

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne démocratique et populaire

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

جامعة سعد دحلب البليدة
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك
Département d'Électronique



Mémoire de Master

Mention Télécommunications
Spécialité Réseaux & Télécommunications

présenté par

BENFADEL Rahma

&

KHELIFATI Fatma Zohra

Réduction du bruit acoustique et le rehaussement de la parole par un algorithme forward symétrique adaptatif amélioré en sous-bandes

Proposé par : Mr.BENDOUMIA Redha

Année Universitaire 2018-2019

Remerciements

Nous tenons avant tout de remercier le Bon Dieu qui nous a donnés la volonté et le courage pour la réalisation de ce travail.

Nous remercions vivement « Mr. REDHA BENDOUMIA » notre promoteur pour la précieuse assistance, sa disponibilité et son soutien qu'il nous accorder tout au long de ce projet.

Nos remerciements les plus vifs s'adressent aussi à messieurs le président et les membres du jury d'avoir accepté d'examiner et d'évaluer notre travail.

Nous tenons à exprimer notre reconnaissance à tous les enseignants de la faculté des Sciences de l'ingénieur plus particulièrement le département d'électronique qui nous ont attribués.

Sans omettre bien sûr de remercier profondément tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation du présent travail.

ملخص: في أنظمة الاتصالات الرقمية ، هناك عدة تطبيقات للتصفية التكيفية ، مثل إلغاء الضوضاء ، و تحسين الإشارة الصوتية... يمكننا تمييز عدة خوارزميات في هذه التطبيقات. سنركز على هيكل فصل مصدر المستشعر الأمامي من أجل إلغاء الضوضاء الصوتية وتحسين الإشارة الصوتية في نظام دمج التفاضلي خطي ثنائي الاستشعار بين إشارة صوتية والضوضاء. في الأونة الأخيرة ، تم اقتراح خوارزمية فصل مصدر ثنائي الاستشعار تتركز على عدة نطاقات تواتر فرعية . هذه الأخيرة تعطي نتائج جيدة من حيث سرعة التقارب. رغم ذلك، نسجل إشارة ذات نوعية رديئة. لحل هذه المشكلة الأخيرة، نقترح في مشروعنا هذا، خوارزمية فصل مصدر ثنائي الاستشعار تتركز على نطاقات تواتر فرعية مع عدة خطوات تكيف متغيرة

كلمات المفاتيح: خطوة تكيف متغيرة، فصل مصدر ثنائي الاستشعار، تخفيف الضوضاء.

Résumé : Dans les systèmes de télécommunication, il existe plusieurs applications du filtrage adaptatif, comme l'annulation du bruit, rehaussement de la parole... on peut distinguer plusieurs algorithmes du filtrage adaptatif. Nous nous intéresserons à la structure Forward bi-capteurs pour l'annulation du bruit et le rehaussement de la parole dans un mélange convolutif entre la parole et le bruit. Dernièrement, un algorithme Forward en sous-bandes a été proposé. Cet algorithme donne de bons résultats de vitesse de convergence, mais la qualité du signal mauvaise. Pour résoudre ce problème, dans ce projet, nous proposons un algorithme Forward en sous-bandes avec plusieurs pas d'adaptations variables.

Mots clés : Pas d'adaptation variable, Séparation des sources bi-capteurs, Réduction du bruit.

Abstract: In telecommunication systems, there are several applications of adaptive filtering, such as noise cancellation, speech enhancements ... there are several algorithms of adaptive filtering. We will focus our interest on the Two-Sensor Forward Blind Source Separation Structure. Considering the problem of bi-sensor convolutional linear mixing between speech signal and noise. Recently, a sub-band two-sensor forward source separation algorithm has been proposed. This algorithm gives good results in terms of convergence rates. However, we note the bad quality of the estimated speech. To solve this problem, in our project, we will propose the sub-band Forward algorithm with several variables step-sizes.

Keywords: Variable step-size, Two-sensor source separation, Noise reduction.

Liste des abréviations

- ✓ **ANC** : Adaptive Noise Cancelling.
- ✓ **BSS** : Blind Source Separation.
- ✓ **DAV** : Détection d'Activité Vocale.
- ✓ **DQM** : Déviation Quadratique Moyenne.
- ✓ **EQM** : Erreur Quadratique Moyenne.
- ✓ **FBSS** : Forward Blind Source Separation.
- ✓ **LMS** : Least Mean Square.
- ✓ **MSE** : Means Square Error.
- ✓ **NLMS** : Normalized Least Mean Square.
- ✓ **NSF_{NLMS}** : Forward NLMS with N Subband.
- ✓ **USASI** : United States of American Standard Institute.
- ✓ **RSB** : Rapport Signal à Bruit.
- ✓ **P_S** : Puissance du signal.
- ✓ **P_N** : Puissance du bruit.
- ✓ **SAF** : Subband Adaptive Filter.
- ✓ **SAS** : Séparation Aveugle de Sources.
- ✓ **SB** : Sous-bandes.
- ✓ **Seg_{SNR}** : segmental SNR.
- ✓ **SNR** : Signal to Noise Ratio.
- ✓ **VS-NSF_{NLMS}** : variable Step-size Forward NLMS with N Subband.
- ✓ **VS-2SF_{NLMS}** : variable Step-size Forward NLMS with tow Subband.
- ✓ **VS-4SF_{NLMS}** : variable Step-size Forward NLMS with four Subband.
- ✓ **2SF_{NLMS}** : Forward NLMS withe tow Subband.
- ✓ **4SF_{NLMS}** : Forward NLMS with four Subband.

Table des matières

| | |
|---|----|
| Introduction générale..... | 1 |
| Chapitre 1 Réduction du bruit acoustique | 3 |
| 1.1 Introduction | 3 |
| 1.2 Parole | 3 |
| 1.2.1 Classification des sons de la parole | 4 |
| a Sons voisés | 4 |
| b Sons non voisés | 4 |
| c Silences..... | 4 |
| 1.2.2 Perception de la parole..... | 5 |
| 1.2.3 Propriétés..... | 5 |
| 1.3 Bruit acoustique..... | 5 |
| 1.3.1 Définition | 5 |
| 1.3.2 Type de bruit..... | 6 |
| a Bruit blanc | 6 |
| b Bruit coloré..... | 7 |
| c Bruit USASI | 7 |
| 1.3.3 Rapport signal sur bruit (RSB) | 7 |
| 1.4 Méthode de débruitage bi-capteurs | 7 |
| 1.4.1 Structure d'annulation adaptative de bruit (ANC) | 7 |
| 1.4.2 Séparation aveugle de sources | 9 |
| a Nature de mélange | 9 |
| b Modèle de mélange convolutif bi-capteurs..... | 11 |
| c Solution de la séparation aveugle de sources | 13 |

| | | |
|------------|--|----|
| 1.5 | Conclusion | 16 |
| Chapitre 2 | Filtrage par les algorithmes adaptatifs en sous-bandes | 17 |
| 2.1 | Introduction | 17 |
| 2.2 | Filtre de Wiener | 17 |
| 2.3 | Filtrage adaptatif | 21 |
| 2.4 | Applications des filtres adaptatifs | 22 |
| 2.5 | Critères de comparaison et choix des algorithmes adaptatifs..... | 23 |
| 2.6 | Présentation des algorithmes de filtrage adaptatif | 23 |
| 2.6.1 | Algorithme de gradients stochastiques (LMS)..... | 24 |
| 2.6.2 | Algorithme du gradient stochastique normalisé (NLMS) | 25 |
| 2.6.3 | Comparaison entre les algorithmes LMS et NLMS | 27 |
| 2.7 | Filtrage adaptatif en sous-bandes | 28 |
| 2.7.1 | Principe | 28 |
| a | Décimation | 29 |
| b | Interpolation | 31 |
| c | Banc de filtres | 32 |
| 2.8 | Conclusion | 32 |
| Chapitre 3 | Algorithmes proposés | 33 |
| 3.1 | Introduction | 33 |
| 3.2 | Structure Forward avec un seul filtre | 33 |
| 3.3 | Algorithme adaptatif en sous-bandes | 35 |
| 3.3.1 | Algorithme Forward LMS en sous-bandes..... | 35 |
| 3.3.2 | Algorithme Forward NLMS en sous-bandes | 37 |
| 3.4 | Description de pas d'adaptation optimal | 40 |
| 3.5 | Algorithme NLMS en sous-bande à pas variable..... | 42 |
| 3.6 | Conclusion | 45 |

| | | |
|------------|---|----|
| Chapitre 4 | Résultats de simulations..... | 46 |
| 4.1 | Introduction | 46 |
| 4.2 | Signaux utilisés en simulation..... | 46 |
| 4.2.1 | Le signal de la parole..... | 46 |
| 4.2.2 | Le signal du bruit..... | 47 |
| 4.2.3 | Les réponses impulsionnelles | 48 |
| 4.2.4 | Signaux des mélanges | 48 |
| 4.3 | Détection d'activité vocale (DAV)..... | 50 |
| 4.4 | Filtres d'analyse et de synthèse | 51 |
| 4.5 | Signaux estimés | 52 |
| 4.5.1 | Paramètres de simulations | 52 |
| 4.5.2 | Pas d'adaptation | 52 |
| 4.5.3 | Comparaison entre le signal de parole bruité et celui estimé en sortie du traitement | 54 |
| 4.6 | Comparaison entre les résultats de simulations des algorithmes proposés et du NLMS en pleine bande..... | 56 |
| 4.7 | Etude des performances sur NLMS en pleine bande et VS-F _{NLMS} en deux et quatre sous-bandes | 59 |
| 4.7.1 | Evaluation du MSE | 59 |
| 4.7.2 | Evaluation du SNR segment..... | 62 |
| 4.8 | Conclusion | 64 |
| | Conclusion générale | 66 |
| | Bibliographie | 68 |

Liste des figures

Chapitre 1 : Réduction du bruit acoustique

| | |
|--|----|
| Figure 1.1. Représentation d'un signal sinusoïdal bruité. | 6 |
| Figure 1.2. Filtre adaptatif pour l'annulation du bruit..... | 8 |
| Figure 1.3. Exemple d'un mélange instantané de sources. | 10 |
| Figure 1.4. Illustration d'un mélange convolutif..... | 11 |
| Figure 1.5. Structure du mélange convolutif bi-capteurs complets. | 12 |
| Figure 1.6. Structure du mélange convolutif bi-capteurs simplifiés..... | 13 |
| Figure 1.7. Structure symétrique directe (Forward)..... | 14 |
| Figure 1.8. Structure symétrique récursive (Backward). | 15 |

Chapitre 2 : Filtrage adaptatif par les algorithmes en sous-bandes

| | |
|---|----|
| Figure 2.1. Schéma du filtrage de Wiener. | 18 |
| Figure 2.2. Principe d'un filtre adaptatif..... | 21 |
| Figure 2.3. Schéma représentatif de l'algorithme LMS. | 24 |
| Figure 2.4. Principe du filtrage adaptatif en sous-bandes..... | 29 |
| Figure 2.5. Opération de décimation par un facteur D. | 30 |
| Figure 2.6. Opération d'interpolation par un facteur I..... | 31 |

Chapitre 3 : Algorithmes proposés

| | |
|--|----|
| Figure 3.1. Structure symétrique directe avec un seul filtre. | 34 |
| Figure 3.2. Structure de l'algorithme LMS en sous-bandes..... | 36 |
| Figure 3.3. Structure de l'algorithme NLMS en sous-bandes. | 39 |
| Figure 3.4. Structure de l'algorithme NLMS en sous-bandes à pas d'adaptations variables. | 43 |

Chapitre 4 : Résultats de simulations

| | |
|--|----|
| Figure 4.1. Signal de parole utilisé..... | 47 |
| Figure 4.2. Le bruit USASI..... | 47 |
| Figure 4.3. Exemple de la réponse impulsionnelle simulée $h_{12}(n)$ | 48 |
| Figure 4.4. Exemple de la réponse impulsionnelle simulée $h_{21}(n)$ | 48 |
| Figure 4.5. Signal de mélange $p_1(n)$ | 49 |
| Figure 4.6. Signal de mélange $p_2(n)$ | 49 |
| Figure 4.7. Comparaison entre le signal de mélange $p_1(n)$ et le signal de parole original. | 50 |
| Figure 4.8. Signal de parole avec DAV. | 50 |
| Figure 4.9. Caractéristiques des réponses fréquentielles des filtres d’analyse et de synthèse pour deux sous-bandes. | 51 |
| Figure 4.10. Caractéristiques des réponses fréquentielles des filtres d’analyse et de synthèse pour quatre sous-bandes. | 51 |
| Figure 4.11. Variation du pas d’adaptation fixe et $\mu_{21n,1}$ de l’algorithme VS-2SF _{NLMS} | 53 |
| Figure 4.12. Variation du pas d’adaptation fixe et $\mu_{21n,2}$ de l’algorithme VS-2SF _{NLMS} | 53 |
| Figure 4.13. Variation du pas d’adaptation $\mu_{21n,N}$ de l’algorithme VS-4SF _{NLMS} | 53 |
| Figure 4.14. Comparaison entre le signal de mélange $p_1(n)$ et le signal de parole estimé en pleine bande..... | 55 |
| Figure 4.15. Comparaison entre le signal de mélange $p_1(n)$ et le signal de parole estimé en VS-2SF _{NLMS} | 55 |
| Figure 4.16. Comparaison entre le signal de mélange $p_1(n)$ et le signal de parole estimé en VS-4SF _{NLMS} | 56 |
| Figure 4.17. Comparaison entre le signal de parole original et celui à la sortie du traitement de l’algorithme | 57 |
| Figure 4.18. Comparaison entre le signal de parole original et celui à la sortie du traitement de l’algorithme VS-2SF _{NLMS} | 57 |
| Figure 4.19. Comparaison entre le signal de parole original et celui à la sortie du traitement de l’algorithme VS-4SF _{NLMS} | 58 |
| Figure 4.20. Comparaison entre le Signal de parole en sortie du traitement des algorithmes NLMS en pleine bande, VS-2SF _{NLMS} et VS-4SF _{NLMS} | 58 |

| | |
|--|----|
| Figure 4.21. Evaluation du critère MSE entre les algorithmes NLMS en pleine bande, $2SF_{NLMS}$ et $4SF_{NLMS}$ | 59 |
| Figure 4.22. Evaluation du critère MSE des trois algorithmes NLMS en pleine bande, $2SF_{NLMS}$ et $VS-2SF_{NLMS}$ | 60 |
| Figure 4.23. Evaluation du critère MSE des trois algorithmes NLMS en pleine bande, $4SF_{NLMS}$ et $VS-4SF_{NLMS}$ | 61 |
| Figure 4.24. Evaluation du critère MSE entre les algorithmes $VS-2SF_{NLMS}$ et $VS-4SF_{NLMS}$ | 61 |
| Figure 4.25. Évaluation du critère Seg_{SNR} entre les algorithmes NLMS en pleine bande, $2SF_{NLMS}$ et $4SF_{NLMS}$ | 62 |
| Figure 4.26. Evaluation du SNR segmenté des trois algorithmes NLMS en pleine bande, $2SF_{NLMS}$ et $VS-2SF_{NLMS}$ | 63 |
| Figure 4.27. Evaluation du SNR segmenté des trois algorithmes NLMS en pleine bande, $4SF_{NLMS}$ et $VS-4SF_{NLMS}$ | 63 |
| Figure 4.28. Evaluation du SNR segmenté entre les algorithmes $VS-2SF_{NLMS}$ et $VS-4SF_{NLMS}$ | 64 |

Liste des tableaux

| | |
|--|----|
| Tableau 2.1. Critères de comparaison des algorithmes adaptatifs | 23 |
| Tableau 2.2. Résumé de l'algorithme adaptatif LMS et NLMS [19] | 27 |
| Tableau 3.1. Algorithme VS-NSF _{NLMS} | 44 |
| Tableau 4.1. Paramètres utilisés dans simulations..... | 52 |

Introduction générale

Dans de nombreuses applications de télécommunication, les signaux temporels sont entachés d'une interférence ou d'un bruit non désiré. Il faut alors trouver une solution permettant de supprimer ou au moins réduire ces composantes perturbatrices. Dans le cas où le spectre du signal désiré et celui du signal perturbateur se superposeraient, il n'est pas possible d'appliquer le filtrage classique. Le filtrage adaptatif apporte une solution à ce genre de problèmes, et a pour but de répondre à ces cas et se généralise à tout problème d'extraction d'une information d'un signal lorsque le filtrage fréquentiel classique se révèle impuissant.

La téléphonie mains libres doit donc inclure une étape de réduction de bruit pour assurer une communication de bonne qualité. Ce sujet est très largement abordé dans la littérature et se base généralement sur un système simple constitué d'un microphone, à partir d'une seule et unique observation constituée d'un mélange de parole et de bruit. Le système doit être en mesure de séparer ces signaux en vue de restituer un signal moins bruité.

Le principe de la réduction de bruit est également applicable à tous les domaines où l'on cherche à extraire une information utile à partir d'une observation bruitée.

Dans notre travail qui utilise les structures à deux microphones dans leur fonctionnement, on trouve la structure de séparation aveugle de source de type directe (Forward). Dans le cadre de ce mémoire, nous portons notre effort principal sur la proposition d'un nouvel algorithme NLMS à pas variable en sous-bandes (VS-NSF_{NLMS}) pour chaque sous-filtre.

Afin de réaliser cet objectif, nous avons divisé notre travail en quatre chapitres comme suite :

Dans le premier chapitre, nous présentons les principales et les caractéristiques de la parole et du bruit. Ainsi que la méthode de débruitage de la parole bi-capteurs.

Le deuxième chapitre étudie la notion du filtrage adaptatif ainsi que les algorithmes du gradient stochastique LMS (Least Mean Square) et sa version normalisée NLMS. Ainsi que le filtrage adaptatif en sous-bandes.

Dans le troisième chapitre, nous avons proposé un nouvel algorithme NLMS à pas d'adaptation variable en sous-bande pour la réduction du bruit et le rehaussement de la parole.

Le quatrième chapitre concerne l'étude comparative entre les performances des différents algorithmes adaptatifs présentés dans le troisième chapitre. Ces performances sont exprimées sur le plan de plusieurs critères de performances.

Enfin, nous terminons notre mémoire par une conclusion générale.

Chapitre 1 Réduction du bruit acoustique

1.1 Introduction

Le traitement du signal est la discipline indispensable, son but est de réussir à extraire un maximum d'information d'un signal perturbé par du bruit.

La technique de la réduction du bruit c'est un sujet très actif, dans nombreuses applications du traitement de signal, son but est de restaurer un signal utile (la parole) à partir d'observations bruitées.

Dans ce premier chapitre, nous allons présenter les principales caractéristiques de la parole et le bruit, comme nous allons présenter la méthode de débruitage de la parole bi-capteurs.

1.2 Parole

L'acoustique est la science qui étudie la production, la propagation, la réception et les effets des ondes sonores (compris entre 20 Hz et 15 kHz), infrasonores < 20 Hz et ultrasonores > 15 kHz [1].

La parole est un système structuré qui permet aux êtres humains de communiquer entre eux. L'information d'un message parlé est transmise par les fluctuations de la pression de l'air qui sont émises par l'appareil phonatoire, c'est le signal vocal. Ce signal est analysé par l'oreille et les informations résultantes sont transmises au cerveau qui les interprète. Au sens strict, le contenu d'un signal vocal est représenté uniquement par son intelligibilité. Dans un sens plus large, il faut aussi tenir compte de tout ce qui représente la qualité du signal vocal c'est-à-dire les intonations, la prosodie et les perturbations du milieu ambiant [2].

La parole est un signal réel, continu, d'énergie finie et non stationnaire. Sa structure complexe et variable avec le temps.

1.2.1 Classification des sons de la parole

Les sons représentant la parole sont considérés selon le point de vue du traitement du signal comme étant en gros un processus aléatoire. Mais si l'on fait une analyse segmentée sur le signal de la parole, on retrouve généralement un aspect pseudo-stationnaire (quasi-périodique), qui est caractéristique lorsqu'elle n'est pas parsemée d'éléments purement aléatoires [3].

La Parole de forte périodicité englobe l'ensemble des voyelles, de plus quelques consonnes sont issues principalement des vibrations des cordes vocales, donnant une fréquence fondamentale de la voix communément appelée pitch ; plus les harmoniques de celle-ci engendrées par les cavités en aval des cordes vocales par effet de résonance, ces dernières composantes ressortent trois classes de sons :

a Sons voisés

Les sons voisés représentent les voyelles, sont des signaux quasi-périodiques très riches en harmoniques d'une fréquence fondamentale appelée pitch [4].

b Sons non voisés

Les sons non voisés sont remarquables par leur absence totale de périodicité, il peut être considéré comme un bruit blanc filtré par le conduit vocal. Son spectre ne possède donc pas de structure particulière et c'est souvent dans les hautes fréquences que le spectre est le plus énergétique [5].

c Silences

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

1.2.2 Perception de la parole

Le signal de parole est un vecteur acoustique porteur d'informations d'une grande complexité, variabilité et redondante. Les caractéristiques de ce signal sont appelées traits acoustiques. Chaque trait acoustique a une signification sur le plan perceptuel.

Le premier trait est la fréquence fondamentale : fréquence de vibration des cordes vocales. Ses variations définissent le pitch qui constitue la perception de la hauteur. Seuls les sons quasi-périodiques (voisés) engendrent une sensation de hauteur tonale bien définie.

Le deuxième trait est le spectre fréquentiel dont dépend principalement le timbre de la voix. Le timbre est une caractéristique permettant d'identifier une personne à la simple écoute de sa voix. Le timbre dépend de la corrélation entre la fréquence fondamentale et les harmoniques qui sont les multiples de cette fréquence.

Le dernier trait acoustique est l'énergie correspondant à l'intensité sonore. Elle est habituellement plus forte pour les segments voisés de la parole que pour les segments non voisés [7].

1.2.3 Propriétés

- ✓ La parole est quasi-stationnaire [7].
- ✓ La parole est 70 % du temps (pseudo -) périodique (bruit ou silence le reste du temps) [8].
- ✓ On peut avoir un signal de parole à large bande (il remplit toute la largeur de bande) ou à bande limitée (0-8000 Hz essentiellement) [8].

1.3 Bruit acoustique

1.3.1 Définition

Le bruit correspond à tout signal indésirable limitant l'intelligibilité d'un signal utile [9].

