-capteur complète. | 26 |
| Figure 2.7 Structure de mélange convolutif bi-capteur simplifié. | 27 |
| Figure 2.8 Structure symétrique direct. | 28 |
| Figure 2.9 Structure symétrique récursive. | 29 |
| Figure 3.1 Structure de séparation aveugle de source récursif. | 32 |
| Figure 3.2 Structure de Système de détection d'activité vocale manuelle [25]. | 33 |
| Figure 3.3 Structure d'annulation adaptative de bruit par l'algorithme NLMS. | 34 |
| Figure 3.4 Nouvelle structure BBSS basé sur un détecteur automatique d'activité vocale. | 35 |
| Figure 4.1 Signal de parole avec son spectrogramme. | 41 |
| Figure 4.2 Le bruit blanc avec son spectrogramme. | 41 |
| Figure 4.3 Le bruit USASI avec son spectrogramme. | 42 |
| Figure 4.4 Exemple d'une réponse impulsionnelle $h_{12}(n)$ avec $L=48$. | 43 |
| Figure 4.5 Exemple d'une réponse impulsionnelle $h_{21}(n)$ avec $L=48$. | 43 |
| Figure 4.6 Signal de parole utilisée avec la segmentation (DAV) manuelle. | 44 |
| Figure 4.7 Signal de mélange $m_1(n)$ et son spectrogramme. | 44 |
| Figure 4.8 Signal de mélange $m_2(n)$ et son spectrogramme. | 45 |
| Figure 4.9 Comparaison entre le signal de mélange $m_1(n)$ et le signal de parole original $s(n)$. | 45 |
| Figure 4.10 Organigramme de l'algorithme récursif automatique proposée. | 47 |
| Figure 4.11 Le signal de parole avec son spectrogramme à la sortie du traitement. | 48 |
| Figure 4.12 Le signal de bruit avec son spectrogramme à la sortie du traitement. | 49 |
| Figure 4.13 Comparaison entre le signal de mélange $m_1(n)$ et le signal de parole estimé. | 49 |
| Figure 4.14 Comparaison entre le signal de parole original et celui à la sortie du traitement de l'algorithme NLMS. | 50 |

| | |
|---|----|
| Figure 4.15 Comparaison entre le Signal de parole original et celui à la sortie du traitement de l'algorithme proposé..... | 50 |
| Figure 4.16 Comparaison entre le Signal de parole en sortie du traitement des deux algorithmes..... | 51 |
| Figure 4.17 Comparaison entre le Signal du bruit à l'entrée et en sortie du traitement de l'algorithme NLMS classique. | 51 |
| Figure 4.18 Comparaison entre le Signal d'erreur à l'entrée et en sortie du traitement de l'algorithme proposé..... | 51 |
| Figure 4.19 Comparaison entre le signal d'erreur en sortie du traitement des deux algorithmes. | 52 |
| Figure 4.20 Réponses impulsionnelles réelle et estimée en sortie du traitement de l'algorithme NLMS classique. | 52 |
| Figure 4.21 Réponses impulsionnelles réelle et estimée en sortie du traitement de l'algorithme proposée. | 53 |
| Figure 4.22 Evaluation du RSB segmenté des deux algorithmes NLMS classique et l'algorithme proposé avec RSB d'entrée de -5dB..... | 54 |
| Figure 4.23 Evaluation du RSB segmenté des deux algorithmes NLMS classique et l'algorithme proposé avec RSB d'entrée de 0dB..... | 55 |
| Figure 4.24 Evaluation du RSB segmenté des deux algorithmes NLMS classique et l'algorithme proposé avec RSB d'entrée de 5dB..... | 55 |
| Figure 4.25 Evaluation du RSB segmenté des deux algorithmes NLMS classique et l'algorithme proposé avec RSB d'entrée de -5dB..... | 56 |
| Figure 4.26 Evaluation du RSB segmenté des deux algorithmes NLMS classique et l'algorithme proposé avec RSB d'entrée de -0dB..... | 56 |
| Figure 4.27 Evaluation du RSB segmenté des deux algorithmes NLMS classique et l'algorithme proposé avec RSB d'entrée de 5dB..... | 57 |
| Figure 4.28 Evaluation du critère de désajustement (SM) des deux algorithmes NLMS classique et l'algorithme proposé avec RSB d'entrée de -5dB..... | 58 |
| Figure 4.29 Evaluation du critère de désajustement (SM) des deux algorithmes NLMS classique et l'algorithme proposé avec RSB d'entrée de 0dB. | 58 |
| Figure 4.30 Evaluation du critère de désajustement (SM) des deux algorithmes NLMS classique et l'algorithme proposé avec RSB d'entrée de 5dB. | 59 |
| Figure 4.31 Evaluation du critère de désajustement (SM) des deux algorithmes NLMS classique et l'algorithme proposé avec RSB d'entrée de -5dB..... | 59 |
| Figure 4.32 Evaluation du critère de désajustement (SM) des deux algorithmes NLMS classique et l'algorithme proposé avec RSB d'entrée de 0dB. | 60 |
| Figure 4.33 Evaluation du critère de désajustement (SM) des deux algorithmes NLMS classique et l'algorithme proposé avec RSB d'entrée de 5dB. | 60 |

| | |
|--|----|
| Figure 4.34 Evaluation du (MSE) des deux algorithmes NLMS classique et l’algorithme proposé avec RSB d’entrée de -5dB | 61 |
| Figure 4.35 Evaluation du (MSE) des deux algorithmes NLMS classique et l’algorithme proposé avec RSB d’entrée de 0dB | 61 |
| Figure 4.36 Evaluation du (MSE) des deux algorithmes NLMS classique et l’algorithme proposé avec RSB d’entrée de 5dB | 62 |
| Figure 4.37 Evaluation du (MSE) des deux algorithmes NLMS classique et l’algorithme proposé avec RSB d’entrée de -5dB | 62 |
| Figure 4.38 Evaluation du (MSE) des deux algorithmes NLMS classique et l’algorithme proposé avec RSB d’entrée de 0dB. | 63 |
| Figure 4.39 Evaluation du (MSE) des deux algorithmes NLMS classique et l’algorithme proposé avec RSB d’entrée de 5dB | 63 |
| Figure 4.40 Evaluation du critère SegMSE des deux algorithmes NLMS classique et l’algorithme proposé avec RSB d’entrée de -5dB..... | 64 |
| Figure 4.41 Evaluation du critère SegMSE des deux algorithmes NLMS classique et l’algorithme proposé avec RSB d’entrée de 0dB..... | 64 |
| Figure 4.42 Evaluation du critère SegMSE des deux algorithmes NLMS classique et l’algorithme proposé avec RSB d’entrée de 5dB..... | 65 |
| Figure 4.43 Evaluation du critère SegMSE des deux algorithmes NLMS classique et l’algorithme proposé avec RSB d’entrée de -5dB..... | 65 |
| Figure 4.44 Evaluation du critère SegMSE des deux algorithmes NLMS classique et l’algorithme proposé avec RSB d’entrée de 0dB..... | 66 |
| Figure 4.45 Evaluation du critère SegMSE des deux algorithmes NLMS classique et l’algorithme proposé avec RSB d’entrée de 5dB..... | 66 |

Liste des tableaux

| | |
|--|----|
| Tableau 1.1 : Différentes propriétés du bruit acoustique [10]. | 9 |
| Tableau 4.1 Les paramètres de simulations de l'algorithme NLMS classique et l'algorithme récursif automatique. | 46 |

Introduction générale

- L'essor fantastique des télécommunications a permis au grand public de bénéficier d'outils de communication mobiles. Il est désormais devenu possible de téléphoner de partout (ou presque) dans des environnements aussi divers et variés que l'aéroport, une gare, une rue, une voiture, une usine. Cependant, tous ces lieux ne bénéficient pas du calme du salon où le téléphone fixe était autrefois cantonné.
- La présence du bruit dans ces environnements est un facteur de distorsion de la conversation, il dégrade la qualité et l'intelligibilité de la parole transmise à travers les systèmes de communications, en particulier les téléphones mobiles, sont souvent affectés par la présence du bruit mélangé au signal de la parole, ainsi que la présence d'écho.
- Donc afin d'améliorer la qualité du signal transmis au correspondant distant, il est nécessaire d'utiliser des traitements visant à réduire le bruit qui traverse le microphone d'un téléphone main-libre, il s'avère important de développer des systèmes de réduction de bruit dont le but consiste à supprimer plus de bruit tout en conservant un niveau de dégradation acceptable du signal restauré.
- L'objectif des travaux effectués dans le cadre de ce mémoire est de développer une nouvelle technique automatique basée sur le principe de séparation aveugle de source afin de minimiser le bruit acoustique à un seuil inaudible. Cette technique est dédiée pour les systèmes de téléphonie mains-libre ainsi que les systèmes d'écoute au mal entendants. Le but étant de reconstruire un signal aussi proche que possible de l'original.
- Dans notre travail, nous étudions un nouvel algorithme efficace basé sur la structure de séparation aveugle de source (SAS) récursif et l'emploi d'un détecteur automatique d'activité vocal contrôlé par l'énergie du signal.

Pour cela, ce mémoire sera présenté comme suit :

- Dans le premier chapitre, nous présentons une généralité sur la parole, le bruit et leurs différentes caractéristiques.
- Le deuxième chapitre présente en premier lieu, le filtrage adaptatif et les algorithmes de gradient stochastique (LMS et NLMS). En deuxième lieu, nous présentons les différentes techniques de réduction du bruit mono/multi-capteur(s) pour le rehaussement du signal de parole et la séparation de sources.
- Le troisième chapitre représente la réduction du bruit acoustique en utilisant l'algorithme de séparation aveugle de source récursif basé sur un détecteur automatique d'activité vocal.
- Le quatrième chapitre est réservé pour les résultats de simulations de l'algorithme proposé ainsi que la comparaison de ce dernier avec l'algorithme NLMS en termes de plusieurs critères de performances.

Chapitre 1 : Généralité sur la parole et le bruit

1.1 Introduction

Dans l'environnement où on vit, le bruit est souvent présent, les différentes applications audio se trouvent donc confrontées au bruit ambiant. Dans ce chapitre on résume la production, les paramètres, les caractéristiques de la parole, et aussi nous citerons les caractéristiques de certains types du bruit qui sont liés aux applications de téléphonie mobile et de téléphonie à mains-libre à bord des véhicules.

1.2 Parole

1.2.1 Définition du signal de parole

La parole est un signal structuré qui permet aux êtres humains de communiquer entre eux. Elle se distingue des autres sons par ces caractéristiques acoustiques qui ont leurs origines dans les mécanismes de production, L'information d'un message parlé est transmise par les fluctuations de la pression de l'air qui sont émises par l'appareil phonatoire.

La parole est un signal réel, continu, de puissance moyenne finie et non stationnaire. Sa structure est complexe et variable avec le temps [1] [2].

1.2.2 Classification des sons de la parole

La parole se distingue par sa complexité, due à des modes de production variables, engendrant des signaux fortement non-stationnaires. Cependant, du fait de l'inertie des muscles de l'appareil phonatoire, le signal vocal ne peut être considéré comme quasi-stationnaire que sur des intervalles de temps de durée limitée.

Une décomposition simplifiée du signal de la parole doit ressortir trois types de sons voisés, non voisés et silences.

- **Sons voisés (ou sons sonores)**

Les sons voisés, tels que des voyelles, sont produits par le passage de l'air qui met en vibration les cordes vocales. Ce mode, qui représente 80% du temps de phonation, est caractérisé en général par une quasi-périodicité très riche en harmonique d'une fréquence fondamentale, appelée pitch et une énergie élevée, résultent de l'excitation du conduit vocal par des impulsions périodiques de pression liées aux 4 oscillations des cordes vocales. À chaque impulsion la glotte s'ouvre brusquement et libère la pression accumulée en amont puis elle se referme plus graduellement [3].

Typiquement, la période fondamentale des différents sons voisés varie entre 2ms et 20ms.

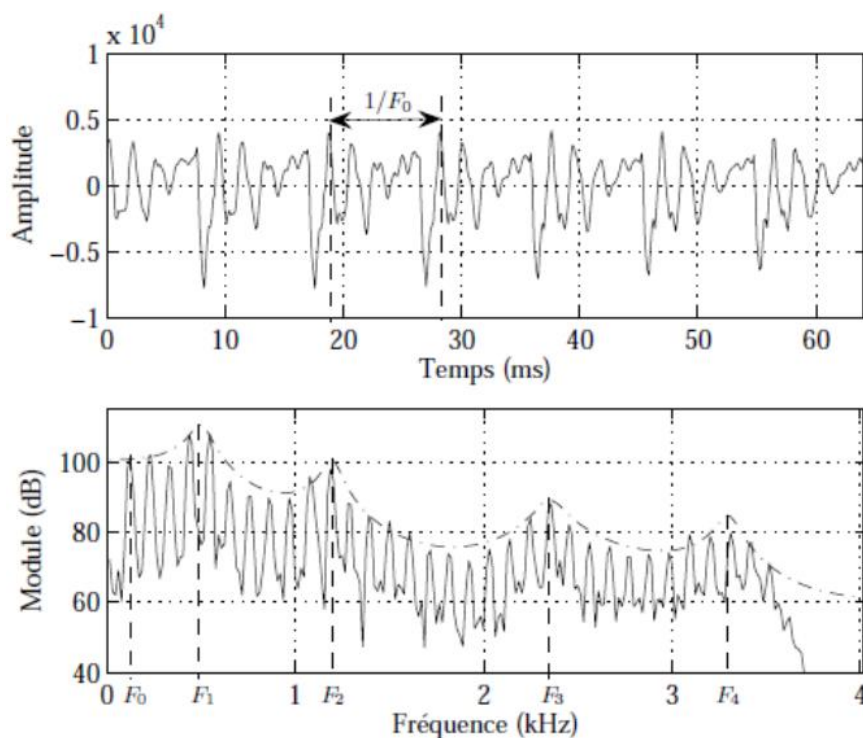


Figure 1.1 Forme d'onde d'une trame du signal vocal voisé et son spectre d'amplitude [4].

- **Sons non-voisés (ou sons sourds)**

Les sons non-voisés sont des signaux qui ne présentent pas de structure périodique. Ils ont les caractéristiques spectrales d'un bruit légèrement corrélé, ils sont obtenus par resserrement du conduit vocal, et sont habituellement d'énergie inférieure aux sons voisés. Les cordes vocales sont écartées et n'entrent pas en vibration. Les consonnes sont un exemple de son non voisé, aperiodique. Ces sons sont considérés comme ayant les mêmes caractéristiques que le bruit, donc le signal considère comme aléatoire [5].

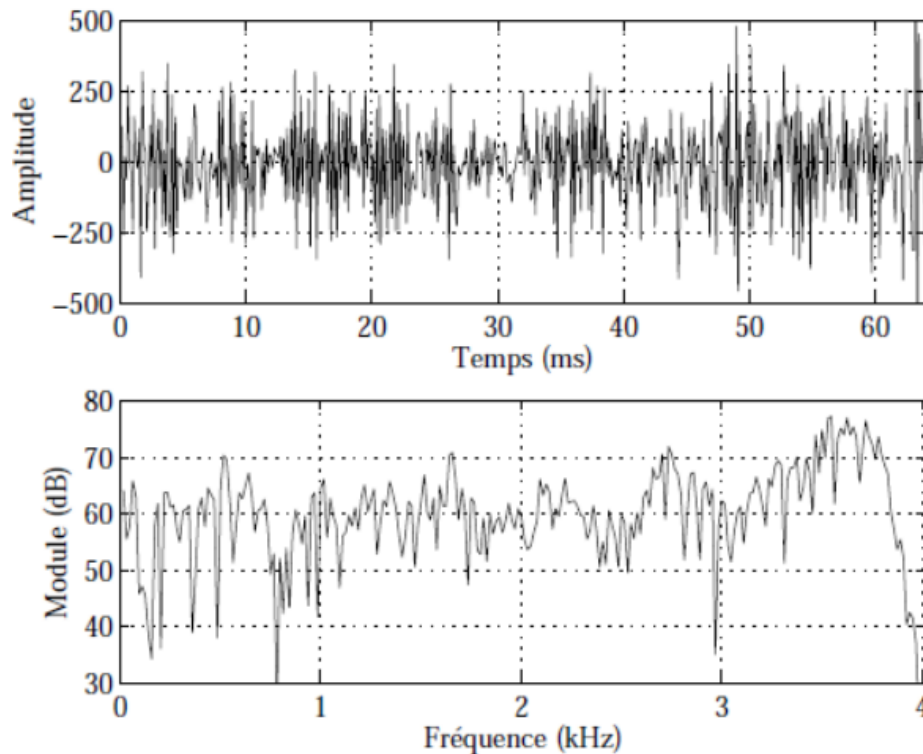


Figure 1.2 Forme d'onde d'une trame du signal vocal non voisé et son spectre d'amplitude [4].

- **Silences**

Les silences sont tout simplement des intervalles où le signal utile est absent. En pratique il s'agit de bruit, d'origines diverses, d'énergie négligeable devant celle du signal utile [6].

1.2.3 Paramètre du signal de parole

Le signal de parole est un vecteur acoustique porteur d'information d'une grande complexité, variabilité et redondance. Les caractéristique de ce signal sont appelées traits acoustiques. Chaque trait acoustique a une signification sur le plan perceptuel [7].

a) Fréquence fondamentale

Fréquence de vibration des cordes vocales. Ses variation définissent le pitch qui constitue la perception de la hauteur (où les sons s'ordonnent de grave à aigu). Seuls les sons quasi-périodiques (voisés) engendrent une sensation de hauteur tonale bien définie. La fréquence fondamentale peut varier comme suite :

- De 80Hz à 200Hz pour une voix masculine.
- De 150Hz à 450Hz pour une voix féminine.
- De 200Hz à 600Hz pour une voix d'enfant [8].

b) Spectre fréquentiel

Le deuxième trait est le spectre fréquentiel dont dépend principalement le timbre de la voix, elle est généralement obtenue par une analyse de Fourier à court terme. Le timbre est une caractéristique permettant d'identifier une personne à la simple écoute de sa voix. Le timbre dépend de la corrélation entre la fréquence fondamentale et les harmoniques qui sont les multiples de cette fréquence [8].

La transformée de Fourier à court terme (TFCT) d'un signal échantillonné est par définition la transformée du signal pondéré.

$$S(k) = \sum_{n=0}^{P-1} s(n)f(n)e^{(-\frac{2j\pi nk}{N})} ; 0 \leq k \leq N - 1 \quad (1.1)$$

où :

P : Le nombre de points prélevés.

$S(k)$: Spectre complexe.

$s(n)$: Segment analysé.

$f(n)$: Fenêtre du temps.

Le spectre de puissance (appelé aussi densité spectrale de puissance de la transformée de Fourier) est donné par:

$$S_x(k) = |S(k)|^2 ; 0 \leq k \leq \frac{N}{2} \quad (1.2)$$

c) Énergie

Correspond à l'intensité sonore. Elle est habituellement plus forte pour les segments voisés de la parole que pour les segments non-voisés. Elle est représentée par l'intensité du son qui est liée à la pression de l'air en amont du larynx. 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 [9]:

$$E_S = \sum_{n=0}^{N-1} s^2(n) \quad (1.3)$$

avec N : la taille de la trame.

1.2.4 Production du signal de parole

La parole est produite par le système articulatoire, présenté à la figure 1.3 :

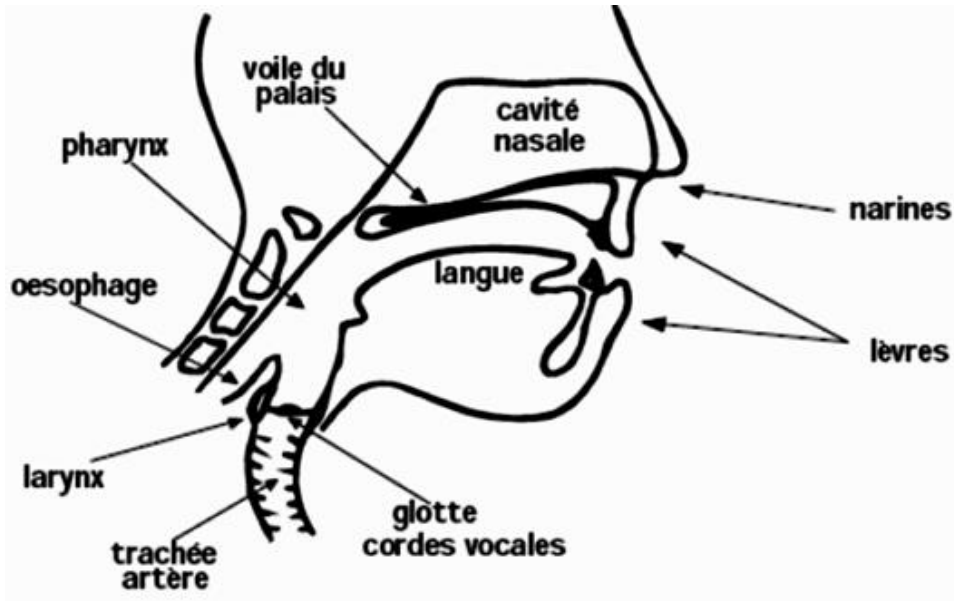


Figure 1.3 La représentation de l'appareil phonatoire humain [2].

Le signal de parole est le résultat de l'excitation du conduit vocal par un train d'impulsions ou un bruit donnant lieu respectivement aux sons voisés et non voisés. Dans le cas des sons voisés, l'excitation est une vibration périodique des cordes vocales suite à la pression exercée par l'air provenant de l'appareil respiratoire. Ce mouvement vibratoire correspond à une succession de cycles d'ouverture et de fermeture de la glotte. Le nombre de ces cycles par seconde correspond à la fréquence fondamentale f_0 . Quant aux signaux non-voisés, l'air passe librement à travers la glotte (du moins pas dans tout le conduit vocal) sans provoquer de vibration des cordes vocales [8].

1.2.5 Quelques propriétés du signal de parole

Un signal de parole a les propriétés suivantes :

- La parole est quasi-stationnaire.
- La parole est 70% du temps pseudo-périodique (bruit ou silence le reste du temps).
- On peut avoir un signal de parole à large bande (il remplit tout la largeur de bande) ou à bande limitée (0-8000 Hz essentiellement) [10].

1.3 Bruit acoustique

1.3.1 Définition du bruit

Les bruits sont des perturbations qui peuvent altérer la qualité de la communication, dénaturer le message communiqué, rendre difficilement perceptible l'information, Il constitue donc une gêne dans la compréhension du signal utile, qui est dans notre cas, la parole [8].

La figure 1.4 représente un exemple d'un signal sinusoïdal bruité :

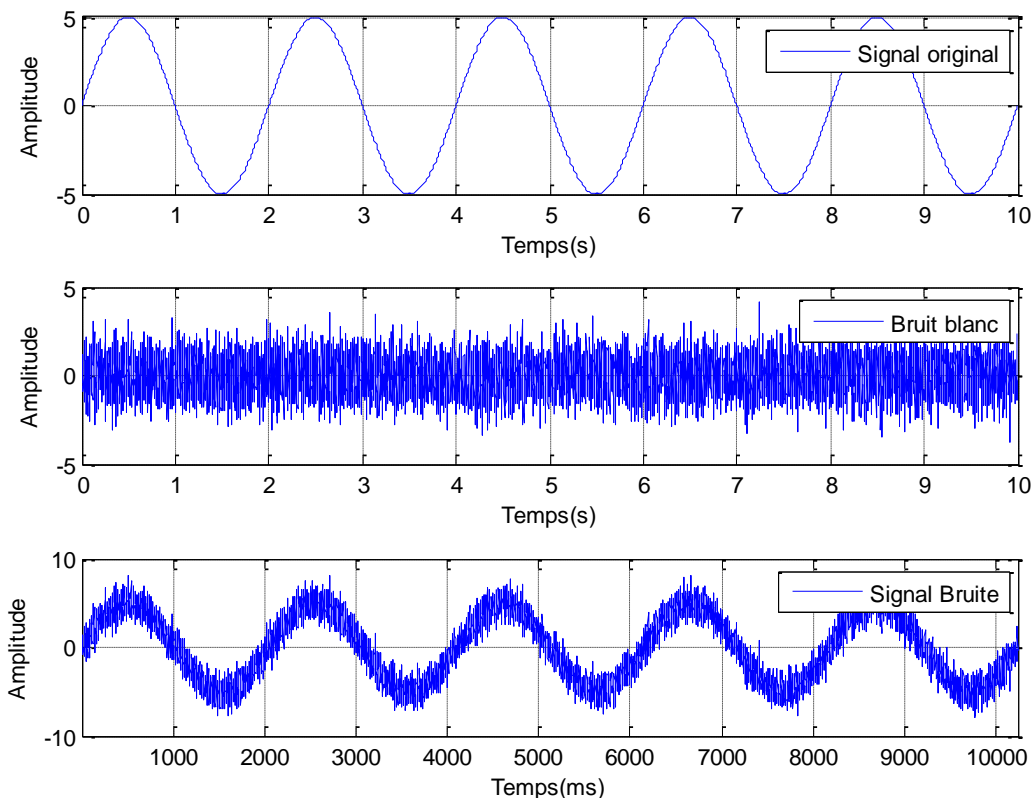


Figure 1.4 Représentation d'un signal sinusoïdal bruité.

