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

Filière Télécommunications

Spécialité Réseaux & Télécommunications

présenté par

Mekfoudji Khadidja & Mahi Ilham

Proposition d'une nouvelle technique automatique de rehaussement du signal de parole pour les communications main-libres

Proposé par : Pr DJENDI Mohamed

Année Universitaire 2018-2019

Remerciements

Nous tenons, avant tout, à remercier ALLAH le tout puissant de nous avoir donné la volonté, la santé et la patience et de nous avoir aidé à surmonter toutes les dures épreuves et les moments difficiles pour aboutir à ce travail.

Nous adressons nos remerciements les plus profonds et les plus sincères au Monsieur Mohamed DJENDI, Professeur au département d'électronique, université de Blida 1 pour m'avoir dirigé et guidé tout le long de ce travail, et pour la patience et la confiance, qu'il trouve ici le témoignage de ma profonde gratitude.

Nous remercions très vivement les membres du jury pour l'honneur et l'intérêt qu'ils nous ont accordé en acceptant d'examiner et d'évaluer ce mémoire.

Nous adressons nos remerciements les plus distingués à nos familles pour toutes aides morales qu'elles nous ont accordées durant la préparation de ce travail.

Dédicaces

Avec un énorme plaisir, un cœur ouvert et une joie immense, je dédie ce modeste travail tout d'abord :
À mes parents pour leur amour, leurs sacrifices et leur encouragement.
À mes frères et ma sœur, avec qui je partage les moments de joies et de peines.
À toutes les familles MEKFOUDJI et BENAZOUT.
À toute la famille MAHI et spécialement ILHAM.
A toute personne qui m'a aidé, et spécialement monsieur FERDJOUNI ABDELAZIZ.
À tous mes enseignants, qui ont contribué à ma formation tout au long de mes années d'études.
À tous mes amis, mes connaissances sans exceptions et à toute personne qui me connais et me considère comme un ami.

Khadidja

Dédicaces

Avec un énorme plaisir, un cœur ouvert et une joie immense, je dédie ce modeste travail tout d'abord :

À mes parents pour leur amour, leurs sacrifices et leur encouragement.

À mes frères et ma sœur, avec qui je partage les moments de joies et de peines.

À toutes les familles MAHI et BOUDJEMA YKRELEF.

À toute la famille MEKFOUDJI et spécialement KHADIDJA.

A toute personne qui m'a aidé, et spécialement madame BOUDJEMA YKRELEF AICHA.

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

À tous mes amis, mes connaissances sans exceptions et à toute personne qui me connais et me considère comme un ami.

ILHAM

ملخص: في هذه المذكرة، نحن مهتمون بمعالجة مشكلة الحد التكيفي من الضوضاء الصوتية المزدوجة للمستشعر وتحسين الكلام في أنظمة الهاتف اللاسلكي. نقترح استخدام خوارزمية جديدة التكيف لفصل المصدر المباشر الذي يستند على كاشف تلقائي للنشاط الصوتي، هذه الخوارزمية الجديدة لديها أداء جيد بالنسبة إلى خوارزمية NLMS الاساسية

كلمات المفاتيح: الحد من الضوضاء، الخوارزمية التكيفية، SAS كاشف تلقائي للنشاط الصوتي،

Résumé : Dans ce mémoire de Master, nous nous sommes intéressés au problème de la réduction adaptative bi-capteurs du bruit acoustique et le rehaussement de la parole dans les systèmes de téléphonique à mains-libres. Nous proposons un nouvel algorithme adaptatif de séparation aveugle de source de type Directe basé sur un détecteur automatique d'activité vocale. Ce nouvel algorithme possède de bonnes performances en comparaison avec l'algorithme de base du NLMS.

Mots clés : Réduction du bruit, Algorithme adaptatif, SAS, détecteur automatique d'activité vocale.

Abstract: In this Master memory, we interest on the problem of two-sensor acoustic noise reduction and speech enhancement in hands-free telephony systems. We propose a new adaptive algorithm based on the forward blind source separation type and on an automatic voice activity detector. This new algorithm has good performances in comparison with the basic NLMS one.

Keywords: Noise Reduction, Adaptive Algorithm, BSS, Automatic voice activity detector.

Liste d’abréviations

ANC	Adaptive Noise Cancellation
BBSS	Backward Blind Source Separation
BSS	Blind Source Separation
DAV	Détection d’Activité Vocale
EQM	Erreur Quadratique Moyenne
EQMM	Erreur Quadratique Moyenne Minimale
FBSS	Forward Blind Source Separation
LMS	Least Mean Square
NLMS	Normalized Least Mean Square
RSB	Rapport signal sur bruit
SegMSE	Segmental Mean Square Error
SegSNR	Segmental Signal to Noise Ratio
SM	System Mismatch
TFCT	Transformée de Fourrier à Cout Terme
USASI	United States of American Standard Institute

Table des matières

Introduction générale 1

Chapitre 1 Généralités sur la parole et le Bruit

1.1 Introduction 3

1.2 Parole 3

1.2.1 Définition 3

1.2.2 Caractéristiques du signal de parole 3

1.2.3 Composition du signal de parole 4

1.2.4 Propriétés statistiques du signal de parole 4

1.3 Bruit 5

1.3.1 Définition 5

1.3.2 Nature et caractéristiques du bruit 5

1.3.3 Modèles du bruit 6

1.3.4 Rapport signal sur Bruit 6

1.4 Mélanges 7

1.4.1 Mélange linéaire convolutif bi-capture 7

1.4.2 Mélange linéaire convolutif bi-capteurs simplifié 7

1.5 La réduction du bruit par les méthodes mono/bi et multi-capteur 8

1.5.1 Méthodes mono-capteur 8

1.5.2 Méthodes bi-capteurs 10

a) La séparation aveugle des sources (BSS) 10

b) Séparation aveugle de sources d'un mélange convolutif à deux capteurs 10

c) Structure directe FBSS 11

1.5.3 Méthodes multi-capteurs 13

1.6 Conclusion 13

Chapitre 2 Filtres et Filtrage Adaptatifs

2.1 Introduction 14

2.2 Filtrage optimal 14
2.3 Filtrage adaptatif 17
2.3.1 Définition 17
2.3.2 Principe du Filtrage Adaptatif 17
2.4 Applications du filtrage adaptatif 18
2.5 Définition d'un Algorithme 19
2.6 Choix de l'algorithme 19
2.7 Algorithmes pour filtrage adaptatif 19
2.7.1 Algorithme du gradient stochastique LMS 19
2.7.2 Algorithme du gradient stochastique normalisé (NLMS) 21
2.8 Conclusion 22

Chapitre 3 Proposition d'un nouvel algorithme de réduction automatique du bruit acoustique

3.1 Introduction 23
3.2 Annulation adaptative du bruit 23
3.3 Réduction du bruit par l'algorithme NLMS 25
3.4 Réduction du bruit par un algorithme adaptatif de séparation aveugle de source de type Directe basé sur un détecteur automatique d'activité vocale 27

Chapitre 4 Résultats des simulations

4.1 Introduction 31
4.2 Description des signaux de simulation 31
4.2.1 Le signal de parole 31
4.2.2 Signal du bruit 32
4.2.3 Les réponses impulsionnelles 34
4.2.4 Signaux de mélange 35
4.2.5 Détection d'activité vocale automatique 36
4.3 critères d'évaluations utilisés en simulation 37
4.3.1 Critère du MSE segmenté (SegMSE) 37
4.3.2 Critère du SNR segmenté (SegSNR) 37

4.3.3 Critère du système Mismatch 38

4.4 Résultats de simulations de l'algorithme proposé 38

4.4.1 Paramètres de simulations 38

4.4.2 Simulations des signaux de parole et du bruit en sortie du traitement de l'algorithme proposé 39

4.4.3 Etude des performances du nouvel algorithme proposé 43

4.5 Résultats de l'évaluation des critères de mesure des performances 47

4.5.1 Résultats de l'évaluation du MSE segmenté (SegMSE) 47

4.5.2 Résultats de l'évaluation du SNR segmenté (SegSNR) 48

4.5.3 Résultats de l'évaluation du système Mismatch 49

4.6 Conclusion 50

Conclusion générale 51

Bibliographie 52

Liste des figures

Figure 1.1.Schéma équivalent d'un mélange linéaire convolutif à deux capteurs. 7

Figure 1.2. Schéma équivalent d'un modèle simplifié du mélange linéaire convolutif à deux capteurs. 8

Figure 1.3.Principe de dèbruitage. 8

Figure 1.4. Schéma équivalent de la structure directe FBSS avec post-filtres. 11

Figure 1.5. Schéma de l'algorithme LMS implémenté dans la structure FBSS. 13

Figure 2.1. Schéma du filtrage de Wiener. 15

Figure 2.2. Principe d'un filtre adaptatif. 18

Figure 2.3. Schéma représentatif de l'algorithme LMS. 21

Figure 3.1. Structure générale de l'annulation adaptative du bruit sans présence d'interférences [voie à bruit seul]. 24

Figure 3.2. Structure d'annulation adaptative de bruit par l'algorithme NLMS en présence d'interférences. 25

Figure 3.3. Diagramme descriptif de l'algorithme proposé. Le système DAV automatique (AVAD) est introduit pour contrôler le processus d'adaptation des deux filtres croisés et de l'algorithme proposé. 27

Figure 4.1. Le signal de parole original avec son spectrogramme, $\mathrm{Fe} = 8\mathrm{KHz}$..... 32

Figure 4.2. Le bruit blanc avec son spectrogramme, $\mathrm{Fe} = 8\mathrm{KHz}$.. 33

Figure 4.3. Le bruit USASI avec son spectrogramme, $\mathrm{Fe} = 8\mathrm{KHz}$. 33

Figure 4.4. Exemple d'une réponse impulsionnelle simulée $h_{12}(n)$ 34

Figure 4.5. Exemple d'une réponse impulsionnelle simulée $h_{21}(n)$ 34

Figure 4.6. Signal de mélange $p_1(n)$ avec son spectrogramme. 35

Figure 4.7. Signal de mélange $p_2(n)$ et son spectrogramme... 36

Figure 4.8. Comparaison entre le signal de mélange $p_1(n)$ et le signal de parole original..... 36

Figure 4.9. Le signal de parole original avec sa DAV. 37

Figure 4.10. Signal de parole en sortie avec son spectrogramme. 39

Figure 4.11. Comparaison entre le signal de parole original et le signal de parole en sortie. 40

Figure 4.12. Le Signal du bruit en sortie et son spectrogramme... 40
Figure 4.13. Comparaison entre le Signal du bruit à l'entrée et en sortie du traitement de l'algorithme proposé.. 41
Figure 4.14. Signal de sortie de l'algorithme proposé $v_1(n)$ et son spectrogramme. .. 42
Figure 4.15. Représentation commune des paramètres suivants : [En Haut] : le RSB (en bleu), le signal de parole original (en rouge), et la DAV obtenue (vert) ; [En bas] un zoome de cette figure entre les échantillons 160000 et 19000). 43
Figure 4.16. Evaluation temporelle de SNR segmenté en fonction de trois paramètres en utilise un bruit blanc dans le mélange. [En haut ; RSB=0dB] de gauche à droite : L=32, 128,256. [Au milieu ; RSB=3dB] de gauche à droite : L=32, 128,256. [En bas ; RSB=10dB] de gauche à droite : L=32, 128,256. 45
Figure 4.17. Evaluation temporelle de SNR segmenté en fonction de trois paramètres en utilise un bruit USASI dans le mélange. [En haut ; RSB=0dB] de gauche à droite : L=32, 128,256. [Au milieu ; RSB=3dB] de gauche à droite : L=32, 128,256. [En bas ; RSB=10dB] de gauche à droite : L=32, 128,256. 45
Figure 4.18. Evaluation temporelle de MSE segmenté en fonction de trois paramètres en utilise un bruit blanc dans le mélange. [En haut ; RSB=0dB] de gauche à droite : L=32, 128,256.[Au milieu ; RSB=3dB] de gauche à droite : L=32, 128,256. [En bas ; RSB=10dB] de gauche à droite : L=32, 128,256. 46
Figure 4.19. Evaluation temporelle de MSE segmenté en fonction de trois paramètres en utilise un bruit USASI dans le mélange. [En haut ; RSB=0dB] de gauche à droite : L=32, 128,256. [Au milieu ; RSB=3dB] de gauche à droite : L=32, 128,256. [En bas ; RSB=10dB] de gauche à droite : L=32, 128,256 47
Figure 4.20. Evaluation du MSE segmenté des deux algorithmes avec trois valeurs de RSB d'entrée (cas du bruit blanc). $[\mathrm{L} = 32]$ de gauche à droite : $\mathrm{RSB\ d'entrée} = 0\mathrm{dB}, 3\mathrm{dB}, 10\mathrm{dB}$..... 47
Figure 4.21. Evaluation du MSE segmenté des deux algorithmes avec trois valeurs de RSB d'entrée (cas du bruit USASI). $[\mathrm{L} = 32]$ de gauche à droite : $\mathrm{RSB\ d'entrée} = 0\mathrm{dB}, 3\mathrm{dB}, 10\mathrm{dB}$..... 48

Figure 4.22. Evaluation du SNR segmenté des deux algorithmes avec trois valeurs de RSB d'entrée (cas du bruit blanc).$[\mathrm{L} = 32]$ de gauche à droite : $\mathrm{RSB\ d'entrée} = 0\mathrm{dB}, 3\mathrm{dB}, 10\mathrm{dB}$..... 48

Figure 4.23. Evaluation du SNR segmenté des deux algorithmes avec trois valeurs de RSB d'entrée(cas du bruit USASI).$[\mathrm{L} = 32]$ de gauche à droite : $\mathrm{RSB\ d'entrée} = 0\mathrm{dB}, 3\mathrm{dB}, 10\mathrm{dB}$..... 49

Figure 4.24. Evaluation du système mismatch des deux algorithmes avec trois valeurs de RSB d'entrée (cas du bruit blanc). $[\mathrm{L} = 32]$ de gauche à droite : $\mathrm{RSB\ d'entrée} = 0\mathrm{dB}, 3\mathrm{dB}, 10\mathrm{dB}$..... 49

Figure 4.25. Evaluation du système mismatch des deux algorithmes avec trois valeurs de RSB d'entrée (cas du bruit USASI).$[\mathrm{L} = 32]$ de gauche à droite : $\mathrm{RSB\ d'entrée} = 0\mathrm{dB}, 3\mathrm{dB}, 10\mathrm{dB}$..... 50

Liste des tableaux

Tableau 1.1. Différentes classes du bruit. 5

Tableau 1.2. Comparaison entre la structure directe et inverse de BSS [8]. 10

Tableau 1.3. Algorithmes LMS, NLMS implémentés dans la structure FBSS. 12

Tableau 2.1. Algorithme LMS [8]. 21

Tableau 2.2. Algorithme NLMS [8]. 22

Tableau 4.1. Paramètres de simulations de l'algorithme proposé et NLMS classique.. 38

Introduction générale

De nos jours la téléphonie mobile constitue un élément primordial dans les télécommunications. En effet, la conversation téléphonique permet déjà, un haut niveau de communication par le choix des mots et le ton de la voix.

Dans un environnement très bruité, les signaux engendrés par la parole lors des communications téléphoniques (notamment en mode main-libre) sont altérés par des bruits provenant de sources multiples, on perd la qualité du signal de parole reçu, ce phénomène est un problème majeur dans les techniques de réduction de bruit et l'amélioration de la qualité de la parole.

De plus, avec l'avènement des télécommunications mobiles grand public, le besoin d'améliorer la prise de son, notamment en réduisant la gêne due au bruit, s'est fait de plus en plus présent. Les techniques de réduction du bruit sont soumises à un compromis entre le niveau effectif de réduction et la distorsion qui affecte le signal de parole. Au vu des performances actuelles, il est souhaitable de supprimer plus de bruit tout en conservant un niveau de dégradation acceptable du signal restauré.

La majorité des méthodes proposées sont classées selon un nombre spécifique de microphones, c'est à dire que la structure soit mono-capteur, bi-capteurs ou multi-capteurs. Les algorithmes associés, peuvent également être adaptatifs ou non-adaptatifs. Etant donné que le débruitage des signaux non-stationnaires avec un filtre adaptatif est plus efficace qu'avec un filtre non-adaptatif, on s'intéresse dans notre travail, à l'implémentation des filtres adaptatifs pour réduire le bruit dans une structure à deux capteurs [8].

Le principal objectif de ce mémoire est de fournir une solution efficace de réduction de bruit. Cette application et l'amélioration de la qualité de débruitage grâce à l'application d'un nouvel algorithme que nous proposons, appelé algorithme adaptatif

de séparation aveugle de source de type Directe basé sur un détecteur automatique d'activité vocale.

Ce mémoire est structuré en quatre chapitres :

Le premier chapitre est une description du signal de parole, ses caractéristiques, le bruit, et quelques rappelles essentiels. Ainsi, il définit les méthodes de débruitage mono-capteur, bi-capteurs, multi-capteurs, précisément la séparation des sources. En effet, Il est introduit, dans ce chapitre, les principales méthodes utilisées pour résoudre le problème de mélange convolutif, notamment, les différentes méthodes de séparation aveugle des sources (BSS) à deux capteurs.

Le deuxième chapitre étudie la notion du filtrage adaptatif ainsi que les algorithmes du gradient stochastique (LMS : Least Mean Square, sa version normalisée NLMS).

Le troisième chapitre représente la réduction du bruit en utilisant l'algorithme adaptatif de séparation aveugle de source de type Directe basé sur un détecteur automatique d'activité vocale dans les systèmes téléphoniques à mains-libres.

Le quatrième chapitre illustre les résultats de simulations de l'algorithme proposé ainsi que la comparaison de ce dernier avec l'algorithme NLMS classique en termes de plusieurs critères de performances.

Enfin, notre mémoire sera terminé par une conclusion générale.

Chapitre 1 Généralités sur la parole et le Bruit

1.1 Introduction

L'information portée par le signal parole peut être considérée de bien des façons. On distingue généralement plusieurs niveaux de description non exclusifs : acoustique, phonétique et phonologique.

Au niveau acoustique, on s'intéresse essentiellement au signal que l'on tentera de caractériser par son intensité, sa fréquence, son timbre et ses propriétés statistiques.

1.2 Parole

1.2.1 Définition

La parole apparaît physiquement comme une variation de la pression de l'air causée et émise par le système articulatoire, C'est un signal réel, continu d'énergie finie non stationnaire. Sa structure est complexe et variable avec le temps [1].

1.2.2 Caractéristiques du signal de parole

La parole est représentée par un signal vocal qui met en évidence des traits acoustiques qui sont : sa fréquence fondamentale, spectre, énergie [2].

- **La fréquence fondamentale**

Elle représente la fréquence du cycle d'ouverture/fermeture des cordes vocales.

Cette fréquence caractérise seulement les sons voisés, elle peut varier :

- 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.

- **L'énergie**

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 :

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

Avec $s(n)$ est le signal de parole et N est la taille de la trame.

- **Le spectre**

L'enveloppe spectrale ou spectre représente l'intensité de la voix selon la fréquence, elle est généralement obtenue par une analyse de Fourier à court terme (TFCT). La quasi stationnarité du signal de parole permet de mettre en œuvre des méthodes efficaces d'analyse et de modélisation utilisées pour le traitement à court terme du signal vocal sur des fenêtres de durée généralement comprise entre 20ms et 30ms appelées trames, avec un recouvrement entre ces fenêtres qui assure la continuité temporelle des caractéristiques de l'analyse.

1.2.3 Composition du signal de parole

- **Sons voisés**

Les sons voisés, tels que des voyelles, sont produit par le passage de l'air qui met en vibration périodique des cordes vocales. Ce mode, qui représente 80% du temps de phonation, est caractérisé en général par une quasi-périodique très riche en harmonique d'une fréquence fondamentale, appelée pitch et une énergie élevée [2].

- **Sons non voisés**

Les sons non voisés, comme des consonnes, sont obtenus par resserrement du conduit vocal, et sont habituellement d'énergie inférieure aux sons voisés. Les consonnes sont un exemple de son voisés apériodique. Ces sons sont considérés comme ayant les mêmes caractéristiques que le bruit, donc le signal considère comme aléatoire [2].