La figure 1.1 représentation un exemple d'un signal sinusoïdal bruité :

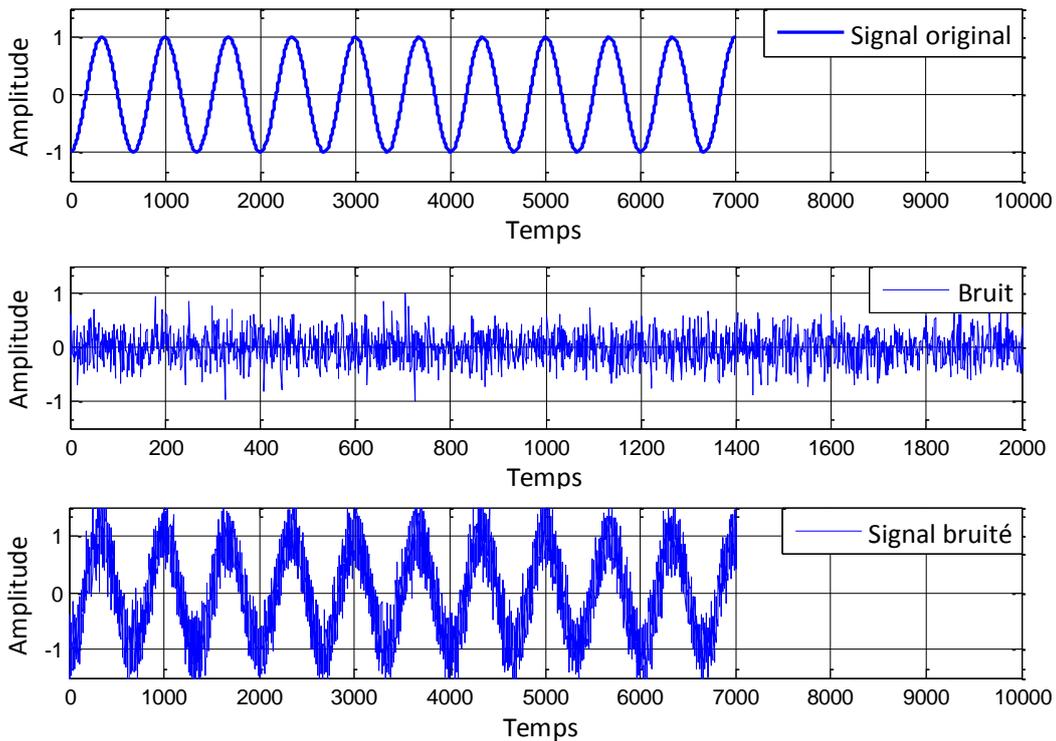


Figure 1.1. Représentation d'un signal sinusoïdal bruité.

1.3.2 Type de bruit

a Bruit blanc

On l'appelle bruit blanc, en comparaison avec la lumière blanche, car dans les deux cas, toutes les fréquences sont présentes avec un poids équivalent (l'énergie est distribuée uniformément sur tous les spectres). Un bruit blanc est un signal aléatoire dont les échantillons successifs sont des variables aléatoires non corrélées. Par conséquent, sa fonction d'auto-corrélation est nulle partout sauf en 0. Elle est donnée par [5] :

$$r_{xx}(k) = \sigma_x^2 \delta(k) \quad (1.1)$$

La densité spectrale de puissance d'un bruit blanc est donc une constante :

$$S_{xx}(f) = \sigma_x^2 \quad (1.2)$$

***b* Bruit coloré**

Un bruit coloré est un bruit blanc filtré, ainsi la fonction d'auto-corrélation d'un tel bruit ne sera pas une impulsion de Dirac, mais une courbe étroite. Un bruit coloré de basses fréquences est parfois appelé bruit rose, car il ne conserve que les grandes longueurs d'onde, ce qui dans le spectre du visible correspond aux teintes rouges [10].

***c* Bruit USASI**

Un bruit USASI (United States of America Standards Institute) est un bruit stationnaire avec un spectre similaire au spectre moyen de la parole. Il est souvent utilisé comme signal de test dans le domaine de la réduction de bruit et le rehaussement de la parole, pour évaluer la vitesse de convergence des algorithmes [5].

1.3.3 Rapport signal sur bruit (RSB)

Le rapport signal sur bruit, mesure la quantité de bruit contenue dans le signal. Il s'exprime par le rapport des puissances du signal (P_S) et du bruit (P_N). Il est souvent donné en décibels (dB) [11].

$$(RSB)_{dB} = 10 \log_{10} \left(\frac{P_S}{P_N} \right) \quad (1.3)$$

1.4 Méthode de débruitage bi-capteurs

Nous présentons la méthode bi-capteurs la plus utilisée dans le domaine de réduction du bruit et le rehaussement du signal de la parole, elle nécessite l'utilisation de deux microphones pour supprimer le bruit. L'un des microphones appelés entrée primaire et l'autre appelé entrée de référence.

1.4.1 Structure d'annulation adaptative de bruit (ANC)

L'annulation de bruit adaptative (ANC en anglais : Adaptive Noise Cancelling) est la méthode la plus connue et ancienne, elle consiste à utiliser le filtrage adaptatif pour annuler le bruit.

On a un système à deux entrées, la première entrée contient le signal qui nous intéresse $d(n)$, la seconde entrée contient uniquement le bruit $b(n)$.

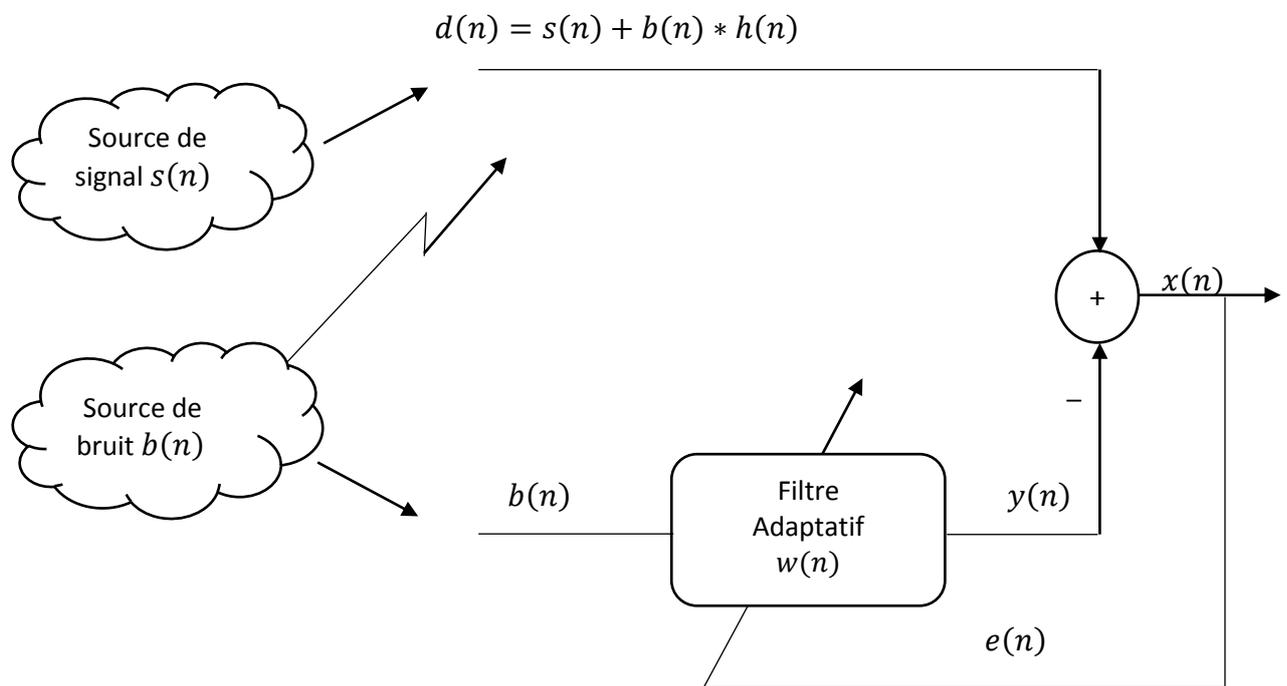


Figure 1.2. Filtre adaptatif pour l'annulation du bruit.

Avec un microphone nous enregistrons une conversation du signal $d(n)$, dans un lieu particulièrement bruyant (salle de machines, intérieur d'un véhicule motorisé). La qualité de l'enregistrement sera alors fortement affectée par la présence du parasite. Cependant, nous pouvons placer un second microphone éloigné du premier, qui n'enregistre que le parasite : c'est le signal $b(n)$. Bien sûr qu'il est corrélé au bruit accompagnant le signal bruité $b(n)$ mais il n'est pas $b(n)$ lui-même, donc il peut être envisagé d'extraire le signal en effectuant une simple soustraction [5] :

$$x(n) = d(n) - y(n) \quad (1.4)$$

Avec :

$$d(n) = s(n) + b(n) * h(n) \quad (1.5)$$

Et :

$$y(n) = b(n) * w(n) \quad (1.6)$$

L'équation 1.4 devient :

$$x(n) = [s(n) + b(n) * h(n)] - b(n) * w(n) \quad (1.7)$$

À l'optimal on a : $w_{opt}(n) = h(n)$ on remplace la formule dans l'équation 1.7 :

$$x(n) = s(n) + b(n) * w_{opt}(n) - b(n) * w_{opt}(n) \quad (1.8)$$

On obtient :

$$x(n) = s(n) \quad (1.9)$$

Le filtre adaptatif ajuste et adapte ses coefficients pour réduire la valeur de la différence entre $y(n)$ et $d(n)$, supprime le bruit et entraîne un signal propre en $e(n)$.

1.4.2 Séparation aveugle de sources

Le principe de la séparation aveugle de sources est de retrouver des signaux utiles (signaux de la parole ou des signaux émis par des téléphones portables), aussi appelés sources, à partir de mélanges linéaires (instantané ou convolutif), appelés observations. Généralement, les observations sont des signaux obtenus à partir d'un ensemble de capteurs (microphones ou antennes par exemple).

Dans un contexte aveugle, aucune connaissance a priori n'est disponible ni sur les sources ni sur le processus de mélange, cette situation est alors appelée séparation aveugle de sources (SAS) (en anglais Blind Source Separation [BSS]).

***a* Nature de mélange**

On trouve dans la littérature plusieurs types de mélange. Une première catégorie, largement étudiée, concerne les mélanges « linéaires », c'est-à-dire le cas où les observations sont des mélanges linéaires des signaux sources. Cette catégorie est elle-même divisée en deux sous-catégories :

- **Mélange linéaire instantané**

On parle du mélange « linéaire instantané » lorsque les observations s'écrivent comme des combinaisons linéaires des sources. C'est-à-dire que les signaux sources arrivent en même temps sur tous les capteurs, mais avec des intensités différentes [12].

Pour ce type du mélange, les observations à l'instant n sont des combinaisons linéaires des sources à l'instant n :

$$p_i(n) = \sum_{j=1}^N h_{ji} s_j(n) \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (1.10)$$

Où

h_{ji} : Les coefficients scalaires du mélange linéaire instantané, entre le $j^{\text{ème}}$ source et le $i^{\text{ème}}$ capteur.

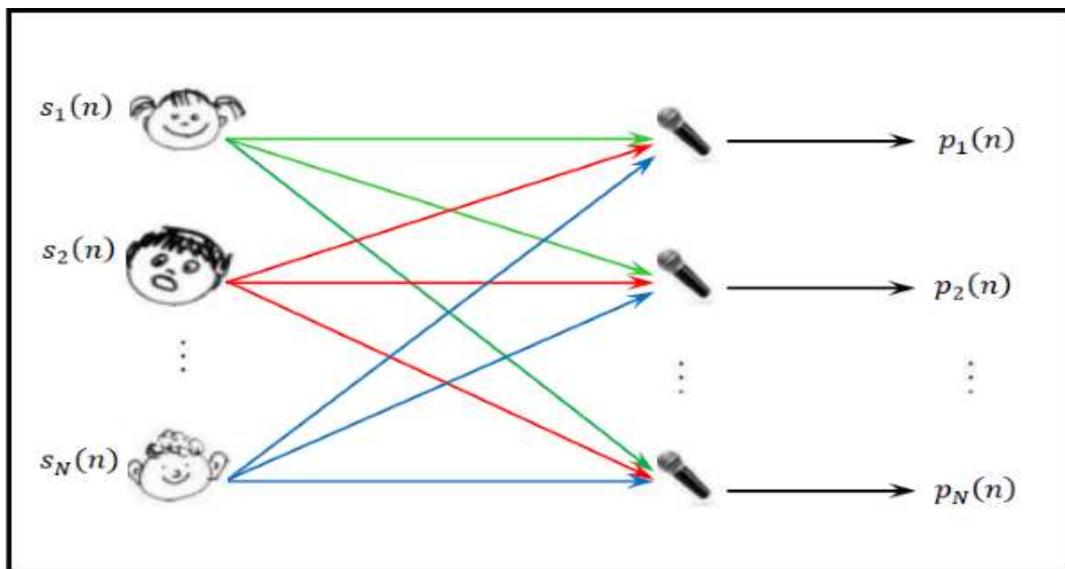


Figure 1.3. Exemple d'un mélange instantané de sources.

- **Mélange linéaire convolutif**

On parle de mélange convolutif, lorsque les sources s'écrivent comme la somme des sources convoluées par un filtre de propagation [6].

Ce type de mélange est le plus général puisque le capteur reçoit plusieurs ondes issues d'une même source qui sont toutes identiques à une atténuation et un retard [6].

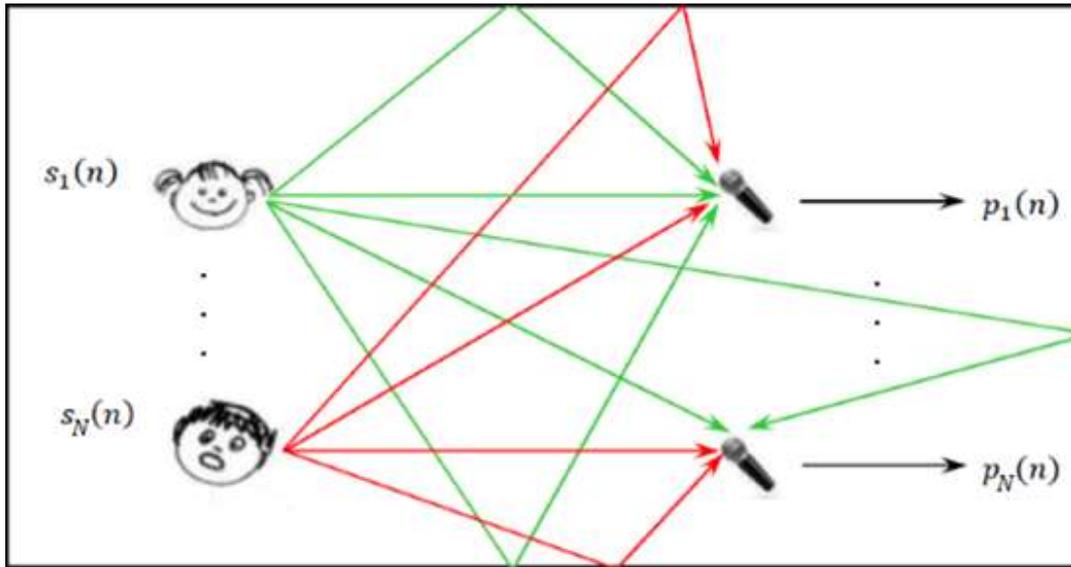


Figure 1.4. Illustration d'un mélange convolutif.

Le modèle du mélange convolutif est donné par la formule suivante :

$$p_i(n) = \sum_{j=1}^N h_{ji}(n) * s_j(n) + \xi_i(n) \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (1.11)$$

Où

$h_{ji}(n)$: La réponse impulsionnelle entre le $j^{\text{ème}}$ source et le $i^{\text{ème}}$ capteur.

$\xi_i(n)$: Les bruits additifs au niveau des microphones.

b Modèle de mélange convolutif bi-capteurs

On considère qu'il y a deux microphones et deux sources, on observe à la sortie des microphones, une superposition des signaux primitifs inconnus selon un mélange inconnu figure 1.5. En général, c'est un mélange convolutif des signaux à large bande, qui dépend de la propagation des signaux dans le milieu, de la position des microphones et des sources, et des caractéristiques de la salle [13].

Les équations des signaux du mélange : (Figure 1.5)

$$p_1(n) = s(n) * h_{11}(n) + b(n) * h_{21}(n) \quad (1.12)$$

$$p_2(n) = b(n) * h_{22}(n) + s(n) * h_{12}(n) \quad (1.13)$$

$p_1(n)$ et $p_2(n)$: Les deux signaux observés à la sortie des mélanges.

$s(n)$: Le signal de la parole.

$b(n)$: Le signal du bruit.

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

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

Le symbole $*$ représente l'opérateur de convolution linéaire.

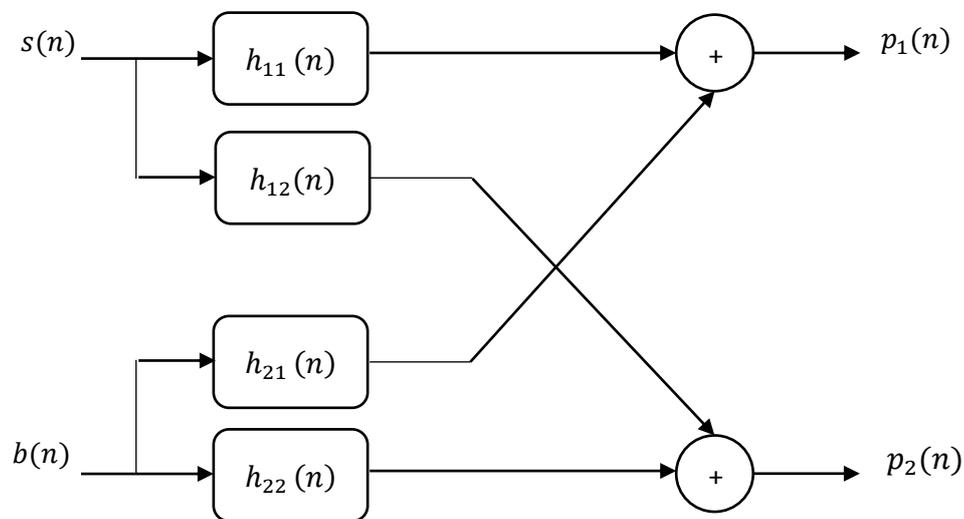


Figure 1.5. Structure du mélange convolutif bi-capteurs complets.

- **Modèle convolutif bi-capteurs simplifier**

Pour simplifier le modèle de mélange convolutif bi-capteurs on prend en compte certaines suppositions :

- Un microphone est placé près du locuteur et l'autre près de la source du bruit.
- Les canaux directs $h_{11}(n)$ et $h_{22}(n)$ sont égaux à l'impulsion élémentaire $\delta(n)$.

Donc la structure devient comme suite :

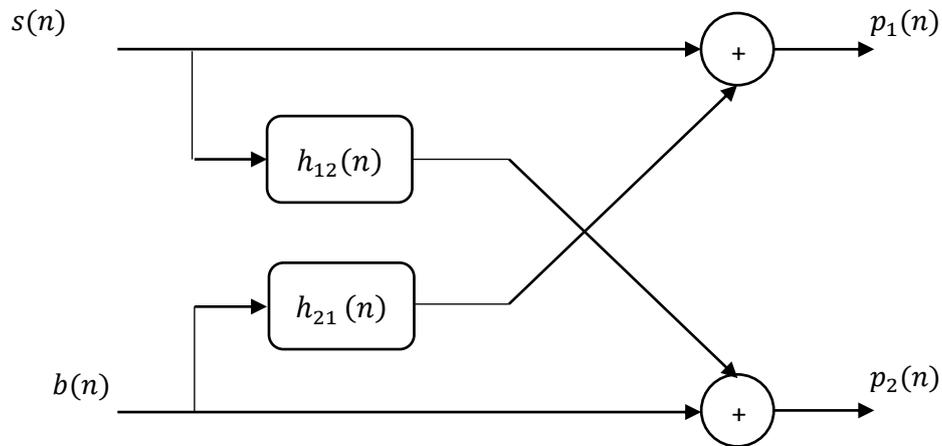


Figure 1.6. Structure du mélange convolutif bi-capteurs simplifiés.

Les équations des signaux du mélange deviennent :

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

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

Où les sources $s(n)$ et $b(n)$ et les filtres $h_{21}(n)$ et $h_{12}(n)$ sont tous inconnus.

c Solution de la séparation aveugle de sources

Pour résoudre ce problème, le système de séparation devra réaliser une combinaison linéaire convolutive entre les observations afin d'extraire une seule composante indépendante par sortie.

Il existe deux structures de séparation de sources bien connues :

- **La structure directe (Forward)**

C'est la structure la plus utilisée, dans cette structure on a deux microphones et deux sorties, chaque sortie du système est une combinaison linéaire des observations. Le schéma de la séparation est donné par la figure 1.7 [14] :

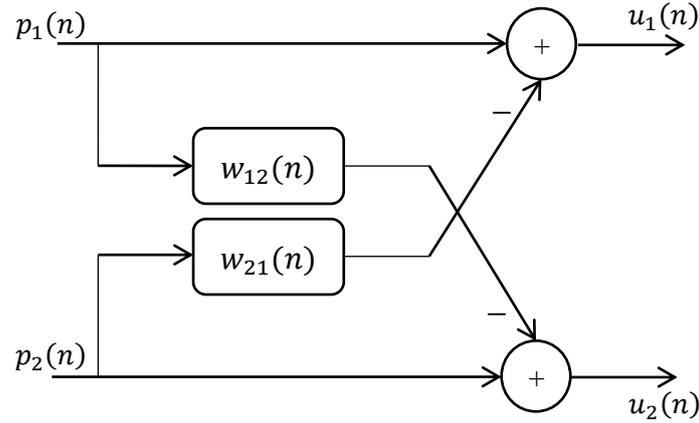


Figure 1.7. Structure symétrique directe (Forward).

Dans la structure directe, nous utilisons deux filtres adaptatifs symétriques $w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$ pour identifier respectivement les deux réponses impulsionnelles $h_{12}(n)$ et $h_{21}(n)$.

Les sorties de cette structure $u_1(n)$ et $u_2(n)$ sont données par les équations suivantes :

$$u_1(n) = p_1(n) - p_2(n) * w_{21}(n) \quad (1.16)$$

$$u_2(n) = p_2(n) - p_1(n) * w_{12}(n) \quad (1.17)$$

En remplaçant les expressions $p_1(n)$ et $p_2(n)$ dans les expressions $u_1(n)$ et $u_2(n)$ respectivement, nous trouvons :

$$u_1(n) = b(n) * [h_{21}(n) - w_{21}(n)] + s(n) * [\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n)] \quad (1.18)$$

$$u_2(n) = s(n) * [h_{12}(n) - w_{12}(n)] + b(n) * [\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n)] \quad (1.19)$$

En appliquant le critère optimisé pour les deux filtres adaptatifs, c'est-à-dire : $w_{12,opt}(n) = h_{12}(n)$ et $w_{21,opt}(n) = h_{21}(n)$, on obtient :

$$u_1(n) = s(n) * [\delta(n) - w_{12,opt}(n) * w_{21,opt}(n)] \quad (1.20)$$

$$u_2(n) = b(n) * [\delta(n) - w_{21,opt}(n) * w_{12,opt}(n)] \quad (1.21)$$

- **La structure réursive (Backward)**

Dans cette structure, on a deux microphones et deux sorties, chaque sortie du système de séparation est une combinaison linéaire d'une observation $p_i(n)$ et de l'autre sortie $v_i(n)$, l'analyse de cette structure est complexe.

