

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 حنبل بليدة

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

OULHCENE Anissa

&

BETINA Mohamed Toufik

Nouvelle version en sous-bandes de l'algorithme SAD pour la réduction du bruit acoustique

Proposé par : M.BENDOUMIA Rédha

Année Universitaire 2019-2020

Remerciement

Nous remercions tout d'abord Allah de nous avoir donné les capacités de faire ce travail jusqu'au bout et avoir guidé nos pas vers son élaboration.

Nous tenons ensuite à remercier notre cher encadreur M. Rédha Bendoumia qui nous a accompagnés méticuleusement tout le long de l'élaboration de notre travail et qui a veillé sur son bon achèvement.

Nous remercions aussi les membres de jury pour le temps et les efforts fournis à l'évaluation de notre humble travail.

Nous tenons aussi à remercier les membres de nos familles, nos camarades, nos amis qui nous ont soutenus et qui nous ont toujours encouragés.

Nous remercions également toutes personnes qui ont contribué à l'élaboration de ce travail.

Un énorme merci à tous

ملخص:

قد يتأثر الاتصال مع الأنظمة اللايوية بشكل كبير بالضوضاء المحيطة. في أنظمة الاتصالات السلكية واللاسلكية، هناك العديد من تقنيات إلغاء الضوضاء مثل فصل المصدر. تتكون هذه التقنية من استخدام إشارات معينة تكون مخاليط، لتقدير إشارات المصدر (الكلام والضوضاء) التي هي أصل هذه المخاليط. يهدف مشروعنا إلى تقليل الضوضاء الصوتية باستخدام إشارتين مختلطتين (ضوضاء). لتحقيق هذا الهدف، نستند إلى بنية تقليل التشويش المتكررة ذات الجسمين (للخلف) باستخدام خوارزمية التشكل المتمائل المتكيف وإصداره المعياري في نطاقات فرعية

كلمات المفاتيح: أنظمة الاتصالات السلكية واللاسلكية، تقليل الضوضاء، فصل المصدر.

Résumé :

La communication avec les systèmes mains-libres peut être considérablement altérée par le bruit ambiant. Dans les systèmes de télécommunication il existe plusieurs techniques d'annulation du bruit comme la séparation des sources. Cette technique consiste à partir de signaux donnés qui sont des mélanges, à estimer les signaux sources (parole et bruit) qui sont à l'origine de ces mélanges. Notre projet a pour but de réduire le bruit acoustique en utilisant deux signaux du mélange (bruités). Pour réaliser ce but on se base sur la structure récursive de réduction du bruit bi-capteurs (Backward) en utilisant l'algorithme de décorrélation symétrique adaptatif et sa version normalisée en sous-bandes.

Mots clés : systèmes de télécommunication, réduire le bruit acoustique, séparation des sources.

Abstract :

Communication with hands-free systems can be significantly altered by ambient noise. In telecommunications, systems there are several noise cancellation techniques such as source separation. This technique consists of using given signals that are mixtures, to estimate the source signals (speech and noise) that are the origin of these mixtures. Our project aims to reduce acoustic noise by using two signals from the mixture (noise). To achieve this goal, we rely on the recursive two-sensor noise reduction structure (Backward) using the adaptive symmetrical decorrelation algorithm and its standardized version in sub-bands.

Keywords : telecommunications systems, reduce acoustic noise, source separation.

Liste des abréviations

- **LMS** : Least-Mean Square.
- **NLMS** : Normalized Least-Mean Square.
- **MSE** : Mean Square Error.
- **EQM** : Erreur Quadratique Moyenne.
- **SAF** : Subband Adaptive Filter.
- **SAS** : Separation Aveugle de sources.
- **USASI** : United States of American Standard Institute.
- **RSB** : Rapport Signal a Bruit.
- **SSP** : Soustraction Spectrale de Puissance.
- **SSA** : Soustraction Spectrale d'Amplitude.
- **TFD** : Transformée de Fourier Discrète.
- **DSP** : Densité Spectrale de Puissance.
- **ANC** : Adaptive Noise Cancelling.
- **RIF** : Réponse Impulsionnelle Finie.
- **RII** : Réponse Impulsionnelle Infinie.
- **FBSS** : Forward Blind Source Separation.
- **BBSS** : Backward Blind Source Separation.
- **2CSF** : Forward Bi-capteurs en Sous-Bande.
- **SAD** : Symmetric Adaptive Decorrelation.
- **AD** : Adaptatif Decorrelation.
- **FSAD** : Forward Symmetric Adaptive Decorrelation.
- **BSAD** : Backward Symmetric Adaptive Decorrelation.
- **SB-SAD** : Subband Backward Symmetric Adaptive Decorrelation.
- **SBN-SAD** : Subband Normalized Backward Symmetric Adaptive Decorrelation.
- **DAV** : Détecteur d'activité vocale.
- **NB-SAD** : Normalized Backward Symmetric Adaptive Decorrelation.

Liste des abréviations

SB : Subband.

Table des matières

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

Chapitre 1 : Filtrage adaptatif.

1.1	Introduction.....	3
1.2	Filtre de Wiener.....	3
1.3	Filtrage adaptatif.....	7
1.3.1	Principe.....	7
1.3.2	Critères de comparaison et choix des algorithmes adaptatif.....	7
1.3.3	Applications des filtres adaptatifs.....	8
1.3.4	Algorithme du gradient stochastique LMS.....	9
1.3.5	Algorithme du gradient stochastique normalisé NLMS.....	10
1.4	Filtrage adaptatif en sous-bandes.....	11
1.4.1	Principe.....	11
1.4.2	Banc de filtre d'analyse.....	13
1.4.3	Banc de filtres de synthèse.....	15
1.4.4	Algorithme de gradient stochastique LMS en sous-bande.....	16
1.4.5	Algorithme du gradient stochastique normalisé NLMS en sous-bande.....	19
1.5	Conclusion.....	21

Chapitre 2 : la réduction du bruit acoustique par des algorithmes adaptatifs bi-capteurs.

2.1	Introduction.....	22
2.2	La parole.....	22
2.2.1	Classification du son de la parole.....	23
2.2.2	Son voisés.....	23
2.2.3	Son non voisés.....	24
2.2.4	Silences.....	25
2.3	Le Bruit acoustique.....	25
2.3.1	Définition.....	25
2.3.2	Type de bruit.....	26
2.3.3	Bruit blanc.....	26
2.3.4	Bruit coloré.....	27
2.3.5	Bruit USASI.....	27

Table des matières

2.4	Rapport signal sur bruit (RSB).....	27
2.5	Réduction de bruit mono-capteur	28
2.6	Réduction du bruit bi-capteurs.....	31
2.6.1	Mélange linéaire convolutif	33
2.6.2	Structure directe (Forward) de séparation aveugle de source	34
2.6.3	Structure récursive (Backward) de séparation aveugle de source	36
2.6.4	Structure Forward bi-capteurs en sous-bande	37
2.7	Conclusion	39

Chapitre 3 : Algorithmes proposés.

3.1	Introduction.....	40
3.2	Algorithme de decorrelation symétrique adaptatif en pleine bande (SAD)	40
3.2.1	Principe.....	40
3.2.2	Algorithme SAD direct (F-SAD).....	42
3.2.3	Algorithme SAD récursive (B-SAD)	43
3.3	Algorithme SAD proposés en sous-bandes	44
3.3.1	Proposition 1 : Algorithme B-SAD en sous-bandes (SB-SAD).....	44
3.3.2	Proposition 2 : Algorithme SB-SAD normalisé (SBN-SAD).....	48
3.4	Conclusion	50

Chapitre 4 : Résultats de simulations.

4.1	Introduction.....	51
4.2	Signaux générés en simulation	51
4.2.1	Signal de la parole	51
4.2.2	Signal du bruit	52
4.2.3	Réponses impulsionnelles	53
4.2.4	Signaux des mélanges convolutif	54
4.3	Détecteur d'activité vocale (DAV)	55
4.4	Filtre d'analyse et de synthèse	56
4.5	Mesure de performance.....	58
4.6	Résultat de simulation de l'algorithme de décorrélation	59
4.6.1	Evolution des signaux estimés	59
4.6.2	Evaluation de la vitesse de convergence	62

Table des matières

4.6.3	Effet des paramètres μ et M sur les algorithmes proposé	64
4.6.4	Comparaison entre NB-SAD (pleine bande) et SNB-SAD	67
4.7	Conclusion	69
Conclusion générale		70
Bibliographie		71

Liste des figures

Chapitre 1 : Filtrage adaptatif.

Figure 1.1. Principe du filtrage de Wiener.	3
Figure 1.2. Principe d'un filtre adaptatif.	7
Figure 1.3. Schéma représentatif de l'algorithme LMS.	9
Figure 1.4. Exemple de découpage d'un signal en quatre sous-bandes.....	12
Figure 1.5. Principe du filtrage adaptatif en sous bande.....	13
Figure 1.6. Opération de décimation par un facteur D [6].	15
Figure 1.7. Opération d'interpolation par un facteur I[6].	16
Figure 1.8. Structure de l'algorithme LMS en sous-bandes.....	17
Figure 1.9. Structure de l'algorithme NLMS en sous-bandes.	19

Chapitre 2 : la réduction du bruit acoustique par des algorithmes adaptatifs bi-capteurs.

Figure 2.1. Forme d'onde d'une trame du signal vocal voisé et son spectre d'amplitude [11].	24
Figure 2.2. Forme d'onde d'une trame du signal vocal non voisé et son spectre d'amplitude [11].	25
Figure 2.3. Principe de débruitage mono-capteur.....	29
Figure 2.4. Schéma général d'une méthode de débruitage par atténuation spectrale [6]....	31
Figure 2.5. Structure d'annulation adaptative du bruit [22].	32
Figure 2.6. Illustration d'un mélange convolutif.....	33
Figure 2.7. Structure symétrique directe Forward BSS.	35
Figure 2.8. Structure symétrique récursive Backward BSS.....	36
Figure 2.9. Diagramme de l'algorithme Forward bi-capteurs en sous-bande (2CSF)[6].	37
Figure 2.10. Structure détaillée de l'algorithme 2CSF, où Mux est un multiplexeur [6].	38

Chapitre 3 : Algorithmes proposés.

Figure 3.1. Structure de l'algorithme de decorrelation adaptatif.	41
Figure 2.1. Structure de l'algorithme de decorrelation symétrique adaptatif Forward (F-SAD)[1].....	42

Liste des figures

Figure 3.3. Structure de l'algorithme de decorrelation symétrique adaptatif Backward (B-SAD) [25].....	43
Figure 3.4. Structure détaillée de l'algorithme proposé SB-SAD.....	47
Figure 3.5. Structure détaillée de l'algorithme proposé SBN-SAD.	49
Chapitre 4 : Résultats de simulations.	
Figure 4.1. Signal de parole $s(n)$	52
Figure 4.2. Signal de bruit USASI $b(n)$	53
Figure 4.3. Exemple d'une réponse impulsionnelle $h_{12}(n)$	53
Figure 4.4. Exemple d'une réponse impulsionnelle $h_{21}(n)$	54
Figure 4.5. Signal de mélange convolutif $p_1(n)$	54
Figure 4.6. Signal de mélange convolutif $p_2(n)$	55
Figure 4.7. Signal de parole original avec un DAV manuelle.	56
Figure 4.8. Les réponses fréquentielles des filtres d'analyse et de synthèse pour deux sous-bandes 2SB.	57
Figure 4.9. Les réponses fréquentielles pour les filtres d'analyse et de synthèse pour quatre sous-bandes 4SB.....	57
Figure 4.10. Les réponses fréquentielles pour les filtres d'analyse et de synthèse pour huit sous-bandes 8SB.....	58
Figure 4.11. Evaluation du critère MSE entre les algorithmes NB-SAD en pleine bande, et en sous-bandes (4SB).	59
Figure 4.12. Signal de parole estimé $v_1(n)$ en fonction du signal bruité estimé $p_1(n)$ (2SB). .	60
Figure 4.13. Signal de parole estimé $v_1(n)$ en fonction du signal bruité estimé $p_1(n)$ (2SB). .	60
Figure 4.14. Comparaison entre le signal de parole estimé $v_1(n)$ en pleine bande (B-SAD) et en sous bandes 2, 4,8 SB (SB-SAD).	61
Figure 4.15. Comparaison entre le signal de parole estimé $v_1(n)$ en pleine bande (NB-SAD) et en sous-bandes 2, 4,8 SB (SNB-SAD).	62
Figure 4.16. Evaluation de la vitesse de convergence entre l'algorithme B-SAD pleine bande et le SB-SAD en sous-bande 2, 4,8 SB.....	63
Figure 4.17. Evaluation de la vitesse de convergence entre l'algorithme NB-SAD pleine bande et SNB-SAD en sous-bandes 2, 4,8 SB.	63
Figure 4.18. Influence de la taille de filtre dans l'algorithme SB-SAD (quatre sous-bandes). .	64

Liste des figures

- Figure 4.19.** Influence de la taille de filtre sur l'algorithme SNB-SAD (quatre sous-bandes).. 65
- Figure 4.20.** Influence du pas d'adaptation sur l'algorithme SB-SAD (quatre sous-bandes)... 66
- Figure 4.21.** Influence du pas d'adaptation sur l'algorithme SNB-SAD (quatre sous-bandes).66
- Figure 4.22.** Comparaison entre NB-SAD et SNB-SAD et l'influence du pas d'adaptation. 67
- Figure 4.23.** Comparaison entre NB-SAD et SNB-SAD et influence de la taille de filtre M..... 68

Liste des tableaux

Table 3-1 : Algorithme B-SAD en sous-bandes (SB-SAD). 47

Table 3-2: Algorithme B-SAD normalisé en sous-bandes (SBN-SAD)..... 50

Introduction générale

Le téléphone est l'une des plus grandes innovations qui a changé le monde a contribué à faciliter le mode de vie de l'être humain. au fil des années les communications téléphoniques sont évoluées du téléphone fixe vers le téléphonemobile. Certes le mobile une très grande indépendance dans l'espace et le temps. Mais la qualité appels ne bénéficie pas de la clarté du son, dont dispose le téléphone fixe.

La communication avec les systèmes mains-libres peut être considérablement altérée par le bruit ambiant. Aussi des traitements de réduction de bruit s'avèrent indispensable pour assurer une communication de bonne qualité. L'objectif dans ce cas, est de minimiser pour l'utilisateur la puissance des signaux perturbateurs (bruit) sans dégrader le signal utile parole.

Un système de réduction du bruit est utilisé pour éliminer ses versions indésirables de bruit. Dans les communications mobiles, un tel système est placé au niveau du terminal mobile, il s'agit donc d'un traitement local qui dépend du constructeur. Dans le contexte actuel de la concurrence du marché des télécommunications, l'opérateur mobile peut améliorer la qualité de la parole transmise par l'intégration de ce système dans le réseau.

L'objectif de ce travail est la réduction du bruit acoustique dans un environnement fortement bruité par une technique récursive de séparation aveugle des sources en utilisant l'algorithme de décorrélation adaptative symétrique (SAD) en sous-bandes et sa version normalisée.

Afin de réaliser cet objectif, nous allons traiter notre travail sur quatre chapitres comme suit :

Dans le premier chapitre, nous présentons le principe du filtrage adaptatif et ses applications, ainsi que le principe de filtrage adaptatif en sous-bandes en appliquant les algorithmes du gradient stochastique LMS et sa version normalisée NLMS.

Dans le deuxième chapitre, nous présentons les différents types de bruit acoustique dans l'environnement, ainsi que la méthode de débruitage de la parole bi-capteurs.

Introduction générale

Dans le troisième chapitre, nous présentons l'algorithme de décorrélation symétrique adaptatif (SAD) pour la réduction du bruit.

Le quatrième chapitre, est consacré pour l'étude comparative entre les performances des différents algorithmes adaptatifs présentés dans le troisième chapitre.

A la fin, nous terminons notre mémoire avec une conclusion générale.

1.1 Introduction

On appellera filtre adaptatif un filtre numérique dont les coefficients évoluent en fonction des signaux reçus. Ces coefficients seront estimés par des algorithmes récursifs, au sens d'un certain critère.

Au cours de ce chapitre, nous allons nous focaliser sur le principe du filtrage adaptatif et ses applications, ainsi que ces critères. Nous allons aussi présenter le principe de filtrage adaptatif en sous-bandes en appliquant les algorithmes du gradient stochastique LMS et sa version normalisée NLMS.

1.2 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 classique les plus utilisées pour les situations dans lesquelles le signal et le bruit sont stationnaires [1].

La figure ci-dessous représente le principe d'un filtre dit Wiener :

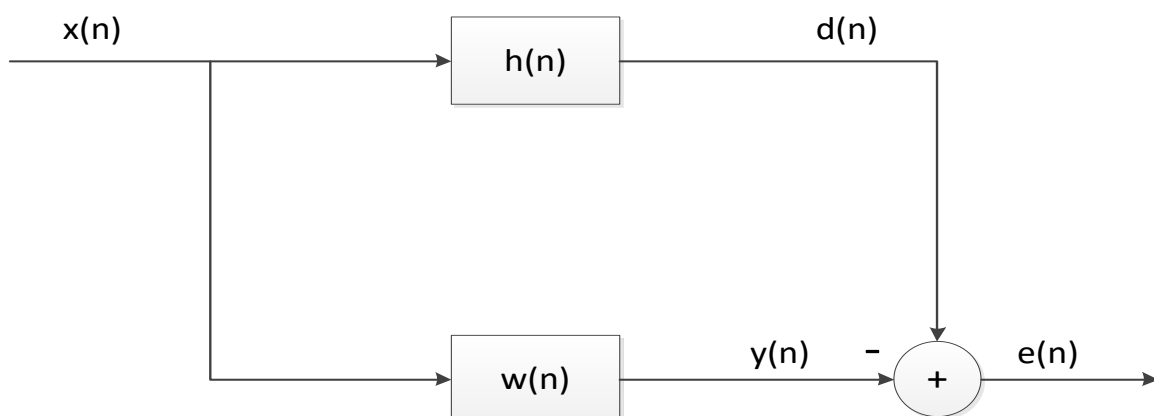


Figure 1.2. Principe du filtrage de Wiener.

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 recherche d'une solution consiste à rendre $y(n)$ aussi proche que possible du signal désiré $d(n)$ en minimisant l'erreur quadratique moyenne (Mean Square Error, MSE) par ajustage des coefficients du filtre $w(n)$.

Pour obtenir la configuration optimale du filtre, une méthode directe consiste à choisir une fonction appropriée de l'erreur d'estimation (fonction cout) qui permet d'obtenir les coefficients du filtre de telle sorte à optimiser cette fonction dans un certain sens. Il y'a plusieurs fonctions cout qui permettent d'achever des objectifs différents, pour un processus stochastique, on minimise l'erreur quadratique moyenne (EQM) [2]. La fonction cout est donnée par :

$$J = E[e(n)^2] \quad (1.1)$$

Où :

$E[.]$: L'espérance mathématique.

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

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (1.2)$$

On définit la sortie du filtre comme suit :

$$y(n) = \sum_{i=0}^{M-1} w_i(n)x(n-i) \quad (1.3)$$

Où : M la longueur du filtre $w(n)$.

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

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

Avec :

$$\mathbf{w}(n) = [w_0(n), w_1(n), w_2(n), \dots, w_{M-1}(n)]^T \quad (1.5)$$

Et :

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

Le signal d'erreur $e(n)$ peut s'écrire comme suit :

$$e(n) = d(n) - \mathbf{w}(n)^T \mathbf{x}(n) = d(n) - \mathbf{x}(n)^T \mathbf{w}(n) \quad (1.7)$$

Si on remplace l'équation de $e(n)$ dans l'équation (1.1), la fonction de couts sera décrite à la manière suivante :

$$J = [(d(n) - \mathbf{w}(n)^T \mathbf{x}(n))^2] \quad (1.8)$$

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

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

$$J = E[d(n)^2] - 2\mathbf{w}(n)^T r_{xd} + \mathbf{w}(n)^T \mathbf{R}_{xx} \mathbf{w}(n) \quad (1.9)$$

Avec :

r_{xd} : est le vecteur d'intercorrélation entre les deux signaux, désiré $d(n)$ et d'entrée $x(n)$.

\mathbf{R}_{xx} : est la matrice d'autocorrélation du signal d'entrée $x(n)$.

Le vecteur du filtre optimum \mathbf{w}_{opt} est celui qui annule le gradient du critère. On va dériver le critère d'erreur quadratique moyenne par rapport aux coefficients du filtre, on posant cette dernière égale à zéro.

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}_{opt}} = \mathbf{0}_{M \times 1} \quad (1.10)$$

On a :

$$\begin{aligned} \frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}_{opt}} &= \partial[E[e^2(n)]] = 2E \left\{ e(n) \frac{\partial e(n)}{\partial \mathbf{w}_{opt}} \right\} \\ \frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}_{opt}} &= -2E\{e(n)\mathbf{x}(n)\} \end{aligned} \quad (1.11)$$

Par conséquent, à l'optimum on a :

$$E\{e_{min}(n)\mathbf{x}(n)\} = \mathbf{0}_{M \times 1} \quad (1.12)$$

Avec $e_{min}(n)$ est l'erreur pour laquelle J est minimisé (c.à.d. pour le filtre optimal), donc l'optimum est atteint lorsque $e(n)$ est orthogonale à $x(n)$.

En développant l'équation (1.12), on obtient :

$$E\{\mathbf{x}(n)[d(n) - \mathbf{x}(n)^T \mathbf{w}_{opt}]\} = \mathbf{0}_{M \times 1} \quad (1.13)$$

Soit :

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

Ou encore :

$$\mathbf{R}_{xx} \mathbf{w}_{opt} = r_{xd} \quad (1.14)$$

Cette dernière équation est appelée la formule de Wiener ou l'équation de Wiener-Hopf. Cette solution donne le filtre optimal de Wiener :

$$\mathbf{w}_{opt} = \mathbf{R}_{xx}^{-1} r_{xd} \quad (1.15)$$

1.3 Filtrage adaptatif

Un filtrage 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. Le filtrage adaptatif est généralement associé avec un fonctionnement en temps réel[3].

1.3.1 Principe :

La figure ci-dessous représente le principe d'un filtre adaptatif :

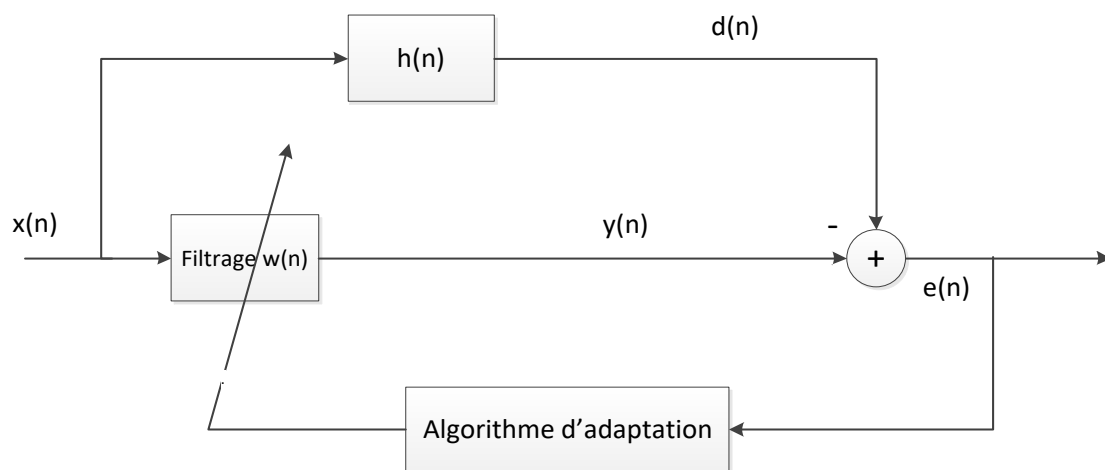


Figure 1.3. Principe d'un filtre adaptatif.

Le principe du filtrage adaptatif se base sur les deux points suivant[4] :

1. Correspond à une opération effectuée sur un signal reçu $x(n)$ pour fournir une sortie $y(n)$ dont la différence avec un signal de référence $d(n)$ soit minimisée.
2. La minimisation est obtenue en calculant les coefficients du filtre pour chaque ensemble de données, références et reçu.

1.3.2 Critères de comparaison et choix des algorithmes adaptatif :

Un algorithme est une méthode utilisée pour adapter les coefficients du filtre adaptatif par ordre pour minimiser un critère prescrite. L'algorithme est déterminé par la définition de la méthode de recherche (ou algorithme de minimisation), la fonction de cout et la nature du signal d'erreur.

Le choix de l'algorithme se fera en fonction des critères suivants [3]:

- La rapidité de convergence qui sera le nombre d'itérations nécessaires pour converger « assez près » de la solution optimale,
- La mesure de cette « proximité » entre cette solution optimale et la solution obtenue,
- La capacité de poursuite (tracking) des variations (non-stationnarités) du système,
- La robustesse au bruit,
- La complexité,
- La structure (modularité, parallélisme,...),
- Les propriétés numériques (stabilité et précision) dans le cas d'une précision limitée sur les données et les coefficients du filtre.

1.3.3 Applications des filtres adaptatifs

Le filtrage adaptatif est un outil puissant en traitement du signal, communications numériques, et contrôle automatique. Les applications sont diverses mais présentent les caractéristiques suivantes : on dispose d'une entrée $x(n)$ ainsi que la réponse désirée $d(n)$ et l'erreur $e(n)$, qui est la différence entre $d(n)$ et la sortie du filtre $y(n)$, sert à adapter les valeurs des coefficients du filtre. Ce qui différencie essentiellement les applications provient de la façon de définir la réponse désirée $d(n)$. On peut distinguer quatre grandes classes d'application [3]:

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

1.3.4 Algorithme du gradient stochastique LMS

L'algorithme LMS est l'un des algorithmes adaptatifs les plus répandus en raison de sa robustesse et sa simplicité de calcul des coefficients des filtres adaptatifs. Il minimise l'erreur quadratique moyenne entre un signal désiré $d(n)$ et celui d'estimation $e(n)$.

Figure schéma principe LMS :

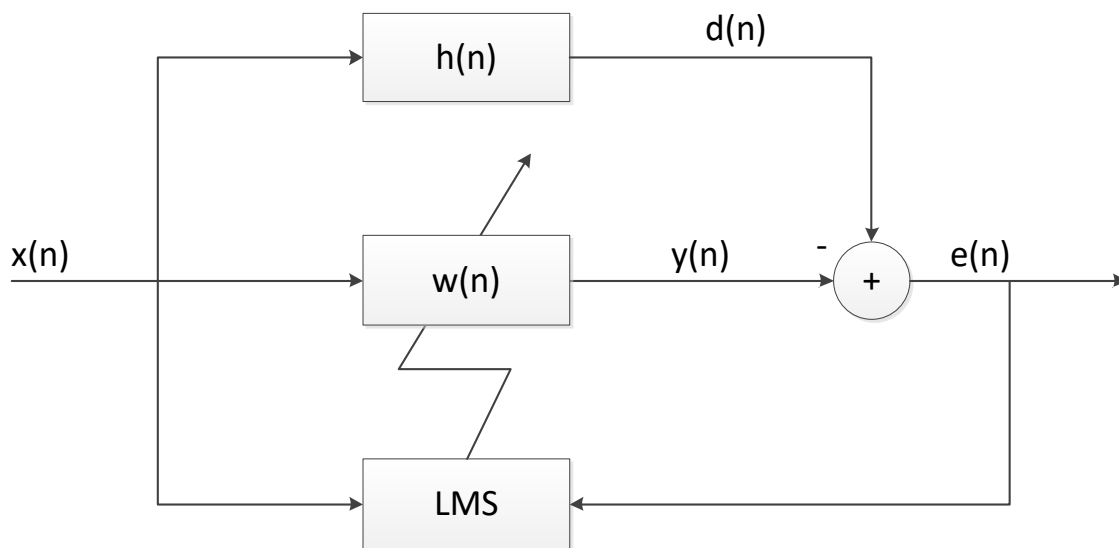


Figure 1.4. Schéma représentatif de l'algorithme LMS.