1.3.2 Acoustique

L'acoustique est l'étude des sons et bruits, de leur nature, de leurs origines, de leur propagation et de leur évolution [12].

1.3.3 Différentes classes de bruit

Le bruit possède certaines caractéristiques statistiques, spectrales ou spatiales. Le tableau 1.1 représente les différentes classes auxquelles un bruit peut appartenir :

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

Tableau 1.1 : Différentes propriétés du bruit acoustique [10].

Comme notre but est orienté vers le débruitage de la parole pour des applications de téléphonie mains-libre à l'intérieur d'un habitacle de voiture, on se limite dans notre étude aux mélanges convolutif utilisant différents type de bruits, stationnaires, faiblement et fortement corrélés [13].

1.3.4 Types de bruit

- **Bruit blanc**

Le bruit blanc est un bruit composé de toutes les fréquences au même niveau statistique. Il présente la même énergie pour toutes les fréquences [11].

- **Bruits colorés**

Dans le cas où la DSP n'est pas constante en fonction de la fréquence, le signal aléatoire est alors appelé bruit coloré. Pour cette représentation spectrale, les principaux types de bruits colorés se distinguent par leur spectre, Il existe plusieurs types du bruit coloré, comme le bruit rose et le bruit brun [14].

- **Bruit musical**

Le bruit musical est un bruit résiduel perceptuellement gênant qui apparait suite au débruitage de la parole par des algorithmes d'atténuation spectrale à court terme tels que la

soustraction spectrale ou le filtrage de Wiener. Le spectre du bruit musical est particulièrement tonal, d'où le caractère musical [8].

- **Bruit impulsif**

Comme son nom l'indique ce type de bruit est à caractère impulsif, il se présente sous forme de tensions perturbatrices de valeur élevée mais de durée brève. Ces bruits sont très gênants pour la transmission des données, car le signal perturbateur modifie la forme du signal reçu à des instants quelconques (aléatoires) [15].

- **Bruit ambiant**

Le bruit ambiant est la somme du bruit résiduel et du bruit particulier émis par la source. Il est composé de l'ensemble des bruits émis par toutes les sources proches et éloignées [15].

- **Bruit acoustique**

Il est généré par les mouvements des sources telles que les voitures, les ventilateurs, la circulation, le vent, la pluie, ...etc. [11].

1.3.5 Différents modèles de bruit

Pour simuler ou analyser des signaux réels, d'autres modèles, basés sur la densité de probabilité du bruit, peuvent être considérés. Ainsi, en particulier, deux modèles du bruit sont assez répandus :

- Le bruit dit gaussien dont la densité de probabilité à une répartition de type gaussien caractérisée par une valeur moyenne et un écart type.
- le bruit dit périodique formé d'une somme de signaux sinusoïdaux sans référence de phase.

Dans le cas du bruit blanc ou du bruit rose, il est possible d'associer une densité de probabilité de type gaussien ou de répartition uniforme [9].

1.3.6 Types de mélanges

Pour le type de mélange, on trouve dans la littérature plusieurs types. Une première catégorie, largement étudiée, concerne les mélanges "linéaires", c'est-à-dire le cas où les

observations sont des mélanges linéaires des signaux sources. Cette catégorie est découpée en trois sous-catégories [16]:

a) Mélanges linéaires instantanés

Ce sont des mélanges dans lesquels les valeurs des observations à un instant (lorsqu'il s'agit de signaux temporels monodimensionnels) ou à une position (lorsqu'il s'agit de signaux spatiaux bidimensionnels), ou à une longueur d'onde (lorsqu'il s'agit de spectres), s'écrivent comme des combinaisons linéaires des valeurs des signaux sources au même instant ou à la même position, ou à la même longueur d'onde. Dans ce cas, la relation liant les sources et les observations, s'écrit, pour des signaux temporels, sous la forme suivante :

$$x(n) = A s(n) \tag{1.4}$$

où A est une matrice constante inconnue dite "matrice de mélange". Cette dernière contient des coefficients constants dits "coefficients de mélange". On trouve pratiquement ce genre de mélange dans les applications où les temps de propagation, ou les décalages spatiaux, sont négligeables.

b) Mélanges linéaires à atténuations et retards

Dans lesquels les temps de propagation, ou les décalages spatiaux, sont pris en considération.

c) Mélanges linéaires convolutifs

Dans lesquels les capteurs fournissent des superpositions de versions filtrées des signaux sources reçus. Ce type de mélange est le plus général des trois présentés. En effet, dans la plupart des applications, le mélange de sources est un mélange convolutif. Dans ce cas, le problème consiste à trouver un filtre matriciel, opérant sur la suite des observations, tel que les différentes sources estimées en sortie du filtre séparateur soient aussi indépendantes que possible. Les premiers résultats ont été présentés dans le cas de deux sources et deux capteurs modélisé par deux filtres à réponse impulsionnelle finie (RIF). Les coefficients du filtre ont été estimés par une 24 généralisation du critère, qui était utilisé dans le cas du mélange instantané. On peut modéliser un mélange convolutif de la façon suivante [17] :

$$p_j(t) = \sum_{i=1}^C h_{ji}(t) * s_i(t) = \sum_{i=1}^C \sum_{k=1}^D h_{ji}(t - k) s_i(k) \tag{1.5}$$

avec :

$j = 1,2,3 \dots$

C : Nombre des capteurs.

D : Nombre des sources.

$h_{ji}(t)$: La réponse impulsionnelle de la source i sur le capteur j .

$*$: l'opérateur de convolution.

M : l'ordre du filtre de mélange dont les coefficients sont $h_{ji}(t)$.

1.3.7 Rapports Signal sur Bruit (RSB)

Le RSB mesure la qualité du signal. C'est une caractéristique de la dégradation d'un signal, par définition informatif, par un bruit non informatif. C'est un moyen pour caractériser un système de transmission en comparant sa valeur à l'entrée du système avec sa valeur en sortie de ce système, ou pour comparer la qualité des diverses méthodes de traitement des signaux [9].

Soit P_s la puissance totale du signal utile et P_b la puissance de toutes les perturbations, le rapport signal sur bruit est défini comme suit :

$$RSB = \frac{P_s}{P_b} \quad (1.6)$$

Ce nombre étant le rapport de deux puissances, est donc sans grandeur.

où, en dB :

$$RSB_{dB} = 10 \log\left(\frac{P_s}{P_b}\right) \quad (1.7)$$

1.3.8 Gêne due au bruit

La gêne due au bruit est de nature différente pour la personne plongée dans l'ambiance bruitée (le locuteur) et pour celle qui subit les perturbations par l'intermédiaire de son téléphone (l'auditeur). L'auditeur est le plus gêné car, contrairement au locuteur, il n'a aucun contrôle sur le milieu acoustique. Le locuteur garde un certain contrôle sur le bruit ambiant, il a la possibilité de hausser la voix, ou de se réfugier dans un endroit moins bruyant. Dans le cas d'une communication mains-libres, il peut aussi focaliser son oreille sur le signal utile grâce aux capacités de localisation spatiale de l'oreille alors que l'auditeur

subit complètement la perturbation sonore. Ce dernier est le plus pénalisé dans la mesure où la prise de son par microphone et sa restitution sont ponctuelles. L'ensemble du champ sonore (des sons provenant de toutes les directions) est donc intégré et restitué en une somme des perturbations. L'information de spatialisation ayant disparu, l'auditeur ne peut donc pas séparer l'information utile des différentes sources du bruit bien que l'oreille humaine en soit normalement capable. De plus, la superposition du bruit et de la parole réduit l'intelligibilité du message ce qui demande un effort constant de la part de l'auditeur et le fatigue rapidement [1].

1.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la définition sur la parole, ces propriétés et caractéristique. Nous avons également étudiée les différents types du bruit qui intervient dans un traitement numérique du signal.

Dans le prochain chapitre, nous allons présenter le filtrage adaptatif et les techniques de réduction de bruit.

Chapitre 2 : Filtrage adaptatif et technique de réduction de bruit

2.1 Introduction

La présence d'un bruit dans des applications divers du traitement de la parole dégrade la qualité de l'intelligibilité de cette dernière, et donc les performances de l'application envisagé pueront être perturber. Le principe de réduction du bruit consiste à améliorer la parole qui est considéré comme un signal utile par rapport aux bruit.

Dans cette partie, on va décrire les différentes techniques de filtrage adaptatif avec ces algorithmes les plus connue LMS, LMS normalisé (NLMS) et RLS.

Nous présentons aussi les méthodes mono/multi-capteurs les plus utilisées dans le domaine de réduction du bruit et le rehaussement du signal de parole.

2.2 Filtrage adaptatif

Le filtrage adaptatif occupe une place très importante en traitement numérique du signal. Un filtrage est rendu adaptatif si ses paramètres, ses coefficients, sont modifiés selon un critère donné, dès qu'une nouvelle valeur du signal devient disponible. Ces modifications doivent suivre l'évolution des systèmes dans leur environnement aussi rapidement que possible [18].

Le rôle principal d'un algorithme adaptatif est d'ajuster un vecteur de paramètre $w(n)$ pour un objectif bien défini (minimisation de l'EQM : l'erreur quadratique moyenne MSE en anglais).

2.2.1 Principe de base d'un filtre adaptatif

Le principe d'un filtre adaptatif bouclé par un algorithme d'adaptation est représenté sur la figure 2.1, la sortie d'un filtre numérique programmable à coefficients variables est

retranchée d'un signal de référence $d(n)$, pour fournir un signal d'erreur $e(n)$ qui est utilisé avec l'entrée $x(n)$, pour mettre à jour les coefficients du filtre en minimisant un critère donnée.

Les filtres adaptatifs peuvent être classés en fonction des choix qui sont faits sur les points suivants [10] :

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

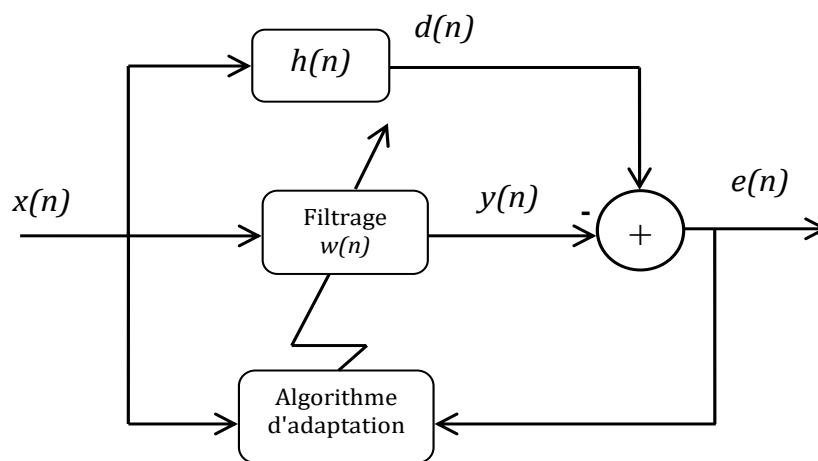


Figure 2.1 Principe d'un filtre adaptatif.

Les différents signaux qui sont utilisés dans ce system de filtrage adaptatif sont :

$x(n)$: Le signal d'entrée.

$h(n)$: Le système inconnu de longueur L.

$w(n)$: Le filtre d'estimation.

$y(n)$: La sortie du filtre adaptatif.

$e(n)$: Le signal d'erreur.

$d(n)$: Le signal désiré.

2.2.2 Critères de comparaison des algorithmes adaptatifs

Le choix de l'algorithme se fera en fonction des critères suivants [18] :

Taux de Convergence : C'est le nombre d'itérations nécessaires pour converger "assez près" de la solution optimale.

Désajustement : (Erreur quadratique calculé entre le filtre réel et estimé).

La robustesse au bruit : Résistance au mauvais conditionnement des données.

Complexité : Nombre d'opérations par itération et la plage mémoire nécessaire (programme et données).

Structure : Complexité de l'implantation matérielle (Aspect hardware).

Stabilité numérique : Influence des erreurs de quantification problème de la propagation des erreurs, la structure (modularité, parallélisme, ...).

2.2.3 Application

Le filtrage adaptatif est un outil puissant en traitement du signal, communication numérique, et contrôle automatique. Les applications sont diverses mais présentent les caractéristiques suivantes : on dispose d'une entrée $x(n)$ ainsi que le signal désirée $d(n)$ et l'erreur $e(n)$ qui représente la différence entre la réponse désirée $d(n)$ et la sortie du filtre $y(n)$ et qui sert à contrôler (adapter) les valeurs des coefficients du filtre.

On peut distinguer quatre grandes classes d'applications [19] :

- L'identification de systèmes
- La prédiction
- La modélisation inverse
- L'annulation d'interférences

2.2.4 Filtres de Wiener

Le filtre de Wiener est parmi les méthodes de débruitage classiques les plus utilisées dans la littérature. C'est l'estimateur qui minimise l'Erreur Quadratique Moyenne (EQM) entre le signal d'entrée et celui en sortie [8].

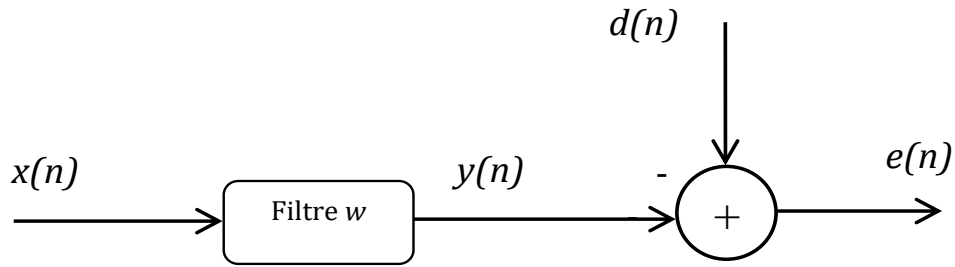


Figure 2.2 Schéma principal du filtrage de Wiener.

Le principe de filtre de Wiener est de trouver en sortie une réponse $y(n)$ la plus proche possible d'une réponse désirée $d(n)$, lorsque l'entrée $x(n)$ est affectée par le bruit.

Le problème consiste donc à rechercher le filtre assurant l'erreur la plus faible $e(n)$, au sens d'un critère d'optimisation :

$$\mathbf{w}^{opt} = \arg[\min_{\mathbf{w}} [J(e(n))]] \quad (2.1)$$

où \mathbf{w}^{opt} est le vecteur optimum et J représente la fonction de coût :

$$J = E\{e(n)^2\} \quad (2.2)$$

où E est l'espérance mathématique.

Dans la famille des filtres linéaires et invariants dans le temps. La sortie $y(n)$ est donnée par :

$$y(n) = \sum_{i=0}^{L-1} w(n) x(n-i) \quad (2.3)$$

d'où

L : est la longueur du filtre $w(n)$.

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

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (2.4)$$

C'est plus pratique d'utiliser la notion vectorielle pour la sortie du filtre :

$$y(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n) = \mathbf{x}(n)^T \mathbf{w}(n) \quad (2.5)$$

avec :

$$\mathbf{w}(n) = [w_0(n), w_1(n), \dots \dots w_{L-1}(n)]^T \quad (2.6)$$

et :

$$\mathbf{x}(n) = [x(n), x(n-1), x(n-2) \dots \dots x(n-L+1)]^T \quad (2.7)$$

où $\mathbf{w}(n)$ désigne un vecteur de L coefficients représentant la réponse impulsionnelle finie et $\mathbf{x}(n)$ désigne un vecteur qui résume le passé proche du signal $x(n)$ sur une durée de L échantillons. L'opérateur $(.)^T$ désigne la transposition.

Le vecteur \mathbf{w}_{opt} est celui qui annule le gradient du critère :

On a :

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}(n)} = \partial[E[e^2(n)]] = 2E \left\{ e(n) \frac{\partial e(n)}{\partial \mathbf{w}(n)} \right\} = -2E\{e(n)\mathbf{x}(n)\} \quad (2.8)$$

où $E\{.\}$ désigne la moyenne statique.

Par conséquent, à l'optimum, on a :

$$E\{e_{min}(n)\mathbf{x}(n)\} = \mathbf{0}_{L \times 1} \quad (2.9)$$

où :

$e_{min}(n)$: est l'erreur minimale, donc l'optimum est atteint lorsque $e(n)$ est orthogonale à $\mathbf{x}(n)$.

En développant cette équation nous obtenons [18] :

$$E\{\mathbf{x}(n)[d(n) - \mathbf{x}(n)^T \mathbf{w}_{opt}]\} = \mathbf{0}_{L \times 1} \quad (2.10)$$

soit :

$$E[\mathbf{x}(n)[\mathbf{x}(n)^T] \mathbf{w}_{opt}] = E[\mathbf{x}(n)d(n)] \quad (2.11)$$

Nous aurons par la suite :

$$\mathbf{R} \mathbf{w}_{opt} = \mathbf{r} \quad (2.12)$$

Le filtre de Wiener optimal \mathbf{w}_{opt} est donc donné par :

$$\mathbf{w}_{opt} = \mathbf{R}^{-1} \mathbf{r} \quad (2.13)$$

avec :

$\mathbf{R} = E[\mathbf{x}(n)\mathbf{x}(n)^T]$: Représente la matrice d'autocorrélation du signal d'entrée $x(n)$.

$\mathbf{r} = E[\mathbf{x}(n)d(n)]$: Représente le vecteur d'inter-corrélation entre $\mathbf{x}(n)$ et $d(n)$.

2.2.5 Algorithmes du gradient

a) Algorithme du gradient stochastique LMS

L'algorithme du gradient stochastique est une approximation du gradient déterministe, L'algorithme LMS est l'un des algorithmes adaptatifs les plus populaires pour le calcul des coefficients d'un filtre adaptatif en raison de sa simplicité, et sa faible complexité de calcul et son faible nombre de paramètre à ajuster.

Le principe de l'algorithme LMS est représenté sur la figure 2.3

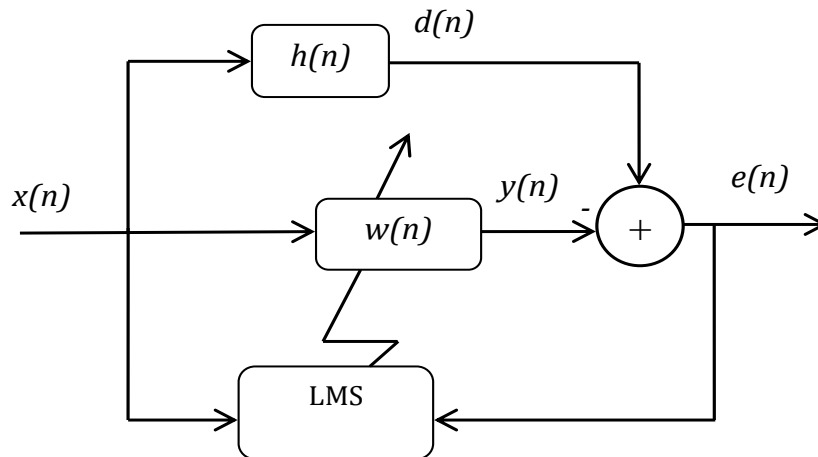


Figure 2.3 Schéma bloc de l'algorithme LMS

Puisque $\mathbf{R} = E\{x(n) x(n)\}$ et $\mathbf{r} = E\{x(n) d(n)\}$ sont inconnus, on approchera ces grandeurs déterministes par des estimées $\tilde{\mathbf{R}}(n)$ et $\tilde{\mathbf{r}}(n)$ à l'instant n . Dans le cas du LMS, on choisit les estimées les plus simples possibles, à savoir:

$$\tilde{\mathbf{R}}(n) = \mathbf{x}(n) \mathbf{x}(n)^T \quad (2.14)$$

$$\tilde{\mathbf{r}}(n) = \mathbf{x}(n) d(n) \quad (2.15)$$

Ce sont simplement les estimées instantanées des corrélations.

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu[\tilde{\mathbf{r}}(n) - \tilde{\mathbf{R}}(n) \mathbf{w}(n)] \quad (2.16)$$

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu \mathbf{x}(n)[d(n) - \mathbf{x}(n)^T \mathbf{w}(n)] \quad (2.17)$$

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu \mathbf{x}(n) e(n) \quad (2.18)$$

μ : est le pas d'adaptation de l'algorithme.

Cette dernière équation représente la formule de mise à jour du filtre adaptatif par l'algorithme de gradient stochastique LMS.

Pour assurer le bon fonctionnement et la convergence de l'algorithme LMS une condition nécessaire doit être vérifiée [20].

$$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{max}} \quad (2.19)$$

où λ_{max} représente la valeur propre maximal de la matrice d'autocorrélation du signal d'entrée.

avec une étude plus précise qui conduit vers le plus contraignante on aura :

$$0 < \mu < \frac{1}{L\sigma_x^2} \quad (2.20)$$

où :

L est la taille du filtre adaptatif.

σ_x^2 est l'énergie du signal d'entrée $x(n)$.

- **Convergence de l'algorithme LMS**

L'analyse de la convergence du LMS se fait en utilisant les deux critères suivants [20] :

- Convergence en moyenne du filtre $\mathbf{w}(n)$, c.à.d:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} E\{\mathbf{w}(n)\} = \mathbf{w}_{opt} \quad (2.21)$$

- Convergence du critère $J(n)$ (en moyenne quadratique), c.à.d:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} J(n) = J(\infty) = \text{constante} \quad (2.22)$$

- **Caractéristique de l'algorithme LMS**

L'algorithme LMS est très simple, Les performances du LMS dépendent de trois facteurs :

- Le pas d'adaptation μ .
- Les valeurs de la matrice \mathbf{R} .
- la longueur L du filtre \mathbf{w} .

- avec un pas d'adaptation petit, le LMS converge lentement mais l'EQM excédentaire est petite.
- avec un pas d'adaptation grand, le LMS converge rapidement mais l'EQM excédentaire est grande.

b) LMS Normalisé (NLMS)

L'algorithme LMS est très simple à implémenter. Mais inefficace pour la problématique de l'annulation d'écho acoustique en raison des grandes variations d'énergie dans la voix, L'algorithme NLMS (Normalized Least Means Square) introduit pour normaliser le pas d'adaptation dans l'algorithme LMS par rapport à l'énergie de signal d'entrée pour μ d'adaptions réduire au minimum la variation de signal d'entrée ainsi la convergence plus au moins uniforme en passant d'une étape d'adaptions à une autre [21].

L'équation du signal d'erreur est donnée par :

$$e(n) = d(n) - \mathbf{w}(n)^T \mathbf{x}(n) \quad (2.23)$$

Le pas d'adaptation μ est alors remplacé par un pas d'adaptation défini à chaque itération par :

$$\mu = \frac{\mu_n}{\mathbf{x}(n)^T \mathbf{x}(n)} \quad (2.24)$$

Adaptation du filtre $\mathbf{w}(n)$:

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\mu_n}{\mathbf{x}(n)^T \mathbf{x}(n) + \xi} \mathbf{x}(n) e(n) \quad (2.25)$$

où

μ_n : Représente le pas d'adaptation de l'algorithme NLMS. La condition suffisante de convergence est alors donnée par [21]:

$$0 < \mu_n < 2 \quad (2.26)$$

ξ : est un petit scalaire introduit pour éviter la division par zéro.

Cet algorithme peut être plus complexe que l'algorithme LMS mais il reste toujours l'un des algorithmes les plus simples à mettre en application.

2.2.6 Algorithmes des moindres carrés

- **Algorithme RLS**

Nous développons un nouvel algorithme rapide pour le filtrage adaptatif, L'algorithme des moindres carrés récursifs RLS (Récursif Least Square), est un type des algorithmes adaptatif qui converge plus rapidement que les algorithmes du gradient (LMS et NLMS)[22].

Le principe de cet algorithme est représenté dans la figure 2.4

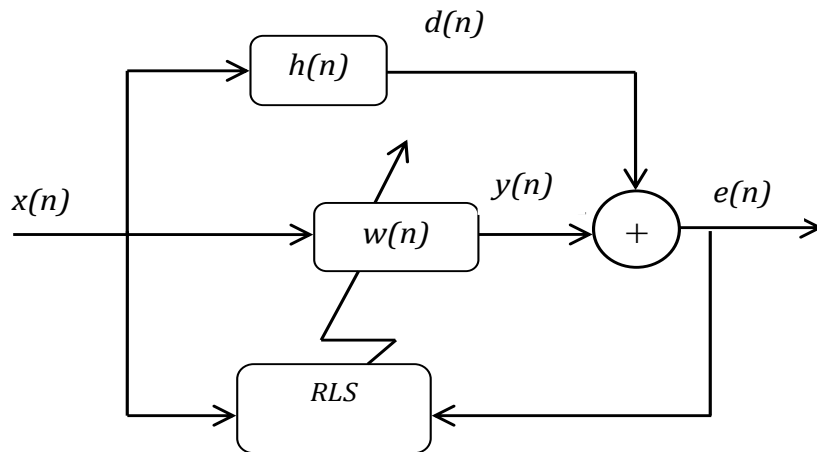


Figure 2.4 Schéma du principe de l'algorithme RLS.

L'objectif de cet algorithme est l'estimation des paramètres $w(n)$ du filtre adaptatif par l'utilisation du critère des moindres carrés.