- **Silence**

Les silences sont tout simplement des intervalles ou le signal utile est absent. En pratique il s'agit de bruits [3].

1.2.4 Propriétés statistiques du signal de parole

- Le signal de parole est un processus aléatoire non-stationnaire à long terme, mais il est considéré comme stationnaire dans des fenêtres temporelles d'analyse de l'ordre de 20 à 30ms [4].
- La parole est 70 % du temps pseudo-périodique (bruit ou silence le reste du temps) [5].

- Nous pouvons avoir un signal de parole à large bande (il remplit toute la largeur de bande) ou à bande limitée (0-8000 Hz essentiellement) [5].

1.3 Bruit

1.3.1 Définition

Un bruit correspond à tout phénomène perturbateur gênant la transmission ou l'interprétation d'un signal [17]. Les différents types de bruit :

- **Bruit acoustique** : Il est généré par les mouvements des sources telles que les voitures, les ventilateurs, la circulation, le vent, la pluie, etc [1].
- **Bruit blanc :** On appelle bruit blanc un processus aléatoire stationnaire dont les échantillons sont des variables aléatoires non corrélées, sa densité spectrale de puissance est constante [14].
- **Bruit USASI :** Le bruit USASI est un processus aléatoire stationnaire dont les échantillons sont des variables aléatoires corrélées. Sa densité spectrale de puissance caractérise le spectre moyen du signal de la parole [16].

1.3.2 Nature et caractéristiques du bruit

En physique, en acoustique et en traitement du signal, bien que le bruit soit, par nature, aléatoire, il possède certaines caractéristiques statistiques, spectrales ou spatiales. Le tableau suivant, représente des exemples de différentes classes aux quelles un bruit peut appartenir [6].

Propriétés	Type
Structure	Continu/intermittent/impulsif
Type d'interaction	Additif/convolutif
Comportement temporel	Stationnaire/Non-stationnaire
Bande de fréquence	Etroit/large
Dépendance	Corrélé/Décorrélé
Propriété spatiales	Cohérent/Incohérent

Tableau 1.1.Différentes classes du bruit.

Comme notre but est essentiellement le débruitage et la reconnaissance de la parole pour des applications de téléphonie à mains libres, on se limite dans notre étude aux

mélanges convolutifs utilisant différents type du bruits, stationnaires, faiblement et fortement corrélés.

1.3.3 Modèles du bruit

- **Les Bruits additifs, bruit de fond**

Soit un signal $b(n)$ de bruit, ce bruit est dit additif dès qu'il interfère avec la parole, ou le signal $s(n)$ cible suivant la loi simple [7] :

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

où $x(n)$ est le signal de parole bruité.

Un bruit de fond est un bruit additif, continu, non corrélé à la parole et très courant.la caractéristique spectrale d'un tel bruit est aléatoire, mais le plus souvent dominante en basse fréquence.

- **Bruit convolutif**

Les phénomènes convolutifs apparaissent surtout lorsqu'il y a des fonctions de transfert, des échos et des délais. Ce type de bruit correspond à un mélange acoustique et non à une somme de signaux simplement décalés [7].

1.3.4 Rapport signal sur Bruit

La qualité d'un signal est souvent représentée par le Rapport Signal/Bruit (RSB) qui mesure la quantité de bruit contenue dans le signal [12].Pour :

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

$$RSB = \frac{E_s}{E_b} \tag{1.5}$$

$x(n)$: Le signal bruité

$s(n)$: Le signal utile

$b(n)$: Le bruit

E_s et E_b sont respectivement L'énergie du signal $s(n)$et L'énergie du bruit $b(n)$

Il est souvent donné en décibels (dB).

$$RSB_{dB} = 10log_{10}RSB \tag{1.6}$$

1.4 l'effet de bruit sur le signal utile

Les conséquences du bruit sur la parole sont doubles : dégradation de la qualité, c'est-à-dire du caractère naturel et agréable du signal, et dégradation de l'intelligibilité du message. Naturellement, ces deux effets sont souvent liés.

1.5 Mélanges

1.5.1 Mélange linéaire convolutif bi-capture

Dans cette section, on s'intéresse à détailler le mélange linéaire convolutif à deux capteurs (bi-capteurs). Supposant que le signal de la parole $s(n)$ correspond à la première source, et le signal de bruit $b(n)$ correspond à la deuxième source. En effet, les deux signaux sont considérés réels et statiquement indépendants, c.à.d. $E\{s(n)b(n-k)\} = 0$ avec les différentes valeurs de k .

En effet, le modèle de mélange convolutif des deux sources décorrélés $s(n)$ et $b(n)$ est représenté dans la Figure (1.1) et donné par :

$$\mathrm{p_1(n)} = \sum_{k=0}^{L-1} \mathrm{h_{11}(k)s(n-k)} + \sum_{k=0}^{L-1} \mathrm{h_{21}(k)b(n-k)} \tag{1.7}$$

$$\mathrm{p_2(n)} = \sum_{k=0}^{L-1} \mathrm{h_{22}(k)b(n-k)} + \sum_{k=0}^{L-1} \mathrm{h_{12}(k)s(n-k)} \tag{1.8}$$

Sachant que $\mathrm{p_1(n)}$, $\mathrm{p_2(n)}$sont les deux signaux observés en sortie du mélange, $\mathrm{h_{11}(n)}$, $\mathrm{h_{22}(n)}$ sont les réponses impulsionnelles du couplage direct, $\mathrm{h_{12}(n)}$et $\mathrm{h_{21}(n)}$ représentent les réponses impulsionnelles du couplage mutuel généré entre les sources et les capteurs avec L est la taille de chaque réponse [8].

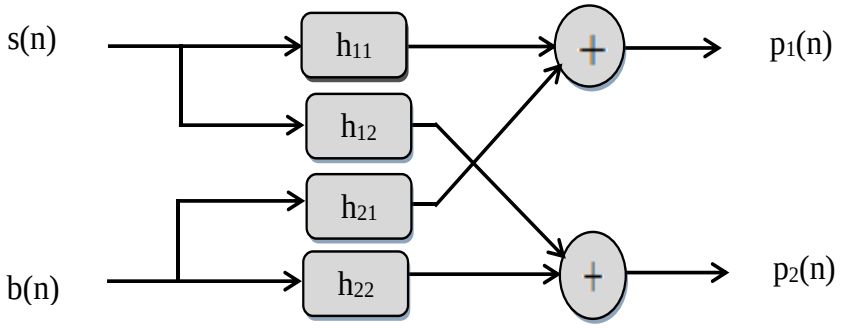


Figure 1.1.Schéma équivalent d'un mélange linéaire convolutif à deux capteurs.

1.5.2 Mélange linéaire convolutif bi-capteurs simplifié

Pour simplifier le problème du mélange convolutif, on suppose que le premier microphone est placé près de la source de la parole et le deuxième près de la source de bruit. En effet, il est considéré que $\mathrm{h_{11}}(n)$ et $\mathrm{h_{22}}(n)$ sont des réponses impulsionnelles de Kronecker, c.à.d. $\mathrm{h_{11}}(n) = \mathrm{h_{22}}(n) = \delta(\mathrm{n})$. Selon cette hypothèse et si les signaux d'entrée sont réels, les relations (1.7) et (1.8) peuvent être écrites comme suit [8] :

$$p_1(n) = s(n) + \sum_{k=0}^{L-1} h_{21}(k)b(n-k) \quad (1.9)$$

$$p_2(n) = b(n) + \sum_{k=0}^{L-1} h_{12}(k)s(n-k) \quad (1.10)$$

Le modèle simplifié de mélange linéaire convolutif à deux capteurs est représenté dans la Figure (1.2).

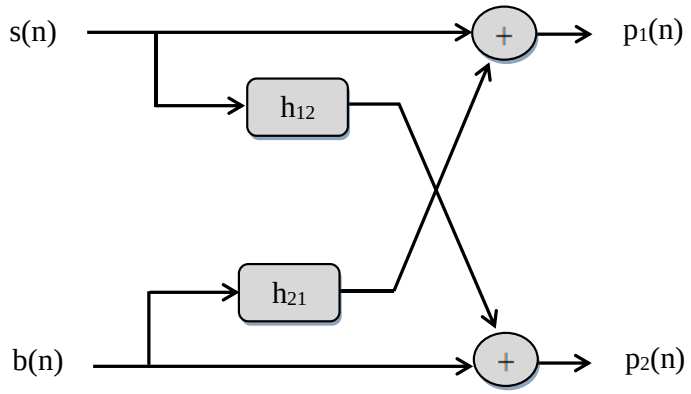


Figure 1.2. Schéma équivalent d'un modèle simplifié du mélange linéaire convolutif à deux capteurs.

1.6 La réduction du bruit par les méthodes mono/bi et multi-capteur

Les méthodes les plus utilisées dans le rehaussement de signal de parole sont les méthodes mono-capteur, bi-capteur et multi-capteur, dans notre travail nous allons utiliser les applications bi-capteurs [3].

1.6.1 Méthodes mono-capteur

Deux situations sont considérées, celle ou le filtrage est applique aux deux observations (microphone et haut-parleur) et celle où le filtrage est applique à l'observation microphonique [3]. On considère le problème de débruitage schématisé par la figure (1.3).

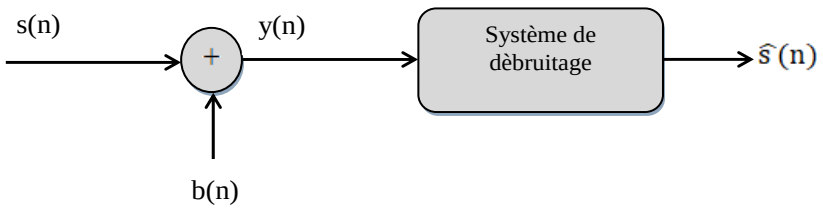


Figure 1.3. Principe de dèbruitage.

Soit $y(n)$ un signal de parole bruité et échantillonnée. 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.

À partir du modèle :

$$y_p(\mathrm{n}) = s_p(\mathrm{n}) + b_p(\mathrm{n}) \tag{1.11}$$

On cherche à restituer le signal propre $s_p(\mathrm{n})$ à partir du signal observé :

$Y_p(k), k = 0,1, \dots N-1.$

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

$$Y_p(\mathrm{k}) = S_p(\mathrm{k}) + B_p(\mathrm{k}) \tag{1.12}$$

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 $S_p(\mathrm{k})$ en supposant toujours que les traitements sont faits trame par trame et en considérant une trame quelconque du signal. Aussi, on peut définir les densités spectrales de puissance des signaux par la relation suivante :

$$Y_y(\mathrm{f}) = Y_s(\mathrm{f}) + Y_b(\mathrm{f}) \tag{1.13}$$

Où $Y_y(\mathrm{f}), Y_s(\mathrm{f})$ et $Y_b(\mathrm{f})$, représentent les densités spectrales de puissance (DSP) respectives des signaux $y(n), s(n)$ 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 signal temporel $y(n)$ peut donc être représenté dans le domaine fréquentiel par son module $|Y(k)|$ et sa phase $\varphi\ Y(k), o$ù k est l'indice fréquentiel.

Dans le domaine fréquentiel, l'équation (1.11) peut donc s'exprimer ainsi :

$$|\mathrm{Y(k)}|\mathrm{e}^{\mathrm{j}\varphi\mathrm{Y(k)}} = |\mathrm{S(k)}|\mathrm{e}^{\mathrm{j}\varphi\mathrm{Y(k)}} + |\mathrm{B(k)}|\mathrm{e}^{\mathrm{j}\varphi\mathrm{B(k)}} \tag{1.14}$$

Soustraction spectrale

La soustraction spectrale est la méthode de débruitage la plus ancienne.Elle est introduite dans [Boll 1979].Elle opère dans le domaine fréquentiel et a pour principe de soustraire une estimée du bruit à partir du signal observé. Le bruit est supposé additif, stationnaire ou légèrement variant ce qui nous permet de l'estimer pendant les périodes de silence.

1.6.2 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) Séparation aveugle des sources (BSS)

Depuis le début des années 90, la séparation aveugle de sources (BSS) a fait l'objet de nombreux travaux en traitement de signal et de la parole. Elle consiste à récupérer un ou plusieurs signaux de source à partir d'un signal de mélange donné sans se référer à aucune information ; ni sur les sources ni sur les mélanges. Dans plusieurs situations, il est souhaitable de récupérer toutes les sources des mélanges enregistrés, ou au moins, d'isoler des sources particulières. En plus, il est utile d'identifier les processus du mélange lui-même pour révéler des informations sur la méthode du mélange [8].

b) Séparation aveugle de sources d'un mélange convolutif à deux capteurs

Le système de séparation aveugle de sources d'un mélange convolutif réalise une combinaison linéaire convolutive entre les paramètres observés afin d'extraire les composantes indépendantes à la sortie. Dans le même contexte, il existe deux structures de BSS bien connus : la structure directe ''Forward'' (FBSS), et la structure récursive ''Backward'' (BBSS). Chaque architecture représente des propriétés bien particulières que nous allons détailler (tableau 1.2) [8].

Propriétés	
FBSS	**BBSS**
✓ L'estimation ne dépend pas de la sortie. ✓ Simplicité du calcul. ✓ Nécessite des post-filtres. ✓ Permet d'utiliser les filtres non causaux d'une manière naturel, il suffit d'introduire un retard à l'instant 'n' pour calculer la partie non causal. ✓ Le système est toujours causal car on ne fait pas intervenir les différentes sorties du système. ✓ Stabilité de l'algorithme.	✓ L'estimation dépend de la sortie. ✓ Plus complexe que la FBSS. ✓ Ne nécessite pas des post-filtres ✓ Les filtres doit être causaux et stable. ✓ Obtention d'une solution exacte à l'aide de deux filtres. ✓ Non causalité à l'instant 'n' de la sortie, c'est dû à la valeur future inconnues. ✓ La stabilité est non garantie.

Tableau 1.2. Comparaison entre la structure directe et inverse de BSS [8].

c) Structure directe FBSS

La structure FBSS (Forward Blind Source Separation) est très analogue au domaine d'annulation du bruit acoustique). En effet, elle est basée sur deux filtres adaptatifs symétriques (Figure 1.4) $w_{12}(n), w_{21}(n)$ à réponses impulsionnelles finies $h_{12}(n), h_{21}(n)$, respectivement. Les signaux estimés $v_1(n)$, $v_2(n)$ sont données par [8] :

$$v_1(n) = p_1(n) - w_{21}(n) * p_2(n) \tag{1.16}$$

$$v_2(n) = p_2(n) - w_{12}(n) * p_1(n) \tag{1.17}$$

En remplaçant les équations (1.8), (1.9) dans les relations (1.16), (1.17) on trouve :

$$v_1(n) = b(n) * [h_{21}(n) - w_{21}(n)] + s(n) * [\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n)] \tag{1.18}$$

$$v_2(n) = b(n) * [h_{12}(n) - w_{12}(n)] + s(n) * [\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n)] \tag{1.19}$$

Dans le cas optimal les deux filtres $w_{12}(n) = h_{12}(n)$ et $w_{21}(n) = h_{21}(n)$, les équations (1.18) et (1.19) deviennent :

$$v_1(n) = s(n) * [\delta(n) - h_{12}(n) * h_{21}(n)] \tag{1.20}$$

$$v_2(n) = s(n) * [\delta(n) - h_{21}(n) * h_{12}(n)] \tag{1.21}$$

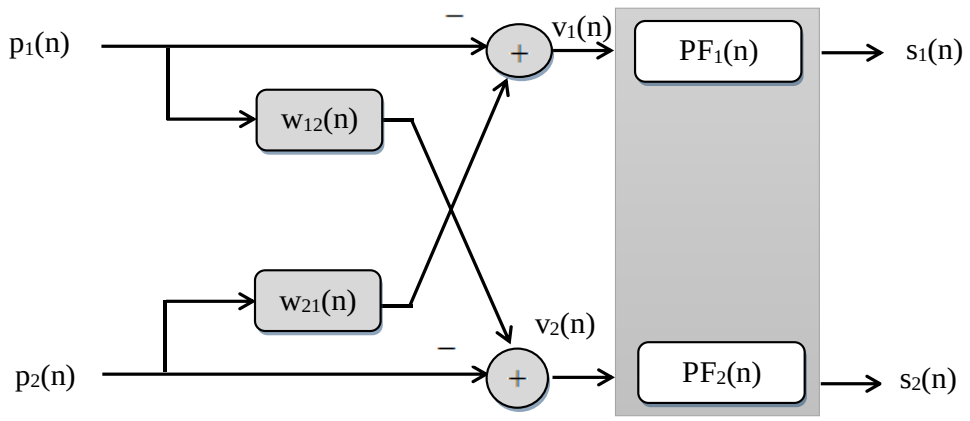


Figure 1.4. Schéma équivalent de la structure directe FBSS avec post-filtres.

D'après les équations (1.20), (1.21) les sorties du système de séparation présentent une distorsion. Par conséquent, il faut mettre en place des post-filtres (Figure 1.4) afin de rapprocher la solution optimale c.à.d. $v_1(n) \approx s(n)$ et $v_2(n) \approx b(n)$.Dans le cas général, la formulation mathématique temporelle de ces post-filtres est donnée par :

$$PF_1(n) = [\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n)]^{-1} \tag{1.22}$$

$$\mathrm{PF}_2(\mathrm{n}) = [\delta(\mathrm{n}) - \mathrm{h}_{12}(\mathrm{n}) * \mathrm{w}_{21}(\mathrm{n})]^{-1} \tag{1.23}$$

La Figure (1.5) représente le schéma de l'algorithme LMS implémenté dans une structure FBSS sans post-filtres. En effet, la mise à jour des coefficients des deux filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}(\mathrm{n}), \mathbf{w}_{21}(\mathrm{n})$ est donnée par :

$$\mathbf{w}_{21}(\mathrm{n}+1) = \mathbf{w}_{21}(\mathrm{n}) + \mu_{21}(\mathrm{v}_1(\mathrm{n})\mathbf{p}_2(\mathrm{n})) \tag{1.24}$$

$$\mathbf{w}_{12}(\mathrm{n}+1) = \mathbf{w}_{12}(\mathrm{n}) + \mu_{12}(\mathrm{v}_2(\mathrm{n})\mathbf{p}_1(\mathrm{n})) \tag{1.25}$$

Les équations mathématiques des algorithmes LMS, NLMS sont résumées dans le tableau 1.3.

Variables : $\mathbf{p}_1(\mathrm{n}) = [\mathrm{p}_1(\mathrm{n}), \mathrm{p}_1(\mathrm{n}-1), \dots, \mathrm{p}_1(\mathrm{n}-\mathrm{L}+1)]$ $\mathbf{p}_2(\mathrm{n}) = [\mathrm{p}_2(\mathrm{n}), \mathrm{p}_2(\mathrm{n}-1), \dots, \mathrm{p}_2(\mathrm{n}-\mathrm{L}+1)]$ $\mathbf{w}_{12}(\mathrm{n}) = [\mathrm{w}_{12}(\mathrm{n}), \mathrm{w}_{12}(\mathrm{n}-1), \dots, \mathrm{w}_{12}(\mathrm{n}-\mathrm{L}+1)]$ $\mathbf{w}_{21}(\mathrm{n}) = [\mathrm{w}_{21}(\mathrm{n}), \mathrm{w}_{21}(\mathrm{n}-1), \dots, \mathrm{w}_{21}(\mathrm{n}-\mathrm{L}+1)]$ **Paramètre :** L: longueur des filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}(\mathrm{n}), \mathbf{w}_{21}(\mathrm{n})$ $\mu_{12}(\mathrm{n}), \mu_{21}(\mathrm{n})$: deux pas d'adaptation
Calculs : Pour $n = 1,2,3, \dots$ Estimation des signaux de sortie : $\mathrm{v}_1(\mathrm{n}) = \mathrm{p}_1(\mathrm{n}) - \mathbf{w}_{21}{}^{T}(\mathrm{n})\mathbf{p}_2(\mathrm{n})$, $\mathrm{v}_2(\mathrm{n}) = \mathrm{p}_2(\mathrm{n}) - \mathbf{w}_{12}{}^{T}(\mathrm{n})\mathbf{p}_1(\mathrm{n})$,
Adaptation des coefficients des filtres (LMS) : $\mathbf{w}_{21}(\mathrm{n}+1) = \mathbf{w}_{21}(\mathrm{n}) + \mu_{21}(\mathrm{v}_1(\mathrm{n})\mathbf{p}_2(\mathrm{n}))$ $\mathbf{w}_{12}(\mathrm{n}+1) = \mathbf{w}_{12}(\mathrm{n}) + \mu_{12}(\mathrm{v}_2(\mathrm{n})\mathbf{p}_1(\mathrm{n}))$ **Adaptation des coefficients des filtres (NLMS) :** $\mathbf{w}_{21}(\mathrm{n}+1) = \mathbf{w}_{21}(\mathrm{n}) + \mu_{21}\left(\mathrm{v}_1(\mathrm{n})\frac{\mathbf{p}_2(\mathrm{n})}{\mathbf{p}_2{}^{\mathrm{T}}(\mathrm{n})\mathbf{p}_2(\mathrm{n}) + \varepsilon}\right)$ $\mathbf{w}_{12}(\mathrm{n}+1) = \mathbf{w}_{12}(\mathrm{n}) + \mu_{12}\left(\mathrm{v}_2(\mathrm{n})\frac{\mathbf{p}_1(\mathrm{n})}{\mathbf{p}_1{}^{\mathrm{T}}(\mathrm{n})\mathbf{p}_1(\mathrm{n}) + \varepsilon}\right)$

Tableau 1.3. Algorithmes LMS, NLMS implémentés dans la structure FBSS [8].

