

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية  
République Algérienne démocratique et populaire

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

جامعة سعد دحلب البلدية  
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا  
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك  
Département d'Électronique



## Mémoire de Master

Filière Télécommunications  
Spécialité Réseaux & Télécommunications

présenté par

HAMMOUDA Ikram

&

CHEMMAI FatimaZahra

---

# Nouvelle structure de séparation aveugle de source pour le débruitage automatique du signal de parole en sous bandes

---

Proposé par : Pr DJENDI Mohamed

Année Universitaire 2019-2020

## Remerciements

---

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

*Nous adressons toute notre reconnaissance et nos plus vifs remerciements à notre encadreur, Monsieur DJENDIMohamed, professeur à l'université de Blida 1, pour nous avoir dirigés pendant cette année. C'était un honneur de travailler avec une précieuse assistance, disponibilité et soutien durant toute la période du déroulement de ce projet. Nous espérons avoir encore l'occasion de travailler avec lui dans le futur. Qu'il trouve ici l'expression de notre sincère gratitude.*

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

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

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

*À elle, qui m'a donné la vie, qui s'est sacrifiée pour mon bonheur et ma  
réussite, à la lumière de mes jours : à ma mère.*

*À lui, qui a été toujours présent, mon soutien moral et ma source de  
joie : à mon père.*

*À mes frères, mes sœurs, et à toute la famille HAMMOUDA et  
BALLACH.*

*À toute la famille CHAMMAI et spécialement FATIMA.*

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

*À tous mes collègues de promotions que j'ai eu le plaisir de côtoyer  
pendant cette période de formation.*

*IKRAM*

## Dédicaces

---

*Avec l'expression de ma reconnaissance, je dédie ce modeste travail à ceux qui, quels que soient les termes embrassés, je n'arriverais jamais à leur exprimer mon amour sincère.*

- ✓ *A l'homme, mon précieux offre du dieu, qui doit ma vie, ma réussite et tout mon respect : mon cher père .....*
- ✓ *A la femme qui a souffert sans me laisser souffrir, qui n'a jamais dit non à mes exigences et qui n'a épargné aucun effort pour me rendre heureuse : mon adorable mère .....*
- ✓ *A mon adorable petite sœur SOUMIA, et mon grand frère ABD RAHMANE, qui soit toujours comment procurer la joie et le bonheur pour toute la famille.*
- ✓ *Sans oublier mon binôme IKRAM HAMMOUDA pour son soutien moral, sa patience et sa compréhension tout au long ce projet.*

*FATIMA*

---

**ملخص:** في هذه المذكرة، تطرقنا لمشكلة الحد من الضوضاء و تحسين الكلام في أنظمة الهاتف اللاسلكي في هذا السياق قمنا باقتراح اثنين خوارزميات ثنائية الاستشعار في الحزم الثانوي والحزم الكلية التي تستند على كاشف تلقائي للنشاط الصوتي استعملنا نسبة الإشارة على الضجيج كعنصر للتجزئة معايير قياس الأداء تدعم هذه النتيجة.  
**كلمات المفاتيح:** تعزيز الخطاب, انفصال المصادر, نسبة الإشارة على الضوضاء

---

**Résumé :**Dans ce mémoire, on a traité le problème de réduction du bruit acoustique et le rehaussement du signal de parole dans les systèmes téléphonique mains-libres. Dans ce contexte, on propose deux nouveaux algorithmes bi-capteurs en pleine bande et sous bande appliqués à la structure de séparation aveugle de source basés sur un détecteur automatique d'activité vocale utilisant le *SNR* comme paramètres de segmentation. Des critères de mesures de performances appuient cette conclusion.

**Mots clés :** rehaussement de la parole, séparation de source, *SNR* .

---

**Abstract :**In the thesis, we have treated the issue of acoustic noise reduction and enhancement of the speech signal in the hands-free phone systems .In the context we propose two new two-channel fullband and subband algorithms applied to source separation based an automatic voice activity detector used the *SNR*as segmentation parametre . Performance measurement criteria support this conclusion.

**Keywords :** Speech enhancement, Source separation, *SNR* .

---

## Listes des acronymes et abréviations

- ANC: Adaptive Noise Cancellation.
- BSS: Blind source separation.
- BBSS: Backward blind source separation.
- FBSS: Forward blind source separation.
- CD: Cepstral Distance.
- DAV: Détection d'Activité Vocale.
- EQM: Erreur Quadratique Moyenne.
- LMS: Least Mean Square.
- NLMS Normalized LMS
- MSE: Mean Square Error.
- NLMS: Normalized Least Mean Square.
- RSB: Rappports signal sur Bruit.
- SAF: Subband adaptive filter
- SAS: Séparation aveugle de source.
- SegMSE: Segmentation Mean Square Error.
- SegRSB: Segmentation Rappports Signal sur Bruit.
- USASI: United States of American Standard Institute.

## Table des matières

|                                    |   |
|------------------------------------|---|
| <b>Introduction générale</b> ..... | 1 |
|------------------------------------|---|

### **Chapitre 1 : Généralité sur le filtrage adaptatif**

|       |  |    |
|-------|--|----|
| 1.1   | Introduction .....                             | 3  |
| 1.2   | Intérêt du filtrage adaptatif .....            | 3  |
| 1.3   | Filtre de Wiener .....                         | 4  |
| 1.4   | Filtrage adaptatif .....                       | 6  |
| 1.5   | Présentation des algorithmes adaptatifs .....  | 7  |
| 1.5.1 | Algorithme du gradient stochastique LMS .....  | 7  |
| 1.5.2 | Algorithme du gradient stochastique NLMS ..... | 9  |
| 1.6   | Généralités sur la parole et le bruit .....    | 9  |
| 1.6.1 | La parole .....                                | 9  |
| 1.6.2 | Classification des sons de la parole .....     | 10 |
| 1.6.3 | Nature et caractéristiques du bruit .....      | 11 |
| 1.7   | Conclusion .....                               | 11 |

### **Chapitre 2 : Filtrage adaptatif en sous bande**

|       |   |    |
|-------|---|----|
| 2.1   | Introduction .....  | 12 |
| 2.2   | Systèmes à taux multiples .....                                   | 12 |
| 2.2.1 | Décimation .....  | 13 |
| 2.2.2 | Interpolation .....   | 14 |
| 2.3   | Banc de filtres .....   | 16 |
| 2.4   | Filtrage adaptatif en sous-bande FAS .....                        | 18 |
| 2.5   | Structures de filtrage adaptatifs en sous-bandes .....            | 19 |
| 2.5.1 | Structures en boucle ouverte .....                                | 19 |
| 2.5.2 | Structures en boucle fermée .....                                 | 19 |
| 2.6   | Réduction de bruit par les méthodes bi-capteurs adaptatives ..... | 21 |
| 2.6.1 | Mélange Convolutif bi-capteur .....                               | 22 |
| 2.6.2 | Mélange Convolutif bi-capteur simplifié : .....                   | 23 |
| 2.7   | La séparation aveugle de source SAS .....                         | 23 |
| 2.7.1 | La structure Directe .....  | 23 |
| 2.7.2 | La structure Récursive ou Backward .....                          | 25 |
| 2.8   | Conclusion .....  | 26 |

## **Chapitre 3 : Proposition des nouveaux algorithmes automatique de réduction de bruit acoustique**

|     |  |    |
|-----|--|----|
| 3.1 | Introduction .....   | 27 |
| 3.2 | Réduction du bruit par l'algorithme NLMS .....   | 27 |
| 3.3 | Nouvel structure de la réduction du bruit acoustique basé sur un détecteur automatique d'activité vocale .....               | 28 |
| 3.4 | Nouvelle structure de réduction du bruit acoustique en sous bande employant un détecteur automatique d'activité vocale ..... | 31 |
| 3.5 | Conclusion .....   | 35 |

## **Chapitre 4 : Résultats de simulation**

|                                  |  |           |
|----------------------------------|--|-----------|
| 4.1                              | Introduction .....   | 36        |
| 4.2                              | Signaux utilisés en simulation .....   | 36        |
| 4.2.1                            | Signal de parole .....   | 37        |
| 4.2.2                            | Signal du bruit .....  | 37        |
| 4.3                              | Simulation des réponses impulsionnelles .....  | 39        |
| 4.4                              | Filtres d'analyse et de synthèse .....   | 40        |
| 4.5                              | Signaux de mélange .....   | 40        |
| 4.6                              | Principe de Détection d'Activité Vocale(DAV) .....                                       | 42        |
| 4.7                              | Simulations des signaux de parole en sortie du traitement des algorithmes proposés ..... | 42        |
| 4.8                              | Comparaison des réponses impulsionnelles réelle et estimée .....                         | 44        |
| 4.9                              | Evolution de facteur RSB .....   | 46        |
| 4.10                             | Evaluation des critères de mesure des performances .....                                 | 47        |
| 4.10.1                           | Evaluation du SNR segmenté .....   | 48        |
| 4.10.2                           | Évaluation de la distance cepstrale (DC) .....   | 51        |
| 4.10.3                           | Evaluation du MSE segmenté .....   | 53        |
| 4.11                             | Conclusion .....   | 56        |
| <b>Conclusion générale</b> ..... |  | <b>57</b> |
| <b>Bibliographie</b> .....       |  | <b>58</b> |



## Liste des figures

|                      |   |    |
|----------------------|---|----|
| <b>Figure 1.1 :</b>  | Représentation du problème statistique du filtrage.....   | 4  |
| <b>Figure 1.2 :</b>  | Principe d'un filtre adaptatif.....   | 6  |
| <b>Figure 1.3 :</b>  | Schéma représentatif de l'algorithme LMS.....   | 7  |
| <b>Figure 2.1 :</b>  | Spectres des signaux échantillonnés en amont et en aval. (a) Spectre original. (b) Spectre d'un signal sous-échantillonné. (c) Spectre d'un signal sur-échantillonné..... | 14 |
| <b>Figure 2.2 :</b>  | Processus de décimation pour $L=2$ : (a) séquence originale ; (b) séquence décimée.....   | 15 |
| <b>Figure 2.3 :</b>  | Processus d'interpolation pour $L=2$ : (a) séquence originale ; (b) séquence interpolé.....   | 16 |
| <b>Figure 2.4 :</b>  | Une banque de filtres à canal $N$ décimée de manière critique.....  | 17 |
| <b>Figure 2.5 :</b>  | Principe du filtrage adaptatif en sous bande.....   | 18 |
| <b>Figure 2.6 :</b>  | Une structure en boucle fermée pour le filtrage adaptatif en sous-bande.....  | 20 |
| <b>Figure 2.7 :</b>  | Structure du mélange convolutifbi-capteur complet.....  | 21 |
| <b>Figure 2.8 :</b>  | Structure du mélange convolutifbi-capteur simplifié.....  | 23 |
| <b>Figure 2.9 :</b>  | Structure symétrique direct.....  | 24 |
| <b>Figure 2.10 :</b> | Structure symétrique récursive.....   | 25 |
| <b>Figure 3.1 :</b>  | Structure d'annulation adaptative du bruit par l'algorithme NLMS.....   | 27 |
| <b>Figure 3.2 :</b>  | Nouvel structure de réduction du bruit acoustique basé sur un détecteur d'activité vocale automatique.....  | 29 |
| <b>Figure 3.3 :</b>  | Nouvelle structure de réduction du bruit acoustique basé sur un détecteur d'activité vocale automatique en sous bande.....  | 32 |
| <b>Figure 4.1 :</b>  | Signal de parole avec son spectrogramme.....  | 37 |

|                      |  |    |
|----------------------|--|----|
| <b>Figure 4.2 :</b>  | Le bruit blanc avec son spectrogramme.....   | 38 |
| <b>Figure 4.3 :</b>  | Le bruit USASI et son spectrogramme.....   | 38 |
| <b>Figure 4.4 :</b>  | Exemple d'une réponse impulsionnelle $h_{12}(n)$ avec $L=64$ .....   | 39 |
| <b>Figure 4.5 :</b>  | Exemple d'une réponse impulsionnelle $h_{21}(n)$ avec $L=64$ .....   | 39 |
| <b>Figure 4.6 :</b>  | Les réponses fréquentielles des filtres d'analyse et de synthèse pour deux sous-bandes 2SB<br>.....  | 40 |
| <b>Figure 4.7 :</b>  | Les réponses fréquentielles pour les filtres d'analyse et de synthèse pour quatre sous-bandes 4SB.....                                     | 40 |
| <b>Figure 4.8 :</b>  | Signal de mélange $m_1(n)$ et son spectrogramme.....   | 41 |
| <b>Figure 4.9 :</b>  | Signal de mélange $m_2(n)$ et son spectrogramme.....   | 41 |
| <b>Figure 4.10:</b>  | Signal de parole avec sa DAV.....  | 42 |
| <b>Figure 4.11:</b>  | Le signal de parole en sortie du traitement de l'algorithme proposé 1 en pleine bande.....   | 43 |
| <b>Figure 4.12 :</b> | Le signal de parole en sortie du traitement de l'algorithme proposé avec 2 sous bande.....<br>..   | 44 |
| <b>Figure 4.13 :</b> | Le signal de parole en sortie du traitement de l'algorithme proposé 2 avec 4 sous bande.....   | 44 |
| <b>Figure 4.14 :</b> | Réponses impulsionnelles réelle et estimée en sortie du traitement de l'algorithme NLMS classique.....                                     | 45 |
| <b>Figure 4.15 :</b> | Réponses impulsionnelles réelle et estimée en sortie du traitement de l'algorithme proposé 1 en pleine bande.....                          | 45 |
| <b>Figure 4.16 :</b> | Réponses impulsionnelles réelle et estimée en sortie du traitement de l'algorithme proposée en sous bande.....                             | 46 |
| <b>Figure 4.17 :</b> | comparaison entre le signal de la parole originale et les variations de $SNR$ tracé<br>.....   | 47 |
| <b>Figure 4.18 :</b> | Evaluation du SegSNR de l'algorithme NLMS sans DAV et les deux algorithmes avec un bruit USASI et $SNR$ d'entrée $RSB1 = RSB2 = 0dB$ ..... | 49 |
| <b>Figure 4.19 :</b> | Evaluation du SegSNR de l'algorithme NLMS sans DAV et les deux algorithmes avec un bruit USASI et $SNR$ d'entrée $RSB1 = RSB2 =$           | 49 |

|                      |   |    |
|----------------------|---|----|
|                      | <i>RSB3</i> .....   |    |
| <b>Figure 4.20 :</b> | Evaluation du SegSNR de l'algorithme NLMS sans DAV et les deux algorithmes avec un bruit blanc et SNR d'entrée $RSB1 = RSB2 = 0\text{ dB}$ .....          | 50 |
| <b>Figure 4.21 :</b> | Evaluation du SegSNR de l'algorithme NLMS sans DAV et les deux algorithmes avec un bruit blanc et SNR d'entrée $RSB1 = RSB2 = 3\text{ dB}$ .....          | 50 |
| <b>Figure 4.22 :</b> | Evaluation de la DC de l'algorithme NLMS sans DAV et les deux algorithmes avec un bruit blanc et SNR d'entrée $RSB1 = RSB2 = 0\text{ dB}$ .....           | 51 |
| <b>Figure 4.23 :</b> | Evaluation de la DC de l'algorithme NLMS sans DAV et les deux algorithmes avec un bruit blanc et SNR d'entrée $RSB1 = RSB2 = 3\text{ dB}$ .....           | 52 |
| <b>Figure 4.24 :</b> | Evaluation de la DC de l'algorithme NLMS sans DAV et les deux algorithmes avec un bruit USASI et SNR d'entrée $RSB1 = RSB2 = 0\text{ dB}$ .....           | 52 |
| <b>Figure 4.25 :</b> | Evaluation de la DC de l'algorithme NLMS sans DAV et les deux algorithmes avec un bruit USASI et SNR d'entrée $RSB1 = RSB2 = 3\text{ dB}$ .....           | 53 |
| <b>Figure 4.26:</b>  | Evaluation du SegMSE de l'algorithme NLMS sans DAV et les deux algorithmes proposés avec un bruit blanc et SNR d'entrée $RSB1 = RSB2 = 0\text{ dB}$ ..... | 54 |
| <b>Figure 4.27 :</b> | Evaluation du SegMSE de l'algorithme NLMS sans DAV et les deux algorithmes proposés avec un bruit blanc et SNR d'entrée $RSB1 = RSB2 = 3\text{ dB}$ ..... | 54 |
| <b>Figure 4.28 :</b> | Evaluation du SegMSE de l'algorithme NLMS sans DAV et les deux algorithmes proposés avec un bruit USASI et SNR d'entrée $RSB1 = RSB2 = 0\text{ dB}$ ..... | 55 |
| <b>Figure 4.29 :</b> | Evaluation du SegMSE de l'algorithme NLMS sans DAV et les deux algorithmes proposés avec un bruit USASI et SNR d'entrée $RSB1 = RSB2 = 3\text{ dB}$ ..... | 55 |

# Introduction générale

---

La parole, moyen de communication privilégié entre les humains, constitue une grande partie des messages transmis en télécommunication. Dans les systèmes de télécommunication, les équipements d'acquisition et de traitement des signaux vocaux ne sont pas robustes contre le bruit. De plus, ces équipements peuvent même générer un bruit supplémentaire lors de l'amplification. Donc la présence du bruit dans la parole réduit la qualité et l'intelligibilité de la parole d'une manière significative.

Afin d'améliorer la performance de la parole dans un environnement bruité, donc la plupart des systèmes de communication modernes disposent des modèles dédiés pour le rehaussement de la parole et la réduction du bruit. Le débruitage de la parole consiste à extraire l'information utile en effectuant un traitement sur le signal d'observation bruité.

Dans notre travail nous avons proposé deux algorithmes bi-captures en pleine bande et sous bande appliqués à la structure de séparation aveugle de source et qui sont basés sur un détecteur automatique d'activité vocale utilisant le rapport signal à bruit (*SNR*) comme un paramètre clé de segmentation.

Pour cela, ce mémoire sera présenté comme suit :

Le filtrage adaptatif, sera traité dans le chapitre 1, où on trouve la formulation mathématique des deux algorithmes LMS et NLMS.

Le deuxième chapitre est divisé en deux parties, dans la première partie nous avons présenté le principe du traitement en sous bande. La deuxième partie est réservée à

la présentation de la méthode bi-capteur et la réduction du bruit par les deux structures de séparation aveugle de source à savoir la Forward (Directe) et la Backward (Récursive).

Dans le troisième chapitre, nous présenterons la formulation mathématique des deux nouveaux algorithmes proposés dans le cadre de ce projet de fin d'étude, pour la réduction du bruit acoustique, le premier algorithme fonctionne en pleine bande alors que le deuxième en sous bande.

Dans le chapitre quatre, Nous présentons les résultats de simulations de nos algorithmes proposés en pleine bande et en sous bande pour la réduction du bruit acoustique et le rehaussement du signal de parole.

En fin, nous terminons notre mémoire par une conclusion générale.

# Chapitre 1 : Généralités sur le filtrage adaptatif

---

## 1.1 Introduction

Le filtrage adaptatif du signal est une technique très importante dans plusieurs applications, il est utilisé de façon répandue en annulation du bruit et d'écho acoustique.

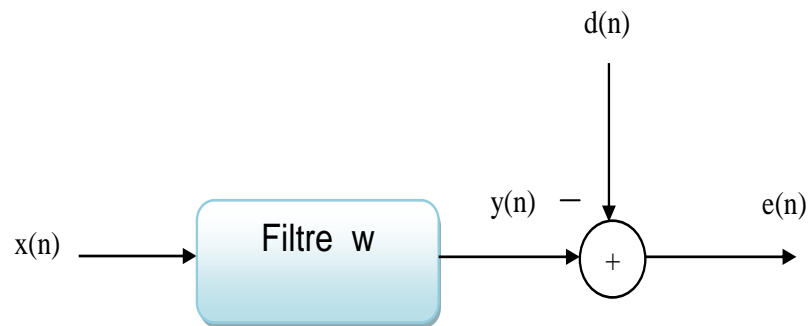
Dans ce chapitre, Nous allons présenter en premier lieu une étude détaillée sur Le filtrage de Wiener et le principe du filtrage adaptatif avec ces algorithmes du gradient stochastique les plus connus LMS, NLMS. En deuxième lieu, nous présentons les propriétés et les caractéristiques de la parole et du bruit afin de mieux les traiter dans le cadre de ce mémoire.

