
الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérien démocratique et populaire

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

جامعة سعد دحلب البليدة
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك
Département d'Electronique



Mémoire de Master

Mention : Télécommunication

Spécialité : Réseaux & Télécommunication

Présenté par :

MEGHNOUDJ Amira

&

LARBAS Khadidja

REDUCTION DU BRUIT ACOUSTIQUE PAR L'ALGORITHME DE DECORRELATION ADAPTATIF EN SOUS-BANDES A PAS D'ADAPTATION VARIABLES

Proposé par : Mr. BENDOUMIA REDHA

Année Universitaire 2020-2021

Remerciements

Tous d'abord, nous remercions ALLAH, le tout-puissant qui nous a donné la bonne santé, la volonté et la patience pour pouvoir finir ce travail.

Nous exprimons nos reconnaissances et nos respects à Mr. BENBOUMIA REDHA notre promoteur pour ses conseils pertinents, sa disponibilité et son soutien qu'il nous accorder tout au long de ce projet.

Nous tenons à remercier chaleureusement monsieur le président et les membres de jury pour l'honneur qu'ils nous ont fait en acceptant d'évaluer ce modeste travail.

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

Nous présentons finalement, notre profonde gratitude à toute personne qui a, de près ou loin, contribué d'une manière ou d'une autre au succès de ce travail.

Merci à tous.

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail :

A mes parents les plus chers au monde qui m'ont encouragé pendant les moments difficiles, et je leurs souhaite la bonne santé et longue vie.

A mes grands mères qui m'ont accompagné par leurs prières et leurs douceurs, puisse Dieu lui prêter longue vie et beaucoup de santé et de bonheur.

A mes chers frères Abdelkrim et Abdelmalek & ma chère sœur Zineb.

A tout les membres de la famille MEGHNOUDJ, MOKRANI & NEDJRAOUI.

A tous mes enseignants.

A tous mes amies de près ou de loin sans exception.

A tous ceux qui ont contribués de près ou de loin à la réalisation de ce modeste travail.

M. Amira

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail aux étoiles de ma vie

A ma MÈRE & A mon PÈRE

*Pour leur soutien et tout les efforts qu'on m'a donnée le long de mon
parcours et je leurs souhaite bonne santé et Longue vie.*

A toutes les familles Larbes et Boukria est spécialement

Asma, Mariem, Marwa, Tasnim, Hasna, Abdelkader

Mon frère Abdéraouf et mes sœurs Maïssa & Aya

A tous mes enseignants

*A tous mes amis qui m'ont aide et encouragé et spécialement Khawla,
Houda & Hadjer*

L.Khadidja

ملخص:

في أنظمة الاتصالات ، هناك العديد من تطبيقات التصفية التكيفية ، مثل إلغاء الضوضاء وتحسين الكلام . تم التعامل مع مشاكل هذا الأخير من خلال تقنيات الفصل الأعمى لمصدرين من أجهزة الاستشعار .

يهدف مشروعنا إلى تحسين إشارة الكلام من خلال الأساليب التكيفية . نحن نعتمد على هياكل إلغاء الضوضاء ذات المستشعرين . قدمنا دراسة مقارنة بين ثلاثة إصدارات من خوارزمية الاشتقاق التكيفي في النطاق الفرعي مع خطوة التكيف المتغيرة المطبقة مع الهيكل المباشر المسمى الهيكل الأمامي .

الكلمات المفتاحية: التصفية التكيفية ، خطوة التكيف المتغير ، خوارزمية التزيين التكيفي.

Résumé :

Dans les systèmes de télécommunication, il existe plusieurs applications du filtrage adaptatif, comme l'annulation du bruit et le rehaussement de la parole. Les problèmes de ces derniers ont été traités par les techniques de séparation aveugle de sources bi-capteurs.

Notre projet a pour but d'améliorer un signal de parole par les méthodes adaptatives. Nous basons sur les structures d'annulation du bruit bi-capteurs. Nous avons présenté une étude comparative entre trois versions de l'algorithme de décorrélation adaptatif en sous-bande à pas d'adaptation variable appliqué avec la structure directe dite Forward.

Mots clés : Filtrage adaptatif, pas d'adaptation variable, algorithme de décorrélation adaptatif.

Abstract:

In telecommunications systems, there are several applications of adaptive filtering, such as noise cancellation and speech enhancement. The problems of the latter have been dealt with by blind separation techniques for two-sensor sources.

Our project aims to improve a speech signal by adaptive methods. We are based on the two-sensor noise cancellation structures. We presented a comparative study between three versions of the adaptive decorrelation algorithm in sub-band with variable adaptation step applied with the direct structure called Forward.