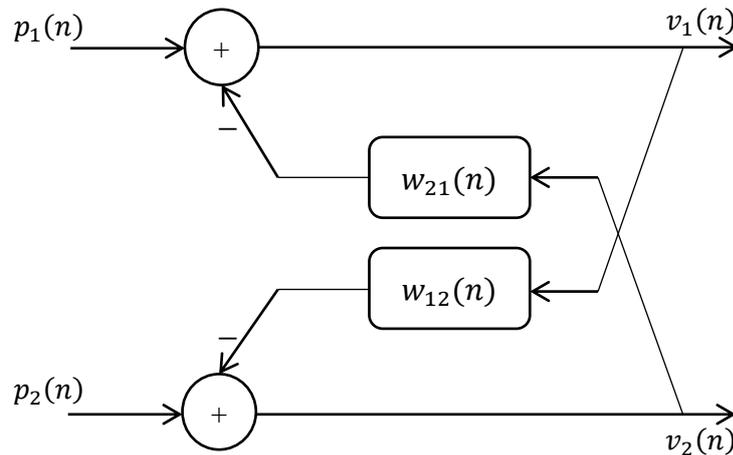


Figure 1.8. Structure symétrique réursive (Backward).

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

$$v_1(n) = p_1(n) - v_2(n) * w_{21}(n) \quad (1.22)$$

$$v_2(n) = p_2(n) - v_1(n) * w_{12}(n) \quad (1.23)$$

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

$$v_1(n) = [b(n) * (h_{21}(n) - w_{21}(n)) + s(n) * (\delta(n) - h_{21}(n) * w_{21}(n))] * (\delta(n) - w_{12}(n) * w_{21}(n))^{-1} \quad (1.24)$$

$$v_2(n) = [s(n) * (h_{12}(n) - w_{12}(n)) + b(n) * (\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n))] * (\delta(n) - w_{21}(n) * w_{12}(n))^{-1} \quad (1.25)$$

En utilisant l'hypothèse d'optimalité pour les deux filtres adaptatifs, c'est-à-dire : $w_{12opt}(n) = h_{12}(n)$ et $w_{21opt}(n) = h_{21}(n)$, on obtient :

$$v_1(n) = s(n) \quad (1.26)$$

$$v_2(n) = b(n) \quad (1.27)$$

1.5 Conclusion

Au cours de ce chapitre, nous avons donné une vue générale sur les propriétés et les caractéristiques de la parole et du bruit. Puis nous avons présenté les deux structures bi-capteurs les plus utilisées pour la réduction du bruit et le rehaussement de la parole, qui est basée sur l'annulation adaptative du bruit (ANC) et la séparation aveugle de source (SAS).

Dans le prochain chapitre, nous allons présenter le filtrage par les algorithmes adaptatifs en sous-bandes.

Chapitre 2 Filtrage par les algorithmes adaptatifs en sous-bandes

2.1 Introduction

Dans de nombreuses applications du traitement de la parole, la présence d'un bruit superposé au signal utile dégrade la qualité et l'intelligibilité de la parole il peut donc perturber les performances de l'application envisagée.

Ce chapitre décrit les principales techniques adaptatives et les algorithmes du gradient stochastique LMS et NLMS, comme nous allons présenter aussi le filtrage adaptatif en sous-bandes.

2.2 Filtre de Wiener

Dans de nombreuses applications, les signaux temporels sont entachés d'une interférence ou d'un bruit non désiré. Il faut alors trouver une solution qui permet de supprimer ou tout au moins réduire ces composantes perturbatrices. Le filtrage de Wiener parmi les méthodes de débruitage classiques les plus utilisées pour les situations dans lesquelles le signal et le bruit sont stationnaires [7].

Le filtre de Wiener consiste à minimiser l'erreur quadratique moyenne (EQM) entre leur sortie et une sortie désirée, son principe est présenté dans la figure suivante :

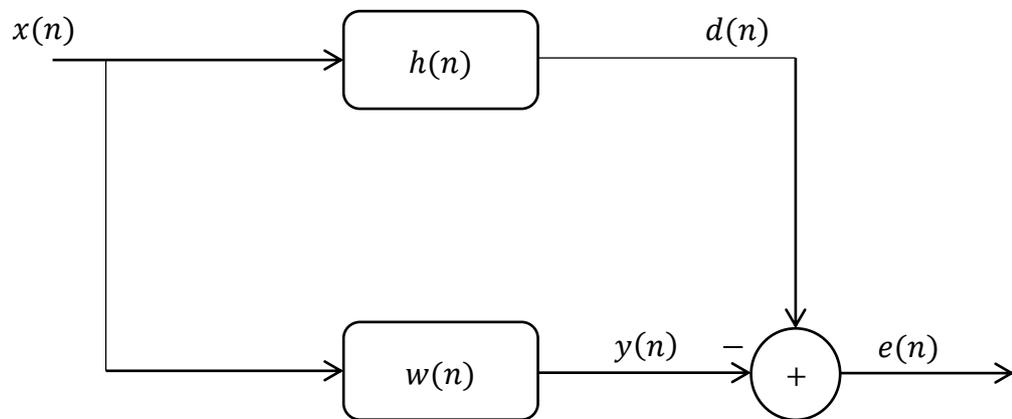


Figure 2.1. Schéma du filtrage de Wiener.

Où :

$x(n)$: Le signal d'entrée.

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

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

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

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

$d(n)$: Le signal désiré (référence).

La figure 2.1 montre une représentation schématique d'un filtre de Wiener w . Pour obtenir la configuration optimale du filtre, une méthode directe consiste à choisir une fonction appropriée de l'erreur d'estimation (fonction coût) qui permet d'obtenir les coefficients du filtre w de telle sorte à optimiser cette fonction dans un certain sens. Il y'a Plusieurs fonctions coût qui permettent d'achever des objectifs différents, pour un processus stochastique, on minimise l'erreur quadratique moyenne (EQM ou MSE en anglais). La fonction coût est donnée par :

$$J = E[e(n)^2] \quad (2.1)$$

Où : E L'espérance mathématique.

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

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (2.2)$$

La sortie $y(n)$ est donnée par :

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

Où : M La longueur du filtre $w(n)$.

Nous pouvons écrire en notation vectorielle :

$$y(n) = \mathbf{w}(n)^T \mathbf{x}(n) = \mathbf{x}(n)^T \mathbf{w}(n) \quad (2.4)$$

Avec :

$$\mathbf{w}(n) = [w_0(n)w_1(n)w_2(n) \dots w_{M-1}(n)]^T \quad (2.5)$$

Et :

$$\mathbf{x}(n) = [x(n) x(n-1)x(n-2) \dots x(n-M+1)]^T \quad (2.6)$$

Elle devient alors :

$$e(n) = d(n) - \mathbf{w}(n)^T \mathbf{x}(n) = d(n) - \mathbf{x}(n)^T \mathbf{w}(n) \quad (2.7)$$

Si l'on introduit l'équation de $e(n)$ dans l'équation (2.1), on pourra écrire la fonction coût de la manière suivante :

$$J = E[(d(n) - \mathbf{w}(n)^T \mathbf{x}(n))^2] \quad (2.8)$$

$$J = E[d(n)^2 - 2 \mathbf{w}(n)^T \mathbf{x}(n) d(n) + \mathbf{w}(n)^T \mathbf{x}(n) \mathbf{x}(n)^T \mathbf{w}(n)] \quad (2.9)$$

$$J = E[d(n)^2] - 2 \mathbf{w}(n)^T E[\mathbf{x}(n) d(n)] + \mathbf{w}(n)^T E[\mathbf{x}(n) \mathbf{x}(n)^T] \mathbf{w}(n) \quad (2.10)$$

$$J = E[d(n)^2] - 2 \mathbf{w}(n)^T \mathbf{p} + \mathbf{w}(n)^T \mathbf{R} \mathbf{w}(n) \quad (2.11)$$

Avec :

p : Le vecteur d'intercorrélation entre le signal $x(n)$ et $d(n)$.

R : La matrice d'autocorrélation du signal d'entrée $x(n)$.

Le vecteur optimum W_{opt} est celui qui annule le gradient :

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{W}_{opt}} = \mathbf{0}_{M \times 1} \quad (2.12)$$

On a:

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{W}_{opt}} = \partial [E[e^2(n)]] = 2E \left\{ e(n) \frac{\partial e(n)}{\partial \mathbf{W}_{opt}} \right\} = -2E \{ e(n) \mathbf{x}(n) \} \quad (2.13)$$

Par conséquent, à l'optimum nous avons :

$$E \{ e_{min}(n) \mathbf{x}(n) \} = \mathbf{0}_{M \times 1} \quad (2.14)$$

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

Nous savons que pour le filtre optimum w_{opt} , nous avons $E \{ e_{min}(n) \mathbf{x}(n) \} = \mathbf{0}_{M \times 1}$ en développant cette formule, nous obtenons l'équation suivante

$$E \{ \mathbf{x}(n) [d(n) - \mathbf{x}(n)^T \mathbf{w}_{opt}] \} = \mathbf{0}_{M \times 1} \quad (2.15)$$

$$E [\mathbf{x}(n) \mathbf{x}(n)^T] \mathbf{w}_{opt} = E [\mathbf{x}(n) d(n)] \quad (2.16)$$

Ou encore :

$$\mathbf{R} \mathbf{w}_{opt} = \mathbf{p} \quad (2.17)$$

Donc le filtre de Wiener optimal w_{opt} est donné par :

$$\mathbf{w}_{opt} = \mathbf{R}^{-1} \mathbf{p} \quad (\text{Équation de Wiener – Hopt}) \quad (2.18)$$

Avec : $\mathbf{R} = E[\mathbf{x}(n) \mathbf{x}(n)^T]$ La matrice d'autocorrélation.

Et : $\mathbf{p} = E[\mathbf{x}(n) d(n)]$ Le vecteur d'inter-corrélation.

2.3 Filtrage adaptatif

Un filtre adaptatif est un filtre numérique il est rendu adaptatif si ses paramètres, les coefficients, sont modifiés selon un critère donné, dès qu'une nouvelle valeur du signal devient disponible. Ces modifications doivent suivre l'évolution des systèmes dans leur environnement aussi rapidement que possible [15].

Il est utilisé chaque fois qu'un environnement est mal connu ou changeant, ou pour supprimer des perturbations situées dans le domaine des fréquences du signal utile [16].

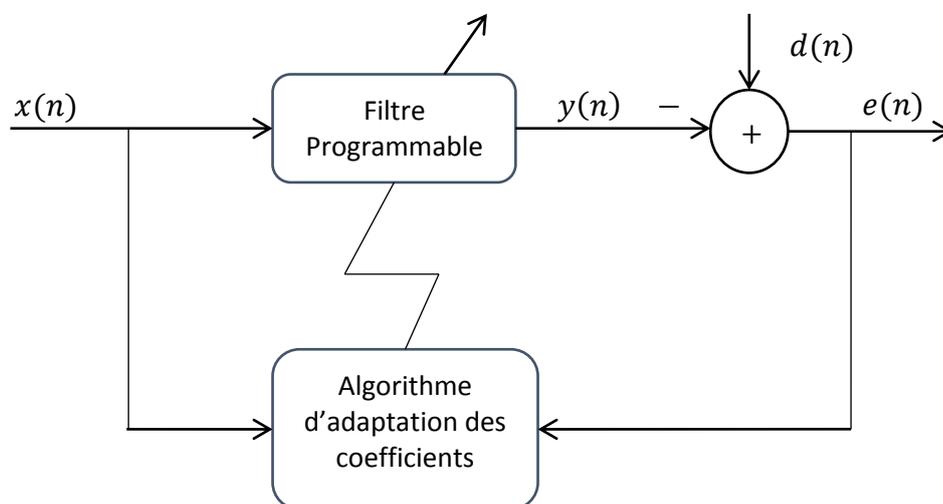


Figure 2.2. Principe d'un filtre adaptatif.

Où :

$x(n)$: Le signal d'entrée.

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

$d(n)$: Le signal désiré (référence).

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

La technique de filtrage adaptatif se décompose classiquement en deux étapes :

1. Une étape de filtrage qui permet d'obtenir une estimation du signal inconnu en convolant le signal d'entrée $x(n)$ avec les coefficients du filtre adaptatif w . L'erreur d'estimation $e(n) = d(n) - y(n)$ utilisée dans la partie adaptation pour mettre à jour les coefficients du filtre.
2. Une étape d'adaptation qui permet d'ajuster les coefficients du filtre adaptatif w suivant un algorithme donné.

Les filtres adaptatifs peuvent être classés en fonction des choix qui sont faits sur les points suivants [17] :

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

2.4 Applications des filtres adaptatifs

Le filtrage adaptatif est un outil puissant en traitement du signal, communications numériques, et contrôle automatique. Le choix du signal d'entrée $x(n)$ et de la réponse désirée (référence) $d(n)$, c'est lui qui différencie essentiellement les applications.

On peut identifier quatre classes d'applications [17] :

- ✓ L'annulation d'interférences (réduction du bruit, annulation d'écho) : Le signal d'entrée est corrélé avec un signal de référence.
- ✓ Identification de système : Le filtre adaptatif et le système à identifier reçoivent le même signal.
- ✓ La modélisation inverse : Le filtre adaptatif est en série avec un système inconnu.
- ✓ Prédiction linéaire : Le signal désiré est le signal d'entrée avant un délai.

2.5 Critères de comparaison et choix des algorithmes adaptatifs

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

La vitesse de convergence, erreur quadratique moyenne, la capacité, la robustesse au bruit (stabilité), la complexité, la structure (modularité, parallélisme...), les propriétés numériques (stabilité et précision) [17].

Le tableau 2.1 représente les Critères de comparaison des algorithmes adaptatifs.

| Critères | Définitions |
|---------------------|---|
| Taux de convergence | Nombre d'itérations pour converger suffisamment près de la solution de Wiener. |
| Désajustement | La différence entre la moyenne d'ensemble de l'erreur quadratique et l'erreur quadratique minimale obtenue avec Wiener. |
| Robustesse | Résistance au mauvais conditionnement des données. |
| Complexité | Nombres d'opérations par itération + place mémoire nécessaire (programme et données). |
| Structure | Aspect hardware, complexité de l'implémentation matérielle. |
| Stabilité numérique | Influence des erreurs de quantification, problème de la propagation des erreurs. |

Tableau 2.1. Critères de comparaison des algorithmes adaptatifs.

2.6 Présentation des algorithmes de filtrage adaptatif

Un algorithme adaptatif est un ensemble d'instructions pour exécuter une fonction qui peut s'adapter en cas de changements dans l'environnement. Les algorithmes adaptatifs sont capables d'ajuster intelligemment leurs activités à la lumière de l'évolution des circonstances pour obtenir le meilleur résultat possible. Ils peuvent être programmés dans

certain nombre de langages informatiques à tout faire, de l'automatisation de contrôle du trafic aérien... [5].

Les algorithmes de filtrage adaptatif permettent de calculer les coefficients du filtre $w(n)$ de façon à ce que la différence entre le signal $d(n)$ et la sortie du filtre $y(n)$ soit minimisée au sens d'un critère statistique préalablement défini. De manière générale, un algorithme d'adaptation simple se présente sous la forme vectorielle suivante [12] :

$$\begin{pmatrix} \text{vecteur des} \\ \text{nouveaux} \\ \text{coefficients} \\ \text{du filtre} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \text{vecteur des} \\ \text{anciens} \\ \text{coefficients} \\ \text{du filtre} \end{pmatrix} + (\text{Pas d'adaptations}). (\text{terme de correction})$$

2.6.1 Algorithme de gradients stochastiques (LMS)

L'algorithme LMS 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. C'est un algorithme qui minimise l'erreur quadratique moyenne entre un signal désiré et celui d'estimation, c'est-à-dire l'erreur.

La figure 2.3 représente un schéma du principe de l'algorithme LMS :

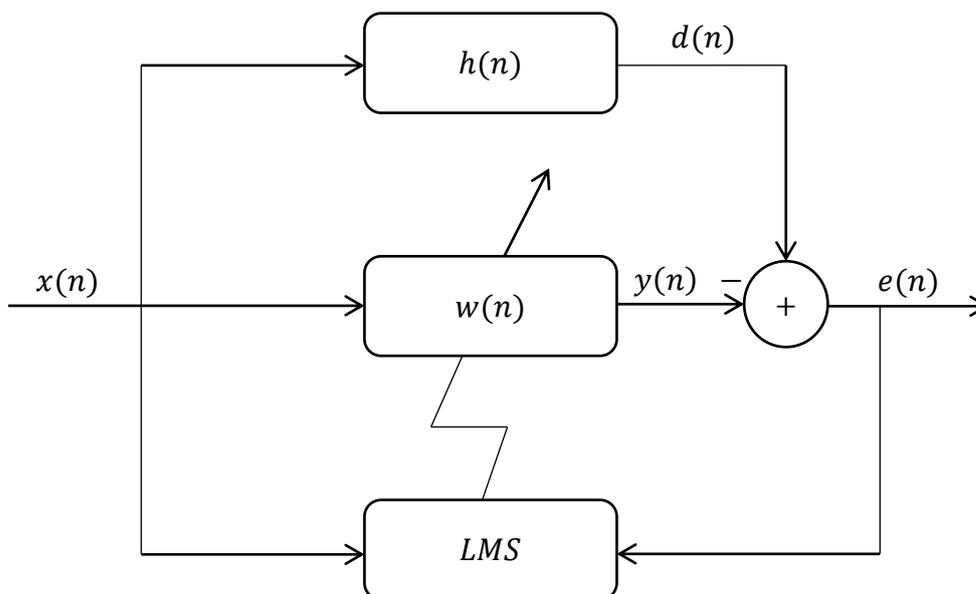


Figure 2.3. Schéma représentatif de l'algorithme LMS.

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

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (2.19)$$

$$e(n) = d(n) - \mathbf{w}(n)^T \mathbf{x}(n) \quad (2.20)$$

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

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) - \nabla_{\mathbf{w}}(e(n)) \quad (2.21)$$

$\nabla_{\mathbf{w}}$: Représente le gradient, mais dans un sens du minimum

On obtient :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + 2\mathbf{x}(n)e(n) \quad (2.22)$$

Cette relation est bien celle du LMS, on rajoute un paramètre μ pour contrôler la vitesse de convergence, donc le LMS est géré par les deux équations :

1- Erreur du filtrage :

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

2- Adaptation du filtrage :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mu e(n) \mathbf{x}(n) \quad (2.24)$$

Avec μ : le pas d'adaptation de l'algorithme (qui dépend de l'énergie de $x(n)$) tel que :

$$0 < \mu < \frac{1}{M\sigma_x^2} \quad (2.25)$$

Où

M : La taille du filtre adaptatif.

σ_x^2 : L'énergie du signal d'entrée $x(n)$.

2.6.2 Algorithme du gradient stochastique normalisé (NLMS)

L'algorithme de gradient stochastique normalisé NLMS est une variante du LMS dont le gain d'adaptation est normalisé par l'énergie du signal d'entrée $x(n)$ pour des signaux non

stationnaires. L'énergie de signal $x(n)$ varie avec le temps, l'algorithme LMS aura du mal à fonctionner correctement, puisque μ constant [18].

L'algorithme LMS normalisé est obtenu en minimisant la fonction coût suivant :

$$J(n) = \| \mathbf{w}(n+1) - \mathbf{w}(n) \|^2 \quad (2.26)$$

Avec la contrainte :

$$d(n) = \mathbf{w}^T(n+1)\mathbf{x}(n) \quad (2.27)$$

Cela revient à minimiser la mise à jour des coefficients du filtre tout en minimisant le signal d'erreur.

La solution de ce problème est obtenue en utilisant la technique des multiplieurs de Lagrange. En effet, on cherchera à minimiser la fonction coût par rapport à $\mathbf{w}(n+1)$.

$$J(n) = \| \mathbf{w}(n+1) - \mathbf{w}(n) \|^2 + \lambda [d(n) - \mathbf{w}^T(n+1)\mathbf{x}(n)] \quad (2.28)$$

Où λ le multiplieur de Lagrange, on obtient :

$$\frac{\partial J(n)}{\partial [\mathbf{w}(n+1)]} = 2[\mathbf{w}(n+1) - \mathbf{w}(n) - \lambda \mathbf{x}(n) = \mathbf{0}_{M \times 1}] \quad (2.29)$$

Soit :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\lambda}{2} \mathbf{x}(n) \quad (2.30)$$

Or d'après la contrainte :

$$d(n) = \mathbf{w}^T(n+1)\mathbf{x}(n) = \mathbf{w}(n)^T \mathbf{x}(n) + \frac{\lambda}{2} \mathbf{x}(n)^T \mathbf{x}(n) \quad (2.31)$$

Ce qui donne :

$$\lambda = \frac{2e(n)}{\mathbf{x}(n)^T \mathbf{x}(n)} \quad (2.32)$$

Finalement, nous obtenons l'algorithme NLMS :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\lambda}{2} \mathbf{x}(n) = \mathbf{w}(n) + \frac{1}{\mathbf{x}(n)^T \mathbf{x}(n)} e(n) \mathbf{x}(n) \quad (2.33)$$

En pratique, pour mieux contrôler la mise à jour des coefficients du filtre, on introduit un facteur positif μ_0 ($0 < \mu_0 < 2$).

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\mu_0}{\mathbf{x}(n)^T \mathbf{x}(n)} e(n) \mathbf{x}(n) \quad (2.34)$$

Pour éviter les difficultés numériques (division par zéros) quand l'énergie du signal d'entrée est petite, on modifie l'algorithme comme suit :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\mu_0}{\delta + \mathbf{x}(n)^T \mathbf{x}(n)} e(n) \mathbf{x}(n) \quad (2.35)$$

Où :

$\delta \ll 1$: Un scalaire de régularisation.

2.6.3 Comparaison entre les algorithmes LMS et NLMS

Le tableau 2.2 montre le résumé de l'algorithme adaptatif LMS et NLMS.

| LMS | NLMS |
|--|--|
| <ul style="list-style-type: none"> ◆ L'algorithme LMS est très simple. ◆ Le taux de convergence et la stabilité dépendent de la taille du pas. ◆ Un petit pas d'adaptation, une stable convergence mais plus lente. ◆ Un grand pas d'adaptation, une convergence plus rapide, mais instable. | <ul style="list-style-type: none"> ◆ Une stable convergence plus rapide que LMS. ◆ Le transitoire dépend de la dispersion spectrale du signal d'entrée. ◆ La convergence peut devenir très lente dans le cas de la parole. ◆ Plus de complexité que LMS. |

Tableau 2.2. Résumé de l'algorithme adaptatif LMS et NLMS [19].

2.7 Filtrage adaptatif en sous-bandes

L'idée de filtrage adaptatif en sous-bandes est de décomposer le signal d'entrée en plusieurs composantes en sous-bandes, pour situer les bandes de fréquence où l'on peut trouver l'information. Cela permet de d'augmenter la vitesse de convergence en gardant presque la même complexité des calculs par rapport aux algorithmes pleine bande [12].

2.7.1 Principe

La figure 2.4 présente la structure du filtrage adaptatif en sous-bande (SAF), son principe est l'identification d'une réponse impulsionnelle.

Premièrement en décomposant le signal d'entrée $x(n)$ en ensemble des sous-signaux par de filtres d'analyse $H_i(z)$ pour $i = 1 \dots, N$ et la même chose pour le signal désiré $d(n)$.