## 1.2 Intérêt du filtrage adaptatif

Un filtre est un dispositif largement utilisé en traitement du signal. Il permet la manipulation, l'extraction ou l'amélioration de l'information désirée contenue dans un signal. La conception d'un filtre invariant dans le temps nécessite une connaissance des modèles des signaux, ces derniers proviennent généralement des milieux qui ne sont pas pratiquement bien définies. La modélisation des signaux nécessite une procédure qui peut être couteuse et difficile à implémenter en temps réel. La solution à ce problème consiste à employer un filtre adaptatif qui met à jour ses paramètres en temps réel grâce à un algorithme qui utilise seulement les signaux disponibles, et ne nécessite aucune caractérisation du signal d'entrée et du signal désiré. Il est adapté à un environnement inconnu et qui varie dans le temps[1].

### 1.3 Filtre de Wiener

Le filtrage de Wiener est parmi les méthodes de débruitage classiques les plus utilisées. Il consiste à minimiser l'erreur quadratique moyenne (EQM) lorsque le signal et le bruit sont stationnaires, son principe est présenté dans la figure suivante :



**Figure 1.1** Représentation du problème statistique du filtrage.

où :

$x(n)$ : Le signal d'entrée.

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

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

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

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

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

$$y(n) = \sum_{i=0}^{L-1} w(i)x(n-i) \quad (1.1)$$

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

Nous cherchons à trouver  $w(n)$  de telle sorte qu'on minimise le critère de l'EQM :

$$J = E\{e^2(n)\} \quad (1.2)$$

où :

$J$  : La fonction cout.

$E$  : L'espérance mathématique.

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

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (1.3)$$

Nous pouvons écrire en notation vectorielle :

$$y(n) = \mathbf{w}(n)^T \mathbf{x}(n) = \mathbf{x}(n)^T \mathbf{w}(n) \quad (1.4)$$

avec :

$$\mathbf{w}(n) = [w(0), w(1), w(2) \dots w(L-1)]^T \quad (1.5)$$

et

$$\mathbf{x}(n) = [x(n), x(n-1), x(n-2) \dots x(n-L+1)]^T \quad (1.6)$$

Le vecteur  $w_{opt}$  est celui qui annule le gradient :

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} = \mathbf{0}_{L \times 1} \quad (1.7)$$

alors que :

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} = \partial [E[e^2(n)]] = 2E \left\{ e(n) \frac{\partial e(n)}{\partial \mathbf{w}} \right\} = -2E \{ e(n) \mathbf{x}(n) \} \quad (1.8)$$

Par conséquent, à l'optimum nous avons :

$$E \{ e_{min}(n) \mathbf{x}(n) \} = \mathbf{0}_{L \times 1} \quad (1.9)$$

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

En développant l'équation 1.9, on obtient :

$$E \{ \mathbf{x}(n) [d(n) - \mathbf{x}(n)^T \mathbf{w}_{opt}] \} = 0 \quad (1.10)$$



$$E[\mathbf{x}(n)\mathbf{x}(n)^T]\mathbf{w}_{opt} = E[\mathbf{x}(n)d(n)] \quad (1.11)$$

Nous aurons par la suite :

$$\mathbf{R} \mathbf{w}_{opt} = \mathbf{p} \quad (1.12)$$

Donc le filtre de Wiener optimal  $\mathbf{w}_{opt}$  est donné par :

Équation de Wiener-Hopt :

$$\mathbf{w}_{opt} = \mathbf{R}^{-1}\mathbf{p} \quad (1.13)$$

avec la matrice d'autocorrélation :

$$\mathbf{R} = E[\mathbf{x}(n)\mathbf{x}(n)^T] \quad (1.14)$$

et le vecteur d'inter-corrélation :

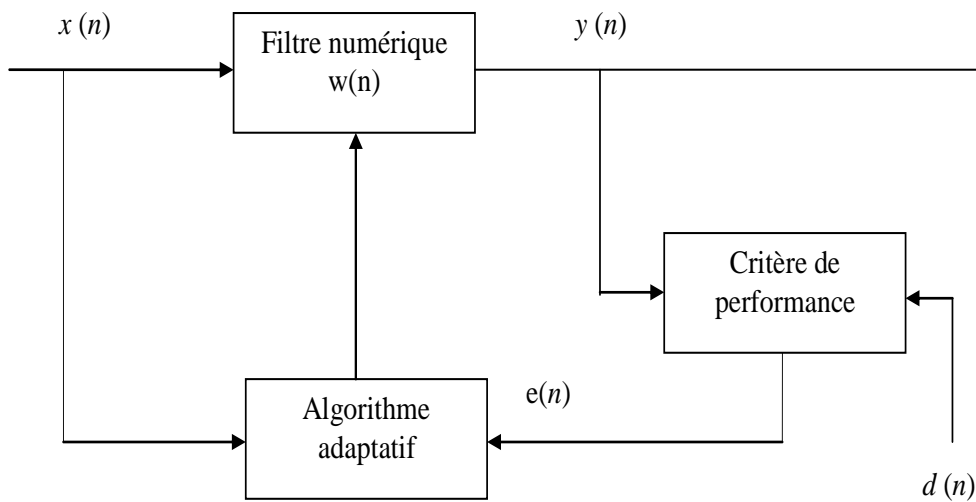
$$\mathbf{p} = E[\mathbf{x}(n)d(n)] \quad (1.15)$$

$\mathbf{w}_{opt}$  Étant le vecteur optimum des coefficients.

#### 1.4 Filtrage adaptatif

Un filtre adaptatif est par définition un filtre numérique dont les coefficients estimés au sens d'un critère donné, s'adaptent aux variations des signaux reçus.

Habituellement, un vecteur d'entrée et une réponse désirée sont utilisés pour définir un vecteur d'erreur qui contrôle alors l'évolution des paramètres du filtre adaptatif [2].



**Figure 1.2** : principe d'un filtre adaptatif.

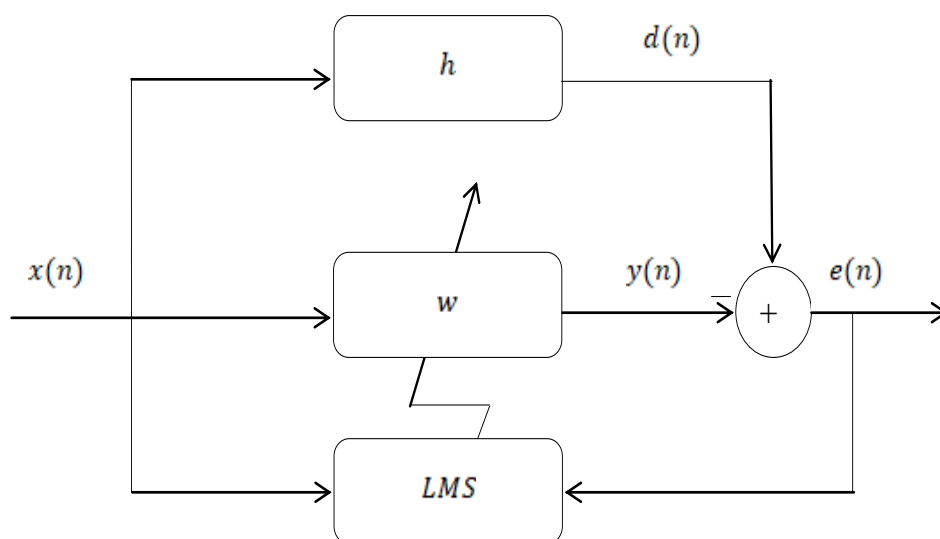
La configuration générale d'un environnement de filtrage adaptatif est illustrée à la figure 1.2 où  $x(n)$  désigne le signal d'entrée,  $y(n)$  est le signal de sortie du filtre adaptatif, et  $d(n)$  définit le signal désiré. Le signal d'erreur  $e(n)$  est calculé comme  $d(n) - y(n)$ . Le signal d'erreur est ensuite utilisé pour former une performance (Objectif ou un critère) qui est requis par l'algorithme d'adaptation afin de déterminer la mise à jour appropriée des coefficients de filtrage. La minimisation de l'objectif implique que le signal de sortie du filtre adaptatif corresponde au signal souhaité dans un certain sens.

## 1.5 Présentation des algorithmes adaptatifs

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 [11].

### 1.5.1 Algorithme du gradient stochastique 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.



**Figure 1.3:** Schéma représentatif de l'algorithme LMS.

où :

$x(n)$  : Signal d'entrée.

$d(n)$  : Signal désiré (référence).

$h$  : Système inconnu de longueur  $L$ .

$w(n)$  : Filtre d'estimation.

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

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

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

$$w(n) = w(n - 1) + 2\mu x(n)e(n) \quad (1.16)$$

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

1- Erreur du filtrage :

$$e(n) = d(n) - \mathbf{w}(n)^T \mathbf{x}(n) \quad (1.17)$$

2- Adaptation du filtrage :

$$w(n) = w(n - 1) + \mu e(n)x(n) \quad (1.18)$$

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

$$0 < \mu < \frac{1}{M \sigma_x^2} \quad (1.19)$$

où :

$M$  est la taille du filtre adaptatif.

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

Pour les signaux non-stationnaires (l'énergie de  $x(n)$  varie avec le temps), l'algorithme LMS aura du mal à fonctionner correctement puisque le  $\mu$  est constant. Ce dernier doit être bien choisi pour assurer la bonne convergence du LMS.

### 1.5.2 Algorithme du gradient stochastique normalisé NLMS

Pour pallier aux problèmes du LMS liés à la variation d'énergie, il a été proposé l'algorithme NLMS (NLMS: Normalized Least-Mean-Square). La modification apportée consiste à normaliser la correction des coefficients en fonction de l'énergie du signal d'entrée. Ce calcul fait en sorte que le pas d'adaptation varie de façon inversement proportionnelle à l'énergie contenue dans le signal d'entrée. Donc, l'algorithme NLMS consiste à normaliser le pas d'adaptation de l'algorithme LMS, le pas d'adaptation  $\mu$  est remplacé par un pas d'adaptation  $\mu_n$  défini à chaque itération par [3] :

$$\mu_n = \frac{\mu}{\mathbf{x}(n)\mathbf{x}(n)^T} \quad (1.20)$$

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

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu_n = \frac{\mu}{\mathbf{x}(n)\mathbf{x}(n)^T + \beta} e(n)\mathbf{x}(n) \quad (1.21)$$

Où  $\beta$  est un facteur permettant de suivre plus ou moins rapidement les variations d'énergie dans le signal d'entrée  $\{X\}$ . La convergence de cet algorithme est garantie pour un pas d'adaptation  $0 < \mu < 2$  [3].

## 1.6 Généralités sur la parole et le bruit

### 1.6.1 La parole

La parole apparaît physiquement comme une variation de la pression de l'air causée et estimée par le système articulatoire, c'est un signal réel, continu d'énergie finie non stationnaire. Sa structure est complexe et variable avec le temps [12].

## 1.6.2 Classification des sons de la parole

Le signal de parole est fortement non-stationnaire. En fait, la parole est composée de phonèmes et peut être considérée comme stationnaire sur des durées allant de 10 à 30 ms. Les sons de la parole peuvent être classés, de manière un peu sommaire, en trois catégories[6] :

**a) Sons voisés** Les sons voisés représentent les voyelles, sont des signaux quasi-périodiques très riches en harmoniques d'une fréquence fondamentale appelée pitch [13].

**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 [11].

**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 [14].

## 1.6.3 Nature et caractéristiques du bruit

On appelle bruit tout signal nuisible qui se superpose au signal utile en un point quelconque d'une chaîne de mesure ou d'un système de transmission. Il constitue donc une gêne dans la compréhension du signal utile, qui est dans notre cas, la parole. En physique, en acoustique et en traitement du signal, bien que le bruit soit, par nature, aléatoire, il possède certaines caractéristiques statistiques, spectrales ou spatiales [3].

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

- **Bruit blanc**

Un bruit blanc est un signal aléatoire stationnaire dont la fonction d'autocorrélation est l'impulsion de Dirac (c'est-à-dire un spectre complexe constant sur toute la plage des fréquences) [5].

- **Bruit coloré**

Un bruit coloré est un bruit blanc filtré, ainsi la fonction d'autocorrélation d'un tel bruit ne sera pas une impulsion de Dirac, mais plutôt une courbe étroite. Un bruit coloré de basse fréquence est parfois appelé bruit rose car il ne conserve que les grandes longueurs d'onde [5].

- **Bruit musical**

Le bruit musical est un bruit résiduel perpétuellement gênant qui apparaît suite au débruitage de la parole par des algorithmes d'atténuation spectrale à court terme tels que la soustraction spectrale ou le filtrage de Wiener. Le spectre du bruit musical est particulièrement tonal, d'où le caractère musical [15].

## **1.7 Conclusion**

Dans ce chapitre, Nous avons présenté en premier lieu une étude détaillée sur Le filtrage de Wiener et le principe du filtrage adaptatif avec ces algorithmes du gradient stochastique les plus connus LMS et NLMS. En deuxième lieu, nous avons présenté les propriétés et les caractéristiques de la parole et du bruit afin de mieux les traiter dans le cadre de ce mémoire.

# Chapitre 2 : Filtrage adaptatif en sous bande

---

## 2.1 Introduction

Il existe plusieurs algorithmes du filtrage adaptatif, comme le LMS et le NLMS qui sont les plus utilisés dans ces domaines, surtout pour leur simplicité d'implantation et leur robustesse. Parmi les caractéristiques de l'algorithme LMS est que sa vitesse de convergence dépend de la longueur du filtre à adapter et aussi de la corrélation du signal d'entrée du filtre. Dans le cas de l'identification des systèmes, le filtre modélisant le canal est très long et le signal passant par le filtre adaptatif est corrélé. Pour contrer ces limitations et augmenter la vitesse de convergence par rapport aux algorithmes classiques, l'adaptation en sous-band s'avère être une méthode intéressante et assez simple à implémenter. Dans ce chapitre, nous allons commencer par une brève introduction aux systèmes à taux multiples, où les concepts de décimation, d'interpolation et de banc de filtres sont présentés. Ensuite, les structures de filtrage adaptatif en sous-bandes sont présentées avec une discussion concernant leurs principales caractéristiques, et nous allons terminer par la méthode de débruitage de la parole bi-capteurs, et expliquer les deux structures de séparation aveugle de sources.

## 2.2 Systèmes à taux multiples

Les systèmes de traitement des signaux numériques qui utilisent plus d'un taux d'échantillonnage sont appelés des systèmes à taux multiples. Le décimateur et l'interpolateur sont deux conversions de base du taux d'échantillonnage utilisés dans un système à taux multiples pour obtenir différents taux d'échantillonnage utilisés à différents stades du système [7].

### 2.2.1 Décimation

La décimation (également appelée "sous-échantillonnage" ou compression) d'un signal numérique  $x(n)$  d'un facteur  $D$  signifie réduire son taux d'échantillonnage  $D$  fois. La décimation est réalisée en ne conservant que chaque  $D^{\text{ième}}$  échantillon du signal [8].

Le signal décimé est alors  $x_D(k) = x(kD)$ , dans le domaine des fréquences, si le spectre de  $x(n)$  est  $X(e^{j\omega})$ , le spectre du signal sous-échantillonné  $X_D(e^{j\omega})$  est donnée par :

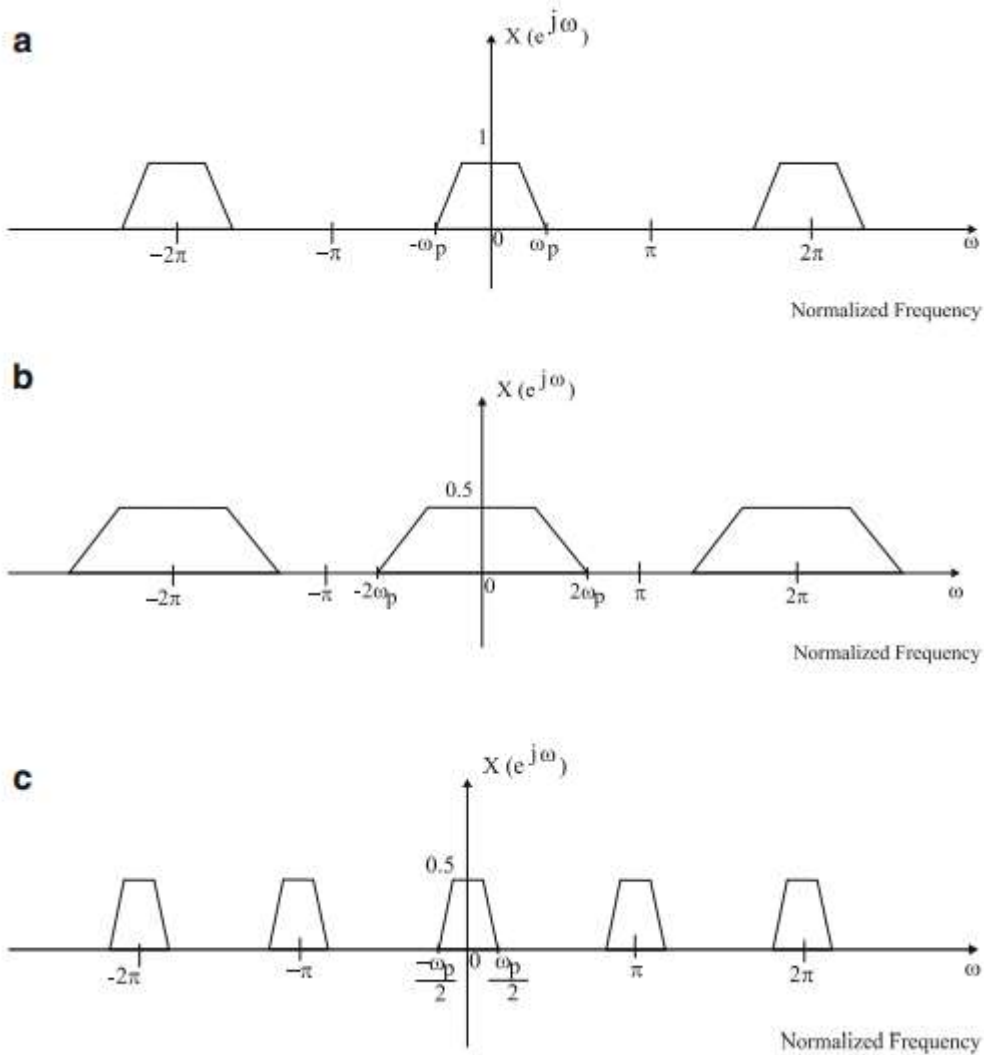
$$X_D(e^{j\omega}) = \frac{1}{D} \sum_{n=0}^{D-1} X\left(e^{j\frac{\omega - 2\pi n}{D}}\right) \quad (2.1)$$

L'équation ci-dessus indique que le spectre de  $x_D(k)$  est composé de copies du spectre de  $x(n)$  élargi par  $D$  et répété avec la période  $2\pi$ . Figure 2.2b décrit l'effet du sous-échantillonnage sur le spectre de  $x(n)$  pour  $D=2$ .

En fait, l'opération de sous-échantillonnage est généralement précédée d'un filtre passe-bas dont la réponse fréquentielle est suivante :

$$H_D(e^{j\omega}) = \begin{cases} 1, & \omega \in \left[-\frac{\pi}{D}, \frac{\pi}{D}\right] \\ 0, & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.2)$$





**Figure 2.1** Spectres des signaux échantillonnés en amont et en aval. (a) Spectre original. (b) Spectre d'un signal sous-échantillonné. (c) Spectre d'un signal sur-échantillonné [8].