Le signal désirer est obtenu par :

$$d(n) = x(n) * h(n) \quad (2.27)$$

$$d(n) = \sum_{i=0}^{L-1} h(i) x(n-i) \quad (2.28)$$

Notre objectif est d'estimer les paramètres $h(n)$ en utilisant le critère des moindres carrée suivant :

$$J(n) = \sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} [d(i) - \mathbf{w}(n)^T \mathbf{x}(i)]^2 \quad (2.29)$$

d'où

λ : est un facteur de pondération qui prend toujours une valeur.

$$0 < \lambda < 1 \quad (2.30)$$

Solution de problème, on minimise $J(n)$ par rapport $w(n)$, Donc revient à calculer la dériver partielle de $J(n)$ par rapport $w(n)$

$$\frac{\partial J(n)}{\partial \mathbf{w}(n)} = \mathbf{0}_{L \times 1} = \sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} [d(i) - \mathbf{w}(n)^T \mathbf{x}(i)] \mathbf{x}(i) \quad (2.31)$$

D'après la simplification on aura :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mathbf{k}(n)e(n) \quad (2.32)$$

d'où

$k(n)$: est la fonction du gain di kalman qui est définie par :

$$\mathbf{k}(n) = \frac{\lambda^{-1} \mathbf{Q}(n-1) \mathbf{x}(n)}{1 + \lambda^{-1} \mathbf{x}(n)^T \mathbf{Q}(n-1) \mathbf{x}(n)} \quad (2.33)$$

d'où

$Q(n)$: Est la matrice de corrélation est définie par :

$$\mathbf{Q}(n) = \lambda^{-1} \mathbf{Q}(n-1) - \lambda^{-1} \mathbf{k}(n) \mathbf{x}(n)^T \mathbf{Q}(n-1) \quad (2.34)$$

La fonction d'erreur est définie par :

$$e(n) = d(n) - \mathbf{x}(n)^T \mathbf{w}(n-1) \quad (2.35)$$

2.3 La réduction du bruit par les méthodes mono et multi-capteurs

Pour la réduction du bruit, il existe plusieurs méthodes en mono-capteur, en bi-capteur et en multi-capteurs. Dans cette partie nous allons présenter ces méthodes qui sont dernièrement proposées dans le domaine de rehaussement de la parole et la réduction du bruit acoustique.

2.3.1 Méthodes d'annulation du bruit mono-capteurs

La réduction de bruit monovoie est effectuée à partir d'un seul microphone, il n'y aura alors qu'un seul signal à traiter. Au départ, on peut considérer que le signal qui arrive au microphone est composé d'un signal utile qui est la parole et d'un bruit qui est ce que l'on doit atténuer. On considère le problème de débruitage schématisé par la figure 2.5

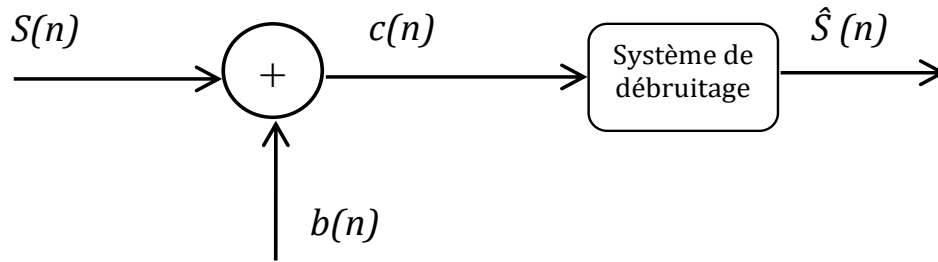


Figure 2.5 Principe de débruitage.

Soit $c(n)$ un signal de parole bruité et échantillonné. Ce signal est divisé en trames successives, d'indice k , qui comporte le même nombre d'échantillons noté N . Ce nombre d'échantillons est choisi de manière à ce que la durée d'une trame soit de l'ordre de 20 à 30 ms.

On construit ainsi des trames où la parole est supposée stationnaire [8].

A partir du modèle :

$$c_p(n) = s_p(n) + b_p(n) \quad (2.36)$$

On cherche à restituer le signal propre $s_p(n)$, à partir du signal observé $C_p(k)$,

$$k = 0, 1, \dots, N - 1.$$

Les Transformées de Fourier Discrètes (TFD) de ces signaux sont respectivement notées $C_p(k)$, $S_p(k)$ et $B_p(k)$, $k = 0, 1, \dots, N - 1$ et nous avons donc :

$$C_p(k) = S_p(k) + B_p(k) \quad (2.37)$$

Cette dernière notation est justifiée sous l'hypothèse de la non-corrélation entre le bruit et le signal. Pour alléger les notations, on se contentera d'écrire par exemple $S(k)$ au lieu de $S_p(k)$ en supposant toujours que les traitements sont faits trame par trame et en considérant une trame quelconque du signal [23].

Aussi, on peut définir les densités spectrales de puissance des signaux par la relation suivante :

$$\gamma_c(f) = \gamma_s(f) + \gamma_b(f) \quad (2.38)$$

$\gamma_c(f)$, $\gamma_s(f)$ et $\gamma_b(f)$ représentent les densités spectrales de puissance (DSP) respectives des signaux $c(n)$, $s(n)$ et $b(n)$. Cette représentation sous forme de DSP n'est malheureusement pas exploitable en raison de la non-stationnarité du signal de parole.

Chaque trame du signal temporel $c(n)$ peut donc être représentée dans le domaine fréquentiel par son module $|C(k)|$ et sa phase associée $\phi_c(k)$, où k est l'indice fréquentiel. Dans le domaine fréquentiel, l'équation (2.36) peut donc s'exprimer ainsi

$$|C(k)| e^{j\phi_c(k)} = |S(k)| e^{j\phi_s(k)} + |B(k)| e^{j\phi_B(k)} \quad (2.39)$$

Et alors, le spectre du signal rehaussé $\hat{S}(k)$, s'exprime par la relation suivante :

$$\hat{S}(k) = |\hat{S}(k)| \cdot e^{j\phi_s(k)} \quad (2.40)$$

a) Soustraction spectrale

La soustraction spectrale vise à obtenir une estimation spectrale du signal utile dégradé par un bruit additif, stationnaire ou légèrement variant ce qui nous permet de l'estimer pendant les périodes de silence. L'idée de base est d'atténuer plus ou moins fortement les composantes spectrales du signal dégradé en fonction de l'estimation du niveau du bruit en adoptant les hypothèses sur les signaux de parole et le bruit. Il existe deux versions de base pour la soustraction spectrale se différenciant par l'amplitude ou la puissance. Si :

$$|\hat{S}(k)| = |C(k)| - |B(k)| \quad (2.41)$$

Dans ce cas, il s'agit de la soustraction spectrale d'amplitude (SSA). Si, par contre, le bruit estimé est donné par son spectre de puissance, on aura la soustraction spectrale de puissance (SSP) :

$$|\hat{S}(k)|^2 = |C(k)|^2 - |\hat{B}(k)|^2 \quad (2.42)$$

Le problème de ces deux équations (2.41), (2.42), est que le second terme peut être négatif. On peut le rendre positif en changeant de signe ou bien en l'annulant comme dans l'équation (2.43). C'est la première amélioration que l'on peut proposer :

$$|\hat{S}(k)|^2 = \begin{cases} |C(k)|^2 - |\hat{B}(k)|^2 & \text{si } |C(k)|^2 > |\hat{B}(k)|^2 \\ 0 & \text{si non} \end{cases} \quad (2.43)$$

Le passage dans le domaine temporel se fait par une IFFT. La phase du signal d'entrée est gardée, une estimation du bruit de la phase s'avère être une tâche très compliquée.

b) Soustraction spectrale par filtrage

En se basant sur un filtre, et en gardant l'estimation du bruit on peut assimiler la soustraction spectrale à un filtrage, la suppression devient donc une multiplication par un gain $G(k)$ comme ci-dessous :

$$|\hat{S}(k)| = G(k) \cdot |C(k)| \quad 0 \leq G(k) \leq 1 \quad (2.44)$$

Pour la SSP, $G(k)$ est donné par :

$$|G(k)|^2 = \begin{cases} \sqrt{1 - \frac{|\hat{B}(k)|^2}{|C(k)|^2}} & \text{si } |C(k)|^2 > |\hat{B}(k)|^2 \\ 0 & \text{si non} \end{cases} \quad (2.45)$$

2.3.2 Réduction du bruit par les méthodes bi-capteurs

Nous présentons les méthodes bi-capteurs les plus utilisées dans le domaine de réduction du bruit et le rehaussement du signal de parole.

a) Mélange convolutif bi-capteur

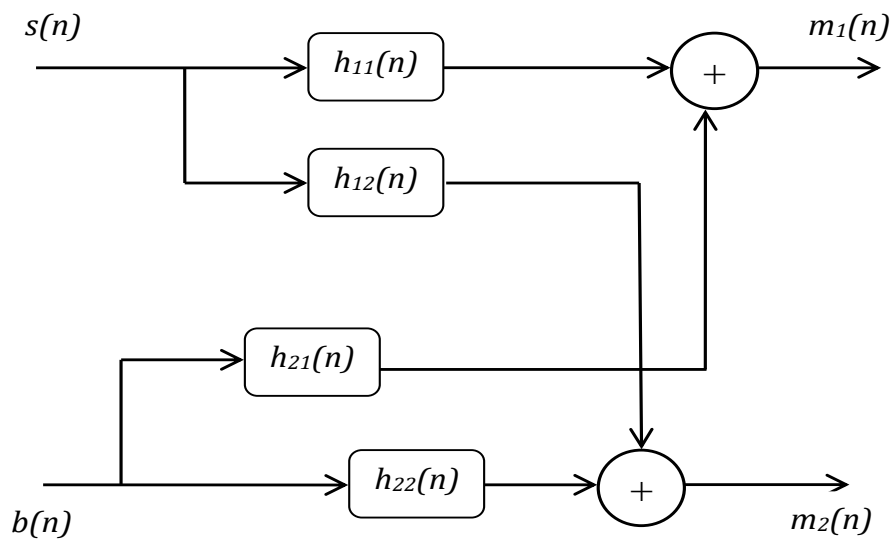


Figure 2.6 structure du mélange convolutif bi-capteur complète.

Dans cette structure les deux microphones captent deux signaux bruités $m_1(n)$ et $m_2(n)$. d'après la structure passée on a l'équation du mélange qui s'écrit comme suit :

$$m_1(n) = s(n) * h_{11}(n) + b(n) * h_{21}(n) \quad (2.46)$$

$$m_2(n) = b(n) * h_{22}(n) + s(n) * h_{12}(n) \quad (2.47)$$

où

$h_{11}(n)$ et $h_{22}(n)$: Représentent les réponses impulsionnelles des canaux directs de couplage.

$h_{21}(n)$ et $h_{12}(n)$: Représentent les effets du couplage mutuel entre les signaux.

$s(n)$: Signal parole.

$b(n)$: Signal du bruit.

$m_1(n)$ et $m_2(n)$: Représentent les deux signaux de la sortie du mélange.

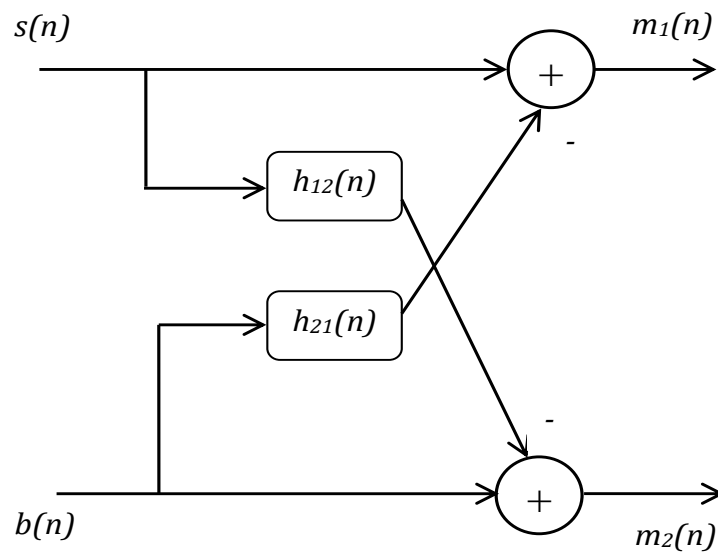


Figure 2.7 Structure de mélange convolutif bi-capteur simplifié

Les deux sorties de la structure du mélange convolutif bi-capteur simplifié sont données par :

$$m_1(n) = s(n) + b(n) * h_{21}(n) \quad (2.48)$$

$$m_2(n) = b(n) + s(n) * h_{12}(n) \quad (2.49)$$

b) Séparation aveugle de sources

Depuis plusieurs années, la séparation de sources est un sujet de recherche particulièrement actif. Cet engouement peut s'expliquer par le large spectre d'applications; on peut notamment citer les télécommunications, l'acoustique, la sismique, le domaine biomédical. Le cadre aveugle est ici considéré, lequel offre l'avantage de ne requérir que des hypothèses faibles sur le mélange : en dehors de sa structure générale, souvent supposée linéaire, aucun paramètre de ce dernier n'est supposé connu.

Depuis plusieurs années, des méthodes efficaces existent pour la séparation des mélanges linéaires instantanés de sources. Le cas des mélanges convolutif demeure en revanche plus difficile [24].

Le principe de la séparation aveugle de sources peut être énoncé comme suit : il s'agit de reconstituer les N signaux sources émis à partir de la seule connaissance de N signaux d'observations reçus correspondant à des mélanges de ces sources. Le traitement est alors aveugle, on ne possède aucune information sur le système de mélange et les sources sont inobservables. Il est nécessaire d'avoir une hypothèse supplémentaire, c'est pourquoi la plupart des techniques de la séparation aveugle de sources reposent sur l'hypothèse de l'indépendance des sources. Initialement, elle a été modélisée à base d'un simple produit, autrement dit les capteurs reçoivent à chaque instant une combinaison linéaire des signaux sources. Plus tard, des modélisations proches de la réalité ont été introduites. L'une de ces modélisations considère le canal de transmission comme un système reposant sur une opération de filtrage. En d'autres termes, les signaux captés dépendent linéairement à la fois des sources et de leurs versions retardées, Le système de mélange est dit linéaire convolutif [8].

c) Séparation aveugle de sources bi-capteurs

Le système de séparation devra réaliser une combinaison linéaire convolutif à partir de deux structures bien connues se représentent respectivement dans les figures suivantes :

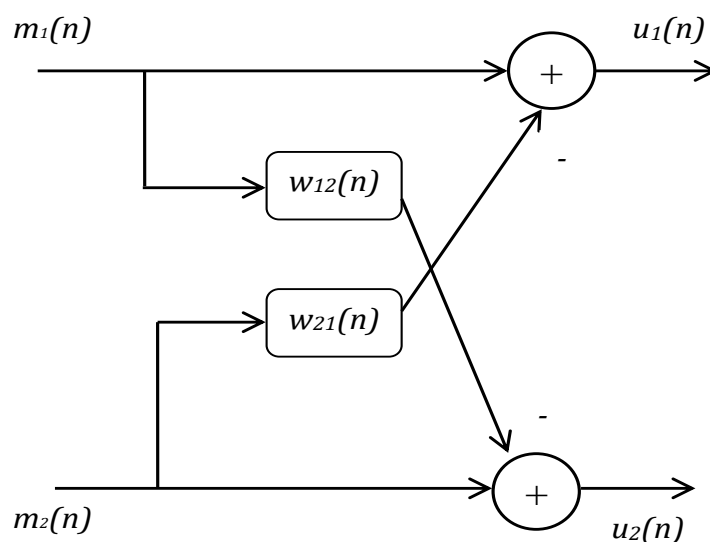


Figure 2.8 Structure symétrique direct

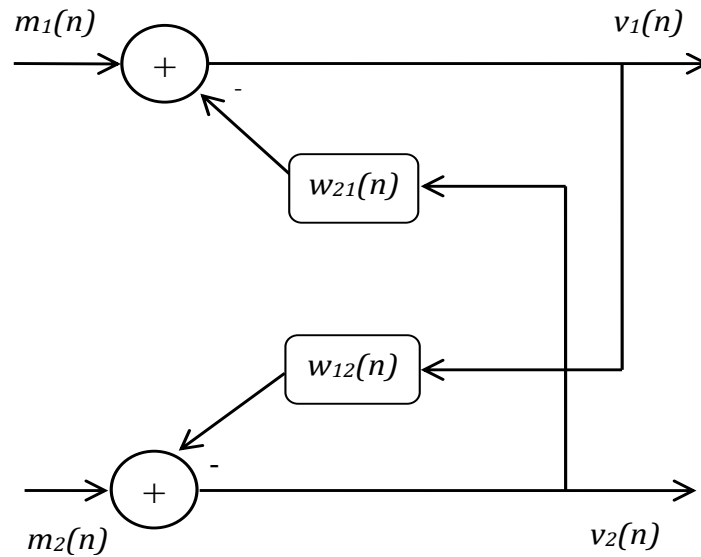


Figure 2.9 Structure symétrique récursive

Les deux signaux obtenus par la structure de séparation de sources directe sont données par les deux équations :

$$u_1(n) = m_1(n) - m_2(n) * w_{21}(n) \quad (2.50)$$

$$u_2(n) = m_2(n) - m_1(n) * w_{12}(n) \quad (2.51)$$

En remplaçant les expressions $m_1(n)$ et $m_2(n)$ dans les expressions de $u_1(n)$ et $u_2(n)$ nous trouvons :

$$u_1(n) = b(n) * [h_{21}(n) - w_{21}(n)] + s(n) * [\delta(n) - h_{21}(n) * w_{21}(n)] \quad (2.52)$$

$$u_2(n) = s(n) * [h_{21}(n) - w_{21}(n)] + b(n) * [\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n)] \quad (2.53)$$

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

$$u_1(n) = s(n) * [\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n)] \quad (2.54)$$

$$u_2(n) = b(n) * [\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n)] \quad (2.55)$$

et les sorties de la structure de séparation de sources indirecte qui est représentée par la figure 2.9 «Récursive» sont données par les équations suivantes:

$$v_1(n) = m_1(n) - v_2(n) * w_{21}(n) \quad (2.56)$$

$$v_2(n) = m_2(n) - v_2(n) * w_{12}(n) \quad (2.57)$$

En remplaçant les expressions $m_1(n)$ et $m_2(n)$ dans les expressions de $v_1(n)$ et $v_2(n)$. En utilisant l'hypothèse d'optimalité pour les deux filtres adaptatifs ($w_{21}^{opt} = h_{21}$ et $w_{12}^{opt} = h_{12}$),

On obtient les sorties $v_1(n)$ et $v_2(n)$ selon les deux expressions suivantes :

$$v_1(n) = s(n) \quad (2.58)$$

$$v_2(n) = b(n) \quad (2.59)$$

2.3.3 Méthodes de débruitage multi-capteurs

On suppose que l'on dispose d'une multitude de microphones dans ce cas. Cette hypothèse autorise la duplication des techniques mono-voies et bi-voies précédemment présentés mais elle permet surtout d'envisager la combinaison des filtrages temporel et spatial par les méthodes de traitement d'antenne linéaire. On cite la méthode de réduction de bruit par le réseau d'antennes de Frost, et la structure de Griffiths et Jim.

2.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le principe du filtrage adaptatif avec ses paramètres et aussi nous avons cité les algorithmes les plus utilisés pour la réduction du bruit de et qui sont le LMS, NLMS et RLS.

Nous avons présenté un ensemble de méthodes de réduction de bruit et de rehaussement du signal de parole.

Chapitre 3 : Proposition d'un nouvel algorithme de SAS récursif basé sur un détecteur automatique d'activité vocal

3.1 Introduction

La performance des systèmes de réduction de bruit par le filtrage adaptatif est fortement liée aux signaux de parole et du bruit. Plusieurs techniques ont été proposées dans le domaine de traitement de la parole pour la réduction de bruit acoustique récemment, plusieurs algorithmes adaptatifs ont été appliqués aux structures de séparation aveugle de source (Directe et récursive).

Dans ce chapitre on représente un nouvel algorithme de réduction de bruit basé sur la structure de séparation aveugle de source récursive en aval et un système de détection d'activité vocale automatique (AVAD) avec une acquisition Bi-Capteur.

On utilise une structure récursive BSS et un détecteur automatique d'activité vocal, afin de discuter la réduction de bruit d'un mélange convolutif, par l'étude théorique ce nouvel algorithme.

3.2 Structure de séparation aveugle de source Récursive (BBSS)

Il existe deux structures de séparation aveugle de source, la structure directe et récursive qui peut être utilisées pour l'annulation du bruit et le rehaussement de la parole. Dans ce travail, nous nous concentrons sur la structure récursive. La structure BBSS est donnée par la figure 3.1. L'objectif de cette approche est d'estimer les deux signaux sources $s(n)$ et $b(n)$, en utilisant seulement les signaux observés $m_1(n)$ et $m_2(n)$. Elle est basée principalement sur l'hypothèse de l'indépendance des signaux sources, en outre cette

structure a besoin de deux filtres adaptatifs pour récupérer les signaux d'origine, ainsi que pour corriger la distorsion, lorsque les capteurs utilisés sont étroitement espacés.

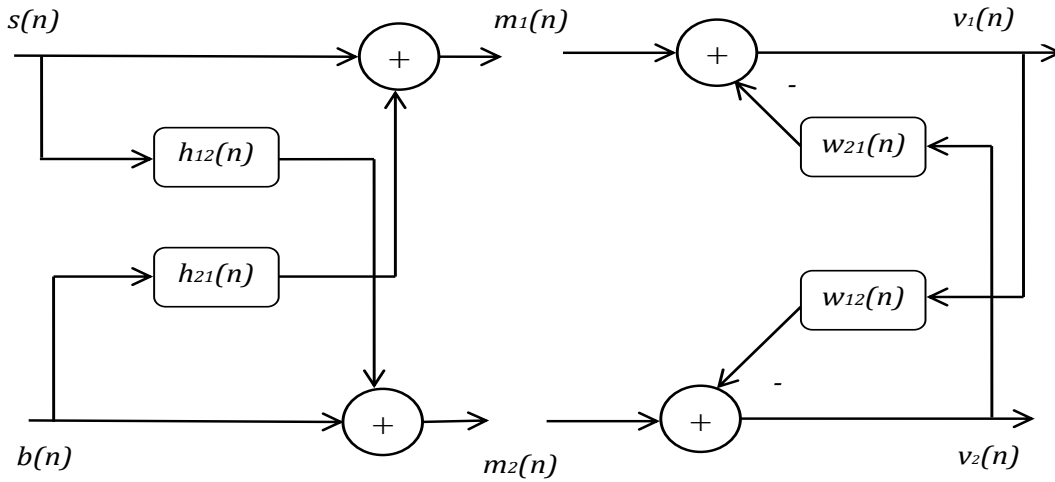


Figure 3.1 Structure de séparation aveugle de source récursif.

Les signaux de sortie de mélange convolutif $m_1(n)$ et $m_2(n)$ qui seront utilisés comme des entrées de la structure de séparation de sources récursive de la figure 3.1 sont données par les équations (2.48) et (2.49).

La structure récursive conduit aux relations observations/sorties suivantes :

$$v_1(n) = m_1(n) - v_2(n) * w_{21}(n) \quad (3.1)$$

$$v_2(n) = m_2(n) - v_1(n) * w_{12}(n) \quad (3.2)$$

En remplaçant les expressions $m_1(n)$ et $m_2(n)$ dans les expressions de $v_1(n)$ et $v_2(n)$.

Nous obtenons :

$$v_1(n) = s(n) + h_{21}(n) * b(n) - [m_2(n) - v_1(n) * w_{12}(n)] * w_{21}(n) \quad (3.3)$$

$$v_2(n) = b(n) + h_{12}(n) * s(n) - [m_1(n) - v_2(n) * w_{21}(n)] * w_{12}(n) \quad (3.4)$$

En réduisant la complexité des équations (3.3) et (3.4), nous obtenons :

$$v_1(n) = k(n)[s(n) * (\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n)) + b(n) * (h_{21}(n) - w_{21}(n))] \quad (3.5)$$

$$v_2(n) = k(n)[b(n) * (\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n)) + s(n) * (h_{12}(n) - w_{12}(n))] \quad (3.6)$$

avec :

$$k(n) = \frac{1}{\delta(n) - w_{12}(n) * w_{21}(n)} \quad (3.7)$$

Pour l'obtention du signal de parole sur la sortie $v_1(n)$ et le bruit sur la sortie $v_2(n)$. Une hypothèse d'optimalité est utilisée pour les deux filtres adaptatifs ($w_{21}^{opt} = h_{21}$ et $w_{12}^{opt} = h_{12}$), Dans ce cas, les sorties $v_1(n)$ et $v_2(n)$ deviennent :

$$v_1(n) = s(n) \quad (3.8)$$

$$v_2(n) = b(n) \quad (3.9)$$

3.3 Système de détection d'activité vocale manuelle (MVAD)

Le Système de détection d'activité vocale manuelle (MVAD) permet de déterminer si le signal de parole est une trame silencieuse (périodes de silence) ou non (périodes de parole) [25].