Keywords: Adaptive filtering, Adaptive step-size, adaptive decorrelation algorithm.

Liste des Abréviations

AD: Adaptative Decorrelation.

BBSS: Backward Blind Source Separation.

DAV : Détection d'Activité Vocale.

EQM : Erreur Quadratique Moyenne.

FBSS: Forward Blind Source Separation.

F-ND: Forward Normalized Decorrelation.

F-SAD: Forward Symmetric Adaptative Decorrelation.

LMS: Least-Mean Square.

MSE: Means Square Error.

NLMS: Normalized Least-Mean Square.

RSB : Rapport Signal à Bruit.

SAD: Symmetric Adaptative Decorrelation.

SAS: Séparation Aveugle de Source.

SB: Sous-bandes.

SF-ND: Subband Forward Normalized Decorrelation.

SF-SAD: Subband Forward Symmetric Adaptative Decorrelation.

SF-VSND: Subband Forward Variable Step-size Normalized Decorrelation.

SNR : Signal To Noise Ratio.

SP: Signal de Parole.

USASI : USA Standard Institue.

Table des matières

Remerciments.....	I
Dédicaces	II
Résumé.....	IV
Liste des abréviations	V
Table des matières.....	VI
Liste des figures.....	IX
Liste des tableaux	XI
Introduction générale.....	1

Chapitre 1 : Généralités sur le filtrage adaptatif

1.1 Introduction.....	3
1.2 Le signal parole.....	3
1.2.1 Classification des sons de la parole	3
1.3 Généralités sur le bruit	4
1.3.1 Définitions du bruit.....	4
1.3.2 Type du bruit.....	4
a) Bruit blanc.....	4
b) Bruit acoustique.....	4
c) Bruit USASI.....	4
1.4 Rapport signal sur bruit.....	4
1.5 Filtrage adaptatif.....	4
1.5.1 Rôle du filtrage adaptatif.....	5
1.5.2 Application des filtres adaptatifs.....	6
1.5.3 Critères de comparaison des algorithmes adaptatifs.....	6
✓ Taux de Convergence.....	6
✓ Désajustement.....	6
✓ La robustesse au bruit.....	6
✓ Complexité.....	6
✓ Structure.....	6
✓ Stabilité numérique.....	6
1.6 Choix de l'algorithme.....	6
1.7 Filtre de Wiener.....	7
1.7.1 Principe du filtre de Wiener.....	7

1.8	Algorithme adaptatif.....	8
1.8.1	Algorithme du gradient stochastique (LMS).....	8
	a) Convergence de l'algorithme LMS.....	10
	b) Caractéristiques de l'algorithme LMS.....	10
1.8.2	Algorithme du gradient stochastique normalisé (NLMS).....	10
1.9	Traitement en sous-bande.....	11
1.9.1	Décimation.....	12
1.9.2	Interpolation.....	12
1.9.3	Banc de filtres.....	13
1.10	Filtrage adaptatif en sous-bandes.....	14
1.11	Réduction du bruit par les méthodes bi-captures adaptatives.....	14
1.11.1	Mélange convolutif bi-capteurs.....	14
1.12	Structures de séparation aveugle de sources.....	15
1.12.1	Structure directe (Forward).....	15
1.12.2	Structure récursive (Backward).....	17
1.13	Conclusion.....	18

Chapitre 2 : Algorithme Forward de Décorrélation : Versions Normalisé en sous-bandes avec pas d'adaptations variables

2.1	Introduction.....	19
2.2	Principe d'annulation du bruit par le critère de décorrélation	19
2.2.1	Algorithme de décorrélation symétrique adaptatif Forward (F – SAD).....	21
2.3	Algorithme F – SAD Normalisé (F – ND).....	22
2.4	Algorithme de décorrélation adaptatif en Sous-bandes.....	23
2.4.1	Algorithme F – SAD en sous-bandes (SF – SAD).....	24
2.4.2	Algorithme F – SAD Normalisé en sous-bandes (SF – ND).....	26
2.5	Algorithme SF – ND avec pas d'adaptation variable (SF – VSND).....	28
2.6	Conclusion.....	32

Chapitre 3 : Résultats de simulations

3.1	Introduction.....	33
3.2	Signaux de simulations	33
3.2.1	Signal de parole.....	33
3.2.2	Bruit USASI.....	34
3.2.3	Réponses Impulsionnelles.....	34
3.2.4	Signaux de mélange (bruités).....	35
3.2.5	Détection d'Activité Vocale (DAV).....	36
3.3	Paramètres de simulation	37
3.4	Evolution des signaux estimés.....	37
3.5	Vitesse de convergence	39
3.5.1	Les critères de performance	39