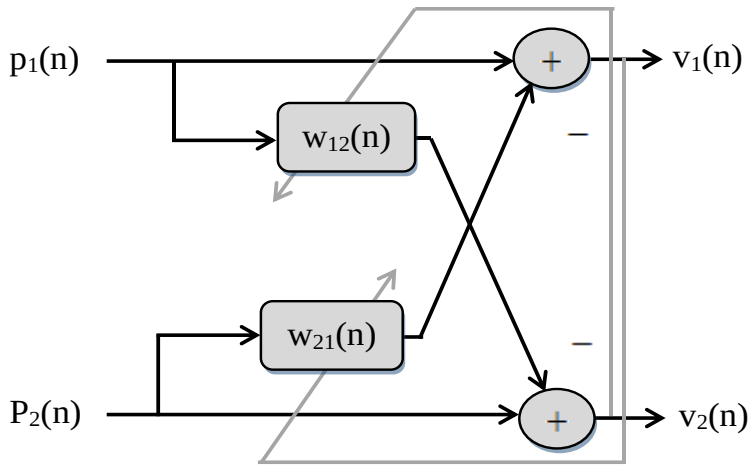


Figure 1.5. Schéma de l'algorithme LMS implémenté dans la structure FBSS.

1.6.3 Méthodes multi-capteurs

Dans ce cas précis, on suppose que l'on dispose d'une multitude de microphones. Cette hypothèse autorise la duplication des techniques mono-vois et bi-vois précédemment présentés mais elle permet surtout d'envisage 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 [9].

1.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présentés les caractéristiques phonétique et statistique les plus importantes du signal de parole. Une description détaillée du bruit et les différents types de mélanges ont été bien illustré dans ce chapitre. Le prochain chapitre sera réservé au filtrage et algorithme adaptatifs.

Chapitre 2 Filtres et Filtrage Adaptatifs

2.1 Introduction

Le traitement adaptatif du signal est un outil très important dans plusieurs applications, il est utilisé de façon répandue en annulation d'échos, en réduction de bruit en communication.

Le filtrage adaptatif intervient quand il faut réaliser, simuler ou modéliser un système dont les caractéristique évoluent dans le temps.il conduit à la mise en œuvre de filtres à coefficient variables dans le temps .les variations des coefficients sont définies par un critère d'optimisation et réaliser suivant un algorithme d'adaptation, qui est détermine en fonction de l'application. Dans ce chapitre, nous allons présenter le principe du filtrage adaptatif avec ces algorithmes les plus connus LMS, NLMS.

2.2 Filtrage optimal

Le problème du filtrage optimal est de trouver le filtre qui permet d'obtenir à sa sortie une réponse (équation (2.1)) la plus proche possible de la réponse désirée lorsque l'entrée est une certaine séquence [8].

$$y(n) = \boldsymbol{w}^T(n)\boldsymbol{x}(n) = \boldsymbol{x}^T(n)\,\boldsymbol{w}(n) \tag{2.1}$$

Le filtrage de Wiener est défini comme un filtre fournissant l'estimateur linéaire optimal d'un signal original à partir d'une observation, il est Développé à partir de concepts temporels plutôt que fréquentiels. Le critère d'optimisation de filtre de Wiener est la minimisation de l'erreur quadratique moyenne (EQM) entre le signal d'entrée et celui de sortie. Supposant que le signal original et le bruit sont décorrélés (c.à.d. $E\{b(n)\boldsymbol{x}(n)\} = \mathbf{0}$) [8].

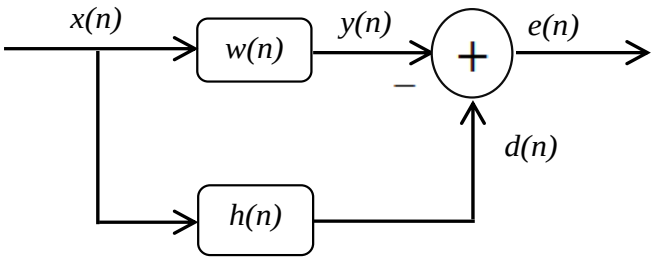


Figure 2.1. Schéma du filtrage de Wiener.

Où :

$x(n)$: Le signal d'entrée.

$h(n)$: Système inconnu de longueur L.

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

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

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

$d\ (n)$: Le signal référence (désiré).

- **Formulation du problème**

• On a un ensemble d'échantillons d'un signal d'entrée $\{x(0), x(1), x(2), \dots\}$ et un ensemble d'échantillons d'une réponse désirée $\{d(0), d(1), d(2), \dots\}$[10].

• le signal de sortie $y(n)$ est :

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

$$y(n) = \sum_{i=0}^{L-1} w(i)\, x(n-i), \quad n = 0,1,2, \dots \tag{2.2}$$

Pour optimiser la séparation d'un signal et d'un bruit et atténuer la distorsion apportée par un filtre à un signal, pour trouver les paramètres $\{w_0, w_1, w_2\ .\ .\ .\ \}$ on doit minimiser l'erreur quadratique moyenne (EQM ou MSE mean-square-error) ou critère selon le principe du filtre de Wiener

$$j = E\{e^2(n)\} \tag{2.3}$$

Où

j : Erreur Quadratique Moyenne (EQM).

E : L'espérance mathématique.

Où le signal d'erreur est :

$$e(n) = d(n) - y(n) \tag{2.4}$$

$$= d(n) - \sum_{i=0}^{L-1} w(i) x(n-i) \tag{2.5}$$

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

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

$$= \boldsymbol{w}^T(n)\boldsymbol{x}(n) = \boldsymbol{x}^T(n)\,\boldsymbol{w}(n) \tag{2.6}$$

Où :

$$\boldsymbol{w}(n) = [w_0(n)\ \ w_1(n)\ \ .\ .\ .\ \ w_{L-1}(n)\ ]^T \tag{2.7}$$

$$\boldsymbol{x}(n) = [x(n)\ \ \ x(n-1)\ \ \ .\ .\ .\ x(n-L+1)]^T \tag{2.8}$$

$\boldsymbol{w}(n)$: est un vecteur de longueur L contenant les coefficients du filtre adaptatif.

$\boldsymbol{x}(n)$: est le vecteur des L données d'entrée les plus récentes.

- **Principe d'orthogonalité**

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

$$\frac{\partial j}{\partial \boldsymbol{w}} = \boldsymbol{0}_{L\times 1} \tag{2.9}$$

On a:

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

$$= -2E\{e(n)\boldsymbol{x}(n)\} \tag{2.10}$$

Par conséquent, à l'optimum, on a :

$$E\{e_{min}(n)\boldsymbol{x}(n)\} = \boldsymbol{0}_{L\times 1} \tag{2.11}$$

Où $e_{min}(n)$ est l'erreur pour la quelle j est minimisée (c.à.d. pour le filtre optimal).

C'est le principe d'orthogonalité signifiant que toutes les entrées $x(n-i)$,

$0 \leq i \leq L-1$ Sont décorrélées de l'erreur $e_{min}(n)$.

- **Equation de Wiener-Wopt**

Nous savons que pour le filtre optimum $\boldsymbol{w}_{opt}$, nous avons :

$$E\{e_{min}(n)\boldsymbol{x}(n)\} = \boldsymbol{0}_{L\times 1} \tag{2.12}$$

En développant cette équation, nous obtenons :

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

Il est possible d'écrire :

$$E\{\boldsymbol{x}(n)\boldsymbol{x}^T(n)\}\,\boldsymbol{w}_{opt} = E\{\boldsymbol{x}(n)d(n)\} \tag{2.13}$$

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

$\boldsymbol{R}\,\boldsymbol{w}_{opt} = \boldsymbol{p} \longleftrightarrow \boldsymbol{w}_{opt} = \boldsymbol{R}^{-1}\boldsymbol{p}$. [Équation de Wiener-Wopt]

$$\boldsymbol{R} = E\{\boldsymbol{x}(n)\boldsymbol{x}^T(n)\} \tag{2.14}$$

$$\boldsymbol{p} = E\{\boldsymbol{x}(n)d(n)\} \tag{2.15}$$

R : est la matrice d'autocorrélation du signal d'entrée $x(n)$. Cette matrice est définie positive, de Toeplitz et symétrique.

p **:** est le vecteur d'inter-corrélation entre la sortie désirée $d(n)$ et l'entrée $x(n)$.

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

Pour surmonter cette limitation, on utilise un filtre adaptatif qui estime périodiquement, le plus souvent à chaque échantillon, les coefficients du filtre selon un algorithme choisi. Après un nombre suffisant d'itérations.

2.3 Filtrage adaptatif

2.3.1 Définition

De façon générale les filtres adaptatifs sont des systèmes appliqués sur des données bruitées pour obtenir une information utile à un certain instant "n", ils sont caractérisés par la modification de leurs coefficients eux-mêmes en fonction des signaux extérieurs. Ils sont utilisés chaque fois qu'un environnement est mal connu ou changeant ou pour supprimer des perturbations situées dans le domaine de fréquences du signal utile, ce que les filtres classiques ne peuvent pas faire [13].

2.3.2 Principe du Filtrage Adaptatif

Le principe d'un filtre adaptatif est l'estimation et la compensation de l'erreur pour supprimer les perturbations situées dans le signal. Il correspond à une opération effectuée sur un signal reçu $y(n)$ pour fournir une sortie dont la différence avec un signal de référence $d(n)$ soit minimisée. Cette minimisation est obtenue en calculant les coefficients du filtre pour chaque nouvel ensemble de données, référence et signal reçu [12].

Il est constitué de deux parties distinctes (Figure 2. 2) :

– Un filtre numérique à coefficients ajustables.

– Un algorithme de modification des coefficients basés sur un critère d'optimisation.

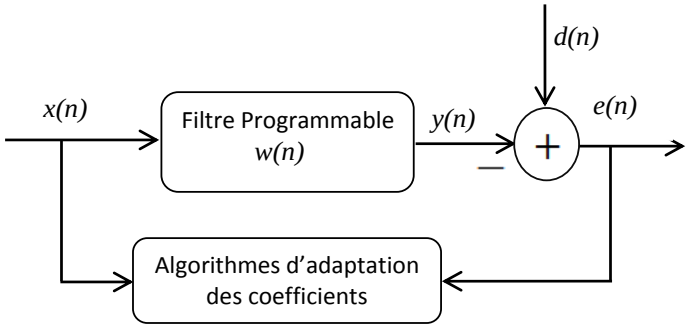


Figure 2.2. Principe d'un filtre adaptatif.

Où :

$x\ (n)$: Le signal d'entrée.

$d\ (n)$: Le signal désiré (référence).

$w\ (n)$: Filtre programmable.

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

$e\ (n)$: La sortie de l'algorithme ou l'erreur, ou la différence entre le signal désiré et le signal sortie :

$$e(n) = d(n) - y(n) \tag{2.16}$$

2.4 Applications du filtrage adaptatif

Le filtrage adaptatif est un outil puissant en traitement du signal, communications numériques, et contrôle automatique. Ces techniques de filtrage ont été grandement utilisées et appliquées à la résolution des problèmes tels que [3] :

-l'identification des systèmes.

-la prédiction.

-la modélisation inverse.

- l'égalisation de canal en communication.

-l'annulation d'interférence (annulation d'écho, réduction du bruit).

2.5 Définition d'un Algorithme

Un algorithme peut être simple ou compliqué, il est défini comme un jeu de règles ou de procédures bien défini qu'il faut suivre pour obtenir la solution d'un problème dans un nombre fini d'étapes.

2.6 Choix de l'algorithme

Le choix de l'algorithme se fera en fonction des critères suivants [13] :

• La rapidité de convergence qui sera le nombre d'itérations nécessaires pour converger "assez près "de la solution optimale.

• la mesure de cette "proximité" entre cette solution optimale et la solution obtenue.

• la capacité de poursuite (tracking) des variations (non-stationnarités) du système.

• la robustesse au bruit.

• la complexité.

• la structure (modularité, parallélisme, ...).

• les propriétés numériques (stabilité et précision) dans le cas d'une précision limitée sur les données et les coefficients du filtre.

2.7 Algorithmes pour filtrage adaptatif

2.7.1 Algorithme du gradient stochastique LMS

L'algorithme LMS (Least Mean Square) est souvent utilisé dans les systèmes de la réduction de bruit acoustique. Il est l'un des algorithmes adaptatifs les plus populaires pour le calcul des coefficients d'un filtre adaptatif à cause de sa robustesse et sa simplicité de calcul. Il se caractérise par la simplicité de la mise en œuvre et la facilité de l'analyse mathématique. En effet, la minimisation de l'erreur quadratique moyenne (EQM) à la sortie de cet algorithme est réalisée à l'aide de l'algorithme de gradient stochastique dont l'erreur est donnée par [8] :

$$e(n) = d(n) - y(n) = d(n) - \boldsymbol{x}^T(n)\boldsymbol{w}(n) \tag{2.17}$$

Où, T est le transposé du vecteur, $\boldsymbol{w}(n) = [w(n), w(n-1), \dots, w(n-L+1)]$ et $\boldsymbol{x}(n) = [x(n-1), x(n-2), \dots, x(n-L)]$ Sont respectivement les vecteurs du filtre adaptatif et du signal d'entrée avec une taille de L .

Du fait que l'algorithme LMS découle directement de l'algorithme du gradient déterministe, la mise à jour du filtre est donnée par :

$$\boldsymbol{w}(n+1) = \boldsymbol{w}(n) - \frac{1}{2}\mu \frac{\partial j[\boldsymbol{w}(n)]}{\partial \boldsymbol{w}(\boldsymbol{n})} \tag{2.18}$$

Sachant que μ est le pas d'adaptation qui contrôle la convergence du filtre adaptatif $\boldsymbol{w}(n)$.

Le gradient de la fonction coût $\partial j[\boldsymbol{w}(n)] = E\{e^2(n)\}$ est donné par la corrélation entre le signal d'entrée $x\ (n)$ et l'erreur $e(n)$:

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

$$= -2E\{\boldsymbol{x}\ (n)d(n)\} + 2E\{\boldsymbol{x}\ (n)\boldsymbol{x}^T(n)\}\boldsymbol{w}(n)$$

$$= -2\boldsymbol{p} + 2\boldsymbol{R}\ \boldsymbol{w}(n) \tag{2.19}$$

Dans le cas de l'algorithme LMS, ($\boldsymbol{p}$ le vecteur de intercorrélation entre le vecteur du signal d'entrée et le signal désiré), et ($\boldsymbol{R}$ la matrice d'autocorrélation du signal) sont estimés les plus simplement possibles par :

$$\widehat{\boldsymbol{R}}(n) = \boldsymbol{x}(n)\boldsymbol{x}^T(n) \tag{2.20}$$

$$\widehat{\boldsymbol{p}}(n) = \boldsymbol{x}(n)d(n) \tag{2.21}$$

La mise à jour des coefficients du filtre adaptatif $\boldsymbol{w}(n)$ à chaque nouvelle itération devient :

$$\boldsymbol{w}(n+1) = \boldsymbol{w}(n) + \mu[\widehat{\boldsymbol{p}}(n) - \widehat{\boldsymbol{R}}(n)\boldsymbol{w}(n)]$$

$$= \boldsymbol{w}(n) + \mu\boldsymbol{x}(n)[d(n) - \boldsymbol{x}^T(n)\boldsymbol{w}(n)$$

$$= \boldsymbol{w}(n) + \mu\boldsymbol{x}(n)e(n) \tag{2.22}$$

En outre, la condition de la stabilité nécessaire pour assurer le bon fonctionnement et la convergence de l'algorithme LMS vers la solution optimale, est donnée par :

$$0 < \mu \leq \frac{1}{\lambda_{max}} \tag{2.23}$$

Où λ_{max} représente la valeur propre maximale de la matrice d'autocorrélation du signal d'entrée. En effet, toutes les équations de l'algorithme LMS sont résumées dans le tableau 2.1.

L : la taille de filtre μ: Pas d'adaptation $\boldsymbol{w}(n) = [w(n), w(n-1), \dots, w(n-L+1)]^T$ $\boldsymbol{x}(n) = [x(n-1), x(n-2), \dots, x(n-L)]^T$
Calcul de la sortie de filtre $y(n) = \boldsymbol{w}^T(n)\, \boldsymbol{x}(n)$ Calcul de l'erreur $e(n) = d(n) - y(n)$ Mise à jour des coefficients de filtre $\boldsymbol{w}(n+1) = \boldsymbol{w}(n) + \mu\, \boldsymbol{x}(n) e(n)$

Tableau 2.1. Algorithme LMS [8].

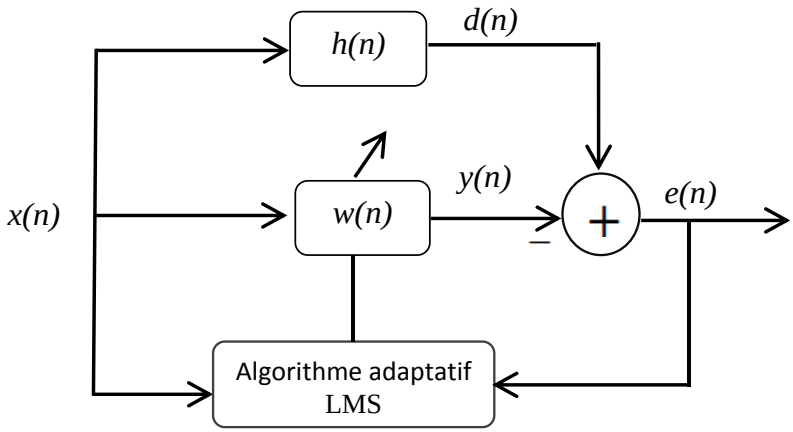


Figure 2.3. Schéma représentatif de l'algorithme LMS.

2.7.2 Algorithme du gradient stochastique normalisé (NLMS)

Une variante de l'algorithme LMS appelée algorithme LMS normalisé (Normalized LMS : NLMS), évite l'inconvénient de l'algorithme LMS dont le pas d'adaptation est normalisé par l'énergie du signal d'entrée $x(n)$.pour éviter des difficultés numériques (division par des petits nombres) quand l'énergie du signal d'entrée est petite, on ajoute un paramètre ε , où $\varepsilon > 0$ est un paramètre de régularisation [7].L'algorithme NLMS est résumé dans le tableau 2.2 :

L : la taille de filtre μ: Pas d'adaptation $\boldsymbol{w}(n) = [w(n), w(n-1), \dots, w(n-L+1)]^T$ $\boldsymbol{x}(n) = [x(n-1), x(n-2), \dots, x(n-L)]^T$
Calcul de la sortie de filtre $y(n) = \boldsymbol{w}^T(n)\, \boldsymbol{x}(n)$ Calcul de l'erreur $e(n) = d(n) - y(n)$ Mise à jour des coefficients de filtre $\boldsymbol{w}(n+1) = \boldsymbol{w}(n) + \frac{\mu}{\varepsilon + \boldsymbol{x}^T(n)\boldsymbol{x}(n)} \boldsymbol{x}(n) e(n)$

Tableau 2.2. Algorithme NLMS [8].