### 2.2.2 Interpolation

L'interpolation (ou le sur-échantillonnage) d'un signal numérique  $x(k)$  par un facteur de  $I$  implique l'inclusion de  $I - 1$  zéros entre les échantillons. Le signal interpolé est alors :

$$x_I(n) = \begin{cases} x\left(\frac{n}{I}\right), & n = nI, n \in Z \\ 0, & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.3)$$

Si le spectre de  $x(k)$  est  $X(e^{j\omega})$ , il est facile de montrer que le spectre du signal sur-

échantillonné,  $X_I(e^{j\omega})$  est donné par :

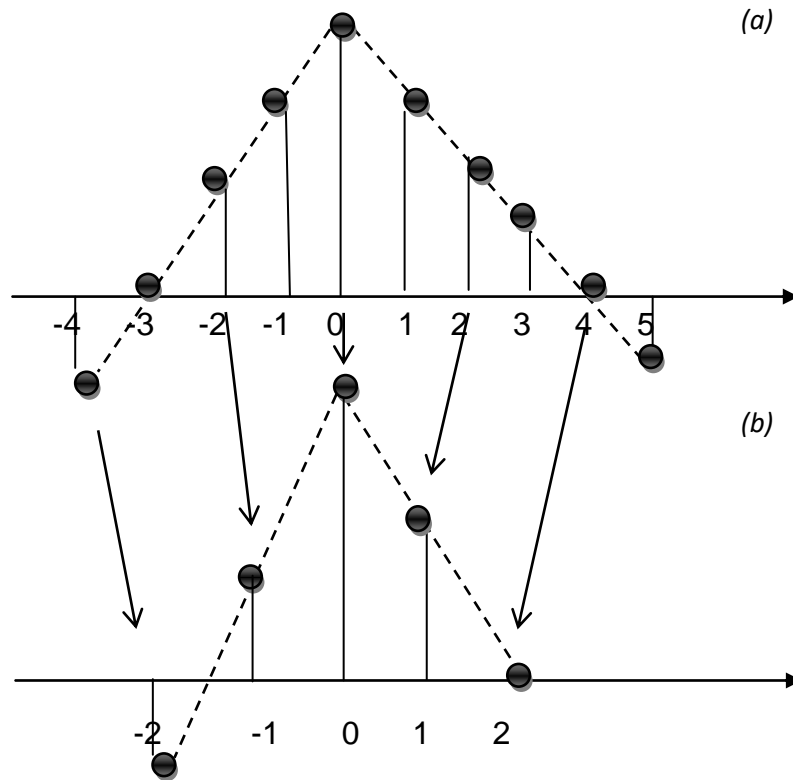
$$X_I(e^{j\omega}) = X(e^{j\omega I}) \quad (2.4)$$

Comme le spectre du signal d'entrée est périodique avec la période  $2\pi$ , le spectre du signal interpolé aura la période  $\frac{2\pi}{I}$ . La figure 2.2c illustre comment est modifié le spectre du signal après l'opération de sur-échantillonnage. Si l'on souhaite obtenir une version interpolée de  $x(k)$ , le spectre du signal interpolé doit avoir la même forme du spectre de  $x(k)$  [8].

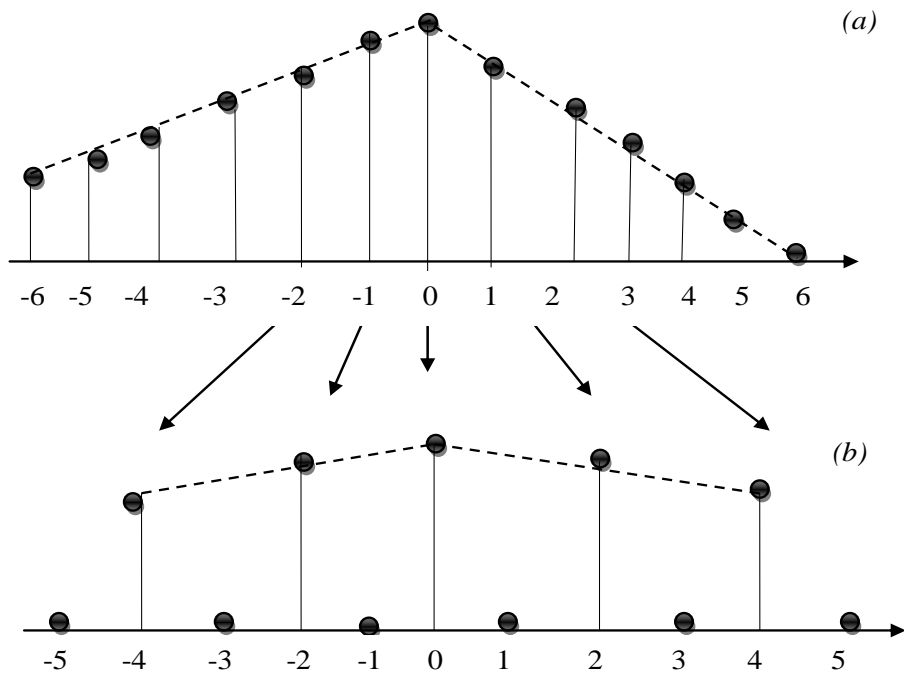
Ainsi, l'opération de sur-échantillonnage est généralement suivie d'un filtre passe-bas dont la réponse fréquentielle est suivante :

$$H_I(e^{j\omega}) = \begin{cases} I, & \omega \in \left[-\frac{\pi}{I}, \frac{\pi}{I}\right] \\ 0, & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.5)$$

Graphiquement, Ces opérateurs sont représenté par les figures suivant :



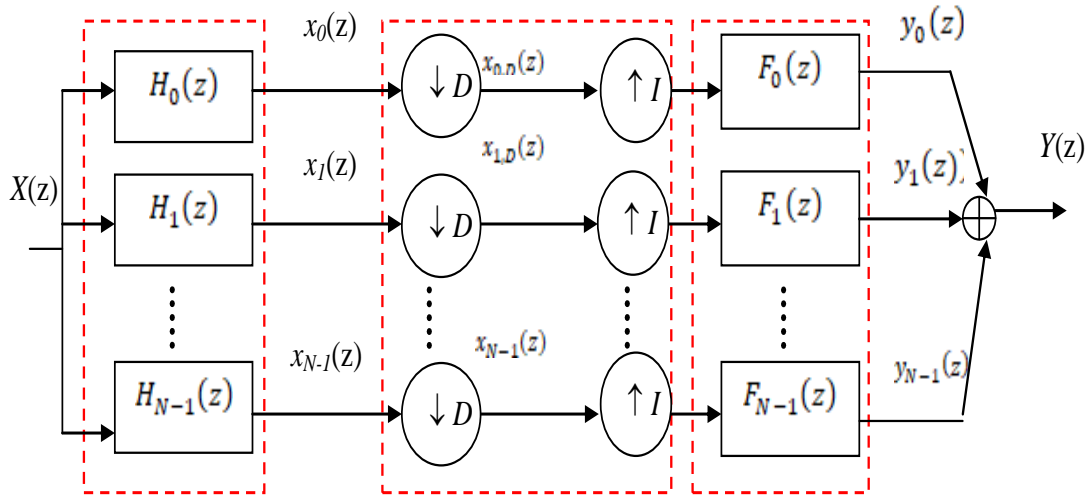
**Figure 2. 2** Processus de décimation pour D= 2 : (a) séquence originale, (b) séquence décimée.



**Figure 2.3** Processus d'interpolation pour  $l = 2$  : (a) séquence originale, (b) séquence interpolé.

## 2.3 Banc de filtres

Un banc de filtres est un ensemble de filtres passe-bande avec une entrée commune pour le banc de filtres d'analyse ou une somme de sortie pour le banc de filtres de synthèse. La figure 2.4 montre un banc de filtres à  $N$  canal (ou  $N$  bande) utilisant la notation du domaine  $z$ , où  $H_i(z)$  et  $F_i(z)$  sont les filtres d'analyse et de synthèse, respectivement, et la variable  $i = 0, 1, \dots, N - 1$  est utilisé comme indice de sous-bande. Le banc de filtres d'analyse partitionne le signal entrant  $x(z)$  en  $N$  signaux de sous-bande  $X_i(z)$ , chacun occupant une partie de la bande de fréquences d'origine. Le banc de filtres de synthèse reconstruit le signal de sortie  $Y(z)$  à partir de  $N$  signaux de sous-bande  $Y_i(z)$  pour approximer le signal d'entrée.



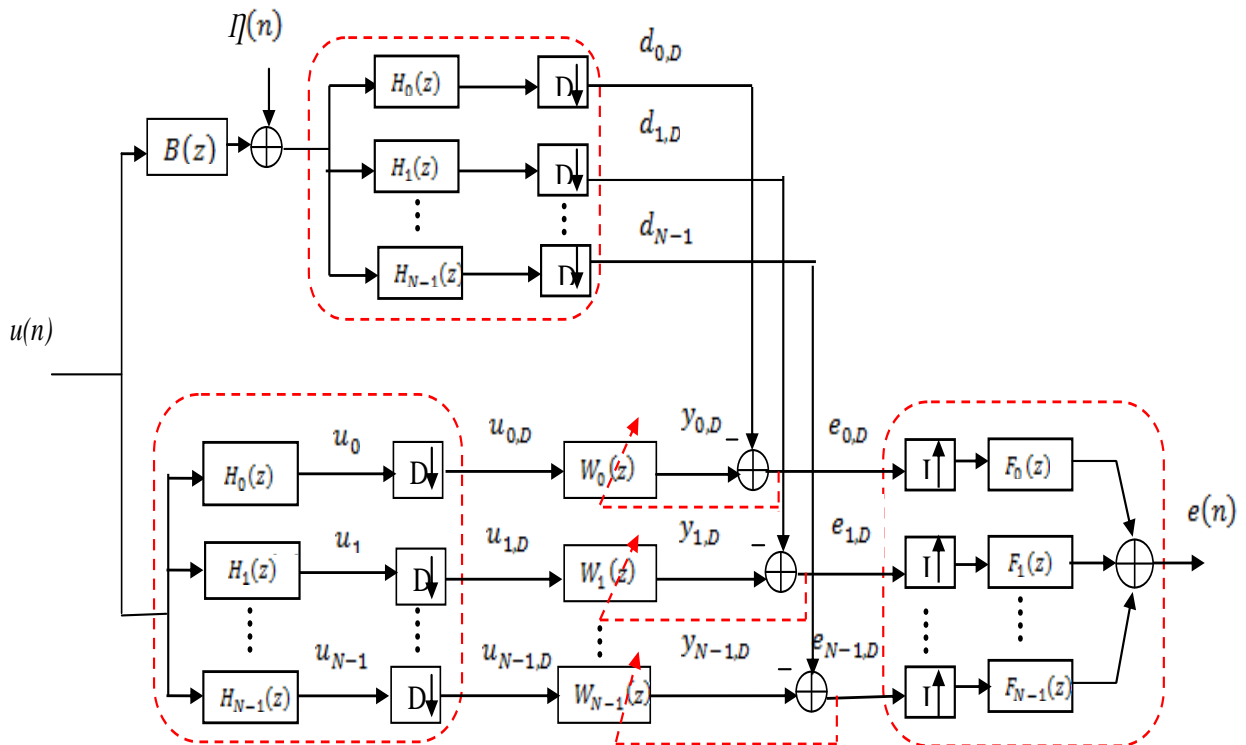
**Figure 2.4** : Une banque de filtres à canal N décimée de manière critique.

Un banc de filtres est appelé banc de filtres uniforme si les fréquences centrales des filtres passe-bande sont uniformément espacés et tous les filtres ont une largeur de bande égale. En décomposant une bande complète en utilisant un banc de filtres uniformes à canal N, chaque signal de sous-bande  $X_i(z)$  contient  $\frac{1}{N}$  de la bande spectrale d'origine. Comme la largeur de bande des signaux de la sous-bande  $X_i(z)$  est  $\frac{1}{N}$  du signal original  $X(z)$ , ces signaux en sous-bande peuvent être décimés à  $\frac{1}{N}$  du taux d'échantillonnage original tout en préservant les informations originales.

Un banc de filtres est appelé un banc de filtres décimée de manière critique si le facteur de décimation est égal au nombre de sous-bandes, c'est-à-dire  $D = N$ . La décimation critique préserve le taux d'échantillonnage effectif avec N signaux de sous-bande décimés,  $X_{i,D}(z)$ , chacun avec  $\frac{1}{N}$  de le taux d'échantillonnage initial, de sorte que le nombre total d'échantillons de sous-bandes soit identique à celle du signal pleine bande  $X(z)$ . Dans la section synthèse, les signaux en sous-bandes décimés  $X_{i,D}(z)$  sont interpolés par le même facteur avant d'être combinés par le banc de filtres de synthèse [7].

## 2.4 Filtrage adaptatif en sous-bande (FAS)

La figure 2.5 montre la structure conventionnelle des FAS pour une application de l'identification adaptative des systèmes. Le signal d'entrée en pleine bande  $u(n)$  et la réponse souhaitée  $d(n)$  sont décomposés en  $N$  bandes spectrales à l'aide de filtres d'analyse  $H_i(z)$ ,  $i = 0, 1, \dots, N - 1$ . Ces signaux de sous-bandes sont décimés à un taux inférieur en utilisant un facteur  $D$  et sont traités par des sous-filtres adaptatifs individuels  $W_i(z)$ . Chaque sous-filtre possède une boucle d'adaptation avec un signal d'erreur calculé localement  $e_{i,D}(k)$  pour la mise à jour des coefficients, afin de minimiser le signal d'erreur de sous-bande correspondant. Le signal d'erreur en pleine bande  $e(n)$  est finalement obtenu en interpolant et en recombinaison tous les signaux d'erreur de sous-bande à l'aide d'un banc de filtres de synthèse. Notez que la variable  $n$  est l'indice de temps pour les signaux de bande complet et  $k$  est l'indice de temps pour les signaux de sous-bande décimés [7].



**Figure 2.5:** Principe du filtrage adaptatif en sous bande.

## 2.5 Structures de filtrage adaptatives en sous-bandes

L'idée principale du filtrage adaptatif en sous-bande est de décomposer un filtre adaptatif d'ordre supérieur en utilisant un ensemble de sous-filtres adaptatifs d'ordre inférieur. Les structures SAF peuvent être classées comme des structures en boucle ouverte ou fermée selon la dérivation du signal d'erreur [7].

### 2.5.1 Structures en boucle ouverte

Dans la figure 2.5, le signal d'entrée  $u(n)$  et la réponse désirée  $d(n)$  sont divisés en sous-bandes par le banc de filtres d'analyse identiques, puis décimés par le même facteur  $D$ . Dans chaque sous-bande, le signal d'entrée décimé est filtré par un sous-filtre adaptatif et la sortie est comparée à la réponse souhaitée correspondante. Le signal d'erreur de sous-bande (c'est-à-dire la différence entre la réponse souhaitée de la sous-bande et le sous-filtre correspondant) est utilisé pour mettre à jour le sous-filtre adaptatif associé. Ces signaux d'erreur de sous-bande sont utilisés pour former le signal d'erreur pleine bande  $e(n)$  à l'aide d'un banc de filtres de synthèse. Ce type de la structure SAF est appelée structure en boucle ouverte puisque l'adaptation des sous-filtres est indépendamment du signal d'erreur en bande complète.

La structure en boucle ouverte adapte indépendamment un sous-filtre individuel dans sa propre boucle d'adaptation pour minimiser l'EQM local respective dans chaque sous-bande. L'objectif (ou performance) de la structure en boucle ouverte est la somme de tous les EQM de la sous-bande, exprimée en :

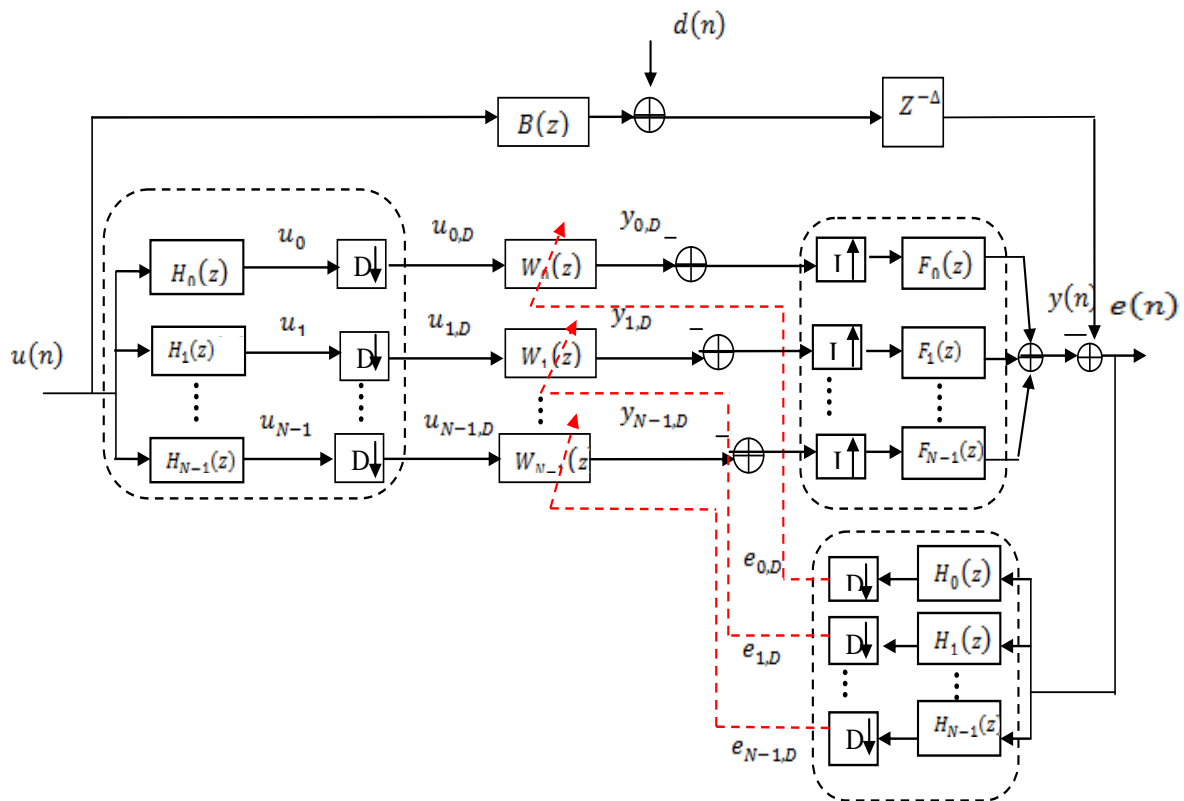
$$J_{SB} = \sum_{i=0}^{N-1} E \{ |e_{i,D}(k)|^2 \} \quad (2.6)$$

Où l'opérateur  $|\cdot|$  renvoie la valeur absolue de son argument depuis l'erreur de sous-bande. [7]

### 2.5.2 Structures en boucle fermée

La figure 2.6 montre une structure en boucle fermée pour le filtrage adaptatif en sous-bande. Comme dans le cas de la structure en boucle ouverte illustrée à la figure 2.5, le filtrage du signal d'entrée  $u(n)$  est effectué en sous-bandes. La sortie

pleine bande  $y(n)$  est reconstruite en utilisant un banc de filtres de synthèse et puis comparée à la version retardée de la réponse souhaitée  $d(n)$  pour générer le signal d'erreur  $e(n)$ . Ce signal d'erreur pleine bande est divisé en sous-bandes en utilisant le même banc de filtres d'analyse, et les signaux d'erreur de sous-bande décimés sont utilisés pour l'adaptation des sous-filtres adaptatifs respectifs. Remarquez que la réponse souhaitée  $d(n)$ , qui est la sortie du système inconnu, est retardée par des échantillons pour tenir compte du retard dû aux bancs de filtres d'analyse et de synthèse le long du chemin du signal d'entrée.



**Figure 2.6** Une structure en boucle fermée pour le filtrage adaptatif en sous-bande.

La structure en boucle fermée réduit au minimum l'EQM de la bande complète par opposition à la somme des EQM des sous-bandes dans la contrepartie en boucle ouverte. En utilisant la rétroaction en boucle fermée, les composantes de fréquence non nulle dans le signal d'erreur pleine bande seront réinjectées pour mettre à jour tous les sous-filtres adaptatifs de sous-bande afin de minimiser ces composantes. Ainsi, la structure en boucle fermée permet de minimiser le signal d'erreur pleine

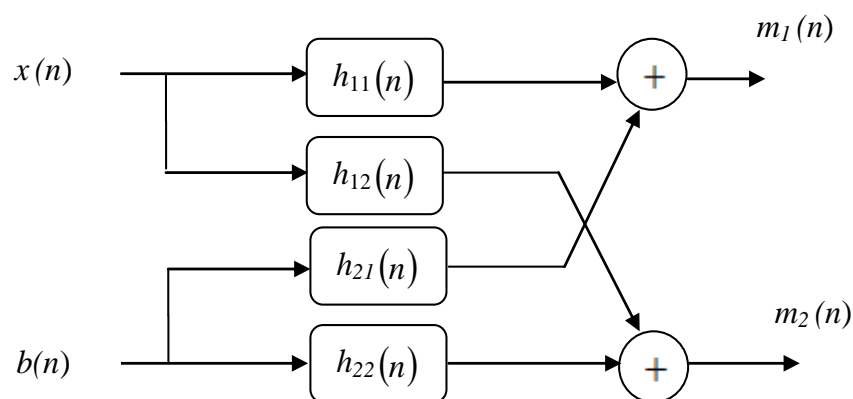
bande et garantit que l'ensemble des sous-filtres adaptatifs convergent vers la solution optimale de Wiener [7].