Deuxièmes ces signaux de sous-bandes $x_i(n)$ et $d_i(n)$ pour $i = 1 \dots, N$, sont décimé par le facteur D alors on obtient les nouveaux signaux $x_{i,D}(k)$ et $d_{i,D}(k)$, qui sont traités par les différents sous-filtres adaptatifs $w_i(z)$. Chaque sous-filtre a une boucle d'adaptation indépendante avec un signal d'erreur calculé localement $e_{i,D}(k)$ pour mettre à jour les pondérations de prise afin de minimiser le signal d'erreur de sous-bande correspondant.

Le signal d'erreur de bande complète $e(n)$ est finalement obtenu en interpolant $e_{i,D}(k)$ et en recombinaut tous les signaux d'erreur de sous-bandes en utilisant un banc de filtres de synthèse.

Le décimateur et l'interpolateur sont deux dispositifs de base de conversion (ou de modification) du taux d'échantillonnage utilisé dans un système multi-échelons pour obtenir différents taux d'échantillonnage utilisés à différents stades du système [20].

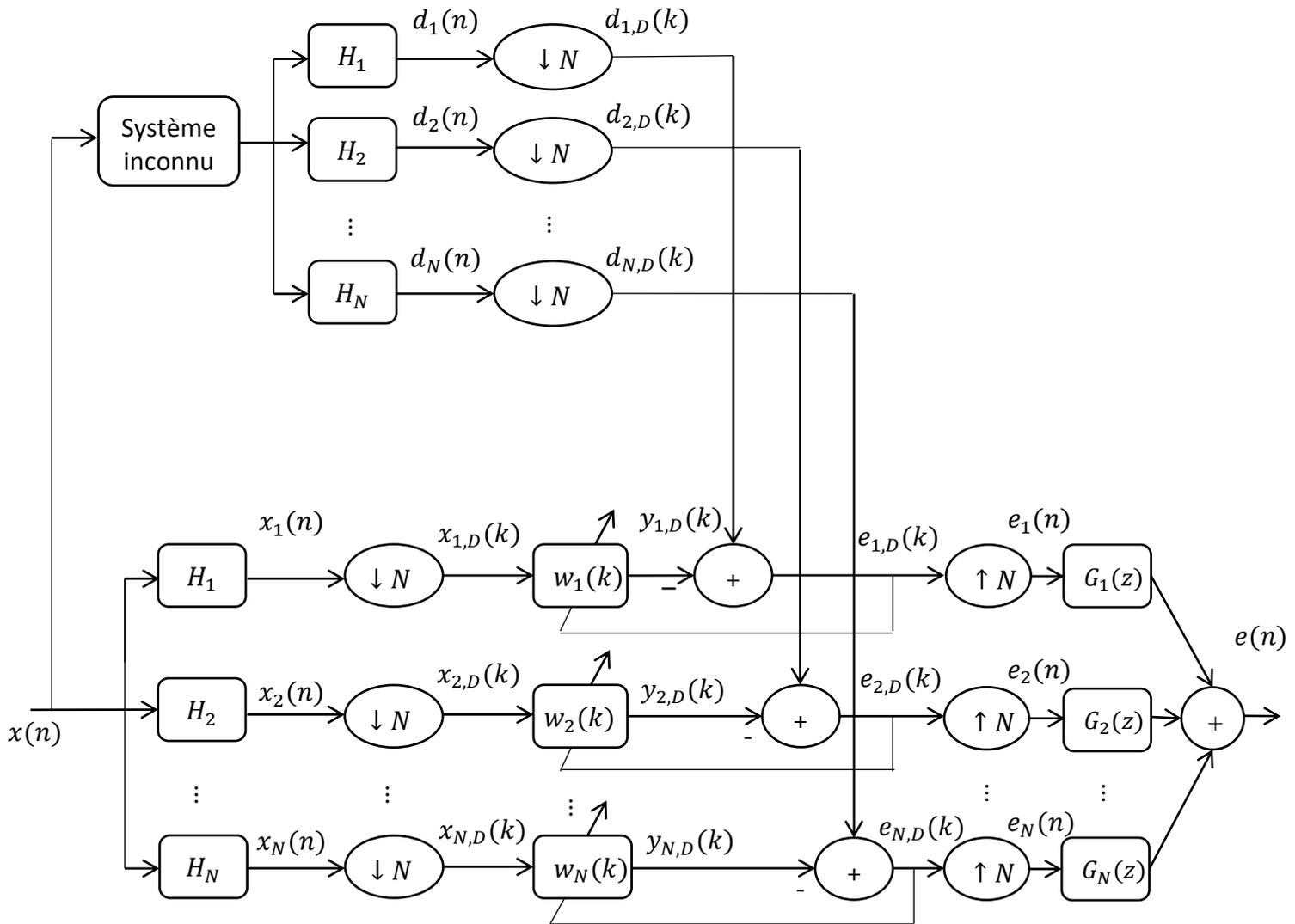


Figure 2.4. Principe du filtrage adaptatif en sous-bandes.

a Décimation

Un décimateur ne retient que les échantillons de $x(n)$ qui apparaît à des instants égaux à des multiples de D , comme la figure présente 2.5 [20].

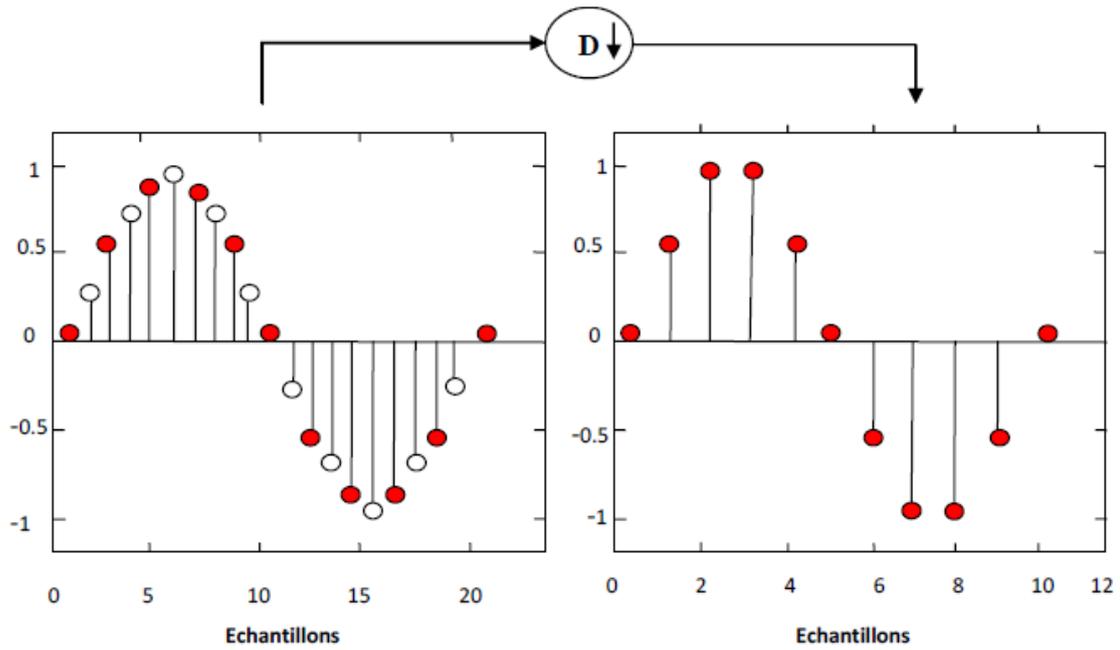


Figure 2.5. Opération de décimation par un facteur D .

La sortie du décimateur peut être exprimée comme suit :

$$s_D(k) = s(kD) \quad (2.36)$$

Où :

D : Le facteur de décimation.

k : L'indice de temps des séquences décimées $x_D(k)$.

Le taux d'échantillonnage de la séquence décimée est D fois inférieur à celui de la séquence d'entrée $x(n)$.

La relation entre l'entrée et la sortie du décimateur D dans le domaine de transformée en z est donnée par :

$$s_D(z) = \frac{1}{D} \sum_{l=0}^{D-1} s\left(z^{\frac{1}{D}} e^{-jl\frac{2\pi}{D}}\right) \quad (2.37)$$

b Interpolation

Un interpolateur augmente le taux d'échantillonnage du signal d'entrée $x(n)$ en insérant $(I - 1)$ des échantillons nuls entre chaque paire d'échantillons d'entrée adjacents en fonction de la relation [20].

$$s_I(k) = \begin{cases} s\left(\frac{n}{I}\right), & n = 0, +I, +2I, \dots \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (2.38)$$

Où :

I : Le facteur d'interpolation.

k : L'indice de temps de la séquence interpolée $x_i(k)$.

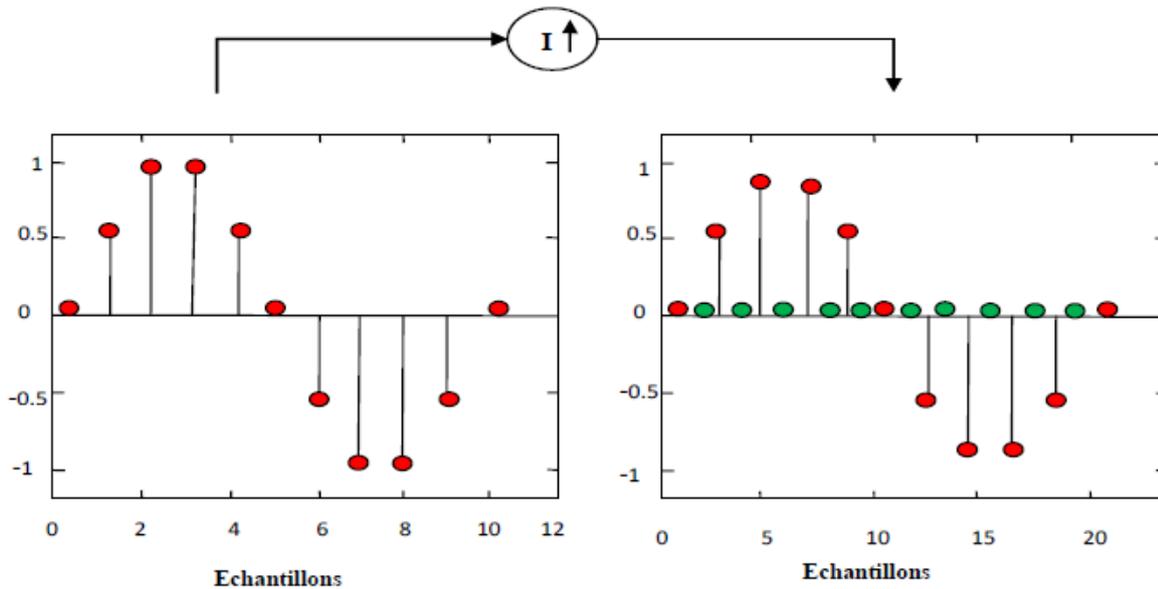


Figure 2.6. Opération d'interpolation par un facteur I .

La relation entre l'entrée et la sortie de l'interpolateur I dans le domaine de la transformée en z est donnée par :

$$s_I(z) = s(z^I) \quad (2.39)$$

c Banc de filtres

Un banc de filtres est un ensemble de filtres passe-bande avec une entrée commune pour le groupe de filtres d'analyses ou une sortie additionnée pour le groupe de filtres de synthèses. Ces bancs travaillant en parallèle et découpant la bande de fréquence en N sous-bandes [20].

2.8 Conclusion

Le filtrage adaptatif est une partie très importante du traitement des signaux aléatoires. Son principal intérêt consiste à éliminer un bruit dont les caractéristiques évoluent dans le temps par différentes algorithmiques.

Dans ce chapitre, nous avons expliqué le principe du filtrage adaptatif et ses applications. Ensuite, nous avons présenté les algorithmes adaptatifs les plus populaires en traitement des signaux aléatoires. Ainsi que le filtrage adaptatif en sous-bandes.

Dans le prochain chapitre, nous allons présenter les algorithmes adaptatifs en sous-bandes avec un pas d'adaptation fixe et variable.

Chapitre 3 Algorithmes proposés

3.1 Introduction

Il existe dans la littérature des algorithmes bi-capteurs efficaces pour la réduction du bruit et le rehaussement de la parole.

Dans ce chapitre, nous allons présenter de nouveaux algorithmes en sous-bandes à pas d'adaptation variable et avec un seul filtre, qui permet d'améliorer la vitesse de convergence et la qualité du signal estimée à la sortie.

Nous commençons par la présentation de la structure Forward avec un seul filtre et les algorithmes adaptatifs en sous-bandes (LMS et NLMS). Par la suite, on va détailler les nouveaux algorithmes proposés (en anglais VS-NSF_{NLMS} : Variable Step-size Forward NLMS with N Subband).

3.2 Structure Forward avec un seul filtre

Il existe deux structures de séparation aveugle de source, la structure directe et récursive qui sert pour l'annulation du bruit et le rehaussement de la parole. Dans ce travail, nous nous concentrons sur la structure forward.

La structure directe FBSS (en anglais Forward Blind Source Separation) est donnée par la figure 3.1. On utilise cette structure pour estimer le signal original à partir seulement des signaux observés sans aucune information ni sur le mélange ni sur les signaux des sources seulement l'indépendance entre les deux signaux de sources, en utilisant un seul filtre adaptatif symétrique $w_{21}(n)$.

La solution théorique est donnée par :

$$w_{21,opt}(n) = h_{21}(n) \quad (3.1)$$

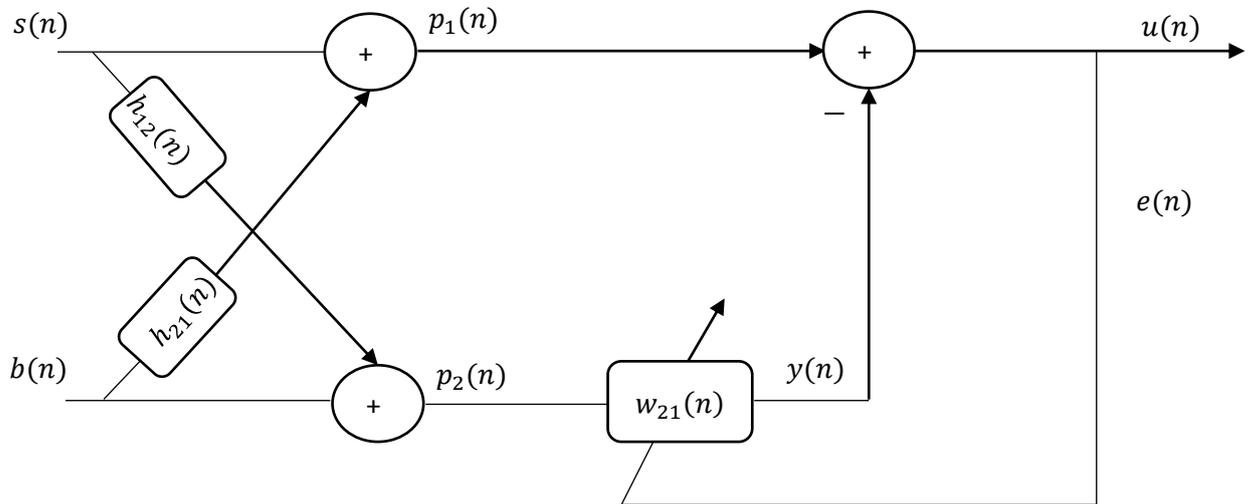


Figure 3.1. Structure symétrique directe avec un seul filtre.

Où :

$s(n)$: Le signal de parole.

$b(n)$: Le bruit.

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

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

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

$w_{21}(n)$: Le filtre adaptatif.

$u(n)$: Le signal de parole estimé.

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

Pour ce modèle les mélanges $p_1(n)$ et $p_2(n)$ sont donnés par les formules suivantes :

$$p_1(n) = s(n) + b(n) * h_{21}(n) \quad (3.2)$$

$$p_2(n) = b(n) + s(n) * h_{12}(n) \quad (3.3)$$

Le symbole * représente le produit de convolution linéaire.

À la sortie de la structure Forward présentée dans la figure 3.1, nous obtenons le signal estimé $u(n)$ donné par la formule suivante :

$$u(n) = p_1(n) - p_2(n) * w_{21}(n) \quad (3.4)$$

En remplaçant les équations 3.2 et 3.3 dans la formule du signal estimé $u(n)$, nous trouvons l'expression finale de sortie donnée par :

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

À l'optimum $w_{21,opt}(n) = h_{21}(n)$, l'équation 3.6 montre que le signal estimé à la sortie converge vers le signal de parole originale, mais avec une distorsion :

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

3.3 Algorithme adaptatif en sous-bandes

Le filtrage adaptatif en sous-bandes a été proposé pour améliorer le comportement de convergence des algorithmes. Nous devons d'abord identifier la fonction de coût à minimiser $J(n)$, pour dériver l'algorithme d'adaptation de chaque sous-filtre.

3.3.1 Algorithme Forward LMS en sous-bandes

Dans cette partie, nous allons utiliser l'algorithme LMS. Le fonctionnement de l'algorithme à gradient stochastique LMS est basé sur la minimisation de l'énergie d'erreur. En l'utilisant pour mettre à jour les filtres $w_{21,i}(k)$.

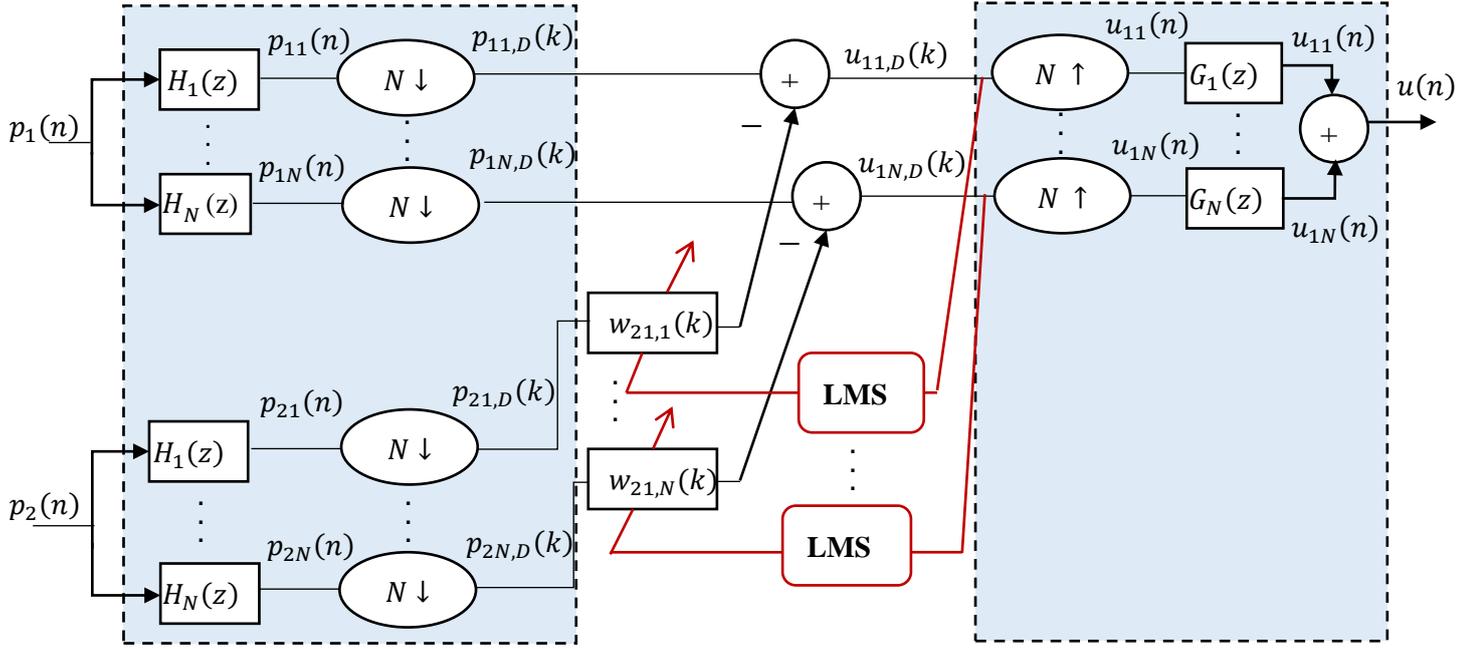


Figure 3.2. Structure de l'algorithme LMS en sous-bandes.

La figure 3.2 présente la structure de l'algorithme LMS en sous-bandes qui adapte le filtre $w_{21}(k)$ et calcule les signaux d'erreur sous-bandes $e_{11,D}(k)$ et $e_{1N,D}(k)$. Ces signaux d'erreur servent à la mise à jour de chaque filtre adaptatif $w_{21,N}(k)$

Les équations de sortie du filtre pour chaque sous-bande sont données par :

$$u_{11,D}(k) = p_{11,D}(k) - \mathbf{w}_{21,1}(k-1) \mathbf{p}_{21,D}(k) \quad (3.7)$$

⋮

$$u_{1N,D}(k) = p_{1N,D}(k) - \mathbf{w}_{21,N}(k-1) \mathbf{p}_{2N,D}(k) \quad (3.8)$$

Le terme d'erreur pour chaque sous-bande sont données par :

$$e_{11,D}(k) = p_{11,D}(k) - \mathbf{w}_{21,1}(k) \mathbf{p}_{21,D}(k) \quad (3.9)$$

⋮

$$e_{1N,D}(k) = p_{1N,D}(k) - \mathbf{w}_{21,N}(k) \mathbf{p}_{2N,D}(k) \quad (3.10)$$

Les équations de mise à jour des filtres sont données par :

$$\mathbf{w}_{21,1}(k) = \mathbf{w}_{21,1}(k-1) + \mu_{21,1} u_{11,D}(k) \mathbf{p}_{21,D}(k) \quad (3.11)$$

.

.

.

$$\mathbf{w}_{21,N}(k) = \mathbf{w}_{21,N}(k-1) + \mu_{21,N} u_{1N,D}(k) \mathbf{p}_{2N,D}(k) \quad (3.12)$$

Où :

$\mu_{21,1}$ et $\mu_{21,N}$: Les pas d'adaptation fixe des filtres $w_{21,i}$

Nous pouvons facilement dériver l'algorithme adaptatif en sous-bandes pour le cas général à N bandes, alors la structure du système contient donc N copies de chacun des N filtres adaptatifs $w_{21,i}(k)$. Il y a aussi N signaux d'erreur $e_{1i,D}(k)$ qui contrôlent l'adaptation de ces filtres.

Dans le cas général l'équation de la mise à jour des filtres est donnée par :

$$\mathbf{w}_{21,i}(k) = \mathbf{w}_{21,i}(k-1) + \mu_{21,i} u_{1i,D}(k) \mathbf{p}_{2i,D}(k) \quad (3.13)$$

3.3.2 Algorithme Forward NLMS en sous-bandes

L'algorithme de gradient stochastique normalisé NLMS consiste à normaliser le pas d'adaptation μ de l'algorithme LMS. Les pas d'adaptations $\mu_{21,i}$ sont normalisés par l'énergie des signaux d'entrée $p_{2i,D}(n)$, pour réduire au minimum l'effet de la variation de la puissance du signal d'entrée et rendre ainsi la convergence plus au moins uniforme en passant d'une étape d'adaptation à une autre.