Où μ est le pas d'adaptation de l'algorithme NLMS, la condition suffisante de stabilité et convergence est alors donnée par :

$$0 < \mu < 2$$

2.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté quelques types d'algorithmes de filtrage adaptatifs qui sont très répandus dans le monde du traitement du signal à savoir la famille du gradient. Les algorithmes adaptatifs basés sur le principe du gradient constituent les algorithmes qui consistent à une approche la plus simple et la plus robuste pour faire varier les coefficients lorsque le signal d'excitation ou le canal de transmission est non stationnaire.

Chapitre 3 Proposition d'un nouvel algorithme de réduction automatique du bruit acoustique

3.1 Introduction

Les techniques de réduction du bruit et de rehaussement de la parole font l'objet de plusieurs études de recherche jusqu'à l'heure actuelle. En effet, le but est supprimer le bruit sans toucher la qualité du signal utile. Et de construire un signal utile plus proche que possible du signal d'entrée. Plus on réduit le niveau de bruit, plus elles sont importantes.

Dans ce chapitre, nous allons aborder la notion de la réduction adaptative du bruit en utilisant un algorithme adaptatif de séparation aveugle de source de type Directe basé sur un détecteur automatique d'activité vocale.

3.2 Annulation adaptative du bruit

La méthode de l'annulation adaptative du bruit est la plus utilisé pour annuler adaptativement le bruit. Le principe de cette méthode est le suivant : on met deux microphones à l'entrée du système. Le premier pour enregistrer le signal de parole, ce dernier peut être interféré par un bruit indésirable, le deuxième pour enregistrer le bruit uniquement qui est décorrélé de $s(n)$. Le but du système est de retrouver en sortie un signal sans bruit, ou atténuer le bruit. La figure 3.1 représente un schéma de structure générale d'annulation adaptative du bruit [14].

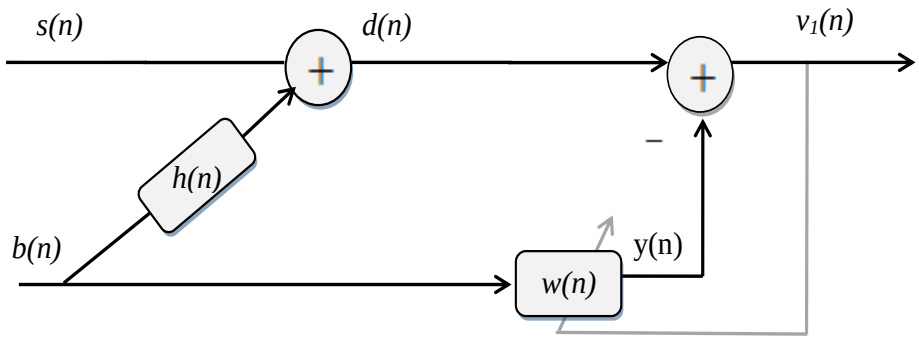


Figure 3.1. Structure générale de l'annulation adaptative du bruit sans présence d'interférences [voie à bruit seul].

Où :

$s(n)$: Source de parole.

$b(n)$: Source de bruit.

$h(n)$: Réponse impulsionnelle du système.

$d(n)$: Signal désiré (référence).

$y(n)$: Sortie du filtre.

$w(n)$: Filtre adaptatif.

$v_1(\mathrm{n})$: Signal de parole estimé (erreur de filtrage).

D'après cette structure, le signal désiré $d(n)$ est donné par :

$$d(n) = s(n) + b(n) * h(n) \tag{3.1}$$

Où le symbole $*$ représente le produit de convolution.

La sortie du filtre $y(n)$ est donné par :

$$y(n) = b(n) * w(n) \tag{3.2}$$

Le signal de parole estimé est donné par :

$$v_1(\mathrm{n}) = d(n) - y(n) \tag{3.3}$$

Développant l'équation (3.3) on obtient :

$$v_1(\mathrm{n}) = s(n) + [h(n) - w(n)] * b(n) \tag{3.4}$$

La solution optimal du débruitage idéal est donc équivalente à : $w_{opt}(n) = h(n)$

La mise à jour des coefficients du filtre $w(n)$ est effectuée suivant le critère de l'erreur quadratique moyenne minimale (EQMM) du signal de sortie $v_1(\mathrm{n})$ qui est définie par :

$$E[v_1(\mathrm{n})^2] = E[s(n)^2] + E\left[\left(\left(h(n) - w(n)\right) * b(n)\right)^2\right] \tag{3.5}$$

3.3 Réduction du 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 3.2 représente le principe de la réduction du bruit par l'algorithme NLMS [14].

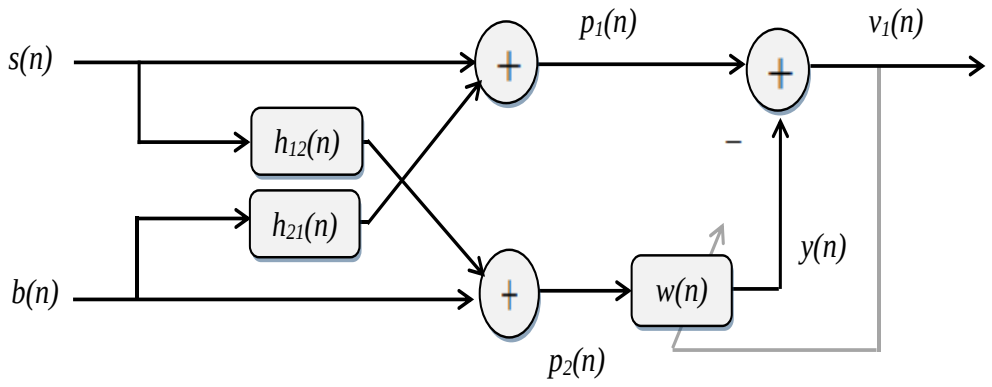


Figure 3.2. Structure d'annulation adaptative de bruit par l'algorithme NLMS en présence d'interférences.

Où :

$p_1(n), p_2(n)$: Les signaux de mélanges.

$h_{12}(n), h_{21}(n)$: Les réponses impulsionnelles du système.

D'après la structure présentée dans la figure 3.2, on peut écrire les formules des signaux des deux mélanges comme suit :

$$p_1(n) = s(n) + \alpha_1 b(n) * h_{21}(n) \tag{3.6}$$

$$p_2(n) = b(n) + \alpha_2 s(n) * h_{12}(n) \tag{3.7}$$

avec

α_1 : Facteur permet de contrôler le bruit.

α_2 : Facteur permet de contrôler le signal de parole.

Nous pouvons les déterminer comme suit :

$$\alpha_1 = \sqrt{\frac{E_s}{E_b}} 10^{\frac{-RSB_1}{10}} \tag{3.8}$$

$$\alpha_2 = \sqrt{\frac{E_b}{E_s}} 10^{\frac{+RSB_2}{10}} \tag{3.9}$$

Notons que : E_s et E_b sont l'énergie du signal de parole et du bruit respectivement tel que :

$$E_s = \sum_{\mathrm{n}=0}^{\mathrm{N}-1} \mathrm{s}^2(\mathrm{n}) \tag{3.10}$$

$$E_b = \sum_{\mathrm{n}=0}^{\mathrm{N}-1} \mathrm{b}^2(\mathrm{n}) \tag{3.11}$$

Le signal d'erreur est donné par :

$$v_1(n) = p_1(n) - y(n) \tag{3.12}$$

$$v_1(n) = p_1(n) - p_2(n) * w(n) \tag{3.13}$$

En développant l'équation (3.13) nous obtenons :

$$v_1(n) = s(n) * [\delta(n) - \alpha_2 h_{12}(n) * w(n)] + b(n) * [\alpha_1 h_{21}(n) - w(n)] \tag{3.14}$$

L'équation (3.14) montre bien que pour supprimer le bruit il faut que :

$\alpha_1 h_{21}(n) = w(n)$.

La sortie $y(n)$ du filtre $w(n)$ est utilisée pour calculer l'estimation du signal utile $v_1(n)$ par la relation suivante :

$$v_1(n) = p_1(n) - y(n) \tag{3.15}$$

$$y(n) = \sum_{k=0}^{M-1} w(k) p_2(n-k) \tag{3.16}$$

L'équation de la mise à jour des coefficients du filtre, selon la figure, comme suit :

$$\boldsymbol{w}(n+1) = \boldsymbol{w}(n) + 2\mu \frac{v_1(n)\boldsymbol{p}_2(n)}{\boldsymbol{p}_2{}^T(n)\boldsymbol{p}_2(n)+\varepsilon} \tag{3.17}$$

Où μ est le pas d'adaptation de l'algorithme NLMS qui est choisi compris entre 0 et 2.

ε Est un petit scalaire ajouté pour éviter la division par zéros.

3.4 Réduction du bruit par un algorithme adaptatif de séparation aveugle de source de type Directe basé sur un détecteur automatique d'activité vocale

➢ Principe

Le schéma de principe de la structure proposée pour la réduction du bruit est représenté à la figure 3.3.

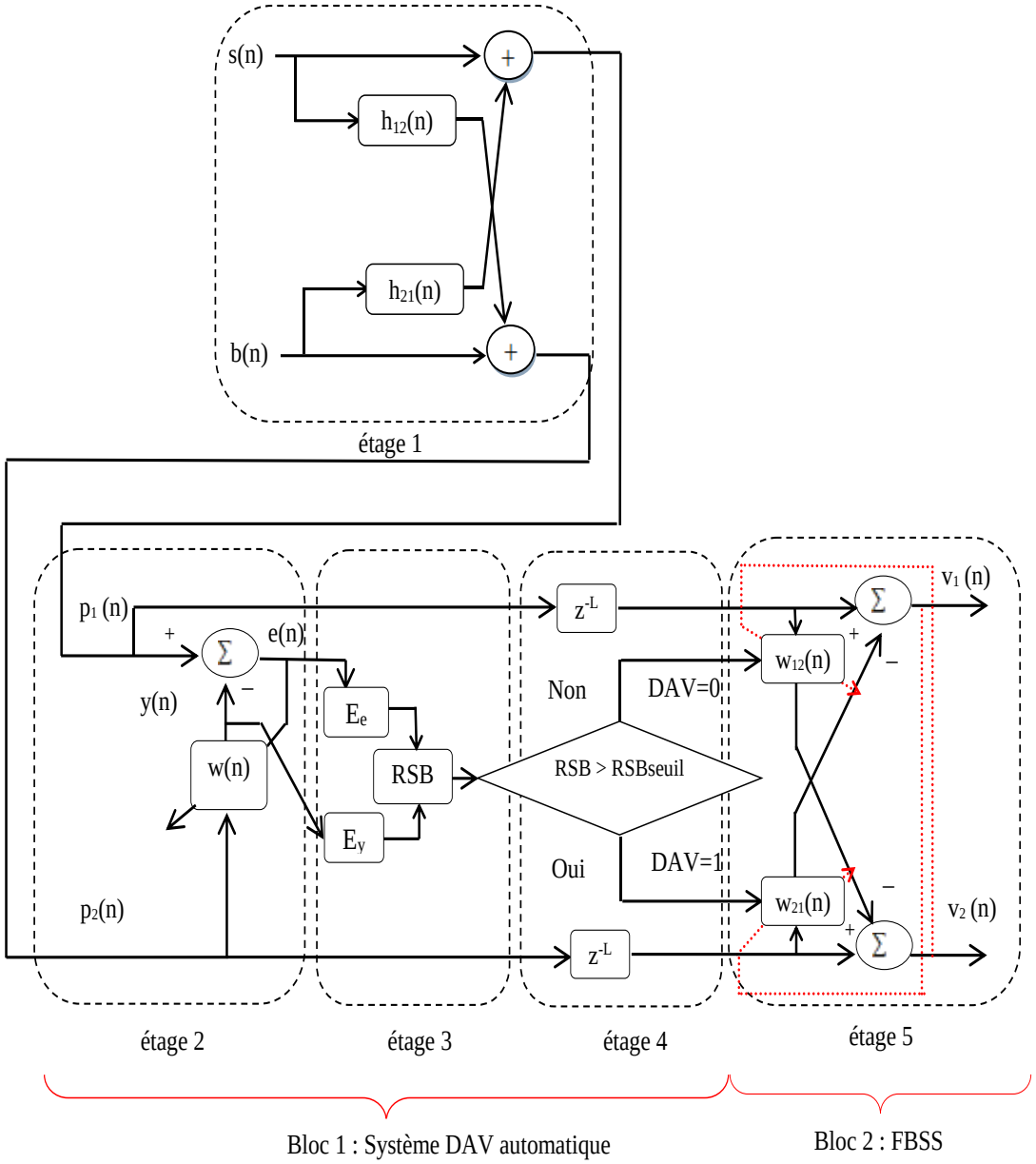


Figure 3.3. Diagramme descriptif de l'algorithme proposé. Le système DAV automatique est introduit pour contrôler le processus d'adaptation des deux filtres croisés de l'algorithme proposé.

Où :

$w(n), w_{12}(n), w_{21}(n)$: Les filtres adaptatifs.

$y(n)$: La sorties de filtre $w(n)$.

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

$v_1(n), v_2(n)$: Les sorties de l'algorithme proposé.

Ce schéma est composé de deux blocs de traitement synchronisé par des retards qui sont donné comme suit :

- **Le premier Bloc :** représente un étage qui exécute un système de DAV automatique qui permet un autocontrôle à la fois des filtres adaptatifs $\mathrm{w}_{12}(\mathrm{n})$et $\mathrm{w}_{21}(\mathrm{n})$ de l'étage 5 (la structure FBSS). En effet, ce processus de contrôle gèle l'adaptation du filtre adaptatif principal $\mathrm{w}_{21}(\mathrm{n})$ lorsque le signal vocal de l'orateur est présent et l'active dans des périodes de silence. Cependant, le filtre adaptatif principal $\mathrm{w}_{12}(\mathrm{n})$ est adapté aux périodes où le signal vocal est présent et se gèle lorsque le signal vocal est absent.

La réalisation de système de DAV automatique (bloc 1) est basée sur l'implémentation des fonctionnalités selon les étages suivants :

Étage 1 : représente le modèle des deux mélanges convolutifs $\mathrm{p}_1(\mathrm{n})$et $\mathrm{p}_2(\mathrm{n})$ utilisés dans ce travail. Ce modèle est très compatible avec la physique du problème de la réduction du bruit acoustique.

Étage 2 : représente la structure de l'algorithme NLMS classique.

Étage 3 : représente l'estimation du rapport signal sur bruit. Une fois que l'estimation du signal utile $\mathrm{e}(\mathrm{n})$ et $\mathrm{y}(\mathrm{n})$ en sortie du filtre $\mathrm{w}(\mathrm{n})$ est calculé, nous calculons récursivement l'énergie des L dernières valeurs de l'erreur $\mathrm{e}(\mathrm{n})$ et de la sortie de filtrage $\mathrm{y}(\mathrm{n})$ respectivement. Cela nous permettra de calculer le RSB qui nous permettra de prendre une décision concernant le système DAV automatique.

Le rapport signal sur bruit est calculé à partir de l'équation suivante :

$$\mathrm{RSB} = 10\log_{10}\left(\frac{\mathrm{Ey}}{\mathrm{E_e}}\right) \tag{3.18}$$

avec $\mathrm{E_e}$ est l'énergie du signal d'erreur qui est définie par :

$$\mathrm{E_e} = \sum_{\mathrm{i}=0}^{\mathrm{L}-1} |\mathrm{e}(\mathrm{i})^2| \tag{3.19}$$

et E_y est l'énergie du signal de sortie du filtre qui est définie par :

$$E_y = \sum_{i=0}^{L-1} |y(i)^2| \tag{3.20}$$

avec L représente la longueur du filtre adaptatif $w(n)$.

Étage 4 : représente la prise de décision. Dans le nouvel algorithme proposé, les pas d'adaptation μ_{12} et μ_{21} des principaux filtres adaptatifs $w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$, respectivement, sont modifiés selon le schéma de décision donné par la relation (3.21) suivante :

$$\begin{cases} if \quad RSB > RSB_{seuil} \ , \ DAV = 1 \rightarrow \begin{cases} \mu_{21} \neq 0, w_{21}(n) \rightarrow adaptation \\ \mu_{12} = 0, w_{12}(n) \rightarrow pas\ d'adaptation \end{cases} \\ else \qquad , \qquad DAV = 0 \rightarrow \begin{cases} \mu_{21} = 0, w_{21}(n) \rightarrow pas\ d'adaptation \\ \mu_{12} \neq 0, w_{12}(n) \rightarrow \ adaptation \end{cases} \end{cases} \tag{3.21}$$

Le mécanisme automatique de la relation (3.21) permet l'adaptation des principaux filtres adaptatifs $w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$, alternativement. Les principaux paramètres de commande de ces deux pas sont déterminés en fonction de l'estimation du RSB par rapport à un seuil RSB_{seuil}, cette comparaison permet de déterminer si la sortie DAV de l'étage est égale à "1"ou"0" (silence ou activité vocale, respectivement).

A partir de ce système de contrôle, nous serons dans la mesure de générer un système de détection d'activité vocale automatique qui dépend des valeurs du RSB estimé par l'étage correspondant sans qu'ils soient biaisé (affecté) par les valeurs des variances des deux mélanges sur les deux vois à savoir $p_1(n)$ et $p_2(n)$ comme a été proposé dans [15].

- **Le deuxième Bloc** : composé d'un seul étage (étage 5) qui représente la structure FBSS qui utilise deux filtres adaptatifs $w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$ appelés filtres adaptatifs principaux.

Les sorties de cette structure $v_1(n)$et $v_2(n)$ sont données comme suit :

$$v_1(n) = p_1(n-L) - \sum_{k=0}^{L-1} w_{21}(k) p_2(n-L-k) \tag{3.22}$$

$$v_2(n) = p_2(n-L) - \sum_{k=0}^{L-1} w_{12}(k) p_1(n-L-k) \tag{3.23}$$

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

$$\mathbf{w}_{21}(n+1) = \mathbf{w}_{21}(n) + 2\mu_{21}\frac{v_1(n)\mathbf{p}_2(n-L)}{\mathbf{p}_2{}^T(n-L)\mathbf{p}_2(n-L)+\varepsilon_1} \quad (3.24)$$

$$\mathbf{w}_{12}(n+1) = \mathbf{w}_{12}(n) + 2\mu_{12}\frac{v_2(n)\mathbf{p}_1(n-L)}{\mathbf{p}_1{}^T(n-L)\mathbf{p}_1(n-L)+\varepsilon_2} \quad (3.25)$$

Afin de réduire la complexité des équations (3.24) et (3.25), nous proposons d'utiliser une formule récursive pour calculer $\mathbf{p}_2{}^T(n-L)\mathbf{p}_2(n-L)$ et $\mathbf{p}_1{}^T(n-L)\mathbf{p}_1(n-L)$ dans les équations (3.26) et (3.27) respectivement. Pour ce faire, on procède comme suit :

$$\mathbf{w}_{21}(n+1) = \mathbf{w}_{21}(n) + 2\mu_{21}\frac{v_1(n)\mathbf{p}_2(n-L)}{E_{p2}(n)+\varepsilon_1} \quad (3.26)$$

$$\mathbf{w}_{12}(n+1) = \mathbf{w}_{12}(n) + 2\mu_{12}\frac{v_2(n)\mathbf{p}_1(n-L)}{E_{p1}(n)+\varepsilon_2} \quad (3.27)$$

Où :

μ_{12}et μ_{21} Sont les pas d'adaptation de l'algorithme NLMS qui sont choisis compris entre 0 et 2. $\varepsilon_1$et ε_2 Sont des petits scalaires ajoutés pour éviter la division par zéros.

$E_{p1}(n)$et $E_{p2}(n)$ Sont estimés récursivement par les formules suivantes :

$$E_{p1}(n) = \alpha_1 E_{p1}(n-1) + (1-\alpha_1)p_1{}^2(n) \quad (3.28)$$

$$E_{p2}(n) = \alpha_2 E_{p2}(n-1) + (1-\alpha_2)p_2{}^2(n) \quad (3.29)$$

avec α_1 et α_2 sont choisi entre 0 et 1.