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

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (1.16)$$

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

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

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) - \nabla_{\mathbf{w}}(e(n)) \quad (1.18)$$

∇_w Représente le gradient, mais dans un sens minimum.

On obtient [3]:

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + 2\mathbf{x}(n)e(n) \quad (1.19)$$

La relation ci-dessus est celle du LMS, on rajoute un paramètre μ pour contrôler la vitesse de convergence, donc le LMS est géré par ces deux équations :

Erreur de filtrage :

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

Adaptation du filtrage :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mu e(n) \mathbf{x}(n) \quad (1.20)$$

Avec : μ est le pas d'adaptation de l'algorithme qui dépend de l'énergie du signal d'entrée $x(n)$ tel que [3]:

$$0 < \mu < \frac{1}{M\sigma_x^2} \quad (1.21)$$

Où :

M est la taille du filtre adaptatif.

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

1.3.5 Algorithme du gradient stochastique normalisé NLMS

L'algorithme NLMS consiste à normaliser le pas d'adaptation μ dans l'algorithme LMS par rapport à l'énergie du signal d'entrée pour réduire au minimum l'effet de variation de la puissance du signal d'entrée et de rendre ainsi la convergence plus ou moins uniforme en passant d'une étape d'adaptation à une autre [5].

Dans l'équation qui va suivre, le pas d'adaptation μ est alors remplacé par un pas d'adaptation défini à chaque itération par :

$$\mu = \frac{\mu_0}{\mathbf{x}(n)^T \mathbf{x}(n)} \quad (1.22)$$

En pratique, pour mieux contrôler la mise à jour des coefficients du filtre, on introduit un facteur positif $(0 < \mu_0 < 2)$ [3].

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \frac{\mu_0}{\mathbf{x}(n)^T \mathbf{x}(n)} e(n) \mathbf{x}(n) \quad (1.23)$$

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

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \frac{\mu_0}{\varepsilon + \mathbf{x}(n)^T \mathbf{x}(n)} e(n) \mathbf{x}(n) \quad (1.24)$$

Où :

$\varepsilon \ll 1$: un scalaire utilisé pour éviter la division sur zéro.

1.4 Filtrage adaptatif en sous-bandes

1.4.1 Principe

Dans le filtrage adaptatif en sous-bande (SAF)[5], le signal d'entrée est décomposé en plusieurs sous-signaux, cette fonctionnalité exploite les propriétés des sous-bandes pour faciliter un traitement du signal plus efficace. Un autre avantage est qu'un système en sous-bande réduit également la complexité de calcul car les signaux de sous-bande peuvent être traités avec des sous-filtres d'ordre inférieur à un taux décimé inférieur proportionnel à leurs bandes passantes plus étroites[5].

Le filtrage adaptatif en sous-bande a été proposé pour augmenter la vitesse de convergence en gardant presque la même complexité des calculs par rapport aux algorithmes en pleine bande d'autre part la décomposition d'un signal en pleine bande à différentes sous-bandes facilite la manipulation de l'information contenue dans chaque sous-bande[5].

L'idée de base est d'obtenir une série de signaux représentatifs d'une bande de fréquence du signal original. En simplifiant et en supposant que le filtre idéal existe, le signal est filtré par un ensemble de N filtres passe-bande à supports disjoints (exemple avec 4 bandes, voir la figure 1.4), ce qui permet d'obtenir N sous-signaux correspondant chacun à une partie du spectre du signal original [6].

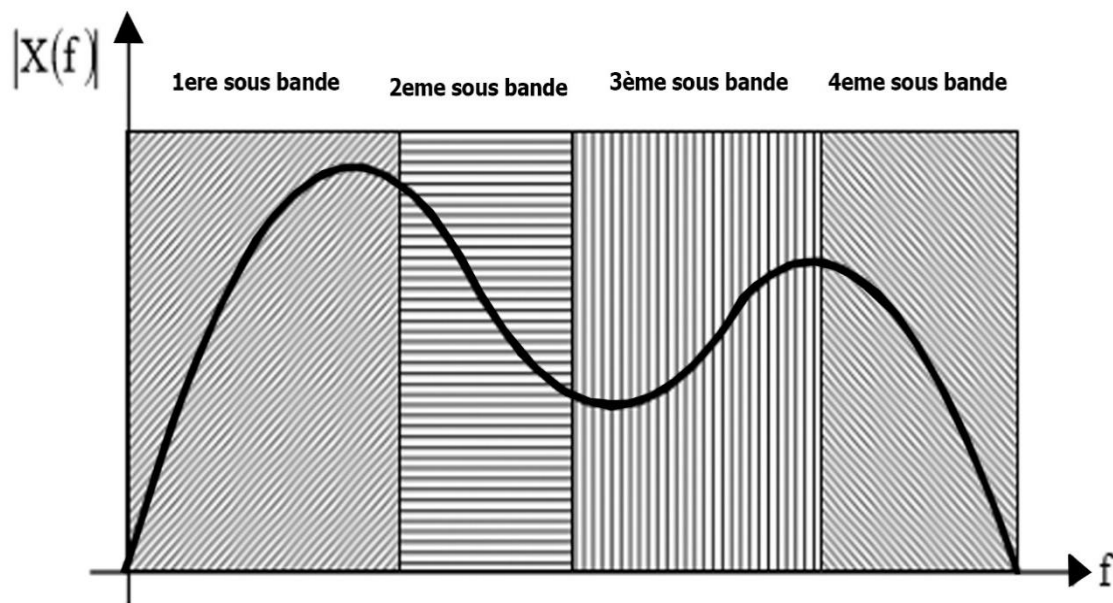


Figure 1.5. Exemple de découpage d'un signal en quatre sous-bandes.

Le principe du filtrage adaptatif en sous-bande est illustré par la figure 1.5 au-dessous :

Le signal d'entrée pleine bande $x(n)$ et la réponse désirée $d(n)$ sont décomposés en N bandes spectrales à l'aide de filtre d'analyse $H_i(z)$, $i = 1, 2, \dots, N$. Ces signaux de sous-bande sont décimés à un taux inférieur en utilisant le même facteur de décimation D et sont traités par des sous-filtres adaptatifs $w_i(k)$. Chaque sous-filtre possède une boucle d'adaptation avec un signal d'erreur calculé localement (au niveau de chaque sous-filtre) $e_{i,D}(k)$ pour mettre à jour les poids de prise pour minimiser le signal d'erreur correspondant à chaque sous-bande.

Le signal d'erreur pleine bande $e(n)$ est finalement obtenu en interpolant et en recombinant tous les signaux d'erreur de sous-bande à l'aide d'un banque de filtres de synthèse (interpolateur et filtre de synthèse $G_i(n)$).

Remarque :

- la variable « n » est l'indice de temps pour les signaux pleins bande.
- la variable « k » est l'indice de temps pour les signaux de sous-bande décimés.

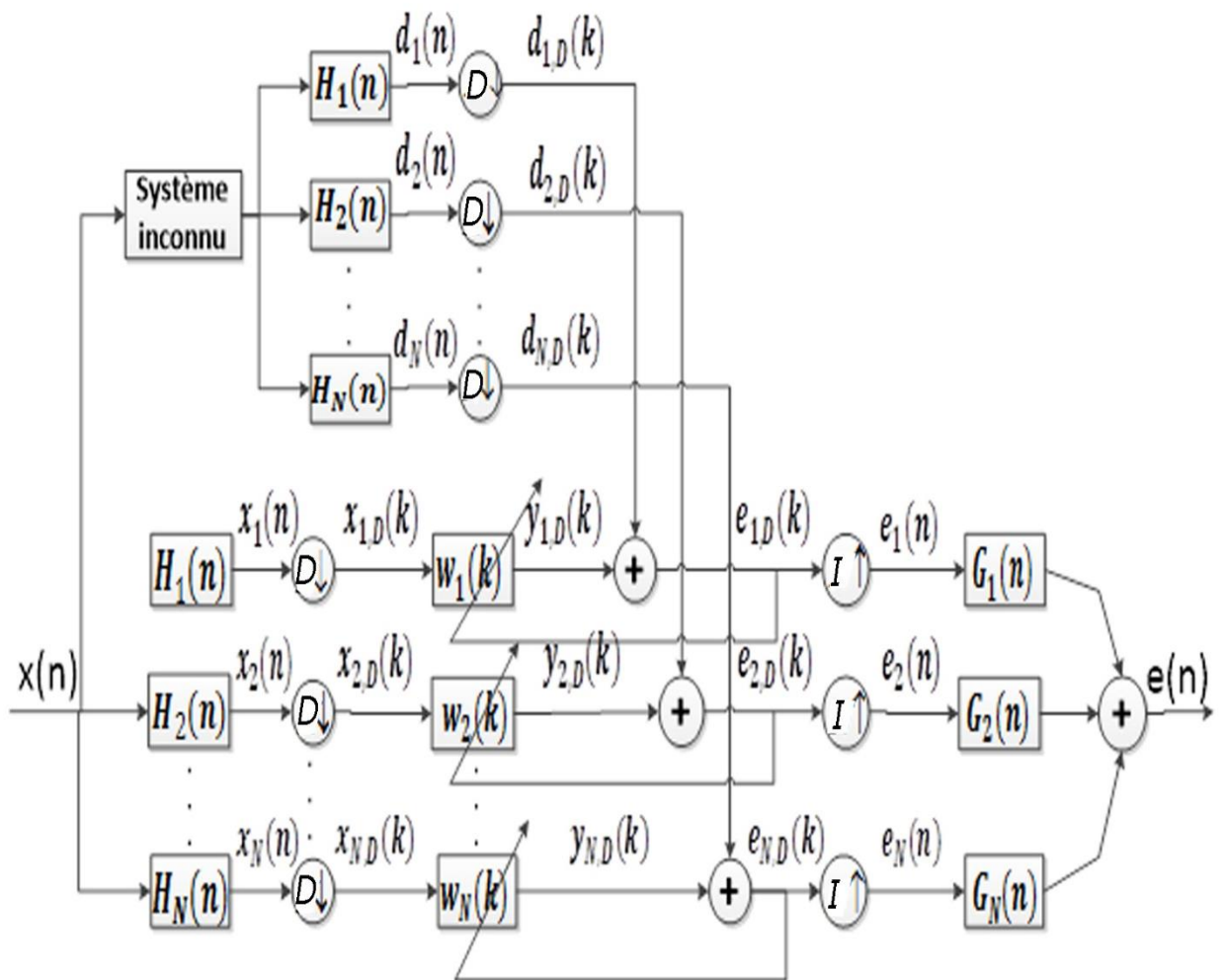


Figure 1.6. Principe du filtrage adaptatif en sous bande.

1.4.2 Banc de filtre d'analyse

Un banc de filtres est un ensemble de filtre passe-bande avec une entrée commune pour le groupe de filtre d'analyses. Le banc de filtre d'analyse se compose de N filtres passe-bande parallèles conçus pour partitionner le signal entrant $x(n)$ en N sous-signaux $x_i(n)$, occupant chacun une partie de la bande de fréquences d'origine (N bandes de fréquences). Les éléments du banc de filtre d'analyse sont les filtres H_i suivis de décimateurs par un facteur de décimation entier D [5].

a. Décimation :

Il s'agit de l'opérateur de sous-échantillonnage entier pour les signaux à temps discret. Un décimateur, comme le montre la figure 1.6, ne retient que les échantillons de qui se produisent à des instants égaux à des multiples de D [6].

La sortie de décimation peut être exprimée par :

$$s_D(k) = (kD) \quad (1.25)$$

Où :

- D est le facteur de décimation.
- k représente l'indice de temps décimé.

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

$$s_D(Z) = \frac{1}{D} \sum_{l=0}^{D-1} S\left(Z^{\frac{1}{D}} e^{-\frac{j l 2\pi}{D}}\right) \quad (1.26)$$

Autrement dit on peut représenter cet opérateur graphiquement par la figure suivante :

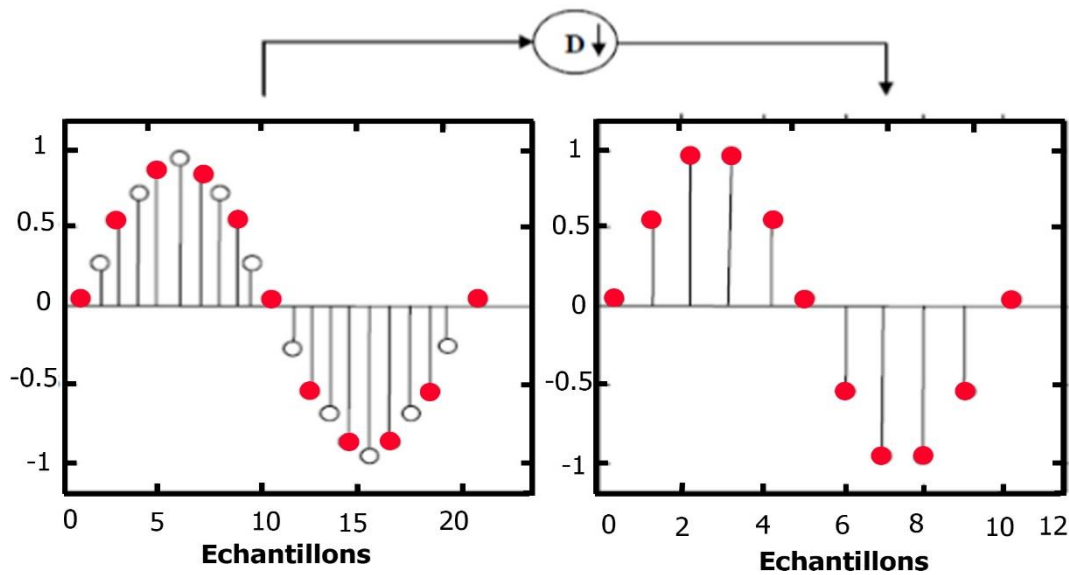


Figure 1.7. Opération de décimation par un facteur $D[6]$.

1.4.3 Banc de filtres de synthèse

Le banc de filtres de synthèse reconstruit le signal de sortie $e(n)$ à partir de N signaux de sous-bande $e_i(n)$ pour approximer le signal d'entrée. Il se compose d'interpolateurs qui sur-échantillonnent les signaux de sous-bande avant le filtrage et collecte ces sous-signaux en pleine bande.

Remarque :

Un banc de filtre est appelé banc de filtres uniforme si les fréquences centrales des filtres passe-bande sont uniformément espacés et tous les filtres ont une bande passante égale.

b. Interpolation

Il s'agit de l'opérateur de sur-échantillonnage entier pour les signaux à temps discret. L'interpolateur augmente le taux d'échantillonnage de signal d'entrée, par l'insertion de $(I-1)$ échantillons nuls entre chaque paire adjacente d'échantillons d'entrée [6]. Selon la relation suivante :

$$e_I = \begin{cases} e\left(\frac{n}{I}\right), & n = 0, \pm I, \pm 2I \dots \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (1.27)$$

Où :

- I est le facteur d'interpolation.
- n est l'indice temporel de la séquence interpolée $e_I(n)$.

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

$$e_I(z) = e(z^I) \quad (1.28)$$

Autrement dit on peut représenter cet opérateur graphiquement par la figure suivante :

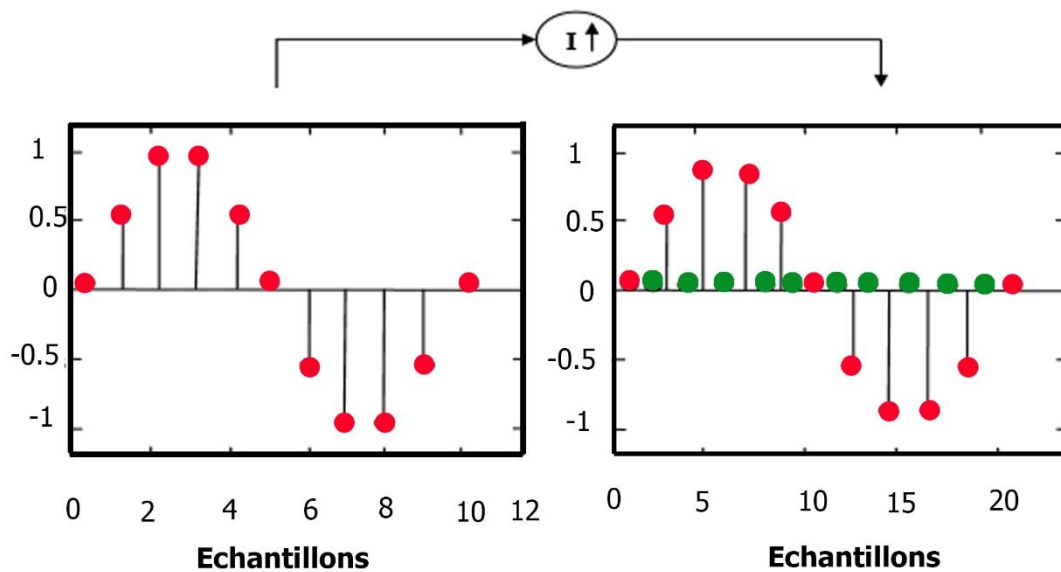


Figure 1.8. Opération d'interpolation par un facteur I[6].

1.4.4 Algorithme de gradient stochastique LMS en sous-bande

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 $w_1(k), w_2(k), \dots, w_N(k)$.

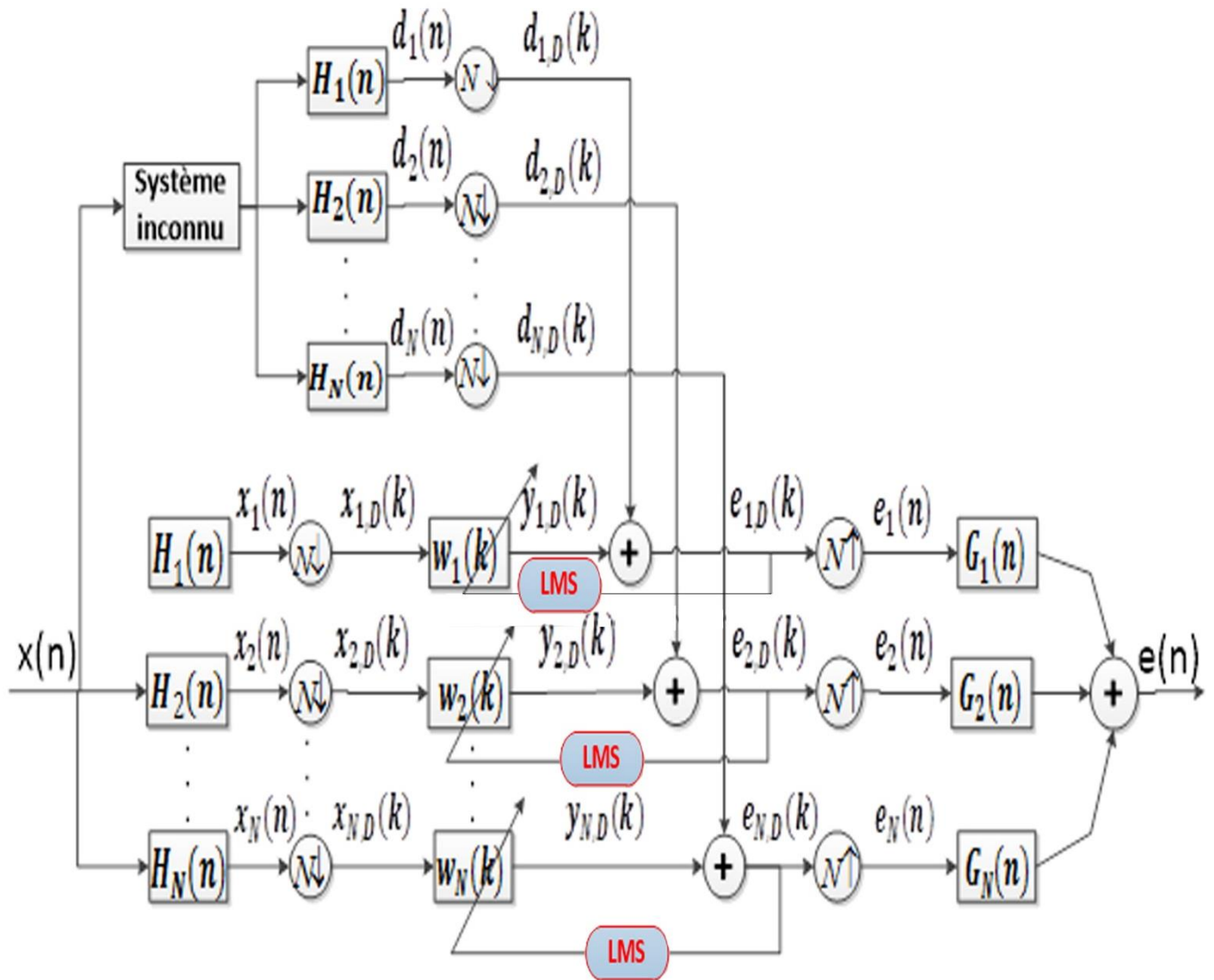


Figure 1.9. Structure de l’algorithme LMS en sous-bandes.

La figure 1.8 représente la structure de l’algorithme LMS en sous-bandes qui adapte les filtres adaptatifs $w_1(k) \dots w_N(k)$ et Calcule les signaux d’erreur en sous-bandes $e_{1,D}(k) \dots e_{N,D}(k)$. Ces signaux d’erreur servent à la mise à jour de chaque filtre adaptatif.

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

$$e_{1,D}(k) = d_{1,D}(k) - y_{1,D}(k) \tag{1.29}$$

⋮

$$e_{N,D}(k) = d_{N,D}(k) - y_{N,D}(k) \tag{1.30}$$

D'après la structure et le développement les deux équations deviennent :

$$e_{1,D}(k) = d_{1,D}(k) - \mathbf{x}_{1,D}(k)\mathbf{w}_1(k-1) \quad (1.31)$$

.
.
.

$$e_{N,D}(k) = d_{N,D}(k) - \mathbf{x}_{N,D}(k)\mathbf{w}_N(k-1) \quad (1.32)$$

Dans le cas général l'équation des signaux d'erreur en sous-bandes $e_{N,D}(k)$ est donnée par :

$$e_{i,D}(k) = d_{i,D}(k) - \mathbf{x}_{i,D}(k)\mathbf{w}_i(k-1) \quad (1.33)$$

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

$$\mathbf{w}_1(k) = \mathbf{w}_1(k-1) + \mu_1 \mathbf{x}_{1,D}(k) e_{1,D}(k) \quad (1.34)$$

.
.
.

$$\mathbf{w}_N(k) = \mathbf{w}_N(k-1) + \mu_N \mathbf{x}_{N,D}(k) e_{N,D}(k) \quad (1.35)$$

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

$$\mathbf{w}_i(k) = \mathbf{w}_i(k-1) + \mu_i \mathbf{x}_{i,D}(k) e_{i,D}(k) \quad (1.36)$$

Où μ_i sont les pas d'adaptations des sous-filtres $\mathbf{w}_i(k)$ avec $i = 1, 2, 3, \dots, N$.

- 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 $w_1(k), \dots, w_N(k)$.

- Il y a aussi N sous-signaux d'erreur $e_{1,D}(k), \dots, e_{N,D}(k)$ qui contrôlent l'adaptation de ces filtres.

1.4.5 Algorithme du gradient stochastique normalisé NLMS en sous-bande

L'algorithme de gradient stochastique normalisé NLMS consiste à normaliser le pas d'adaptation : μ de l'algorithme LMS. Les pas d'adaptations μ_i sont normalisés par l'énergie des signaux d'entrée $x_{i,D}(n)$, 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.

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

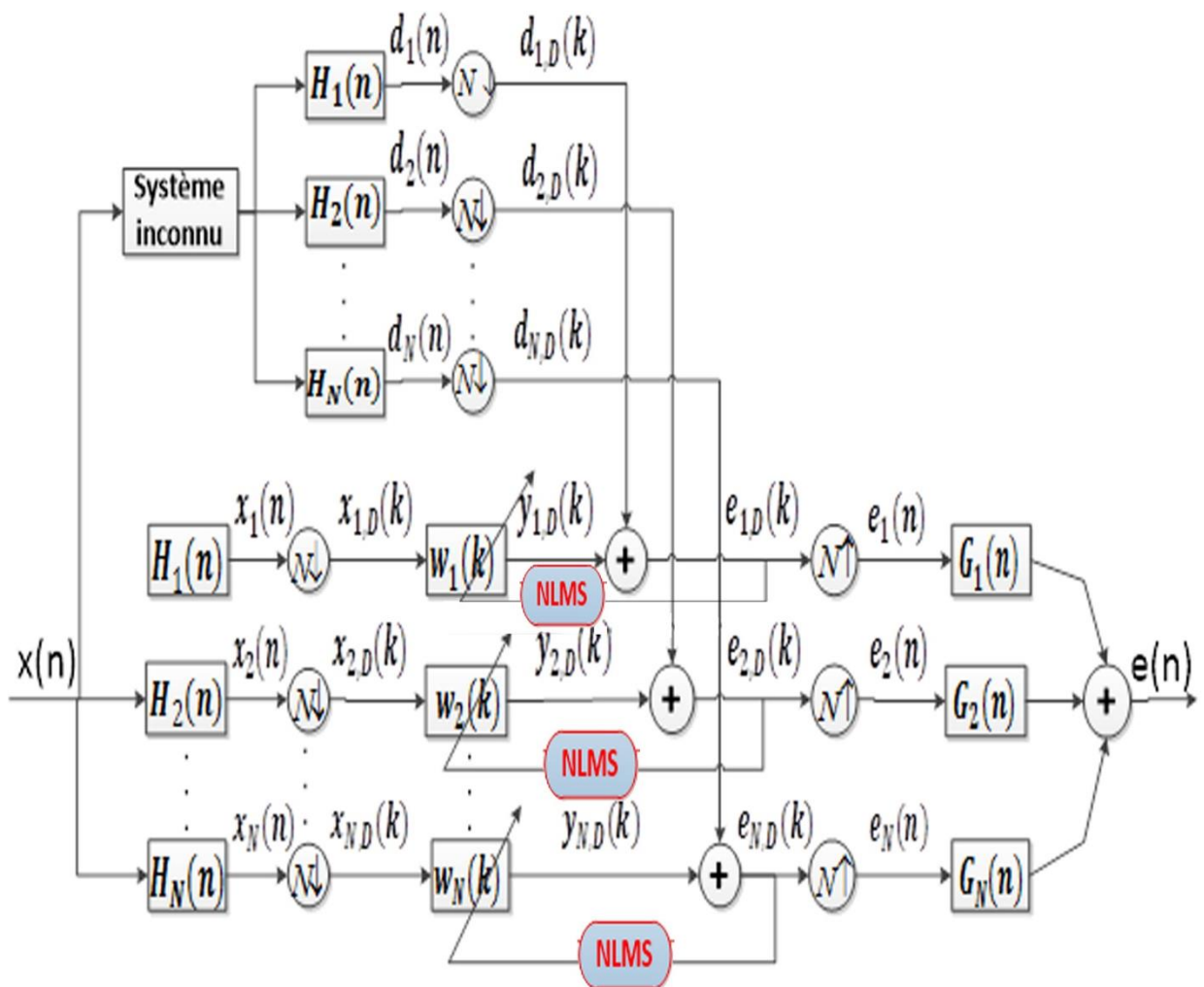


Figure 1.10. Structure de l'algorithme NLMS en sous-bandes.