Pour obtenir $\mu_{21,1}$ et $\mu_{21,N}$ par exemple, on a remplacé l'équation 3.11 dans l'équation 3.9 et l'équation 3.12 dans l'équation 3.10 respectivement, nous trouvons les expressions finales de sortie données par :

$$e_{11,D}(k) = p_{11,D}(k) - [\mathbf{w}_{21,1}(k-1) + \mu_{21,1} u_{11,D}(k) \mathbf{p}_{21,D}(k)] \mathbf{p}_{21,D}(k) \quad (3.14)$$

.

.

.

$$e_{1N,D}(k) = p_{1N,D}(k) - [\mathbf{w}_{21,N}(k-1) + \mu_{21,N} u_{1N,D}(k) \mathbf{p}_{2N,D}(k)] \mathbf{p}_{2N,D}(k) \quad (3.15)$$

Ensuite, en insérant l'équation 3.7 dans l'équation 3.14 et l'équation 3.8 dans l'équation 3.15 respectivement, on obtient :

$$e_{11,D}(k) = u_{11,D}(k) + \mathbf{w}_{21,1}(k-1)\mathbf{p}_{21,D}(k) - [\mathbf{w}_{21,1}(k-1) + \mu_{21,1}u_{11,D}(k)\mathbf{p}_{21,D}(k)]\mathbf{p}_{21,D}(k) \quad (3.16)$$

.

.

.

$$e_{1N,D}(k) = u_{1N,D}(k) + \mathbf{w}_{21,N}(k-1)\mathbf{p}_{2N,D}(k) - [\mathbf{w}_{21,N}(k-1) + \mu_{21,N}u_{1N,D}(k)\mathbf{p}_{2N,D}(k)]\mathbf{p}_{2N,D}(k) \quad (3.17)$$

À l'optimum on a $e_{11,D}(k) = 0$ et $e_{1N,D}(k) = 0$

$$u_{11,D}(k) - u_{11,D}(k)\mu_{21,1}\mathbf{p}_{21,D}(k)\mathbf{p}_{21,D}(k) = 0 \quad (3.18)$$

.

.

.

$$u_{1N,D}(k) - u_{1N,D}(k)\mu_{21,N}\mathbf{p}_{2N,D}(k)\mathbf{p}_{2N,D}(k) = 0 \quad (3.19)$$

Elles deviennent :

$$u_{11,D}(k) [1 - \mu_{21,1}\|\mathbf{p}_{21,D}(k)\|^2] = 0 \quad (3.20)$$

.

.

.

$$u_{1N,D}(k) [1 - \mu_{21,N}\|\mathbf{p}_{2N,D}(k)\|^2] = 0 \quad (3.21)$$

Ou encore :

$$\mu_{21,1} = \frac{1}{\|\mathbf{p}_{21,D}(k)\|^2} \quad (3.22)$$

.

.

.

$$\mu_{21,N} = \frac{1}{\|\mathbf{p}_{2N,D}(k)\|^2} \quad (3.23)$$

Les équations de mise à jour des filtres :

$$\mathbf{w}_{21,1}(k) = \mathbf{w}_{21,1}(k-1) + \mu_{21n,1} \frac{u_{11,D}(k) \mathbf{p}_{21,D}(k)}{\|\mathbf{p}_{21,D}(k)\|^2 + \varepsilon} \quad (3.24)$$

⋮

$$\mathbf{w}_{21,N}(k) = \mathbf{w}_{21,N}(k-1) + \mu_{21n,N} \frac{u_{1N,D}(k) \mathbf{p}_{2N,D}(k)}{\|\mathbf{p}_{2N,D}(k)\|^2 + \varepsilon} \quad (3.25)$$

Dans le cas général l'équation de la mise à jour des filtres est donnée par :

$$\mathbf{w}_{21,i}(k) = \mathbf{w}_{21,i}(k-1) + \mu_{21n,i} \frac{u_{1i,D}(k) \mathbf{p}_{2i,D}(k)}{\|\mathbf{p}_{2i,D}(k)\|^2 + \varepsilon} \quad (3.26)$$

Où :

ε : Une petite constante positive utilisée pour éviter la division par zéro.

$\mu_{21n,i}$: Pas d'adaptation fixe normalisée de $i^{\text{ème}}$ sous-bandes.

La structure de l'algorithme Forward NLMS en sous-bandes est donnée par la figure suivante :

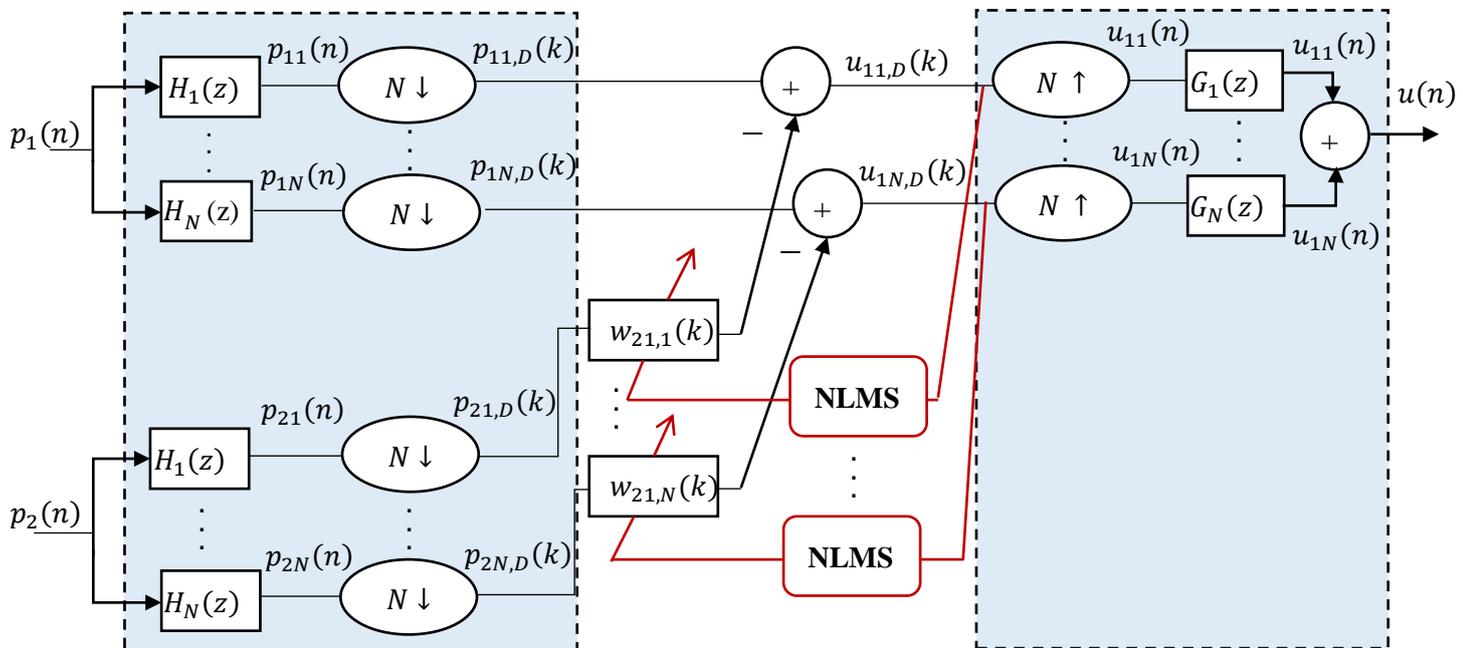


Figure 3.3. Structure de l'algorithme NLMS en sous-bandes.

3.4 Description de pas d'adaptation optimal

Dans cette section, nous présentons les pas d'adaptations optimaux des algorithmes LMS et NLMS, qui sert à contrôler la stabilité et le comportement de la convergence des filtres.

Dans le cas de l'algorithme LMS, le pas d'adaptation varie comme suite $0 < \mu < \frac{1}{\lambda_{max}}$.

Où :

λ_{max} : La valeur propre maximale de la matrice d'auto-corrélation \mathbf{R} .

- Avec un μ faible, le LMS converge lentement, mais l'EQM excédentaire petite.
- Avec un μ grand, le LMS converge rapidement, mais l'EQM excédentaire grande.

Dans le cas de l'algorithme NLMS, le pas d'adaptation est : $0 < \mu_n < 2$.

- L'algorithme NLMS convergence lentement dans les régions de fréquences où le signal d'excitation a une faible énergie.

Une méthode pour augmenter le taux de convergence des algorithmes adaptatifs consiste à faire varier le pas d'adaptation $\mu_{21,i}$ tel que :

- $\mu_{21,i}$ Soit grand au départ lorsque l'on est loin de l'optimum.
- $\mu_{21,i}$ Soit faible lorsque l'on se retrouve au voisinage de l'optimum.

Par la suite, nous allons présenter une étude détaillée sur les pas d'adaptations variables proposes pour améliorer la performance des algorithmes classiques, donc pour faire cette étude on utilise la formule de mise à jour du filtre de l'algorithme NLMS $w_{21,i}(k)$, qui est donnée par l'équation 3.26.

Nous définissons le vecteur d'erreur calculé entre les coefficients du filtre estimé et les coefficients de réponse réelle, c'est-à-dire $\varepsilon_2(n) = h_{21} - w_{21,i}(n)$

En utilisant le critère de déviation quadratique moyenne (DQM) :

$$C_2(n) = E[\|\varepsilon_2(n)\|^2] = E[\|\mathbf{h}_{21} - \mathbf{w}_{21,i}(n)\|^2] \quad (3.27)$$

$$C_2(n-1) = E[\|\varepsilon_2(n-1)\|^2] = E[\|\mathbf{h}_{21} - \mathbf{w}_{21,i}(n-1)\|^2] \quad (3.28)$$

On fait la soustraction entre l'équation 3.27 et 3.28

$$C_2(n) - C_2(n-1) = E \left[\|\mathbf{h}_{21} - \mathbf{w}_{21,i}(n)\|^2 - \|\boldsymbol{\varepsilon}_2(n-1)\|^2 \right] \quad (3.29)$$

Par l'insertion de l'équation 3.26 dans la formule 3.29, on obtient la nouvelle équation qu'est donnée par :

$$\begin{aligned} C_2(n) - C_2(n-1) &= E \left[\left\| \mathbf{h}_{21} - \mathbf{w}_{21,i}(n-1) - \mu_{21n,i} \frac{u_{1i}(k) \mathbf{p}_{2i,D}(k)}{\|\mathbf{p}_{2i,D}(k)\|^2 + \varepsilon} \right\|^2 - \|\boldsymbol{\varepsilon}_2(n-1)\|^2 \right] \end{aligned} \quad (3.30)$$

On simplifie :

$$C_2(n) - C_2(n-1) = E \left[\left\| \boldsymbol{\varepsilon}_2(n-1) - \mu_{21n,i}(k) \frac{u_{1i}(k) \mathbf{p}_{2i,D}(k)}{\|\mathbf{p}_{2i,D}(k)\|^2 + \varepsilon} \right\|^2 - \|\boldsymbol{\varepsilon}_2(n-1)\|^2 \right] \quad (3.31)$$

Ou encore :

$$\begin{aligned} C_2(n) - C_2(n-1) &= E \left[\|\boldsymbol{\varepsilon}_2(n-1)\|^2 - 2\mu_{21n,i}(k) \frac{u_{1i}(k) \mathbf{p}_{2i,D}(k)}{\|\mathbf{p}_{2i,D}(k)\|^2 + \varepsilon} \cdot \boldsymbol{\varepsilon}_2(n-1) \right. \\ &\quad \left. + \mu_{21n,i}^2(k) \frac{u_{1i}^2(k) \|\mathbf{p}_{2i,D}(k)\|^2}{\|\mathbf{p}_{2i,D}(k)\|^4 + \varepsilon} - \|\boldsymbol{\varepsilon}_2(n-1)\|^2 \right] \end{aligned} \quad (3.32)$$

On simplifie :

$$\mu_{21n,i}^2(k) \frac{u_{1i}^2(k)}{\|\mathbf{p}_{2i,D}(k)\|^2} - 2\mu_{21n,i}(k) \frac{u_{1i}(k) \mathbf{p}_{2i,D}(k)}{\|\mathbf{p}_{2i,D}(k)\|^2 + \varepsilon} \cdot \boldsymbol{\varepsilon}_2(n-1) \cong 0 \quad (3.33)$$

À l'optimum on a $C_2(n) - C_2(n-1) \cong 0$

En utilisant la formule 3.33, donc le pas d'adaptation optimal est donné par la relation suivante :

$$\mu_{21n,i,opt}(k) = 2 \frac{E \left[u_{1i}(k) \mathbf{p}_{2i,D}(k) \left(\|\mathbf{p}_{2i,D}(k)\|^2 \right)^{-1} \cdot \boldsymbol{\varepsilon}_2(n-1) \right]}{E \left[u_{1i}^2(k) \left(\|\mathbf{p}_{2i,D}(k)\|^2 \right)^{-1} \right]} \quad (3.34)$$

Le principe général de cette étude est la variation des pas d'adaptations $\mu_{21n,i}(k)$ des coefficients des filtres $w_{21,i}(k)$ dans un intervalle $[\mu_{min}, \mu_{max}]$.

Le comportement est le suivant :

- $\mu_{21n,i}(k) \rightarrow \mu_{max}$: vitesse de convergence rapide.
- $\mu_{21n,i}(k) \rightarrow \mu_{min}$: très bonne qualité de signal estimé.

3.5 Algorithme NLMS en sous-bande à pas variable

Dans le domaine de réduction du bruit acoustique et le rehaussement de la parole, les algorithmes adaptatifs à pas variable représentent des solutions très efficaces pour obtenir une vitesse de convergence acceptable et moins de fluctuations du signal d'erreur.

Dans cette partie, nous proposons un nouvel algorithme Forward à pas d'adaptation variable (VS-NSF_{NLMS} : Variable Step-size Forward NLMS with N Subband). L'idée de cet algorithme l'utilisation d'un seul filtre w_{21} et la variation du pas comme on a présenté.

Équations de mise à jour des filtres adaptatifs :

$$\mathbf{w}_{21,1}(k) = \mathbf{w}_{21,1}(k-1) - \mu_{21n,1}(k) \frac{u_{11,D}(k) \mathbf{p}_{21,D}(k)}{\|\mathbf{p}_{21,D}(k)\|^2 + \varepsilon} \quad (3.35)$$

⋮

$$\mathbf{w}_{21,N}(k) = \mathbf{w}_{21,N}(k-1) - \mu_{21n,N}(k) \frac{u_{1N,D}(k) \mathbf{p}_{2N,D}(k)}{\|\mathbf{p}_{2N,D}(k)\|^2 + \varepsilon} \quad (3.36)$$

Où la forme générale est donnée par la relation suivante :

$$\mathbf{w}_{21,i}(k) = \mathbf{w}_{21,i}(k-1) - \mu_{21n,i}(k) \frac{u_{1i,D}(k) \mathbf{p}_{2i,D}(k)}{\|\mathbf{p}_{2i,D}(k)\|^2 + \varepsilon} \quad (3.37)$$

$\mu_{21n,i}(k)$: Le pas d'adaptation variable de chaque sous-bandes. Ces pas d'adaptations prennent leurs valeurs dans l'intervalle $[\mu_{min} \text{ et } \mu_{max}]$.

$$\mu_{21n,i}(k) = \frac{\|\mathbf{F}_i(k)\|^2}{\|\mathbf{F}_i(k)\|^2 + C} \quad (3.38)$$

Avec :

$$\mathbf{F}_i(k) = \gamma \mathbf{F}_i(k-1) + (1-\gamma) \frac{u_{1i,D}(k) \mathbf{p}_{2i,D}(k)}{\|\mathbf{p}_{2i,D}(k)\|^2 + \varepsilon} \quad (3.39)$$

Cependant, le choix de ces paramètres (C et γ), dans les conditions de stabilité, reflète un compromis entre la convergence rapide et une bonne capacité de poursuite. La structure de l'algorithme Forward NLMS en sous-bandes à pas d'adaptations variables est donnée par la figure suivante :

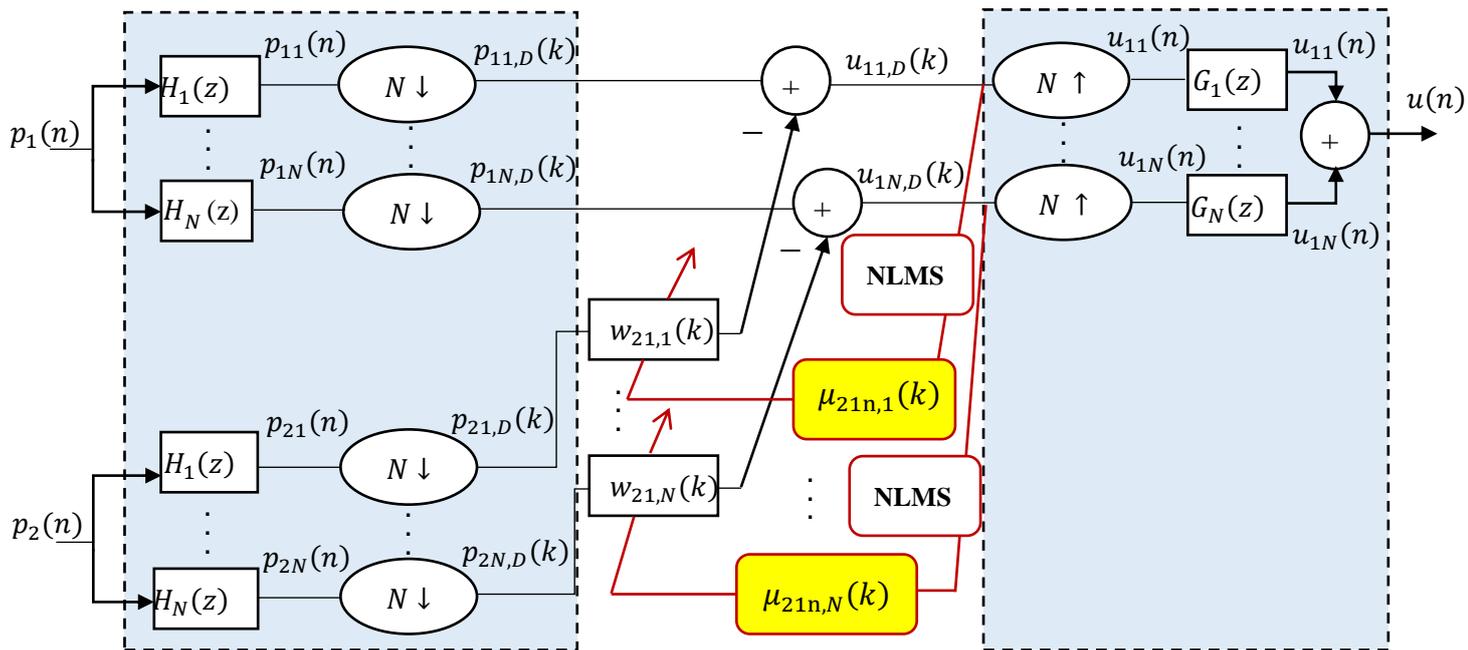


Figure 3.4. Structure de l'algorithme NLMS en sous-bandes à pas d'adaptations variables.

Algorithme VS-NSF_{NLMS}

Paramètres et variables

M : Taille des filtres adaptatifs $w_{21,i}(k)$ Avec $i = 1, 2, \dots, N$.

N : Nombre de sous-bandes.

$\mu_{21n,i}(k)$: Pas d'adaptations variables.

L : Taille des filtres d'analyse et de synthèse.

ε : Petite constante positive.

C et γ : Paramètres du contrôle.

Pour $n = 1 : iter$

Signaux de sortie des filtres :

$$y_{1i,D}(k) = \mathbf{w}_{21,i}(k-1) \mathbf{p}_{2i,D}(k)$$

Estimation des sous-signaux décimés de sortie :

$$u_{1i,D}(k) = p_{1i,D}(k) - \mathbf{w}_{21,i}^T(k) \mathbf{p}_{2i,D}(k)$$

Équation de mise à jour des filtres :

$$\mathbf{w}_{21,i}(k) = \mathbf{w}_{21,i}(k-1) - \mu_{21n,i}(k) \frac{u_{1i,D}(k) \mathbf{p}_{2i,D}(k)}{\|\mathbf{p}_{2i,D}(k)\|^2 + \varepsilon}$$

Équation de pas d'adaptation :

$$\mu_{21n,i}(k) = \frac{\|\mathbf{F}_i(k)\|^2}{\|\mathbf{F}_i(k)\|^2 + C}$$

Avec :

$$\mathbf{F}_i(k) = \gamma \mathbf{F}_i(k-1) + (1 - \gamma) \frac{u_{1i,D}(k) \mathbf{p}_{2i,D}(k)}{\|\mathbf{p}_{2i,D}(k)\|^2 + \varepsilon}$$

Fin

Tableau 3.1. Algorithme VS-NSF_{NLMS}.

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons commencé le concept de la structure Forward avec un seul filtre, ensuite nous avons présenté deux algorithmes en sous-bandes puis les algorithmes proposés qui utilisent des pas d'adaptations variables. Comme nous avons détaillé leurs structures, ainsi que leurs formules mathématiques et les équations de mise à jour du filtre.

Dans le prochain chapitre, nous présenterons les résultats de simulations de nos nouveaux algorithmes.

Chapitre 4 Résultats de simulations

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons les résultats de réduction du bruit acoustique à l'aide de l'algorithme du gradient stochastique normalisé (NLMS) et les algorithmes proposés (en anglais VS-NSF_{NLMS} : Variable Step-sizes Forward NLMS with N Subband).

D'abord, on présente les différents signaux sources utilisés dans la structure de mélange convolutif (parole et bruit), les réponses impulsionnelles et les signaux du mélange. Ensuite, nous allons passer à la simulation de nos algorithmes proposés VS-NSF_{NLMS} (dans deux et quatre sous-bandes) qui seront comparés à NLMS en pleine bande en utilisant les critères MSE et Seg_{SNR} .

4.2 Signaux utilisés en simulation

Dans l'ensemble des simulations présentées dans ce chapitre, une fréquence d'échantillonnage de 8 kHz est utilisée et un mélange convolutif bi-capteurs entre les signaux d'entrée.

4.2.1 Le signal de la parole

Un signal de parole échantillonné à 8 kHz d'environ 4 secondes prononcé par un locuteur masculin qui dit « Un loup s'est jeté immédiatement sur la petite chèvre » utilisé pour obtenir les résultats dans ce chapitre, il est présenté dans la figure ci-dessous.