3.5.2	Comparaison entre F-ND,SF-ND et SF-VSND	39
3.5.3	Evolution du MSE entre les algorithmes F-ND,SF-ND et SF-VSND	40
3.5.4	Effet du pas	44
3.6	Conclusion	46
	Conclusion générale.....	47
	Bibliographie.....	48

Liste des Figures

Figure 1.1	Principe du filtre adaptatif	05
Figure 1.2	Schéma du filtrage de Wiener	07
Figure 1.3	Schéma représente le principe de l'algorithme LMS	08
Figure 1.4	Exemple de découplage d'un signal en quatre sous-bandes	11
Figure 1.5	Opération de décimation par un facteur D	12
Figure 1.6	Opération d'interpolation par un facteur I	13
Figure 1.7	Banc de filtrage.....	13
Figure 1.8	Structure complète d'un mélange convolutif bi-capteurs... ..	14
Figure 1.9	Structure simplifiée d'un mélange convolutif bi-capteurs.....	15
Figure 1.10	Structure symétrique direct (Forward BSS)	16
Figure 1.11	Structure symétrique récursive (Backward BSS).....	17
Figure 2.1	Structure de l'algorithme de décorrélation adaptatif... ..	20
Figure 2.2	Structure de l'algorithme de décorrélation symétrique adaptatif Forward	21
Figure 2.3	Algorithme F-SAD normalisé (F-ND) avec pas d'adaptation fixe.....	23
Figure 2.4	Structure de l'algorithme SF-SAD, où $C_i(m)$ est le block de critère de décorrélation.....	26
Figure 2.5	Structure de l'algorithme SF-ND.....	28
Figure 2.6	Structure de l'algorithme proposé SF-VSND.....	32
Figure 3.1	Signal parole utilisé	34
Figure 3.2	Bruit USASI	35
Figure 3.3	Exemple de réponse impulsionnelle $h_{12}(n)$	35
Figure 3.4	Exemple de réponse impulsionnelle $h_{21}(n)$	36
Figure 3.5	Signal bruité p_1 (signal de mélange).....	36
Figure 3.6	Signal bruité p_2 (signal de mélange).....	37
Figure 3.7	Signal parole avec une segmentation manuelle	37

Figure 3.8 Signal de parole estimé $u_1(n)$ en fonction du signal de parole bruité $p_1(n)$ pour l'algorithme F-ND (en pleine bande)	38
Figure 3.9 Signal de parole estimé $u_1(n)$ en fonction du signal de parole bruité $p_1(n)$ pour l'algorithme SF-ND	39
Figure 3.10 Signal de parole estimé $u_1(n)$ en fonction du signal de parole bruité $p_1(n)$ pour l'algorithme SF-VSND	39
Figure 3.11 Comparaison de MSE entre les algorithmes F-ND, SF-ND et SF-VSND avec $\mu_{12}=\mu_{21}=0.5$; $RSB_1=RSB_2=0\text{dB}$; $M=128$	40
Figure 3.12 Evaluation du MSE entre les algorithmes F-ND, SF-ND et SF-VSND avec $\mu_{12}=\mu_{21}=0.2$; $RSB_1=RSB_2=-3\text{dB}$; $M=128$	41
Figure 3.13 Evaluation du MSE entre les algorithmes F-ND, SF-ND et SF-VSND avec $\mu_{12}=\mu_{21}=0.2$; $RSB_1=RSB_2=0\text{dB}$; $M=128$	41
Figure 3.14 Evaluation du MSE entre les algorithmes F-ND, SF-ND et SF-VSND avec $\mu_{12}=\mu_{21}=0.2$; $RSB_1=RSB_2=3\text{dB}$; $M=128$	42
Figure 3.15 Evaluation du MSE entre les algorithmes F-ND, SF-ND et SF-VSND avec $\mu_{12}=\mu_{21}=0.5$; $RSB_1=RSB_2=-3\text{dB}$; $M=128$	42
Figure 3.16 Evaluation du MSE entre les algorithmes F-ND, SF-ND et SF-VSND avec $\mu_{12}=\mu_{21}=0.5$; $RSB_1=RSB_2=0\text{dB}$; $M=128$	43
Figure 3.17 Evaluation du MSE entre les algorithmes F-ND, SF-ND et SF-VSND avec $\mu_{12}=\mu_{21}=0.5$; $RSB_1=RSB_2=3\text{dB}$; $M=128$	43
Figure 3.18 Evaluation du MSE entre les algorithmes F-ND, SF-ND et SF-VSND avec $\mu_{12}=\mu_{21}=0,9$; $RSB_1=RSB_2=-3\text{dB}$; $M=128$	44
Figure 3.19 Evaluation du MSE entre les algorithmes F-ND, SF-ND et SF-VSND avec $\mu_{12}=\mu_{21}=0.9$; $RSB_1=RSB_2=0\text{dB}$; $M=128$	44
Figure 3.20 Evaluation du MSE entre les algorithmes F-ND, SF-ND et SF-VSND avec $\mu_{12}=\mu_{21}=0.9$; $RSB_1=RSB_2=3\text{dB}$; $M=128$	45
Figure 3.21 Influence du pas d'adaptation dans l'algorithmes F-ND	46
Figure 3.22 Influence du pas d'adaptation dans l'algorithmes SF-ND	46
Figure 3.23 Influence du pas d'adaptation dans l'algorithmes SF-VSND	47