Les équations des sous signaux d'erreurs du filtre pour chaque sous-bande $e_{1,D}(k), \dots, e_{N,D}(k)$ sont les mêmes cités dans la structure précédente, alors on va directement entamer les équations de la mise à jour des filtres.

Les équations de mise à jour des filtres sont :

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_1(k) &= \mathbf{w}_1(k-1) + \mu_1 \frac{\mathbf{x}_{1,D}(k)}{\|\mathbf{x}_{1,D}(k)\|^2 + \varepsilon} e_{1,D}(k) & (1.37) \\ &\cdot \\ &\cdot \\ &\cdot \end{aligned}$$

$$\mathbf{w}_N(k) = \mathbf{w}_N(k-1) + \mu_N \frac{\mathbf{x}_{N,D}(k)}{\|\mathbf{x}_{N,D}(k)\|^2 + \varepsilon} e_{N,D}(k) \quad (1.38)$$

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

$$\mathbf{w}_i(k) = \mathbf{w}_i(k-1) + \mu_i \frac{\mathbf{x}_{i,D}(k)}{\|\mathbf{x}_{i,D}(k)\|^2 + \varepsilon} e_{i,D}(k) \quad (1.39)$$

Où :

- ε est une petite constante positive utilisée pour éviter la division par zéro.
- Où μ_i sont les pas d'adaptations des sous-filtres $\mathbf{w}_i(k)$ avec $i = 1, 2, 3, \dots, N$.

1.5 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 des différents algorithmes.

Dans ce premier chapitre, nous avons présenté le filtrage optimal de Wiener et le filtrage adaptatif en pleine bande et en sous-bandes. Ensuite nous avons présenté les deux algorithmes adaptatifs de gradient stochastique les plus populaires en traitement des signaux (LMS et NLMS).

Chapitre 2 La réduction du bruit acoustique par des algorithmes adaptatifs bi-capteurs

2.1 Introduction

Dans notre environnement le bruit est souvent présent, dans ce cadre le but du traitement de signal est en effet d'extraire le maximum d'informations utile sur un signal perturbé par le bruit.

Dans ce deuxième chapitre nous allons initier par des notions d'acoustique à la parole et le bruit et leurs différents types et caractéristiques, ainsi que les méthodes de la réduction du bruit (mono-capteur et bi-capteurs).

Dans la dernière section, nous allons évoquer les problèmes liés à la séparation aveugle de sources (SAS), avec présentation des deux structures de séparation aveugle directe (Forward) et récursive (Backward) en pleine bande et en sous-bandes.

2.2 La parole

L'acoustique est la science qui étudie la production, la propagation, la réception et les effets des ondes sonores (compris entre 20 et 15 kHz), infrasonores (<20 Hz), et ultrasonores (>15kHz) [7].

La parole est un signal structuré qui permet aux êtres humains de communiquer entre eux. Elle se distingue des autres sons par ces caractéristiques acoustiques qui ont leurs origines dans les mécanismes de production, L'information d'un message parlé est transmise par les fluctuations de la pression de l'air qui sont émises par l'appareil phonatoire. La parole est un signal réel, continu, de puissance moyenne finie et non stationnaire. Sa structure est complexe et variable avec le temps [8].

Chapitre 2 La réduction du bruit acoustique par des algorithmes adaptatifs bi-capteurs

2.2.1 Classification du son de la parole

La parole se distingue par sa complexité, due à des modes de production variables, engendrant des signaux fortement non-stationnaires. Cependant, du fait de l'inertie des muscles de l'appareil phonatoire, le signal vocal ne peut être considéré comme quasi stationnaire que sur des intervalles de temps de durée limitée. Une décomposition simplifiée du signal de la parole doit ressortir trois types de sons voisés, non voisés et silences[9].

On constate que les caractéristiques du signal de parole varient suivant la région où l'on se place.

Un signal de parole a les propriétés suivantes [10]:

- La parole est quasi-stationnaire (c'est-à dire qu'il est stationnaire sur une courte période (de l'ordre de 20 à 40 ms).
- La parole est 70% du temps pseudo-périodique (bruit ou silence le reste du temps).
- On peut avoir un signal de parole à large bande (il remplit tout la largeur de bande) ou à bande limitée (0-8000 Hz essentiellement).

2.2.2 Son voisés

Il est intéressant de constater que les sons voises et non-voises ont des propriétés statistiques différentes.

En effet les sons voises ont un caractère quasi périodique très riches en harmoniques d'une fréquence fondamentale, appelée pitch.

Sont à forte énergie et sont fortement corrèles. Les sons voisés, tels que des voyelles, sont des signaux quasi-périodiques Ce qui leur donne un caractère assez facilement prévisible.

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

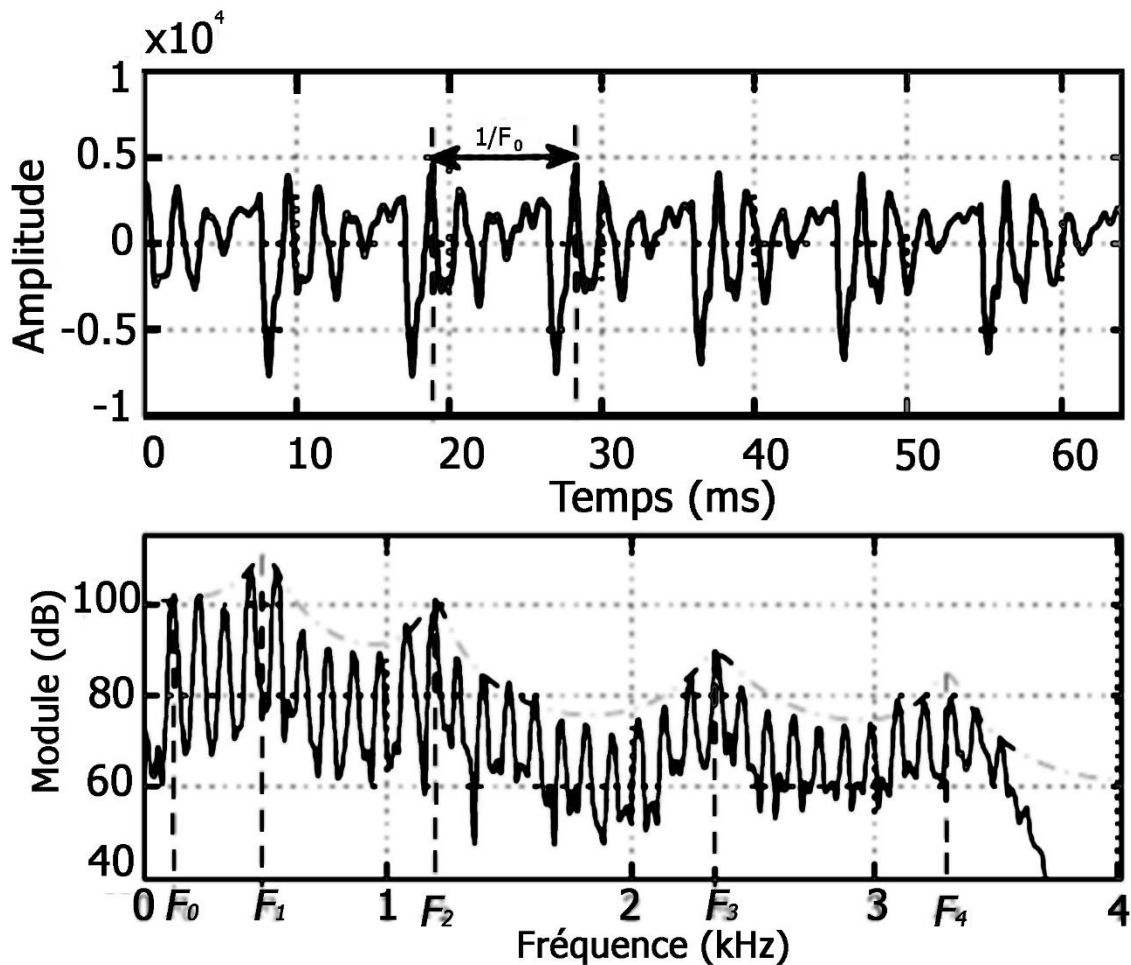


Figure 2.1. Forme d'onde d'une trame du signal vocal voisé et son spectre d'amplitude [11].

2.2.3 Son non voisés

Les sons non voisés sont au contraire non périodiques, à faible énergie et peu corrélés. Comme certaines consonnes, sont des signaux qui ne présentent pas de structure périodique. Ils ont les caractéristiques spectrales d'un bruit légèrement corrélé. Beaucoup moins énergétiques que les sons voisés, résultent quant à eux de l'écoulement libre de l'air par la glotte qui reste ouverte. Le chuchotement est un mode de phonation particulier car la glotte reste ouverte en permanence, il n'y a donc pas de production de sons voisés pendant le chuchotement [12].

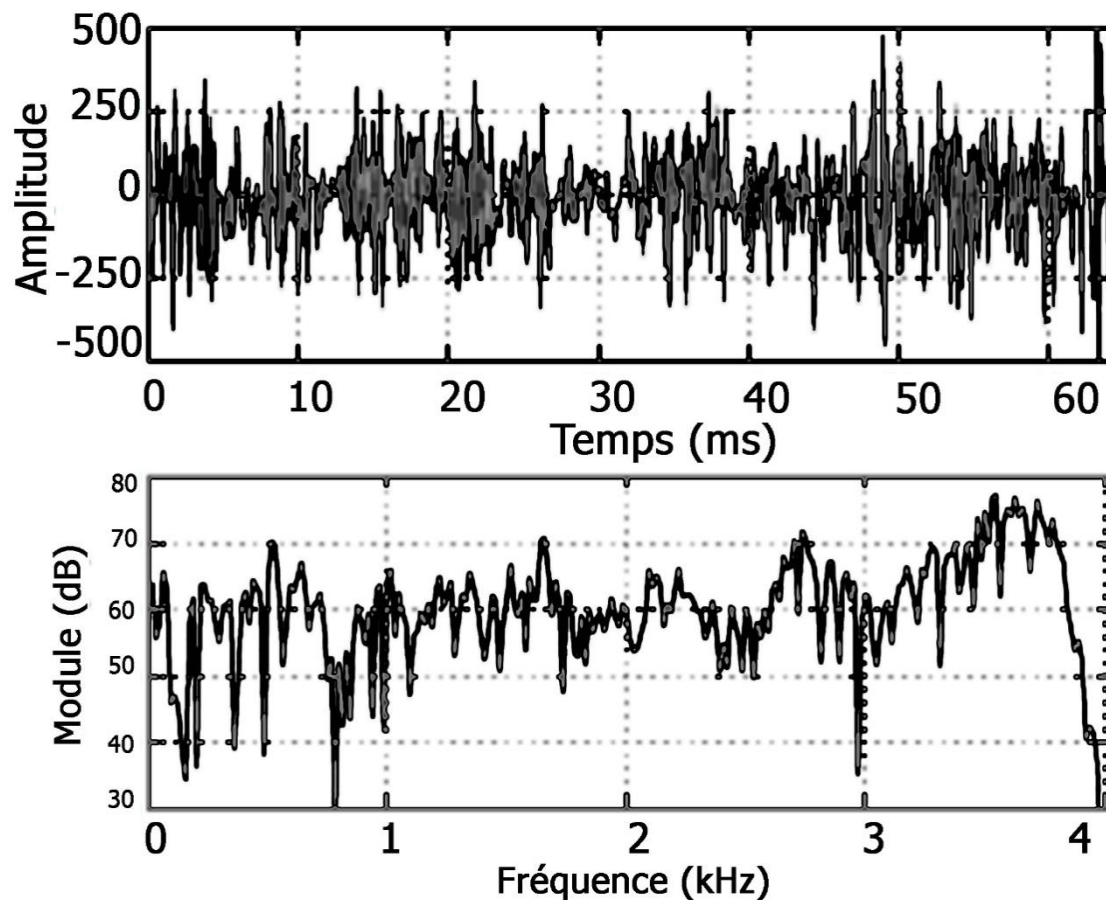


Figure 2.2. Forme d'onde d'une trame du signal vocal non voisé et son spectre d'amplitude [11].

2.2.4 Silences

Les silences sont tout simplement des intervalles où le signal utile est absent. En pratique, il s'agit de bruit, d'origines diverses, d'énergie négligeable devant celle du signal utile[13].

2.3 Le Bruit acoustique

2.3.1 Définition

Le bruit est défini comme un son indésirable. Le 'bruit' est l'ensemble de sons vécus comme gênants la transmission ou l'interopération d'un signal. La gêne dépend des caractéristiques du bruit lui-même (intensité, fréquence) mais aussi de la situation de la personne qui le perçoit (durée de l'exposition, sensibilité ou vulnérabilité éventuelle) et du type d'activités réalisées (par exemple : travail intellectuel qui nécessite de la concentration).

2.3.2 Type de bruit

2.3.3 Bruit blanc

Le bruit blanc est un bruit composé de toutes les fréquences au même niveau statistique, il a une puissance constante avec la fréquence, autrement dit il possède une pression sonore et une énergie constante quelle que soit la fréquence.

Le bruit blanc doit son appellation à l'analogie avec la lumière blanche. Cette lumière blanche est due à la présence de photons de toutes les valeurs d'énergie, et est donc composée de toutes les couleurs. De même, un bruit blanc possède un spectre de fréquence continu et d'amplitude moyenne constante indépendante des fréquences [14].

$$x(f) = x_0 \quad \text{pour } \forall f \quad (2.1)$$

Le bruit blanc reste un modèle théorique et un tel bruit ne peut pas exister naturellement car il aurait une puissance infinie :

$$p = \int_0^{\infty} x^2(f) df \quad (2.2)$$

A cause des limites de la perception, la définition du bruit blanc est restreinte à la bande de fréquence comprise entre 20Hz et 20000Hz [15].

La fonction d'autocorrélation du bruit blanc est nulle partout sauf en 0. Elle est représentée par l'équation suivante :

$$R_{xx}(k) = \sigma_x^2 \delta(k) \quad (2.3)$$

Chapitre 2 La réduction du bruit acoustique par des algorithmes adaptatifs bi-capteurs

D'après l'équation précédente, La densité spectrale de puissance d'un bruit blanc est donc une constante [14]:

$$S_{xx}(f) = \sigma_x^2 \quad (2.4)$$

2.3.4 Bruit coloré

Le terme bruit coloré est affecté à un bruit dont le spectre est caractérisé par une enveloppe très lisse avec une bande large, d'amplitude plus importante. Dans le cas où la densité spectrale de puissance n'est pas constante en fonction de la fréquence, le signal aléatoire est alors appelé bruit coloré.

Ainsi, la couleur correspondante au spectre de la lumière associée est affectée au bruit, Par exemple, les bruits roses, bleus, violets, gris, . . . ont ainsi été définis.

Un Bruit rose est un bruit coloré de basse fréquence, On appelle parfois le bruit rose tout type de bruit dont la densité spectrale diminue avec l'augmentation de la fréquence[12].

2.3.5 Bruit USASI

Le bruit USASI (USA Standard Institute) est un processus aléatoire stationnaire dont les échantillons sont des variables aléatoires corrélées. sa densité de puissance caractérise le spectre moyen du signal de la parole. il sert à vérifier la convergence de l'algorithme utilisé[12].

2.4 Rapport signal sur bruit (RSB)

Le rapport signal à bruit (Signal to Noise Ratio ou SNR en anglais), permet de mesurer la qualité d'un canal de transmission. C'est un nombre sans unité qui est d'autant plus grand que le bruit est négligeable[10].

Chapitre 2 La réduction du bruit acoustique par des algorithmes adaptatifs bi-capteurs

C'est un moyen pour caractériser un système de transmission en comparant sa valeur à l'entrée du système avec sa valeur en sortie de ce système, ou pour comparer la qualité des diverses méthodes de traitement des signaux.

On le calcule à l'aide de l'une ou l'autre des formules représentées ci-contre :

La 1^{ère} Formule :

P_S : Puissance du signal en W.

P_B : Puissance de bruit en W.

$$RSB = S/B = P_S/P_B \quad (2.5)$$

La 2^{ème} Formule :

Comme la valeur de S/B peut être très grande, quand la qualité de la transmission est très bonne par exemple, on préfère souvent exprimer le rapport S/B en décibels (dB).

$$(RSB)_{dB} = \left(\frac{S}{B}\right)_{dB} = 10 \log_{10} \left(\frac{P_S}{P_B}\right) \quad (2.6)$$

2.5 Réduction de bruit mono-capteur :

Dans cette partie, nous allons analyser la première technique pour l'annulation du bruit dite la méthode mono-capteur, ou un seul capteur est utilisé. On cherche à améliorer la qualité de l'écoute à travers de cette méthode pour des applications comme la téléphonie mobile et la téléphonie mains-libres. On considère le problème de débruitage donné par la figure 2.3 [6]:

Chapitre 2 La réduction du bruit acoustique par des algorithmes adaptatifs bi-capteurs

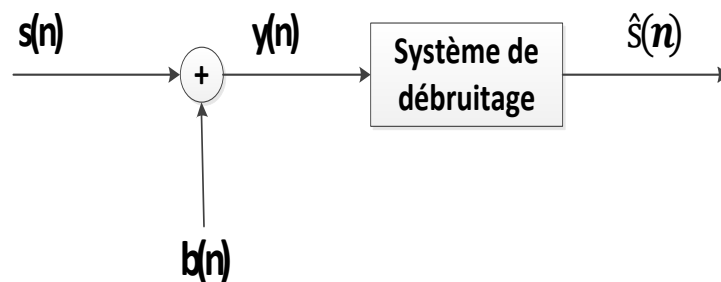


Figure 2.3. Principe de débruitage mono-capteur.

La plupart des techniques de débruitage mono-capteur consistent à réaliser un filtrage dans le domaine fréquentiel du signal micro phonique $y(n) = s(n) + b(n)$.

Le filtrage atténue l'amplitude de chaque composante spectrale du signal bruité en fonction de l'estimation du rapport signal-a-bruit de cette composante. Les méthodes différenciées en fonction de l'atténuation requise, de la méthode d'estimation du niveau de bruit et du niveau de parole sur chaque composante spectrale.

Ces techniques supposent que le bruit et le signal utile sont decorrelés sur la durée de la trame d'analyse, que le signal de parole utile est intermittent et que l'oreille humaine est insensible à la phase du signal. Ces techniques peuvent être classées en trois types :

- La soustraction spectrale de puissance SSP[16].
- La soustraction spectrale d'amplitude SSA[17][18].
- La mise en œuvre directe de la solution de Wiener par un filtrage en boucle ouverte du signal microphonique consiste à minimiser l'erreur quadratique moyenne [19].

A partir du modèle représenté dans la figure, on a :

$$y_m(n) = s_m(n) + b_m(n) \quad (2.7)$$

Où m : est l'indice de la trame courante.

Cet indice comporte le même nombre d'échantillons T . On cherche à restituer le signal propre $s_m(n)$ à partir du signal observé $y_m(n)$.

Chapitre 2 La réduction du bruit acoustique par des algorithmes adaptatifs bi-capteurs

Les transformées de Fourier discrètes (TFD) des signaux $y_m(n)$, $s_m(n)$ et $b_m(n)$ sont notées respectivement, $Y(f, k)$, $S(f, k)$ et $B(f, k)$, où f représente la fréquence, donc :

$$\gamma_y(f, k) = S(f, k) + B(f, k) \quad (2.8)$$

On peut définir les densités spectrales de puissance du signal $y(n)$ par la relation suivante :

$$\gamma_y(f, k) = \gamma_s(f, k) + \gamma_b(f, k) \quad (2.9)$$

Où: $\gamma_y(f, k)$, $\gamma_s(f, k)$ et $\gamma_b(f, k)$ représentent respectivement les densités spectrales de puissance (DSP) des signaux $y(n)$, $s(n)$ et $b(n)$. Le signal temporel $y(n)$ peut être représenté dans le domaine fréquentiel par son module $|Y(f, k)|$ et sa phase $|\varphi(f, k)|$ [6].

Dans le domaine fréquentiel, l'équation (2.9) peut donc s'exprimer ainsi :

$$|Y(f, k)| \cdot e^{j\varphi_y(f, k)} = |S(f, k)| \cdot e^{j\varphi_s(f, k)} + |B(f, k)| \cdot e^{j\varphi_b(f, k)} \quad (2.10)$$

Donc, le spectre du signal rehaussé $\hat{s}(n)$, s'exprime par la relation suivante :

$$\hat{S}(f, k) = |\hat{S}(f, k)| \cdot e^{j\varphi_s(f, k)} \quad (2.11)$$

Les différentes étapes du processus de rehaussement d'un signal de parole par atténuation spectrale à court-terme sont indiquées par le schéma représenté sur la figure 2.4 :

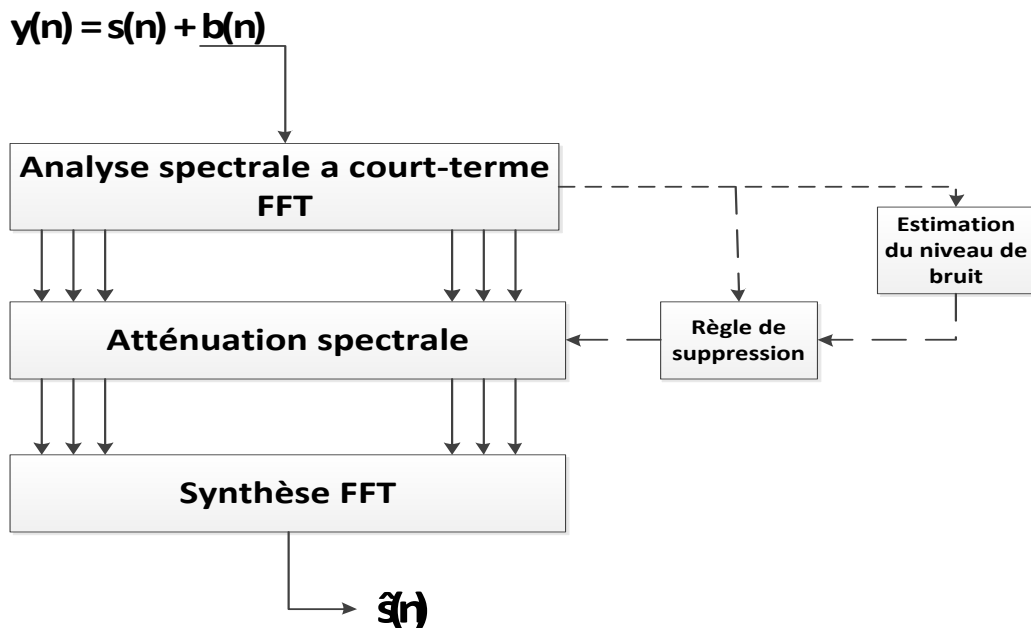


Figure 2.4. Schéma général d'une méthode de débruitage par atténuation spectrale [6].

2.6 Réduction du bruit bi-capteurs :

Le principe de l'annulation adaptative bi-capteurs de bruit remonte aux contributions de Howells [20] vers la fin des années 50. Le développement de l'algorithme LMS par Widrow et Hoff[21] a permis l'élaboration de cette technique sous sa forme actuelle. Certaines méthodes sont basées sur l'utilisation des techniques bi-capteurs. Ils ont considéré l'environnement comme un modèle du mélange convolutif très simple avec deux sources (parole et bruit), le premier microphone capte le signal de parole $s(n)$ et le bruit $b(n)$ convolé avec la réponse impulsionnelle $h(n)$, et en prenant le deuxième capteur comme le bruit seul. (Voir la figure 2.5).

Chapitre 2 La réduction du bruit acoustique par des algorithmes adaptatifs bi-capteurs

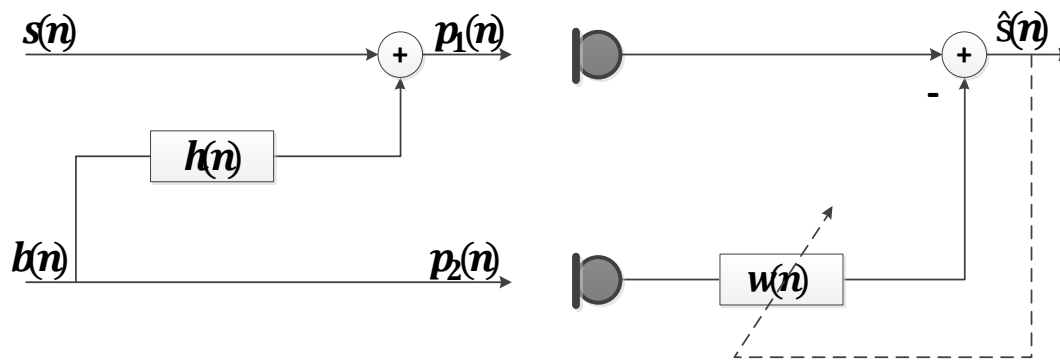


Figure 2.5. Structure d'annulation adaptative du bruit[22].

Considérons une observation bruitée $p_1(n)$ d'un signal $s(n)$, c.à.d. $p_1(n) = s(n) + b_1(n)$ ou $b_1(n)$ et le résultat de la convolution entre le bruit $b(n)$ et la réponse impulsionnelle $h(n)$. Supposant que l'on dispose au niveau d'un deuxième capteur d'un bruit $p_2(n)$ fortement corrélé à $b_1(n)$ mais décorrélé avec le signal $s(n)$. La relation entre $b_1(n)$ et $b(n)$ est supposée linéaire, c.à.d.

$$b_1(n) = h(n) * b(n) \text{ ou } (*) \text{ représente le produit de convolution.}$$

La technique d'annulation de bruit adaptative (ANC en anglais: Adaptive Noise Cancelling) est la méthode la plus connue et ancienne. Son principe consiste à filtrer la référence $p_2(n)$ de manière adéquate afin d'obtenir la meilleure estimation de $b_1(n)$ (a sens de l'erreur quadratique) ce qui apporte une réduction du bruit en sortie[6].