## 2.6 Réduction de bruit par les méthodes bi-capteurs adaptatives

Le domaine de la réduction du bruit et le rehaussement de la parole joue un rôle crucial dans de nombreuses applications telles que les systèmes de téléconférence, téléphone mobile, la reconnaissance de la parole. L'objectif de l'opération de débruitage consiste à éliminer le bruit pour améliorer la qualité et l'intelligibilité de la parole. Le choix d'une méthode de réduction du bruit dépend en premier lieu du nombre d'observation du signal disponible. Dans le cas bi-capteur, deux microphones sont utilisés à l'entrée du système de débruitage. Un des deux microphones, appelé entrée primaire et l'autre appelé entrée de référence. Parmi les techniques bi-capteurs les plus connues et utilisées dans le domaine de la réduction du bruit et rehaussement de la parole est la séparation aveugle de source.

### 2.6.1 Mélange Convolutif bi-capteur

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. 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 [4].



**Figure 2.7** Structure du mélange Convolutif bi-capteur complet.



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

$$m_1(n) = x(n) * h_{11}(n) + b(n) * h_{21}(n) \quad (2.7)$$

$$m_2(n) = b(n) * h_{22}(n) + x(n) * h_{12}(n) \quad (2.8)$$

où :

- $h_{11}(n)$  et  $h_{22}(n)$  représentent les réponses impulsionnelles des canaux directs de couplage.
- $h_{12}(n)$  et  $h_{21}(n)$  représentent les effets du couplage mutuel entre les signaux.
- $x(n)$  est le signal parole.
- $b(n)$  est le signal du bruit.
- $m_1(n)$  et  $m_2(n)$  représentent les deux signaux de la sortie du mélange.

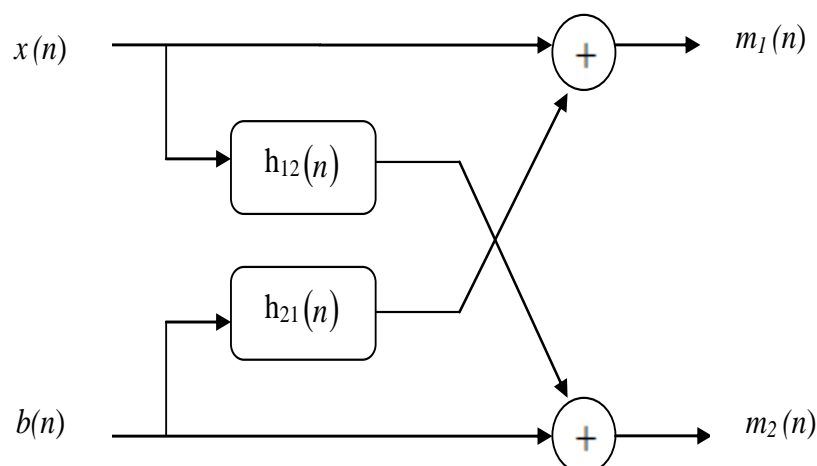
### 2.6.2 Mélange Convolutifbi-capteur simplifié

On suppose que la source de parole est proche du premier capteur (qui délivre  $m_1(n)$ ) et en supposant que  $h_{11}(n) = \delta(n)$  et la source du bruit est proche du deuxième capteur qui délivre le mélange  $m_2(n)$  en supposant que  $h_{22}(n) = \delta(n)$ .

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

$$m_1(n) = b(n) * h_{21}(n) + x(n) \quad (2.9)$$

$$m_2(n) = x(n) * h_{12}(n) + b(n) \quad (2.10)$$



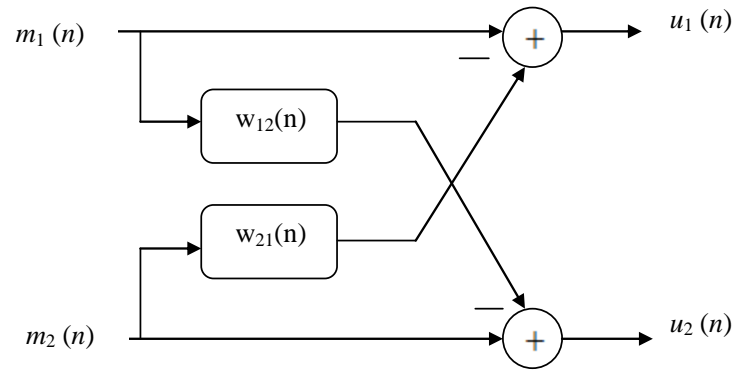
**Figure 2.8** Structure du mélange Convolutifbi-capteur simplifié.

## 2.7 Séparation aveugle de source SAS

Depuis le début des années 90, la séparation aveugle de sources(SAS) a fait l'objet de nombreux travaux en traitement du signal et de la parole. Elle consiste à récupérer un ou plusieurs signaux de source à partir d'un signal de mélange donné sans se référer à aucune information, ni sur les sources ni sur les mélanges. Dans plusieurs situations, il est souhaitable de récupérer toutes les sources des mélanges enregistrés, ou au moins, d'isoler des sources particulières. En plus, il est utile d'identifier les processus du mélange lui-même pour révéler des informations sur la méthode de mélange [9].

### 2.7.1 La structure Directe

Connue sous le terme anglo-saxon feedforward. Dans cette configuration, chaque sortie du système est une combinaison linéaire des observations, le schéma de la séparation que l'on qualifie de directe, est illustré par la figure (2.9).



**Figure 2.9** Structure symétrique direct

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

$$u_1(n) = m_1(n) - m_2(n) * w_{21}(n) \quad (2.11)$$

$$u_2(n) = m_2(n) - m_1(n) * w_{12}(n) \quad (2.12)$$

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

$$u_1(n) = b(n) * [h_{21}(n) - w_{21}(n)] + x(n) * [\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n)] \quad (2.13)$$

$$u_2(n) = b(n) * [h_{12}(n) - w_{12}(n)] + x(n) * [\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n)] \quad (2.14)$$

En utilisant l'hypothèse d'optimalité pour les deux filtres adaptatifs

$$(w_{21}^{\text{opt}} = h_{21} \text{ et } w_{12}^{\text{opt}} = h_{12}),$$

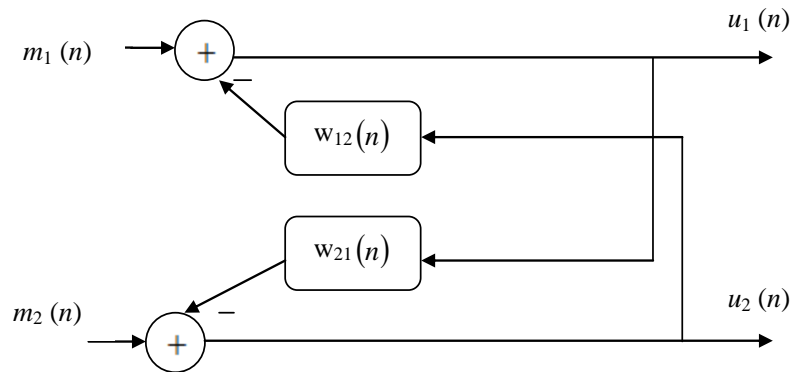
On obtient les sorties  $u_1(n)$  et  $u_2(n)$  selon les deux expressions suivantes :

$$u_1(n) = x(n) * [\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n)] \quad (2.15)$$

$$u_2(n) = b(n) * [\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n)] \quad (2.16)$$

## 2.7.2 La structure Récursive ou Backward

La sortie de chaque voie est combinée aux entrées des autres voies. Le terme récursif provient de ce « rétro-bouclage » entre les entrées et les sorties du dispositif de séparation.



**Figure 2.10** Structure symétrique récursive

Et les sorties et de la structure de séparation de sources indirecte qui est représentée par la figure 1.6 « Backward » sont données par les équations suivantes:

$$u_1(n) = m_1(n) - u_2(n) * w_{21}(n) \quad (2.17)$$

$$u_2(n) = m_2(n) - u_1(n) * w_{12}(n) \quad (2.18)$$

En remplaçant les expressions  $m_1(n)$  et  $p_2(n)$  dans les expressions de  $u_1(n)$  et  $u_2(n)$ . En utilisant l'hypothèse d'optimalité pour les deux filtres adaptatifs

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

On obtient les sorties  $u_1(n)$  et  $u_2(n)$  selon les deux expressions suivantes :

$$u_1(n) = x(n) \quad (2.19)$$

$$u_2(n) = b(n) \quad (2.20)$$

## **2.8 Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons donné le principe des systèmes à taux d'échantillonnage multiples en détaillant les deux opérations élémentaires qui sont la décimation et l'interpolation. Cela nous a introduit au filtrage adaptatif en sous bande en présentant deux structure très répandues dans ce domaine et qui sont les structures en boucle ouverte et fermée. Nous avons terminé ce chapitre par la présentation du mélange convolutifs ainsi que les structures de séparation aveugle de sources telles que la structure Forward et Backward.

# Chapitre 3 : Proposition des nouveaux Algorithmes automatiques de réduction du bruit acoustique

## 3.1 Introduction

La réduction du bruit comprend l'ensemble des techniques qui annulent le bruit acoustique contenu dans un signal. Le bruit étant un paramètre indésirable, il est nécessaire de l'éliminer sans toucher à la qualité du signal utile. Le but est de construire un signal utile plus proche que possible du signal d'entrée.

Dans ce chapitre, nous présentons les deux nouvelles structures de réduction du bruit acoustique en pleine-bande et en sous-bande basées sur un détecteur automatique d'activité vocale utilisant le SNR comme paramètres de segmentation.

## 3.2 Réduction du bruit par l'algorithme NLMS

Dans cette partie, nous allons présenter le principe de la réduction du bruit acoustique par l'algorithme NLMS.

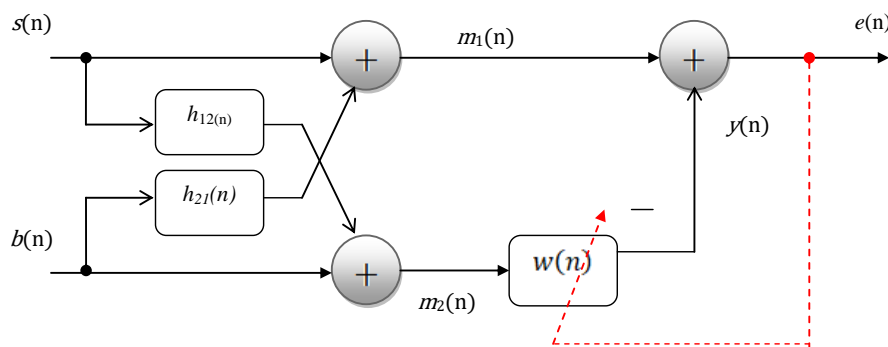


Figure 3.1 Structure d'annulation adaptative du bruit par l'algorithme NLMS.

où :

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

$b(n)$  : Le bruit du système.

$m_1(n), m_2(n)$  : Les signaux de mélanges.

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

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

$w(n)$  : Le filtre adaptatif.

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

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

$$y(n) = \mathbf{w}(n)^T \mathbf{m}_2(n) \quad (3.1)$$

Le signal d'erreur est donné par:

$$e(n) = m_1(n) - \mathbf{w}(n)^T \mathbf{m}_2(n) \quad (3.2)$$

L'équation de la mise à jour des coefficients du filtre est donné par:

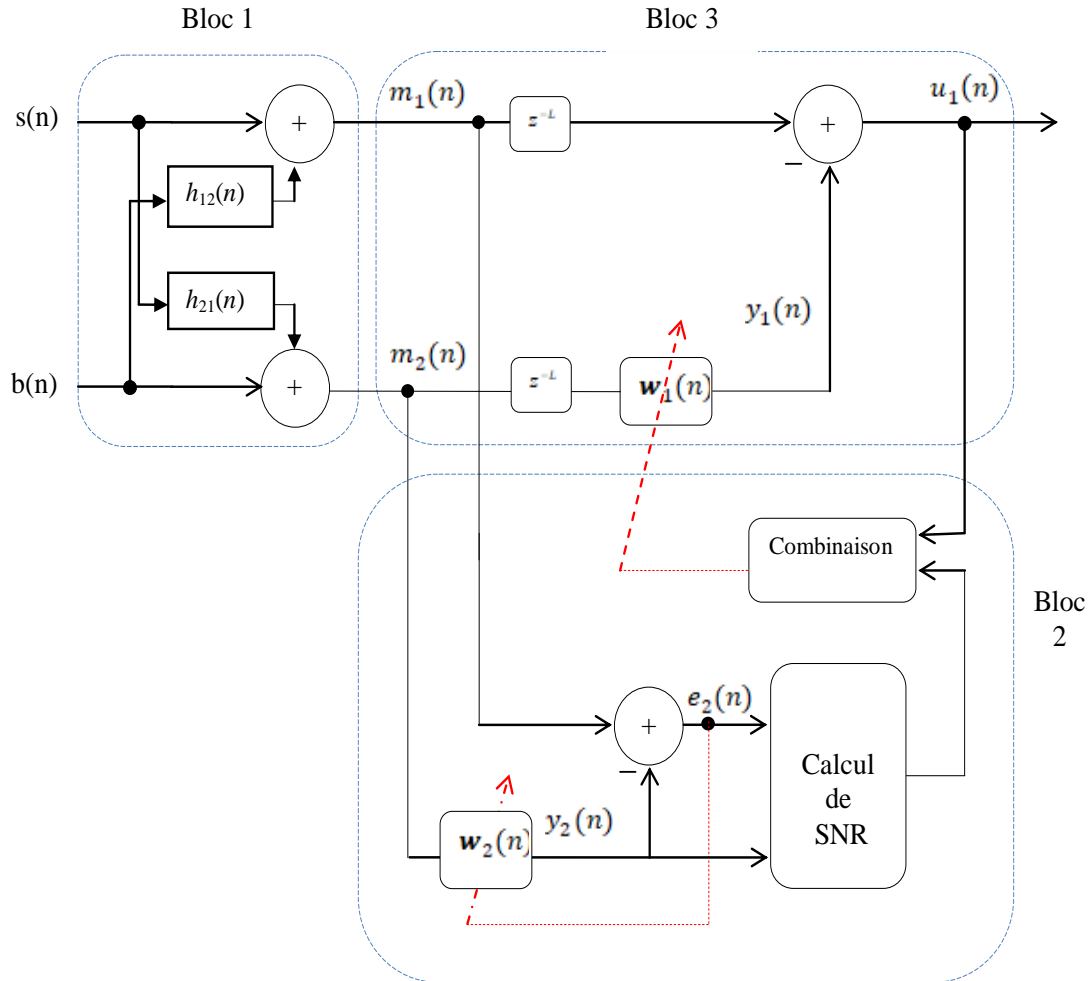
$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mu_c \frac{\mathbf{m}_2(n)e(n)}{\mathbf{m}_2(n)^T \mathbf{m}_2(n) + \varepsilon} \quad (3.3)$$

où  $\mu_c$  est le pas d'adaptation de l'algorithme NLMS qui est choisi compris entre 0 et 2.

$\varepsilon$  est un petit scalaire ajouté pour éviter la division par zéros.

### **3.3 Nouvelle structure de réduction du bruit acoustique basé sur un détecteur automatique d'activité vocale**

Dans cette partie, nous présentons la structure proposée 1 qui est décrite dans la figure 3.2 pour la réduction automatique du bruit acoustique.



**Figure 3.2** Nouvelle structure de réduction du bruit acoustique basé sur un détecteur d'activité vocale automatique.

où :

$w_1(n), w_2(n)$  : Les filtres adaptatifs.

$y_1(n), y_2(n)$  : Les sorties des filtres  $w_1(n)$  et  $w_2(n)$  respectivement.

$u_1(n), e_2(n)$ : Les signaux d'erreur.

Ce schéma est composé quatre blocs essentiels, qui sont :

- **Bloc 1** Représente le modèle des deux mélanges convolutifs  $m_1(n)$  et  $m_2(n)$  utilisés dans ce travail.  
Ce modèle est très compatible avec la physique du problème de la réduction du bruit acoustique [16].



- **Bloc 2** Représente le bloc qui exécute un système de DAV automatique qui permet un autocontrôle de filtre adaptatif  $w_1(n)$  de bloc 3. En effet, ce processus de contrôle gèle l'adaptation de filtre adaptatif  $w_1(n)$  lorsque le signal vocal est présent et l'active lorsque le signal vocal est absent (les périodes de silence).

Ce bloc est divisé en deux parties :

- La 1<sup>ère</sup> partie représente la structure de l'algorithme NLMS classique qui utilise le filtre adaptatif  $w_2(n)$ .

Dans cette sortie, la sortie du filtre  $y_2(n)$  peut s'écrire comme suit :

$$y_2(n) = \mathbf{w}_2(n)^T \mathbf{m}_2(n) \quad (3.5)$$

Le signal d'erreur  $e_2(n)$  est donné comme suit :

$$e_2(n) = m_1(n) - \mathbf{w}_2(n)^T \mathbf{m}_2(n) \quad (3.6)$$

Les équations de la mise à jour des filtres adaptatifs  $w_2(n)$  est donnée par :

$$\mathbf{w}_2(n) = \mathbf{w}_2(n-1) + \mu_2 \frac{\mathbf{m}_2(n)e_2(n)}{\mathbf{m}_2(n)^T \mathbf{m}_2(n) + \varepsilon_2} \quad (3.7)$$

$\varepsilon_2$  est un petit scalaire ajouté pour éviter la division par zéro.

$\mu_2$  est le pas d'adaptation,  $0 < \mu_2 < 2$ .

- La 2<sup>ème</sup> partie représente l'estimation de rapport signal sur bruit RSB.

Une fois que l'estimation du signal utile  $e_2(n)$  et  $y_2(n)$  en sortie du filtre  $w_2(n)$  sont calculés, nous estimons par la suite récursivement l'énergie des L dernières valeurs de ces signaux.

L'énergie du signal d'erreur  $E_s(n)$  (l'énergie de la parole) est l'énergie du signal de sortie du filtre  $w_2(n)$  (l'énergie du bruit) est donnée comme suit :

$$E_s(n) = \sum_{j=0}^{M-1} e_2^2(n-j) \quad (3.8)$$

$$E_b(n) = \sum_{j=0}^{M-1} y_2^2(n-j) \quad (3.9)$$

A partir de  $E_b(n)$  et  $E_s(n)$ , le RSB est donné par l'expression suivante :

$$RSB = 10 \log_{10} \left\{ \frac{E_s(n)}{E_b(n)} \right\} \quad (3.10)$$

#### ❖ **Contrôle du filtre adaptatif $w_1(n)$**

Le filtre adaptatif  $w_1(n)$  est contrôlé par le RSB estimé en le comparant à un seuil  $RSB_{seuil}$ . Cette comparaison permet de détecter les périodes d'activités et d'inactivités vocales (silence ou signal vocale).

- **Bloc 3** représente la structure de l'algorithme NLMS classique qui utilise le filtre adaptatif  $w_1(n)$  et qui sera automatisé selon le SNR.