3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé un nouvel algorithme qui s'appelle algorithme adaptatif de séparation aveugle de source de type Directe, cet algorithme est basé sur un détecteur automatique d'activité vocale, que nous proposons dans le cadre de notre projet de fin d'étude afin de contrôler le processus d'adaptation des deux filtres croisés. Nous avons expliqué le principe du fonctionnement de cet algorithme, et présenté aussi la formulation mathématique de base de ce dernier.

Dans Le chapitre prochain, nous présenterons les résultats obtenus par l'algorithme proposé ainsi que sa comparaison avec celles de l'algorithme NLMS classique.

Chapitre 4 Résultats des simulations

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons les résultats de la réduction de bruit en utilisant l'algorithme du gradient stochastique normalisé (NLMS) et l'algorithme proposé.

Nous commençons ce chapitre par la présentation des différents signaux (de parole, bruit, les réponses impulsionnelles et les signaux de mélanges) qui sont utilisés dans les simulations. Par la suite, nous passerons à la présentation des résultats de simulation de l'algorithme proposé en comparaison avec celui du NLMS classique, en utilisant le logiciel MATLAB. Dans cette comparaison, nous utilisons certains critères d'évaluation objectifs de performances des deux algorithmes à savoir le critère du SegSNR, SegMSE, SM. Ces différents critères vont être donnés en détail dans les paragraphes suivants.

4.2 Description des signaux de simulation

Les signaux utilisés dans les simulations que nous allons détaillées dans ce chapitre sont :

4.2.1 Le signal de parole

La Figure 4. 1 illustre le signal de la parole original $s(n)$, avec son spectrogramme. Ce signal correspond à un extrait prononcé par un locuteur masculin, de duré de 4 seconde, échantillonné par une fréquence d'échantillonnage de 8 kHz, le scénario de ce signal est : « Un loup s'est jeté immédiatement sur la petite chèvre » [14].

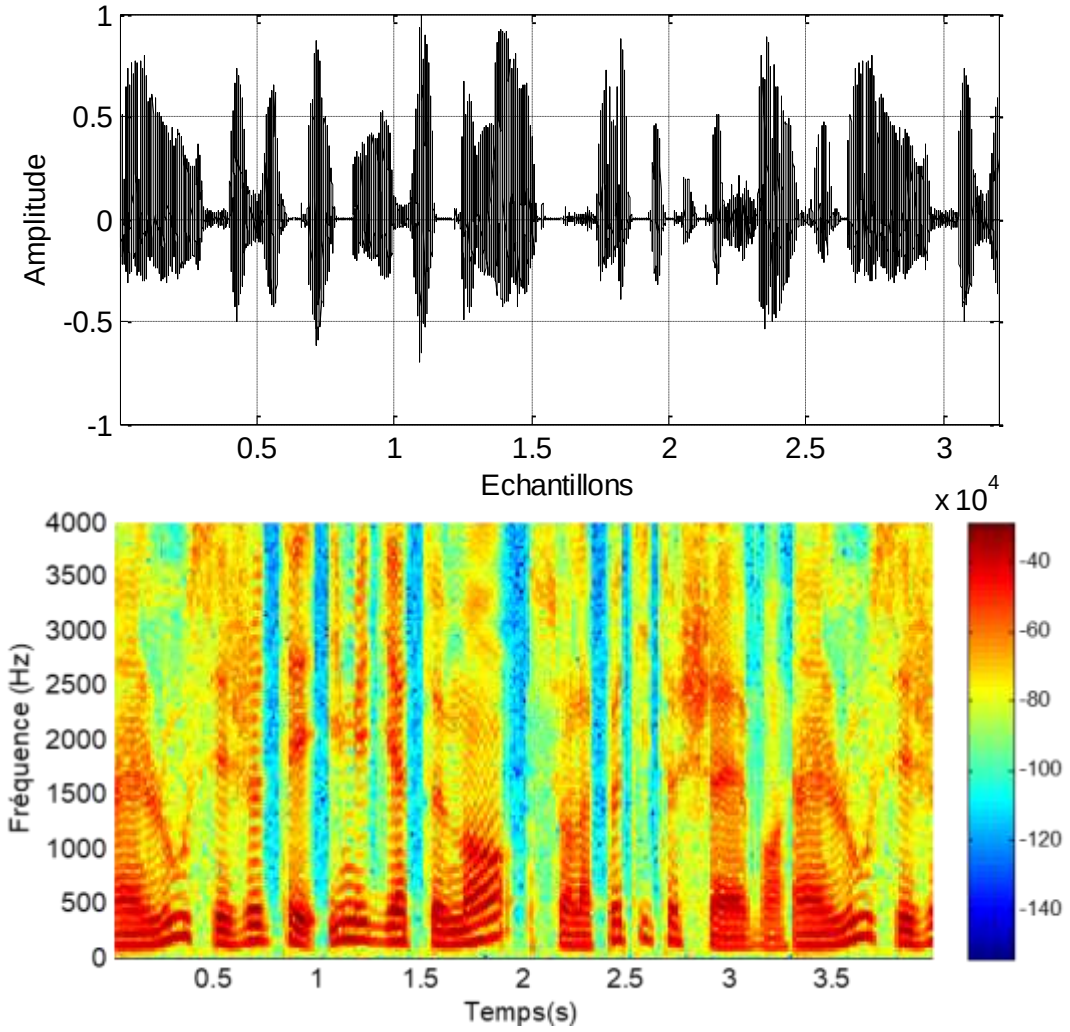


Figure 4.1.Le signal de parole original avec son spectrogramme,$\mathrm{Fe} = 8\mathrm{KHz}$.

4.2.2 Signal du bruit

Nous avons utilisé deux types du bruit pour évaluer les performances de l'algorithme qui sont :

- Un bruit blanc donné par la figure 4.2.
- Le bruit USASI (United States of American Standard Institute) est souvent utilisé comme signal de test dans les applications 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 [5]. Il est représenté dans le domaine temporel par la figure 4.3.

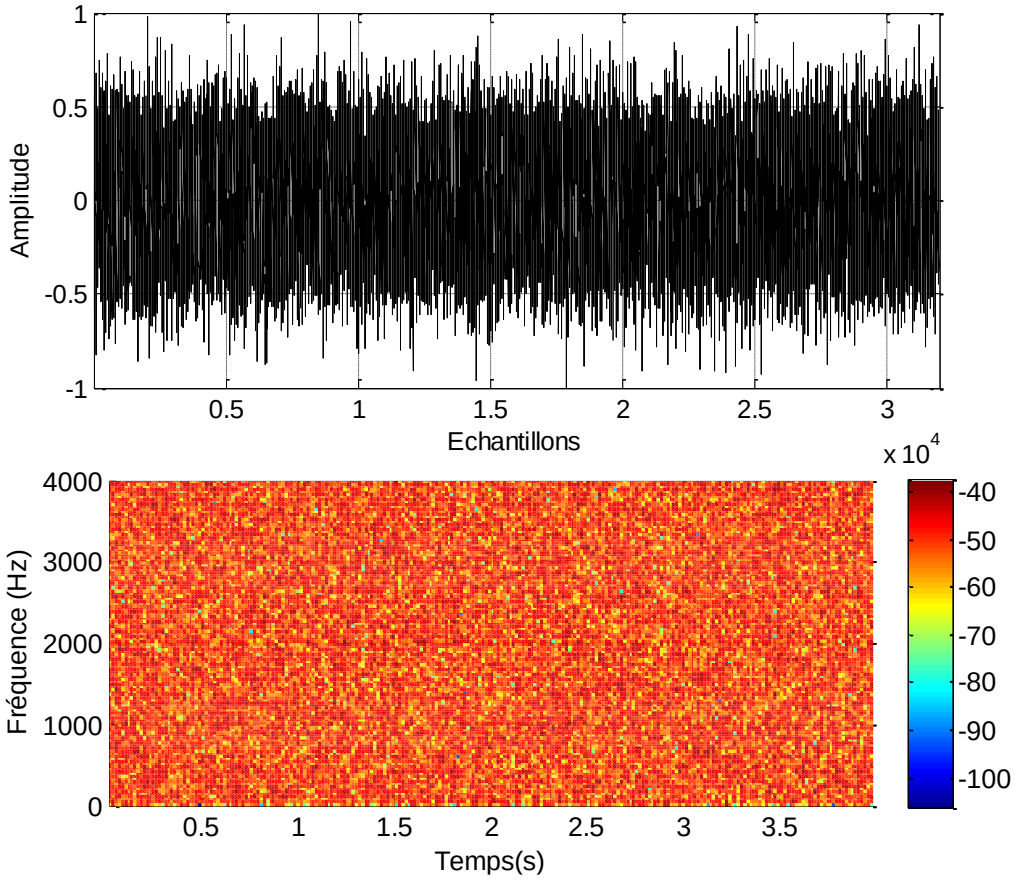


Figure 4.2. Le bruit blanc avec son spectrogramme, $\mathrm{Fe} = 8\mathrm{KHz}$

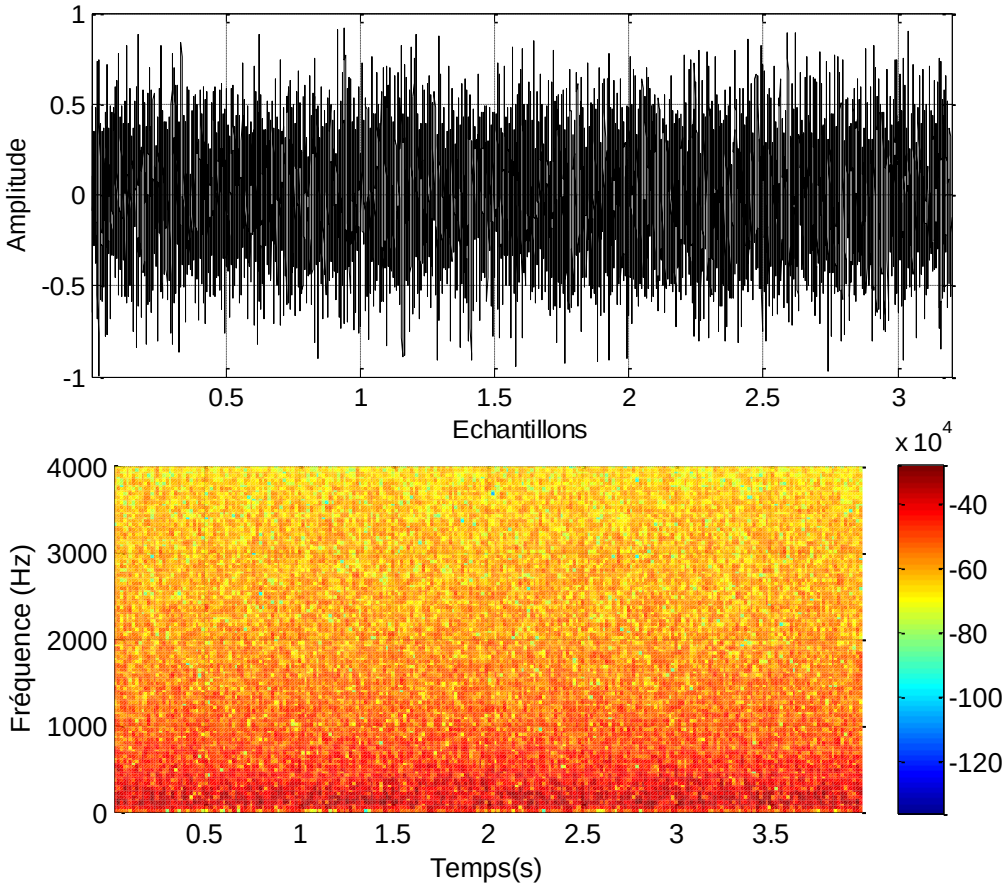


Figure 4.3. Le bruit USASI avec son spectrogramme, $\mathrm{Fe} = 8\mathrm{KHz}$.

4.2.3 Les réponses impulsionnelles

Dans les figures 4.4 et 4.5, nous présentons un exemple des réponses impulsionnelles $h_{12}(n)$ et $h_{21}(n)$ respectivement suivants. Elles sont représentées par des signaux aléatoires modulés avec une fonction exponentielle d'une taille $L = 32$ échantillons. Ces deux modèles représentent l'effet de la distance entre les deux microphones sur les caractéristiques des signaux.

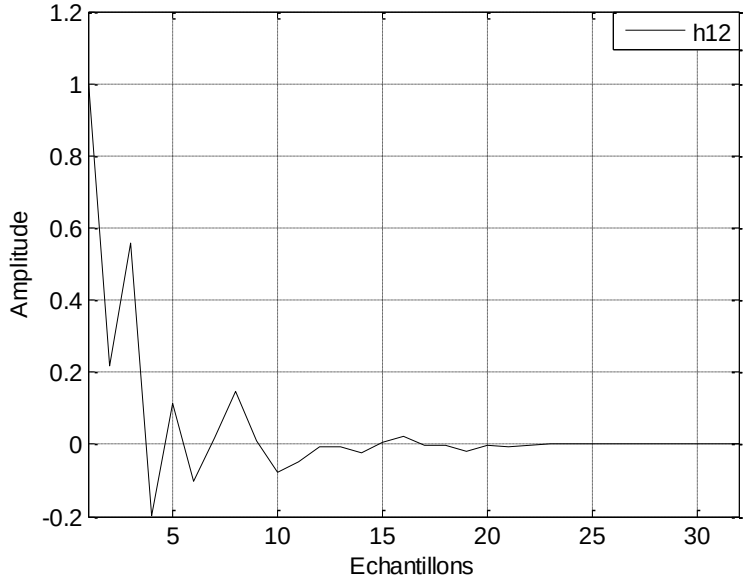


Figure 4.4. Exemple d'une réponse impulsionnelle simulée $h_{12}(n)$.

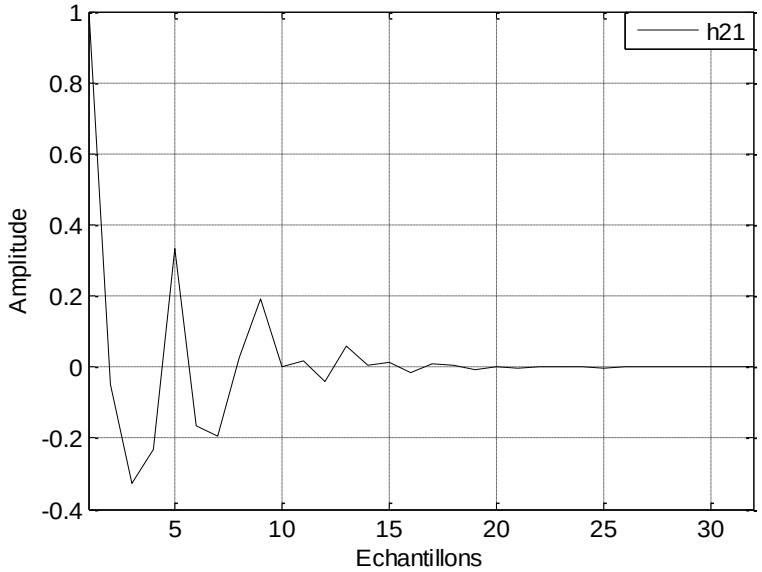


Figure 4.5. Exemple d'une réponse impulsionnelle simulée $h_{21}(n)$.

4.2.4 Signaux de mélange

Dans cette partie, nous présentons les deux signaux $p_1(n)$ et $p_2(n)$ sortants d'un modèle de mélange linéaire convolutif à deux capteurs simplifié, ils sont définis par les formules (3.6) et (3.7) respectivement et décrits dans le chapitre précédent, dans les deux figures 4.6 et 4.7, nous représentons deux exemples de ces mélanges dans le domaine temporel avec une valeur de RSB=0dB.

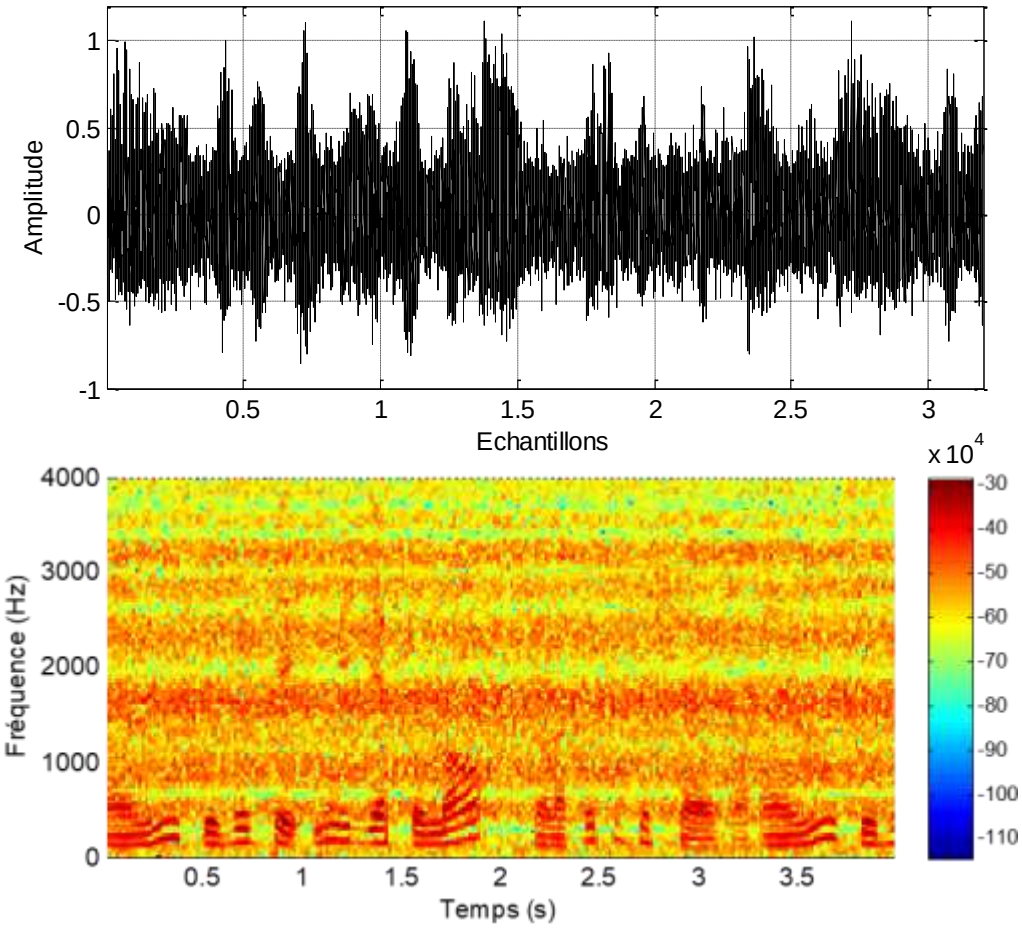
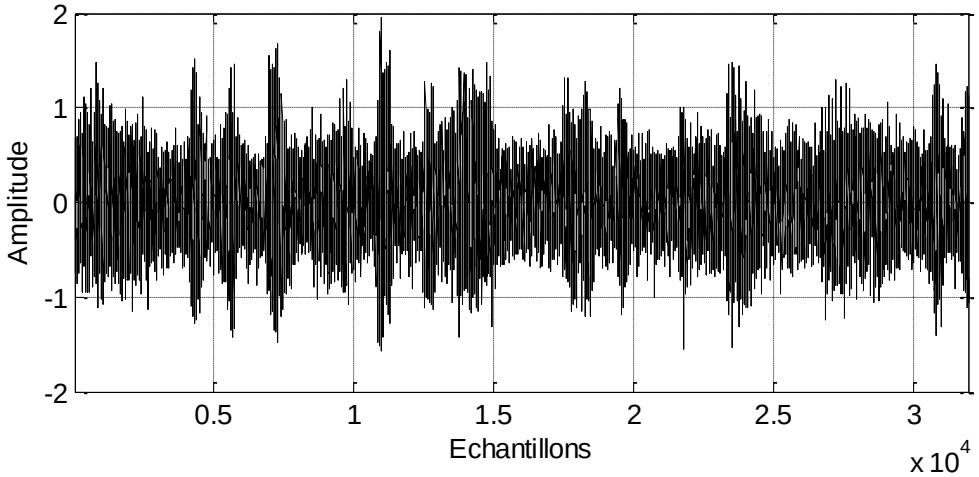


Figure 4.6. Signal de mélange $p_1(n)$ avec son spectrogramme.