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

$$\hat{s}(n) = p_1(n) - p_2(n) * w(n) \quad (2.12)$$

Où les signaux $p_1(n)$ et $p_2(n)$ sont donnés par les relations suivantes :

$$p_1(n) = s(n) + h(n) * b(n) \quad (2.13)$$

$$p_2(n) = b(n) \quad (2.14)$$

En remplaçant ces deux dernières équations dans l'équation (2.12), on trouve :

$$\hat{s}(n) = s(n) + h(n) * b(n) - w(n) * b(n)$$

Chapitre 2 La réduction du bruit acoustique par des algorithmes adaptatifs bi-capteurs

$$\hat{s}(n) = s(n) + (h(n) - w(n)) * b(n) \quad (2.15)$$

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

$$\hat{s}(n) = s(n) \quad (2.16)$$

Une solution pour obtenir $w_{opt}(n)$ consiste à effectuer une estimation adaptative de réponse impulsionnelle $h(n)$, on choisit alors une modélisation paramétrique de $w(n)$ sous forme d'un filtre RIF dont on estime les coefficients $w(n)$ suivant un algorithme adaptatif. Pour la mise à jour du filtre adaptatif $w(n)$, on peut utiliser plusieurs algorithmes adaptatifs comme de gradient stochastique, de projection affine et de moindre carré récursif [6].

2.6.1 Mélange linéaire convolutif

On parle de mélange convolutif, lorsque les sources s'écrivent comme la somme des sources convoluées par un filtre de propagation [13].

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 [13].

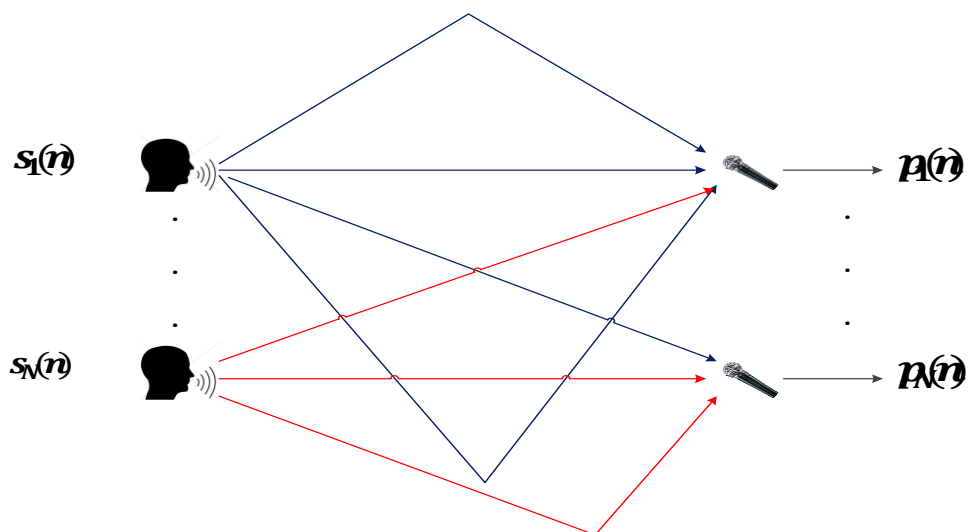


Figure 2.6. Illustration d'un mélange convolutif.

Chapitre 2 La réduction du bruit acoustique par des algorithmes adaptatifs bi-capteurs

Dans ce type de mélange, on ne considère pas seulement les délais de transmissions entre les sources et les capteurs, mais aussi les multiples réflexions des signaux de sources sur les parois d'un milieu fermé par exemple. Les différents chemins dépendent des points d'émission, les capteurs et aussi de géométrie de la pièce[6].

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

$$p_i(n) = \sum_{j=1}^C h_{ji}(n) * s_j(n) + \varepsilon_i(n) \quad i=1,2,\dots, C \quad (2.17)$$

Ou :

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

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

2.6.2 Structure directe (Forward) de séparation aveugle de source

La séparation aveugle de sources cherche à estimer les sources $p_j(n)$. Dans le cas d'un mélange convolutif, cette estimation n'est possible qu'à une indétermination de filtrage près. En fait, il est parfois suffisant d'estimer un jeu de filtres de séparation $w(n)$ qui suppriment les interférences des autres sources introduites par le processus de mélange. Ces filtres peuvent être à réponses impulsionnelles finies (RIF) ou à réponses impulsionnelles infinies (RII)[23].

La structure directe (FBSS : Forward Blind Source Separation) est la plus utilisée, 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 2.7 :

Chapitre 2 La réduction du bruit acoustique par des algorithmes adaptatifs bi-capteurs

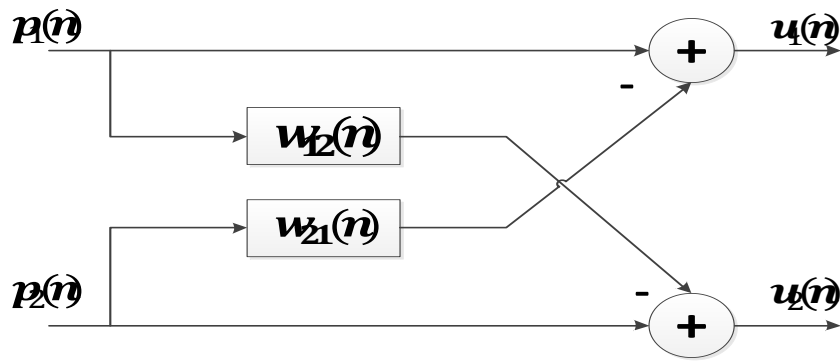


Figure 2.7. Structure symétrique directe Forward BSS.

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 :

$$u_1(n) = p_1(n) - p_2(n) * w_{21}(n) \quad (2.18)$$

$$u_2(n) = p_2(n) - p_1(n) * w_{12}(n) \quad (2.19)$$

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

$$u_1(n) = b(n) * [h_{21}(n) - w_{21}(n)] + s(n) * [\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n)] \quad (2.20)$$

$$u_2(n) = s(n) * [h_{12}(n) - w_{12}(n)] + b(n) * [\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n)] \quad (2.21)$$

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

$$u_1(n) = s(n) * [\delta(n) - w_{12opt}(n) * w_{21opt}(n)] \quad (2.22)$$

$$u_2(n) = b(n) * [\delta(n) - w_{21opt}(n) * w_{12opt}(n)] \quad (2.23)$$

Nous notons que les solutions optimales des filtres adaptatifs sont obtenues en utilisant les critères du minimum de l'erreur quadratique moyenne (EQM).

2.6.3 Structure récursive (Backward) de séparation aveugle de source

La deuxième technique de separation aveugle de sources est la structure Backward (BBSS : Backward Blind Source Separation) qu'est donnée par la figure ci-dessous. Cette extension peut être considérée comme une structure très efficace pour le débruitage et le rehaussement de la parole.

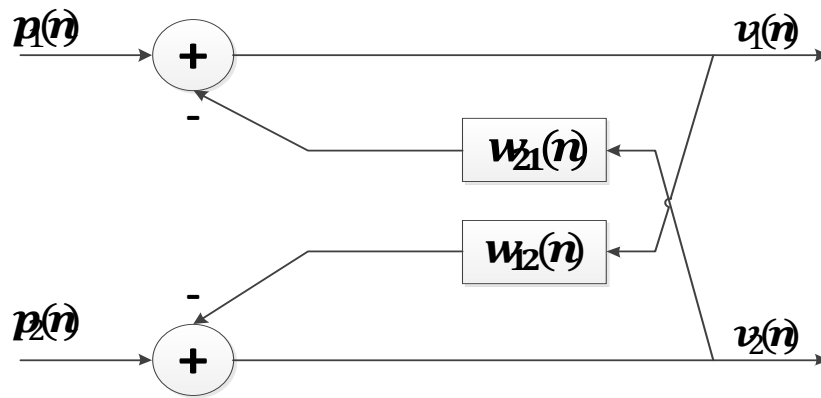


Figure 2.8. Structure symétrique récursive Backward BSS.

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 plus complexe.

Les sorties de cette structure $v_1(n)$ et $v_2(n)$ sont données par les équations suivantes :

$$v_1(n) = p_1(n) - v_2(n) * w_{21}(n) \quad (2.24)$$

$$v_2(n) = p_2(n) - v_1(n) * w_{12}(n) \quad (2.25)$$

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

$$v_1(n) = [b(n) * (h_{21}(n) - w_{21}(n)) + s(n) * (\delta(n) - h_{21}(n) * w_{21}(n))] * (\delta(n) - w_{12}(n) * h_{21}(n))^{-1} \quad (2.26)$$

Chapitre 2 La réduction du bruit acoustique par des algorithmes adaptatifs bi-capteurs

$$v_2(n) = [s(n) * (h_{12}(n) - w_{12}(n)) + b(n) * (\delta(n) - h_{21}(n) * w_{21}(n))] * (\delta(n) - w_{21}(n) * w_{12}(n))^{-1} \quad (2.27)$$

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

$$v_1(n) = s(n) \quad (2.28)$$

$$v_2(n) = b(n) \quad (2.29)$$

2.6.4 Structure Forward bi-capteurs en sous-bande

La structure Forward de la séparation de sources bi-capteurs en sous-bande (2CSF) peut être utilisée dans plusieurs applications des systèmes de télécommunication [6]. Cet algorithme est illustré dans le diagramme ci-dessous :

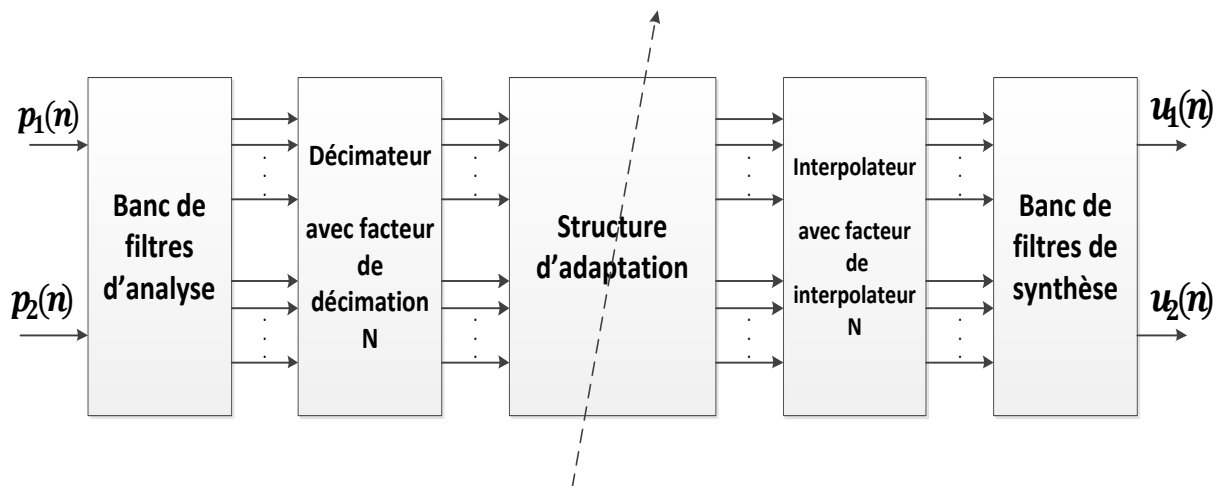


Figure 2.9. Diagramme de l'algorithme Forward bi-capteurs en sous-bande (2CSF)[6].

Dans ce dernier diagramme, au premier bloc nous utilisons le banc de filtres d'analyse pour transformer chaque signal du mélange en plusieurs sous-signaux. Dans le deuxième bloc, nous décimons les sous-signaux par un facteur de décimation égale le nombre de sous-bandes ($D = N$). Puis en appliquant l'algorithme Forward proposé de la séparation de sources

Chapitre 2 La réduction du bruit acoustique par des algorithmes adaptatifs bi-capteurs

pour adapter les deux filtres adaptatifs et estimer les sous-signaux à la sortie de la structure en sous-bande. Pour la reconstruction des deux signaux estimés à la même fréquence que celle des signaux originaux, nous utilisons deux étages. Nous interpolons les sous-signaux par un facteur d'interpolation, et nous utilisons le banc de filtres de synthèse qui transforment les deux ensembles des sous-signaux à deux signaux estimés en pleine bande[6].

- **Structure détaillée :**

La figure (2.10) représente la structure détaillée de l'algorithme Forward bi-capteurs en sous-bande (2CSF) appliqué à l'annulation du bruit acoustique.

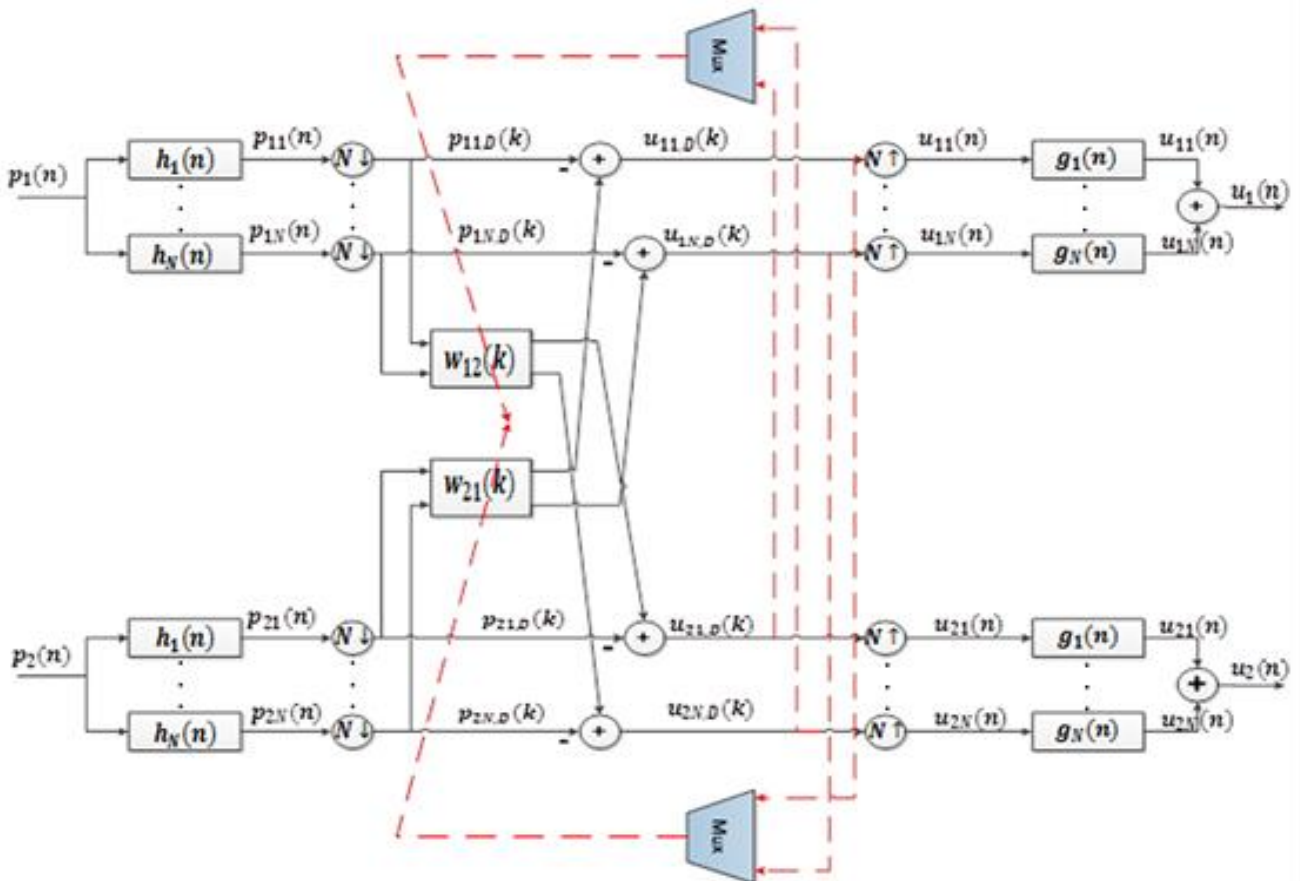


Figure 2.10. Structure détaillée de l'algorithme 2CSF, où Mux est un multiplexeur [6].

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

$$u_{1i,D}(k) = p_{1i,D}(k) - \mathbf{w}_{21}(k-1)\mathbf{p}_{2i,D}(k) \quad i=1,2,\dots,N. \quad (2.30)$$

$$u_{2i,D}(k) = p_{2i,D}(k) - \mathbf{w}_{12}(k-1)\mathbf{p}_{1i,D}(k) \quad i=1,2,\dots,N. \quad (2.31)$$

Chapitre 2 La réduction du bruit acoustique par des algorithmes adaptatifs bi-capteurs

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

$$\mathbf{w}_{21,i}(k) = \mathbf{w}_{21,i}(k-1) + \mu_{21} \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\mathbf{p}_{2i}(k)}{\|\mathbf{p}_{2i}(k)\| + \varepsilon} u_{1i,D}(k) \quad (2.32)$$

Avec $i = 1, 2, \dots, N$.

$$\mathbf{w}_{12,i}(k) = \mathbf{w}_{12,i}(k-1) + \mu_{12} \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\mathbf{p}_{1i}(k)}{\|\mathbf{p}_{1i}(k)\| + \varepsilon} u_{2i,D}(k) \quad (2.33)$$

Avec $i = 1, 2, \dots, N$.

Ou :

μ_{12} Et μ_{21} : les pas d'adaptation fixe des filtres $\mathbf{w}_{12}(k)$ et $\mathbf{w}_{21}(k)$ respectivement.

2.7 Conclusion

Au cours de ce premier chapitre, nous avons présenté des notions d'acoustique à la parole et le bruit et leurs différents types et caractéristiques, ainsi que les méthodes de la réduction du bruit (mono-capteur et bi-capteurs).

Ensuite nous avons fait une étude détaillée sur les problèmes liés à la séparation aveugle de sources (SAS), avec présentation des deux structures de séparation aveugle directe (Forward) et récursive (Backward) en pleine bande et en sous-bandes.

3.1 Introduction

Dans le cadre de la réduction du bruit et le rehaussement de la parole. Nous avons vu un grand développement de ces méthodes de l'annulation du bruit et en s'intéressant exactement aux algorithmes de decorrelation proposés dans la littérature pour la séparation aveugles des sources bi-capturs au cas d'un mélange convolutif s'appliquant entre le signal de parole et le bruit. Dans ce chapitre, on discute une approche symétrique basée sur le principe de décorrélation.

3.2 Algorithme de decorrelation symétrique adaptatif en pleine bande (SAD)

3.2.1 Principe

L'algorithme de decorrelation adaptatif (AD : adaptative decorrelation) a été proposer pour l'annulation du bruit acoustique.

Supposons que les deux signaux $s(n)$ et $b(n)$ sont statiquement indépendants, donc les valeurs du produit de l'intercorrélacion entre les deux signaux sont nulles, ce dernière exigé pour le fonctionnement de l'algorithme AD [24].

$$C_{sb}(m) = E[s(n)b(n - m)] = 0 \quad \text{pour } \forall m \quad (3.1)$$

La decorrelation se fait entre une estimation du signal et une estimation du bruit. Le critère de moindres carrés est remplacé par le critère de decorrelation et en raison de sa symétrie complète, l'algorithme est un séparateur de signal plutôt qu'un annuleur de bruit. Il est désigné sous le nom de l'algorithme de décorrélation symétrique adaptatif (SAD).

L'algorithme SAD a été développé pour la séparation des signaux à bande large tels que la parole (300Hz-3500Hz) dans un mélange convolutif [25].

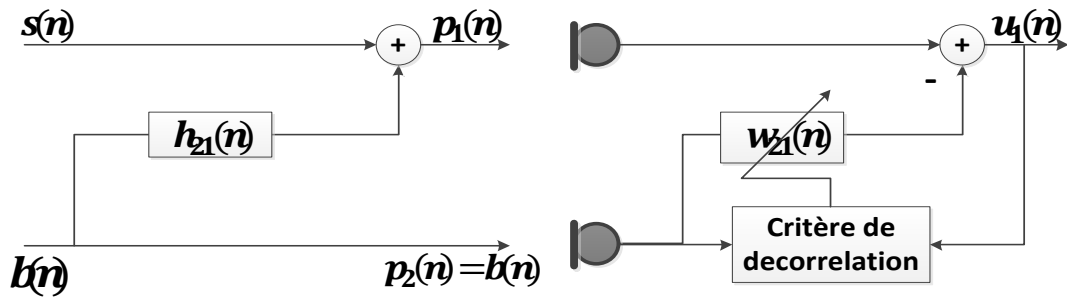


Figure 3.1. Structure de l'algorithme de decorrelation adaptatif.

Le fonctionnement de l'algorithme SAD est basé sur la minimisation de l'énergie d'erreur, cette minimisation d'erreur est équivalente à l'intercorrélation entre le signal estimé $u_1(n)$ et le signal du mélange $p_2(n)$ [25].

$$\frac{\partial \varepsilon_1(n)}{\partial w_{21}(m)} = -2C_{u_1, p_2}(m) \quad m=0, 1, \dots, M-1 \quad (3.2)$$

Où :

$\varepsilon_1(n) = E[u_1^2(n)]$: L'erreur quadratique moyenne.

A l'optimum, on a :

$$C_{u_1, p_2}(m) = 0 \quad m=0, 1, \dots, M-1$$

Alors l'équation précédente devient :

$$\frac{\partial \varepsilon_1(n)}{\partial w_{21}(m)} = 0 \quad (3.3)$$

L'intercorrélacion entre les deux signaux $u_1(n)$ et le Signal du mélange $p_2(n)$ [25]:

$$C_{u_1, p_2}(m) = (h_{21}(m) - w_{21}(m))\sigma_b^2 \quad (3.4)$$

$$\nabla_m = \frac{\partial C_{u_1, p_2}(m)}{\partial w_{21}(m)} = -\sigma_b^2 \quad (3.5)$$

Ou :

σ_b^2 : La variance du signal de bruit.

$$\mathbf{w}_{21}^n(m) = \mathbf{w}_{21}^{n-1}(m) - \gamma_{21} \frac{C_{u_1,p_2}(m)}{\nabla_m} \quad (3.6)$$

L'idée de cet algorithme est de remplacer le terme de l'intercorrélation par ses valeurs instantanées et par un choix approprié de γ_{21} , où $0 < \gamma_{21} < 2$, ce dernier implique que $0 < \mu_{21} < 2/\sigma_b$.

Nous obtenons la formule de la mise à jour suivante :

$$\mathbf{w}_{21}^n(m) = \mathbf{w}_{21}^{n-1}(m) + \mu_{21}(u_1(m)\mathbf{p}_2(n - m)) \quad (3.7)$$

Où :

$$\mathbf{p}_2(n) = [p_2(n), p_2(n - 1), \dots, p_2(n - M + 1)]^T \quad (3.8)$$

Finalement, on peut dire que l'algorithme de décorrélation symétrique adaptatif (SAD) est identique à l'algorithme LMS [25][26].

3.2.2 Algorithme SAD direct (F-SAD).

L'algorithme de décorrélation symétrique adaptatif Forward (F-SAD) est schématisé par la Figure 3.2. La mise à jour des deux filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}(n)$ et $\mathbf{w}_{21}(n)$ se fait par l'intercorrélation entre les deux sorties des signaux estimés $u_1(n)$ et $u_2(n)$.

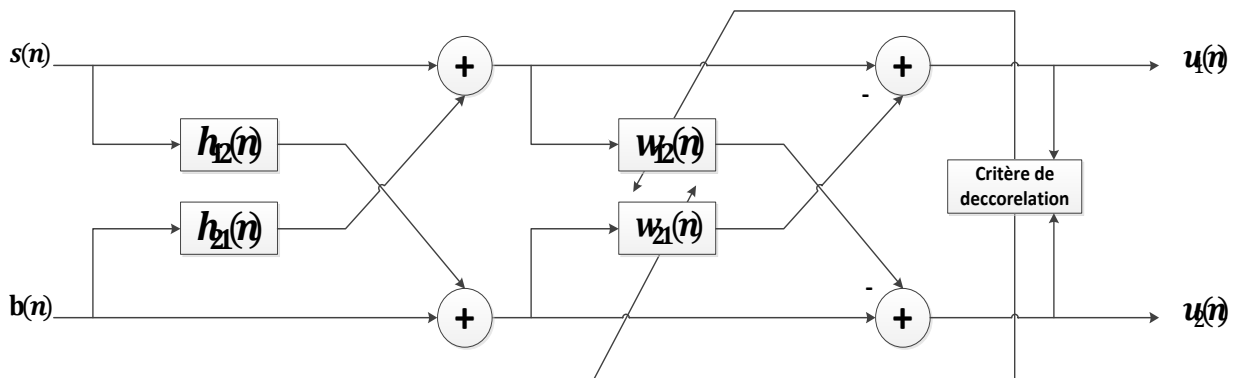


Figure 3.2. Structure de l'algorithme de décorrélation symétrique adaptatif Forward (F-SAD)[27].

En adaptant l'équation de mise à jour de l'algorithme SAD à la structure Forward bi-capteurs, nous obtenons les deux équations de mise à jour des Deux filtres $\mathbf{w}_{12}(n)$ et $\mathbf{w}_{21}(n)$ suivantes :

$$\mathbf{w}_{12}^n(m) = \mathbf{w}_{12}^{n-1}(m) + \mu_{12}(u_2(n)\mathbf{u}_1(n-m)) \quad (3.9)$$

$$m=0, 1, \dots, M-1$$

$$\mathbf{w}_{21}^n(m) = \mathbf{w}_{21}^{n-1}(m) + \mu_{21}(u_1(n)\mathbf{u}_2(n-m)) \quad (3.10)$$

$$m = 0,1, \dots, M - 1$$

On note que Les conditions de convergence μ_{21} et μ_{12} :

$$0 < \mu_{12} < 2/\sigma_s \text{ et } 0 < \mu_{21} < 2/\sigma_b$$

Ou :

$$\mathbf{u}_1(n) = [u_1(n), u_1(n-1), \dots, u_1(n-M+1)]^T \quad (3.11)$$

Et

$$\mathbf{u}_2(n) = [u_2(n), u_2(n-1), \dots, u_2(n-M+1)]^T \quad (3.12)$$

3.2.3 Algorithme SAD récursif (B-SAD)

La structure Backward est la version récursive de la structure Forward, noté qu'elle est très importante dans le domaine de séparation aveugle de sources. Dans cette section, nous appliquons l'algorithme SAD sur cette structure (voir la figure 3.3), dans ce cas la decorrelation se fait entre le signal estimé $v_1(n)$ et le bruit estimé $v_2(n)$.