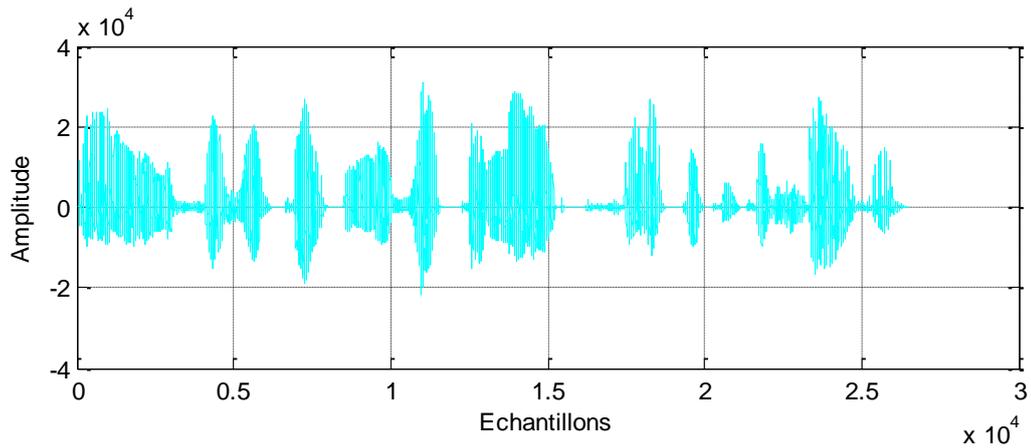


Figure 4.1. Signal de parole utilisé.

4.2.2 Le signal du bruit

Nous avons utilisé le bruit USASI (United States of American Standard Institute) pour évaluer les performances de notre algorithme.

Un bruit USASI est un processus aléatoire stationnaire avec un spectre moyen qui ressemble à celle de la parole, ce signal est représenté dans le domaine temporel par la figure 4.2 :

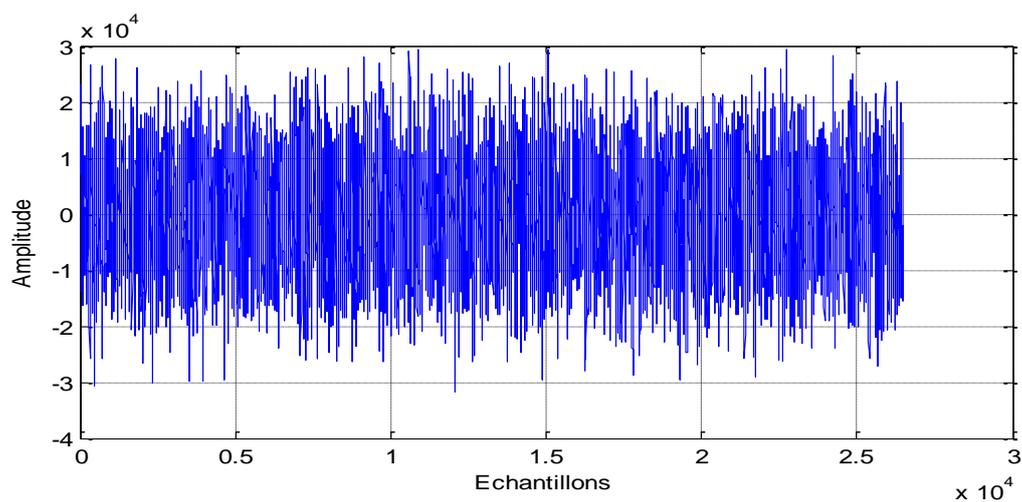


Figure 4.2. Le bruit USASI.

4.2.3 Les réponses impulsionnelles

Nous avons utilisé deux exemples de réponses impulsionnelles $h_{12}(n)$ et $h_{21}(n)$ avec une taille de $M = 128$. Elles sont représentées par les figures 4.3 et 4.4 respectivement :

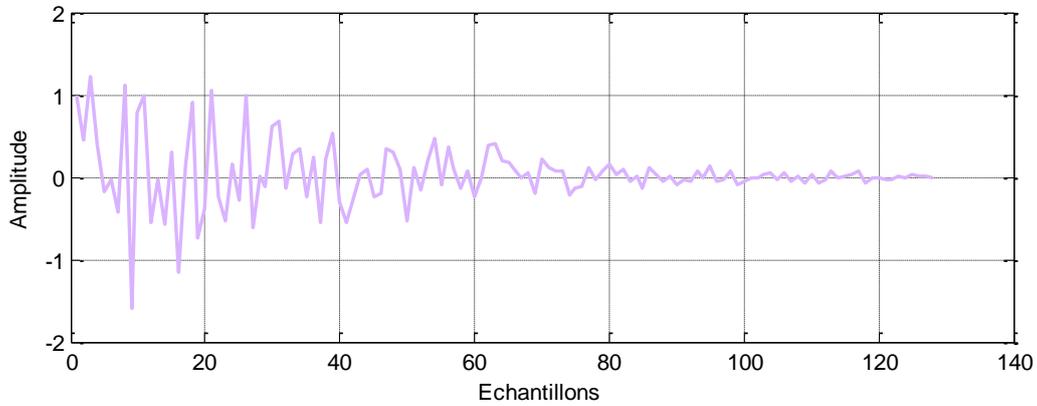


Figure 4.3. Exemple de la réponse impulsionnelle simulée $h_{12}(n)$.

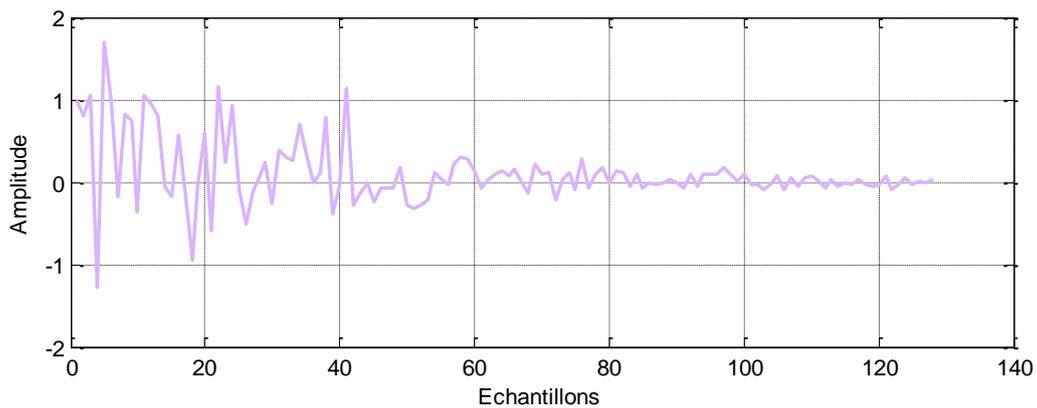


Figure 4.4. Exemple de la réponse impulsionnelle simulée $h_{21}(n)$.

4.2.4 Signaux des mélanges

Nous présentons dans les figures 4.5 et 4.6 deux exemples de signaux de mélange $p_1(n)$ et $p_2(n)$ dans le domaine temporel avec une valeur de $SNR = 0dB$ sur les deux voies. Ces signaux définissent par les formules 3.2 et 3.3 respectivement décrites dans le chapitre précédent.

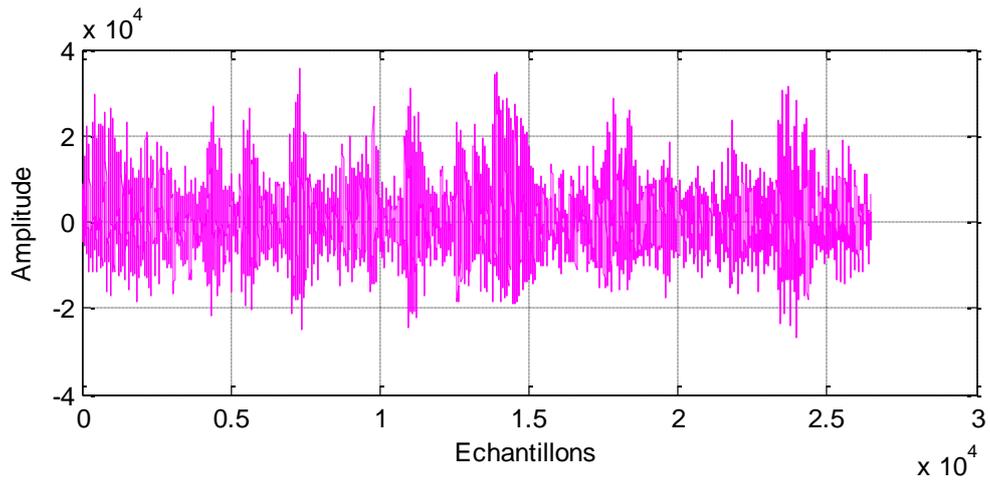


Figure 4.5. Signal de mélange $p_1(n)$.

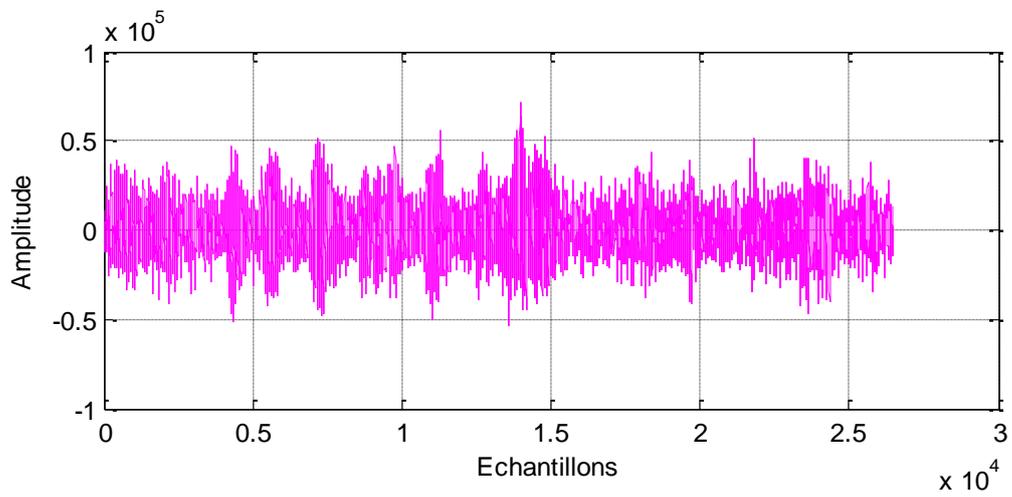


Figure 4.6. Signal de mélange $p_2(n)$.

La figure 4.7 représente une comparaison entre le signal de mélange $p_1(n)$ (signal bruité) et le signal de parole original $s(n)$.

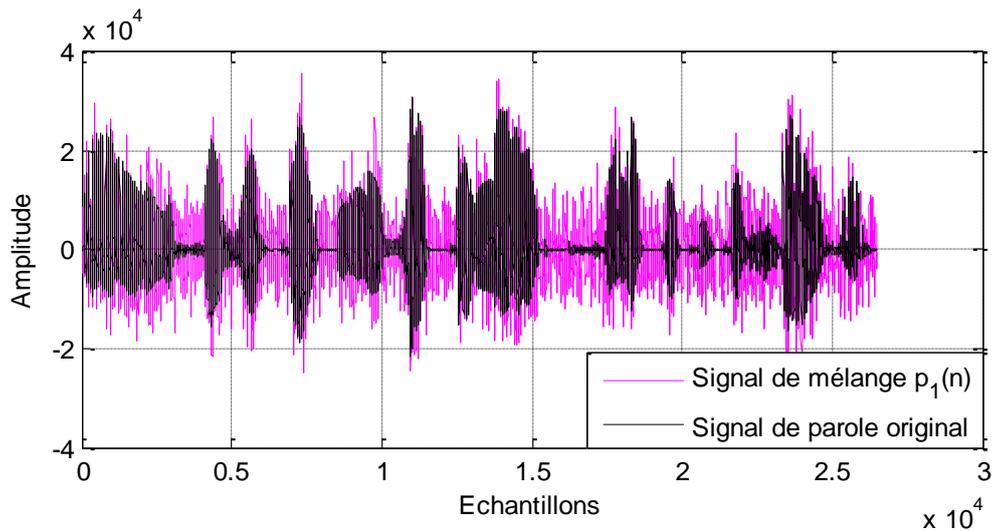


Figure 4.7. Comparaison entre le signal de mélange $p_1(n)$ et le signal de parole original.

4.3 Détection d'activité vocale (DAV)

La structure de séparation de sources utilise un mécanisme de Détection d'Activité Vocale (DAV) manuel pour contrôler l'adaptation des filtres adaptatifs.

Dans notre travail, nous utilisons le système de DAV pour contrôler et adapter le filtre $w_{21}(n)$ uniquement en période de bruit seul. La figure 4.8 représente un exemple de DAV manuel sur le même signal de parole que celui décrit précédemment dans la figure 4.1 :

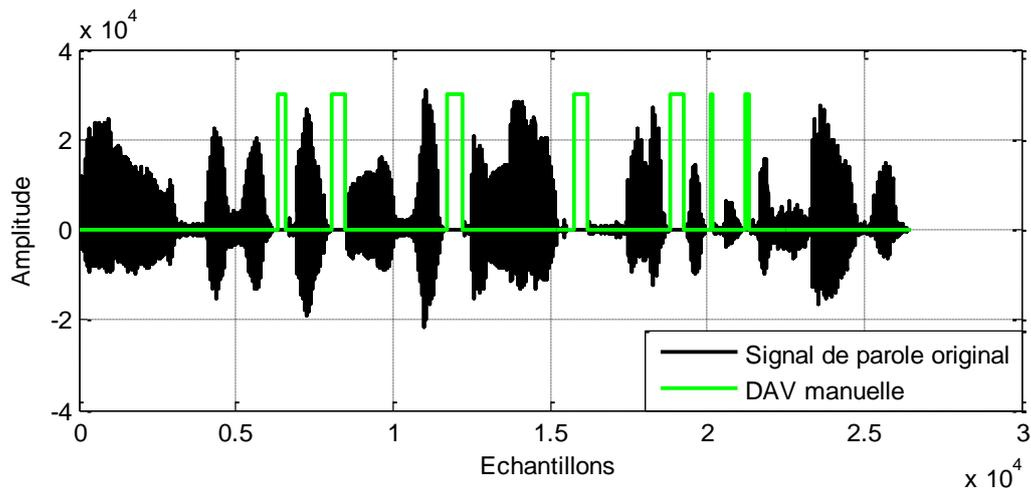


Figure 4.8. Signal de parole avec DAV.

4.4 Filtres d'analyse et de synthèse

Nous présentons les bancs des filtres d'analyses et de synthèses utilisés pour décomposition et recombinaison des deux signaux du mélange $p_1(n)$ et $p_2(n)$. Ils sont représentés par les figures 4.9 et 4.10 :

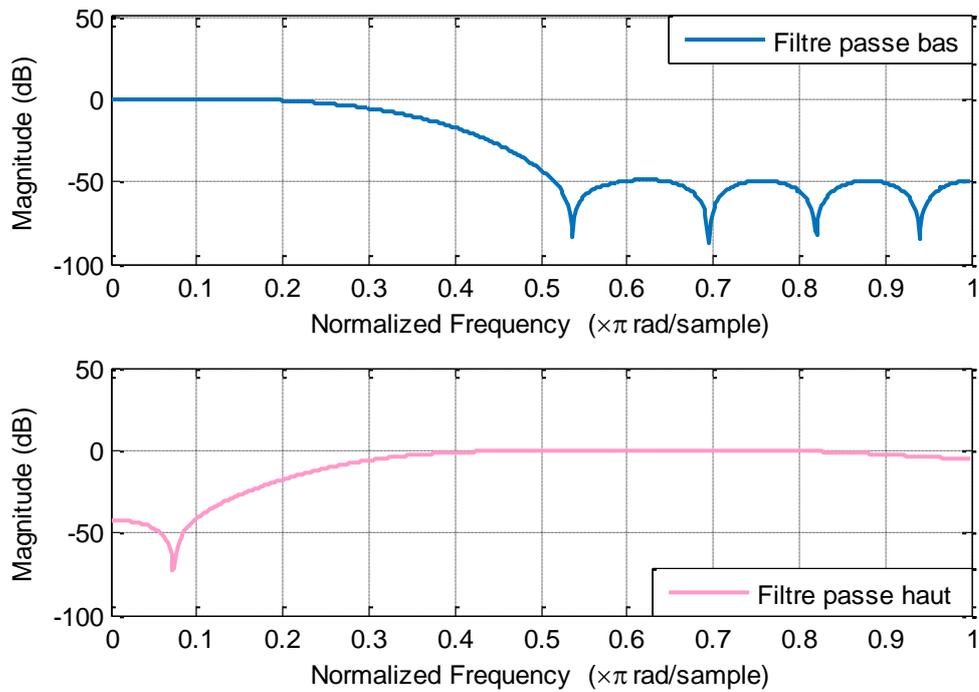


Figure 4.9. Caractéristiques des réponses fréquentielles des filtres d'analyse et de synthèse pour deux sous-bandes.

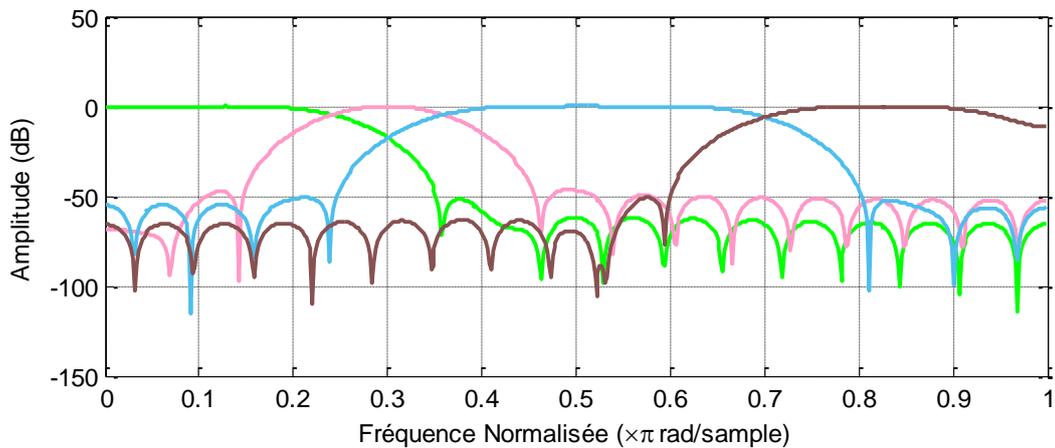


Figure 4.10. Caractéristiques des réponses fréquentielles des filtres d'analyse et de synthèse pour quatre sous-bandes.

Dans les figures 4.9 et 4.10, nous avons présenté respectivement les différentes sous-bandes utilisées dans les simulations des algorithmes proposés (deux et quatre sous-bandes).

4.5 Signaux estimés

Dans cette partie, nous allons présenter le signal de sortie $u_1(n)$ obtenu après la convergence des algorithmes Forward bi-capteurs proposés avec deux et quatre sous-bandes à un pas d'adaptation variable. Nous allons tester les algorithmes (NLMS en pleine bande, VS-2SF_{NLMS} et VS-4SF_{NLMS}) en utilisant le bruit USASI.

4.5.1 Paramètres de simulations

Le tableau 4.1 résume les différents paramètres utilisés pour la simulation.

| Paramètre | Signification | Valeur |
|--------------------|---|----------------------------------|
| i | Nombre d'itération | 12*26 490 |
| M | Taille du filtre | 128 |
| L | Taille des filtres d'analyse et de synthèse | Pour 2 SB = 16 Pour 4 SB = 32 |
| RSB_1 et RSB_2 | Rapport signal sur bruit | 0 dB |
| N | Nombre de sous-bandes | 2 et 4 |
| $\mu_{21n,i}$ | Pas d'adaptation fixe | 0.5 |

Tableau 4.1. Paramètres utilisés dans simulations.

4.5.2 Pas d'adaptation

Nous allons voir dans cette partie la variation du pas d'adaptation selon les algorithmes du pas d'adaptation variable proposés.

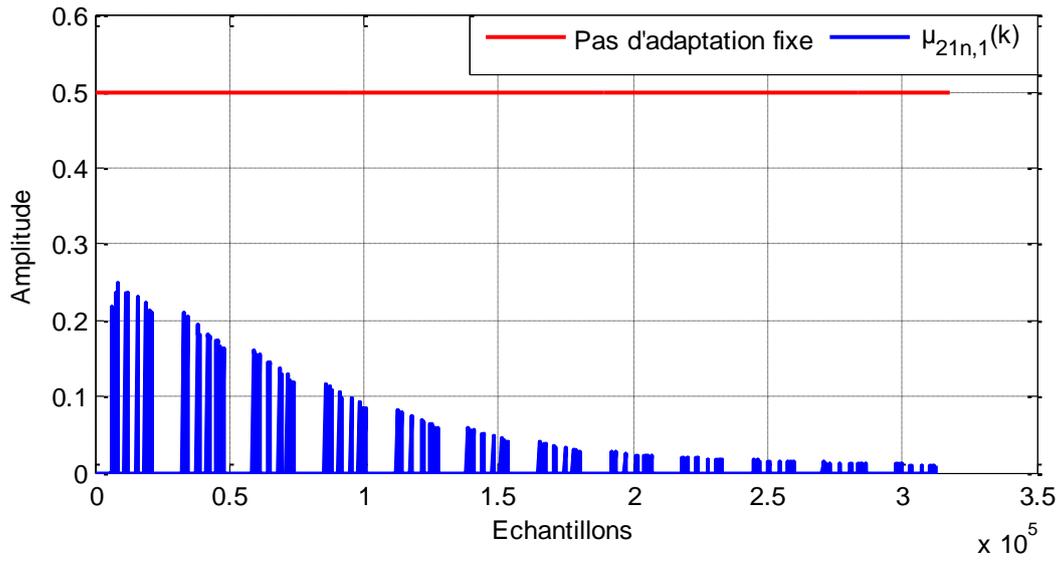


Figure 4.11. Variation du pas d'adaptation fixe et $\mu_{21n,1}(k)$ de l'algorithme VS-2SF_{NLMS}.

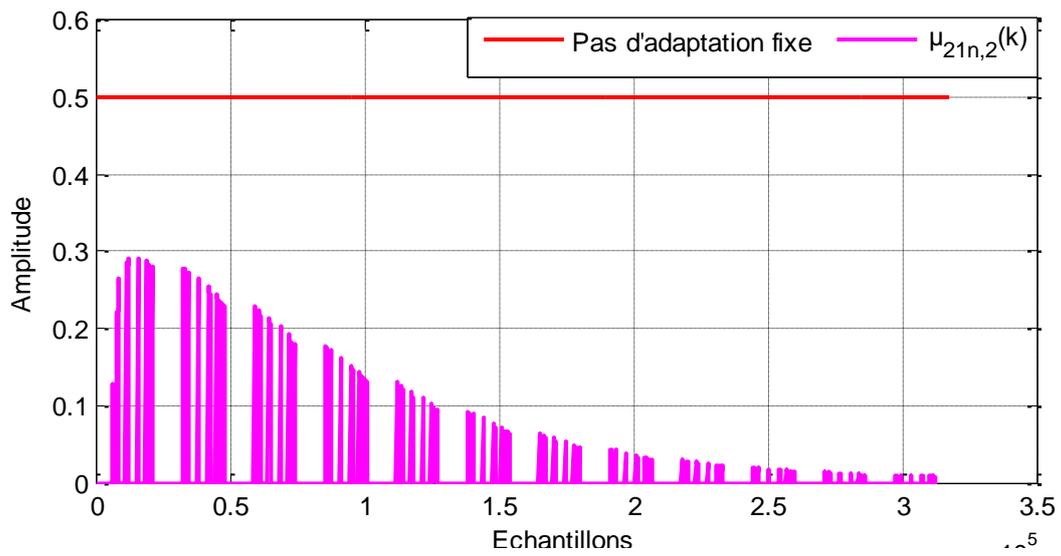


Figure 4.12. Variation du pas d'adaptation fixe et $\mu_{21n,2}(k)$ de l'algorithme VS-2SF_{NLMS}.