La sortie  $u_1(n)$  de cette structure est donnée comme suit :

$$u_1(n) = m_1(n) - \mathbf{w}_1(n)^T \mathbf{m}_2(n) \quad (3.11)$$

L'équation de mise à jour des coefficients du filtre adaptatif  $w_1(n)$  est donnée par :

$$\mathbf{w}_1(n) = \mathbf{w}_1(n-1) + \mu_1 \frac{\mathbf{m}_2(n) u_1(n)}{\mathbf{m}_2(n)^T \mathbf{m}_2(n) + \varepsilon_1} \quad (3.12)$$

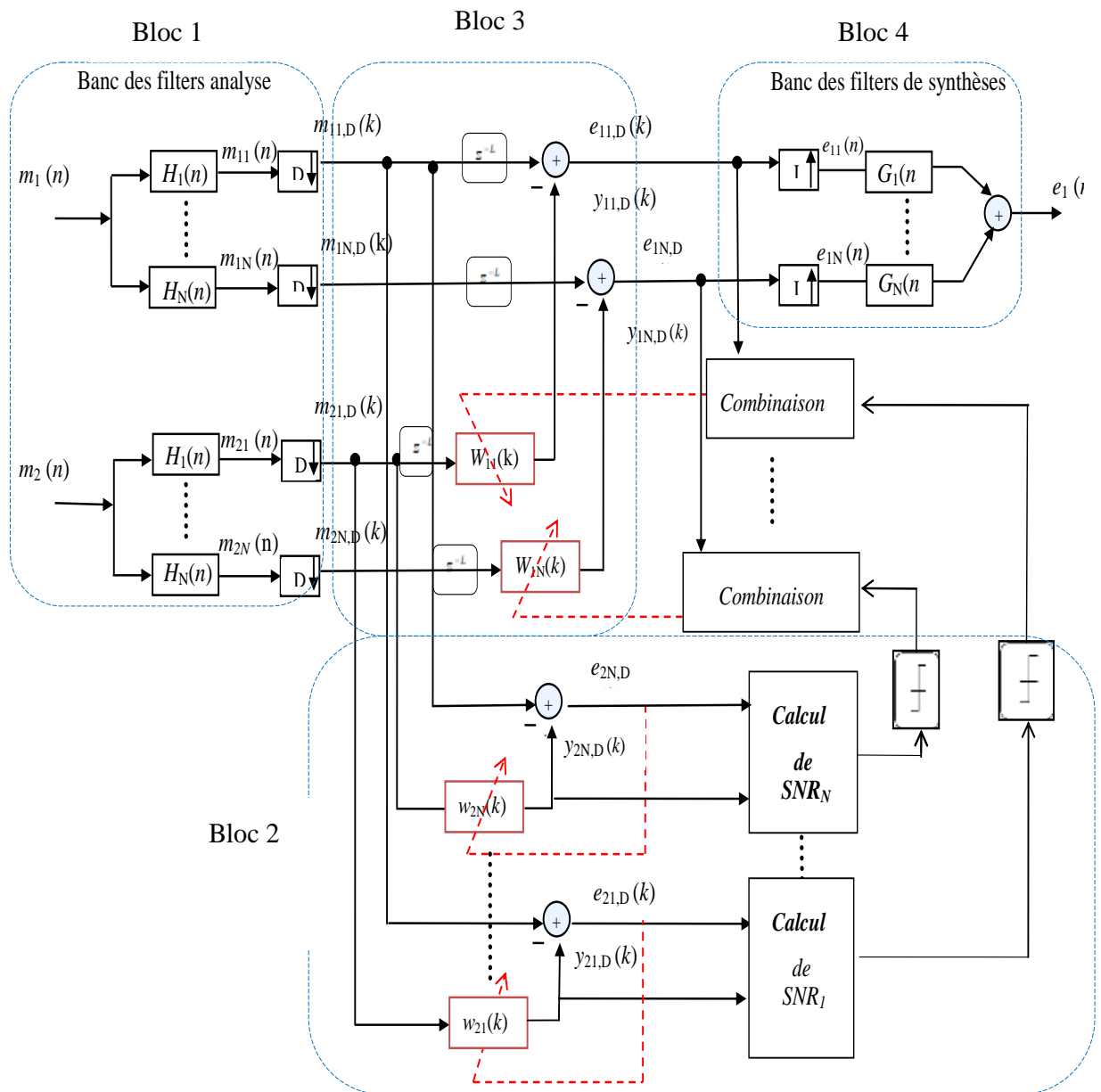
$\varepsilon_1$  est un petit scalaire ajouté pour éviter la division par zéro.

$\mu_2$  est le pas d'adaptation,  $0 < \mu_2 < 2$ .

En utilisant cette technique automatique, nous obtenons un algorithme adaptatif automatique qui peut fonctionner dans des situations réelles sans avoir besoin des DAV manuelles.

### **3.4 Nouvelle structure de réduction du bruit acoustique en sous bande employant un détecteur automatique d'activité vocale**

Le filtrage adaptatif en sous-bandes a été proposé pour améliorer le comportement de convergence des algorithmes. Dans cette section, nous allons proposer un algorithme pour la réduction du bruit en sous-bandes basé sur un détecteur automatique en utilisant plusieurs sous filtres. Cet algorithme est proposé pour la réduction du bruit acoustique et le rehaussement de la parole. La structure de cet algorithme est donnée par la Figure 3.3 suivante :



**Figure 3.** Nouvelle structure de réduction du bruit acoustique basé sur un détecteur d'activité vocale automatique en sous bande.

Ce schéma est composé de quatre blocs essentiels, qui sont :

- Bloc 1** :est composé des bancs des filtres d'analyses et des décimateurs. Les signaux des mélanges  $m_1(n)$  et  $m_2(n)$  sont décomposés via un banc des filtres d'analyses  $H_1(n), \dots, H_N(n)$ , les signaux résultants sont décimes par un facteur de décimation  $D$  qu'est égale le nombre de sous-bandes ( $D = N$ ).

Les sous signaux en sortie des filtres d'analyse sont donnés comme suit :

$$m_{1i}(n) = \mathbf{H}_i^T \mathbf{m}_1(n) \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (3.13)$$

$$m_{2i}(n) = \mathbf{H}_i^T \mathbf{m}_2(n) \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (3.14)$$

Les sous signaux décimés sont donnés par :

$$m_{1i,D}(k) = m_{1i}(kD) \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (3.15)$$

$$m_{2i,D}(k) = m_{2i}(kD) \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (3.16)$$

**Bloc 2** : Dans ce bloc nous utilisons un détecteur automatique d'activité vocale fonctionne à partir de l'estimation de rapport signal à bruit  $RSB$  de chaque sous bande pour ajuster les coefficients des sous filtres adaptatifs  $W_{1i}(k)$ . ces derniers sont adaptés seulement dans les périodes du bruit seul.

Ce bloc est divisé en deux parties :

- la 1<sup>ère</sup> partie représente la structure de l'algorithme NLMS classique pour chaque sous bande. Les signaux de sous-bandes décimés sont traités par des sous-filtres adaptatifs individuels  $w_{2i}(n)$ . Chaque sous-filtre possède une boucle d'adaptation avec un signal d'erreur calculé localement  $e_{2i,D}(k)$  pour la mise à jour des coefficients.

Dans cette structure, les sous signaux  $y_{2i,D}(k)$  en sortie des sous filtres  $w_{2i}(k)$  peut s'écrire comme suit (pour  $i = 1, 2, \dots, N$ ):

$$y_{2i,D}(k) = \mathbf{w}_{2i}(k)^T \mathbf{m}_{2i}(k) \quad (3.17)$$

Les sous signaux de parole estimés sont donnés par :

$$e_{2i,D}(k) = m_{1i,D}(k) - \mathbf{w}_{2i}(k)^T \mathbf{m}_{2i}(k) \quad (3.18)$$

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

$$\mathbf{w}_{2i}(k) = \mathbf{w}_{2i}(k-1) + \mu_2 \frac{\mathbf{m}_{2i}(k)}{\|\mathbf{m}_{2i}(k)\| + \varepsilon} e_{2i,D}(k) \quad (3.19)$$

$\mu_2$  : Les pas d'adaptation fixe des filtres  $\mathbf{w}_{2i}(k)$  .

- La 2<sup>ème</sup> partie représente l'estimation de rapport signal sur bruit RSB.

Une fois que l'estimation des sous signaux utiles  $e_{2i,D}(k)$  et  $y_{2i,D}(k)$  en sortie des sous filtres  $w_{2i}(n)$  sont calculés, nous calculons récursivement l'énergie des L dernières valeurs de des erreurs  $e_{2i,D}(k)$  et de la sortie de filtrage  $y_{2i,D}(k)$  respectivement. Cela nous permettra de calculer le  $RSB$  qui nous permettra de prendre une décision concernant le système DAV automatique.

Pour estimer le rapport signal à bruit  $RSB$ ,  $E_{si}(n)$  et  $E_{bi}(n)$  respectivement l'énergie des sous signaux d'erreur (l'énergie de la parole) est l'énergie des sous signaux de sortie des sous filtres  $w_{2i}(n)$  (l'énergie du bruit).

$$E_{si}(k) = \sum_{j=0}^{M-1} e_{2i,D}^2(k-j) \quad (3.20)$$

$$E_{bi}(k) = \sum_{j=0}^{M-1} y_{2i,D}^2(k-j) \quad (3.21)$$

A partir de  $E_{bi}(k)$  et  $E_{si}(n)$ , le  $RSB_i$  est donné par l'expression suivante :

$$RSB_i = 10 * \log_{10} \left\{ \frac{E_{si}(n)}{E_{bi}(n)} \right\} \quad (3.22)$$

- **Bloc 3** : représente la structure de l'algorithme NLMS classique qui utilise les filtres adaptatifs  $w_{1i}(n)$  et qui sera automatisé selon le SNR qui est calculé dans le bloc 2.

Dans cette structure, La sortie  $e_{1i,D}(n)$  est donnée comme suit (pour  $i = 1, 2, \dots, N$ ):

$$e_{1i,D}(k) = m_{1i,D}(k) - \mathbf{w}_{1i}(k)^T \mathbf{m}_{2i}(k) \quad (3.23)$$

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

$$\mathbf{w}_{1i}(k) = \mathbf{w}_{1i}(k-1) + \mu_1 \frac{\mathbf{m}_{2i}(k)}{\|\mathbf{m}_{2i}(k)\| + \varepsilon} e_{1i,D}(k) \quad (3.24)$$

$\mu_1$  : Les pas d'adaptation fixe des filtres  $\mathbf{w}_{1i}(k)$ .

Le contrôle des sous filtres adaptatif  $w_{1i}(n)$  est déterminé en fonction de l'estimation de  $RSB_i$  par comparaison avec un seuil  $RSB_{seuil}$ . Cette comparaison permet à déterminer si la sortie DAV du bloc égale à « 1 » ou à « 0 » (silence ou activité vocale, respectivement).

- **Bloc 4** :est composé d'un banc des filtres de synthèses et des interpolateurs Ce bloc est utilisé pour reconstituer le signal estimé  $e_1(n)$ (en pleine bande) à la même fréquence que celle de signal original (le signal de parole original). Donc en appliquant l'opération d'interpolation sur tous les sous-signaux estimés  $e_{1i,D}(k)$  par un facteur d'interpolation  $I$  (où  $I = N = D$ ), nous obtenons maintenant les nouveaux sous-signaux estimés  $e_{1i}(n)$ . Le dernier sous bloc est le banc des filtres de synthèse  $G_1(n), \dots, G_N(n)$  qui permettent d'obtenir le signal estimé  $e_1(n)$  en pleine bande.

Le signal de parole estimé en pleine bande est donné par l'équation suivante :

$$e_1(n) = \sum_{i=0}^{N-1} \mathbf{G}_i^T e_{1i}(n) \quad (3.25)$$

où :

$$e_{1i}(n) = \begin{cases} e_{1i,D}\left(\frac{k}{I}\right), & n = 0, \pm I, \pm 2I, \dots \\ 0, & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (3.26)$$

et

$$\mathbf{e}_{1i}(n) = [e_{1i}(n), \dots, e_{1i}(n - L + 1)]^T \quad (3.27)$$

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

### 3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons expliqué les deux structures automatiques proposées pour la réduction du bruit acoustique en plein-bande et sous-bande employant un détecteur automatique d'activité vocale accès sur le SNR. Aussi, nous avons donnés la formulation mathématique de la mise à jour des filtres.

Le chapitre suivant est dédié pour les résultats de simulations de les algorithmes proposées et de celui que nous avons proposé afin de faire une comparaison entre eux.

# Chapitre 4 : Résultats de simulation

---

## 4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons présenter, tout d'abord, les différents signaux sources utilisés tels que les signaux de parole, du bruit, les réponses impulsionnelles et les signaux de mélanges.

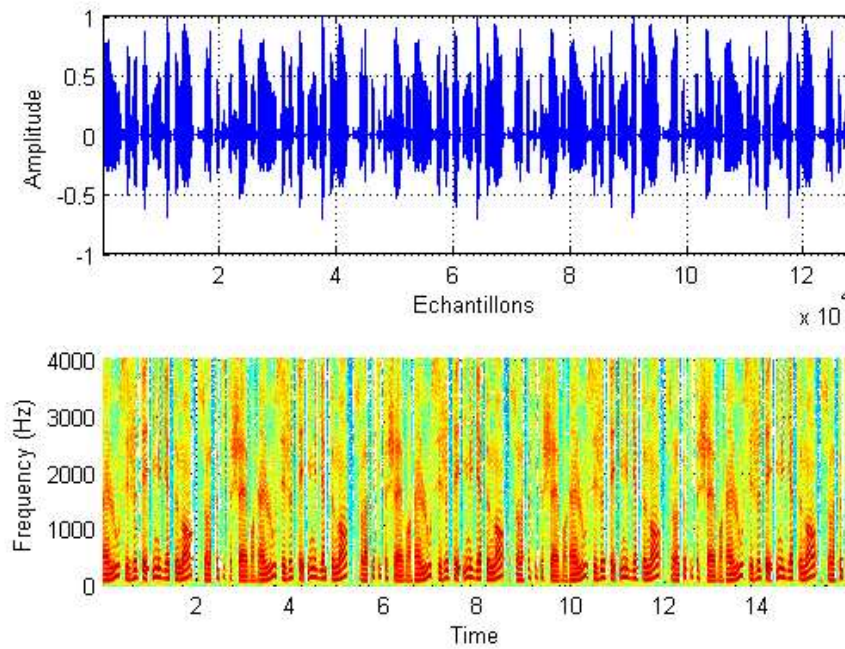
Puis nous allons présenter les résultats de la simulation des deux algorithmes automatique proposés (en pleine bande et en sous bande), ainsi que celui du NLMS classique, afin de faire une comparaison entre ces algorithmes en utilisant les critères de mesures de performances (rapport signal sur bruit SNR, la distance cepstrale et l'erreur quadratique moyenne).

## 4.2 Signaux utilisés en simulation

Les signaux utilisés dans la simulation sont donnés comme suite :

### 4.2.1 Signal de parole

Le signal de parole utilisé est échantillonné à 8KHz et d'environ 4 secondes (duplicé) prononcé par un locuteur masculin « un loup s'est jeté immédiatement sur la petite chèvre ». Il est présenté dans la figure ci-dessous avec son spectrogramme.



**Figure 4. 1**Signal de parole avec son spectrogramme.

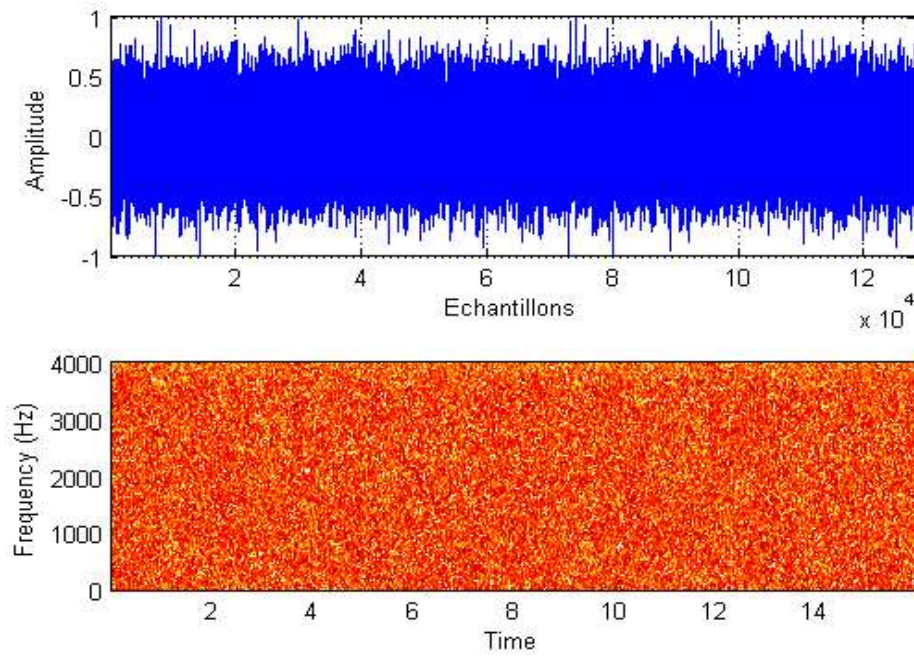
#### **4.2.2 Signal du bruit**

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

##### **a) Bruit blanc**

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

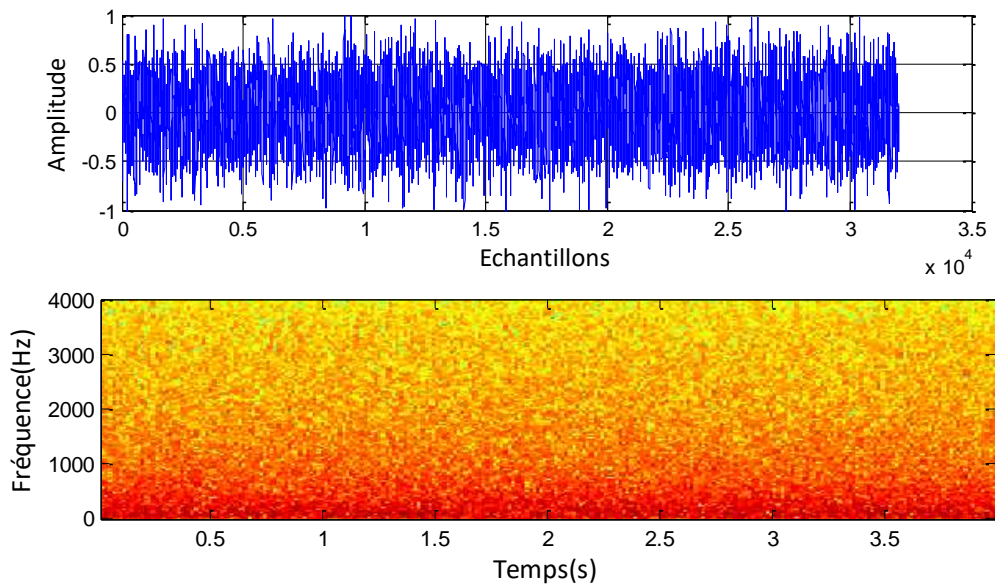




**Figure 4. 2** Bruit blanc avec son spectrogramme.

**b) Bruit USASI**

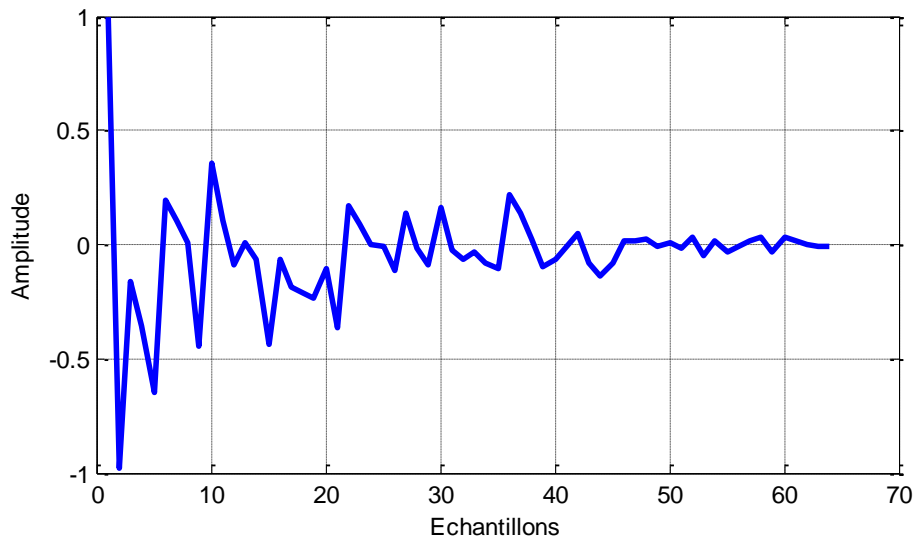
Le bruit USASI est un processus aléatoire stationnaire dont les échantillons sont des variables aléatoires corrélées. Sa densité spectrale de puissance caractérise le spectre moyen du signal de la parole. Il est représenté, avec son spectrogramme, à la figure 4.3 :



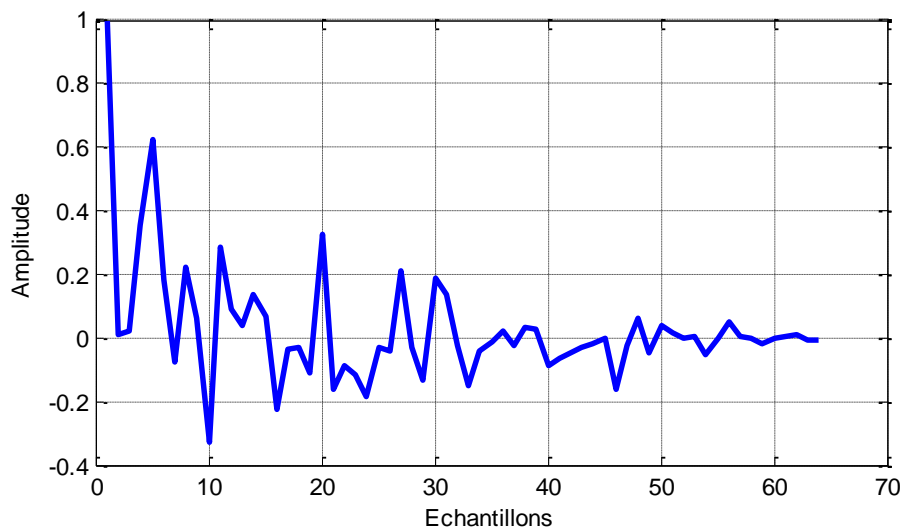
**Figure 4. 3** Bruit USASI et son spectrogramme.