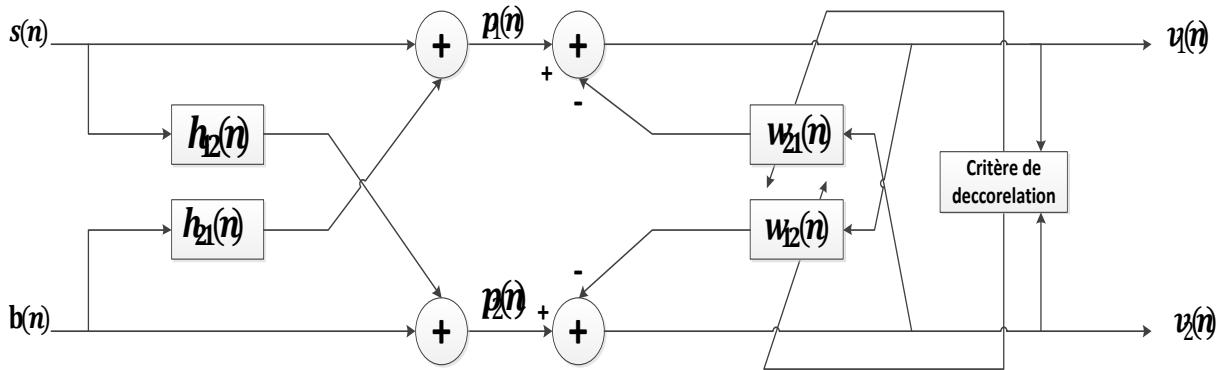


Figure 3.3. Structure de l'algorithme de decorrelation symétrique adaptatif Backward (B-SAD) [25].

Les signaux de sortie estimés $v_1(n)$ et $v_2(n)$ sont donnés par :

$$v_1(n) = p_1(n) - v_2(n) * w_{21}(n) \quad (3.13)$$

$$v_2(n) = p_2(n) - v_1(n) * w_{12}(n) \quad (3.14)$$

Les deux équations de mise à jour des deux filtres Adaptatifs $w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$ sont exactement identiques aux équations de la structure F-SAD sauf qu'il ya un changement dans les notations (apparaît $v_i(n)$ au lieu de $u_i(n)$). Ces équations sont données comme suite :

$$w_{12}^n(m) = w_{12}^{n-1}(m) + \mu_{12}(v_2(n)v_1(n-m)) \quad (3.15)$$

$$m = 0, 1 \dots \dots M - 1$$

$$w_{21}^n(m) = w_{21}^{n-1}(m) + \mu_{21}(v_1(n)v_2(n-m)) \quad (3.16)$$

$$m = 0, 1 \dots \dots M - 1$$

On note que Les conditions de convergence μ_{21} et μ_{12} sont :

$$0 < \mu_{12} < 2/\sigma_s \text{ et } 0 < \mu_{21} < 2/\sigma_b$$

Où :

$$v_1(n) = [v_1(n), v_1(n-1), \dots \dots, v_1(n-M+1)]^T \quad (3.17)$$

Et

$$v_2(n) = [v_2(n), v_2(n-1), \dots \dots, v_2(n-M+1)]^T \quad (3.18)$$

3.3 Algorithme SAD proposés en sous-bandes

3.3.1 Proposition 1 : Algorithme B-SAD en sous-bandes (SB-SAD)

Dans la première proposition, nous présentons l'algorithme de décorrélation symétrique adaptatif Backward en sous-bandes en utilisant N sous filtres (SB-SAD en anglais Subband Backward Symmetric Adaptive Decorrelation). Nous proposons cet algorithme pour la réduction du bruit et le rehaussement de la parole.

Le principe de cet algorithme consiste à décomposer les deux signaux bruités $p_1(n)$ et $p_2(n)$ en N sous-bandes par des filtres d'analyse, en appliquant le critère de decorrelation a chaque sous-bande.

Les signaux bruités $p_1(n)$ et $p_2(n)$ sont partitionnés a N sous-bandes par les filtres d'analyse $H_1(z), \dots, H_N(z)$.

Les signaux de sortie de chaque sous-bande sont décimés par un facteur de décimation D ne retient que les échantillons qui se produisent à des instants égaux à des multiples de D.

A la suite, nous utilisons des bancs de filtre synthétisé $G_1(z), \dots, G_N(z)$ aux sous-signaux de sortie après l'utilisation de bloc d'interpolation pour obtenir la forme des signaux estimés $v_1(n)$ et $v_2(n)$ en pleine bande.

La sortie du filtre décimé à chaque sous-bande peut être écrite comme suit :

$$y_{2i,D}(k) = \sum_{m=0}^{M-1} w_{21,i}(k) v_{2i}(kN - m) \quad (3.19)$$

$$y_{1i,D}(k) = \sum_{m=0}^{M-1} w_{12,i}(k) v_{1i}(kN - m) \quad (3.20)$$

Sous la forme vectorielle :

$$y_{2i,D}(k) = \mathbf{w}_{21,i}^T(k) \mathbf{v}_{2i}(k) \quad (3.21)$$

$$y_{1i,D}(k) = \mathbf{w}_{12,i}^T(k) \mathbf{v}_{1i}(k) \quad (3.22)$$

Avec :

$$\mathbf{v}_{1i}(k) = [v_{1i,D}(k), \dots, v_{1i,D}(k - M + 1)]^T$$

$$\mathbf{v}_{2i}(k) = [v_{2i,D}(k), \dots, v_{2i,D}(k - M + 1)]^T$$

Avec $i = 1, 2, \dots, N$.

Les sous signaux décimés sont donnés par :

$$\mathbf{v}_{1i,D}(k) = \mathbf{p}_{1i,D}(k) - \mathbf{w}_{21,i}^T(k) \mathbf{v}_{2i}(k) \quad (3.23)$$

$$\mathbf{v}_{2i,D}(k) = \mathbf{p}_{2i,D}(k) - \mathbf{w}_{12,i}^T(k) \mathbf{v}_{1i}(k) \quad (3.24)$$

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

$$\mathbf{w}_{12,i}(k) = \mathbf{w}_{12,i}(k - 1) + \mu_{12,i} [v_{2i,D}(k) \mathbf{v}_{1i}(k)] \quad \text{Avec } i = 1, 2, \dots, N \quad (3.25)$$

$$\mathbf{w}_{21,i}(k) = \mathbf{w}_{21,i}(k - 1) + \mu_{21,i} [v_{1i,D}(k) \mathbf{v}_{2i}(k)] \quad \text{Avec } i = 1, 2, \dots, N \quad (3.26)$$

Où :

$\mathbf{w}_{12,i}(k)$ Et $\mathbf{w}_{21,i}(k)$ sont les filtres de la $i^{\text{ème}}$ sous-bandes.

$$\text{Et } 0 < \mu_{12,i} < \frac{2}{\sigma_{1i}^2} ; 0 < \mu_{21,i} < \frac{2}{\sigma_{2i}^2}$$

Avec: σ_{1i}^2 et σ_{2i}^2 sont les variances des deux signaux $v_{1i,D}(k)$ et $v_{2i,D}(k)$ respectivement.

En appliquant les deux étages, d'interpolation et le banc de filtre de synthèse $G_1(z), \dots, G_N(z)$ pour reconstruire les deux signaux estimés en pleine bande.

Les signaux estimés en pleine bande sont donnés par les relations suivantes :

$$\mathbf{v}_1(n) = \sum_{i=0}^{N-1} \mathbf{G}_i^T \mathbf{v}_{1i}(n) \quad (3.27)$$

Où :

$$\mathbf{v}_{1i}(n) = \begin{cases} v_{1i,D}\left(\frac{n}{N}\right), & n = 0, \pm N, \pm 2N, \dots \\ 0, & \text{ailleurs} \end{cases}$$

Et

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

$$\mathbf{v}_2(n) = \sum_{i=0}^{N-1} \mathbf{G}_i^T \mathbf{v}_{2i}(n) \quad (3.28)$$

Où :

$$\mathbf{v}_{2i}(n) = \begin{cases} v_{2i,D}\left(\frac{n}{N}\right), & n = 0, \pm N, \pm 2N, \dots \\ 0, & \text{ailleurs} \end{cases}$$

Et

$$\mathbf{v}_{2i}(n) = [v_{2i}(n), \dots, v_{2i}(n - L + 1)]^T$$

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

La structure de l'algorithme SB-SAD est donnée par la figure 3.4 :

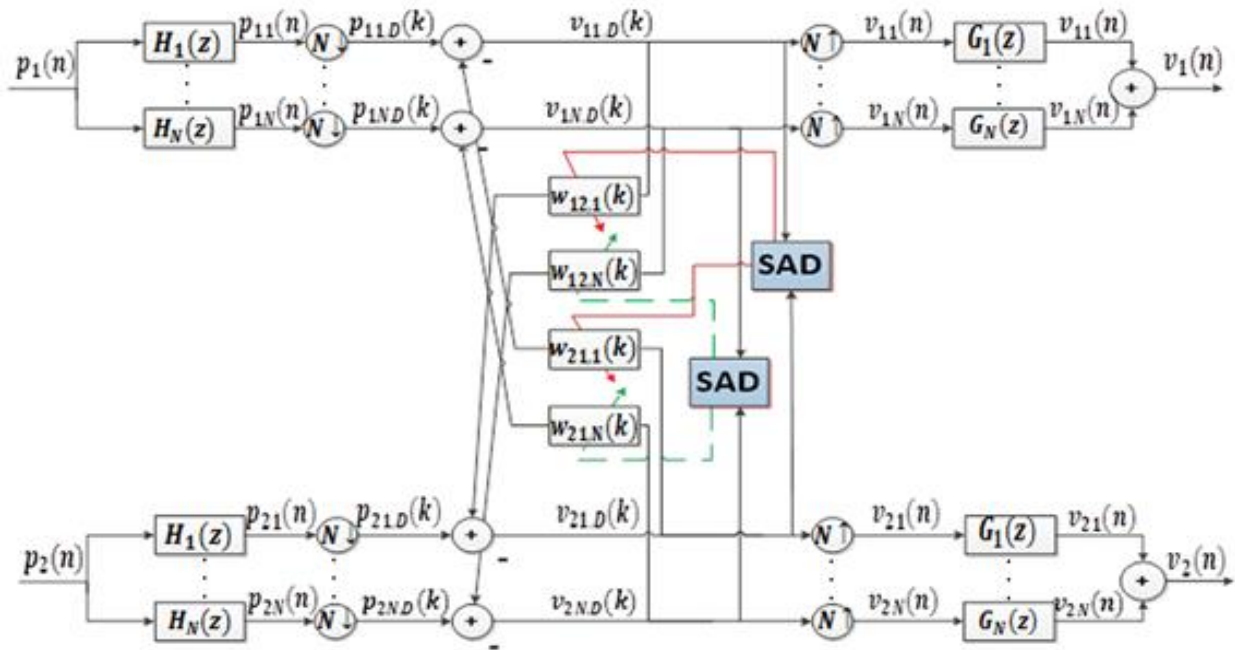


Figure 3.4. Structure détaillée de l'algorithme proposé SB-SAD.

Algorithme B-SAD en sous-bandes (SB-SAD).

$$\mathbf{v}_{1i}(k) = [v_{1i,D}(k), \dots, v_{1i,D}(k - M + 1)]^T$$

$$\mathbf{v}_{2i}(k) = [v_{2i,D}(k), \dots, v_{2i,D}(k - M + 1)]^T$$

$$0 < \mu_{12,i} < \frac{2}{\sigma_{1i}^2}$$

$$0 < \mu_{21,i} < \frac{2}{\sigma_{2i}^2}$$

Signaux de sortie des filtres :

$$y_{1i,D}(k) = \mathbf{w}_{12,i}^T(k) \mathbf{v}_{1i}(k)$$

$$y_{2i,D}(k) = \mathbf{w}_{21,i}^T(k) \mathbf{v}_{2i}(k)$$

Estimation des signaux décimés de sortie :

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

$$v_{2i,D}(k) = p_{2i,D}(k) - \mathbf{w}_{12,i}^T(k) \mathbf{v}_{1i}(k)$$

Equations de mise à jour des filtres :

$$\mathbf{w}_{12,i}(k) = \mathbf{w}_{12,i}(k - 1) + \mu_{12,i} [v_{2i,D}(k) \mathbf{v}_{1i}(k)]$$

$$\mathbf{w}_{21,i}(k) = \mathbf{w}_{21,i}(k - 1) + \mu_{21,i} [v_{1i,D}(k) \mathbf{v}_{2i}(k)]$$

Fin.

Table 3-1 : Algorithme B-SAD en sous-bandes (SB-SAD).

3.3.2 Proposition 2 : Algorithme SB-SAD normalisé (SBN-SAD)

Comme deuxième proposition dans ce projet de fin d'étude, nous proposons une version normalisée de l'algorithme SB-SAD (Proposition 1) en sous-bande avec N sous-filtres (noté : SBN-SAD pour Subband Normalized B-SAD) qui est toujours utilisé pour l'annulation de bruit et le rehaussement de la parole en sous-bandes.

La modification apportée dans cet algorithme consiste à normalisée la correction des coefficients des filtres 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 le pas d'adaptation μ de l'algorithme SB-SAD est remplacé par un pas d'adaptation normalisé pour chaque sous-bande :

$$\mu_{12,i} = \frac{1}{\mathbf{v}_{1i}^T(k)\mathbf{v}_{1i}} \quad (3.29)$$

$$\mu_{21,i} = \frac{1}{\mathbf{v}_{2i}^T(k)\mathbf{v}_{2i}} \quad (3.30)$$

Donc les équations de mise à jour des filtres adaptatifs de l'algorithme proposé SBN-SAD sont données par :

$$\mathbf{w}_{12,i}(k) = \mathbf{w}_{12,i}(k-1) + \mu_{12n,i}\mathbf{v}_{2i,D}(k) \frac{\mathbf{v}_{1i}(k)}{\mathbf{v}_{1i}^T(k)\mathbf{v}_{1i} + \varepsilon} \quad (3.31)$$

$$\mathbf{w}_{21,i}(k) = \mathbf{w}_{21,i}(k-1) + \mu_{21n,i}\mathbf{v}_{1i,D}(k) \frac{\mathbf{v}_{2i}(k)}{\mathbf{v}_{2i}^T(k)\mathbf{v}_{2i} + \varepsilon} \quad (3.32)$$

Ou : ε est une constante positive utilisée pour éviter la division sur zéro, $\mu_{12n,i}$ et $\mu_{21n,i}$ sont les pas d'adaptation normalisés des filtres adaptatifs $w_{12,i}(k)$ et $w_{21,i}(k)$ de l'algorithme SBN-SAD respectivement.

Les conditions nécessaires pour assurer la convergence de l'algorithme proposé sont $0 < \mu_{12n,i} < 2$ et $0 < \mu_{21n,i} < 2$

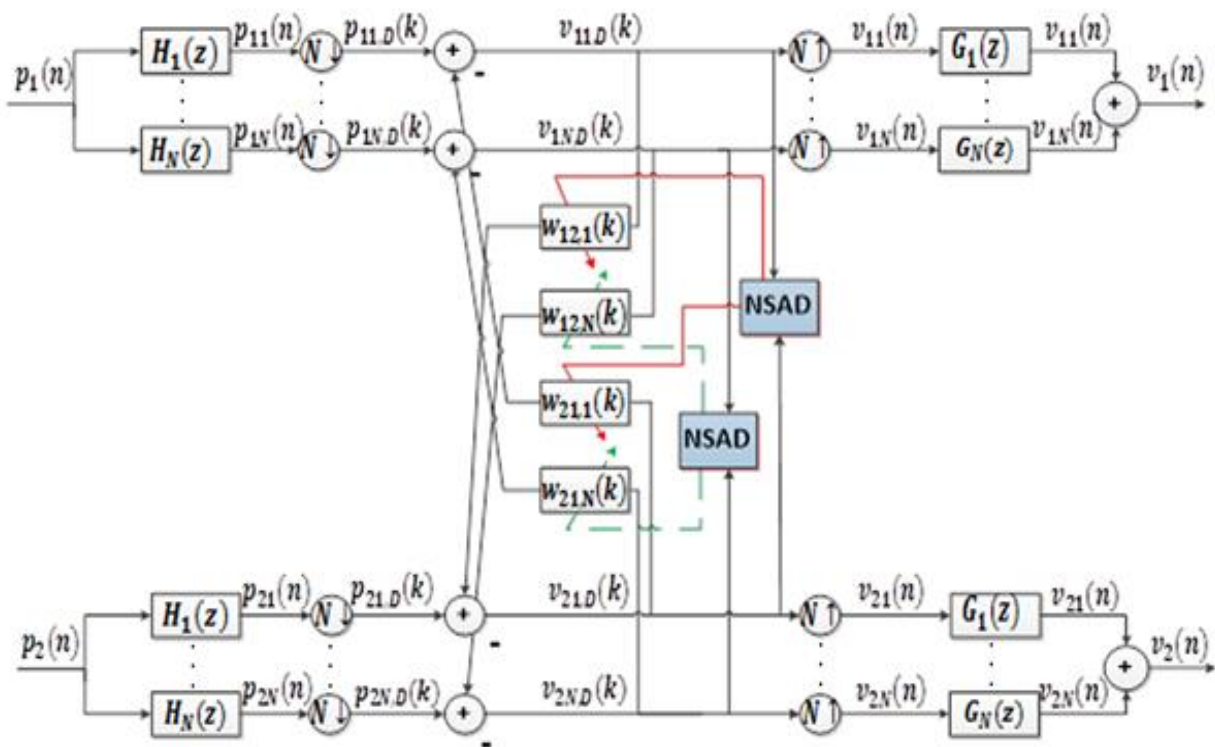


Figure 3.5. Structure détaillée de l'algorithme proposé SBN-SAD.

Algorithme B-SAD normalisé en sous-bandes (SBN-SAD).

$$\mathbf{v}_{1i}(k) = [v_{1i,D}(k), \dots, v_{1i,D}(k - M + 1)]^T$$

$$\mathbf{v}_{2i}(k) = [v_{2i,D}(k), \dots, v_{2i,D}(k - M + 1)]^T$$

$$0 < \mu_{12n,i} < 2$$

$$0 < \mu_{21n,i} < 2$$

Signaux de sortie des filtres :

$$y_{1i,D}(k) = \mathbf{w}_{12,i}^T(k) \mathbf{v}_{1i}(k)$$

$$y_{2i,D}(k) = \mathbf{w}_{21,i}^T(k) \mathbf{v}_{2i}(k)$$

Estimation des signaux décimés de sortie :

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

$$\mathbf{v}_{2i,D}(k) = p_{2i,D}(k) - \mathbf{w}_{12,i}^T(k) \mathbf{v}_{1i}(k)$$

Equations de mise à jour des filtres :

$$\mathbf{w}_{12,i}(k) = \mathbf{w}_{12,i}(k-1) + \mu_{12n,i} v_{2i,D}(k) \frac{\mathbf{v}_{1i}(k)}{\mathbf{v}_{1i}^T(k) \mathbf{v}_{1i} + \varepsilon}$$

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

Fin.**Table 3-2:** Algorithme B-SAD normalisé en sous-bandes (SBN-SAD).**3.4 Conclusion**

Nous avons introduit ce chapitre par le principe de decorrelation symétrique adaptatif en pleine bande (SAD) en utilisant la structure direct Forward et la structure réursive Backward. Ensuite nous avons présenté les deux algorithmes SAD proposés en sous-bandes, l'algorithme B-SAD en sous-bandes (SB-SAD) et sa version normalisée (SBN-SAD).

4.1 Introduction

Dans le cadre des simulations faites dans ce chapitre, nous présentons les résultats de la réduction du bruit par les techniques de séparation aveugle de sources en utilisant les algorithmes Backward de décorrélation symétrique adaptative en sous-bandes normalisé et non normalisé (SB-SAD et SNB-SAD).

Tout D'abord, Nous commençons par la présentation des signaux générés en simulation (le signal de parole et le signal de bruit), les réponses impulsionnelles et les signaux du mélange convolutif. Ensuite nous présentons les résultats de la simulation des algorithmes proposés. Finalement nous passons à faire une comparaison entre ces algorithmes en évaluant l'influence des paramètres (le pas d'adaptation μ , la taille du filtre M).

4.2 Signaux générés en simulation

Nous allons présenter les différents signaux utilisés dans toutes les simulations. Notons tout d'abord qu'une fréquence d'échantillonnage de $F_e=8\text{kHz}$ a été utilisée pour obtenir l'ensemble des simulations présentées dans ce chapitre et un mélange convolutif bi-capteurs entre les deux signaux d'entrée.

4.2.1 Signal de la parole

Les résultats présentés sont obtenus à partir d'un signal de parole de durée 4 secondes (locuteur masculin), qui contient le message vocale suivant « Un loup s'est jeté immédiatement sur la petite chèvre », il est représenté dans la figure ci-dessous.

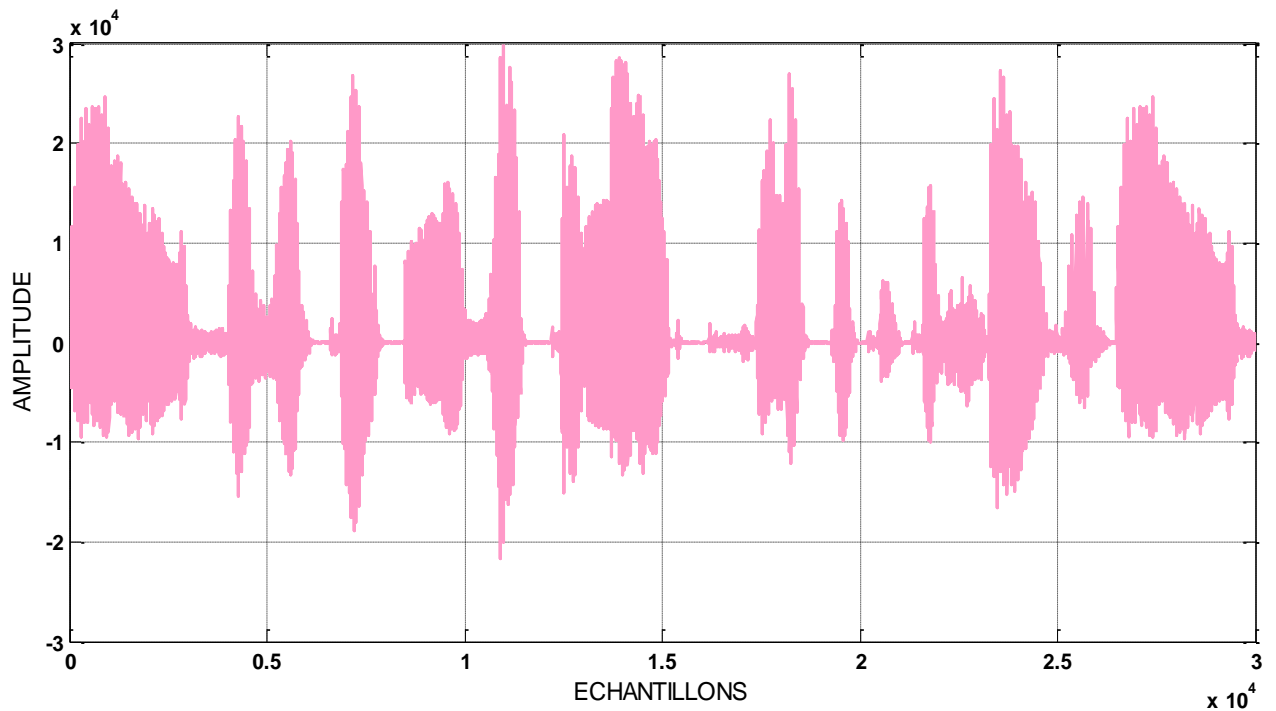


Figure 4.1. Signal de parole $s(n)$.

4.2.2 Signal du bruit

En ce qui concerne la seconde source, nous considérons comme signal de teste un bruit USASI (un processus aléatoire stationnaire), qui sert à vérifier la stabilité numérique de l'algorithme utilisé, il est souvent utilisé dans les applications d'annulation d'écho acoustique, Il est représenté dans le domaine temporel par la figure 4.2 :

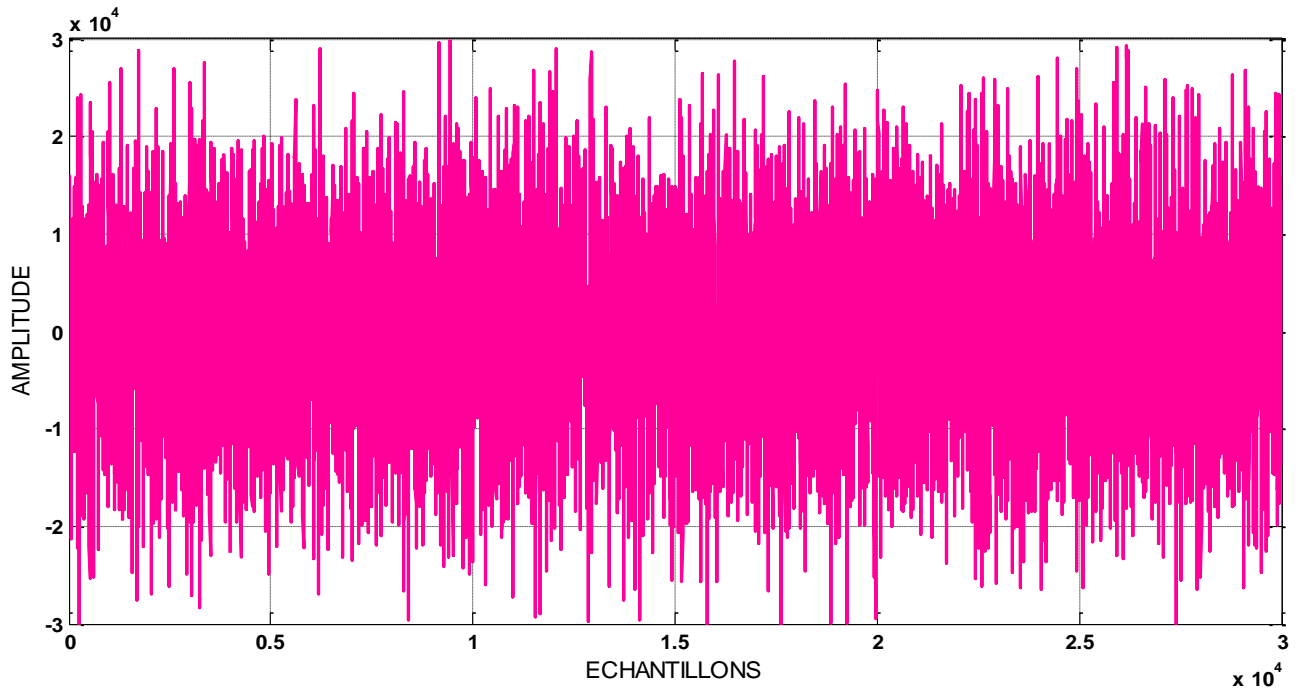


Figure 4.2. Signal de bruit USASI $b(n)$.

4.2.3 Réponses impulsionnelles

Les deux figures 4.3 et 4.4 ci-dessous représentent les deux réponses impulsionnelles $h_{12}(n)$ et $h_{21}(n)$ générées par une fonction exponentielle amortie, avec une taille égale à $M=128$.