Le principe de Système de détection d'activité vocale manuelle est représenté sur la figure 3.2 suivante :

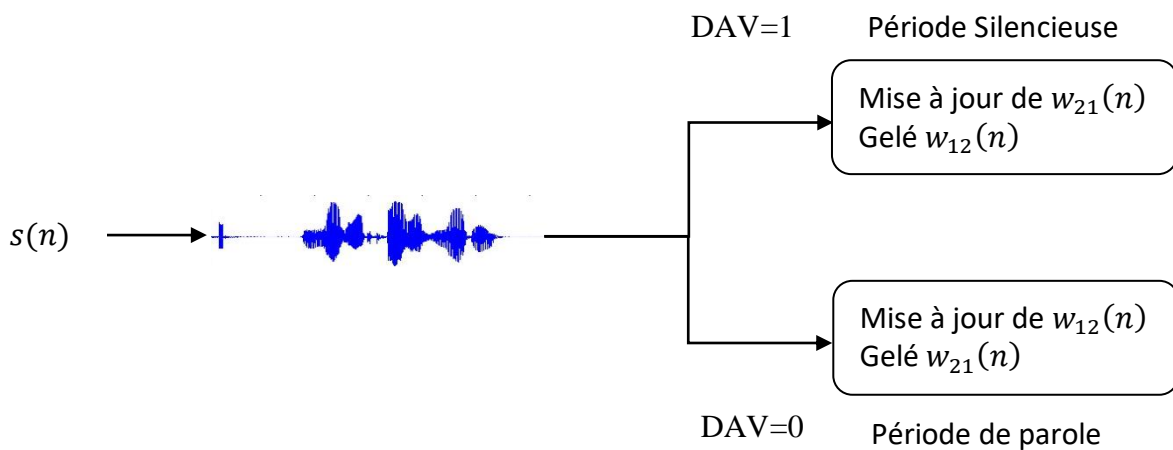


Figure 3.2 Structure de Système de détection d'activité vocale manuelle [25].

Le contrôle de l'adaptation des deux filtres adaptatifs de la figure 3.2 ($w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$) est effectué comme suit:

Le filtre adaptatif $w_{21}(n)$ n'est adapté que pendant les périodes de silence (par exemple les périodes de présence de bruit ou d'inactivité vocale).

Le filtre $w_{12}(n)$ n'est adapté que pendant les périodes de parole (activité vocale).

3.4 Réduction de bruit par l'algorithme NLMS

Dans cette partie, nous allons utiliser l'algorithme NLMS pour la réduction du bruit acoustique, en se basant sur une technique automatique sans utiliser la DAV (Détection d'Activité Vocale) manuelle. La figure 3.3 représente le principe de la réduction du bruit par l'algorithme NLMS.

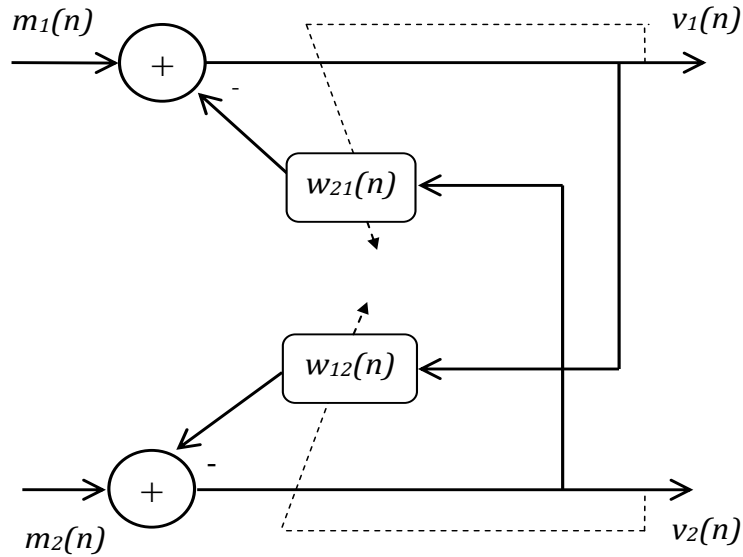


Figure 3.3 Structure d'annulation adaptative de bruit par l'algorithme NLMS.

Dans la structure présentée dans la figure 3.3 les deux filtres adaptatifs $w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$ peuvent être estimés par un algorithme récursif afin de converger vers leur solution optimale [25].

L'équation des signaux de sortie sont données par :

$$v_1(n) = m_1(n) - \mathbf{w}_{21}^T(n-1) \mathbf{v}_2(n) \quad (3.10)$$

$$v_2(n) = m_2(n) - \mathbf{w}_{12}^T(n-1) \mathbf{v}_1(n) \quad (3.11)$$

Les équations de mise à jours des filtres adaptatifs sont données par :

$$\mathbf{w}_{21}(n) = \mathbf{w}_{21}(n-1) + 2\mu_{21} \frac{v_1(n) \mathbf{v}_2(n)}{\mathbf{v}_2^T(n) \mathbf{v}_2(n) + \xi_1} \quad (3.12)$$

$$\mathbf{w}_{12}(n) = \mathbf{w}_{12}(n-1) + 2\mu_{12} \frac{v_2(n) \mathbf{v}_1(n)}{\mathbf{v}_1^T(n) \mathbf{v}_1(n) + \xi_2} \quad (3.13)$$

où μ_{12} et μ_{21} sont les pas d'adaptation fixes des deux filtres adaptatifs $w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$ respectivement qui sont données comme suit :

$0 < \mu_{12} < 1$ et $0 < \mu_{21} < 1$, $\mathbf{v}_1(n)$ et $\mathbf{v}_2(n)$ sont les vecteurs de M échantillons les plus récents des signaux de sortie $v_1(n)$ et $v_2(n)$ respectivement tel que :

$$\mathbf{v}_1(n) = [v_1(n), v_1(n-1), \dots, v_1(n-L+1)]^T$$

$$\mathbf{v}_2(n) = [v_2(n), v_2(n-1), \dots, v_2(n-L+1)]^T$$

ξ_1 et ξ_2 : sont des scalaires respectivement pour éviter la division par zéros lorsque le signal de parole est absent.

3.5 Nouvel algorithme de SAS récursif basé sur un détecteur automatique d'activité vocale

La séparation de source aveugle proposée (appelée: algorithme proposé) est décrite dans la Figure 3.4. Deux blocs de traitement synchronisés par un bloc de retard z^{-L} sont utilisés :

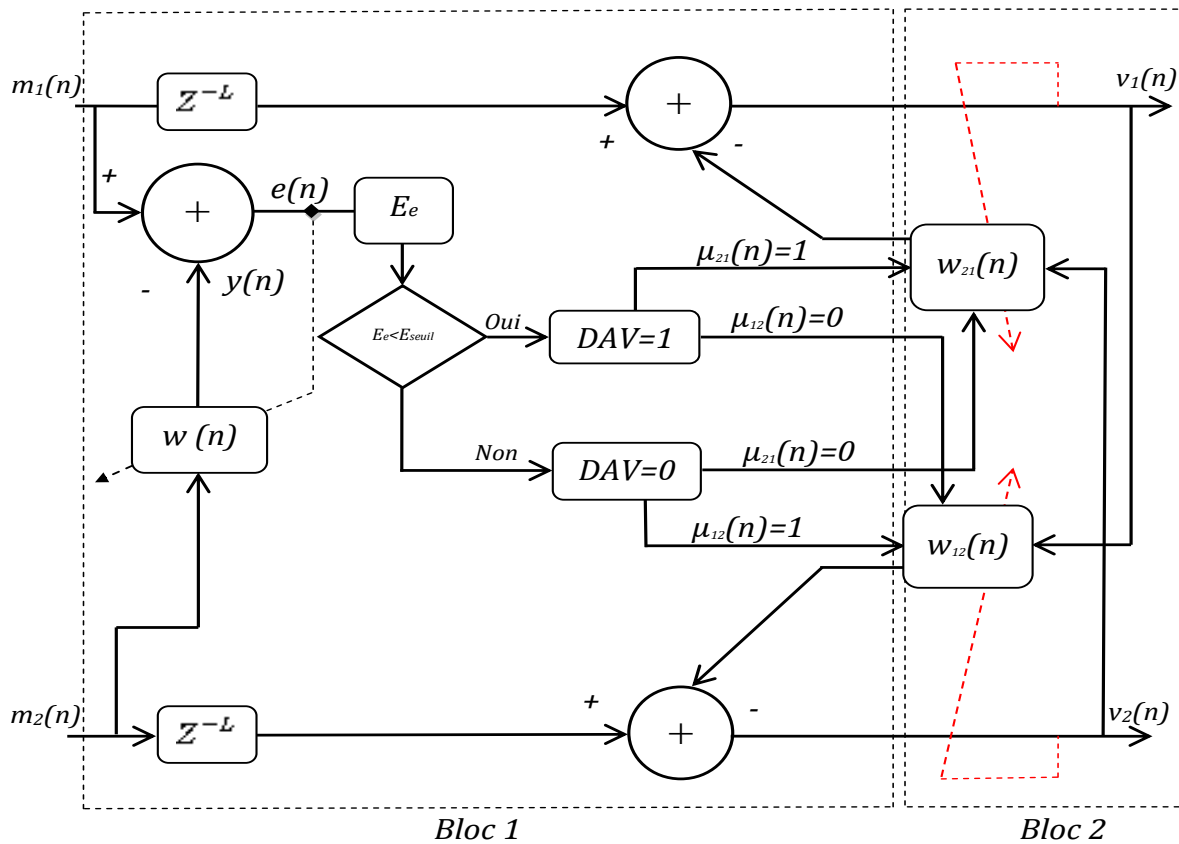


Figure 3.4 Nouvel structure BBSS basé sur un détecteur automatique d'activité vocale.

- **Bloc 1 :**

Représente un bloc qui réalise un système de DAV automatique, il permet un contrôle automatique des filtres adaptatifs $w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$ du deuxième bloc (bloc 2). En effet, ce processus de contrôle arrête l'adaptation du filtre principal $w_{21}(n)$ lorsque le signal de parole est présent et il l'active dans des périodes de silence. Cependant, le filtre principal $w_{12}(n)$ est adapté dans les périodes où le signal de parole est présent et s'arrête lorsque le signal de parole est absent [25].

La réalisation du bloc DAV est basée sur la mise en œuvre des fonctionnalités suivantes:

a) Estimation de l'énergie

Une fois que l'estimation du signal utile $e(n)$ a été calculée, nous calculons de manière récursive la puissance des dernières valeurs de L de l'erreur de filtrage $e(n)$, Cela nous permettra de calculer une estimation de l'énergie du signal qui permettra de prendre une décision concernant le système automatique d'activité vocal (AVAD). Ce paramètre de puissance $E_e(n)$ peut être calculé selon la formule récursive suivante avec une faible complexité :

$$E_e(n) = \theta_1 E_e(n-1) + (1 - \theta_1) e(n)^2 \quad (3.14)$$

où θ_1 est facteur d'oubli qui permet d'oublier le passé de l'ancienne valeur de $e(n)$.

Il est généralement sélectionné par [25].

$$\theta_1 = 1 - \frac{1}{L} \quad (3.15)$$

où

L : La longueur du filtre adaptatif de $w(n)$

b) Mise à jour du filtre de contrôle $w(n)$

Un filtre adaptatif qui permet de générer une estimation de composante de bruit $y(n)$ du signal d'observation bruyant $m_1(n)$. La sortie $y(n)$ de ce sous-filtre $w(n)$ est utilisée pour calculer l'estimation du signal utile $e(n)$ par la relation suivante :

$$e(n) = m_1(n) - y(n) \quad (3.16)$$

où

$$y(n) = \sum_{k=0}^{L-1} w_k(n) m_2(n-k) \quad (3.17)$$

On propose d'utiliser les filtres adaptatifs de contrôle automatique $w(n)$ qui est mis à jours donnée par :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + 2\mu \frac{e(n)\mathbf{m}_2(n)}{\mathbf{m}_2^T(n)\mathbf{m}_2(n) + \xi + E_e(n)} \quad (3.18)$$

Une réduction supplémentaire de la complexité pour calculer $\mathbf{m}_2^T(n)\mathbf{m}_2(n)$ est donnée par :

$$E_p(n) = \theta_2 E_p(n-1) + (1 - \theta_2) |\mathbf{m}_2(n)|^2 \quad (3.19)$$

où θ_2 est un facteur d'oubli qui permet d'oublier le passé de l'ancienne valeur de $m_2(n)$

La relation finale proposée de l'estimation du filtre adaptatif $w(n)$ est donnée par :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + 2\mu \frac{e(n)\mathbf{m}_2(n)}{E_p(n) + \xi + E_e(n)} \quad (3.20)$$

où $E_e(n)$: c'est le paramètre de puissance, il permet le contrôle automatique du filtre adaptatif (n) .

$E_p(n)$: est donnée par la relation (3.19).

ξ : Le scalaire est introduit pour éviter la division par zéros.

μ : Le pas qui doit être choisi entre 0 et 1 pour contrôler le taux de convergence du filtre.

c) Prendre une décision

Dans le nouvel algorithme proposé, on introduit les conditions suivantes :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{si } E_e < E_{\text{seuil}}, \text{ DAV} = 1 \Rightarrow \left\{ \begin{array}{l} \mu_{21} = 1 ; w_{21}(n) \Rightarrow \text{adaptation} \\ \mu_{12} = 0 ; w_{12}(n) \Rightarrow \text{pas d'adaptation} \end{array} \right. \\ \text{sinon } , \text{ DAV} = 0 \Rightarrow \left\{ \begin{array}{l} \mu_{21} = 0 ; w_{21}(n) \Rightarrow \text{pas d'adaptation} \\ \mu_{12} = 1 ; w_{12}(n) \Rightarrow \text{adaptation} \end{array} \right. \end{array} \right. \quad (3.21)$$

Les tailles de pas μ_{12} et μ_{21} des filtres adaptatifs principaux $w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$, respectivement, sont modifiées conformément au schéma de décision donné par la relation (3.21)

Le mécanisme automatique de relation (3.21) permet d'adapter alternativement les filtres adaptatifs principaux $w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$. Les principaux paramètres de contrôle de ces deux

grandeurs sont déterminés en fonction de l'estimation de l'énergie $E_e(n)$ par comparaison avec un seuil E_{seuil} . Cette comparaison sert à déterminer si la sortie DAV du bloc est égale à "1" ou à "0" (silence ou activité vocale, respectivement) [25].

- **Bloc 2 :**

Représente la structure récursive BSS qui utilise deux filtres adaptatifs $w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$ appelés filtres principaux. Les sorties $v_1(n)$ et $v_2(n)$ de cette structure sont données comme suit:

$$v_1(n) = m_1(n - L) - \sum_{k=0}^{L-1} w_{21}(k) v_2(n - k) \quad (3.22)$$

$$v_2(n) = m_2(n - L) - \sum_{k=0}^{L-1} w_{12}(k) v_1(n - k) \quad (3.23)$$

où les signaux d'entrées de mélange $m_1(n)$ et $m_2(n)$ sont donnés par les équations (2.48) et (2.49), w_{12} et w_{21} sont les filtres adaptatifs.

Les formules de mise à jour des filtres adaptatifs $w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$ sont données par:

$$w_{21}(n) = w_{21}(n - 1) + 2\mu_{21} \frac{v_1(n)v_2(n - L)}{v_2^T(n - L)v_2(n - L) + \xi_1} \quad (3.24)$$

$$w_{12}(n) = w_{12}(n - 1) + 2\mu_{12} \frac{v_2(n)v_1(n - L)}{v_1^T(n - L)v_1(n - L) + \xi_2} \quad (3.25)$$

où μ_{12} et μ_{21} sont les pas d'adaptation fixes des deux filtres adaptatif $w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$ respectivement qui sont données comme suit :

$0 < \mu_{12} < 1$ et $0 < \mu_{21} < 1$, $v_1(n)$ et $v_2(n)$ sont les vecteur de M échantillons les plus récents des signaux du de sortie $v_1(n)$ et $v_2(n)$ respectivement tel que :

$$\begin{aligned} v_1(n) &= [v_1(n), v_1(n - 1), \dots, v_1(n - L + 1)]^T \\ v_2(n) &= [v_2(n), v_2(n - 1), \dots, v_2(n - L + 1)]^T \end{aligned}$$

ξ_1 et ξ_2 : sont des scalaires respectivement pour éviter la division par 0.

Afin de réduire la complexité des équations (3.24) et (3.25), nous proposons d'utiliser une formule récursive pour calculer $v_2^T(n - L)v_2(n - L)$ et $v_1^T(n - L)v_1(n - L)$, cela se fait comme suit :

$$\mathbf{w}_{21}(n) = \mathbf{w}_{21}(n-1) + 2\mu_{21} \frac{v_1(n)\mathbf{v}_2(n-L)}{E_{v1}(n) + \xi_1} \quad (3.26)$$

$$\mathbf{w}_{12}(n) = \mathbf{w}_{12}(n-1) + 2\mu_{12} \frac{v_2(n)\mathbf{v}_1(n-L)}{E_{v2}(n) + \xi_2} \quad (3.27)$$

où $E_{v1}(n)$ et $E_{v2}(n)$ sont des scalaires estimés de manière récursive.

avec :

$$E_{v1}(n) = \theta_3 E_{v1}(n-1) + (1 - \theta_3) |\mathbf{v}_2(n-L)|^2 \quad (3.28)$$

$$E_{v2}(n) = \theta_4 E_{v2}(n-1) + (1 - \theta_4) |\mathbf{v}_1(n-L)|^2 \quad (3.29)$$

où θ_3 et θ_4 sont des facteurs d'oubli avec :

$$\theta_3 = \theta_4 = 1 - \frac{1}{L} \quad (3.30)$$

où L est la longueur des filtres adaptatifs de $w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$.

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une nouvelle structure récursive BSS basé sur un détecteur automatique d'activité vocale (AVAD) en utilisant l'algorithme NLMS, nous avons expliqué le principe du fonctionnement de ce nouvel algorithme, nous avons présenté aussi les formule mathématique de base de ce dernier. Le chapitre suivant est dédié pour les résultats de simulations de ce nouvel algorithme proposé.

Chapitre 4 : Résultats de simulations

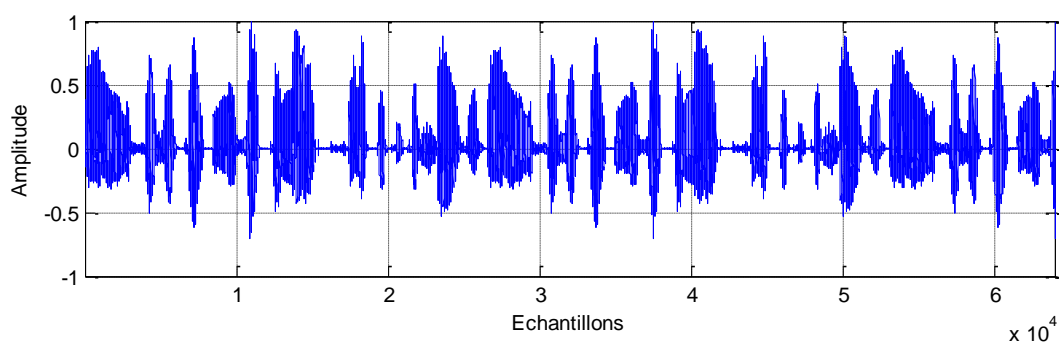
4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous commencerons par la présentation des signaux sources utilisés en simulation à savoir les signaux de parole, du bruit, les réponses impulsionnelles et les signaux des mélanges. Ensuite, nous allons passer à la simulation de l'algorithme automatique proposée, ainsi que celui du NLMS classique, en utilisant le logiciel MATLAB, afin de faire une comparaison entre ces deux algorithmes en évaluant les critères de mesures de performances.

4.2 Présentation des signaux de simulations

4.2.1 Signal de parole

Le signal de parole utilisé dans ce travail est un signal prononcé par un locuteur masculin, échantillonné à 8 KHz et d'environ 4 secondes, le scénario est le suivant : «Un loup s'est jeté immédiatement sur la petite chèvre » [26]. La figure 4.1 présente le signal de parole utilisé dans ce travail :



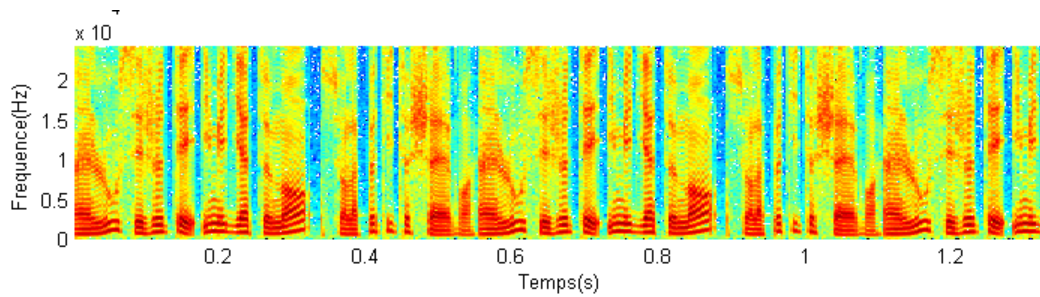


Figure 4.1 Signal de parole avec son spectrogramme.

4.2.2 Signal du bruit

Nous avons utilisé deux types du bruit pour évaluer les performances des deux algorithmes qui sont : le bruit blanc, et le bruit USASI (United States of American Standard Institute).

a) Bruit blanc

Le bruit blanc est une réalisation d'un processus aléatoire dans lequel la densité spectrale de puissance est la même pour toutes les fréquences et sert surtout à vérifier la stabilité numérique de l'algorithme utilisé. Il est présenté dans la Figure 4.2 :

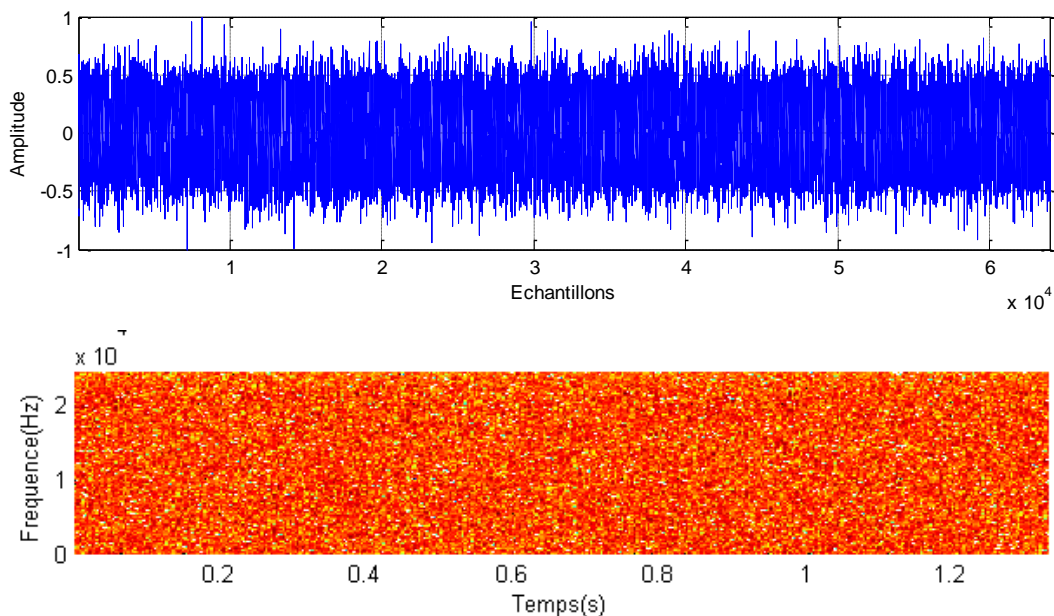


Figure 4.2 Le bruit blanc avec son spectrogramme.

b) Bruit USASI

Bruit USASI est un bruit stationnaire (dont les échantillons sont des variables aléatoires corrélées) avec un spectre similaire au spectre moyen de la parole.

Nous avons choisi ce type de bruit car il correspond à un standard reconnu dans les tests acoustiques mais également en raison de sa densité spectrale de puissance, dont l'allure est

relativement proche de celle du bruit réellement observé dans les véhicules [10]. Dans la figure 4.3, nous représentons le bruit USASI et son spectrogramme :

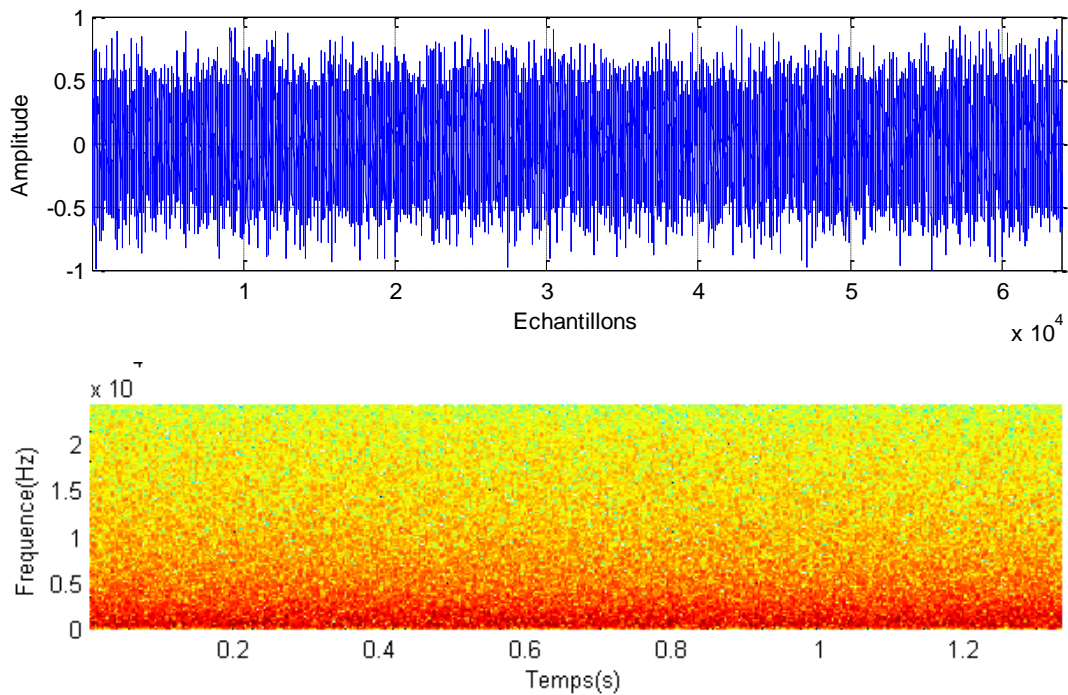


Figure 4.3 Le bruit USASI avec son spectrogramme.