Liste des Tableaux

Tableau 1.1	Complexité algorithmique de l'algorithme LMS	09
Tableau 1.2	Complexité algorithmique de l'algorithme NLMS	11
Tableau 2.1	Algorithmes SF-ND avec pas d'adaptation variable (SF-VSND)	30
Tableau 3.1	Paramètres utilisés dans simulations	38

Introduction générale

La parole est le principal moyen de communication dans toute société humaine. Elle est le support le plus courant de la langue ; il est plus facile de parler à quelqu'un que de lui écrire ou de lui dessiner un schéma.

De nos jours, le traitement de la parole est une composante fondamentale dans le domaine de télécommunication, elle présente une singularité qui la différencie fondamentalement des autres composantes du traitement de l'information qui tient sans aucun doute au rôle fascinant que joue le cerveau humain à la fois dans la production et dans la compréhension de la parole de façon pratiquement instantanée. Le traitement de la parole doit faire face à de nombreux problèmes, entre autres le problème de bruit. La présence d'un bruit superposé au signal utile dégrade la qualité et l'intelligibilité de la parole.

La communication mobile est devenue un moyen essentiel afin d'assurer une conversation vocale entre deux personnes distantes. En raison de la flexibilité offerte par le réseau de téléphonie mobile, les utilisateurs peuvent communiquer à tout moment et à n'importe quel point. L'évolution de cette dernière a été rapide, elle s'est accompagnée d'une amélioration fulgurante des téléphones portables et des Smartphones.

La qualité de parole reçue est un indicateur important pour différencier entre les différents opérateurs des communications mobiles, mais malheureusement la qualité de la parole transmise est dégradée par la présence du bruit acoustique.

Le filtrage adaptatif est un domaine qui a connu une grande activité dans la communauté du traitement du signal et des images depuis les années 1970, c'est une technique utilisée pour l'ajustement automatique des paramètres d'un filtre lorsque ces derniers sont difficiles à déterminer où variant dans le temps. Les variations des coefficients sont définies par un critère d'optimisation et réalisées suivant un algorithme d'adaptation.

Le rehaussement de la parole consiste à améliorer certains aspects perceptifs du signal vocal dégradé par le bruit. Le but d'un algorithme de rehaussement de la parole est d'estimer le signal de parole à partir de sa version corrompue par un bruit.

Plusieurs travaux sur l'annulation du bruit acoustique ont été réalisés par les algorithmes de séparation bi-capteurs, ils ont proposé une approche symétrique basée sur le principe de décorrélation pour la séparation des signaux. La décorrélation se fait entre une estimation du signal de parole et une estimation du bruit. Récemment, les problèmes de la réduction du bruit acoustique et rehaussement du signal de parole ont été traités par les techniques de séparation aveugle des sources bi-capteurs combinées avec les algorithmes du filtrage adaptatif.

Dans ce travail, nous étudions un nouvel algorithme en sous-bande basé sur un pas d'adaptation variable avec la structure de séparation aveugle de sources de type directe (Forward). Cet algorithme donne des bons résultats pour la séparation de source et la réduction du bruit.

Afin de réaliser cet objectif, nous avons divisé notre travail en trois chapitres comme suit :

Chapitre 1 : Généralités sur le filtrage adaptatif

Nous présentons premièrement des généralités sur la parole, le bruit et leurs différentes caractéristiques. En deuxième lieu, nous présentons le filtrage adaptatif et les algorithmes de gradient stochastique (LMS et NLMS), et les différentes techniques de réduction du bruit par les méthodes bi-capteurs adaptative. Enfin nous présentons le principe de filtrage adaptatif en sous-bandes et les structures de séparation aveugle de sources.

Chapitre 2 : Algorithme Forward de Décorrélation : Versions Normalisé en sous-bandes avec pas d'adaptations variables

Nous avons proposé un nouvel algorithme de décorrélation symétrique adaptatif Forward Normalisé en sous-bandes (SF-VSND) avec pas d'adaptation variable pour la réduction du bruit et rehaussement de la parole.