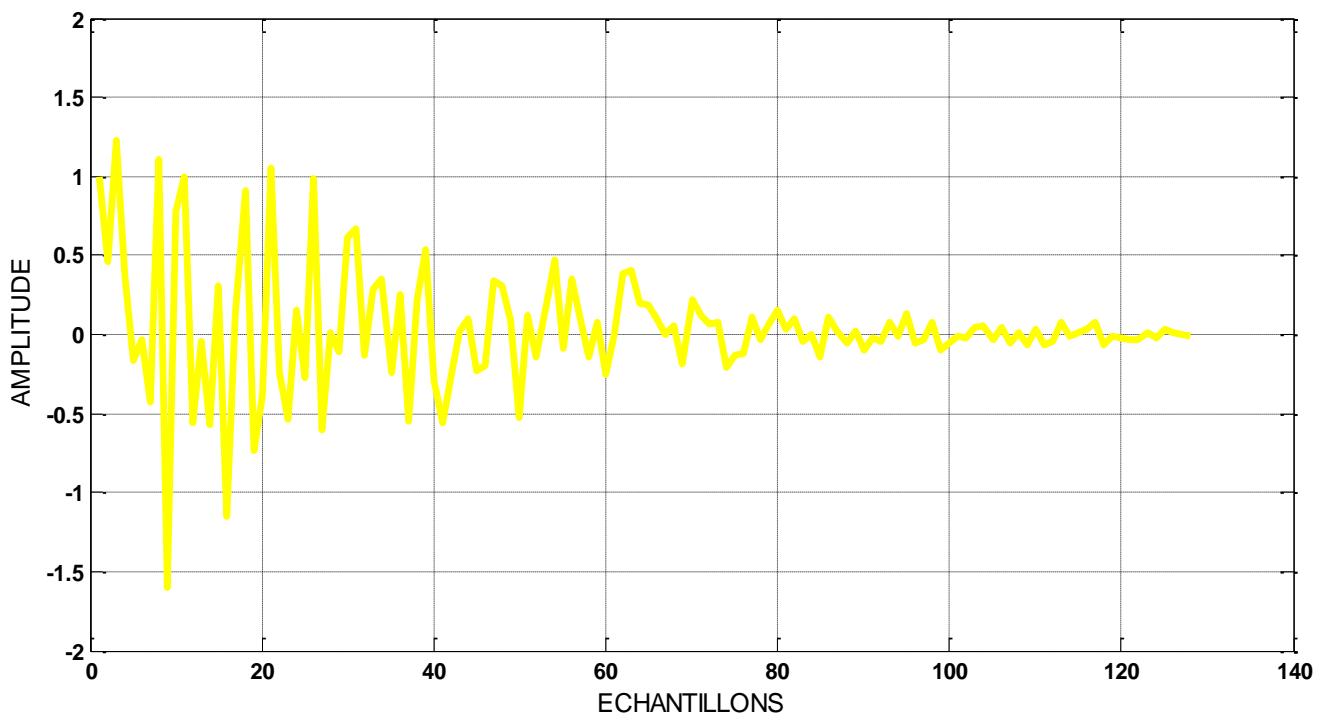


Figure 4.3. Exemple d'une réponse impulsionnelle $h_{12}(n)$.

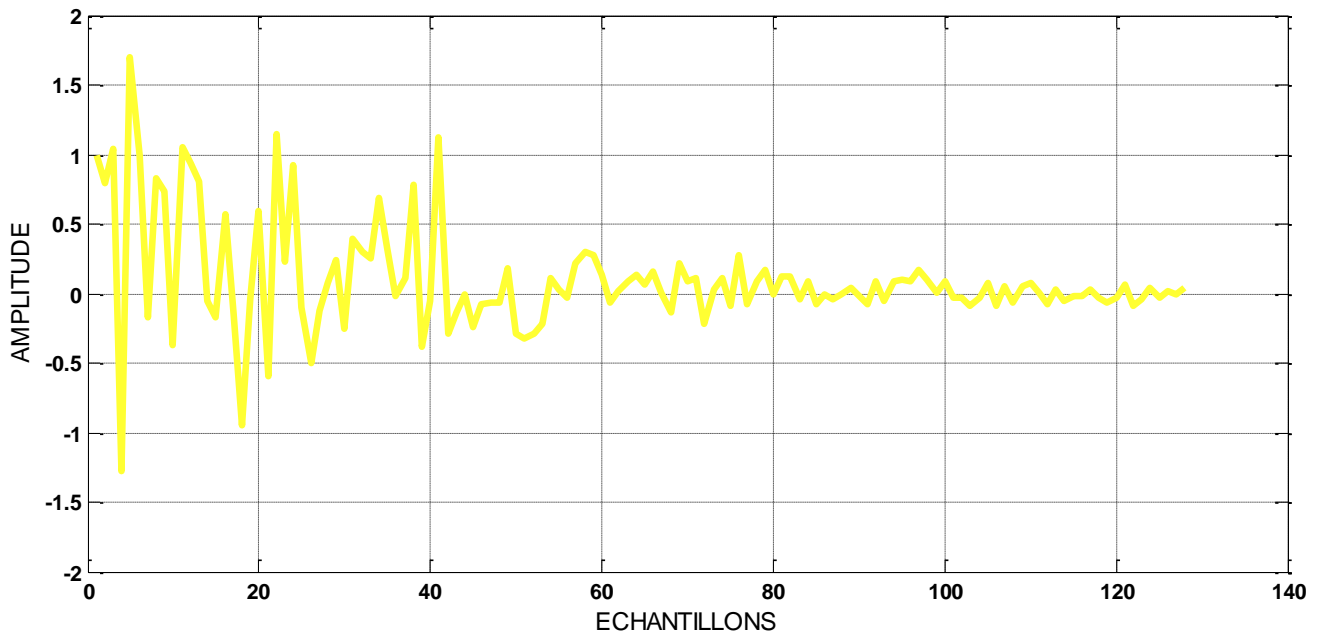


Figure 4.4. Exemple d'une réponse impulsionnelle $h_{21}(n)$.

4.2.4 Signaux des mélanges convolutif

Dans cette partie, nous présentons les signaux dans les deux sorties du mélange convolutif (Déjà mentionnées dans le premier chapitre), Dans les deux figures ci-dessous, nous présentons les deux signaux de mélange $p1(n)$ et $p2(n)$.

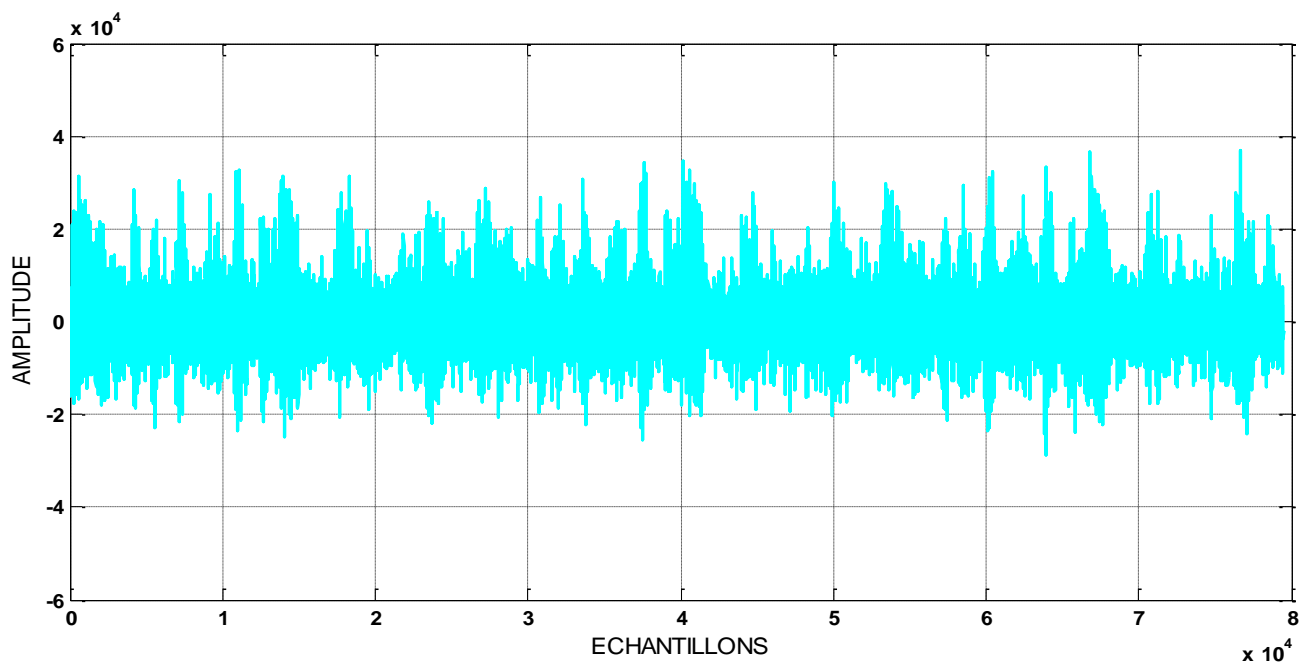


Figure 4.5. Signal de mélange convolutif $p1(n)$.

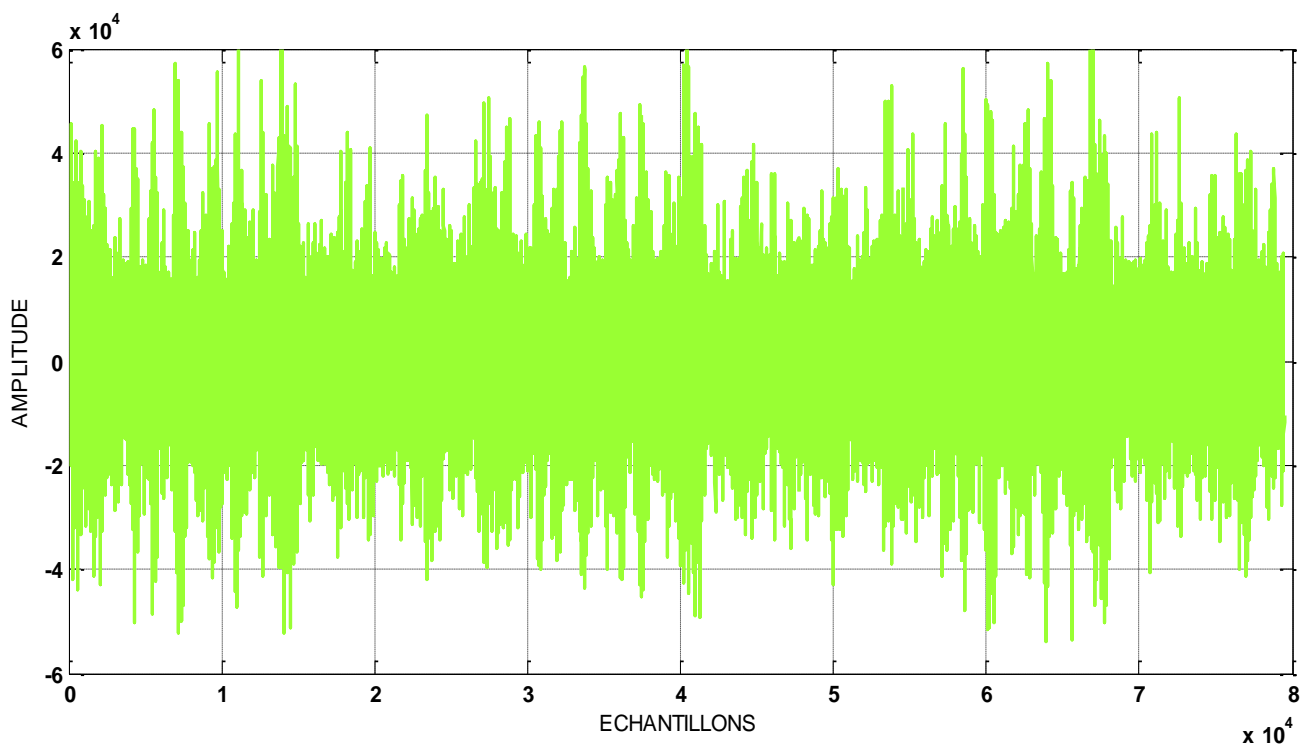


Figure 4.6. Signal de mélange convolutif $p_2(n)$.

4.3 Détecteur d'activité vocale (DAV)

Nous utilisons dans la structure de séparation de sources avec l'algorithme (SAD) un mécanisme de détection d'Activité Vocale (DAV) manuel pour contrôler l'adaptation des filtres $\mathbf{w}_{21,i}(k)$ et $\mathbf{w}_{12,i}(k)$. Cette adaptation est contrôlée de la manière suivante : les sous-filtres $\mathbf{w}_{21,i}(k)$ sont adaptés uniquement en période de bruit seul, alors que les sous-filtres $\mathbf{w}_{12,i}(k)$ sont adaptés uniquement pendant les périodes d'activité vocale (période de présence du signal de parole).

Dans notre travail Nous utilisons un DAV pour adapter les sous-filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{21,i}(k)$ seulement dans les périodes du bruit seul, la Figure 4.7 nous montre un DAV manuelle sur notre signal original de parole $s(n)$.

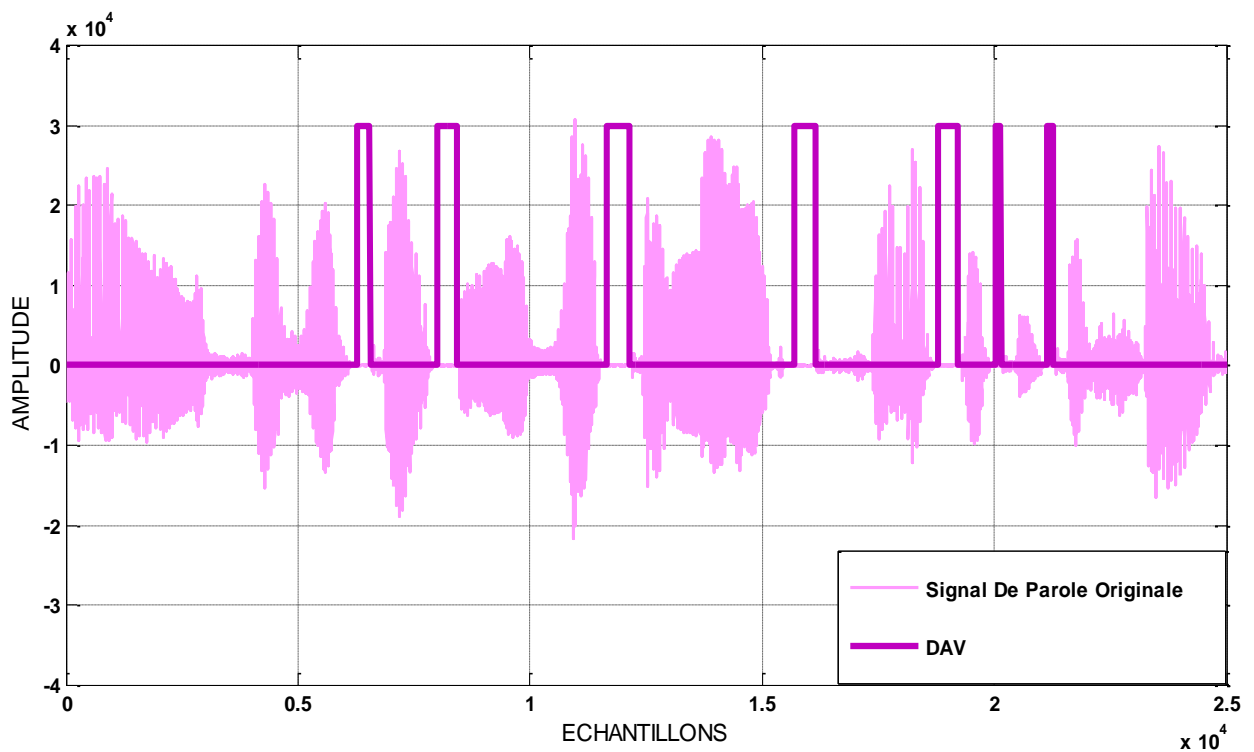


Figure 4.7. Signal de parole original avec un DAV manuelle.

4.4 Filtre d'analyse et de synthèse

Dans cette partie, Nous représentons d'après les figures ci-dessous 4.9, 4.10 et 4.11 les bancs des filtres d'analyses et de synthèses (filtre passe-bas, filtre passe-haut et les filtres passe-bande) utilisés dans les simulations des algorithmes proposés pour la Décomposition des signaux de mélanges convolutif $p_1(n)$ et $p_2(n)$ et recombinaison des sous-signaux estimés $v_{1i}(n)$ et $v_{2i}(n)$.

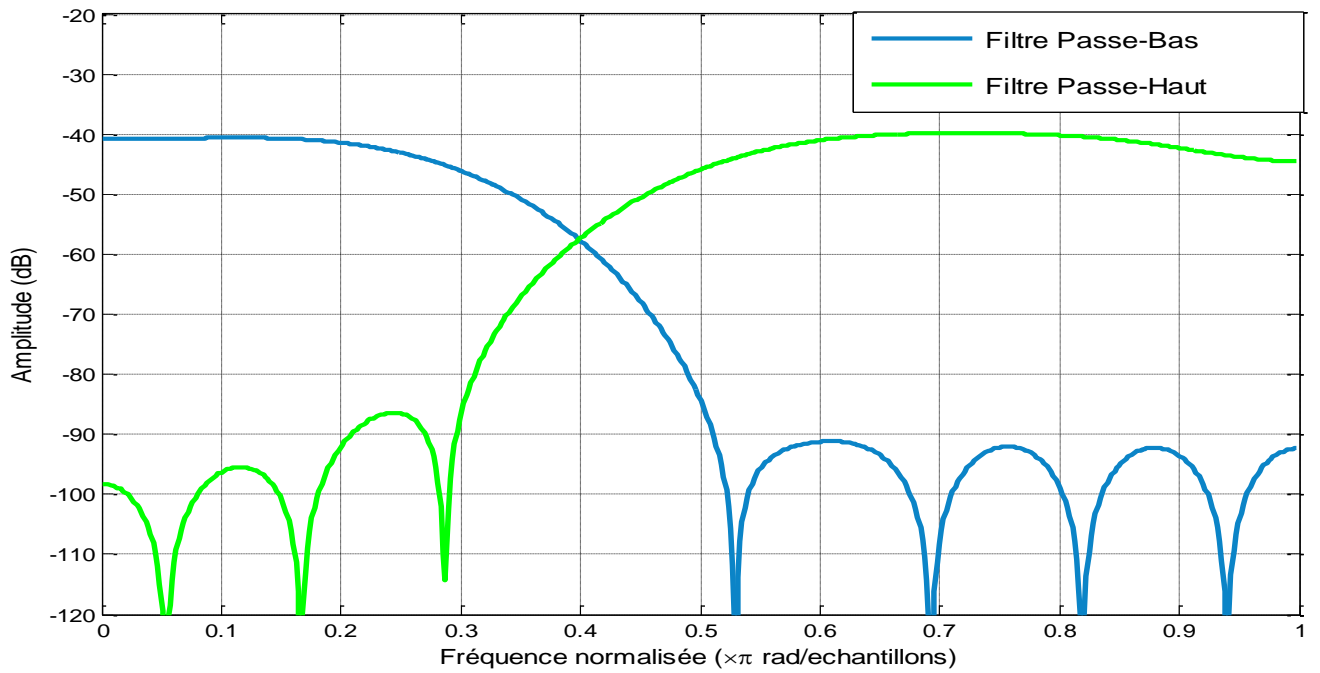


Figure 4.8. Les réponses fréquentielles des filtres d'analyse et de synthèse pour deux sous-bandes 2SB.

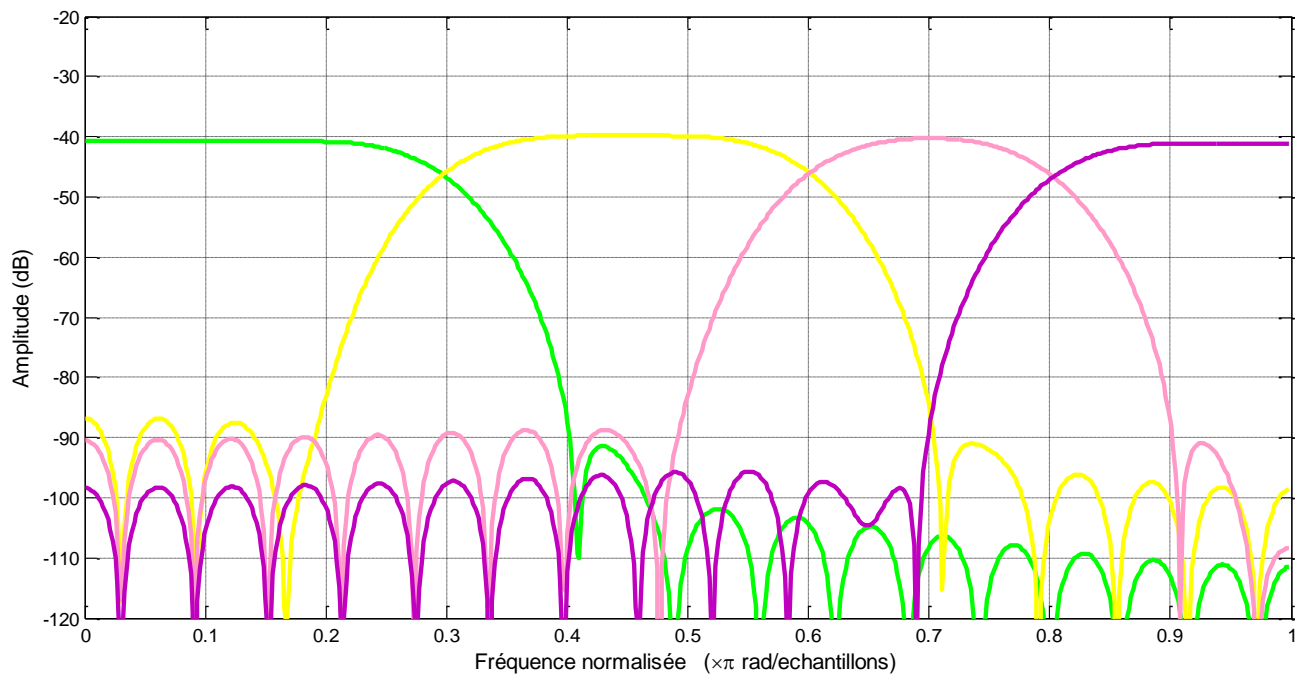


Figure 4.9. Les réponses fréquentielles pour les filtres d'analyse et de synthèse pour quatre sous-bandes 4SB.

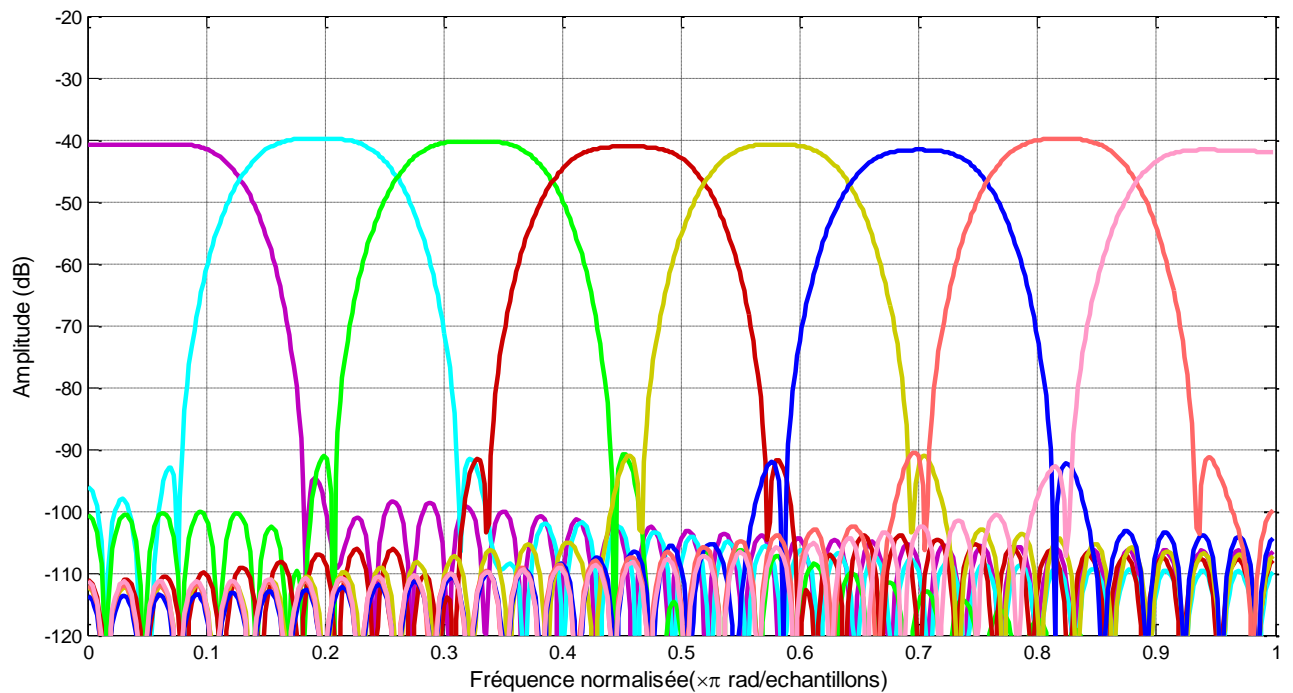


Figure 4.10. Les réponses fréquentielles pour les filtres d'analyse et de synthèse pour huit sous-bandes 8SB.