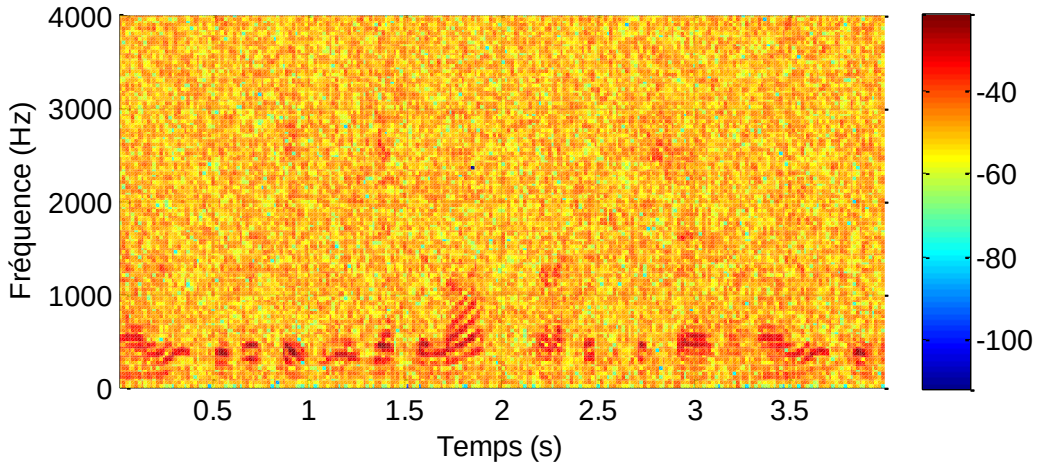


Figure 4.7. Signal de mélange $p_2(n)$ et son spectrogramme.

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

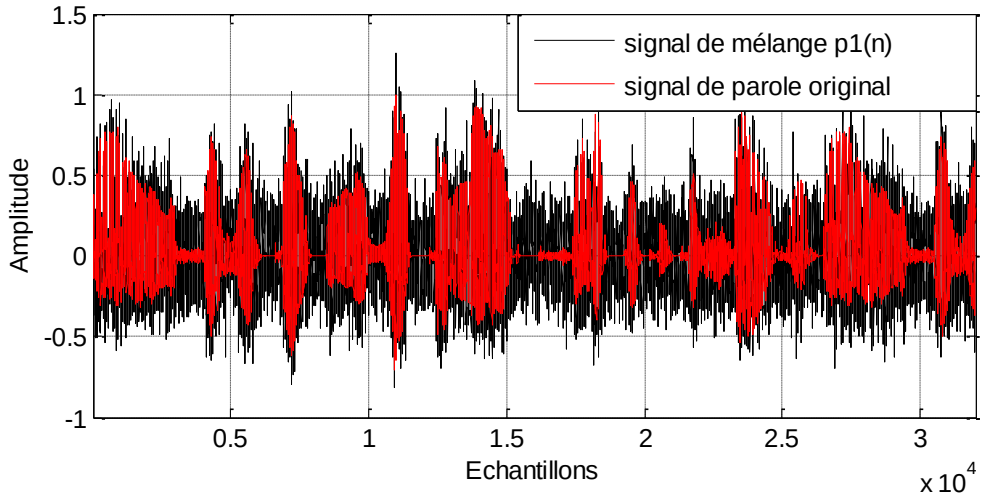


Figure 4.8. Comparaison entre le signal de mélange $p_1(n)$ et le signal de parole original.

4.2.5 Détection d'activité vocale automatique

Nous utilisons un mécanisme de détection d'activité vocale automatique pour contrôler l'adaptation des filtres adaptatifs $\mathrm{w}_{12}(\mathrm{n})$ et $\mathrm{w}_{21}(\mathrm{n})$.

La fonction du DAV automatique (Détection d'Activité Vocale automatique) est utilisée pour d'indiquer la présence de la parole ou non dans une trame. La figure 4.9 présente un exemple de DAV automatique du signal de parole.

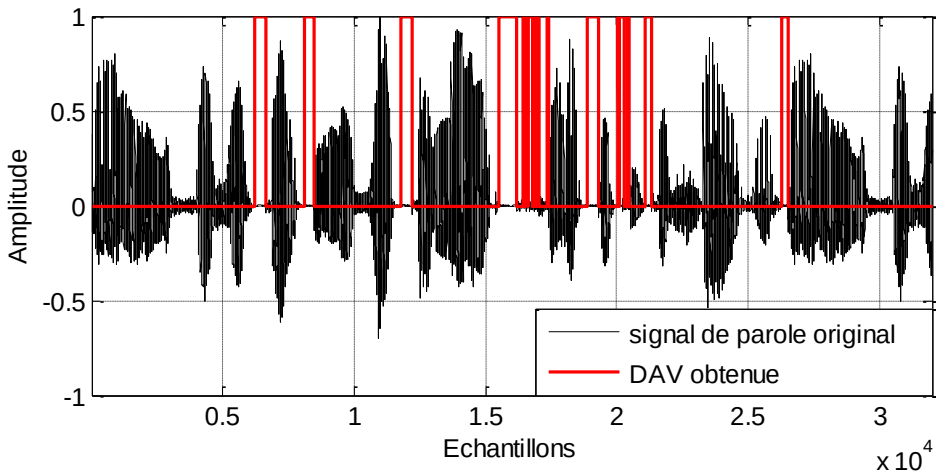


Figure 4.9. Le signal de parole original avec sa DAV.

4.3 critères d'évaluations utilisés en simulation

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, on a utilisé un bruit blanc et un bruit USASI à l'entrée du système [14].

4.3.1 Critère du MSE segmenté (SegMSE)

Afin de quantifier le niveau de bruit et la vitesse de convergence des filtres adaptatifs de l'algorithme proposé et le NLMS classique, nous optons pour le critère de l'erreur quadratique moyenne segmentée (SegMSE).

Nous calculons le SegMSE par la relation suivante :

$$\mathrm{segMSE(dB)} = (20\log_{10} \textstyle\sum_{k=0}^{M-1} |v_1(k)|)\mathrm{DAV(k)} \tag{4.1}$$

Où M est la longueur de trame de la sortie $\mathrm{v_1(n)}$.

La présence du détecteur d'activité vocale $\mathrm{DAV(k)}$ dans l'équation (4.1) signifie que le critère SegMSE est estimé que dans les périodes d'inactivité vocale [8] [14].

4.3.2 Critère du SNR segmenté (SegSNR)

Afin de quantifier le niveau de bruit supprimé relativement au signal original et pour évaluer la capacité de la réduction du bruit des deux algorithmes (proposé et NLMS classique), L'estimation SegSNR est basée sur la relation suivante :

$$\mathrm{SegSNR(dB)} = 10log_{10} \frac{\sum_{n=0}^{Q-1} |s(n)|^2}{\sum_{n=0}^{Q-1} |s(n) - v_1(n)|^2} \mathrm{DAV}_K \tag{4.2}$$

Où $s(n)$ est le signal de parole original et $v_1(n)$ est le signal de parole de estimé.
Q Est la longueur de la trame (nombre d'échantillons), L'utilisation de DAV permet d'estimé les valeurs de SegSNR seulement dans les périodes où il y a la parole [8].

4.3.3 Critère du système Mismatch

Nous avons évalué la caractéristique de la vitesse de convergence de l'algorithme proposé 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 [15] :

$$SM(dB) = 20log_{10}\left(\frac{||\alpha h_{21}(n) - w_{21}(n)||}{||h_{21}(n)||}\right) \tag{4.3}$$

4.4 Résultats de simulations de l'algorithme proposé

4.4.1 Paramètres de simulations

Les paramètres que nous avons sélectionnés pour la simulation des deux algorithmes NLMS classique et celui que nous avons proposé sont représentées dans le tableau 4.1 suivant :

Nombre d'itération N	32000, 128000,256000
Longueur du filtre L	32, 128, 256
Rapport signal sur bruit à l'entrée RSB_1,RSB_2	0dB, 3dB, 10dB
Rapport signal sur bruit seuil RSB_{seuil}	15dB, 18dB, 20dB, 25dB
Scalaire positive pour contrôler la fenêtre exponentielle β	0.25, 0.1
Pas d'adaptation de l'algorithme NLMS μ_{NLMS}	0.1, 0.2, 0.25
Pas d'adaptation de l'algorithme proposé μ_{12}, μ_{21}	0.1, 0.2

Tableau 4.1. Paramètres de simulations de l'algorithme proposé et NLMS classique.

4.4.2 Simulations des signaux de parole et du bruit en sortie du traitement de l'algorithme proposé

a Signal de parole

La figure 4.10 représente le signal de parole et son spectrogramme en sortie du traitement de l'algorithme proposé.

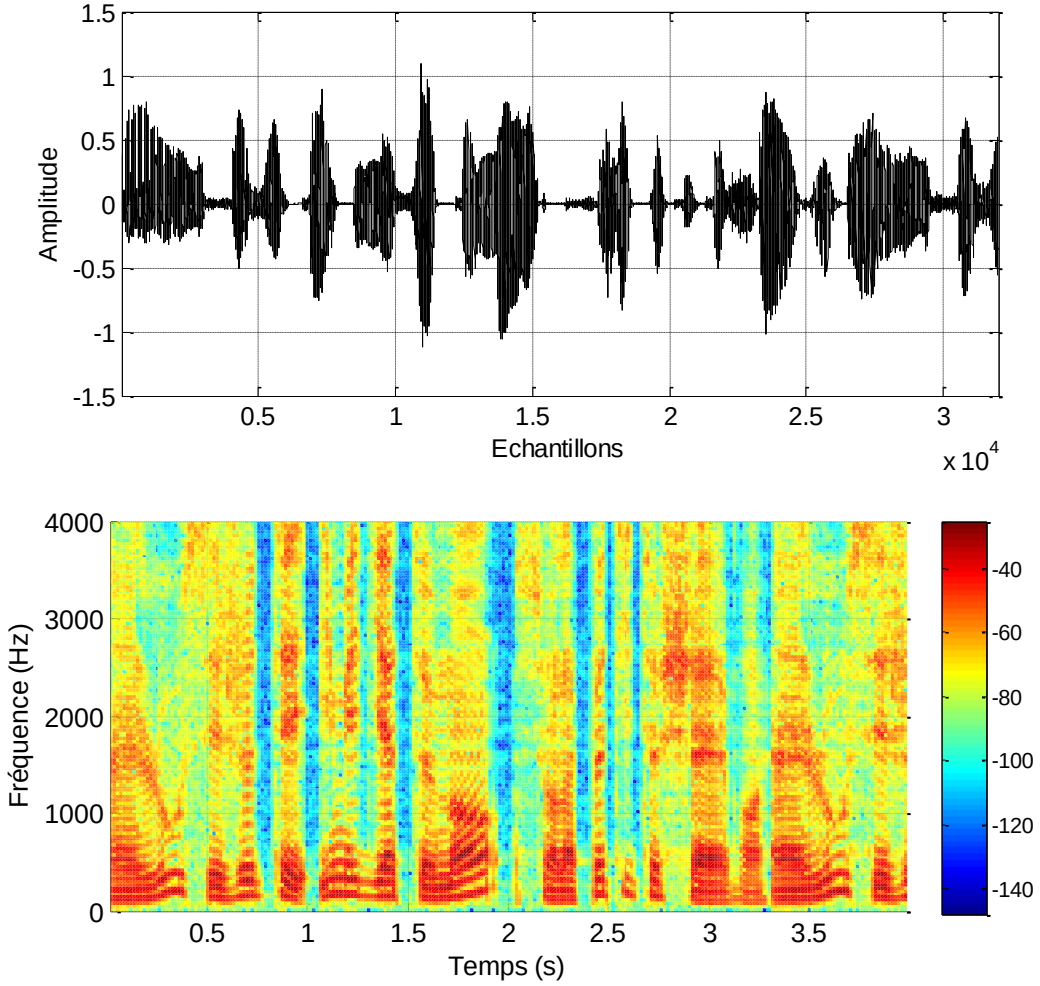


Figure 4.10. Signal de parole en sortie avec son spectrogramme.

Après l'analyse de la figure 4.10, nous observons que le signal de sortie est nettoyé du bruit, cela montre que l'algorithme proposé (algorithme adaptatif de séparation aveugle de source de type Directe basé sur un détecteur automatique d'activité vocale) a réussi à atténuer le bruit sans distordre le signal de parole. Cela, est exactement ce que nous voulons obtenir.

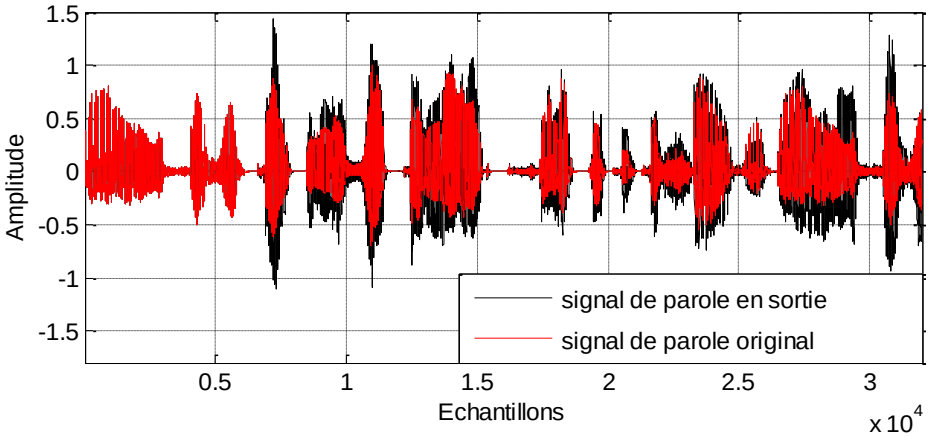


Figure 4.11. Comparaison entre le signal de parole original et le signal de parole en sortie.

Dans la figure 4.11 Nous remarquons que le signal de parole en sortie du traitement de l'algorithme proposé est très proche au signal de parole original.

b Signal du bruit atténué

Le signal du bruit et son spectrogramme en sortie du traitement de l'algorithme proposé est représenté dans la figure 4.12.

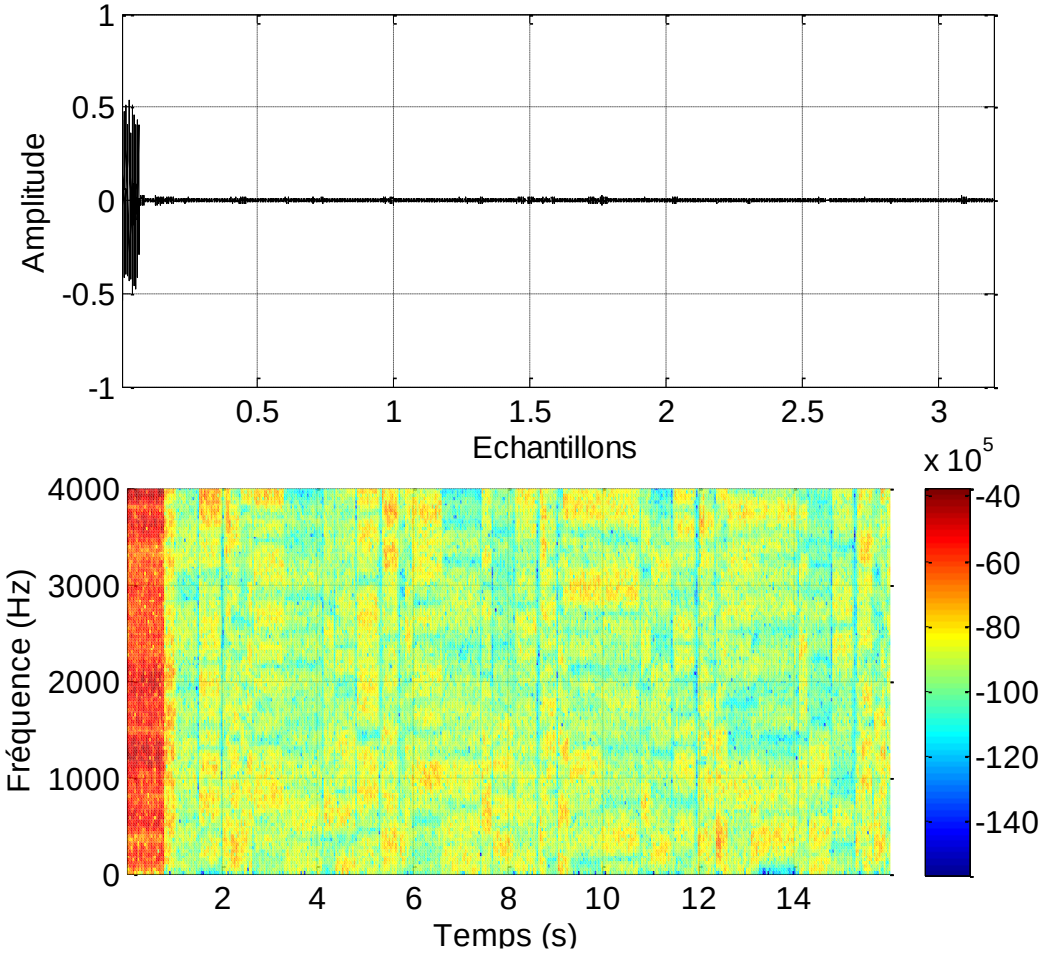


Figure 4.12. Le Signal du bruit en sortie et son spectrogramme.

D'après la figure 4.12 nous remarquons que grâce à l'efficacité de l'algorithme proposé, le bruit a été réduit avec succès et d'une manière rapide.

Le résultat de simulation du signal du bruit à l'entrée et en sortie du traitement de l'algorithme proposé est présenté dans la figure 4.13 :

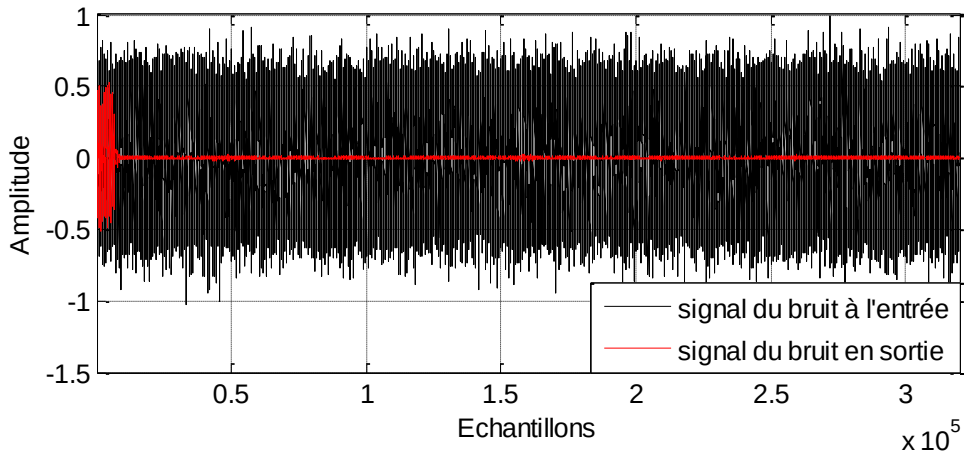
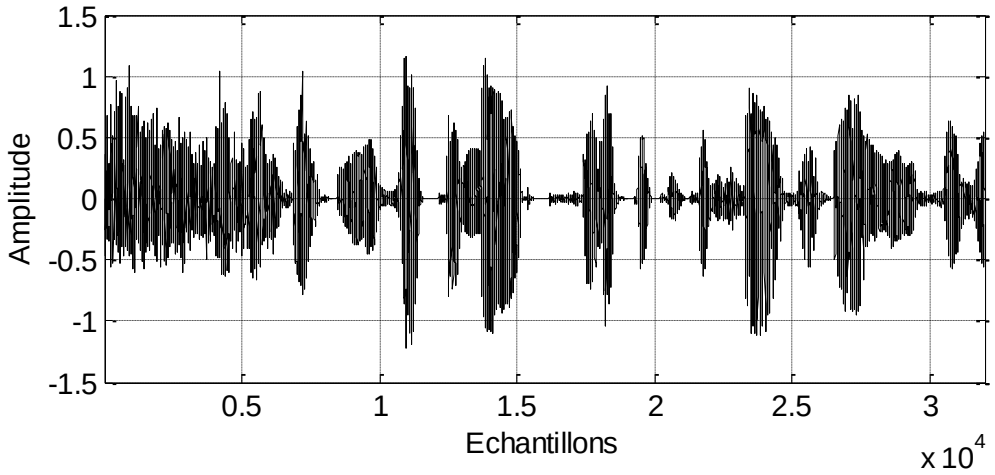


Figure 4.13. Comparaison entre le Signal du bruit à l'entrée et en sortie du traitement de l'algorithme proposé.