Chapitre 3 : Résultats et simulation

Ce chapitre s'agit d'une étude comparative entre les trois versions d'algorithme de décorrélation adaptatif (en pleine bande, en sous bandes avec pas d'adaptation fixe et variable).

Enfin, nous allons terminer notre travail par une conclusion générale.

Chapitre 1 : Généralités sur le filtrage adaptatif

1.1 Introduction

Le filtrage adaptatif est très important dans nombreuses applications (annulation d'écho, réduction du bruit). Il intervient quand il faut réaliser, simuler ou modéliser un système dont les caractéristiques évoluent dans le temps.

La méthode de séparation aveugle de source(SAS) est un problème qui consiste à restaurer un ensemble de signaux sources à partir d'observations qui sont des mélanges des signaux sources. Cette séparation est dite "Aveugle" puisqu'on admet le peu d'information a priori sur ces signaux sources.

Au début de ce chapitre, nous allons présenter le principe du filtrage adaptatif, son rôle et ses applications ainsi que les algorithmes adaptatifs (LMS et NLMS), ensuite nous allons présenter le traitement en sous bande, finalement nous allons présenter deux structures de séparation aveugle de source (Forward et Backward) pour la réduction du bruit bi-capteurs.

1.2 Signal de parole

La parole est un moyen de communication privilégiée entre les humains qui sont les seuls êtres vivant à utiliser un tel système.

Le signal de parole est l'entité de base sur laquelle travaillent les chercheurs concevant des systèmes de reconnaissance de parole. Un signal de parole est produit par des fluctuations de la pression de l'air engendrées par l'appareil phonatoire humain, donc la parole est un signal réel, continu, avec l'énergie finie et non stationnaire [4].

1.2.1 Classification des sons de la parole

Les sons de la parole peuvent être classés en trois catégories distincts, voisés, non-voisés et silence.

- Le son voisé est un signal quasi-périodique très riche en harmoniques d'une fréquence fondamentale (pitch) [6].
- Le son non-voisé est un signal qui ne présente pas de structure périodique [4].

- Le silence est tout simplement des intervalles de son lorsque le signal de parole est absent [6].

1.3 Généralités sur le bruit

1.3.1 Définitions du bruit

Le bruit est tout phénomène perturbateur gênant la perception ou l'interprétation d'un signal utile (la parole) [1].

1.3.2 Types du bruit

- a) **Bruit blanc** : Un bruit blanc est une réalisation d'un processus aléatoire stationnaire de variance infinie, dans lequel la densité spectrale de puissance est la même pour toutes les fréquences de la bande passante. Le bruit blanc utilisé pour tester la stabilité des algorithmes adaptatifs [2].
- b) **Bruit acoustique** : Il est généré par les mouvements des sources telles que les voitures, les ventilateurs, la circulation, le vent ...etc. Il peut altérer la qualité de la communication et engendrer une perte de l'information transmise[8][13].
- c) **Bruit USASI** : Un bruit USASI (United States of America Standards Institute) est un bruit stationnaire avec un spectre similaire au spectre moyen de la parole. Il est souvent utilisé comme signal de test dans le domaine de la réduction de bruit et le rehaussement de la parole, pour évaluer la vitesse de convergence des algorithmes adaptatifs [6].

1.4 Rapport signal sur bruit

Le rapport signal sur bruit (SNR : Signal Noise Ratio en anglais) s'exprime en décibels (dB) est indiqué par le rapport des puissances du signal (P_s) et du bruit (P_n).

$$(\text{RSB})_{\text{dB}} = 10 \log_{10} \left(\frac{P_s}{P_n} \right) \quad (1.1)$$

1.5 Filtrage adaptatif

Un filtre adaptatif est un système numérique dont les coefficients se modifient eux mêmes en fonction des signaux extérieurs. Il est utilisé chaque fois qu'un environnement est mal connu ou changeant, ou pour supprimer des perturbations situées dans le domaine de fréquences du signal utile, ce que les filtres classiques ne peuvent pas faire[3].

Le principe du filtrage adaptatif et ses différents signaux sont représentés à la figure 1.1 :

- $x(n)$ est le signal de l'entrée du filtre.
- $w(n)$ sont les coefficients du filtre.
- $y(n)$ est le signal de la sortie du filtre.
- $d(n)$ est le signal de référence (désiré).
- $e(n)$ est le signal d'erreur (c'est la différence $d(n)$ et $y(n)$).