### 4.3 Simulation des réponses impulsionnelles

Nous présentons deux exemples de réponses impulsionnelles  $h_{12}$  et  $h_{21}$  générées par une fonction exponentielle amortie avec une taille de  $L=64$  [16]. Ces deux modèles représentent l'effet de la distance entre les deux microphones sur les caractéristiques des signaux, elles sont représentées par les figures 4.4 et 4.5 respectivement :



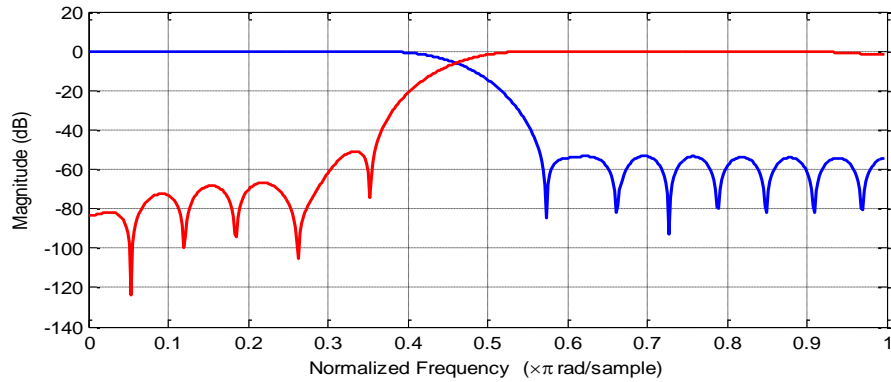
**Figure 4.4** : Exemple d'une réponse impulsionnelle  $h_{12}(n)$  avec  $L=64$ .



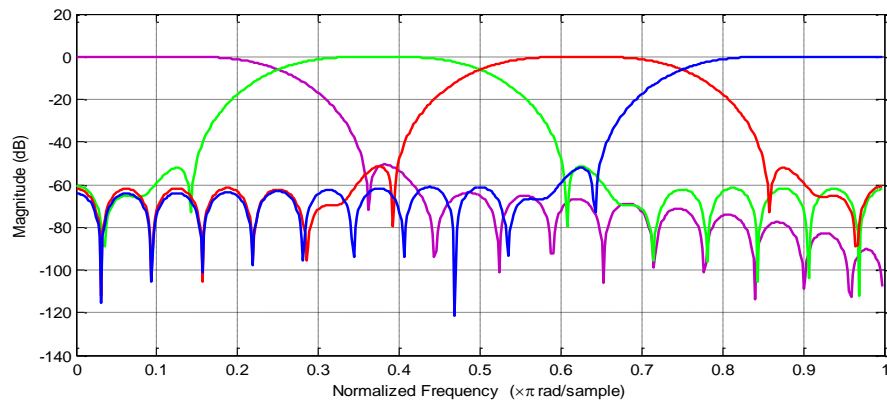
**Figure 4.5** : Exemple d'une réponse impulsionnelle  $h_{21}(n)$  avec  $L=64$ .

## 4.4 Filtres d'analyse et de synthèse

Nous présentons les réponses fréquentielles des filtres d'analyse et de synthèse utilisés pour décomposition et recombinaison des deux signaux du mélange. Ils sont représentés par les figures 4.6 et 4.7.



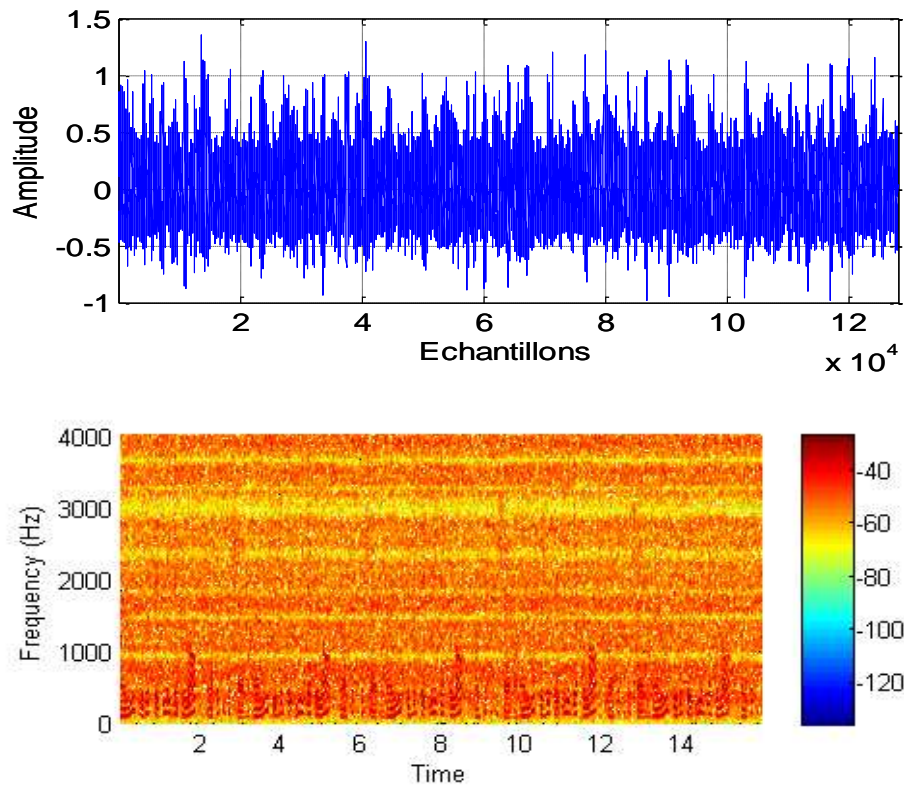
**Figure 4.6** Les réponses fréquentielles des filtres d'analyse et de synthèse pour deux sous-bandes 2SB.



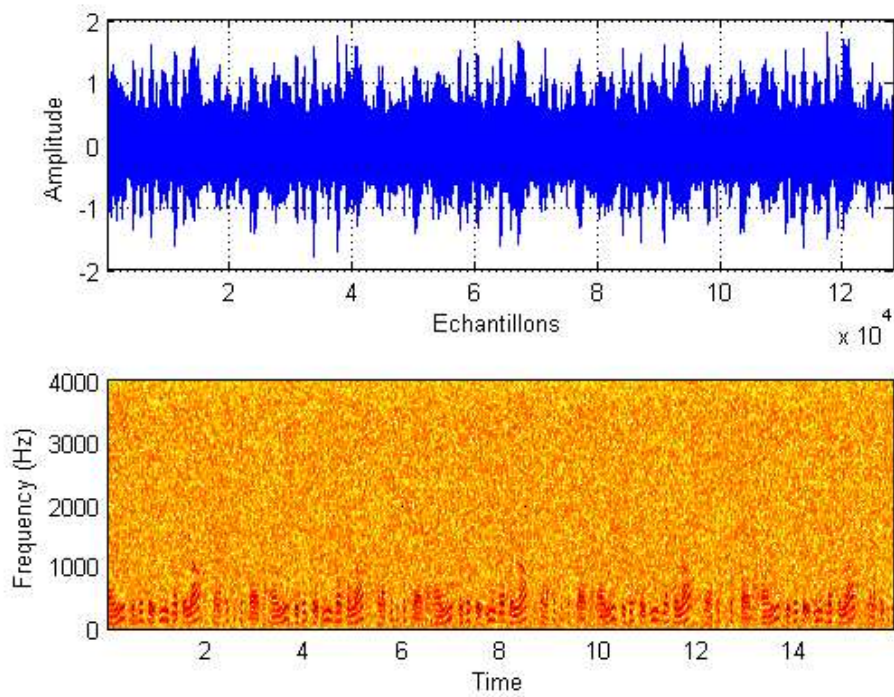
**Figure 4.7** Les réponses fréquentielles pour les filtres d'analyse et de synthèse pour quatre sous-bandes 4SB.

## 4.5 Signaux de mélange

Dans cette partie, nous présentons les signaux de sortie de la structure de mélange convolutif, les signaux sources sont la parole et le bruit, dans les deux figures ci-dessous, nous représentons un exemple de signaux de mélange  $m_1(n)$  et  $m_2(n)$  avec un  $RSB$  d'entrée égale à 3 dB sur les deux voies et une longueur de filtre  $L=64$ .



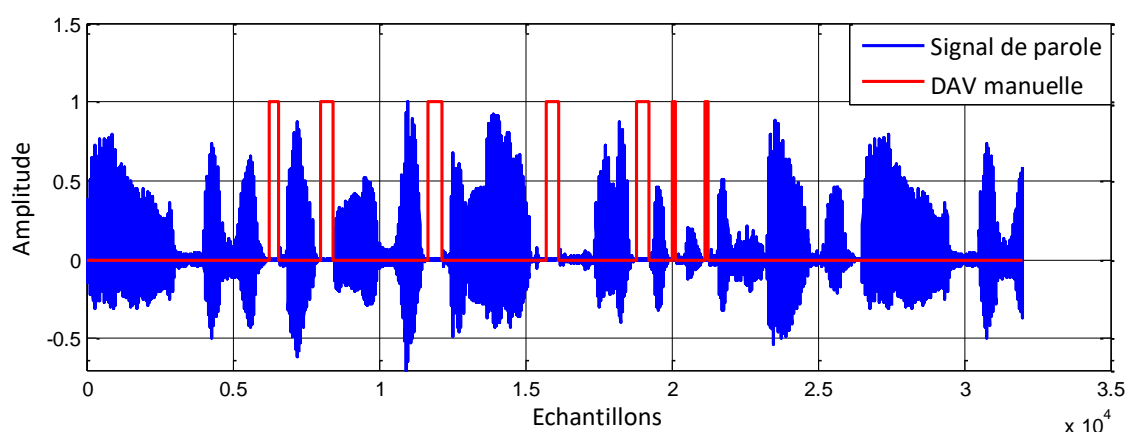
**Figure 4.8** Signal de mélange  $m_1(n)$  et son spectrogramme.



**Figure 4.9** Signal de mélange  $m_2(n)$  et son spectrogramme.

## 4.6 Principe de Détection d'Activité Vocale(DAV)

Un algorithme de détection d'activité vocale (DAV) est capable de distinguer entre les régions d'absence et de présence d'activité vocale dans le signal de parole analysé. Dans notre travail, nous utilisons un système de DAV manuel pour contrôler l'adaptation du filtre  $w_1(n)$ . Cette adaptation est contrôlée de la manière suivante : le filtre  $w_1(n)$  est adapté uniquement en période de bruit seul (période d'absence du signal de parole utile). La figure 4.10 présente un exemple de DAV manuelle sur le signal de parole originale.

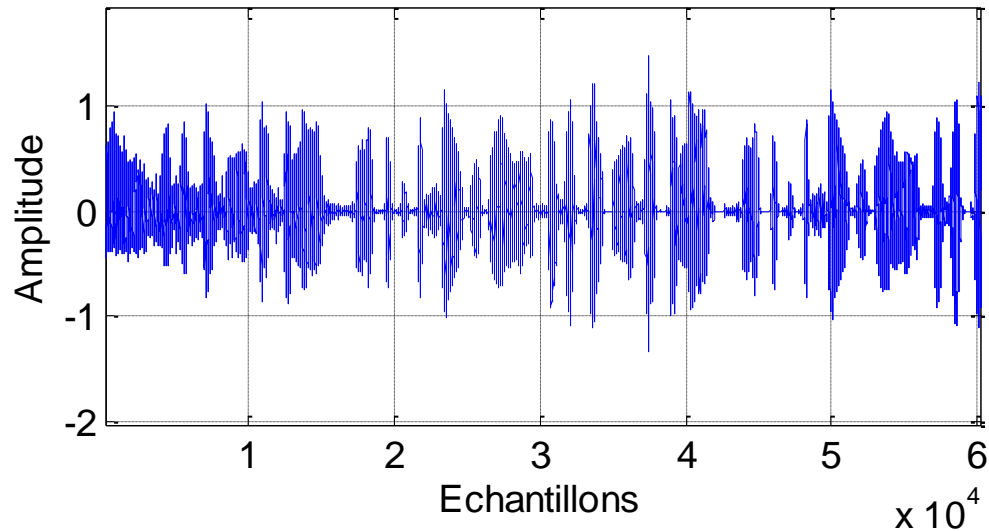


**Figure 4. 10**Signal de parole avec sa DAV.

## 4.7 Simulations des signaux de parole en sortie du traitement des algorithmes proposés

Dans cette partie, nous allons présenter les résultats de simulations de chaque algorithme proposé séparément. Dans ces simulations, nous nous intéresserons uniquement à la voie restituant le signal de parole utile (une seule des deux sorties de traitement est exploitée).

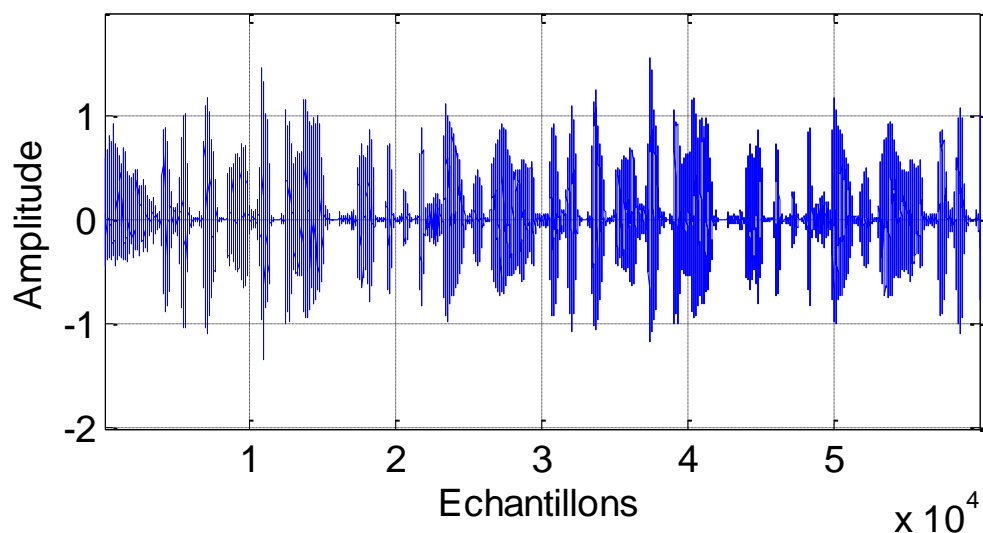
Le signal de parole en sortie du traitement de l'algorithme proposé en pleine bande en utilisant le bruit USASI est représenté à la figure 4.11 :



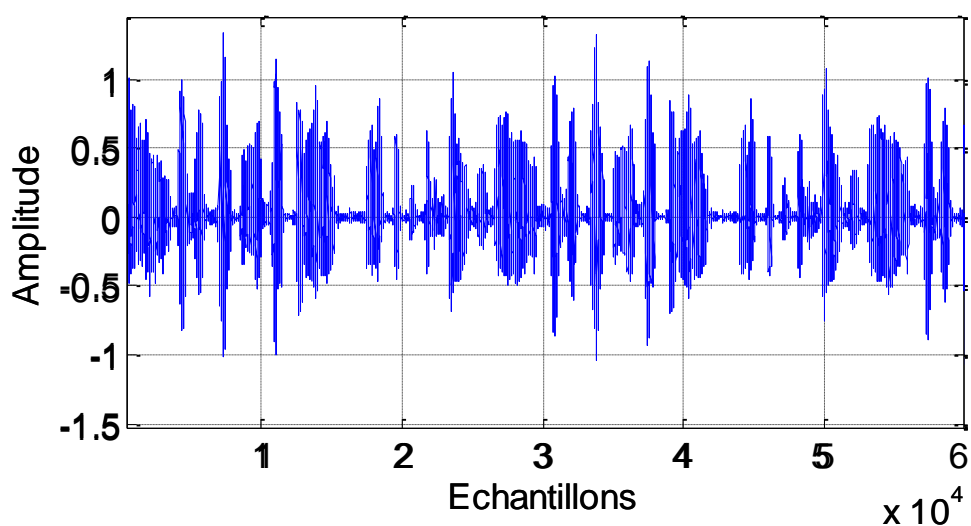
**Figure 4.11** Signal de parole en sortie du traitement de l'algorithme proposé 1 en pleine bande.

A partir de la figure 4.11, nous observons que le signal de parole en sortie  $u_1(n)$  est visuellement nettoyé du bruit et très proche du signal de parole originale. Ceci grâce au contrôle de l'adaptation du filtre  $w_1(n)$  par notre technique automatique de détection d'activité vocale (DAV), ce filtre est adapté uniquement pendant les périodes de non activité vocale. Durant ces périodes d'inactivité vocale, le filtre adaptatif  $w_1(n)$  n'a à son entrée que du bruit, ce qui lui permet d'identifier la réponse de couplage  $h_{21}(n)$  puis supprimer le bruit au niveau du signal de sortie  $u_1(n)$ , cela montre que l'algorithme automatique proposé a réussi à atténuer le bruit sans que le signal de parole soit distordu.

Les signaux de parole en sortie du traitement de l'algorithme proposé 2 (avec 2 et 4 sous bande) en utilisant le bruit USASU sont représentés à la figure 4.12 et 4.13 respectivement :



**Figure 4.12** Signal de parole en sortie du traitement de l'algorithme proposé avec 2 sous bande.



**Figure 4.13** Signal de parole en sortie du traitement de l'algorithme proposé 2 avec 4 sous bande.

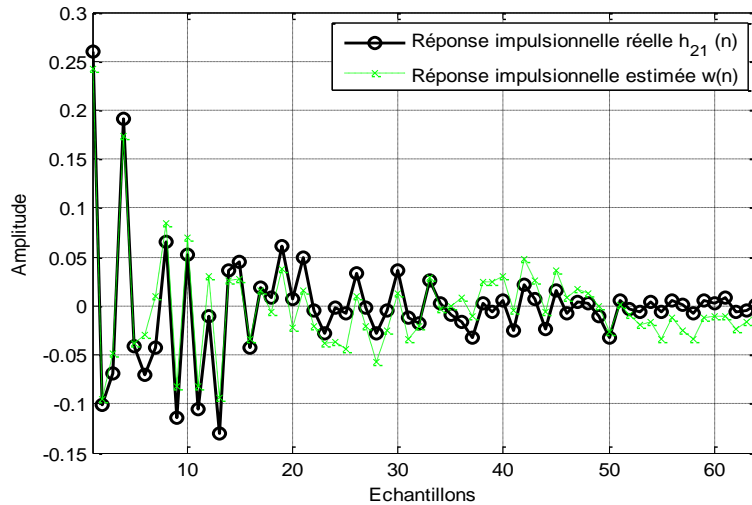
A partir des figures 4.12 et 4.13, nous remarquons bien que le signal disponible en sortie de traitement de l'algorithme proposé 2 (avec 2 et 4 sous bande) est visuellement débruité et très proches du signal de parole originale.