4.5 Mesure de performance

a. Erreur Quadratique Moyenne (EQM)

Parmi l'un des critères de performance couramment utilisé est celui de l'évolution temporelle de l'MSE, ce critère est donné par :

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

Où :

- σ : Symbolise une moyenne temporelle de M échantillons consécutifs.
- $\log(.)$: 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 4.11 représente l'évolution du critère MSE des algorithmes NB-SAD en pleine bande, et en sous bande 4SNB-SAD, avec un bruit USASI à l'entrée du système. Nous avons réglé le programme sur les paramètres suivants :

$$\mu_1 = \mu_2 = 0.3; M=128 ;RSB_1 = RSB_2 = 0$$

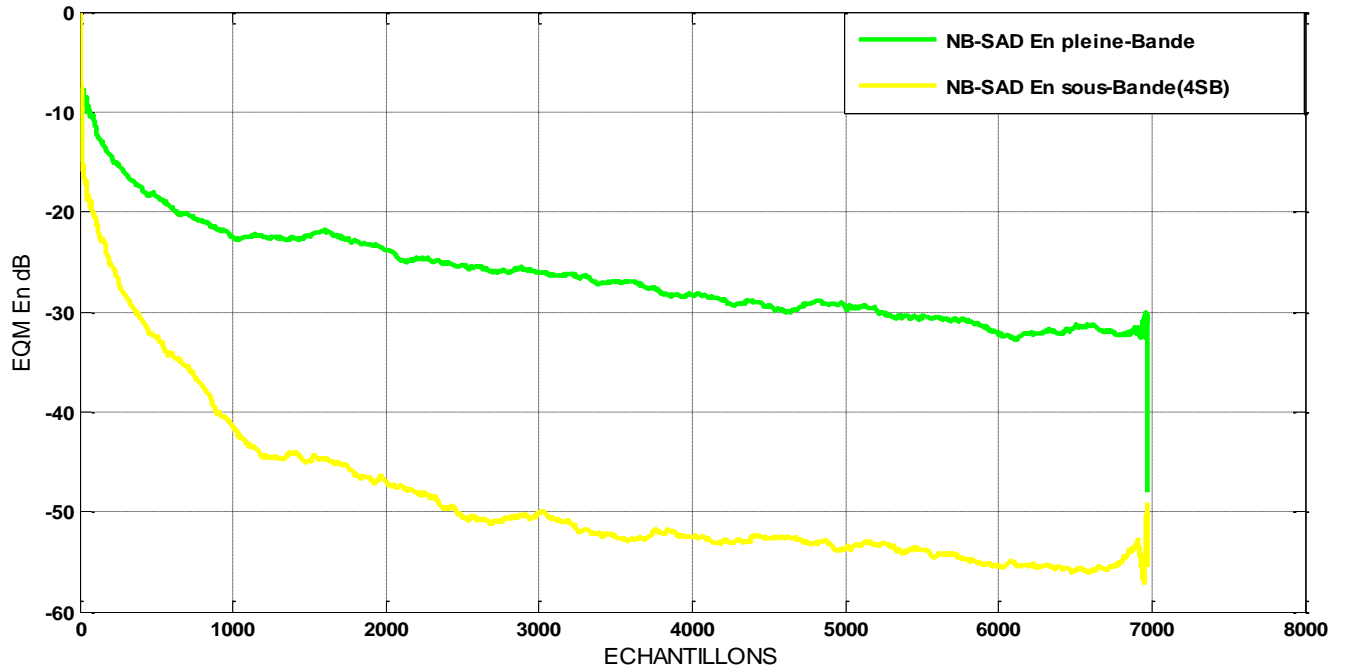


Figure 4.11. Evaluation du critère MSE entre les algorithmes NB-SAD en pleine bande, et en sous-bandes (4SB).

4.6 Résultat de simulation de l’algorithme de décorrélation

Dans le cadre des simulations, nous allons tester nos algorithmes proposés (SB-SAD et SNB-SAD) pour 2,4 et 8 sous-bandes, en utilisons le bruit USASI et le signal de parole original.

4.6.1 Evolution des signaux estimés

- **Comparaison avec le signal bruité $p_1(n)$**

Les Deux figures ci-dessous 4.12 et 4.13 représentent une comparaison entre le signal de mélange convolutif $p_1(n)$ (signal de parole bruité) et le signal de parole estimé $\hat{v}_1(n)$, Pour deux sous bandes (2SB), en utilisant les algorithmes SB-SAD et SNB-SAD :

Avec les paramètres de simulation notés respectivement :

$$\mu_1 = \mu_2 = 0.05 ; M=128; RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ pour SB-SAD.}$$

Et

$$\mu_1 = \mu_2 = 0.3 ; M=128; RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ pour SNB-SAD.}$$

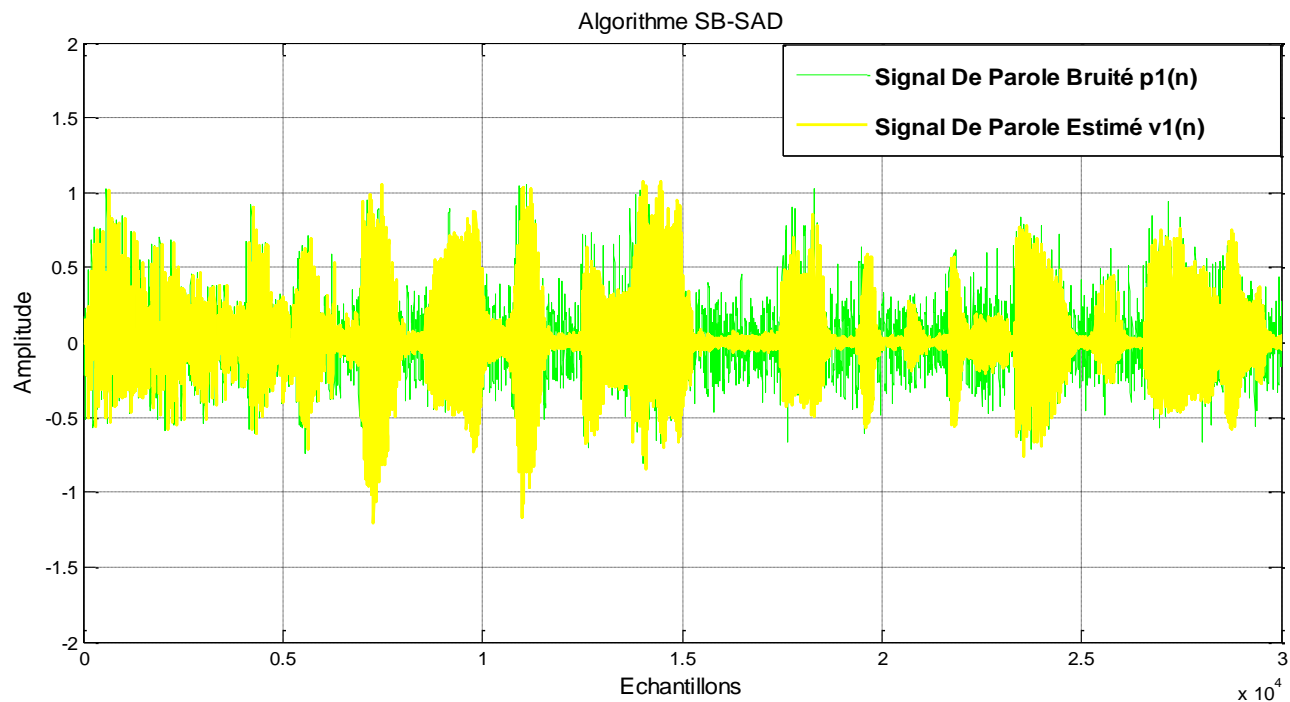


Figure 4.12. Signal de parole estimé $v_1(n)$ en fonction du signal bruité estimé $p_1(n)$ (2SB).

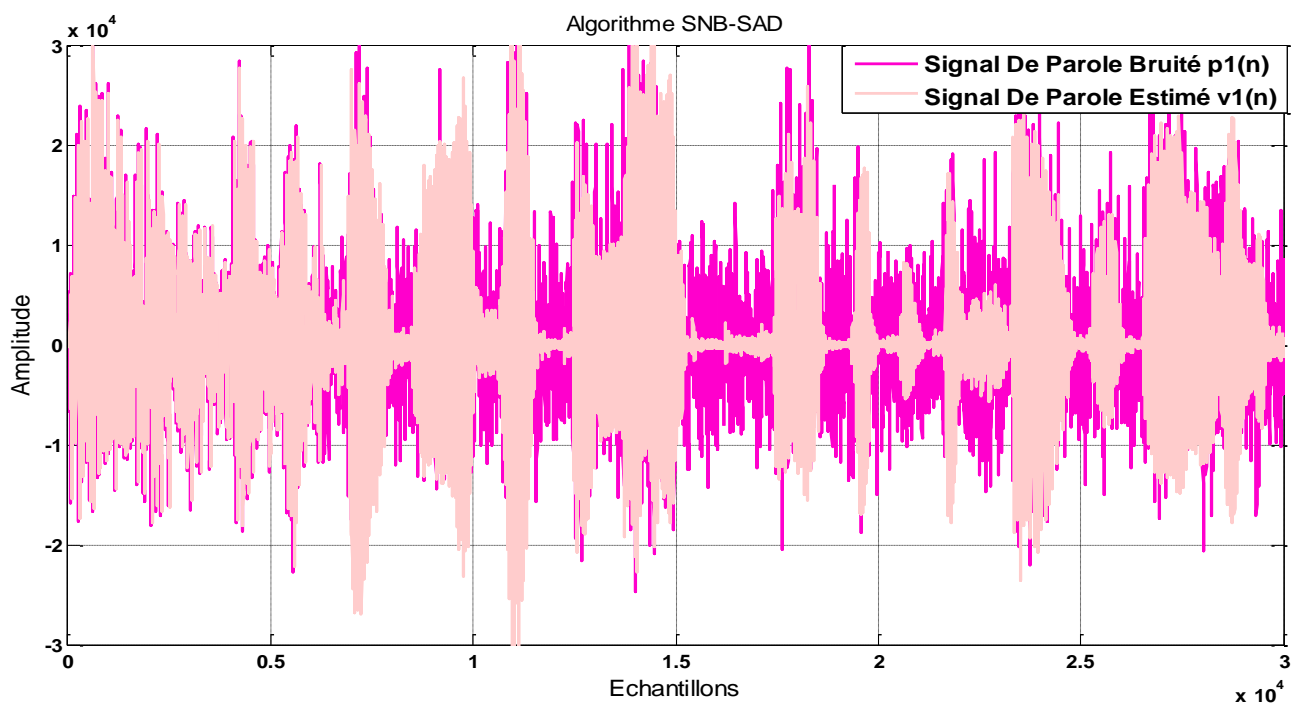


Figure 4.13. Signal de parole estimé $v_1(n)$ en fonction du signal bruité estimé $p_1(n)$ (2SB).

Nous remarquons D'après les résultats obtenus par les figures 4.12 et 4.13, que le signal de parole estimé $v_1(n)$ à la sortie de chaque algorithme de decorrelation en sous-bandes (SB-SAD et SNB-SAD) tends-vers le signal de parole original $s(n)$ et le bruit est suffisamment dégradé.

Cela montre que les algorithmes Backward bi-capteurs de séparation de sources proposés (SB-SAD et SNB-SAD) sont très Efficaces pour l'annulation de bruit acoustique.

- **Comparaison avec le signal estimé en pleine bande**

Pour les simulations ci-dessous, nous avons fait une comparaison entre les signaux estimés en deux, quatre et huit sous-bande et en pleine bande pour les algorithmes SB-SAD et SNB-SAD.

La simulation des algorithmes est faite Avec les paramètres suivants :

$$\mu_1 = \mu_2 = 0.05 ; M=128; RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ (SB-SAD).}$$

Et

$$\mu_1 = \mu_2 = 0.3 ; M=128; RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ (SNB-SAD).}$$

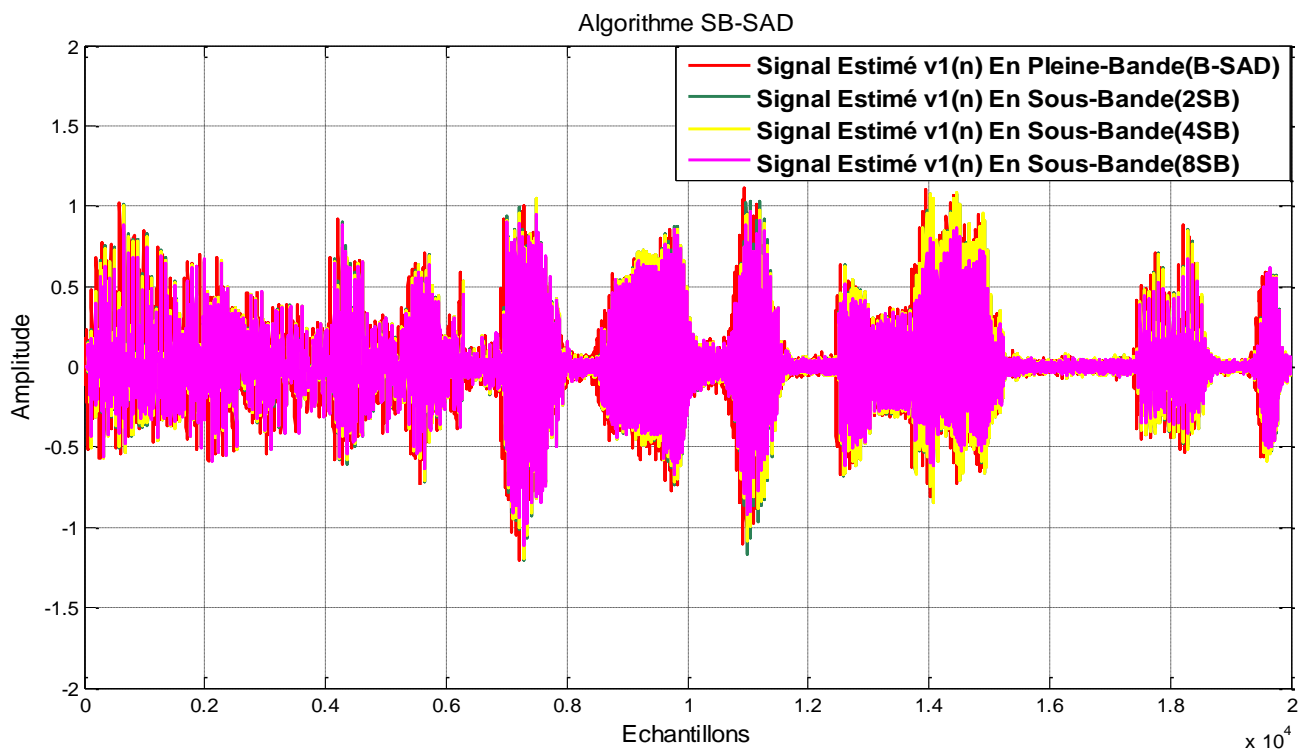


Figure 4.14. Comparaison entre le signal de parole estimé $v_1(n)$ en pleine bande (B-SAD) et en sous bandes 2, 4,8 SB (SB-SAD).

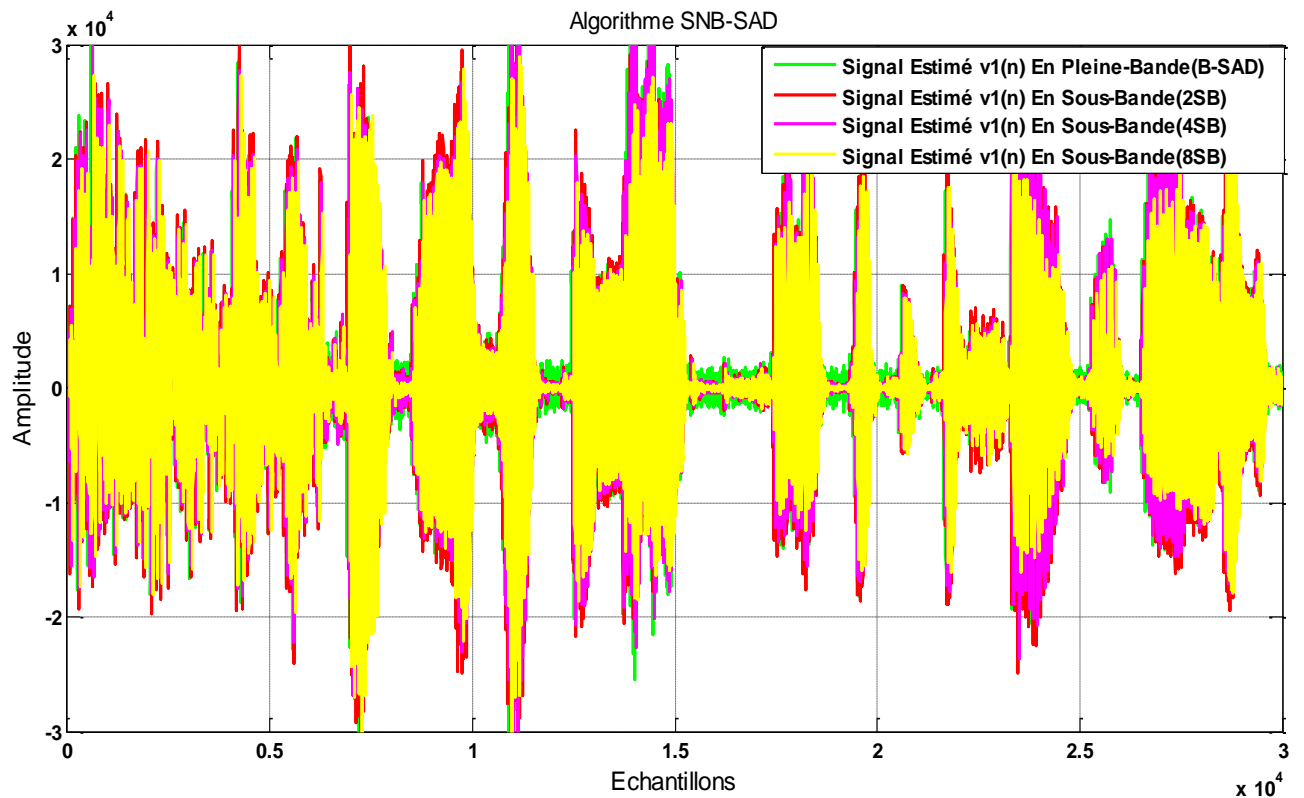


Figure 4.15. Comparaison entre le signal de parole estimé $v_1(n)$ en pleine bande (NB-SAD) et en sous-bandes 2, 4, 8 SB (SNB-SAD).

D'après les résultats obtenus par les figures 4.14 et 4.15, on peut prouver l'efficacité des algorithmes proposés en sous-bandes (2SB, 4SB, 8SB respectivement) par rapport à celles-ci en pleine bande.

4.6.2 Evaluation de la vitesse de convergence

En termes des critères de performance, Nous avons fait une comparaison de l'EQM entre les algorithmes de décorrélation en sous bande SNB-SAD, SB-SAD (deux, quatre et huit sous-bande) et en pleine-bandes NB-SAD, SB-SAD.

Les paramètres de simulation des algorithmes sont fixés comme suit :

$$\mu_1 = \mu_2 = 0.05 ; M=128 ; RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ (SB-SAD).}$$

Et

$$\mu_1 = \mu_2 = 0.3 ; M=128 ; RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ (SNB-SAD).}$$

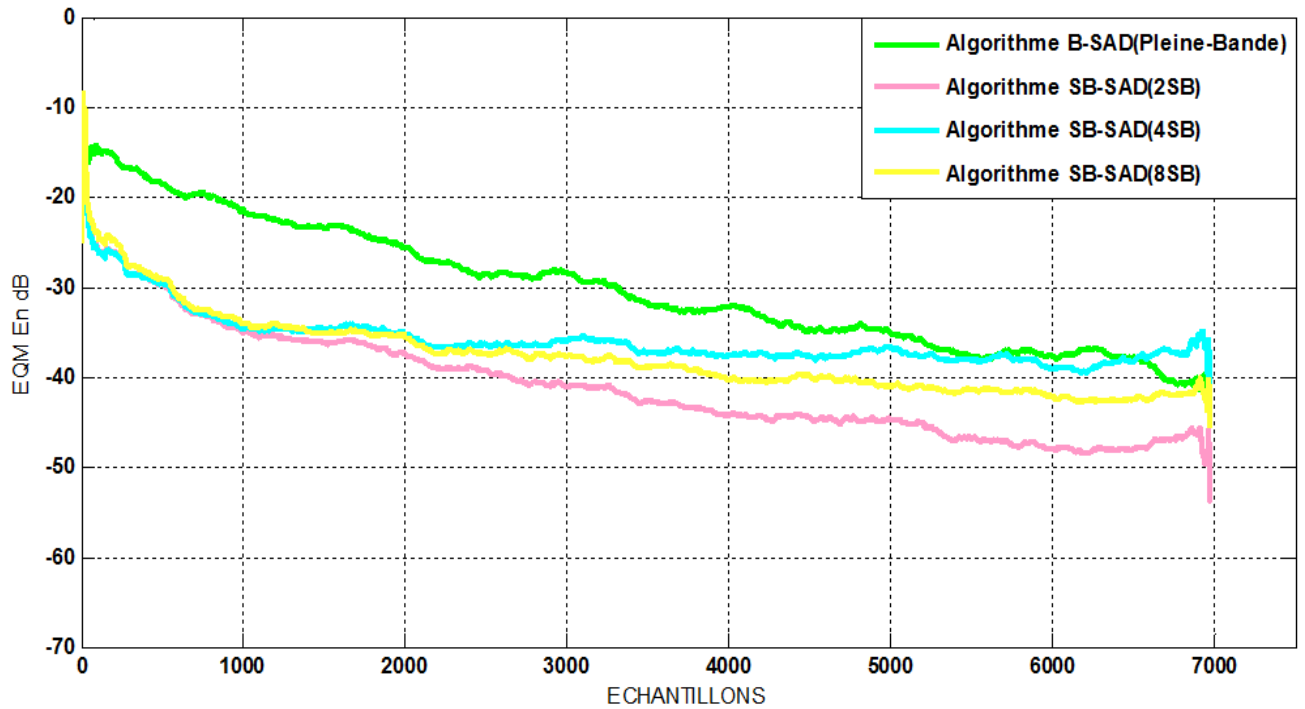


Figure 4.16. Evaluation de la vitesse de convergence entre l'algorithme B-SAD pleine bande et le SB-SAD en sous-bande 2, 4,8 SB.

D'après La figure 4.16 nous remarquons la supériorité de la vitesse de convergence en sous-bande comparant à celle-ci en pleine-bande.

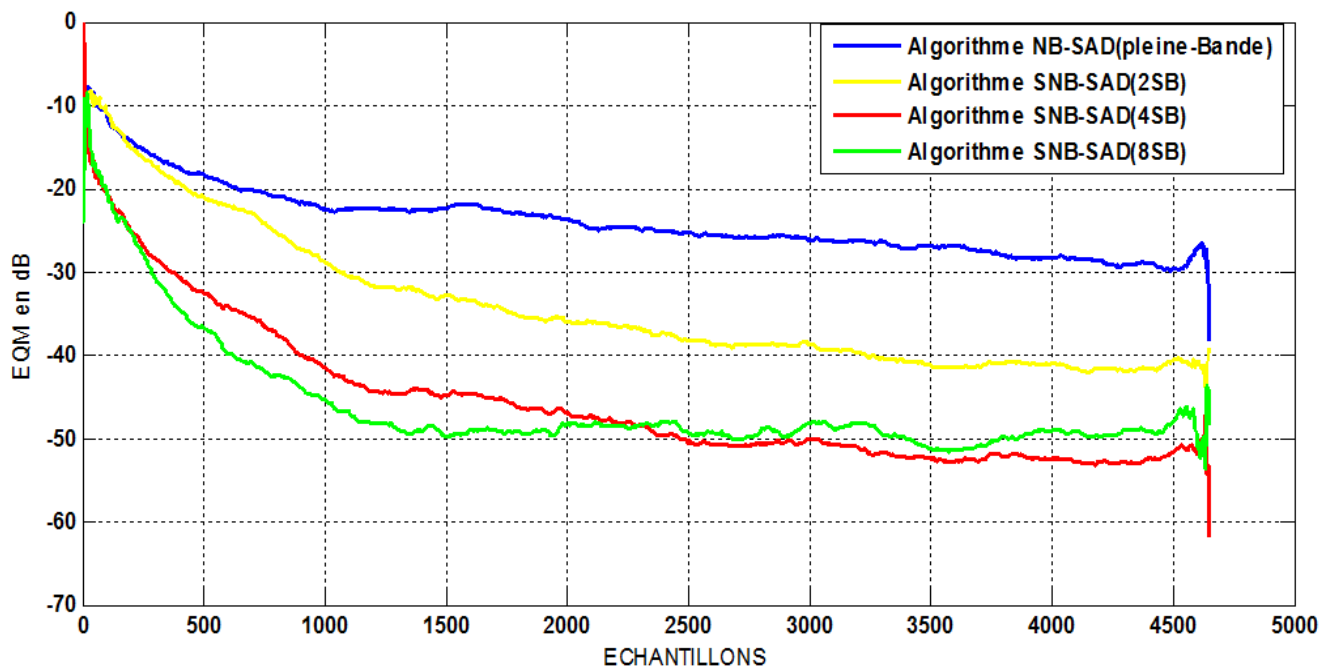


Figure 4.17. Evaluation de la vitesse de convergence entre l'algorithme NB-SAD pleine bande et SNB-SAD en sous-bandes 2, 4,8 SB.

D'après La figure ci-dessus 4.17 nous remarquons que la vitesse de convergence augmente avec l'augmentation du nombre de sous-bandes utilisées (la vitesse en 8SB est plus rapide que celle en 2SB), Comme nous notons que les algorithmes proposés en sous-bande sont les meilleurs en termes de rapidité de convergence par rapport au pleine-bande.

4.6.3 Effet des paramètres μ et M sur les algorithmes proposé

Dans le cadre des simulations faites dans cette partie, nous connaissons très bien l'importance et l'impact des paramètres de simulations y compris la taille du filtre transversal M et le pas d'adaptation, pour cela dans cette partie nous allons voir l'influence de la taille M et le pas d'adaptation μ sur nos algorithmes proposés SB-SAD, SNB-SAD (les simulations sont lancées avec quatre sous-bandes).

- **Effet de la taille du filtre M**

Pour étaler l'effet de la taille du filtre sur les performances des algorithmes, nous avons simulé les résultats pour :

- RSB=0.
- $\mu = 0.05$ (pour SB-SAD) et $\mu = 0.3$ (pour SNB-SAD).

Et en variant dans la Taille du filtre transversal (M=64, M=128, M=256).

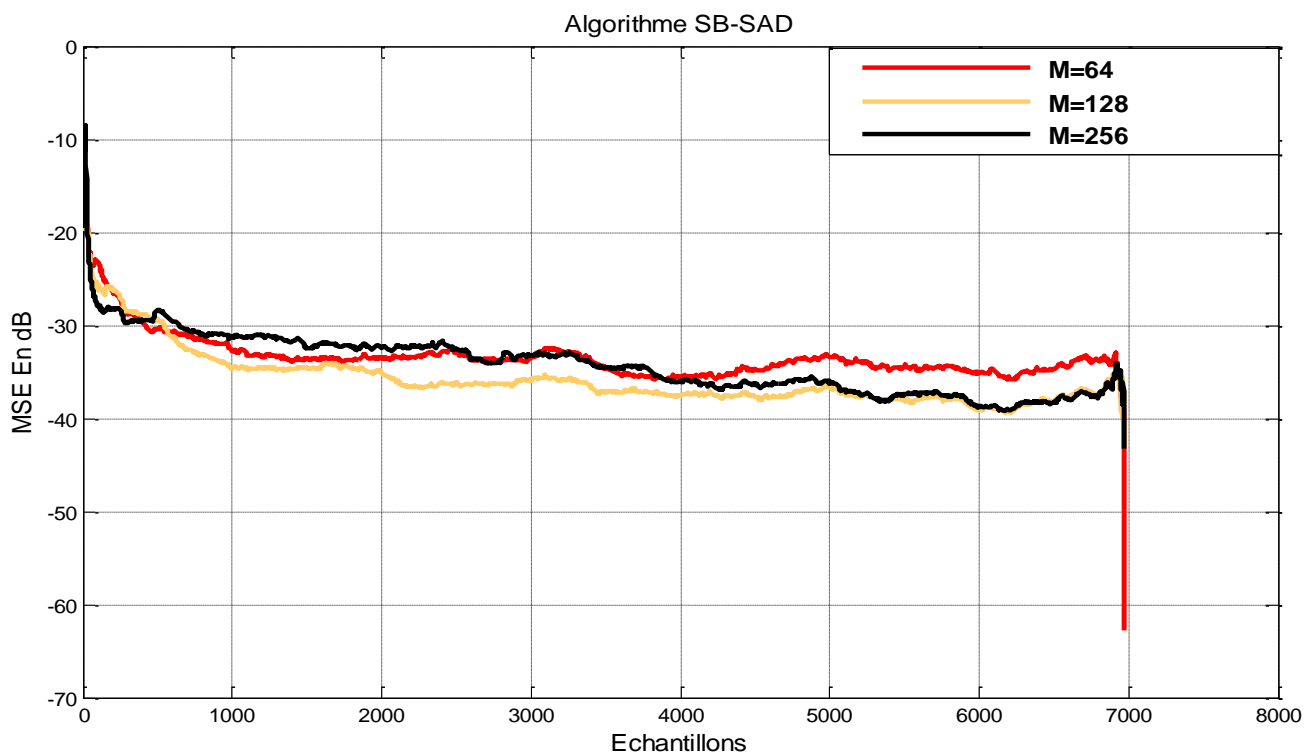


Figure 4.18. Influence de la taille de filtre M dans l'algorithme SB-SAD (quatre sous-bandes).