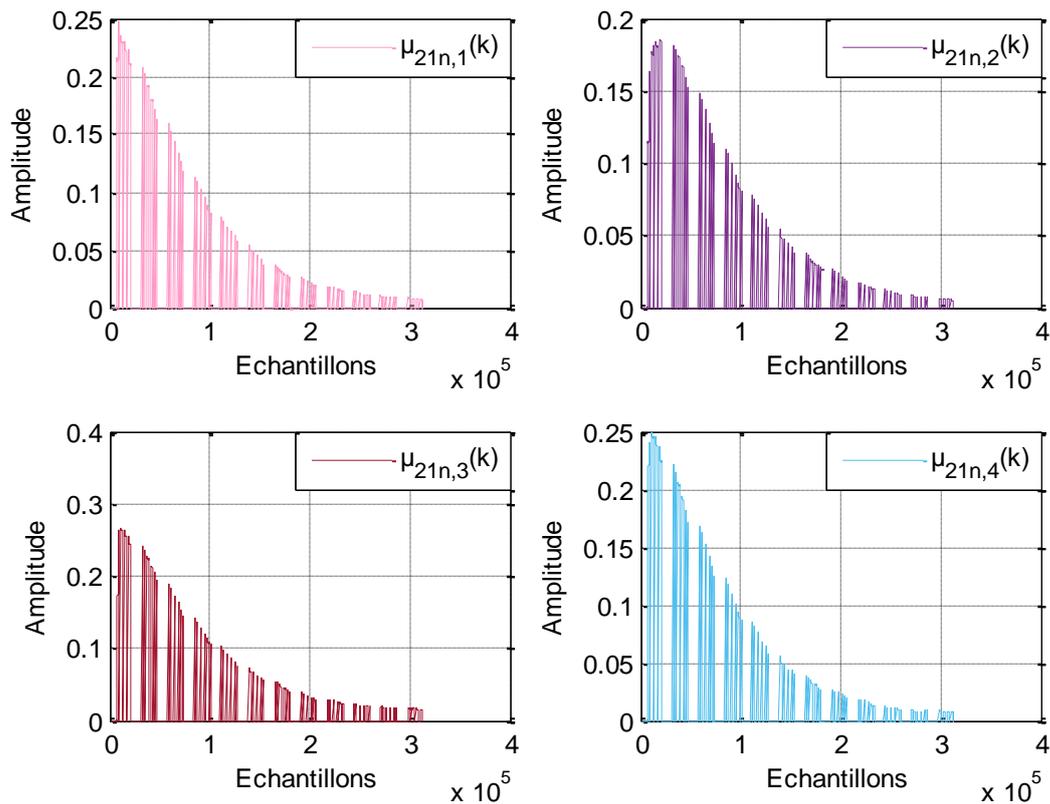


Figure 4.13. Variation du pas d'adaptation $\mu_{21n,i}(k)$ de l'algorithme VS-4SF_{NLMS}.

D'après les figures 4.11, 4.12 et 4.13 qui montrent la variation du pas d'adaptation $\mu_{21n,i}(k)$ des algorithmes VS-2SF_{NLMS} et VS-4SF_{NLMS}, nous remarquons que l'amplitude du pas d'adaptation au premier temps est grande aux premiers échantillons pour améliorer la vitesse de convergence, ensuite elle commence à diminuer pour améliorer la qualité.

4.5.3 Comparaison entre le signal de parole bruité et celui estimé en sortie du traitement

Pour les simulations ci-dessous, nous avons comparé les signaux de paroles estimés pour les algorithmes NLMS en pleine bande, VS-2SF_{NLMS} et VS-4SF_{NLMS} respectivement avec le signal de mélange (signal bruité) $p_1(n)$.

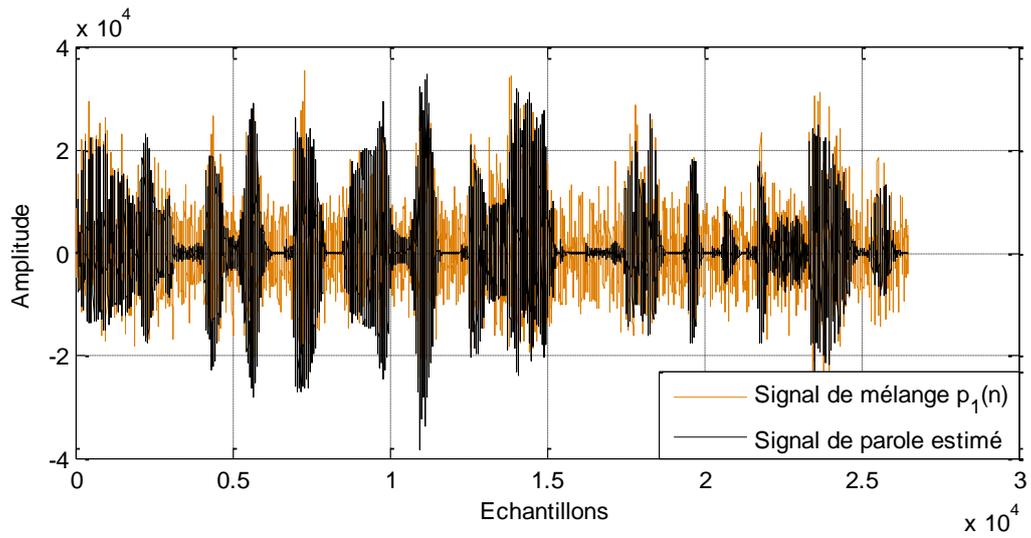


Figure 4.14. Comparaison entre le signal de mélange $p_1(n)$ et le signal de parole estimé en pleine bande.

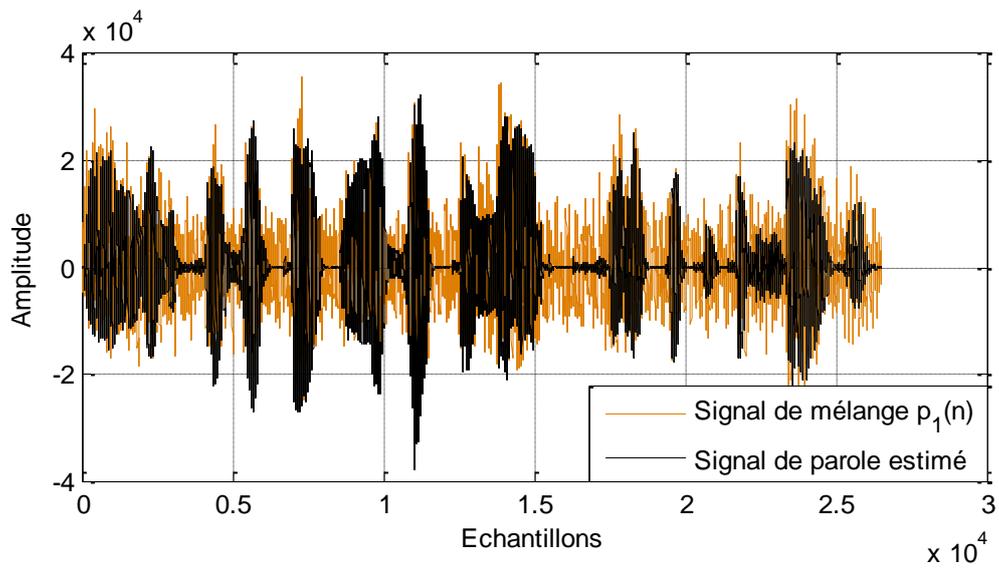


Figure 4.15. Comparaison entre le signal de mélange $p_1(n)$ et le signal de parole estimé en VS-2SF_{NLMS}.

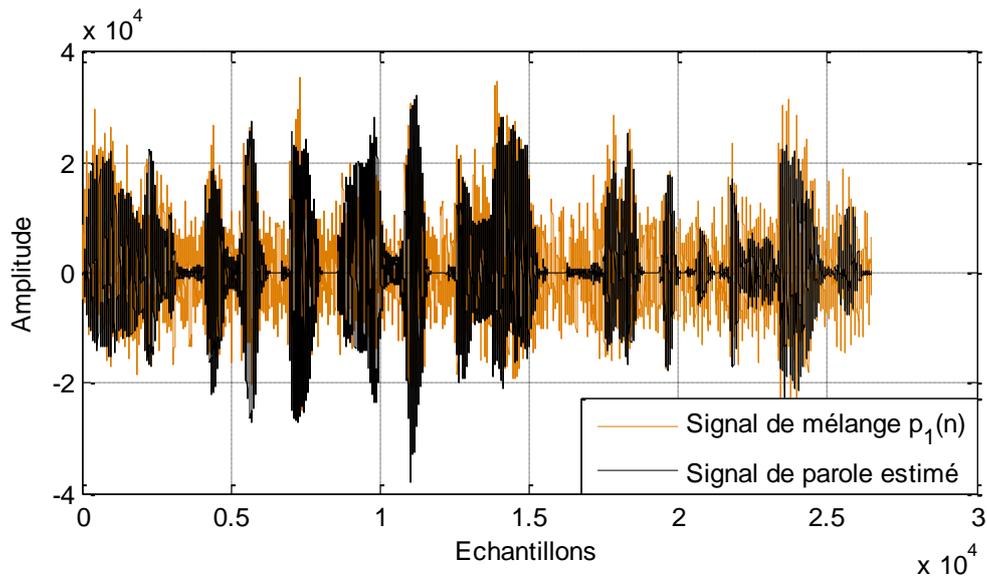


Figure 4.16. Comparaison entre le signal de mélange $p_1(n)$ et le signal de parole estimé en VS- $4SF_{NLMS}$.

D'après les résultats obtenus par les figures 4.14, 4.15 et 4.16 le signal de parole estimé $u_1(n)$ en sortie, du traitement de chaque algorithme en sous-bandes (VS- $2SF_{NLMS}$ et VS- $4SF_{NLMS}$) converge vers le signal de parole original $s(n)$ et nous remarquons aussi que le bruit acoustique est suffisamment annulé.

Donc, les deux algorithmes Forward bi-capteurs de séparation de sources sont très efficaces pour l'annulation de bruit acoustique et le rehaussement de la parole.

4.6 Comparaison entre les résultats de simulations des algorithmes proposés et du NLMS en pleine bande

Dans cette partie, nous allons faire une comparaison entre les signaux de parole en sortie pour les algorithmes NLMS en pleine bande, VS- $2SF_{NLMS}$ et VS- $4SF_{NLMS}$ respectivement avec le signal de parole original $s(n)$.

Les résultats de simulations du signal de parole original et celui de sortie du traitement des trois algorithmes sont présentés dans les figures 4.17, 4.18 et 4.19 :

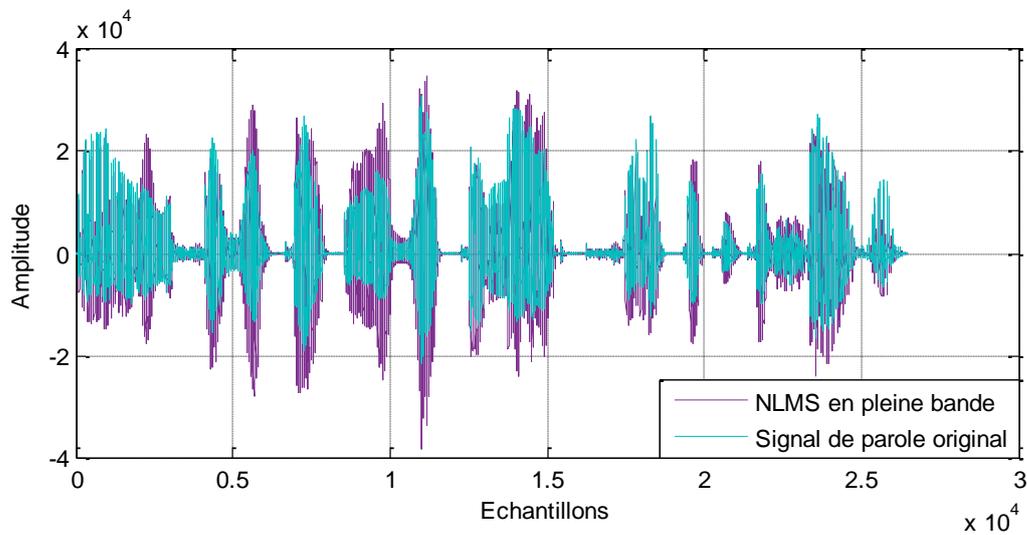


Figure 4.17. Comparaison entre le signal de parole original et celui de la sortie du traitement de l'algorithme NLMS en pleine bande.

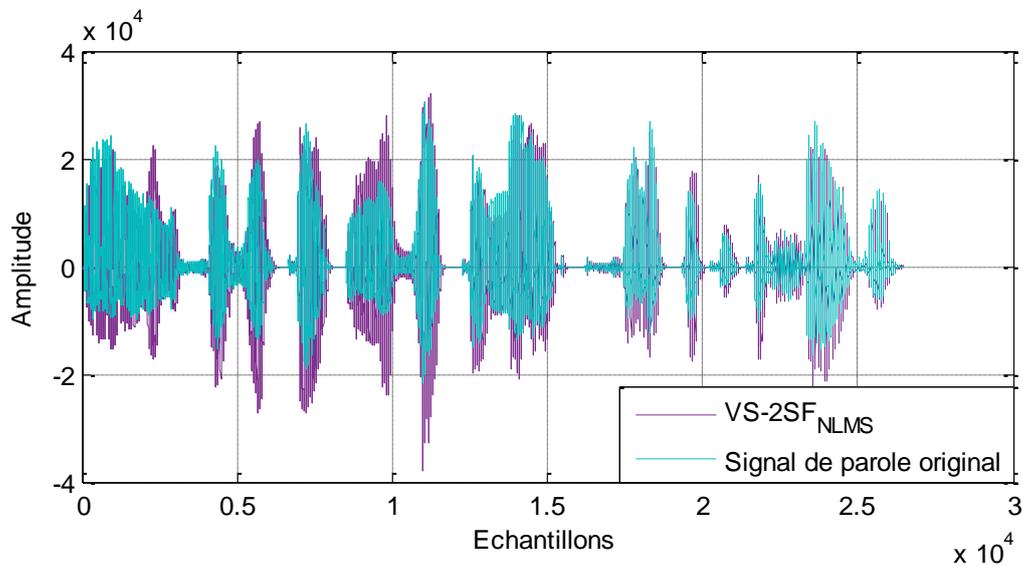


Figure 4.18. Comparaison entre le signal de parole original et celui de la sortie du traitement de l'algorithme VS-2SF_{NLMS}.

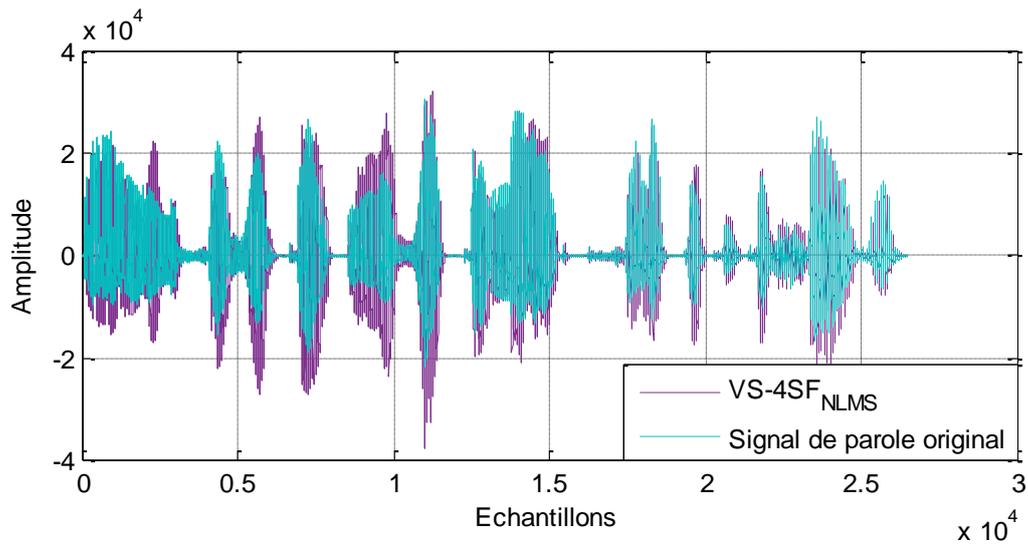


Figure 4.19. Comparaison entre le signal de parole original et celui de la sortie du traitement de l'algorithme $VS-4SF_{NLMS}$.

Les figures 4.17, 4.18 et 4.19 montrent que, le signal de la parole en sortie du traitement des algorithmes $VS-2SF_{NLMS}$ et $VS-4SF_{NLMS}$ plus proches au signal de parole original par rapport au celui en sortie du traitement de l'algorithme NLMS en pleine bande.

La figure 4.20 représente une comparaison entre le signal de la parole en sortie du traitement de trois algorithmes (NLMS en pleine bande, $VS-2SF_{NLMS}$ et $VS-4SF_{NLMS}$).

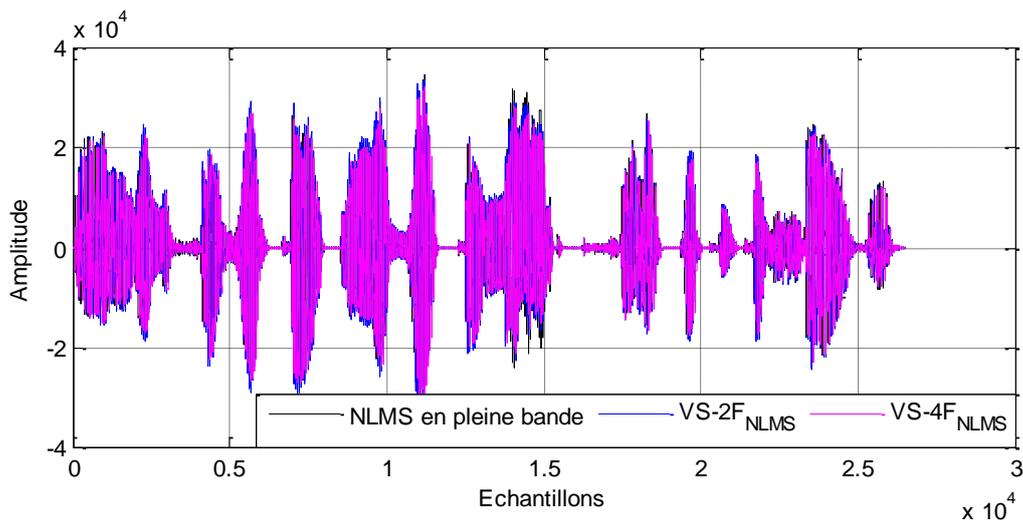


Figure 4.20. Comparaison entre le signal de parole en sortie du traitement des algorithmes NLMS en pleine bande, $VS-2SF_{NLMS}$ et $VS-4SF_{NLMS}$.

Nous remarquons dans la figure 4.20 que le rehaussement du signal de la parole remarquable en sortit du traitement des algorithmes proposés.

4.7 Étude des performances sur NLMS en pleine bande et VS-SF_{NLMS} en deux et quatre sous-bandes

4.7.1 Évaluation du MSE

Ce critère est donné par :

$$MSE(n) = 10 \log(\sigma^2) \quad (4.1)$$

Où : σ symbolise une moyenne temporelle de M échantillons consécutifs, et $\log(.)$ représente le logarithme à base 10, avec :

$$\sigma^2 = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M e^2(N) \quad (4.2)$$

Où :

$e(n)$: L'erreur de filtrage a priori calculé avant la mise à jour du filtre.

La figure 4.21 représente l'évolution du critère MSE des algorithmes NLMS en pleine bande, 2SF_{NLMS} et 4SF_{NLMS} avec un bruit USASI à l'entrée du système. Nous avons utilisé le pas d'adaptation fixe $\mu_{21,i} = 0.5$, la taille de filtre $M = 128$ et le rapport signal à bruit $SNR1 = SNR2 = 0$.

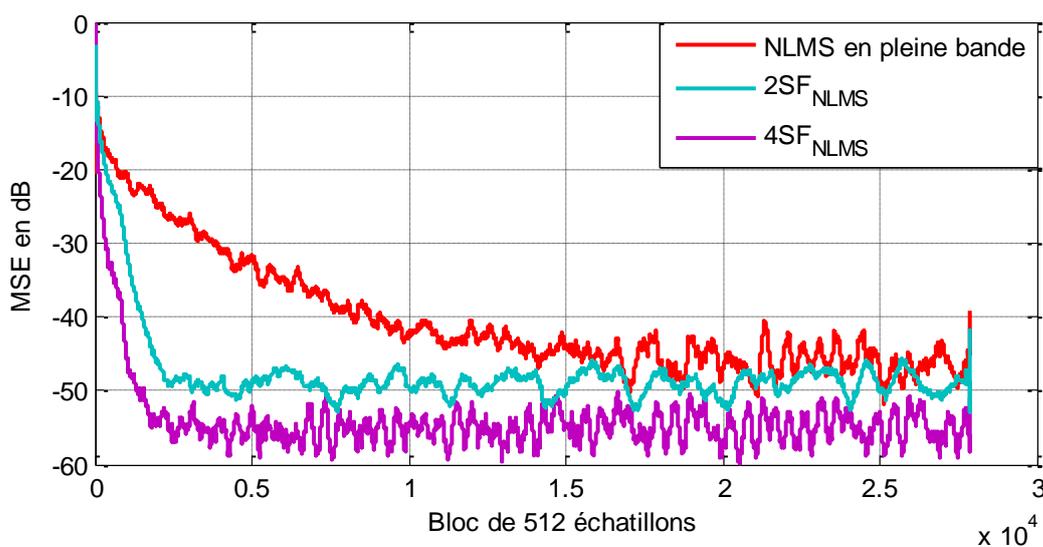


Figure 4.21. Évaluation du critère MSE entre les algorithmes NLMS en pleine bande, 2SF_{NLMS} et 4SF_{NLMS}.

D'après le résultat obtenu dans la figure 4.21, on remarque que les algorithmes $2SF_{NLMS}$ et $4SF_{NLMS}$ convergent plus rapidement que l'algorithme NLMS en pleine bande. Mais il y a une supériorité de l'algorithme NLMS en pleine bande par rapport à $2SF_{NLMS}$.

Pour résoudre le problème de l'algorithme $2SF_{NLMS}$, on a proposé un pas d'adaptation variable. Ce pas d'adaptation doit être borné entre $[\mu_{min}, \mu_{max}]$ pour assurer le bon fonctionnement de l'algorithme $VS-2SF_{NLMS}$ dans chaque itération.

On a aussi C et γ des paramètres de contrôle (la qualité et la convergence).

Les figures 4.22 et 4.23 représentent les résultats obtenus de l'évolution du critère MSE avec un pas d'adaptation fixe $\mu_{21.i} = 0.5$ pour NMS en pleine bande et NSF_{NLMS} , la taille de filtre $M = 128$ et le rapport signal à bruit $SNR1 = SNR2 = 0$. Nous avons choisi aussi les paramètres suivants à cause de leurs rendements :

- $\gamma = 0.9999$.
- $C = 0.00000002$.
- $\mu_{max} = 0.5$.