#### **4.8 Comparaison des réponses impulsionnelles réelles et estimées**

Dans cette partie, nous avons fait une comparaison entre les réponses impulsionnelles réelles et estimées pour l'algorithme NLMS classique et l'algorithme proposé 1 en pleine bande et proposé 2 en sous bande :

### a. NLMS classique

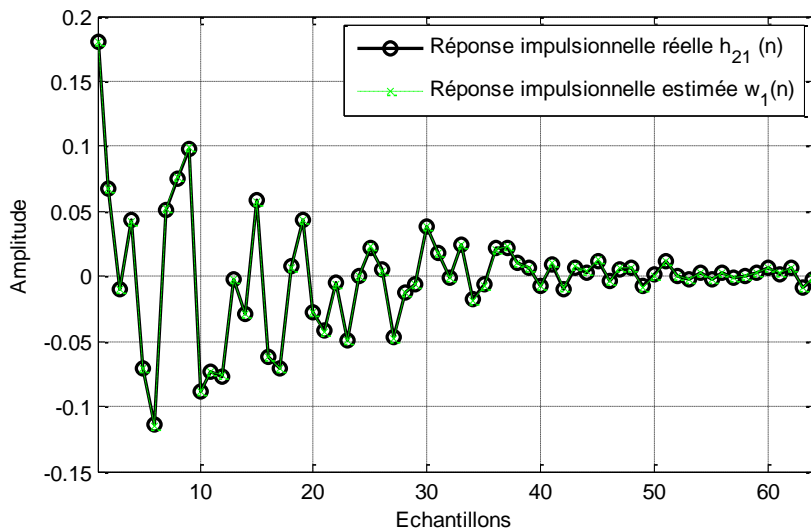
Nous représentons dans la figure 4.14, une comparaison entre la réponse impulsionnelle réelle  $h_{21}(n)$  et estimée  $w(n)$  de l'algorithme NLMS classique.



**Figure 4.14** Réponses impulsionnelles réelle et estimée en sortie du traitement de l'algorithme NLMS classique.

### b. Algorithme automatique proposé 1 en pleine bande

Nous représentons à la figure 4.15, une comparaison entre la réponse impulsionnelle réelle  $h_{21}(n)$  et estimée  $w_1(n)$  de l'algorithme automatique proposé 1 en pleine bande.

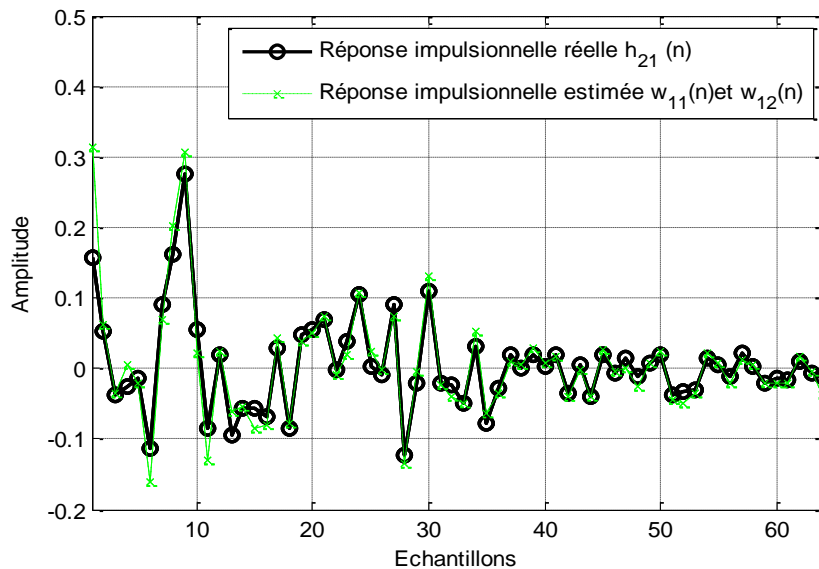


**Figure 4.15** Réponses impulsionnelles réelle et estimée en sortie du traitement de l'algorithme proposé 1 en pleine bande



### c. Algorithme automatique proposé 2 en sous bande

Nous représentons à la figure 4.16, une comparaison entre la réponse impulsionnelle réelle  $h_{21}(n)$  et les réponses impulsionnelles estimées  $w_{11}(n)$  et  $w_{12}(n)$  de l'algorithme automatique proposé 2 en sous bande.

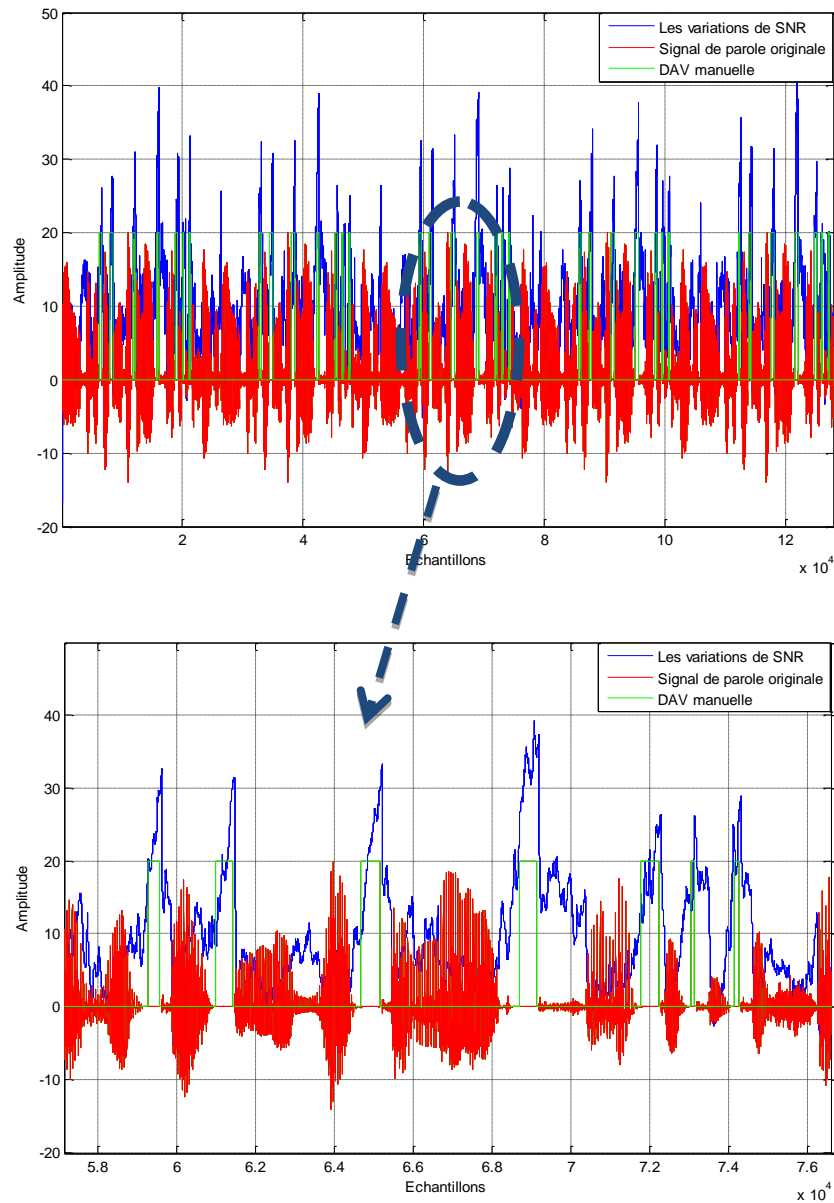


**Figure 4.16** Réponses impulsionnelles réelle et estimée en sortie du traitement de l'algorithme proposée en sous bande.

On voit bien dans les figures 4.15 et 4.16 que les allures des réponses impulsionnelles réelles et estimées sont superposées l'un sur l'autre, ce qui veut dire que la condition principale de l'ANC est bien vérifiée, alors que dans la figure 4.14 n'est pas le cas. On voit bien dans les figures 4.15 et 4.16 que les coefficients des filtres adaptatifs  $w(n)$  et  $w_{11}(n)$  et  $w_{12}(n)$  convergent vers l'optimum. Cela confirme l'avantage de l'algorithme proposé 1 en pleine bande et proposé 2 en sous bande par rapport au celui du NLMS classique.

### 4.9. Evolution de facteur RSB

La figure 4.17 présente une comparaison entre le signal de la parole originale et les variations de  $SNR$  tracés superposés dans la même figure.



**Figure 4.17** comparaison entre le signal de la parole originale et les variations de *SNR* tracé

D'après la figure (4.17), nous remarquons que lorsque le signal de parole est absent (les périodes de silence) le rapport signal à bruit *SNR* est élevé, et dans les sections où le signal de parole est présent le rapport signal à bruit est faible.

#### 4.10. Evaluation des critères de mesure des performances

Pour valider la supériorité des deux algorithmes proposés par rapport à l'algorithme NLMS sans DAV, nous allons présenter des résultats comparatifs en termes de vitesse de convergence et la qualité du signal de parole. Nous avons évalué trois

critères de mesure de performances des deux algorithmes qui sont le SegSNR (Segmental Signal to Noise Ratio), Le SegMSE (Segmental Mean Square Error) et le CD (Cepstral Distance). Afin de faire une comparaison entre ces algorithmes en termes de ces trois critères, en utilisant un bruit blanc et un bruit USASI à l'entrée du système combiné avec le signal de parole.

#### 4.10.1 Evaluation du SNR segmenté

Nous allons évaluer la sortie SegSNR des deux algorithmes proposés et le NLMS sans DAV. Ce critère est le plus utilisé pour estimer le gain en réduction du bruit acoustique (niveau de la suppression du bruit), il est calculé seulement dans les périodes de la parole en utilisant le mécanisme de détection d'activité vocale manuel. L'estimation SegSNR est basée sur la relation suivante:

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

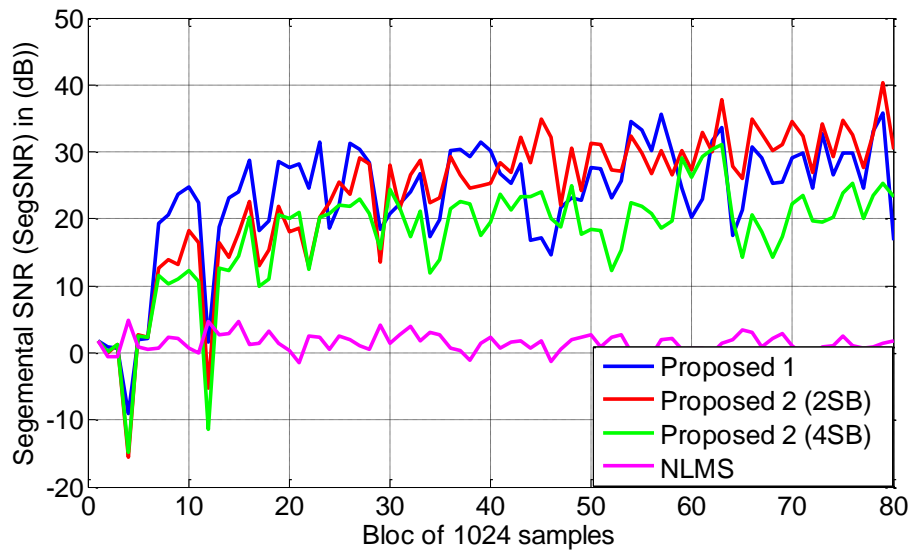
Où  $s(n)$  est le signal de parole originle et  $\tilde{s}(n)$  estson estimée.

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

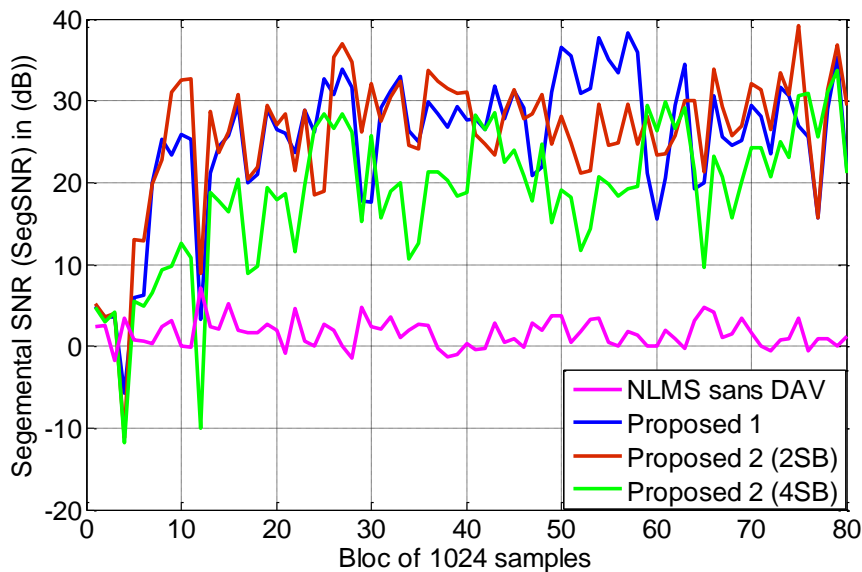
Dans ces simulations, nous allons présenter les résultats du SegSNR obtenus par les deux algorithmes proposés et l'algorithme NLMS sans DAV. Dans ces simulations nous avons utilisé un bruit USASI et un bruit blanc à l'entrée du système.

##### a) Cas d'un bruit USASI

Dans les deux figures suivantes, nous allons utiliser les mêmes paramètres,  $M = 64$  et  $\mu_1 = \mu_2 = 0.3$  sauf que les RSB d'entrées sont différents, pour la figure 4.18,  $RSB_1 = RSB_2 = 0$  et pour la figure 4.19  $RSB_1 = RSB_2 = 3$ . Dans ces simulations, nous allons utiliser un bruit USASI à l'entrée du système.



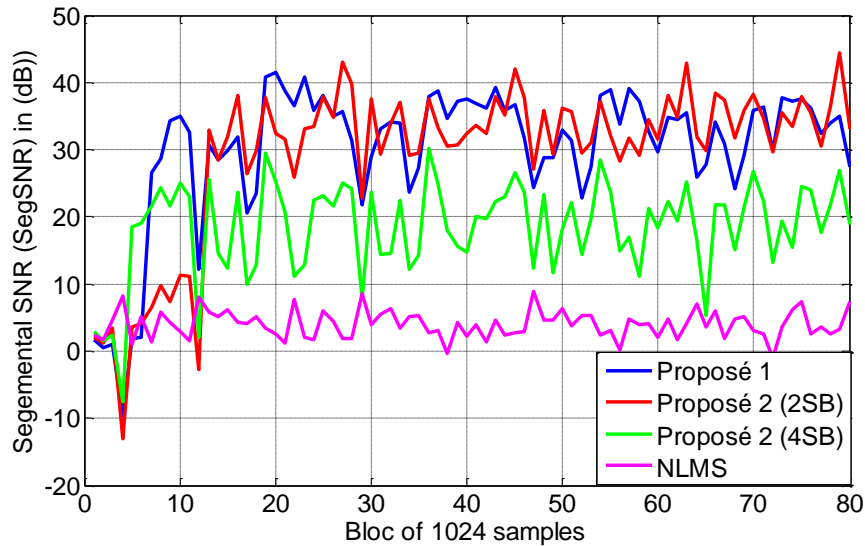
**Figure 4.18** Evaluation du SegSNR de l'algorithme NLMS sans DAV et les deux algorithmes avec un bruit USASI et SNR d'entrée  $RSB1 = RSB2 = 0dB$ .



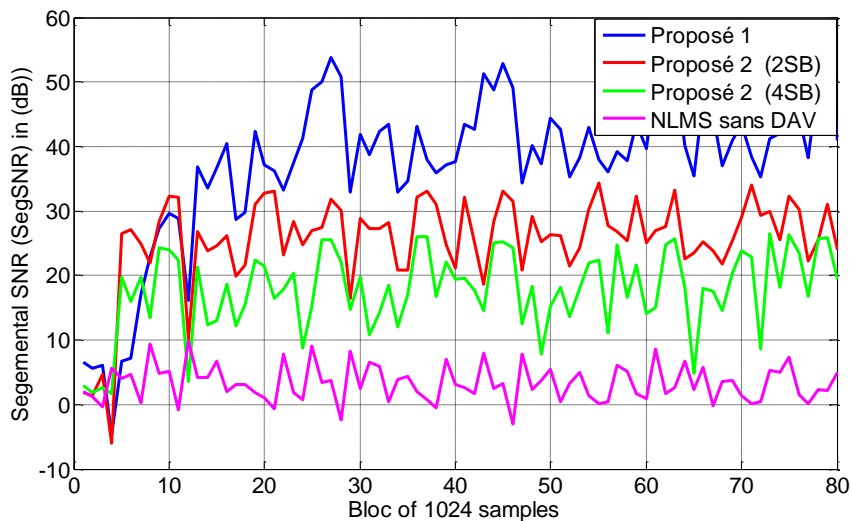
**Figure 4.19** Evaluation du SegSNR de l'algorithme NLMS sans DAV et les deux algorithmes avec un bruit USASI et SNR d'entrée  $RSB1 = RSB2 = 3 dB$ .

Nous remarquons que les résultats des deux algorithmes proposés présentés dans les figures 4.18 et 4.19 sont bien supérieures à ceux du NLMS classique. On remarque que Proposé 1 et Proposé 2 (2 SB) ont le même comportement. Nous pouvons dire aussi que les signaux sortants de deux algorithmes proposés ont une bonne qualité.

## b) Cas d'un bruit blanc



**Figure 4.20** Evaluation du SegSNR de l'algorithme NLMS sans DAV et les deux algorithmes avec un bruit blanc et SNR d'entrée  $RSB1 = RSB2 = 0 \text{ dB}$ .



**Figure 4.21** Evaluation du SegSNR de l'algorithme NLMS sans DAV et les deux algorithmes avec un bruit blanc et SNR d'entrée  $RSB1 = RSB2 = 3 \text{ dB}$ .

D'après les résultats obtenus dans les figures précédentes, nous remarquons que la valeur du SegSNR en sortie du traitement de l'algorithme automatique en pleine bande est plus élevée que celle en sortie du traitement de l'algorithme automatique en sous bande, et la valeur du SegSNR en sortie du traitement de ce dernier est plus élevée que celle en sortie du traitement de l'algorithme NLMS sans DAV

#### 4.10.2 Évaluation de la distance cepstrale (DC)

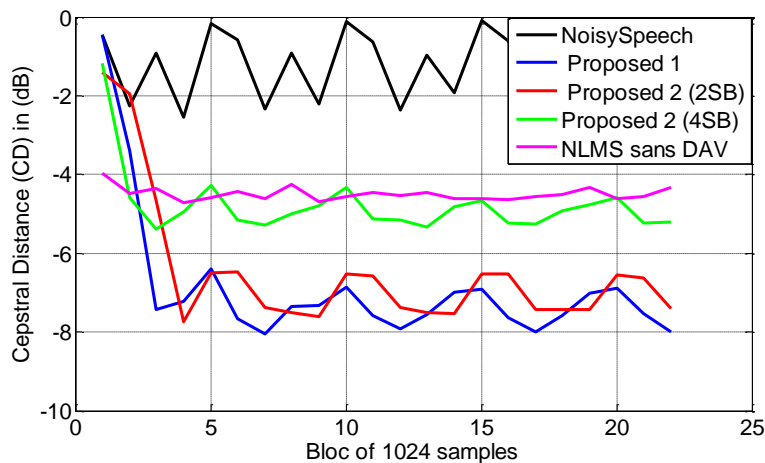
Pour évaluer la qualité du signal de parole (niveau de la distorsion) estimé en sortie de chacun des deux algorithmes automatiques proposés, par rapport à l'algorithme NLMS classique, nous utilisons la DC comme une mesure objective. Ce critère peut s'écrire par la formule suivante :

$$DC(k) = \sum_{i=1}^T [TFI(\log(\|S(f_i, k)\|) - \log(\|U_1(f_i, k)\|))]^2 \quad (4.2)$$

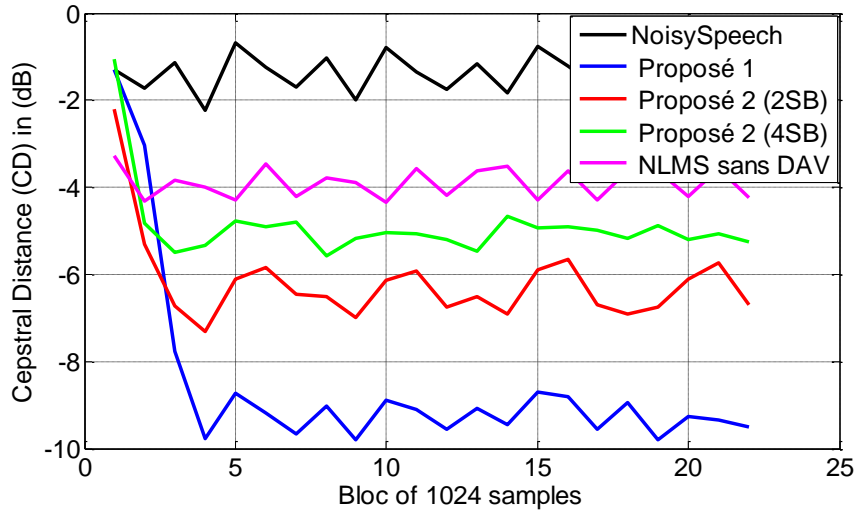
Où  $S(f_i, k)$  et  $U_1(f_i, k)$  sont les transformées de Fourier à court terme des signaux  $s(n)$  et  $u_1(n)$  respectivement, et  $f_i$  est la fréquence. Nous allons présenter dans les figures suivantes les résultats de la distance cepstrale estimée une fois entre le signal de parole originale et le signal bruité, et l'autre fois entre le signal original et le signal estimé en sortie de chaque algorithme. Sur ces figures, chaque point correspond à une valeur moyenne obtenue sur 1024 échantillons consécutifs.