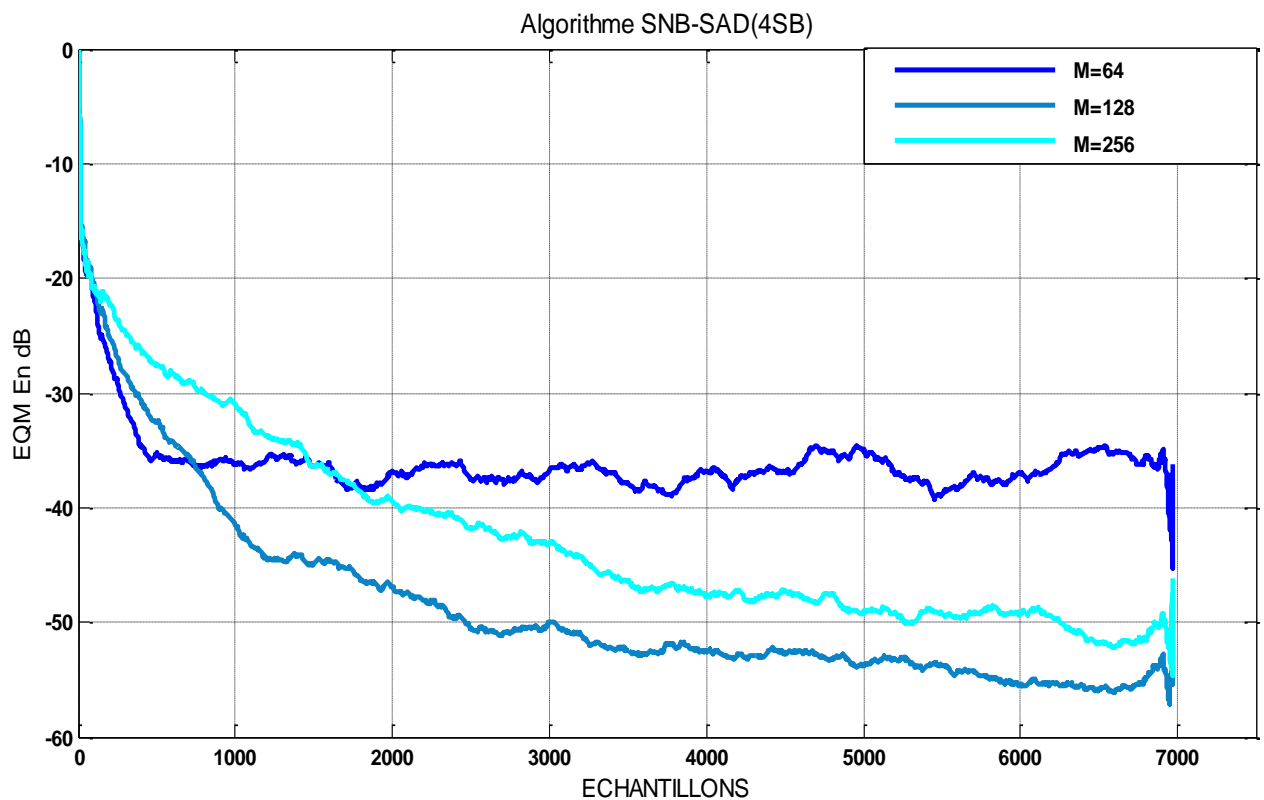


Figure 4.19. Influence de la taille de filtre sur l'algorithme SNB-SAD (quatre sous-bandes).

Nous remarquons d'après les figures précédentes que la vitesse de convergence est inversement proportionnelle à la variation de la taille du filtre transversal M (on note que le résultat apparaît clairement dans le cas normalisé SNB-SAD (la figure 4.19)).

- **Effet du pas d'adaptation μ**

La simulation des algorithmes est faite Avec les paramètres suivants :

Nous avons fixé la valeur du rapport signal/bruit $RSB=0$ et la taille du filtre transversal à $M=128$, avec un pas d'adaptation qui varier entre les trois valeurs suivantes $\mu_1 = \mu_2 = 0.1, 0.3$ et 0.5 (pour le SAD normalisé) et $\mu_1 = \mu_2 = 0.01, 0.05, 0.09$ (pour le SAD non-normalisé).

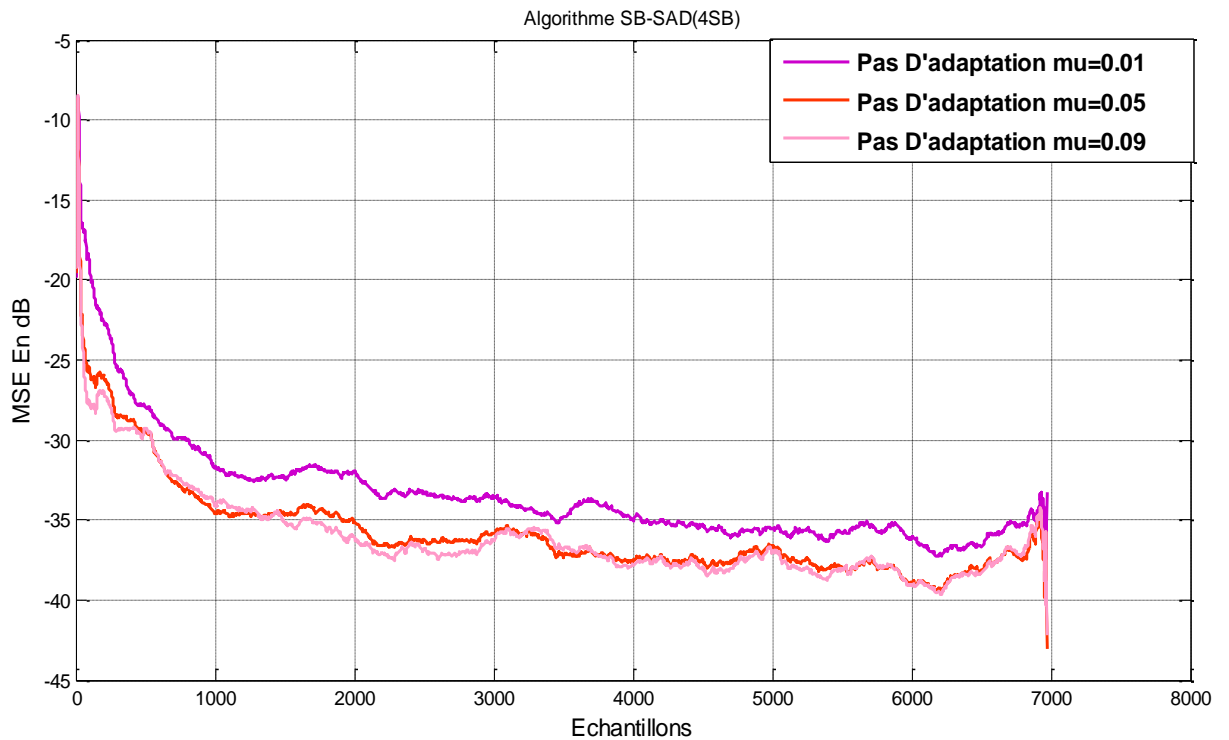


Figure 4.20. Influence du pas d'adaptation sur l'algorithme SB-SAD (quatre sous-bandes).

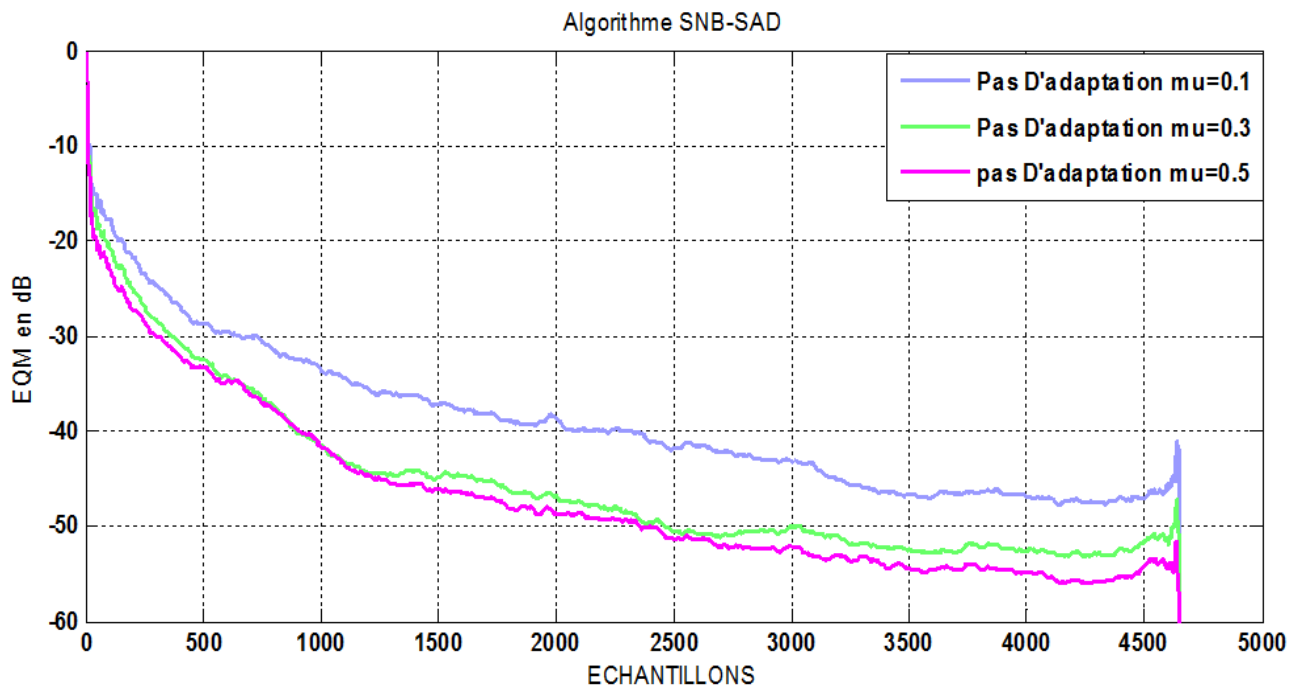


Figure 4.21. Influence du pas d'adaptation sur l'algorithme SNB-SAD (quatre sous-bandes).

D'après les résultats obtenus par les figures 4.20 et 4.21 nous remarquons qu'il y a un rapport proportionnel entre le pas d'adaptation et la vitesse de convergence telle qu'à

chaque moment le pas d'adaptation augmente les algorithmes SB-SAD et SNB-SAD convergent encore mieux.

4.6.4 Comparaison entre NB-SAD (Pleine bande) et SNB-SAD(Sous bande)

Dans cette section, nous présentons les résultats du critère de performance (EQM) obtenus par la comparaison entre les algorithmes NB-SAD (pleine bande) et SNB-SAD (précisément 8 sous-bandes), afin de traiter l'effet du pas d'adaptation μ et la taille de filtre transversal M sur ces algorithmes.

b. Effet du pas d'adaptation

Nous avons lancé la simulation avec les paramètres suivants :

- RSB=0, M=128, et en variant dans le pas d'adaptation $\mu = 0.1, \mu = 0.3, \mu = 0.5, \mu = 0.9$.

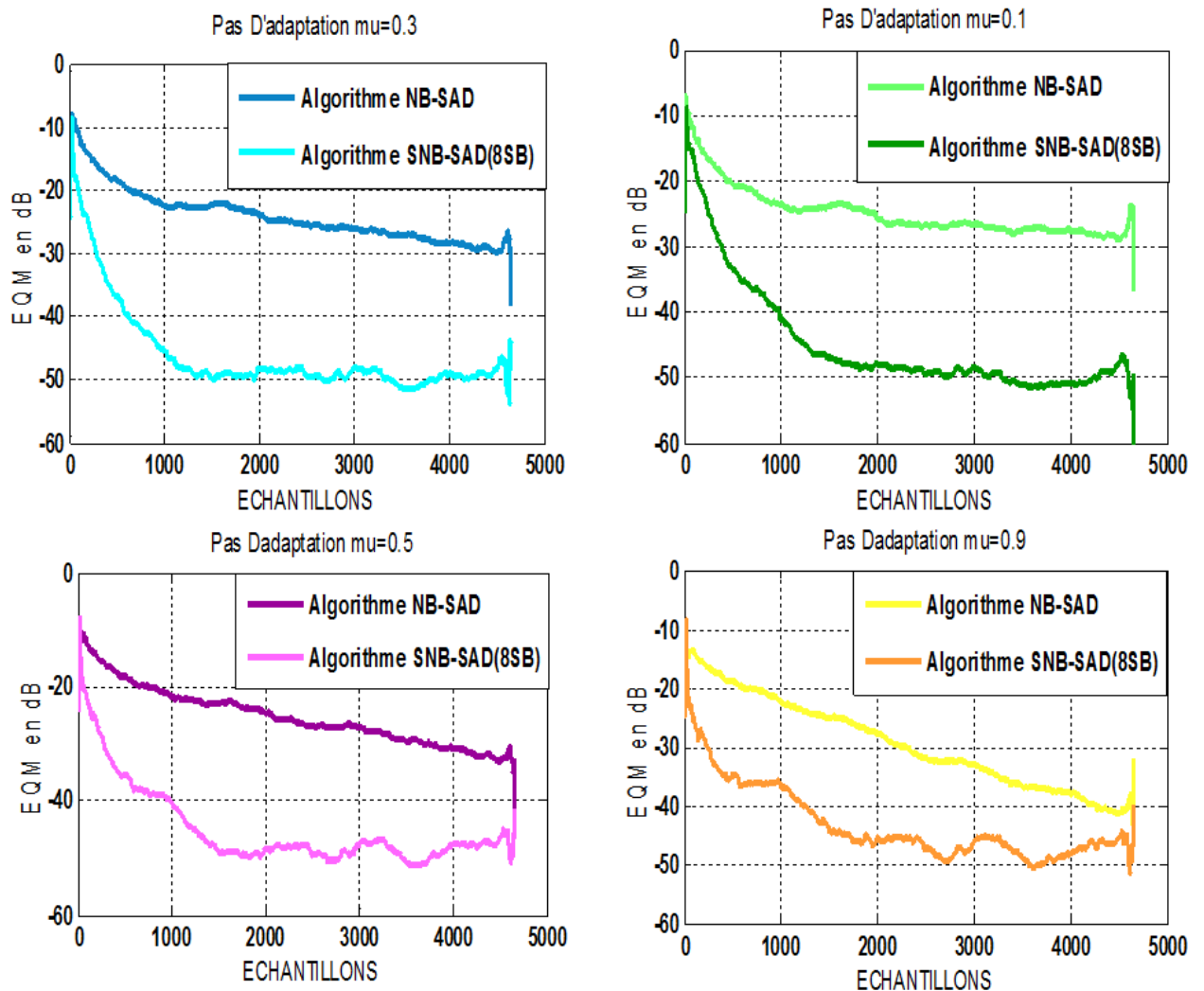


Figure 4.22. Comparaison entre NB-SAD et SNB-SAD et l'influence du pas d'adaptation.

On voit clairement dans la figure 4.22 que l'algorithme en pleine bande (NB-SAD) converge plus lentement par rapport à l'algorithme proposé en sous bande (SNB-SAD).

Finalement, nous confirmons la supériorité des algorithmes proposés (SNB-SAD) en terme de vitesse de convergence et que cette vitesse est proportionnelle aux valeurs du pas d'adaptation μ .

c. Effet de la taille de filtre M

Nous avons lancé la simulation avec les paramètres suivants :

- $RSB=0, \mu = 0.3$ et en variant dans le filtre transversal ($M = 64, M = 128, M = 256$).

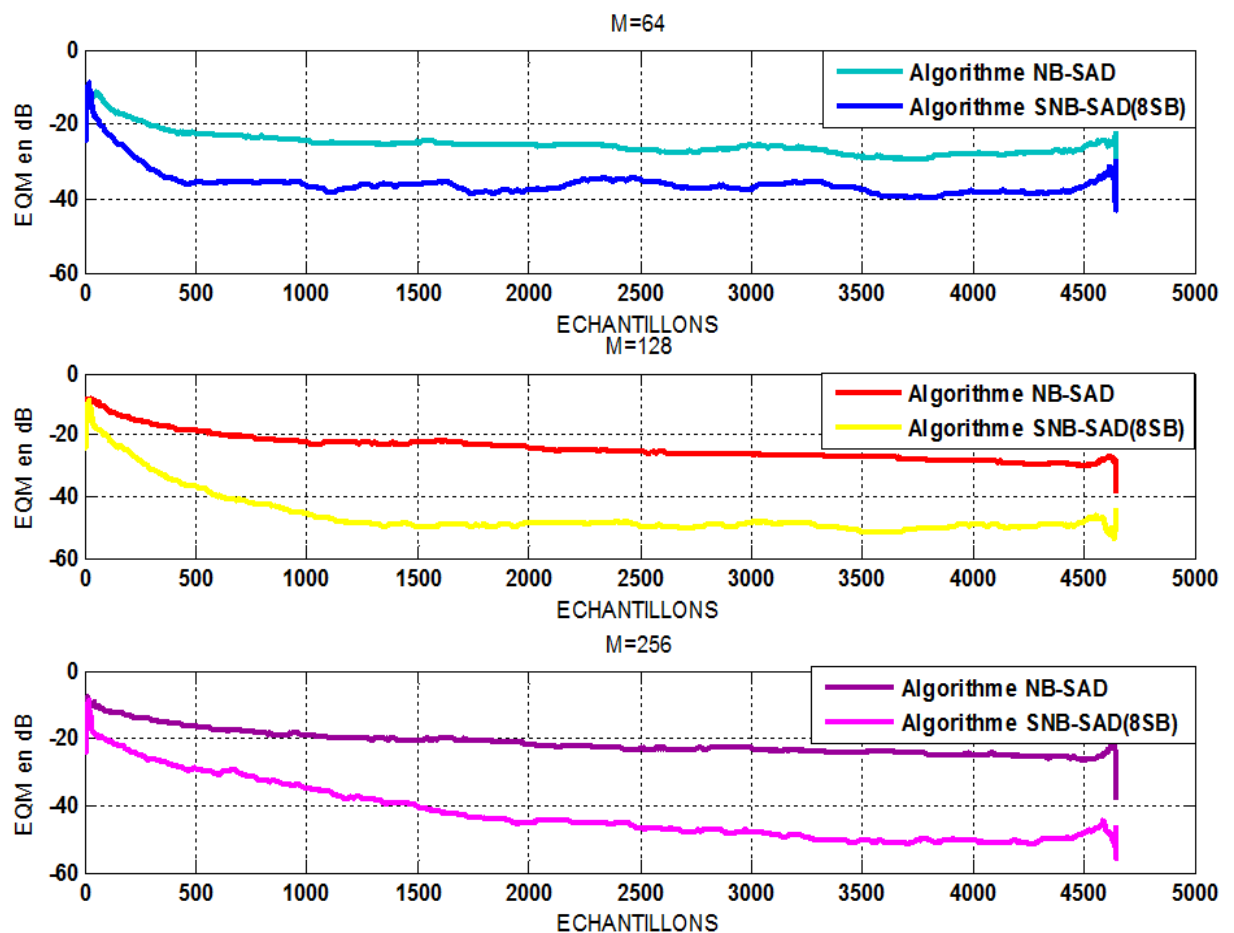


Figure 4.23. Comparaison entre NB-SAD et SNB-SAD et influence de la taille de filtre M.

D'après la figure 4.23 on peut bien distinguer entre les performances et l'efficacité des algorithmes SAD en sous-bande et en pleine-bande pour les différentes tailles des filtres transversaux M .

Cela prouve que la vitesse de convergence de nos algorithmes proposés est proportionnelle aux nombre de sous-bande et au choix de la taille du filtre M .

4.7 Conclusion

D'après l'étude comparative faite dans ce chapitre, Les résultats de simulations montrent bien la supériorité de performance et l'efficacité en sous-bande plus que celle-ci employés en pleine bande en terme de rapidité de convergence.

En conclusion, ce travail nous a permis de confirmer le bon comportement et les bonnes capacités de l'algorithme SAD et précisément nos algorithmes proposés dans la suppression du bruit acoustique qui représente une gêne permanente aux différents types de communication.

Conclusion générale

L'étude que nous avons présentée dans ce mémoire concerne la réduction du bruit acoustique en utilisant une nouvelle version récursive en sous-bande de l'algorithme SAD et sa version normalisée.

En premier lieu, nous avons décrit le principe du filtrage adaptatif en pleine bande et en sous-bandes en appliquant les algorithmes du gradient stochastique LMS et NLMS.

En second lieu, nous avons présenté les différents types de bruit acoustique dans l'environnement. Ainsi que la méthode de débruitage de la parole bi-capteurs.

Ensuite, nous avons étudié les algorithmes F-SAD et B-SAD en pleine bande. Pour cela nous avons proposé l'algorithme B-SAD en sous-bandes (SB-SAD) et sa version normalisée (SNB-SAD).

Finalement, Nous constatons que Les performances de nos algorithmes proposés sont prouvées via les résultats de simulations représentées dans le quatrième chapitre après une étude comparative faite entre les algorithmes de séparation de source en pleine bande(B-SAD, NB-SAD), et en sous-bandes (SB-SAD, SNB-SAD), ce qui montre en effet le bon comportement des algorithmes proposés qui ont permis d'obtenir des performances supérieure en terme de rapidité de convergence et tend vers la solution souhaitée dans le cadre de la réduction du bruit qui est le problème majeur dans le domaine de la communication.

Bibliographie

- [1] A.Amehraye, 'Débruitage perceptuel de la parole', Thèse de doctorat, Ecole nationale supérieure des télécommunications de Bretagne, 2009.
- [2] F. z. Khelifati, Réduction du bruit acoustique et le rehaussement de la parole par un algorithme forward symétrique adaptatif amélioré en sous-bandes, mémoire master usdb, juillet 2019.
- [3] J. Benesty, Traitement des signaux-II filtrage adaptatif et analyse spectrale, 2005.
- [4] M. Bellanger, "Traitement numérique du signal théorie et pratique", Dunod: 8ème édition, 2006.
- [5] K.-A. Lee, subband adaptive filtering : theory and implementation, John Wiley & Sons, 2009.
- [6] R.Bendoumia, Annulation du bruit par les méthode de séparation de sources aveugles. application aux systèmes de télécommunications numérique, Université Blida 1, Blida: Thèse de doctorat, 2014.
- [7] Z.A.ABIDAT, Conception d'un système anti-bruit pour des systèmes de ventilation (partie software), Université de MONTPELLIER II, Septembre 2006.
- [8] M. Tuan, Analyse acoustique de sons bien identifiés par un système de reconnaissance automatique de la parole, Lorrain - LORIA: Mémoire de master, Institut de la Francophonie pour l'Informatique INRIA, 2007.
- [9] A. Amrane, Nouvelle technique automatique de réduction de bruit acoustique basée sur le principe de séparation aveugle de source, Université Blida 1, Blida, 2019.
- [10] M. Zoulikha, Rehaussement de signal de parole par les méthodes adaptatives de réduction de bruit, Mémoire de master, Université de Blida 1, 2010.
- [11] Y.Aziza, Modélisation AR et ARMA de la parole pour une vérification robuste du locuteur dans un milieu bruité en mode dépendant du texte, Mémoire de Magister Université FERHAT ABBAS Setif 2013.
- [12] A. M.OUSERIR, Réduction du bruit par des techniques mono-capteurs, mémoire de projet de fin d'étude pour l'obtention du diplôme master en électronique spécialité Réseaux et Télécommunications, 2013.
- [13] A. Morsli, Réduction du bruit acoustique par un algorithme fréquentiel de décorrélation, Master en électronique spécialité Réseaux et Télécommunications, Université Blida 1, 2015.
- [14] A. H.Rahima, Réduction du bruit acoustique par un algorithme RLS bi-capteur, Mémoire de Master Université SAAD DAHLEB Blida 2016.

Bibliographie

- [15] P. HANNA, Modélisation statistique de sons bruités : étude de la densité spectrale, analyse, transformation musicale et synthèse, Thèse de Doctorat, Université Bordeaux I, 2003.
- [16] J. O. Lim, Enhancement and band-width compression of noisy speech, A.V. Proc. IEEE, V.67, (Dec. 1979), 1586–1604.
- [17] S. Boll, Evaluation of two input speech dereverberation techniques, IEEE Trans. ASSP, V.27, n° 2, (1979), 113-120.
- [18] W. Kushner, The effect of subtractive-type speech enhancement, noise reduction algorithms on parameter estimation for improved recognition and coding in high noise environments, ProclCASSP, San Diego, United States, (1989), 211-214. 9.
- [19] S. Vaseghi, Advanced signal processing and digital noise reduction, Wiley, Teubner Communications.
- [20] P. Howells, Intermediate frequency side-lobe canceller, US patent 3202 990, (Aug. 1965).
- [21] B. H. M. Widrow, Adaptive switching circuits, WESCOM Conv. Rec., V.4, (1960), 96-140.
- [22] E. G. Widrow, Adaptive noise cancelling: principles and applications, Proceedings of the IEEE V.63 (Dec. 1975) 1962-1716.
- [23] J. Thomas, « Algorithmes temporels rapides à point fixe pour la séparation aveugle de mélanges convolutifs et/ou sous-déterminés » Thèse de Doctorat, l'Université de Toulouse délivré par l'Université Toulouse III – Pau.
- [24] S. compronelle, signal separation by symmetric adaptive decorrelation stability, convergence and uniqueness, IEEE transactions on signal processing (jul1995).
- [25] R. Bendoumia, Rehaussement du signal de parole par l'algorithme de decorrelation symétrique, thèse de master université de BLIDA (jul 2011).
- [26] S. Van Gerven, Adaptive noise cancellation and signal separation with applications to speech enhancement, university cathelic of leuven (Mars 1996) .
- [27] D. C. Gerven, Signal separation in a symmetric adaptive noise canceller by output decorrelation, in : proceedings of the ICASSP, 1992.