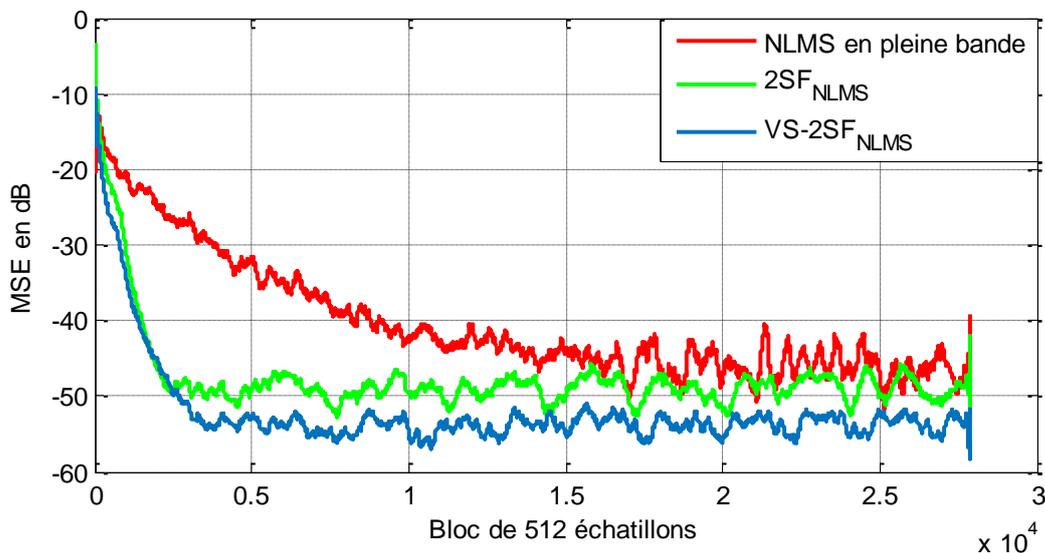


Figure 4.22. Évaluation du critère MSE des trois algorithmes NLMS en pleine bande, $2SF_{NLMS}$ et $VS-2SF_{NLMS}$.

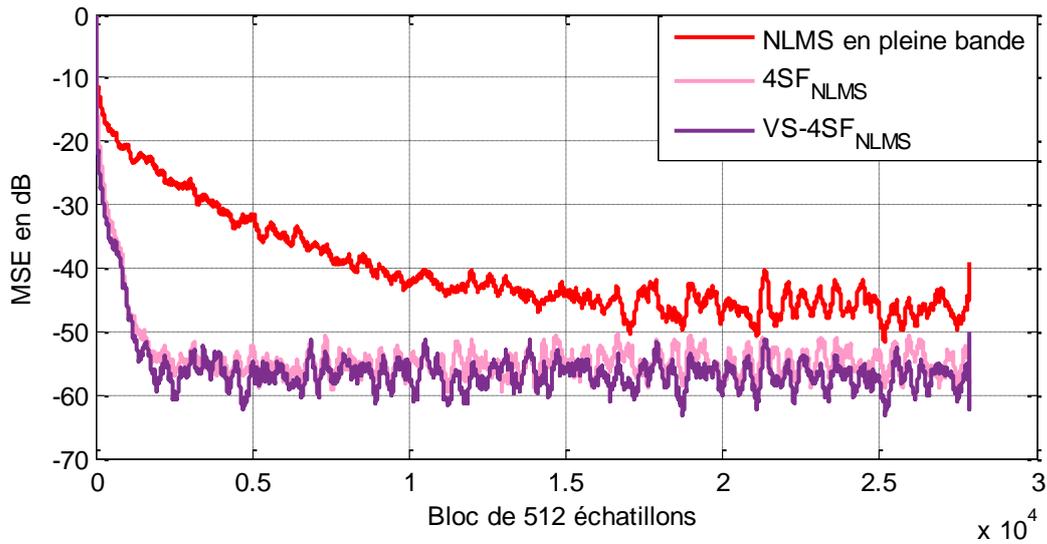


Figure 4.23. Évaluation du critère MSE des trois algorithmes NLMS en pleine bande, $4SF_{NLMS}$ et $VS-4SF_{NLMS}$.

D'après les figures 4.22 et 4.23, on remarque que les algorithmes proposés $VS-2SF_{NLMS}$ et $VS-4SF_{NLMS}$ sont les meilleurs en ce qui concerne la rapidité de convergence.

La figure 4.24 représente une comparaison entre les deux algorithmes proposés $VS-2SF_{NLMS}$ et $VS-4SF_{NLMS}$.

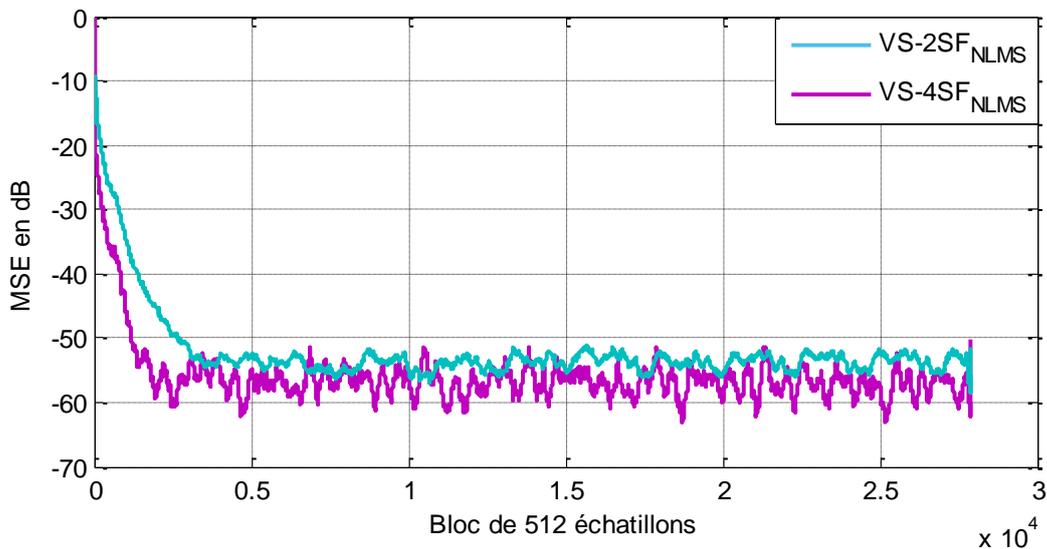


Figure 4.24. Évaluation du critère MSE entre les algorithmes $VS-2SF_{NLMS}$ et $VS-4SF_{NLMS}$.

D'après la figure 4.24, on remarque que la vitesse de convergence augmente avec l'augmentation du nombre de bandes utilisées.

4.7.2 Évaluation du SNR segment

Le Seg_{SNR} (Segmental Signal To Noise Ratio) est la mesure objective la plus utilisée dans le domaine temporel et pour mesurer la qualité du signal de parole rehaussé.

Nous avons évalué le Seg_{SNR} des deux algorithmes proposés $VS-2F_{NLMS}$, $VS-4F_{NLMS}$ et le NLMS en pleine bande. Le Seg_{SNR} est estimé par la relation suivante :

$$Seg_{SNR} = 10 \log_{10} \left(\frac{\sum_{i=1}^{N-1} |s|^2(i)}{\sum_{i=1}^{N-1} |s(i) - u(i)|^2} \right) \quad (4.3)$$

Où :

$s(i)$: Le signal de la parole.

$u(i)$: Le signal de parole estimé.

N : Le paramètre de la valeur moyenne de la sortie du filtre.

La figure 4.25 représente l'évolution du critère Seg_{SNR} des algorithmes NLMS en pleine bande, $2SF_{NLMS}$ et $4SF_{NLMS}$ avec un bruit USASI à l'entrée du système. Nous avons utilisé le pas d'adaptation fixe $\mu_{21,i} = 0.5$, la taille de filtre $M = 128$ et le rapport signal sur bruit $SNR1 = SNR2 = 3$.

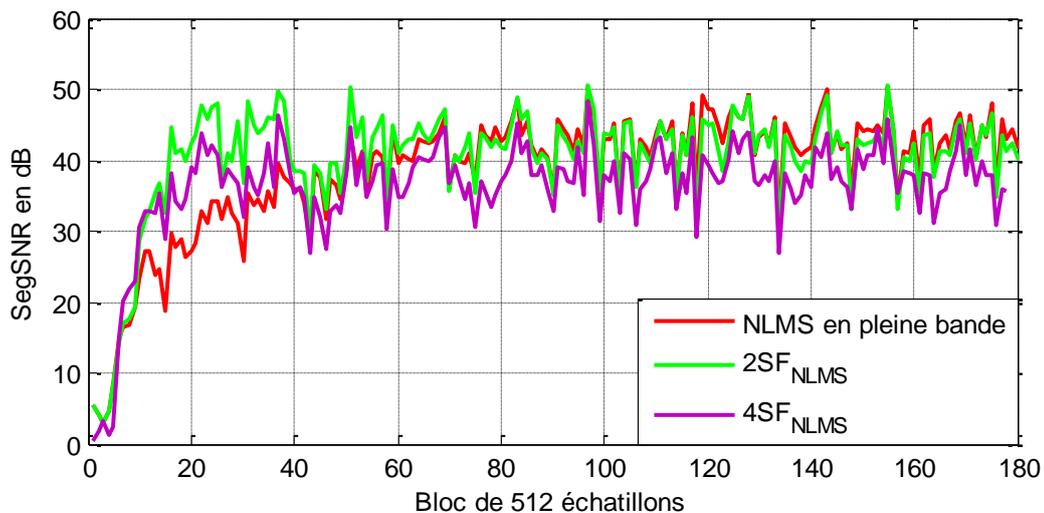


Figure 4.25. Évaluation du critère Seg_{SNR} entre les algorithmes NLMS en pleine bande, $2SF_{NLMS}$ et $4SF_{NLMS}$.

D'après le résultat obtenu dans la figure 4.25, on remarque que les algorithmes $2SF_{NLMS}$ et $4SF_{NLMS}$ donnent des mauvais résultats ce qui concerne la qualité du signal de parole estimée.

Les figures 4.26 et 4.27 représentent les résultats obtenus de l'évaluation du critère $SegSNR$ des trois algorithmes NLMS en pleine bande, NSF_{NLMS} et $VS-NSF_{NLMS}$ avec un bruit USASI à l'entrée du système.

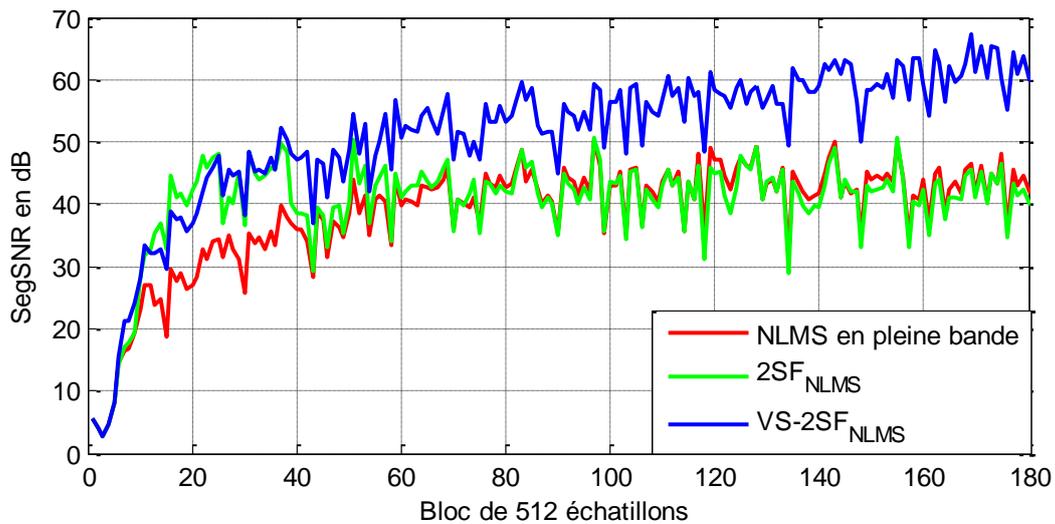


Figure 4.26. Évaluation du SNR segmenté des trois algorithmes NLMS en pleine bande, $2SF_{NLMS}$ et $VS-2SF_{NLMS}$.

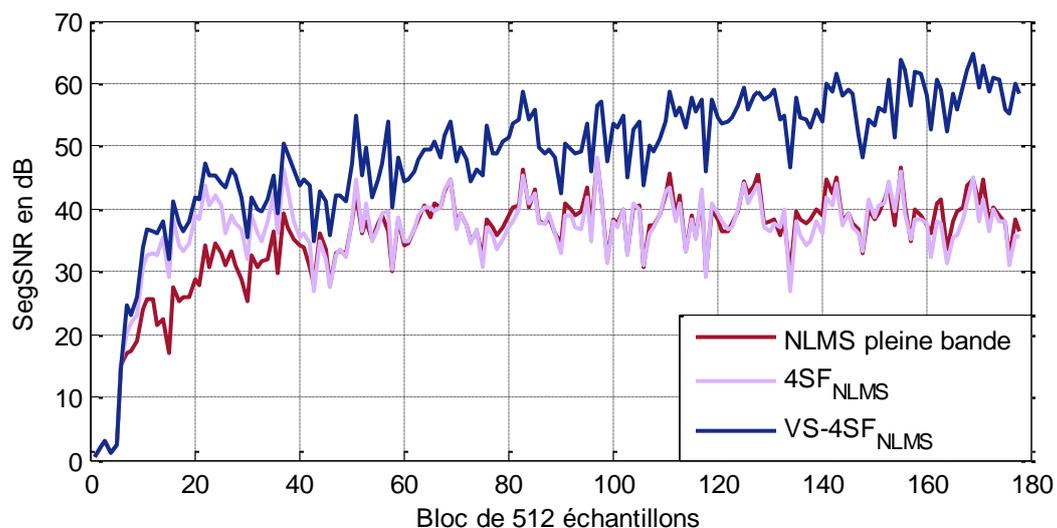


Figure 4.27. Évaluation du SNR segmenté des trois algorithmes NLMS en pleine bande, $4SF_{NLMS}$ et $VS-4SF_{NLMS}$.

D'après les résultats de simulation obtenus, nous remarquons que le SNR calculé à la sortie de l'algorithme proposé est plus élevé que celui à la sortie de l'algorithme NLMS en pleine bande et NSF_{NLMS} .

Alors nous avons prouvé la supériorité des algorithmes proposés qui donnent de bons résultats sur le plan de la qualité du signal de parole estimé pour la réduction du bruit acoustique et le rehaussement de la parole.

La figure 4.28 représente une comparaison entre les deux algorithmes proposés $VS-2SF_{NLMS}$ et $VS-4SF_{NLMS}$.

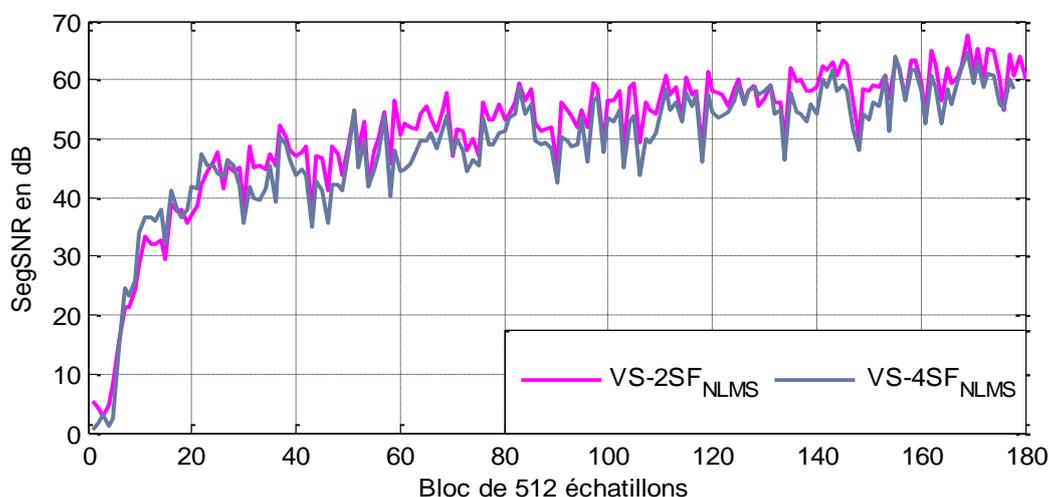


Figure 4.28. Évaluation du SNR segmenté entre les algorithmes $VS-2SF_{NLMS}$ et $VS-4SF_{NLMS}$.

D'après la figure 4.28, on remarque que la qualité du signal diminue avec l'augmentation du nombre de bandes utilisées.

4.8 Conclusion

D'après les résultats de simulation obtenus, on conclut que les deux algorithmes donnent de bons résultats pour la séparation de sources et la réduction du bruit. Nous notons qu'on a utilisé un facteur de décimation et interpolation égale à un $D = I = 1$.

Nous avons aussi remarqué après plusieurs simulations comparatives, la supériorité des algorithmes proposés ($VS-2SF_{NLMS}$ et $VS-4SF_{NLMS}$) à celles-ci en pleine bande ; soit en fonction de la rapidité de convergence ou la qualité de signal estimé, cela prouve que ces algorithmes mieux par rapport à l'algorithme NLMS en pleine bande et en sous-bandes avec pas d'adaptations fixes.

Conclusion générale

L'étude que nous avons présentée dans ce mémoire concerne la réduction du bruit et le rehaussement du signal de parole par un algorithme Forward symétrique adaptatif amélioré en sous-bandes à pas d'adaptations variables.

Dans la première partie de ce mémoire, nous avons décrit une généralité sur la parole et le bruit, puis nous avons présenté la méthode de débruitage bi-capteurs.

En deuxième lieu, nous avons fait une étude générale sur le filtrage adaptatif avec ses algorithmes classiques tels que LMS et NLMS, et le filtrage adaptatif en sous-bandes.

Ensuite, nous avons étudié les algorithmes du gradient stochastique LMS et NLMS en sous-bandes spécifiques adaptés à la structure de séparation de sources Forward. Pour cela nous avons proposé l'algorithme Forward NLMS à pas d'adaptations variables pour chaque sous-filtre.

Finalement, nous avons fait une étude comparative entre les algorithmes (NLMS en pleine bande, $VS-2SF_{NLMS}$ et $VS-4F_{NLMS}$) en évaluant les critères de mesure des performances tels que l'erreur quadratique moyenne (MSE) et le rapport signal sur bruit segmenté (Seg_{SNR}).

D'après l'étude des performances des deux algorithmes ($VS-2SF_{NLMS}$ et $VS-4SF_{NLMS}$), nous avons remarqué que ceux-ci donnent de bons résultats pour la séparation des sources et le rehaussement du signal parole.

Si on utilise l'algorithme NLMS en pleine bande, nous remarquons que la vitesse de convergence sera très faible par rapport au NLMS en deux et quatre sous-bandes lorsque le pas d'adaptation fixe.

À travers ces résultats de comparaison, nous avons remarqué bien que l'algorithme VS-4SF_{NLMS} converge rapidement par rapport VS-2SF_{NLMS} et NLMS en pleine bande. Donc, nous notons la supériorité des algorithmes VS-NSF_{NLMS} en ce qui concerne la vitesse de convergence et la qualité des signaux estimés.

Bibliographie

- [1] Z.A.ABIDAT : 'Conception d'un système anti-bruit pour des systèmes de ventilation (partie software)', Université de MONTPELLIER II, Septembre 2006.
- [2] C.Plapous : 'Traitements pour la réduction de bruit, application à la communication parlée', Thèse de doctorat, Université Rennes 1, 2005.
- [3] A.Munoz : 'Rehaussement d'un signal de la parole altéré par un bruit convolutif et additif à l'aide de la transformée en ondelette', maîtrise en génie électrique, Ecole de technologie supérieure, université de Québec, 2006.
- [4] M.OUSERIR et A.OUSERIR : 'Réduction du bruit par des techniques mono-capteurs', master en électronique spécialité Réseaux et Télécommunications, 2013.
- [5] A.Sayoud, H.Rahima : 'Réduction du bruit acoustique par un algorithme RLS bi-capteur', Mémoire de Master, Université SAAD DAHLEB, Blida, 2016.
- [6] F.KHEMIES et A.MORSLI : 'Réduction du bruit acoustique par un algorithme fréquentiel de décorrélation', Master en électronique spécialité Réseaux et Télécommunications, Université Blida 1, 2015
- [7] A.Amehraye : 'Débruitage perceptuel de la parole', Thèse de doctorat, Ecole nationale supérieure des télécommunications de Bretagne, 2009.
- [8] M.Zoulikha, KH.Moukhache : 'Rehaussement de signal de parole par les méthodes adaptatives de réduction de bruit', d'ingénieur d'état en électronique, Université Saad DAHLEB, Blida, 2010.

- [9] A.Benchenief : 'Réduction du bruit d'un signal monodimensionnel par le filtrage adaptatif récursif', Mémoire de Magister, Université Mohamed KHEIDER Biskra, 2009
- [10] M.Zoulikha : 'Méthodes améliorées pour la réduction du bruit acoustique et le rehaussement du signal de parole' Thèse de Magister, Université de Saad DAHLAB, Blida, 2014.
- [11] T.Dumartin, Rappels traitement du signal.
- [12] R.Bendoumia : 'Annulation du bruit par les méthode de séparation de sources aveugles. Application aux systèmes de télécommunications numériques', Thèse de doctorat, Université Blida 1, Blida 2014.
- [13] H. Nguyen Thi, J. Caelen, C. Jutten 'Rehaussement de la parole par la séparation de sources dans un mélange convolutif' Journal de Physique IV Colloque C5, supplément au Journal de Physique III, Volume 4, mai 1994.
- [14] F.Abrard 'Méthodes de séparation aveugle de sources et application' Thèse de Doctorat, Université Paul Sabatier (spécialité Traitement du Signal) Mars 2003.
- [15] Francis Cottet : 'Aide-Mémoire Traitement du signal', ISBN 2 10 049690 5, Dunod Paris 2000, Nouvelle présentation 2005.
- [16] Bendoumia Redha, Deba Abdellah, 'Rehaussement du signal de parole par l'algorithme de decorrelation symétrique', Mémoire de Master, USDB, Juillet 2011.
- [17] J.Benesty : 'Traitement des signaux numériques – II Filtrage adaptatif et analyse spectrale', INRS-EMT, 2005.
- [18] H.Difallah, S.Berkani 'Annulation d'écho acoustique par un algorithme NLMS amélioré' Mémoire de Master 2 de l'Université SAAD DAHLEB de Blida-1, juin 2015.
- [19] B.Boulakdem, Y.R.Hocine : 'Réduction du bruit acoustique par une approche non quadratique de l'erreur', Mémoire de master, Université Saad DAHLEB, Blida, 2017.
- [20] Kong-Aik Lee, Woon-Seng Gan, Sen M. Kuo 'Subband Adaptive Filtering: Theory and Implementation', Livre, 2009, John Wiley & Sons.