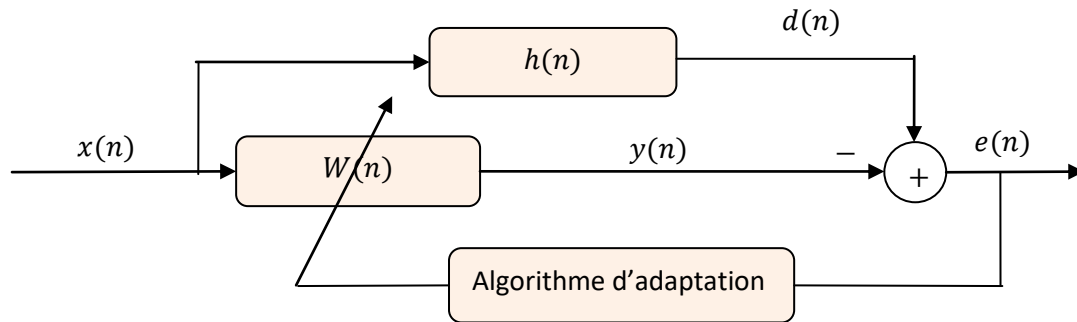


Figure 1.1 : Principe du filtrage adaptatif.

Le fonctionnement du filtre adaptatif se décrit de la façon suivante :

Le signal d'entrée $x(n)$ est convolué avec le filtre $w(n)$, le résultat de cette convolution donne $y(n)$. La différence entre le signal désiré $d(n)$ et le signal $y(n)$ donne le signal d'erreur $e(n)$, permet de faire la mise à jour des coefficients du filtre adaptatif $w(n)$.

Un filtre adaptatif est constitué de deux parties distinctes :

- un filtre numérique à coefficients ajustables.
- un algorithme de modification des coefficients basé sur un critère d'optimisation.

Les filtres adaptatifs peuvent être classés en fonction des points suivants [15]:

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

1.5.1 Rôle du filtrage adaptatif

Le principal but des filtres adaptatifs est de déterminer un ensemble de coefficients d'un système qui évolue dans le temps, ou bien, ajuster le paramètre $w(n)$ pour un objectif bien défini c-à-d la minimisation de l'erreur quadrature moyenne (EQM) [13].

1.5.2 Application des filtres adaptatifs

Le filtrage adaptatif est un outil puissant en traitement du signal, communications numériques, et contrôle automatique. On peut identifier quatre classes d'applications [6]:

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

1.5.3 Critères de comparaison des algorithmes adaptatifs

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

- ✓ **Taux de Convergence** : C'est le nombre d'itérations nécessaires pour converger "assez près" de la solution optimale.
- ✓ **Désajustement** : (Erreur quadratique calculé entre le filtre réel et estimé).
- ✓ **La robustesse au bruit** : Résistance au mauvais conditionnement des données.
- ✓ **Complexité** : Nombre d'opérations par itération et la plage mémoire nécessaire (programme et données).
- ✓ **Structure** : Complexité de l'implantation matérielle (Aspect hardware).
- ✓ **Stabilité numérique** : Influence des erreurs de quantification problème de la propagation des erreurs, la structure (modularité, parallélisme, ...).

1.6 Choix de l'algorithme

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

- ✓ La rapidité de convergence qui sera le nombre d'itérations nécessaires pour converger «assez près» de la solution optimale de Wiener dans le cas stationnaire.
- ✓ La mesure de cette « proximité » entre cette solution optimale et la solution obtenue.
- ✓ La capacité de poursuite (tracking) des variations (non stationnarités) du processus. On examinera quels sont les algorithmes vraiment adaptatifs.
- ✓ La robustesse au bruit.
- ✓ La complexité (en nombre de MIPS).

- ✓ La structure (se prêtant plus ou moins à l'implémentation en VLSI).
- ✓ Les propriétés numériques (stabilité –précision) dans le cas d'une précision limitée sur les données et les coefficients (problèmes d'implémentation en virgule fixe).
- ✓ Le filtre adaptatif peut être de type RIF ou RII. Toutefois, la structure la plus utilisée est le RIF. L'algorithme utilisé peut être basé sur les moindres carrés (LMS) ou les moindres carrés récurrents (RLS). Chaque algorithme possède des caractéristiques particulières en termes d'erreur minimale atteignable, temps de convergence et stabilité.

1.7 Filtre de Wiener

Le filtre de Wiener est parmi les méthodes de débruitage classiques les plus utilisées. Il est utilisé pour estimer la valeur désirée d'un signal bruité, sert à minimiser l'erreur quadratique moyenne entre le processus aléatoire estimé et le processus souhaité. Le principe du filtre de Wiener est représenté dans le schéma de la figure 1.2 :

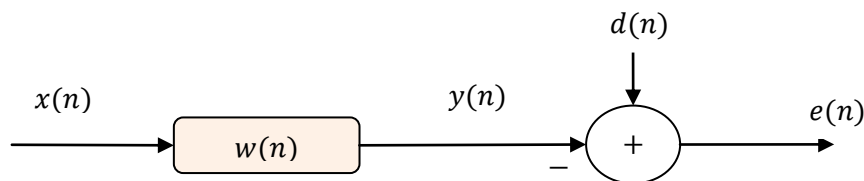


Figure 1 .2 : Schéma du filtre de Wiener.