4.2.3 Simulation de réponses impulsionnelles

Les figures 4.4 et 4.5 représentent un exemple typique de réponses impulsionnelles acoustiques générées par une fonction exponentielle amortie avec une taille de $L=48$. Ces deux modèles représentent l'effet de la distance entre les deux microphones sur les caractéristiques des signaux [11]:

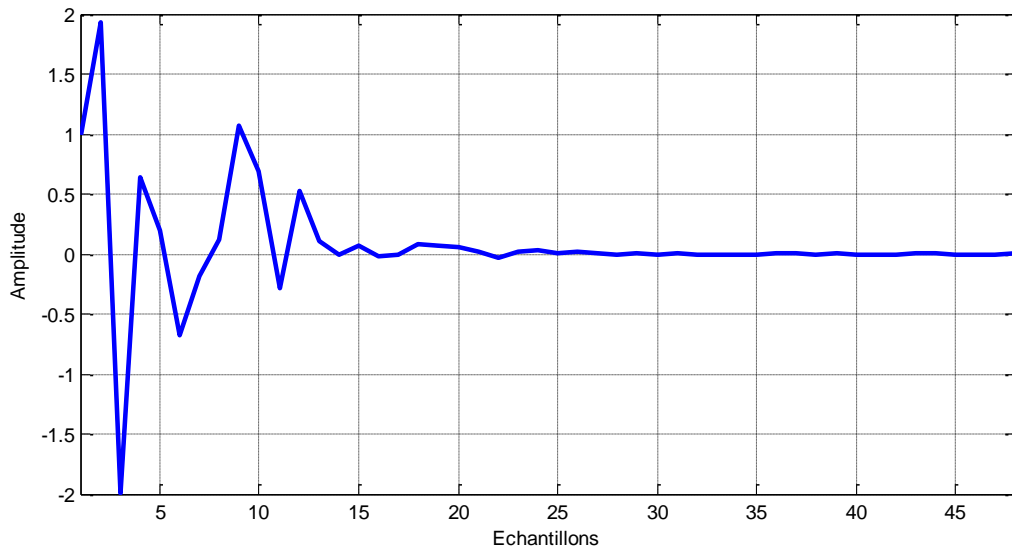


Figure 4.4 Exemple d'une réponse impulsionnelle $h_{12}(n)$ avec $L=48$

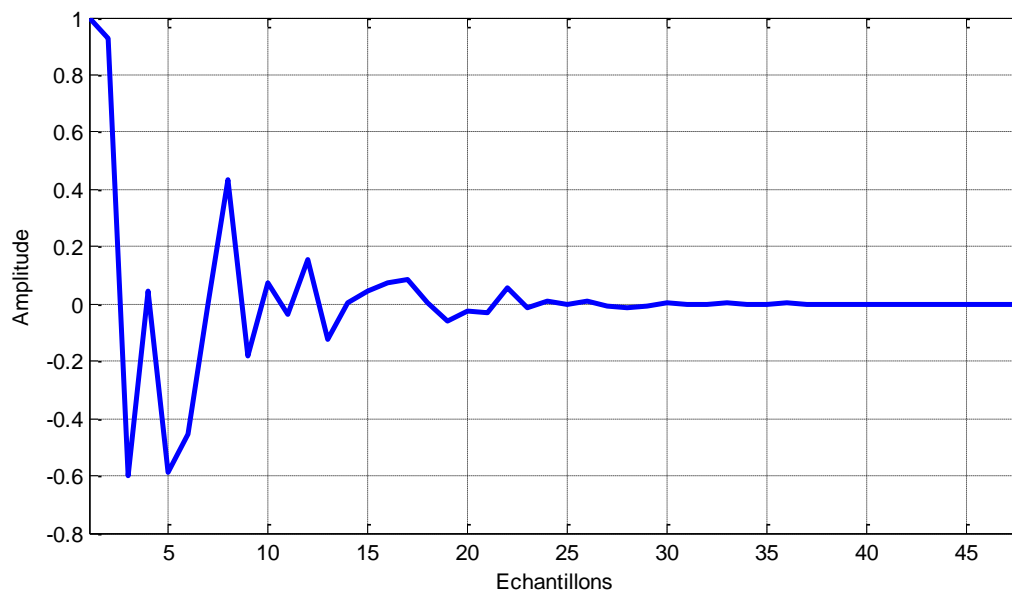


Figure 4.5 Exemple d'une réponse impulsionnelle $h_{21}(n)$ avec $L=48$

4.2.4 Détection d'activité vocale (DAV)

La fonction de détection d'activité vocale (DAV) sert à discriminer entre la parole active et la parole inactive. Elle permet de distinguer entre le bruit en présence de la parole et le bruit sans la parole. La figure 4.6 présente un exemple de DAV sur le signal de parole qu'on a utilisé dans ce travail.

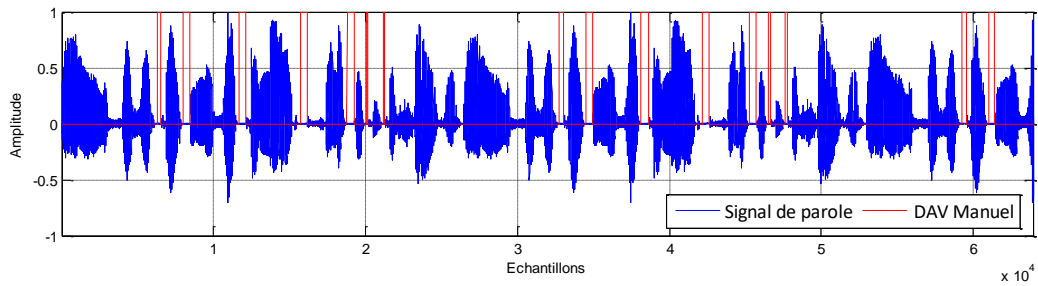


Figure 4.6 Signal de parole utilisée avec la segmentation (DAV) manuelle.

4.2.5 Signaux de mélange

Dans cette partie, nous présentons les signaux de sortie de la structure de mélange convolutif (voir la figure 2.7), les signaux de source sont la parole et le bruit, dans les deux figures ci-dessous, nous représentons un exemple de signaux de mélange $m_1(n)$ et $m_2(n)$ avec un RSB d'entrée égale à 0 dB sur les deux voies et une longueur de filtre $L=48$.

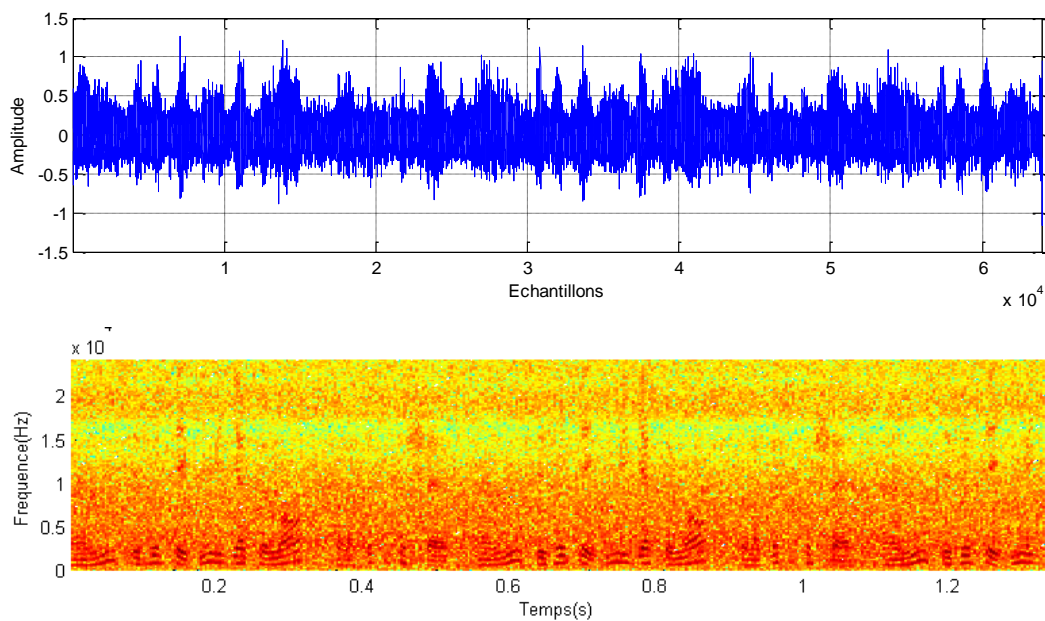
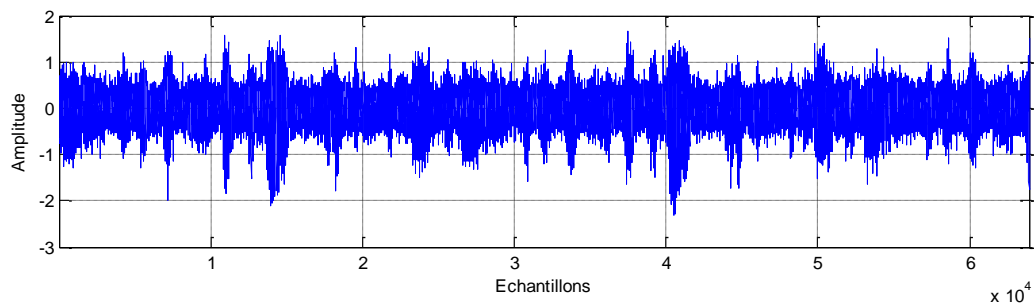


Figure 4.7 Signal de mélange $m_1(n)$ et son spectrogramme.



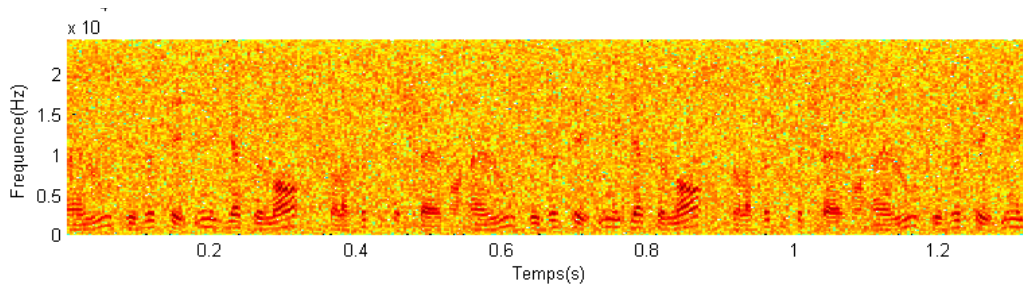


Figure 4.8 Signal de mélange $m_2(n)$ et son spectrogramme.

Dans la figure 4.9, une comparaison entre le signal de mélange $m_1(n)$ (signal bruité) et le signal de parole original $s(n)$ est représentée :

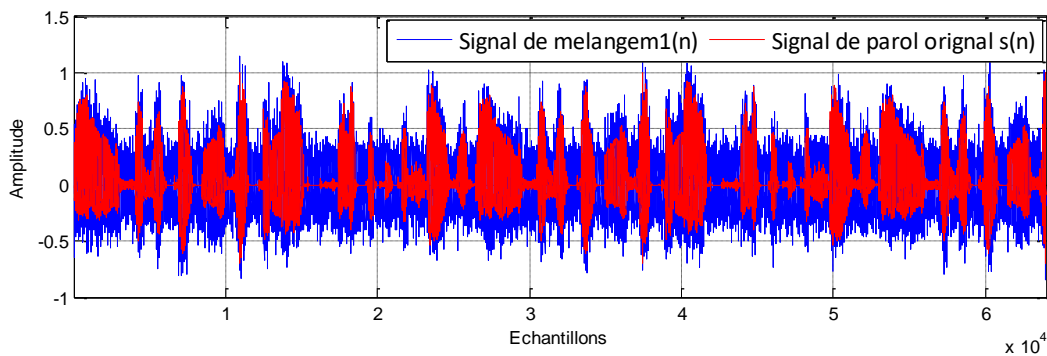


Figure 4.9 Comparaison entre le signal de mélange $m_1(n)$ et le signal de parole original $s(n)$.

4.3 Résultats de simulations de l'algorithme récursif proposé

Dans cette partie, nous allons présenter les résultats de simulations de notre nouvel algorithme proposé appliqué à la structure récursive.

4.3.1 Paramètres de simulations

Les différents paramètres utilisés dans notre programme sont présenté par le tableau suivant :

| Paramètre | Sa Signification | Sa valeur |
|--------------------|--|----------------|
| L | La longueur du filtre | 48, 128, 256 |
| N | Le nombre d'itération | 320000 |
| F_s | Fréquence d'échantillonnage | 48000 |
| RSB_1 RSB_2 | Le rapport signal sur bruit à l'entrée | -5, 0, 5 |
| μ | Le pas d'adaptation de l'algorithme NLMS | 0.25, 0.5, 0.9 |

Tableau 4.1 Les paramètres de simulations de l'algorithme NLMS classique et l'algorithme récursif automatique.

4.3.2 Organigramme de l'algorithme récursif automatique proposé

Dans la figure 4.10, nous représentons le déroulement de cet algorithme dans un organigramme qui résume les étapes suivi pour faire la simulation :

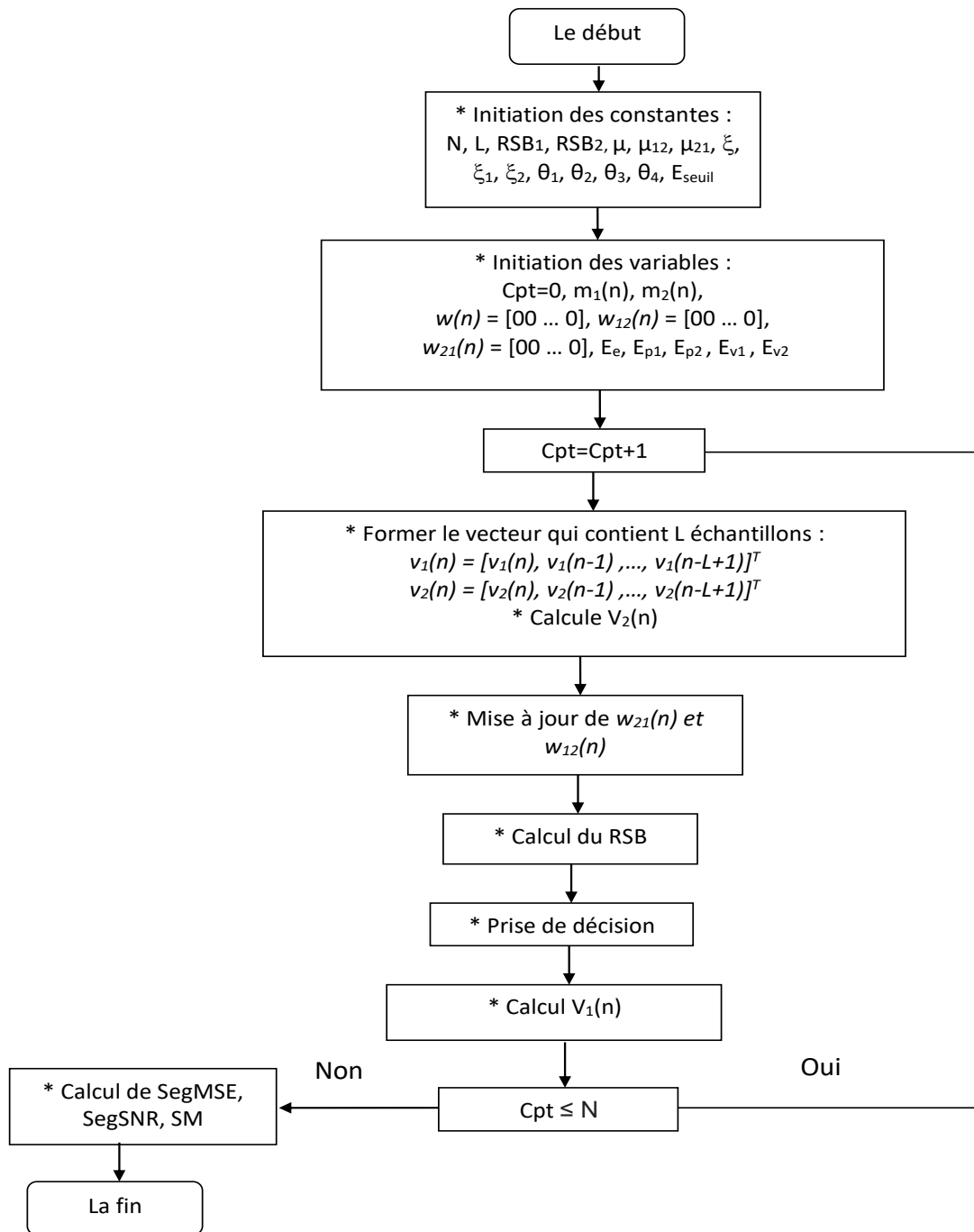


Figure 4.10 Organigramme de l'algorithme récursif automatique proposée.

4.3.3 Simulations des signaux de parole et du bruit à la sortie du traitement de l'algorithme récursif proposé

Dans cette partie, nous présentons les signaux de parole et du bruit à la sortie du traitement de l'algorithme proposé.

a) Signal de parole

Le signal de parole et son spectrogramme en sortie du traitement de l'algorithme proposé sont représentés à la figure 4.11

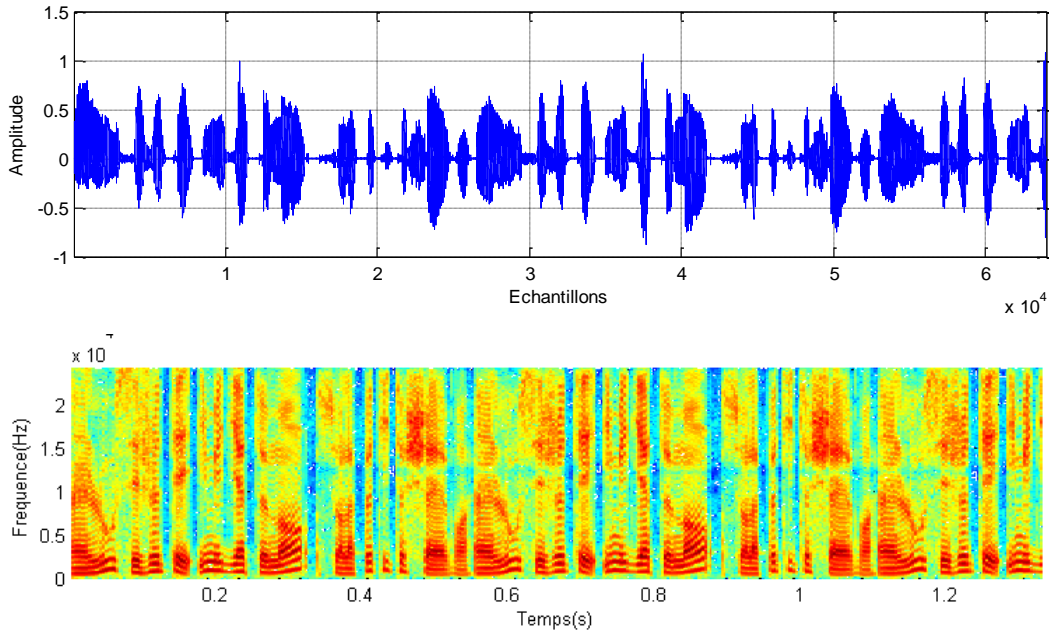
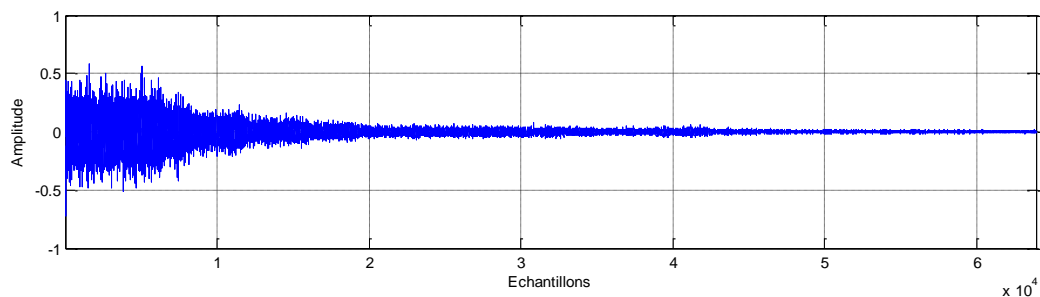


Figure 4.11 Le signal de parole avec son spectrogramme à la sortie du traitement.

Nous observons à partir de la figure 4.11 que le signal de parole en sortie du traitement est pratiquement nettoyé du bruit, comme nous observons aussi que ce signal est presque égal au signal de parole original, cela montre que l'algorithme récursif automatique proposé a réussi à atténuer le bruit sans que le signal de parole soit distordu, ce que nous voulons exactement obtenir.

b) Signal de bruit

Le signal de bruit et son spectrogramme en sortie du traitement de l'algorithme proposé sont représentés dans la figure 4.12



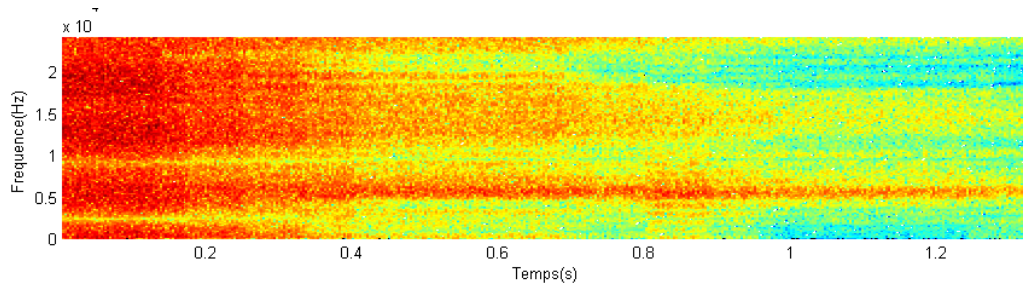


Figure 4.12 Le signal de bruit avec son spectrogramme à la sortie du traitement.

D'après la figure 4.12 nous remarquons que le bruit a été automatiquement réduit, grâce à l'efficacité de l'algorithme proposé.

c) Comparaison entre le signal de parole bruité et le signal estimé en sortie du traitement de l'algorithme

Une comparaison entre le signal de mélange $m_1(n)$ (Signal bruité) et le signal de parole estimé à la sortie du traitement de l'algorithme proposé est représenté dans la figure 4.13

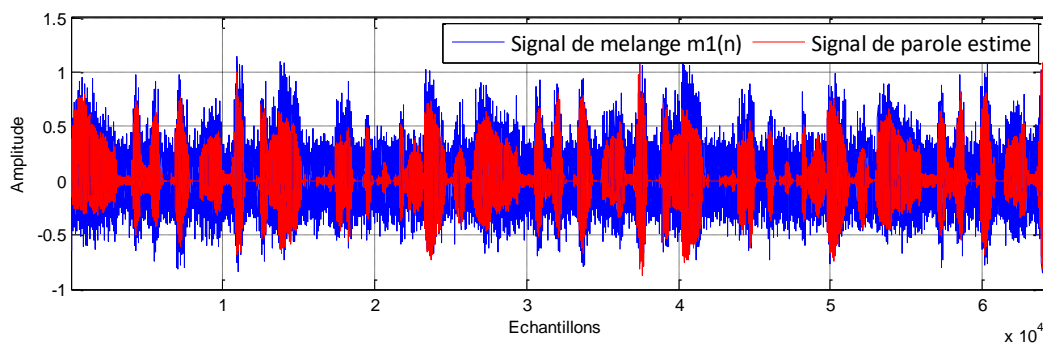


Figure 4.13 Comparaison entre le signal de mélange $m_1(n)$ et le signal de parole estimé.

D'après la figure 4.13, nous remarquons une différence entre le signal de mélange $m_1(n)$ et celui de la parole estimé en sortie du traitement de l'algorithme proposé. Cela signifie que ce dernier a correctement supprimé le bruit contenant dans le signal de parole original.