Nous remarquons d'après la figure 4.13 que le bruit en sortie du l'algorithme proposé a été atténué d'une manière rapide.

c Signal de sortie de l'algorithme proposé

La figure 4.14 représente le signal de sortie et son spectrogramme en traitement de l'algorithme proposé.



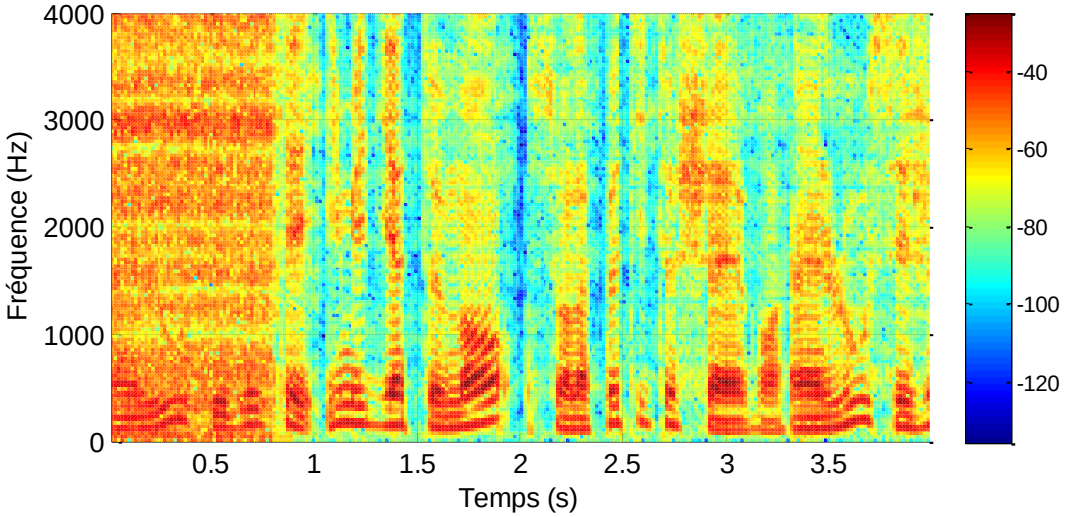


Figure 4.14. Signal de sortie de l'algorithme proposé $\mathbf{v_1}$(n) et son spectrogramme.

A partir de la figure 4.14, nous observons que le signal de sortie $v_1(n)$ de la structure FBSS est visuellement nettoyé du bruit et très proche du signal original. Ceci grâce au contrôle de l'adaptation du filtre $w_{21}(n)$ par une technique de détection d'activité vocale automatique, ce filtre est adapté uniquement pendant les périodes de non activité vocale.

Durant ces périodes d'inactivité vocale, le filtre adaptatif $w_{21}(n)$ n'a à son entrée que du bruit, ce qui lui permet d'identifier la réponse de couplage h_{21} puis supprimer le bruit au niveau du signal de sortie $v_1(n)$.

d Evolution du facteur RSB

La figure 4.15 représente une comparaison entre les valeurs du paramètre de contrôle proposé basé sur le RSB et la DAV obtenu. Le signal de parole est tracé afin de bien restituer les zones de forte valeur du RSB.

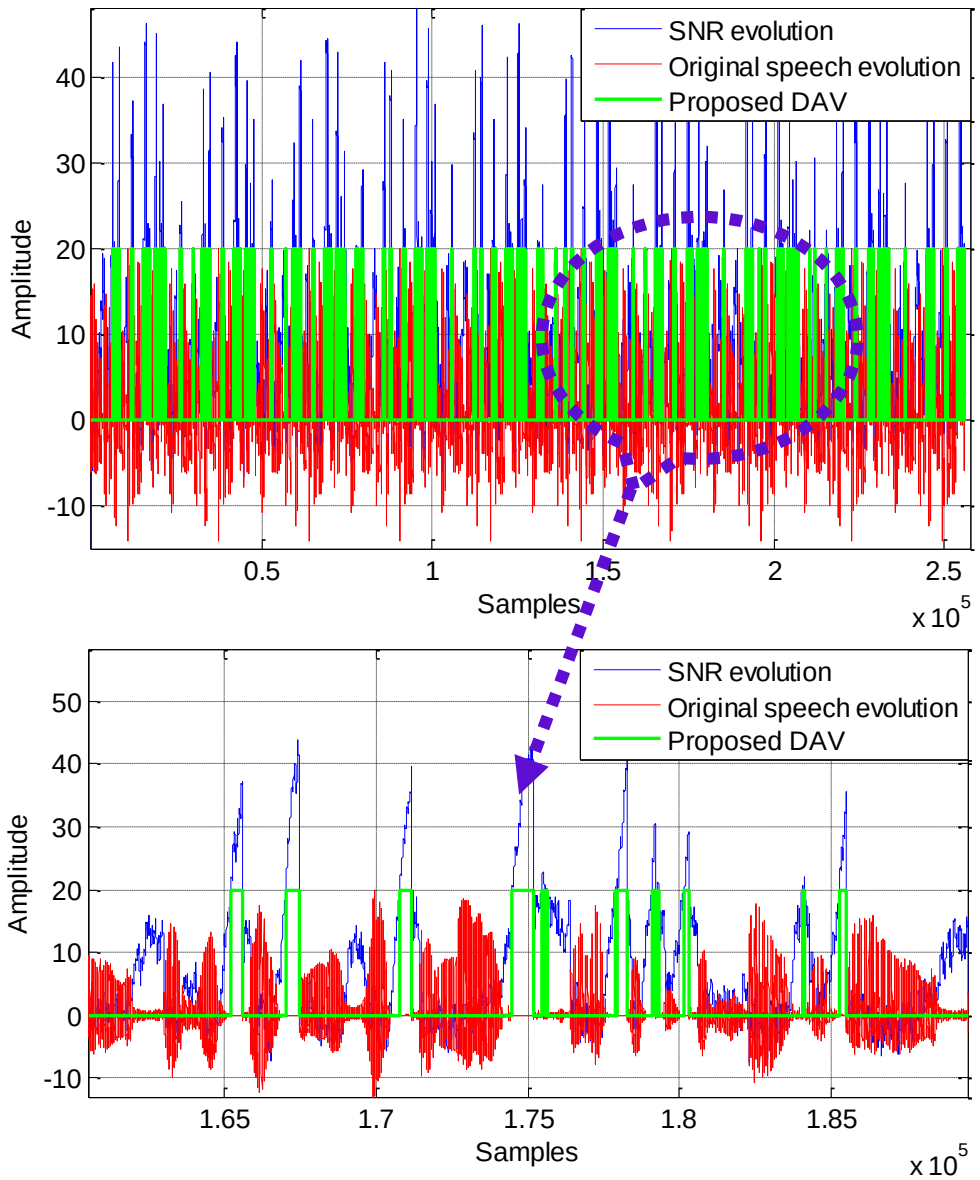


Figure 4.15. Représentation commune des paramètres suivants **: [En Haut] :** le RSB (en bleu), le signal de parole original (en rouge), et la DAV obtenue (vert) **; [En bas]** un zoome de cette figure entre les échantillons 160000 et 19000).

A partir de la figure 4.15, Nous remarquons que la DAV est activée à chaque fois que le RSB est supérieur à un seuil donné.

Un zoome de cette figure a été montré à la figure (4.15) afin de mieux voir à la relation entre DAV et RSB.

4.4.3 Etude des performances du nouvel algorithme proposé

Pour évaluer le comportement de notre algorithme proposé dans le domaine de débruitage du signal de parole, nous avons réalisé plusieurs expériences pour voir

l'influence de chacun des paramètres$(\mathrm{L}, \mathrm{RSB}$, afin d'en choisir les meilleurs. C'est-à-dire l'étude des performances d'algorithme en termes de vitesse de convergence.

Ces paramètres sont :

Signal de parole source : signal de figure 4.1.

Le bruit : signaux de figures 4.2 et 4.3.

L : Taille du filtre adaptatif.

RSB: Rapport signal sur bruit sur les deux voies d'entrées du mélange [3].

Effet de la taille de filtre et effet du SNR du mélange

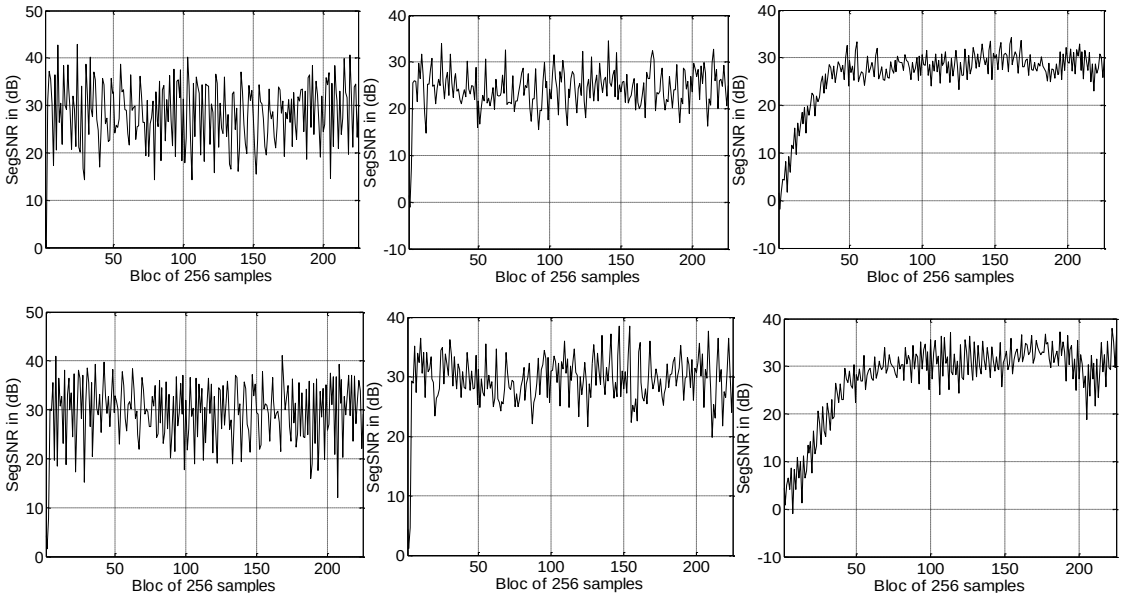
Dans cette simulation, nous avons étudié l'influence du RSB et la taille du filtre de cet algorithme.

Les résultats de cette simulation sont obtenus en sélectionnant plusieurs tailles du filtre $(\mathrm{L} = 32, 128, 256)$ et nous avons varié la valeur du rapport signal sur bruit RSBs, en prenant trois valeurs du RSB=0 dB, 3 dB, 10 dB.

Pour réaliser cette comparaison, nous avons tracé l'évaluation temporelle de SNR segmenté (segSNR) et de MSE segmenté (segMSE) d'algorithme proposé pour les trois tailles et les trois valeurs de SNR.

1. **l'évaluation temporelle du SNR segmenté (segSNR) d'algorithme proposé**

Les résultats obtenus sont donnés aux figures 4.16 et 4.17 suivantes :



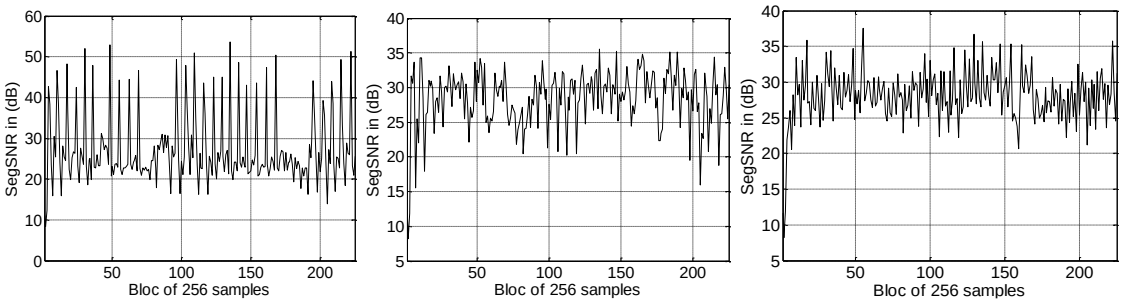


Figure 4.16. Evaluation temporelle de SNR segmenté en fonction de trois paramètres en utilisant un bruit blanc dans le mélange. [En haut ; RSB=0dB] de gauche à droite : L=32, 128,256. [Au milieu ; RSB=3dB] de gauche à droite : L=32, 128,256. [En bas ; RSB=10dB] de gauche à droite : L=32, 128,256.

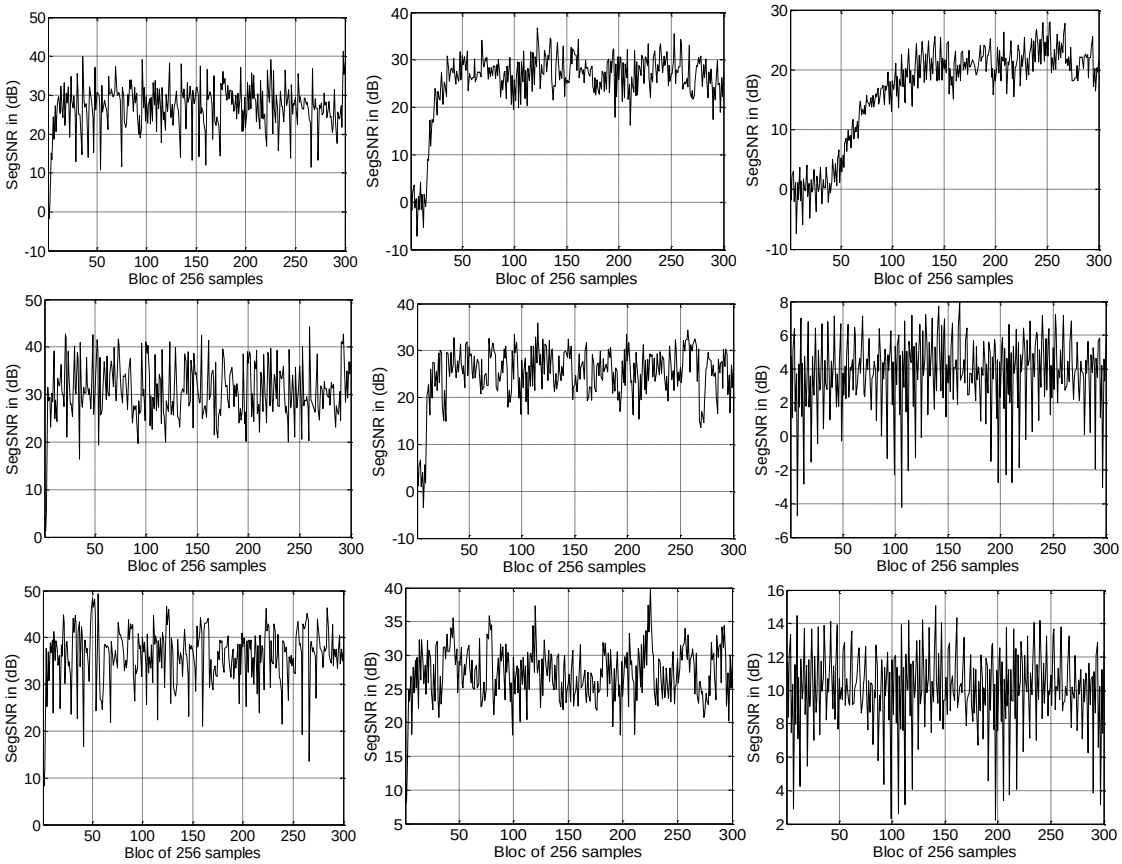


Figure 4.17. Evaluation temporelle de SNR segmenté en fonction de trois paramètres en utilisant un bruit USASI dans le mélange. [En haut ; RSB=0dB] de gauche à droite : L=32, 128,256. [Au milieu ; RSB=3dB] de gauche à droite : L=32, 128,256. [En bas ; RSB=10dB] de gauche à droite : L=32, 128,256.

2. L'évaluation temporelle du MSE segmenté (segMSE) d'algorithme proposé :

Les résultats obtenus sont donnés aux figures 4.18 et 4.19 suivantes :

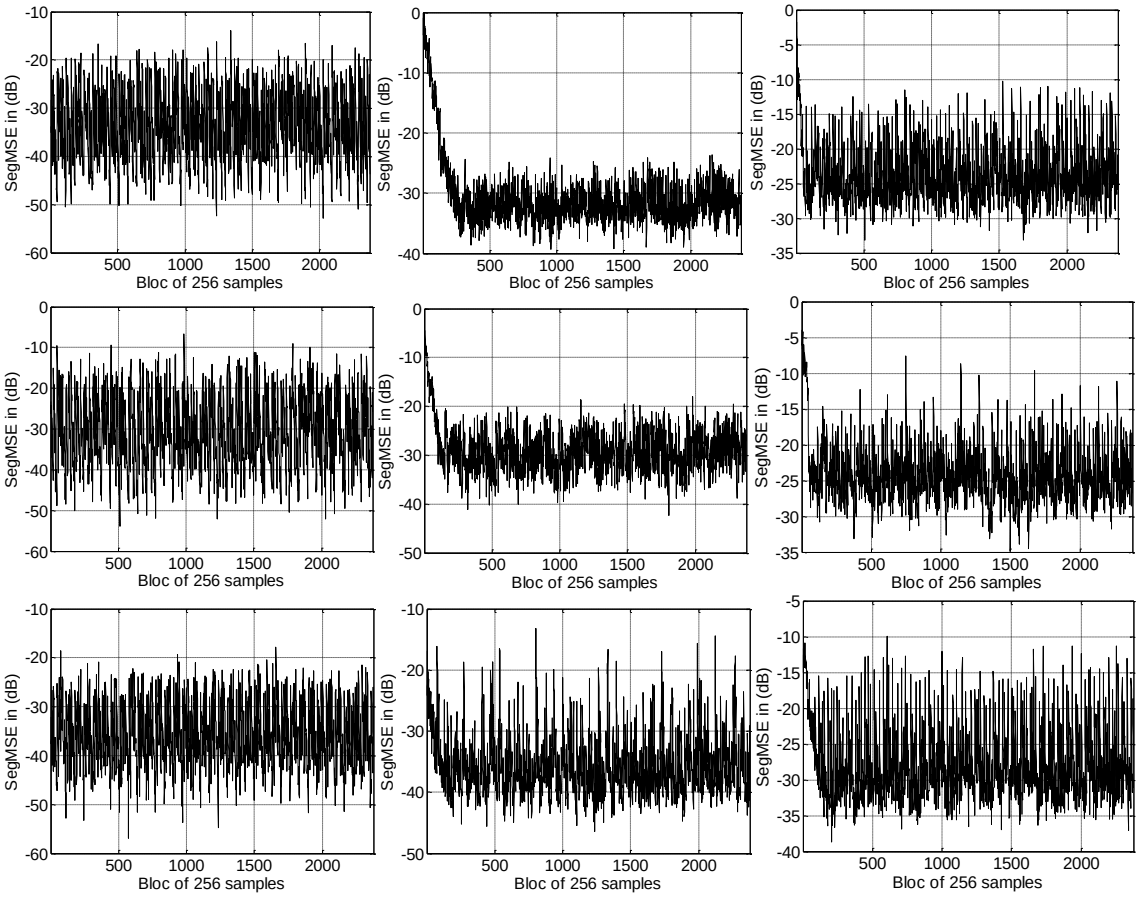
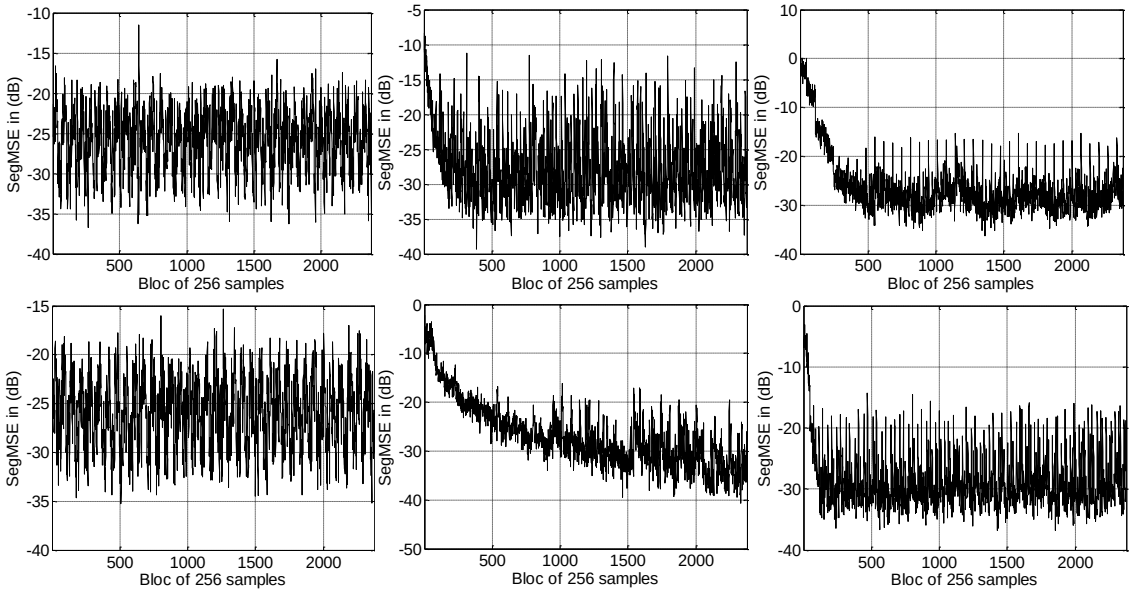


Figure 4.18. Evaluation temporelle de MSE segmenté en fonction de trois paramètres en utilisant un bruit blanc dans le mélange. [En haut ; RSB=0dB] de gauche à droite : L=32, 128,256. [Au milieu ; RSB=3dB] de gauche à droite : L=32, 128,256. [En bas ; RSB=10dB] de gauche à droite : L=32, 128,256.