Ou :

$x(n)$ est le signal d'entrée.

$y(n)$ est le signal de sortie.

$w(n)$ est le vecteur des coefficients ajustables du filtre.

$e(n)$ est le signal d'erreur d'estimation entre la réponse désirée et la sortie du filtre,

$$e(n) = d(n) - y(n) [3]. \quad (1.2)$$

1.7.1 Principe du filtre de Wiener :

Le principe du filtre est de trouver en sortie une réponse $y(n)$, la plus proche possible d'une réponse désirée $d(n)$, lorsque $x(n)$ est perturbée par un bruit.

En minimisant l'erreur quadratique moyenne (EQM) pour optimiser la séparation d'un signal et d'un bruit et atténuer la distorsion apportée par un filtre à un signal selon le principe du filtre de Wiener.

1.8 Algorithmes adaptatif

1.8.1 Algorithme du gradient stochastique (LMS)

L'algorithme LMS est l'un des algorithmes adaptatifs les plus populaires pour le calcul des coefficients d'un filtre adaptatif à cause de sa robustesse et sa simplicité de calcul. C'est un algorithme qui minimise l'erreur quadratique moyenne entre un signal désiré et celui d'estimation (l'erreur)[6]. La figure suivante représente un schéma du principe de l'algorithme LMS :

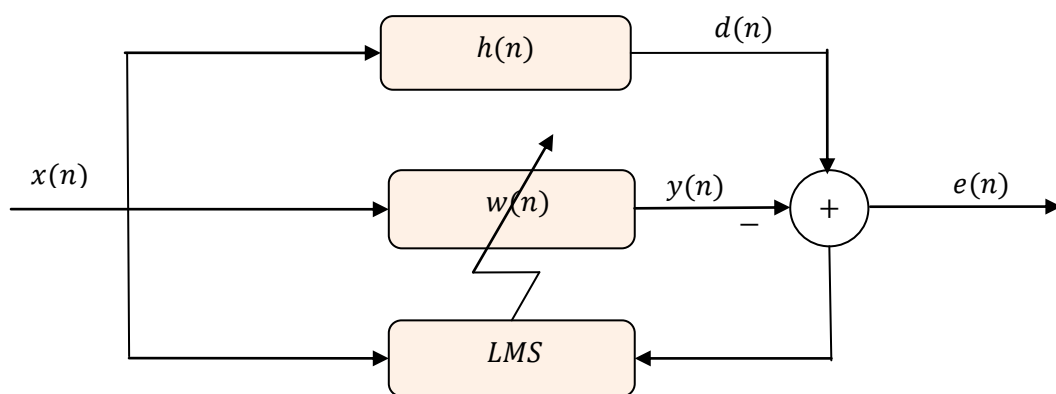


Figure 1.3: Schéma représente le principe de l'algorithme LMS.

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

$$e(n) = d(n) - y(n)$$

$$e(n) = d(n) - \mathbf{w}(n)^T \mathbf{x}(n) \quad (1.3)$$

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

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) - \nabla_{\mathbf{w}}(e(n)^2)$$

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

On obtient :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + 2 \mathbf{x}(n) e(n) \quad (1.4)$$

Cette relation est bien celle du LMS, on rajoute un paramètre μ pour contrôler la vitesse de convergence, donc l'équation d'adaptation du filtrage est donné par :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mu \mathbf{x}(n)e(n) \quad (1.5)$$

Avec μ est le pas d'adaptation de l'algorithme tel que :

$$0 < \mu < \frac{1}{M \sigma_x^2} \quad (1.6)$$

M : La taille du filtre adaptatif.

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

Puisque $\mathbf{R} = E \{ \mathbf{x}(n) \mathbf{x}(n)^T \}$ et $\mathbf{r} = E \{ \mathbf{x}(n) d(n) \}$ sont inconnus, on approchera ces grandeurs déterministes par des estimées $\tilde{\mathbf{R}}(n)$ et $\tilde{\mathbf{r}}(n)$ à l'instant n .

Dans le cas du LMS, on choisit les estimées les plus simples possibles, à savoir [5]:

$$\tilde{\mathbf{R}} = E \{ \mathbf{x}(n)^T \mathbf{x}(n) \} \quad (1.7)$$

$$\tilde{\mathbf{r}} = E \{ \mathbf{x}(n) d(n) \} \quad (1.8)$$

Ce sont simplement les estimées instantanées des corrélations.