4.4 Comparaison entre les résultats de simulation de l'algorithme NLMS classique et l'algorithme proposé

Dans cette partie, nous présentons une comparaison entre les signaux de parole, les signaux du bruit, et les réponses impulsionnelles en sortie de l'algorithme NLMS classique et l'algorithme proposé.

4.4.1 Signal de parole

Dans les figures 4.14 et 4.15, nous présentons les résultats de simulations du signal de parole original et celui en sortie du traitement des deux algorithmes :

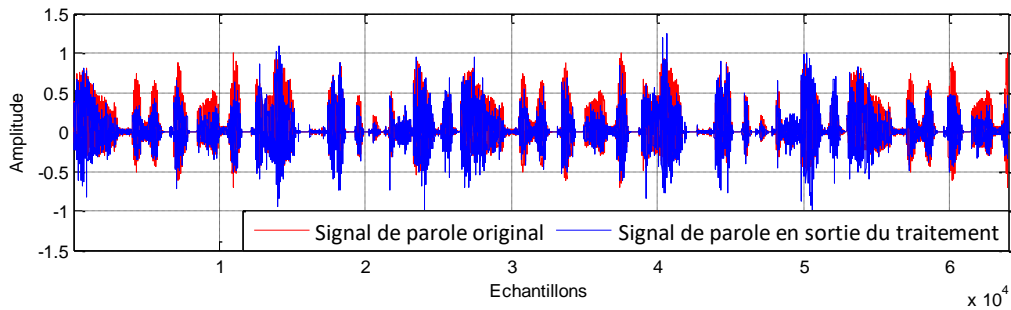


Figure 4.14 Comparaison entre le Signal de parole original et celui à la sortie du traitement de l'algorithme NLMS.

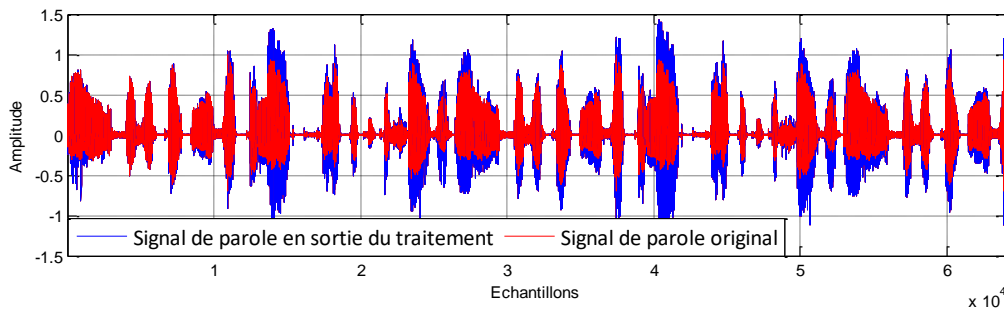


Figure 4.15 Comparaison entre le Signal de parole original et celui à la sortie du traitement de l'algorithme proposé.

Dans les deux figures 4.14 et 4.15, on voit bien que le signal de parole en sortie du traitement de l'algorithme proposée est plus proche au signal de parole original par rapport au celui en sortie du traitement de l'algorithme NLMS classique. On voit bien que ce dernier est distordu dans la figure 4.14.

Une représentation d'une comparaison entre le signal de parole en sortie du traitement de l'algorithme proposé et celui en sortie du traitement de l'algorithme NLMS classique est dans la figure 4.16

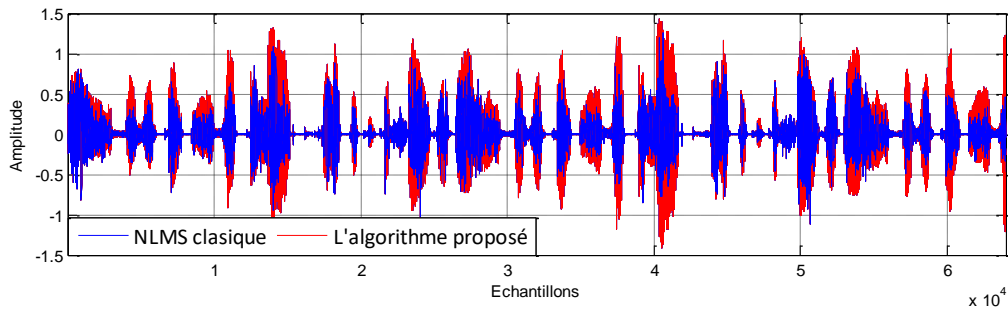


Figure 4.16 Comparaison entre le Signal de parole en sortie du traitement des deux algorithmes.

D'après cette figure, on voit bien que le signal de parole en sortie du traitement de l'algorithme proposé est moins distordu et plus nettoyé du bruit, alors qu'à la sortie du traitement de l'algorithme NLMS classique est plus bruitée et distordu. Donc le rehaussement du signal de parole est remarquable en sortie du traitement de l'algorithme proposé.

4.4.2 Signal du bruit

Les figures 4.17 et 4.18 représente les résultats de simulations du signal du bruit à l'entrée et en sortie du traitement des deux algorithmes :

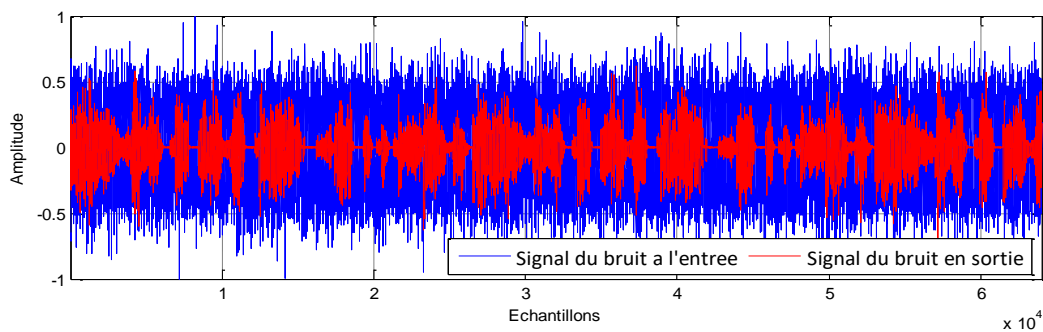


Figure 4.17 Comparaison entre le Signal du bruit à l'entrée et en sortie du traitement de l'algorithme NLMS classique.

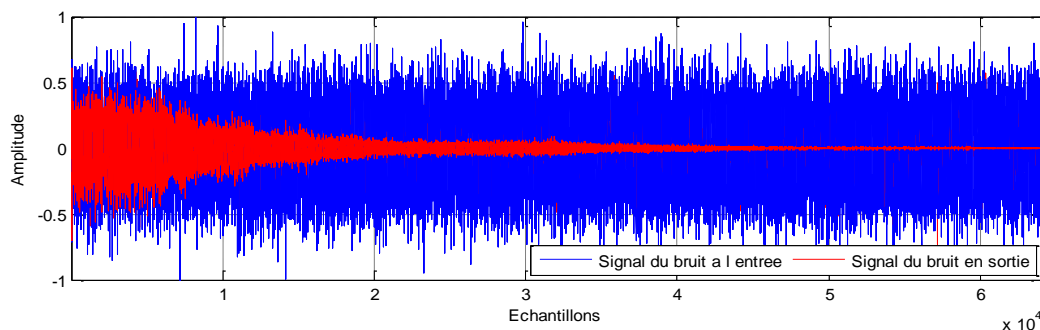


Figure 4.18 Comparaison entre le Signal d'erreur à l'entrée et en sortie du traitement de l'algorithme proposé.

Dans l'algorithme proposé on voit bien que le bruit en sortie a été supprimé (figure 4.18), alors que le bruit n'est pas bien supprimé en sortie de l'algorithme NLMS classique (figure 4.17).

La figure 4.19 représente les résultats de simulation du signal du bruit en sortie du traitement des deux algorithmes :

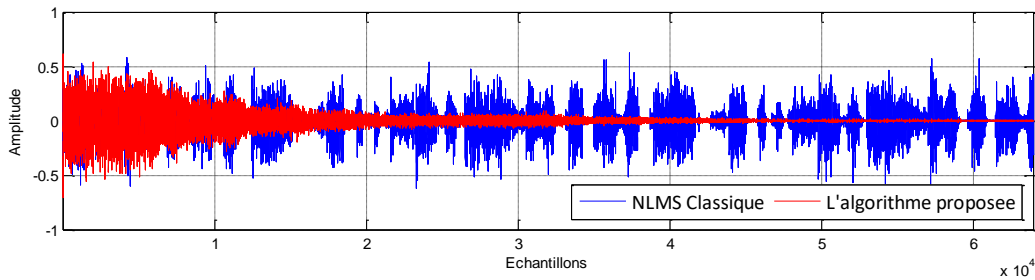


Figure 4.19 Comparaison entre le signal d'erreur en sortie du traitement des deux algorithmes.

4.4.3 Comparaison des réponses impulsionnelles réelle et estimée

Dans cette partie, nous avons fait une comparaison entre les réponses impulsionnelles réelles et estimées pour les deux algorithmes :

a) NLMS classique

Nous représentons dans la figure 4.20 une comparaison entre les réponses impulsionnelles réelles $h_{21}(n)$ et estimée $w_{21}(n)$ de l'algorithme NLMS classique.

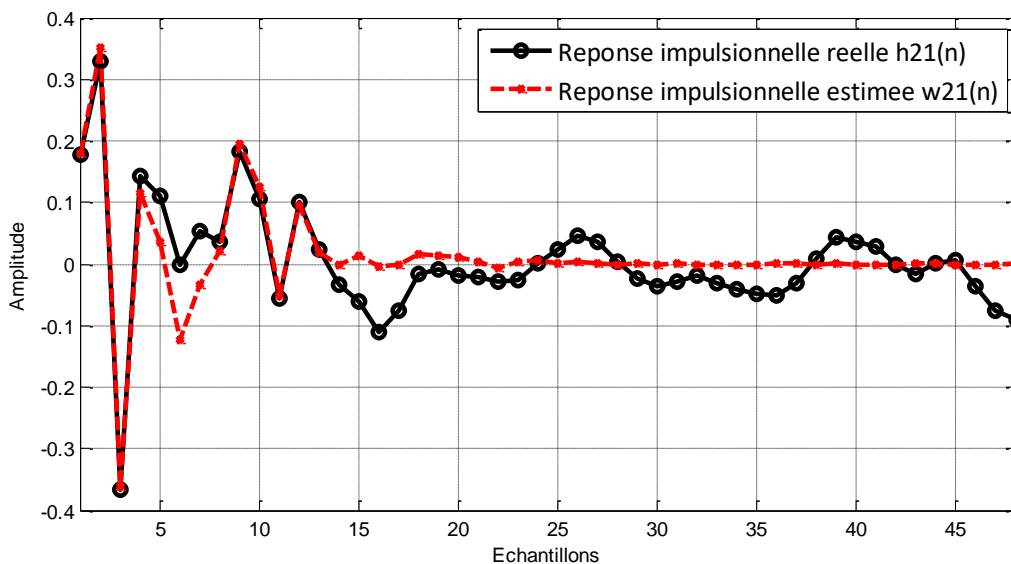


Figure 4.20 Réponses impulsionnelles réelle et estimée en sortie du traitement de l'algorithme NLMS classique.

b) Algorithme récursif automatique proposé :

Nous représentons dans la figure 4.21 une comparaison entre les réponses impulsionnelles réelles $h_{21}(n)$ et estimée $w_{21}(n)$ de l'algorithme récursif automatique proposée.

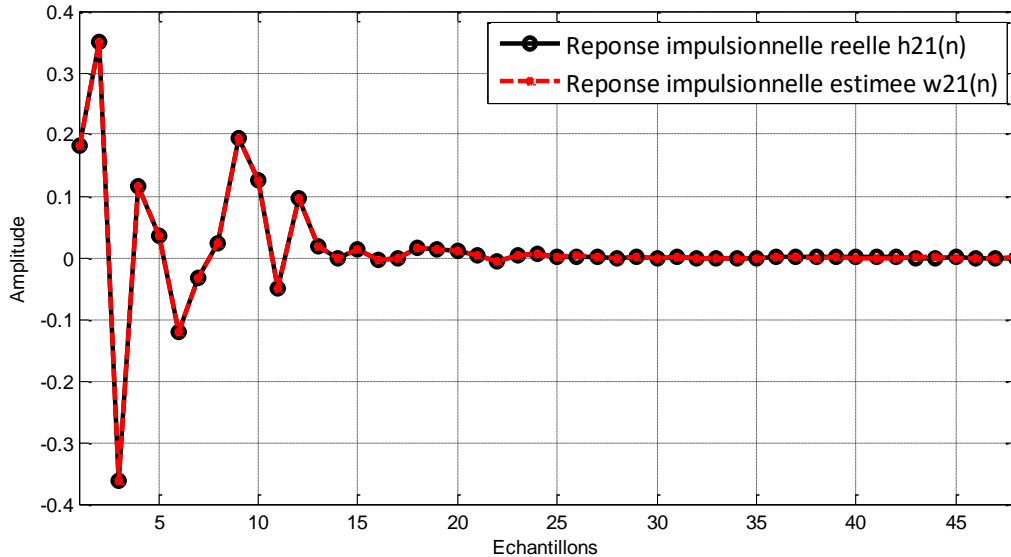


Figure 4.21 Réponses impulsionnelles réelle et estimée en sortie du traitement de l'algorithme proposée.

On voit bien dans la figure 4.21 que les allures des réponses impulsionnelles réelle et estimée sont superposées l'un sur l'autre, ce qui veut dire que la condition principale de l'ANC est bien vérifiée, alors que dans la figure 4.20 n'est pas le cas.

On voit bien dans la figure 4.21 que les coefficients du filtre adaptatif $w(n)$ convergent vers l'optimum. Cela confirme l'avantage de l'algorithme proposé par rapport au celui du NLMS classique.

4.5 Evaluation des critères de mesure des performances

Nous avons évalué trois critères de mesure de performances des deux algorithmes qui sont le SegSNR (Segmental Signal to Noise Ratio), Le SegMSE (Segmental Mean Square Error) et le SM (Système Mismatch). Afin de faire une comparaison entre ces deux algorithmes en termes de ces trois critères, en utilisant un bruit blanc et un bruit USASI à l'entrée du système.

4.5.1 Evaluation du RSB segmenté

Nous avons évalué la sortie SegRSB de l'algorithme proposé (Récursif automatique) et le NLMS classique. L'estimation SegRSB est basée sur la relation suivante :

$$SegRSB(dB) = \frac{10}{M} \sum_{m=0}^{M-1} 10 \log_{10} \frac{\sum_{n=Lm}^{Lm+L-1} \tilde{s}^2(n)}{\sum_{n=Lm}^{Lm+L-1} \{\tilde{b}(n)\}^2} \quad (4.1)$$

où $\tilde{s}(n)$ et $\tilde{b}(n)$ sont les deux signaux de parole et bruit indépendamment.

L est la longueur de la trame (nombre d'échantillons), et M est le nombre de trames dans le signal (N=ML) [25].

a) Cas d'un bruit blanc

Les figures 4.22, 4.23 et 4.24 représentent les résultats obtenus de l'évaluation du critère SegRSB des deux algorithmes (Récursif automatique et le NLMS classique) avec un bruit blanc à l'entrée du système. Le RSB d'entrée est de -5 dB, 0 dB et 5dB respectivement.

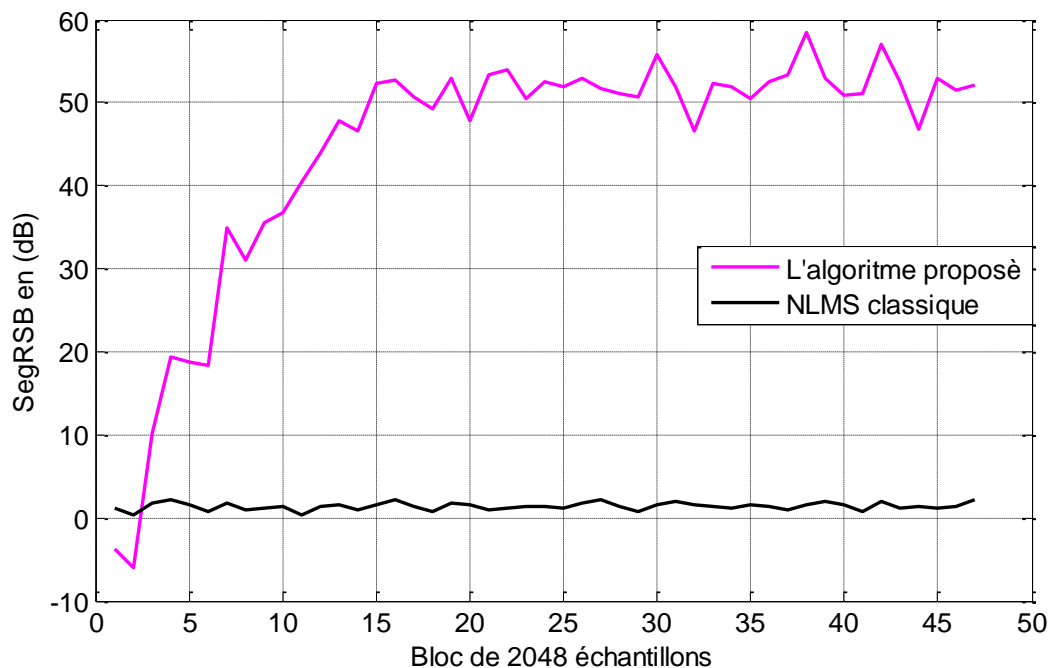


Figure 4.22 Evaluation du RSB segmenté des deux algorithmes NLMS classique et l'algorithme proposé avec RSB d'entrée de -5dB.

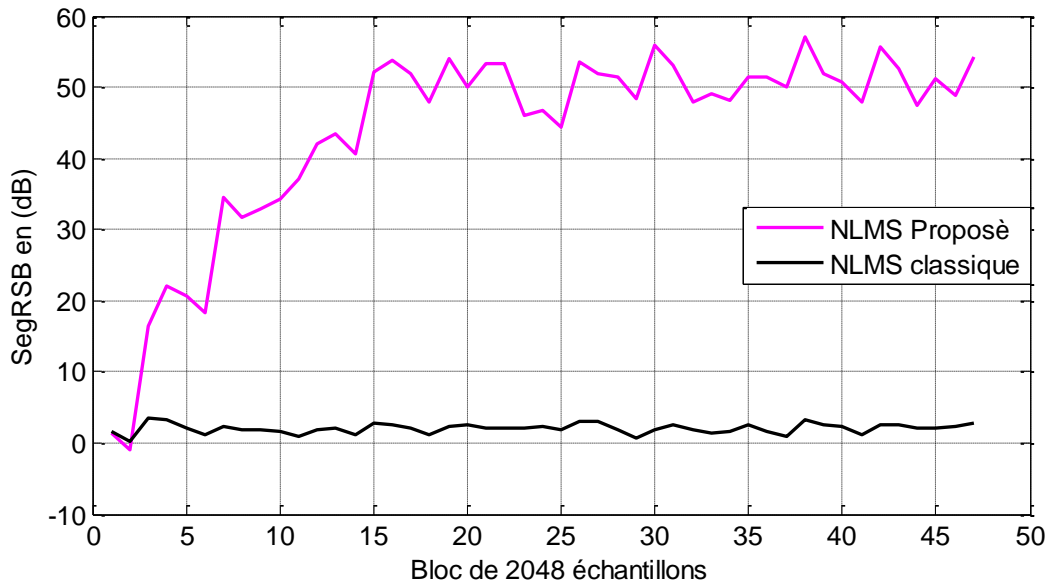


Figure 4.23 Evaluation du RSB segmenté des deux algorithmes NLMS classique et l’algorithme proposé avec RSB d’entrée de 0dB.

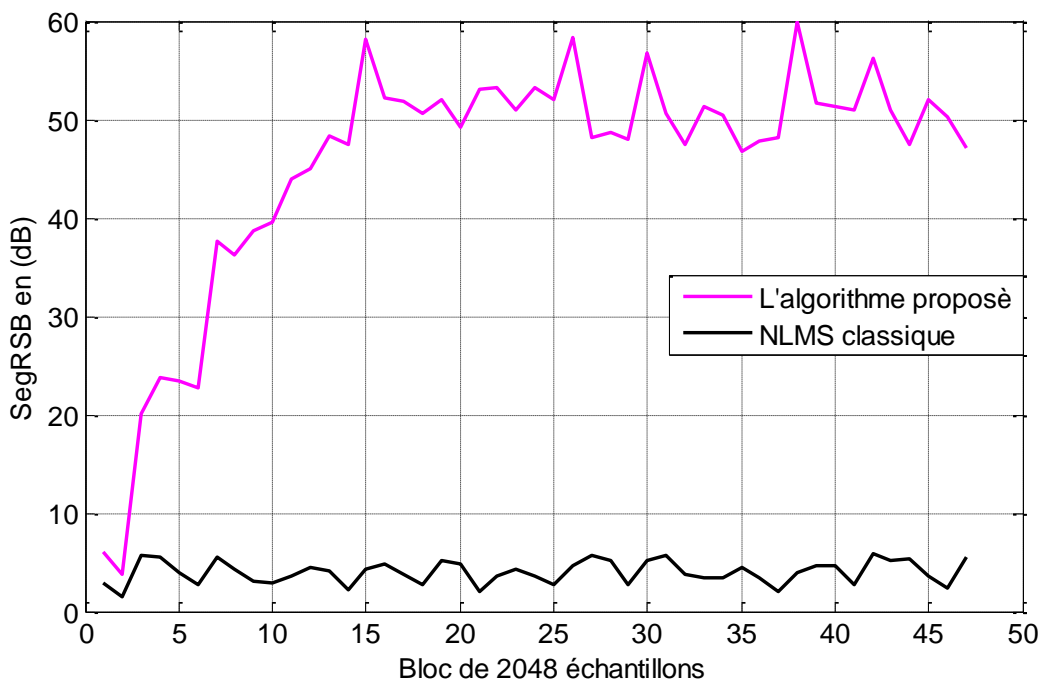


Figure 4.24 Evaluation du RSB segmenté des deux algorithmes NLMS classique et l’algorithme proposé avec RSB d’entrée de 5dB.

b) Cas d’un bruit USASI

Les figures 4.25, 4.26 et 4.27 représentent les résultats obtenus de l’évaluation du critère SegRSB des deux algorithmes (Récursif automatique et le NLMS classique) avec un bruit USASI à l’entrée du système. Le RSB d’entrée est de -5 dB, 0 dB et 5dB respectivement.

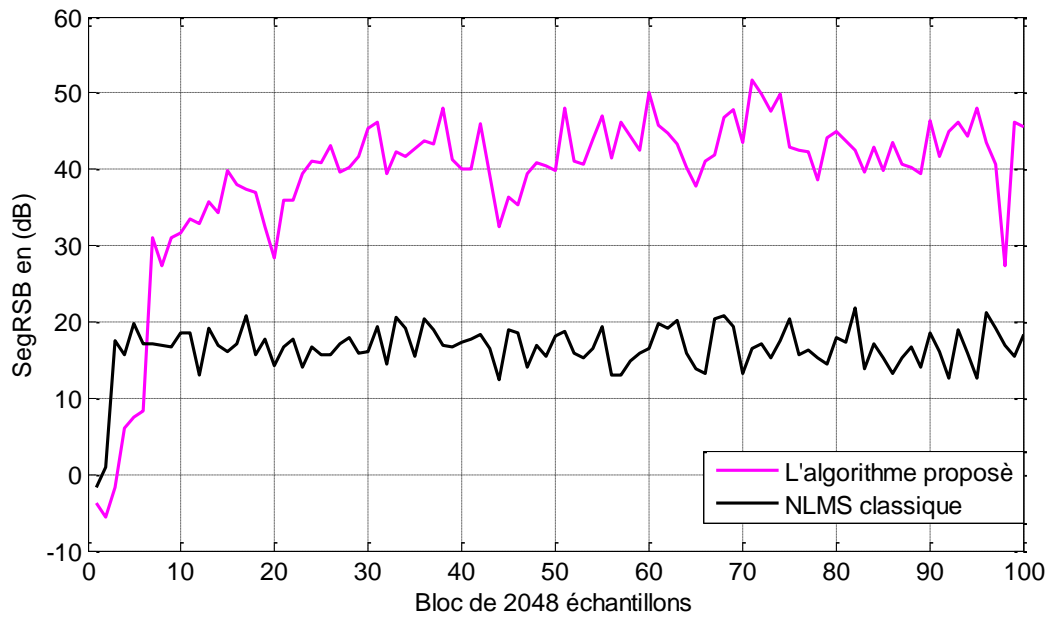


Figure 4.25 Evaluation du RSB segmenté des deux algorithmes NLMS classique et l’algorithme proposé avec RSB d’entrée de -5dB.