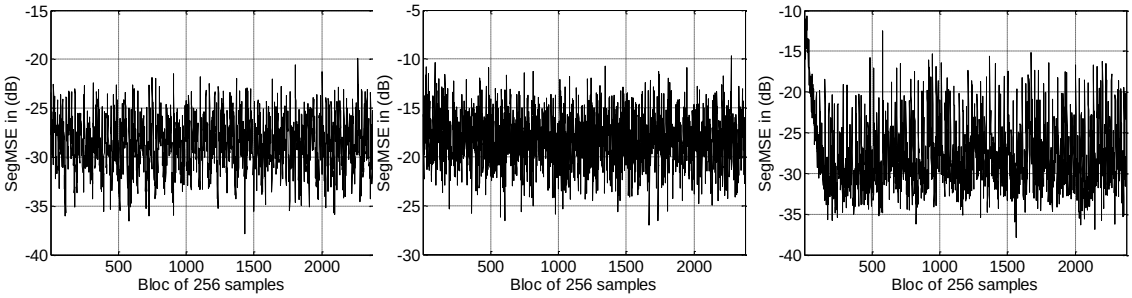


Figure 4.19. Evaluation temporelle de MSE segmenté en fonction de trois paramètres en utilisant un bruit USASI dans le mélange. [En haut ; RSB=0dB] de gauche à droite : L=32, 128,256. [Au milieu ; RSB=3dB] de gauche à droite : L=32, 128,256. [En bas ; RSB=10dB] de gauche à droite : L=32, 128,256.

Nous remarquons bien que l'algorithme proposé converge mieux lorsque la taille du filtre adaptatif L est faible, ce qui montre que la vitesse de convergence est inversement proportionnelle à la taille du filtre adaptatif.

4.5 Résultats de l'évaluation des critères de mesure des performances

4.5.1 Résultats de l'évaluation du MSE segmenté (SegMSE)

a) Cas du bruit blanc

La figure 4.20 représente les résultats obtenus de l'évaluation du critère SegMSE des deux algorithmes (proposé et le NLMS classique) avec un bruit blanc à l'entrée du système. Le RSB d'entrée est de 0 dB, 3 dB et 10 dB respectivement.

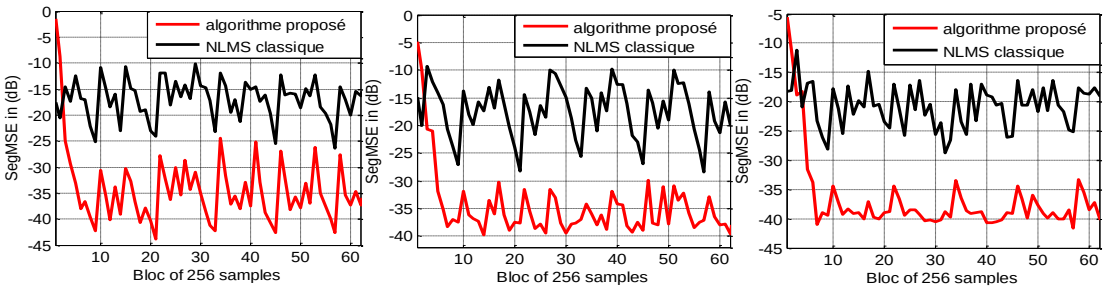


Figure 4.20. Evaluation du MSE segmenté des deux algorithmes avec trois valeurs de RSB d'entrée (cas du bruit blanc). [$\mathrm{L} = 32$] de gauche à droite : $\mathrm{RSB\ d'entrée} = 0\mathrm{dB}, 3\mathrm{dB}, 10\mathrm{dB}$.

b) Cas du bruit USASI

Les résultats obtenus de l'évaluation du critère SegMSE des deux algorithmes (proposé et le NLMS classique) avec un bruit USASI à l'entrée du système sont présentés à la figures 4.21 .Le RSB d'entrée est de 0 dB, 3 dB et 10dB respectivement

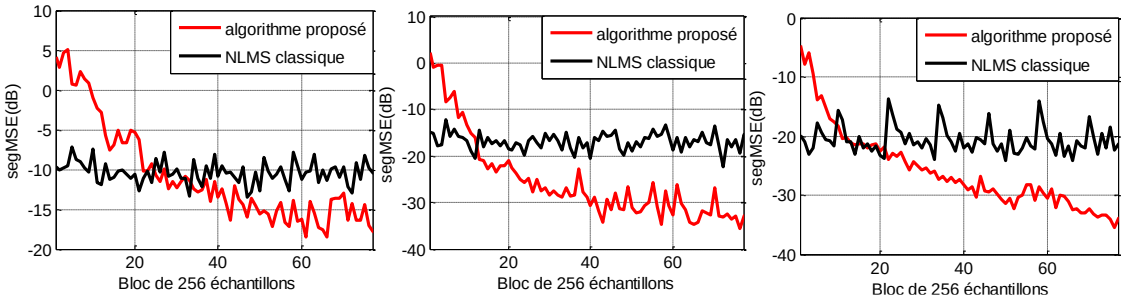


Figure 4.21. Evaluation du MSE segmenté des deux algorithmes avec trois valeurs de RSB d'entrée (cas du bruit USASI). $[\mathrm{L} = 32]$ de gauche à droite : $\mathrm{RSB\ d'entrée} = 0\mathrm{dB}, 3\mathrm{dB}, 10\mathrm{dB}$.

D'après les résultats obtenus dans les figures précédentes, l'évaluation du critére SegMSE a montré l'efficacité de l'algorithme proposé en comparaison avec l'algorithme NLMS classique avec tous les types du bruit.

4.5.2 Résultats de l'évaluation du SNR segmenté (SegSNR)

a) Cas du bruit blanc

La figure 4.22 représente les résultats obtenus de l'évaluation du critère SegSNR des deux algorithmes (proposé et le NLMS classique) avec un bruit blanc à l'entrée du système. Le RSB d'entrée est de 0 dB, 3 dB et 10 dB respectivement.

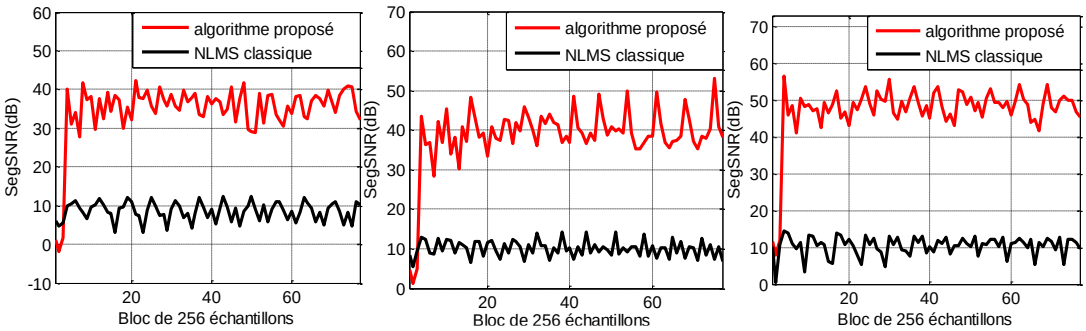


Figure 4.22. Evaluation du SNR segmenté des deux algorithmes avec trois valeurs de RSB d'entrée (cas du bruit blanc). $[\mathrm{L} = 32]$ de gauche à droite : $\mathrm{RSB\ d'entrée} = 0\mathrm{dB}, 3\mathrm{dB}, 10\mathrm{dB}$

b) Cas du bruit USASI

Les résultats obtenus de l'évaluation du critère SegSNR des deux algorithmes (proposé et le NLMS classique) avec un bruit USASI à l'entrée du système sont présentés à la figure 4.23.Le RSB d'entrée est de 0 dB, 3 dB et 10dB respectivement.

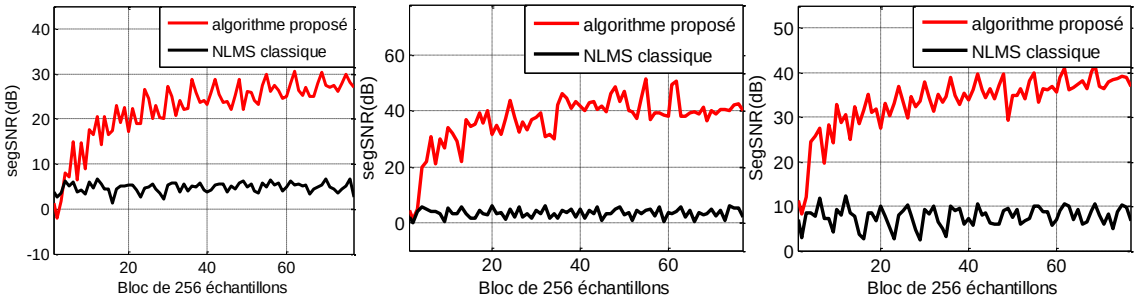


Figure 4.23. Evaluation du SNR segmenté des deux algorithmes avec trois valeurs de RSB d'entrée (cas du bruit USASI). $\mathrm{L} = 32]$ de gauche à droite : $\mathrm{RSB\ d'entrée} = 0\mathrm{dB}, 3\mathrm{dB}, 10\mathrm{dB}.$

A partir de ces résultats, d'abord, avec le bruit blanc puis avec le USASI, on remarque que l'algorithme proposé à une forte supériorité de SegSNR en comparaison avec NLMS classique. En effet, puisque l'ordre général de toutes les évaluations est supérieur à 40 dB, on peut dire, dans ce cas, que les signaux sortants de l'algorithme proposé ont une bonne qualité.

4.5.3 Résultats de l'évaluation du système Mismatch

a) Cas du bruit blanc

La figure 4.24 représente les résultats obtenus de l'évaluation du critère SM des deux algorithmes (proposé et le NLMS classique) avec un bruit blanc à l'entrée du système. Le RSB d'entrée est de 0 dB, 3 dB et 10 dB respectivement.

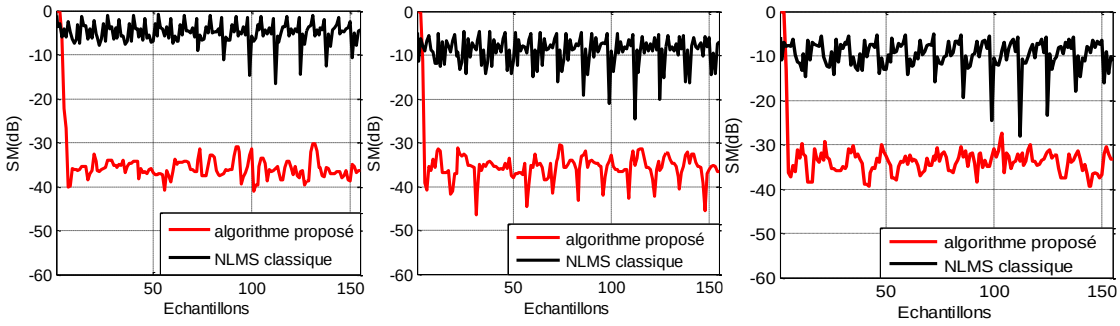


Figure 4.24. Evaluation du système mismatch des deux algorithmes avec trois valeurs de RSB d'entrée (cas du bruit blanc). $[\mathrm{L} = 32]$ de gauche à droite : $\mathrm{RSB\ d'entrée} = 0\mathrm{dB}, 3\mathrm{dB}, 10\mathrm{dB}.$

b) Cas du bruit USASI

Les résultats obtenus de l'évaluation du critère SM des deux algorithmes (proposé et le NLMS classique) avec un bruit USASI à l'entrée du système sont présentés à la figure 4.25.Le RSB d'entrée est de 0 dB, 3 dB et 10dB respectivement.

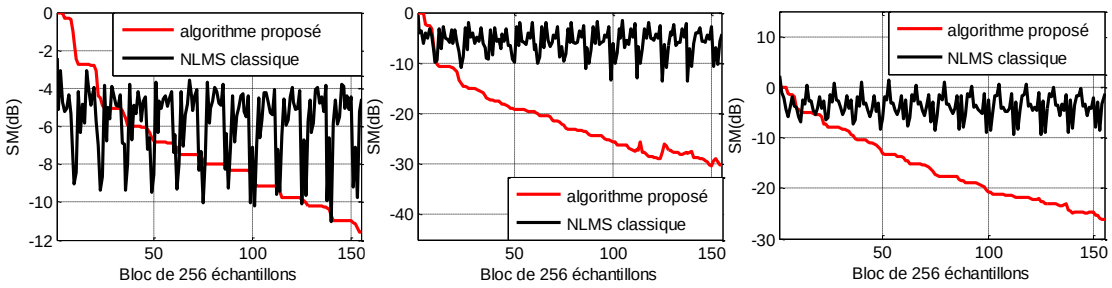


Figure 4.25. Evaluation du système mismatch des deux algorithmes avec trois valeurs de RSB d'entrée (cas du bruit USASI). $[\mathrm{L} = 32]$ de gauche à droite : $\mathrm{RBS\ d'entrée} = 0\mathrm{dB}, 3\mathrm{dB}, 10\mathrm{dB}$.

D'après les résultats de l'évaluation temporelle du désajustement des coefficients des filtres $w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$ présentés dans les figures 4.24 et 4.25 nous avons clairement noté la supériorité de l'algorithme proposé par rapport au NLMS classique en terme de vitesse de convergence.

4.6 Conclusion

Dans ce chapitre, les résultats obtenus par l'algorithme proposé ont été comparés avec ceux de l'algorithme NLMS classique. En effet, l'évaluation des performances montre bien l'efficacité et l'avantage de l'algorithme proposé par rapport à l'algorithme NLMS classique, en tenant compte des différents critères nécessaires connus dans le domaine de la réduction du bruit acoustique et dans les systèmes de téléphonie à main libre.

Conclusion générale

L'étude que nous avons présentée dans ce mémoire concerne la réduction du bruit acoustique et le rehaussement de parole dans les systèmes téléphonique à mains libre en utilisant des algorithmes adaptatifs.

Dans les premiers chapitres de ce mémoire, nous nous sommes intéressés aux différentes techniques de réduction du bruit acoustique en utilisant des approches adaptatives. A la fin de cette partie, nous avons opté à l'utilisation d'une méthode bi-capteurs en utilisant une technique de filtrage adaptative basé sur l'algorithme du gradient (NLMS). Aussi, cet algorithme a été combiné avec la structure de séparation de sources aveugle de types Direct afin de rehausser efficacement le signal de parle en sortie de traitement.

Dans la suite de ce travail, nous avons proposé une nouvelle technique de détection d'activité vocale automatique basée sur l'utilisation du critère du rapport signal à bruit. Cette nouvelle technique estime les paramètres de calcul du RSB afin de détecter les zones où il y a moins d'activité vocale. Cette structure permet un control efficace et automatique de notre algorithme.

Les résultats de simulations sur ce nouvel algorithme en termes e plusieurs critères objectifs ont montré clairement la supériorité de cet algorithme dans les applications de réduction du bruit acoustique et de rehaussement du signal de parole avec un minimum de distorsion en sortie de traitement. Cela fait de cet algorithme un bon compétiteur dans ce genre d'application.

Bibliographie

[1] K.Ould Ammar, M.Benzeghimi. Annulation d'Echo Acoustique par Les Algorithmes Rapides. Mémoire de Master, Université Blida 1. 2011-2012.

[2] 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.

[3]F.Khemies, A.Morsli. Réduction du bruit acoustique par un algorithme fréquentiel de décorrélation. Mémoire de master. Université Blida 1.2015.

[4] A.Amehraye. Débruitage perceptuel de la parole. Thèse de doctorat. Ecole nationale supérieure des télécommunications de Bretagne. 2009.

[5] M.Zoulikha, KH.Moukhnache .Rehaussement de signal de parole par les méthodes adaptatives de réduction de bruit. Mémoire de projet de fin d'études pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en électronique. Université Saad DAHLEB Blida.2010.

[6] M.Zoulikha. Méthodes améliorées pour la réduction du bruit acoustique et rehaussement du signal de parole. Mémoire de magister. Université Blida 1.2014.

[7] M. Hamidia. Rehaussement de la parole par filtrage adaptatif pour les applications en télécommunications. Mémoire de magister. Université des sciences et la technologie houari boumediene.2012.

[8] K.Ghribi. Etude d'un modèle de séparation des sources et d'annulation de bruit acoustique basé sur la transformée en ondelettes. Thèse de doctorat. Ecole Nationale Polytechnique ENP. 2018.

[9] M. Safi, S.Bensafia. Rehaussement du signal de parole par un algorithme fréquentiel de type Backward .Mémoire de master. Université Blida 1.2016.

[10] J.Benesty. Traitement des signaux numériques – II Filtrage adaptatif et analyse spectrale.INRS-EMT. 2005.

[11] J.El Mhamdi, F.Regraqui et M.Harnafi. Traitement adaptatif appliqué au signal sismique. Bulletin de l'Institut Scientifique. Rabat. Section Sciences de la Terre.no.30.2008.

[12] Z.Laid, A.Daraoui. Filtrage adaptatif du signal électrocardiogramme(ECG).Mémoire de master. Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen.2014.

[13] J.-F. Bercher, P. Jardin. Introduction au filtrage adaptatif.- ESIEE Paris, I4-TTS 2003.

[14] 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 Blida 1.2018.

[15] M.Zoulikha, M.Djendi. A new robust forward BSS adaptive algorithm based on automatic voice activity detector for speech quality enhancement. Article in international journal of speech technology. Université Blida 1. Octobre 2018.

[16] D.Boucherf .Annulation d'écho acoustique bl-voie par les algorithmes de filtrage adaptatif. Mémoire de magister .Université Blida 1.2007.

[17] H.Difallah, S.Berkani. Annulation d'écho acoustique par un algorithme NLMS amélioré. Mémoire de master. Université Blida 1. 2014/2015.