##### a) Cas d'un bruit blanc

Dans les deux figures suivantes, nous allons utiliser les mêmes paramètres,  $M = 64$  et  $\mu_1 = \mu_2 = 0.3$  sauf que les rapports signal à bruit ( $RSB$ ) d'entrée sont différents, pour la figure 4.22,  $RSB_1 = RSB_2 = 0$  et pour la figure 4.23  $RSB_1 = RSB_2 = 3$ . Dans ces simulations nous allons utiliser un bruit blanc à l'entrée du système.



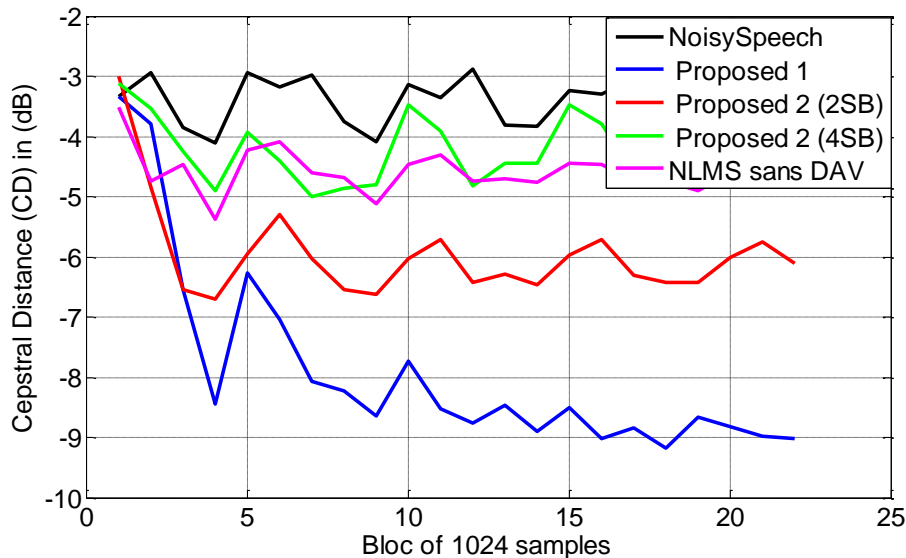
**Figure 4.22** Evaluation de la DC de l'algorithme NLMS sans DAV et les deux algorithmes avec un bruit blanc et SNR d'entrée  $RSB_1 = RSB_2 = 0dB$ .



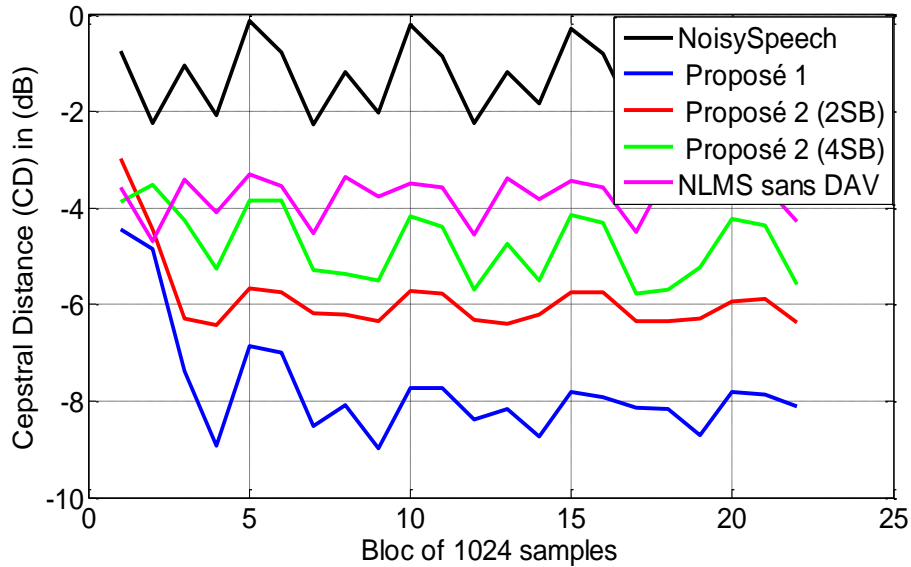
**Figure 4.23** Evaluation de la DC de l’algorithme NLMS sans DAV et les deux algorithmes avec un bruit blanc et SNR d’entrée  $RSB1 = RSB2 = 3dB$ .

**b) Cas d’un bruit USASI**

Dans les deux figures suivantes, nous avons utilisé les mêmes paramètres,  $M = 64$  et  $\mu1 = \mu2 = 0.3$  sauf que les rapports signal à bruit ( $RSB$ ) d’entrée sont différents, pour la figure 4.24,  $RSB1 = RSB2 = 0$  et pour la figure 4.25  $RSB1 = RSB2 = 3$ . Dans ces simulations nous avons utilisé un bruit USASI à l’entrée du système.



**Figure 4.24** Evaluation de la DC de l’algorithme NLMS sans DAV et les deux algorithmes avec un bruit USASI et SNR d’entrée  $RSB1 = RSB2 = 0dB$ .



**Figure 4.25** Evaluation de la DC de l'algorithme NLMS sans DAV et les deux algorithmes avec un bruit USASI et SNR d'entrée  $RSB1 = RSB2 = 3dB$ .

D'après tous les résultats présentés dans les figures précédentes (4.22, 4.23, 4.24 4.25), nous remarquons que la qualité du signal de parole estimée en sortie de l'algorithme proposé (en pleine bande) est meilleure que celle du signal estimé par l'algorithme proposé (en sous bande) et ce dernier est meilleure que l'algorithme NLMS sans DAV. Ceci pour les différents types du bruit et du RSB d'entrée. Quand on utilise un grand nombre de sous-bandes, nous observons une dégradation de la DC (la distorsion augmente). Si le rapport signal à bruit d'entrée est grand, la valeur de la DC est très faible, cela implique que la distorsion du signal est aussi très faible.

#### 4.10.3 Evaluation du MSE segmenté (SegMSE)

Nous quantifions la convergence des filtres adaptatifs des deux algorithmes automatique (en pleine bande et en sous bande) et le NLMS sans DAV en terme du critère SegMSE qui est donné par:

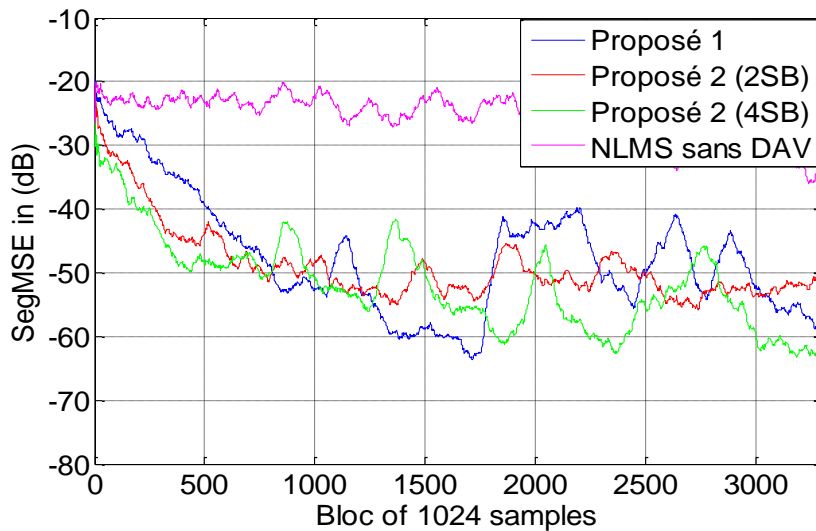
$$SegMSE(dB) = (20 \log_{10} \sum_{k=0}^{M-1} |e_1(k)|) DAV(k) \quad (4.3)$$

Où M est la longueur de trame du signal de sortie  $e_1(n)$ . Le critère SegMSE est estimé que dans les périodes d'inactivité vocale

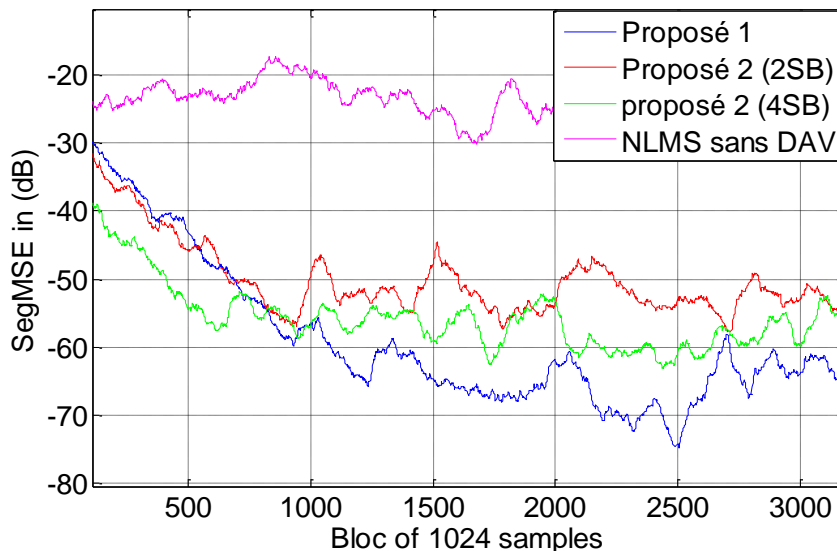


### a) Cas d'un bruit blanc

Dans les deux figures suivantes, nous allons utiliser les mêmes paramètres,  $M = 64$  et  $\mu_1 = \mu_2 = 0.3$  sauf que les rapports signal à bruit ( $RSB$ ) d'entrée sont différents, pour la figure 4.26,  $RSB_1 = RSB_2 = 0$  et pour la figure 4.276  $RSB_1 = RSB_2 = 3$ . Dans ces simulations nous avons utilisé un bruit blanc à l'entrée du système.



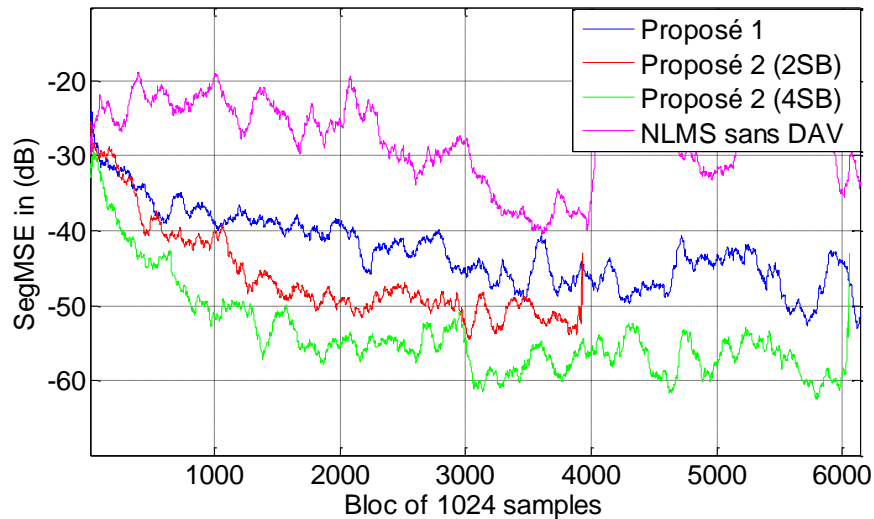
**Figure 4.26** Evaluation du SegMSE de l'algorithme NLMS sans DAV et les deux algorithmes proposés avec un bruit blanc et SNR d'entrée  $RSB_1 = RSB_2 = 0dB$ .



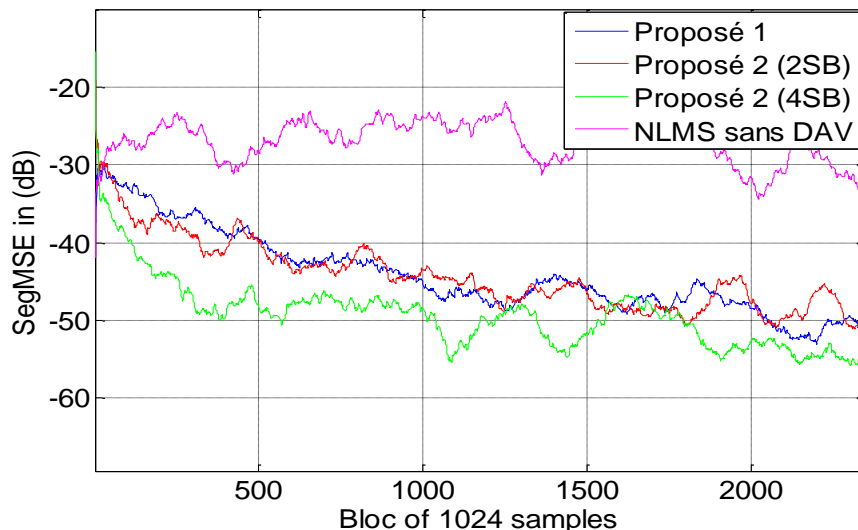
**Figure 4.27** Evaluation du SegMSE de l'algorithme NLMS sans DAV et les deux algorithmes proposés avec un bruit blanc et SNR d'entrée  $RSB_1 = RSB_2 = 3dB$ .

### b) Cas d'un bruit USASI

Dans les deux figures suivantes, nous allons utiliser les mêmes paramètres,  $M = 64$  et  $\mu_1 = \mu_2 = 0.3$  sauf que les rapports signal à bruit ( $RSB$ ) d'entrée sont différents, pour la figure 4.28,  $RSB_1 = RSB_2 = 0$  et pour la figure 4.29  $RSB_1 = RSB_2 = 3$ . Dans ces simulations nous avons utilisé un bruit USASI à l'entrée du système.



**Figure 4.28** Evaluation du SegMSE de l'algorithme NLMS sans DAV et les deux algorithmes proposés avec un bruit USASI et SNR d'entrée  $RSB_1 = RSB_2 = 0dB$ .



**Figure 4.29** Evaluation du SegMSE de l'algorithme NLMS sans DAV et les deux algorithmes proposés avec un bruit USASI et SNR d'entrée  $RSB_1 = RSB_2 = 3dB$ .

D'après les résultats obtenus dans les figures précédentes (4.26, 4.27, 4.28, 4.29), nous remarquons la supériorité de l'algorithme proposé en sous bande par rapport à l'algorithme proposé en pleine bande et NLMS sans DAV en termes de vitesse de convergence et la grande minimisation de l'erreur quadratique moyenne avec tous les types du bruit et différents rapports signal à bruit (RSB) d'entrée. Comme, nous notons que cette vitesse est proportionnelle aux nombres des sous-bandes utilisées pour l'algorithme proposé.

#### **4.11. Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons décrit les signaux de tests ainsi que le modèle de mélange utilisé qui prend en compte l'espacement entre les microphones utilisés dans la prise du son. Nous avons ensuite présenté les résultats de simulations obtenus à partir des deux nouveaux algorithmes automatiques en pleine bande et en sous-bande (2 et 4 sous bande). Les critères retenus pour l'analyse des performances ont également été présentés à savoir le rapport signal à bruit en sortie de traitement, la distance cepstrale et l'erreur quadratique moyenne des filtres adaptatifs. Nous avons fait une analyse très détaillée sur ces algorithmes pour assurer et garantir une bonne convergence vers la solution optimale.

Tous les résultats de simulations obtenus ont montré la bonne performance de ces nouveaux algorithmes, ainsi que leurs supériorités par rapport à l'algorithme NLMS sans DAV.

# Conclusion générale

---

Dans ce mémoire de fin d'étude, nous avons traité le problème de réduction du bruit acoustique et le rehaussement de la parole dans les systèmes de téléphonie main-libre par les algorithmes du filtrage adaptatif.

Dans un premier volet, nous avons présenté le principe du filtrage adaptatif et ses algorithmes classiques tels que LMS et NLMS. Egalement, nous avons présenté le principe du traitement en sous bande ainsi que les méthodes bi-capteurs pour la réduction du bruit acoustique via les techniques de séparation aveugle de source.

En deuxième lieu, nous avons expliqué les deux nouveaux algorithmes proposés en pleine bande et sous bande appliqués combiné avec la structure de séparation aveugle de sources. Ces algorithmes sont essentiellement basés sur un détecteur automatique d'activité vocale employant le rapport signal à bruit  $SNR$  comme paramètres clés d'aiguillage entre les segments du signal de parole.

Les performances de nos algorithmes sont prouvées à travers les résultats de simulations présentés dans ce mémoire. Entre autre, une étude comparative entre les algorithmes proposés en pleine bande et en sous-bandes a été effectuée. A travers les simulations et les résultats obtenus, nous avons remarqué que nos deux nouveaux algorithmes ont permis d'obtenir des performances supérieures en terme de distance cepstrale (DC), rapport signal à bruit (SNR) et  $segMSE$  en sortie de traitement par rapport à l'algorithme NLMS classique.

Nous pouvons dire que les deux algorithmes proposés peuvent être une bonne alternative pour les applications de téléphonie mains-libres et cela grâce à leur automatisation.

## Bibliographie

---

[1] L.CHERGUI, 'débruitage de la parole par des méthodes basées sur les transformées discrètes', Thèse de Doctorat, université de FERHAT ABBAS Sétif, Avril 2017.

[2] W.LAIFOU, 'implémentation des filtres adaptatifs sur une carte FPGA pour l'annulation d'écho acoustique', mémoire de master, université de Mohamed Larbi Ben M'hidi Oum EL boughi, juin 2018.

[3] R.Bendoumia. 'Annulation du bruit par les méthodes de séparation aveugles application aux systèmes de télécommunications numériques'. Thèse de doctorat. Université Blida 1.2014.

[4] 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.

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

[6] J.Benesty, 'Algorithme du type gradient à complexité de calcul réduite et à capacité de poursuite et vitesse de convergence accrues application à l'annulation d'écho acoustique', Centre national d'études des télécommunications entre Paris B, juin 1991.

[7] Kong-Aik Lee, Woon-Seng Gan, Sen M. Kuo "Subband Adaptive Filtering: Theory and Implementation", Livre, 2009, John Wiley & Sons.

[8] Paulo .S.R.Diniz, "Adaptive Filtering Algorithms and Practical Implementation", Springer Science Business Media New York 1997, 2002, 2008, 2013.

[9] 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.

- [10]A .Elahouel, M.Mansouri, 'Rehaussement de la parole par les algorithmes Forward et Backward à pas d'adaptation variable et normalisé', université Blida 1, 2017-2018.
- [11] A.Sayoud, H.Rahima : 'Réduction du bruit acoustique par un algorithme RLS bi-capteur', Mémoire de Master, Université SAAD DAHLEB, Blida, 2016.
- [12] M.OUSERIR et A.OUSERIR : 'Réduction du bruit par des techniques mono-capteurs', master en électronique spécialité Réseaux et Télécommunications, 2013.
- [13] k. Ould Ammar, M.Benzeghimi. Annulation Acoustique d'Echo Acoustique par les Algorithmes Rapides, Mémoire de Master, Université Blida 1. 2011-2012.
- [14] 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
- [15] A. Amehray « Débruitage perceptuel de la parole », Thèse de Doctorat, École Nationale supérieure des Télécommunications de Bretagne ,2009.
- [16] M. Djendi, New efficient adaptative fast transversal filtering (FTF)-type algorithms for mono and stereophonic acoustic echo cancelation. Int. J. Adapt. Control Sig. Process. 29(3), 273-301(2015).