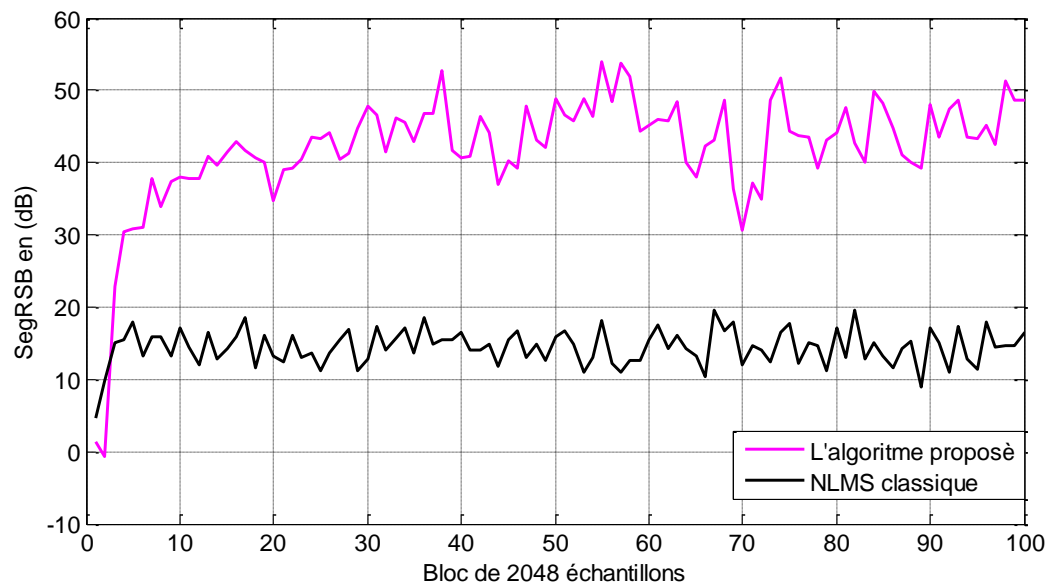


Figure 4.26 Evaluation du RSB segmenté des deux algorithmes NLMS classique et l’algorithme proposé avec RSB d’entrée de 0dB.

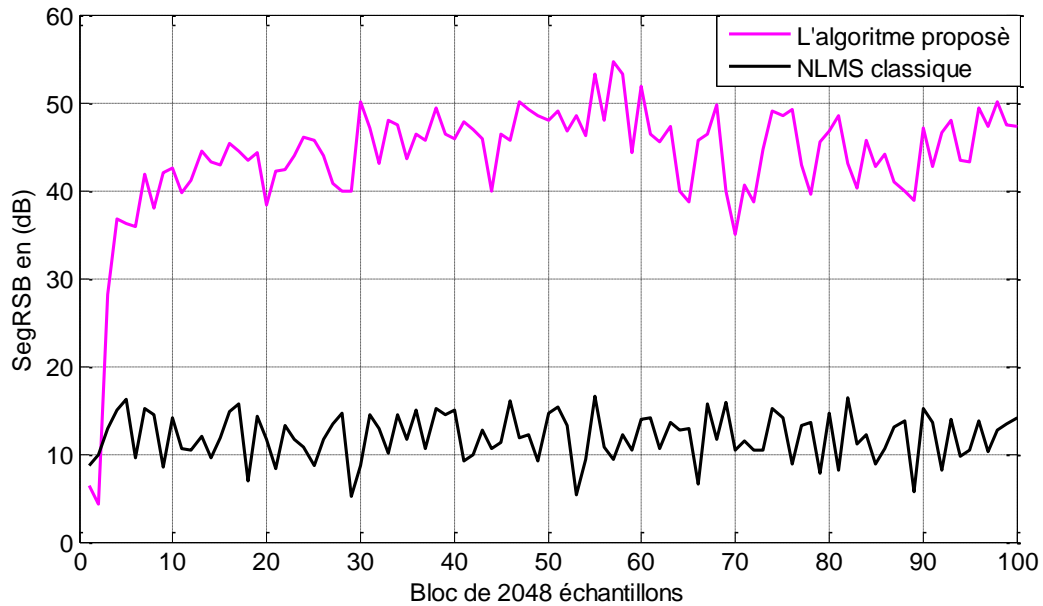


Figure 4.27 Evaluation du RSB segmenté des deux algorithmes NLMS classique et l'algorithme proposé avec RSB d'entrée de 5dB.

D'après les résultats obtenus dans les figures précédentes, nous remarquons que la valeur du RSB segmenté en sortie du traitement de l'algorithme récursif automatique est plus élevée que celle en sortie du traitement de l'algorithme NLMS classique (différence de 30dB), cette différence remarquable dans le cas d'utilisation du bruit blanc et bruit USASI à l'entrée du système est due à l'efficacité de l'algorithme proposé dans le contexte de la réduction du bruit acoustique.

4.5.2 Evaluation du système Mismatch

Nous avons évalué la caractéristique de la vitesse de convergence de l'algorithme récursif automatique et de l'algorithme NLMS classique par l'utilisation du critère SM qui est calculé entre la réponse impulsionnelle réelle et celle estimée. Le critère du SM est estimé par la relation suivante [25]:

$$SM(dB) = 20 \log_{10} \left\| \frac{h_{21}(n) - w_{21}(n)}{h_{21}(n)} \right\| \quad (4.2)$$

a) Cas d'un bruit blanc

Les figures 4.28, 4.29 et 4.30 représentent les résultats obtenus de l'évaluation du critère SM des deux algorithmes (Récursif automatique et le NLMS classique) avec un bruit blanc à l'entrée du système. Le RSB d'entrée est de -5 dB, 0 dB et 5dB respectivement.

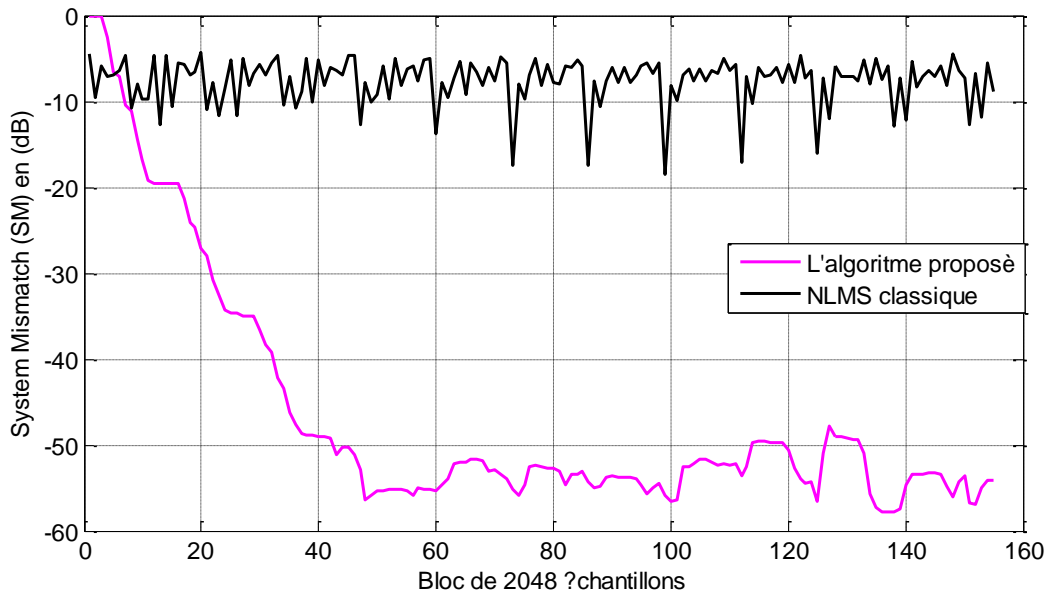


Figure 4.28 Evaluation du critère de désajustement (SM) des deux algorithmes NLMS classique et l'algorithme proposé avec RSB d'entrée de -5dB.

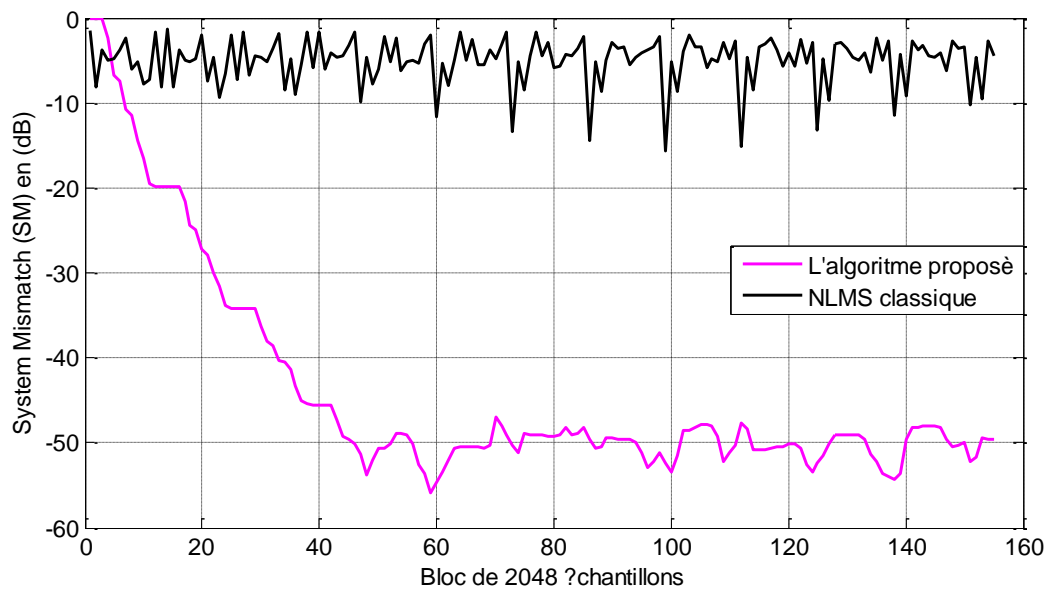


Figure 4.29 Evaluation du critère de désajustement (SM) des deux algorithmes NLMS classique et l'algorithme proposé avec RSB d'entrée de 0dB.

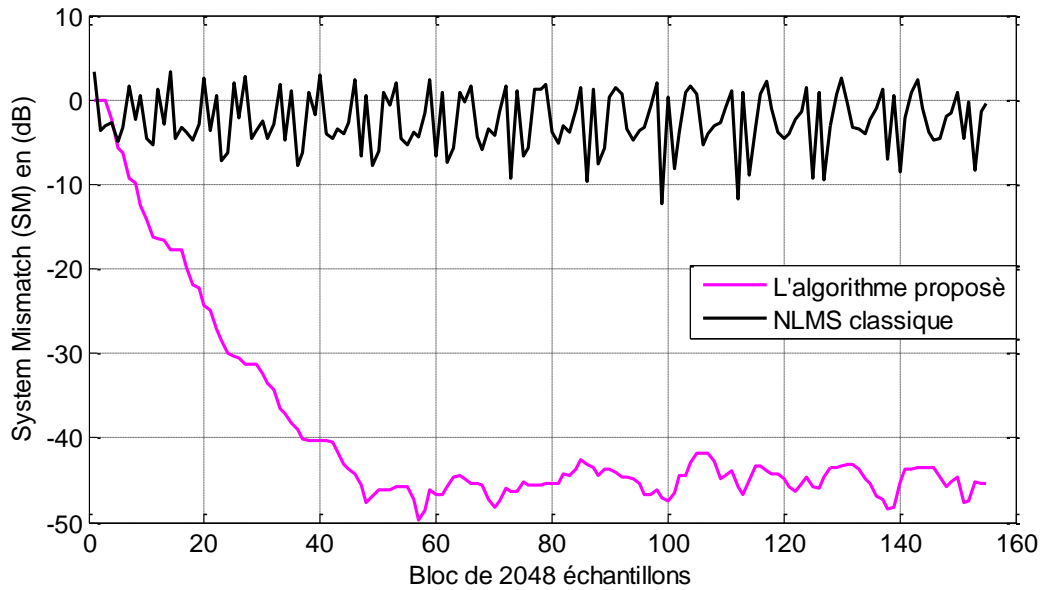


Figure 4.30 Evaluation du critère de désajustement (SM) des deux algorithmes NLMS classique et l'algorithme proposé avec RSB d'entrée de 5dB.

b) Cas d'un bruit USASI

Les figures 4.31, 4.32 et 4.33 représentent les résultats obtenus de l'évaluation du critère SM des deux algorithmes (Récursif automatique et le NLMS classique) avec un bruit USASI à l'entrée du système. Le RSB d'entrée est de -5 dB, 0 dB et 5dB respectivement.

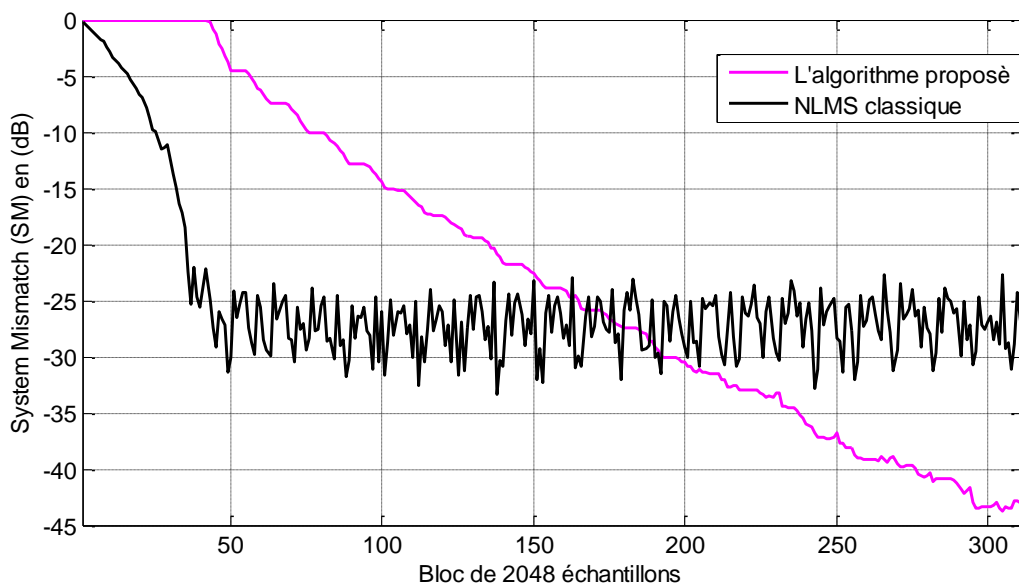


Figure 4.31 Evaluation du critère de désajustement (SM) des deux algorithmes NLMS classique et l'algorithme proposé avec RSB d'entrée de -5dB.

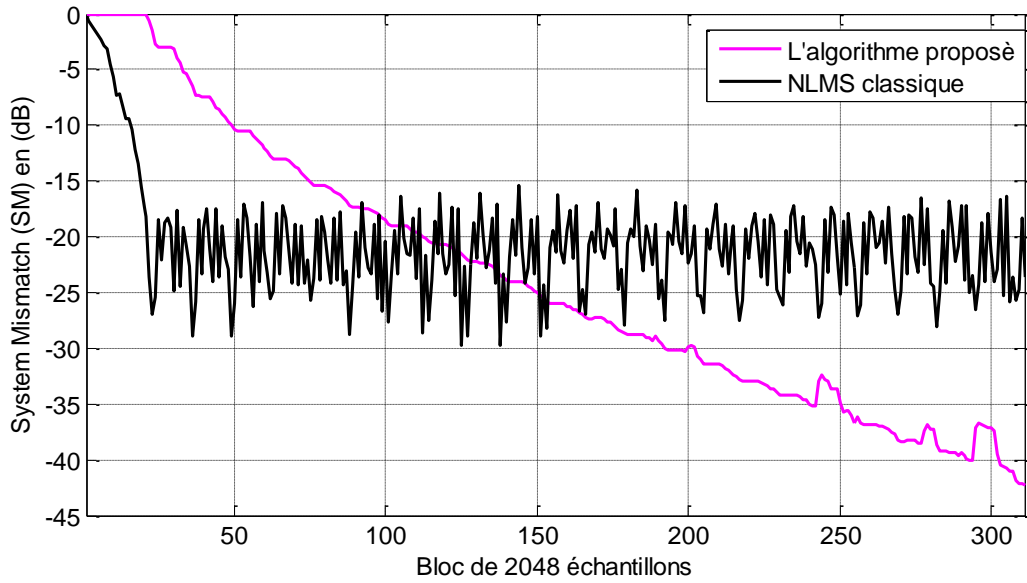


Figure 4.32 Evaluation du critère de désajustement (SM) des deux algorithmes NLMS classique et l'algorithme proposé avec RSB d'entrée de 0dB.

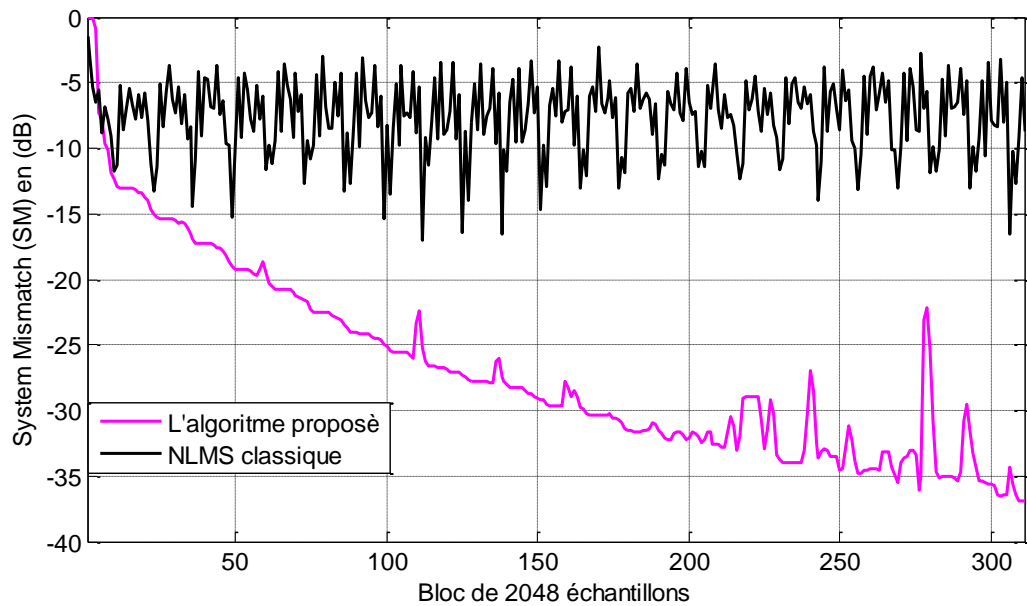


Figure 4.33 Evaluation du critère de désajustement (SM) des deux algorithmes NLMS classique et l'algorithme proposé avec RSB d'entrée de 5dB.

Les résultats de l'évaluation temporelle du désajustement des coefficients des filtres $w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$ présentés dans les figures précédentes montre bien l'avantage de l'algorithme automatique proposé par rapport au NLMS classique en terme de vitesse de convergence. Cette différence est remarquable dans le cas d'utilisation du bruit blanc et du bruit USASI à l'entrée du système.

4.5.3 Evaluation du MSE et MSE segmenté

➤ Evaluation du MSE

a) Cas d'un bruit blanc

Les figures 4.34, 4.35 et 4.36 représentent les résultats obtenus de l'évaluation du MSE des deux algorithmes (Récursif automatique et le NLMS classique) avec un bruit blanc à l'entrée du système. Le RSB d'entrée est de -5 dB, 0 dB et 5dB respectivement.

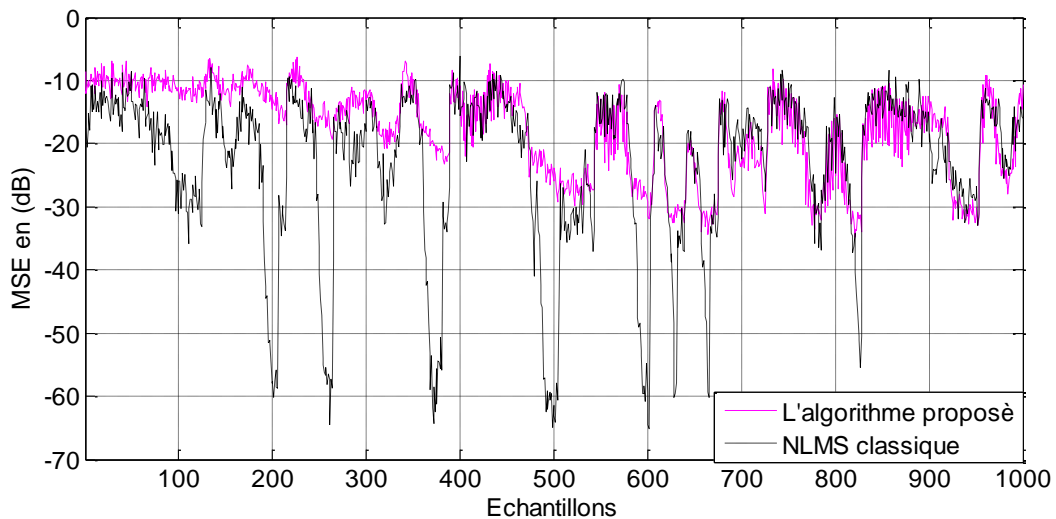


Figure 4.34 Evaluation du (MSE) des deux algorithmes NLMS classique et l'algorithme proposé avec RSB d'entrée de -5dB

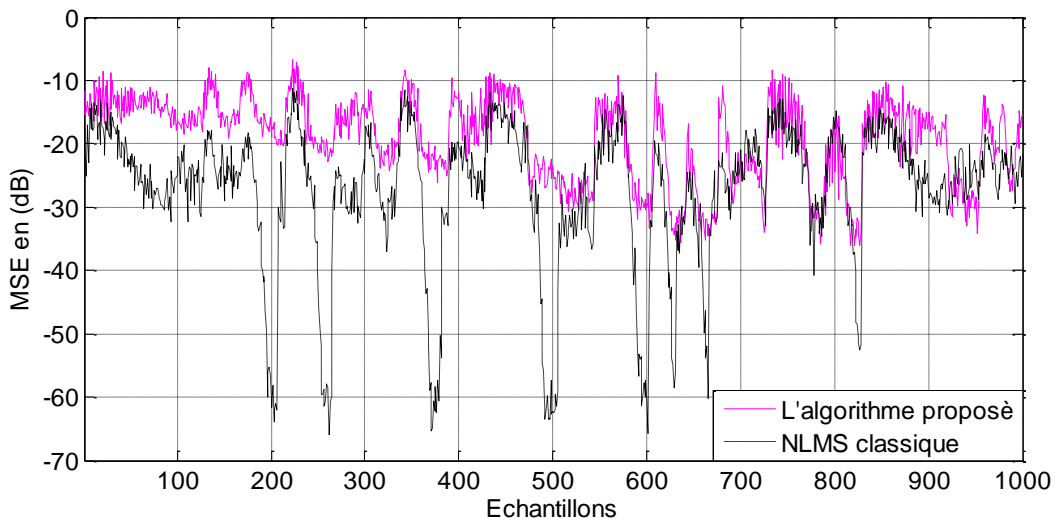


Figure 4.35 Evaluation du (MSE) des deux algorithmes NLMS classique et l'algorithme proposé avec RSB d'entrée de 0dB

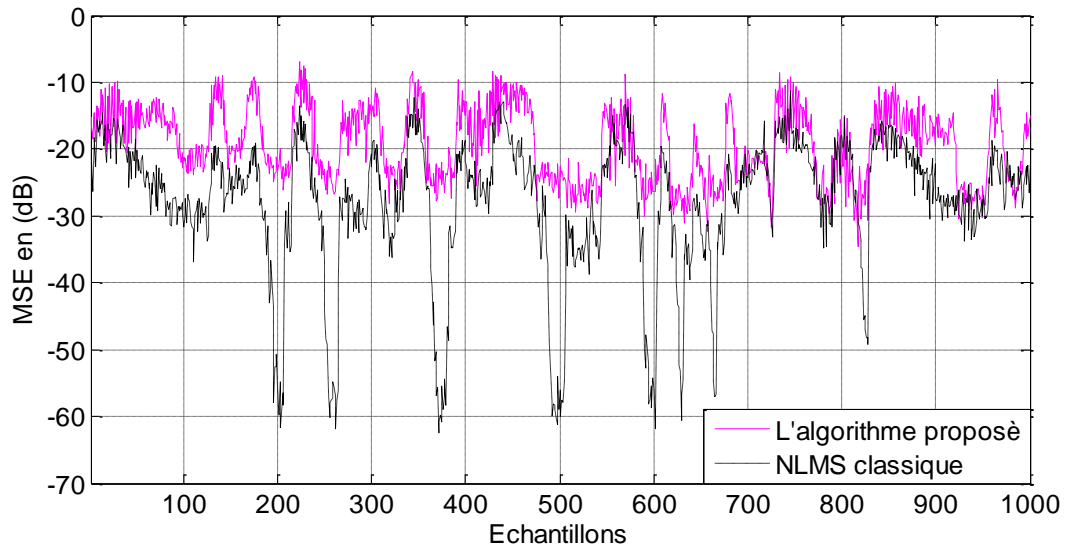


Figure 4.36 Evaluation du (MSE) des deux algorithmes NLMS classique et l'algorithme proposé avec RSB d'entrée de 5dB

b) Cas d'un bruit USASI

Les figures 4.37, 4.38 et 4.39 représentent les résultats obtenus de l'évaluation du MSE des deux algorithmes (Récursif automatique et le NLMS classique) avec un bruit USASI à l'entrée du système. Le RSB d'entrée est de -5 dB, 0 dB et 5dB respectivement.

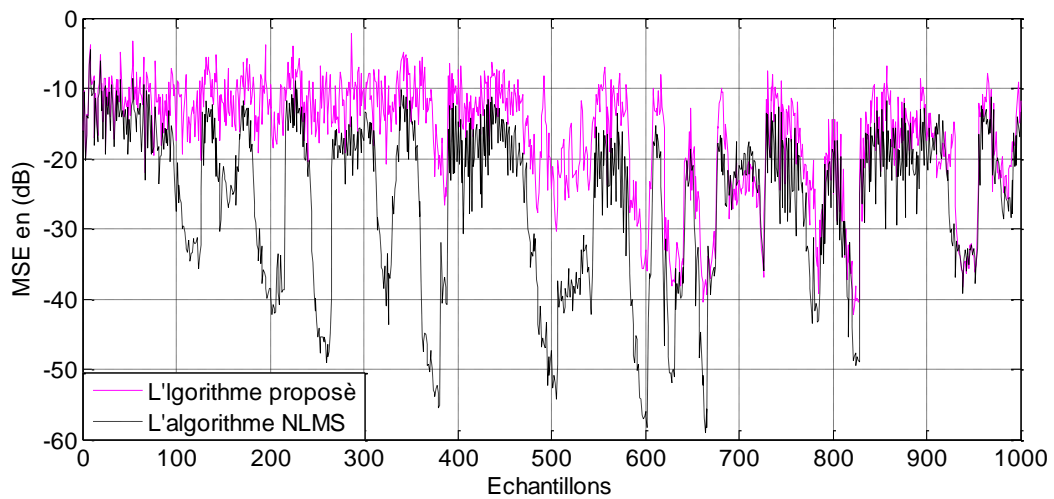


Figure 4.37 Evaluation du (MSE) des deux algorithmes NLMS classique et l'algorithme proposé avec RSB d'entrée de -5dB

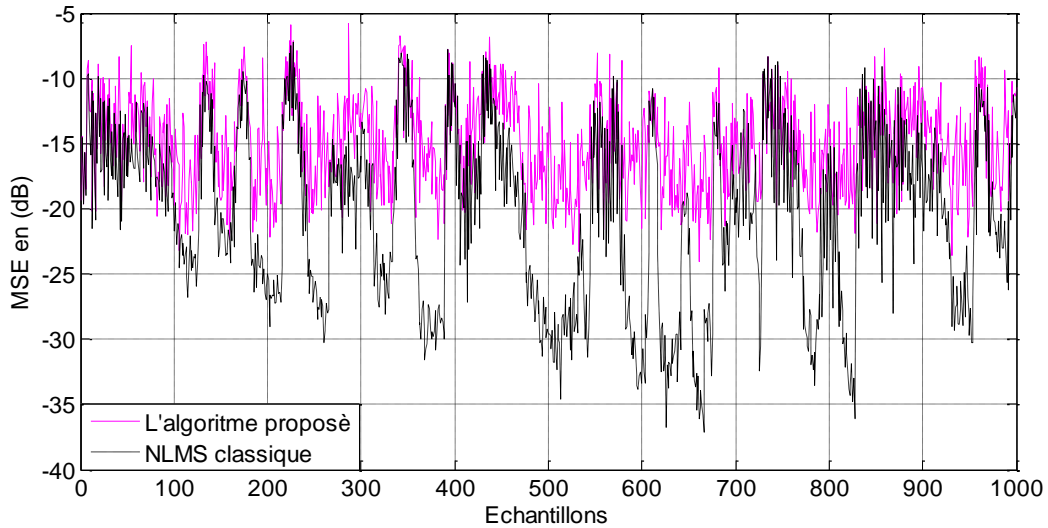


Figure 4.38 Evaluation du (MSE) des deux algorithmes NLMS classique et l'algorithme proposé avec RSB d'entrée de 0dB.

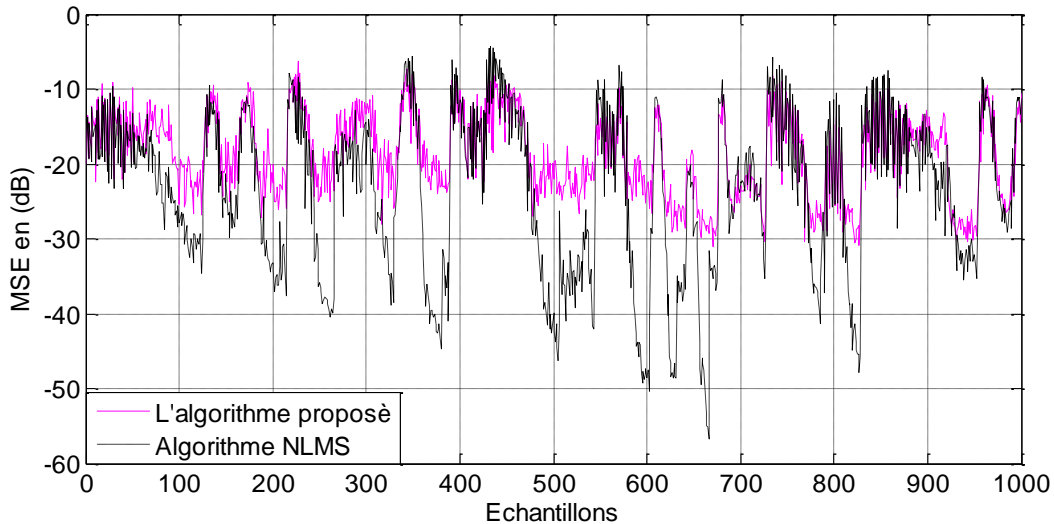


Figure 4.39 Evaluation du (MSE) des deux algorithmes NLMS classique et l'algorithme proposé avec RSB d'entrée de 5dB

➤ Evaluation du MSE segmenté

Nous quantifions la convergence des filtres adaptatifs des deux algorithmes (L'algorithme récursif proposé NLMS classique) en terme du critère SegMSE qui est donné par:

$$SegMSE(dB) = (20 \log_{10} \sum_{k=0}^{M-1} |v_1(k)|) DAV(k) \quad (4.3)$$

où M est la longueur de trame de la sortie $v_1(n)$.

La présence du détecteur d'activité vocale (k) dans l'équation (4.3) signifie que le critère SegMSE est estimé que dans les périodes d'inactivité vocale [25].

a) Cas d'un bruit blanc

Les figures 4.40, 4.41 et 4.42 représentent les résultats obtenus de l'évaluation du critère SegMSE des deux algorithmes (Récursif automatique et le NLMS classique) avec un bruit blanc à l'entrée du système. Le RSB d'entrée est de -5 dB, 0 dB et 5dB respectivement.

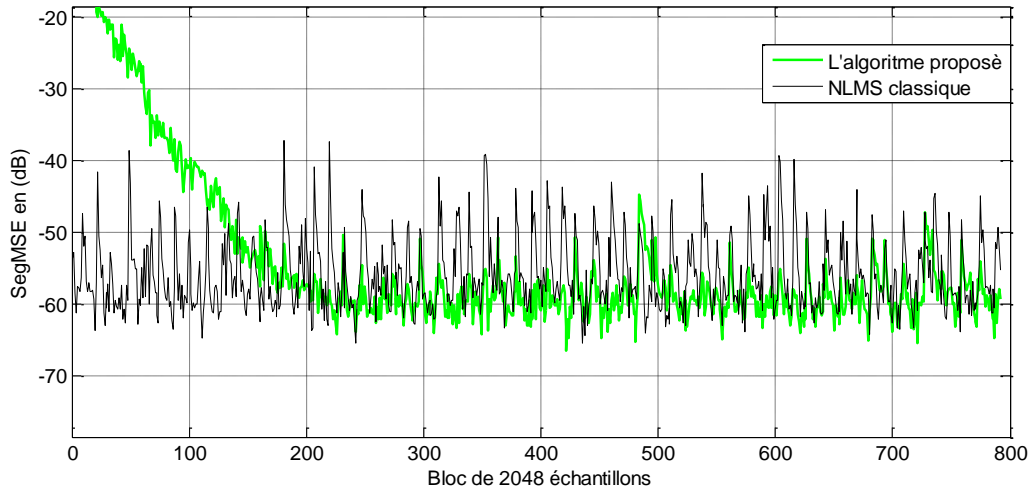


Figure 4.40 Evaluation du critère SegMSE des deux algorithmes NLMS classique et l'algorithme proposé avec RSB d'entrée de -5dB.

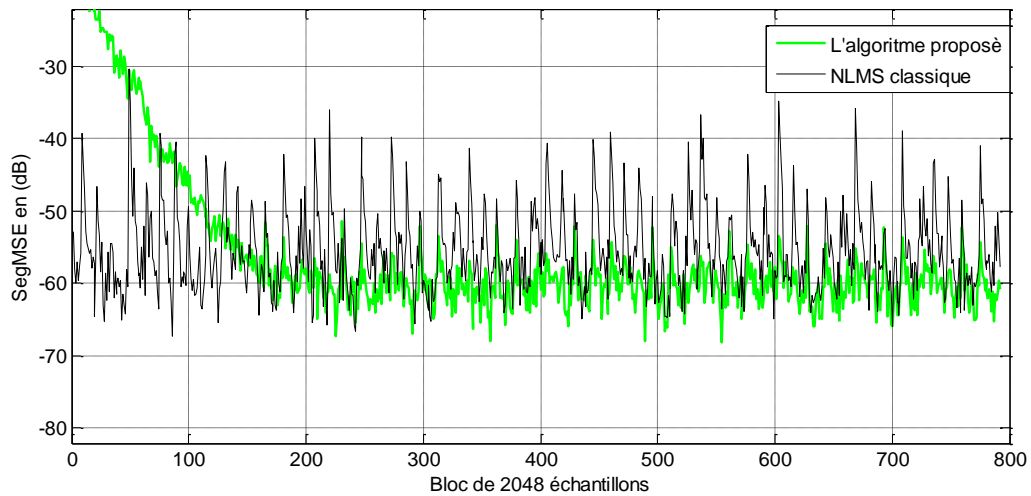


Figure 4.41 Evaluation du critère SegMSE des deux algorithmes NLMS classique et l'algorithme proposé avec RSB d'entrée de 0dB.

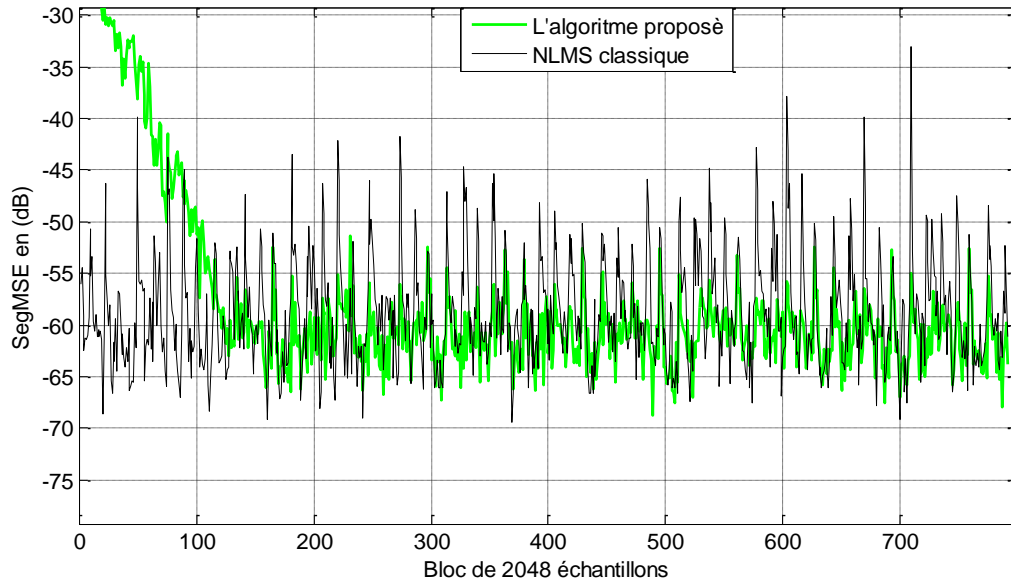


Figure 4.42 Evaluation du critère SegMSE des deux algorithmes NLMS classique et l'algorithme proposé avec RSB d'entrée de 5dB.

b) Cas d'un bruit USASI

Les figures 4.43, 4.44 et 4.45 représentent les résultats obtenus de l'évaluation du critère SegMSE des deux algorithmes (Récursif automatique et le NLMS classique) avec un bruit blanc à l'entrée du système. Le RSB d'entrée est de -5 dB, 0 dB et 5dB respectivement.

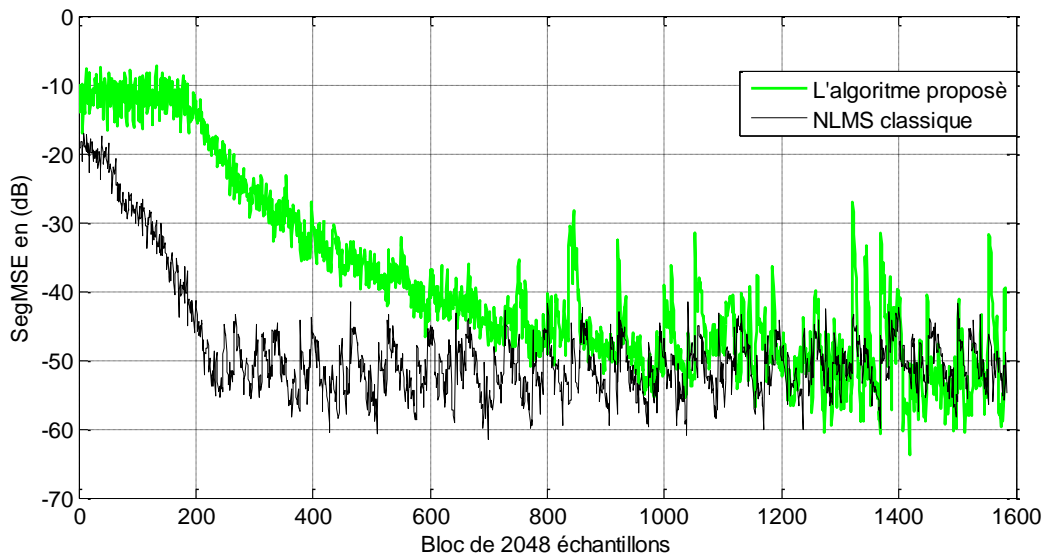


Figure 4.43 Evaluation du critère SegMSE des deux algorithmes NLMS classique et l'algorithme proposé avec RSB d'entrée de -5dB.

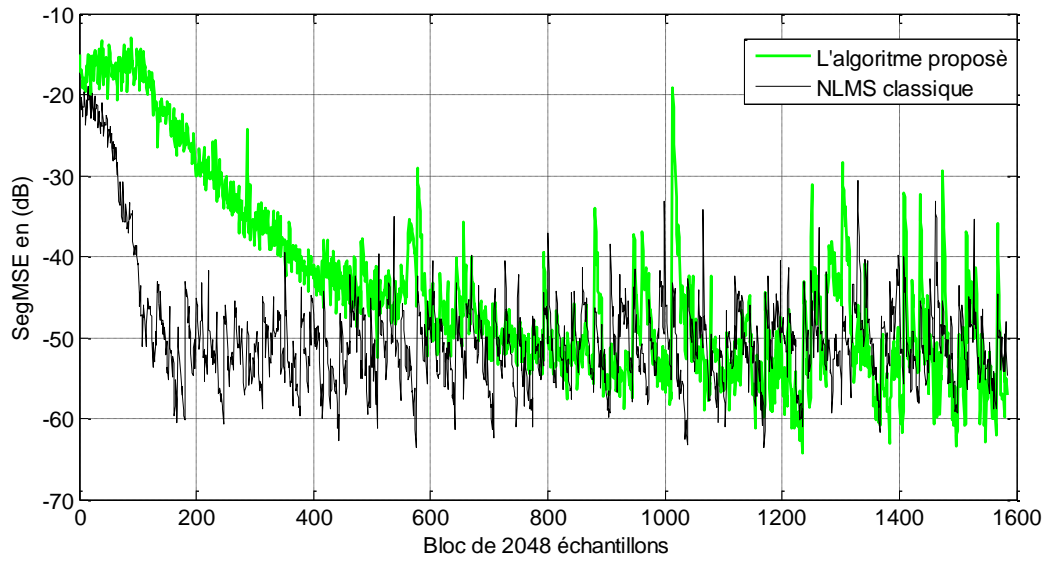


Figure 4.44 Evaluation du critère SegMSE des deux algorithmes NLMS classique et l'algorithme proposé avec RSB d'entrée de 0dB.

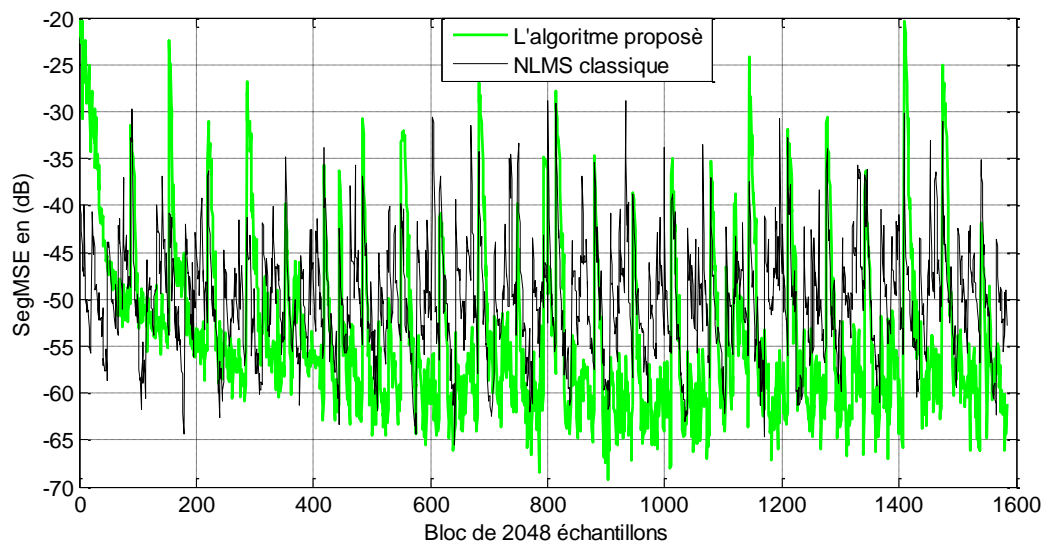


Figure 4.45 Evaluation du critère SegMSE des deux algorithmes NLMS classique et l'algorithme proposé avec RSB d'entrée de 5dB.

D'après les résultats obtenus dans les figures précédentes, nous remarquons la supériorité de l'algorithme automatique proposé par rapport au NLMS classique en termes de la rapidité de convergence et la grande minimisation de l'erreur quadratique moyenne.

Nous remarquons aussi que l'algorithme récursif automatique a réussi à contrôler l'algorithme NLMS classique.

4.6 Conclusion

Les résultats des simulations présentées dans ce chapitre montrent bien que notre algorithme automatique proposé avec la structure récursive converge vers la solution souhaitée d'une manière plus rapide et stable et qui donne un bon résultat pour la réduction du bruit et le rehaussement de la parole, on peut conclure que cet algorithme donne des meilleurs résultats de réduction de bruit et améliore la qualité du signal de parole en sortie de traitement.

Conclusion générale

Ce projet de fin d'étude traite le problème de réduction de bruit acoustique et le rehaussement de parole dans les nouveaux systèmes de télécommunication comme les systèmes téléphonique à mains-libre, en utilisant des algorithmes adaptatifs.

Dans un premier volet, nous avons présenté une généralité sur la parole et le bruit, en précisant leurs caractéristiques principales afin de donner une étude théorique sur ces notions.

En deuxième lieu, nous avons fait deux parties, la première partie représente l'étude générale sur le filtrage adaptatif avec ses algorithmes classiques tels que le LMS, NLMS et le RLS. Dans la deuxième partie nous avons présenté les techniques de réduction de bruit mono-capteurs, bi-capteurs et multi-capteurs, avant de proposer un nouvel algorithme de séparation de source aveugle récursif.

Ce nouvel algorithme automatique de séparation aveugle de source est basé sur un détecteur automatique d'activité vocal.

Finalement, nous avons fait une étude comparative entre l'algorithme NLMS et l'algorithme proposé en évaluant les critères de mesure de performances tels que le système Mismatch (SM), l'erreur quadratique moyenne (MSE), l'erreur quadratique moyenne segmentée (SegMSE) et le rapport signal sur bruit segmenté (SegSNR).

A travers ces résultats de comparaison, nous avons bien remarqué que notre nouvel algorithme proposé est plus performant que celui du NLMS dans le contexte d'annulation adaptative du bruit acoustique.

Bibliographie

- [1] C. Palpous, 'Traitements pour la réduction de bruit, application à la communication parlée', Thèse de Doctorat, Université de Renne 1, Décembre 2005.
- [2] M. Tuan, 'Analyse acoustique de sons bien identifiés par un système de reconnaissance automatique de la parole', Mémoire de master, Institut de la Francophonie pour l'Informatique INRIA de Lorraine - LORIA, 2007.
- [3] M. Ouserir, A.Ouserir, 'Réduction du bruit par des techniques mono-capteurs', Mémoire de master, Université de Blida 1, 2013.
- [4] Y. Aziza, 'Modélisation AR et ARMA de la parole pour une vérification robuste du locuteur dans un milieu bruité en mode dépendant du texte', Mémoire de Magister, Université FERHAT ABBAS Setif ,2013.
- [5] A. Sadaui, 'Codage linéaire prédictif du signal parole', Mémoire de master, Université de Hassiba ben bouali de Chlef, juin 2013.
- [6] F. Khemies, A.Morsli, 'Réduction du bruit acoustique par un algorithme fréquentiel de décorrélation', Mémoire de master, Université de Blida 1, 2015.
- [7] M. Kung, 'Traitement Numérique des signaux', Presse Polytechnique Romandes 1981.
- [8] A. Amehraye 'Débruitage perceptuel de la parole' Thèse de Doctorat, université de Bretagne 2009.
- [9] F. Cottet, 'Aide-Mémoire Traitement du signal', ISBN 2 10 049690 5, Dunod Paris 2000.
- [10] M. Zoulikha, KH.Moukhache, 'Rehaussement de signal de parole par les méthodes adaptatives de réduction de bruit', Mémoire de master, Université de Blida 1, 2010.
- [11] F. Bouderbala, O. Chabouni, 'Proposition d'un algorithme rapide à deux canaux pour la réduction du bruit dans les systèmes téléphoniques à mains-libres' Mémoire de Master, Université de Blida-1-,2018.

- [12] D. Duhamel 'ACOUSTIQUE', École d'ingénieur, France. 2013.
- [13] B. Boulakdem, Y.R. Hocine, 'Réduction du bruit acoustique par une approche non quadratique de l'erreur', Mémoire de master, Université de Blida-1, 2017.
- [14] R. Bendoumia, 'Annulation du bruit par les méthode de séparation de sources aveugles. Application aux systèmes de télécommunications numériques', Thèse de doctorat, Université de Blida-1, 2014.
- [15] S. Delaunay, 'Solutions d'insonorisations acoustiques sur mesures', 15 rue de la Gare, 60134 Villers Saint Sépulcre, France.
- [16] M. Karoui, 'Méthodes de séparation aveugle de sources et application à la télédétection spatiale', Thèse de Doctorat, Université Toulouse III, 2012.
- [17] M. Akil, 'Séparation de sources convolutives', Thèse de Doctorat, Université de Grenoble I, 2008.
- [18] J. Benesty, 'Traitement des signaux numériques – II Filtrage adaptatif et analyse spectrale' 2005.
- [19] M. Bellanger, 'Analyse des signaux et filtrage numérique adaptatif' 1989.
- [20] S. Meddahi, 'Réduction de bruit par un nouvel algorithme bi-capteur' . Mémoire de master, Université de Blida 1, 2014.
- [21] R. Bendoumia, A. DEBA, M. djendi, 'Rehaussement de signal de parole par l'algorithme de décorrélation systématique', Mémoire de master, Université de Blida 1, 2001.
- [22] J. Bercher, P. Jardin, ' Introduction au filtrage adaptatif '. ESIEE Paris, I4-TTS, 2003.
- [23] M. Al-Kinidi, J. Dunlop, 'Improved adaptive noise cancellation in the presence of signal leakage on the noise reference channel', Signal Processing (July 1989), vol.17, no.3, 241-250.
- [24] C. Marc, 'Méthodes séquentielles de séparation aveugle de sources en présence', Institut National des Télécommunications (INT) Département CITI, France.
- [25] A. Sayoud, M. Djendi, et A. Guessoum, 'A Two-Channel Fast NLMS Algorithm for Speech Enhancement and Acoustic Noise Reduction'. University of Blida 1', Signal processing and image Laboratory (LATSI), Algeria, October 29-31, Boumerdes, Algeria, 2017.
- [26] H. Difallah, S. Berkani, ' Annulation d'écho acoustique par un algorithme NLMS amélioré', Mémoire de master, Université de Blida 1, juin 2015.