En remplaçant $\tilde{\mathbf{R}}$ et $\tilde{\mathbf{r}}$ dans l'algorithme du gradient déterministe de la première équation, on obtient :

$$\begin{aligned} \mathbf{w}(n) &= \mathbf{w}(n-1) + \mu [\tilde{\mathbf{r}}(n) - \tilde{\mathbf{R}}(n) \mathbf{w}(n)] \\ \mathbf{w}(n) &= \mathbf{w}(n-1) + \mu \mathbf{x}(n) [d(n) - \mathbf{x}^T(n) \mathbf{w}(n)] \\ \mathbf{w}(n) &= \mathbf{w}(n-1) + \mu \mathbf{x}(n) e(n) \end{aligned} \quad (1.9)$$

Qui est l'algorithme LMS. On remarquera que $\mathbf{w}(n)$ est maintenant une variable aléatoire [puisque à chaque nouvelle itération n , $\mathbf{w}(n)$ dépend des processus aléatoires $x(n)$ et $d(n)$].

L'algorithme LMS est très simple: il nécessite seulement $(2L + 1)$ multiplications et $(2L)$ additions par itération, où (L) est le nombre de coefficients du filtre [7].

Etape de l'algorithme	Nombre d'addition	Nombre de multiplication
$e(n) = d(n) - \mathbf{x}(n)^T \mathbf{w}(n)$	L	L
$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mu e(n) \mathbf{x}(n)$	L	L + 1
Total par itération	2L	2L + 1

Tableau 1.1 : Complexité algorithmique de l'algorithme LMS.

a) Convergence de l'algorithme LMS

L'analyse de la convergence du LMS se fait en utilisant les deux critères suivants :[8]

- Convergence en moyenne du filtre $w(n)$, c-à-d:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} E\{w(n)\} = w_{opt} \quad (1.10)$$

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

$$\lim_{n \rightarrow \infty} J(n) = J(\infty) = \text{constante} \quad (1.11)$$

b) Caractéristiques de l'algorithme LMS

- L'algorithme LMS est très simple.
- Les performances du LMS dépendent de trois facteurs:
 - ✓ le pas d'adaptation μ .
 - ✓ les valeurs propres de la matrice R .
 - ✓ la longueur L du filtre h .
- Avec un pas d'adaptation petit, le LMS converge lentement.
- Avec un pas d'adaptation grand, le LMS converge rapidement.

1.8.2 Algorithme du gradient stochastique normalisé (NLMS)

Une variante de l'algorithme LMS appelé algorithme LMS normalisé (Normalized Least Mean Square), évite l'inconvénient de l'algorithme LMS dont le gain d'adaptation est normalisé par l'énergie du signal d'entrée $x(n)$ pour des signaux non stationnaires [8]. L'algorithme du moindre carré normalisé (NLMS) est une extension de l'algorithme LMS qui contourne ce problème en calculant le pas d'adaptation maximum[7].

Dans la formule qui va suivre, le pas d'adaptation μ est remplacé par un pas μ_n définie à chaque itération par :

$$\mu = \frac{\mu_n}{x(n)x^T(n)} \quad (1.12)$$

La convergence de cet algorithme est garantie pour un pas d'adaptation $0 < \mu_n \leq 2$, la mise à jour des coefficients du filtre adaptatif par l'algorithme NLMS est alors donnée par:

$$w(n) = w(n-1) + \mu \left[\frac{x(n) e(n)}{x^T(n)x(n) + \beta} \right] \quad (1.13)$$

Où β est un constant utilisé pour éviter la division sur zéro.

Chaque itération de l'algorithme NLMS nécessite $(3L + 1)$ multiplications, ce n'est que (L) de plus que l'algorithme LMS standard. C'est une augmentation acceptable compte tenu des gains de stabilité et d'atténuation de l'écho obtenus[7].

Etape de l'algorithme	Nombre d'addition	Nombre de multiplication
$e(n)$	L	L
$w(n)$	$L + 1$	$2L + 1$
Total par itération	$2L + 1$	$3L + 1$

Tableau 1.2 : Complexité algorithmique de l'algorithme NLMS.

Donc, les avantages de l'algorithme NLMS sont : la faible complexité des calculs et la stabilité numérique. Et son principal inconvénient est que la transitoire dépend de la dispersion spectrale du signal d'entrée. La convergence peut devenir très lente dans le cas de la parole[7].

1.9 Traitement en sous-bande

Dans plusieurs applications du filtrage adaptatif, il est très intéressant de décomposer le signal d'entrée en plusieurs composantes en sous-bande. Ceci permet en effet de situer la ou les bandes de fréquence où l'on peut trouver l'information.

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 [12].

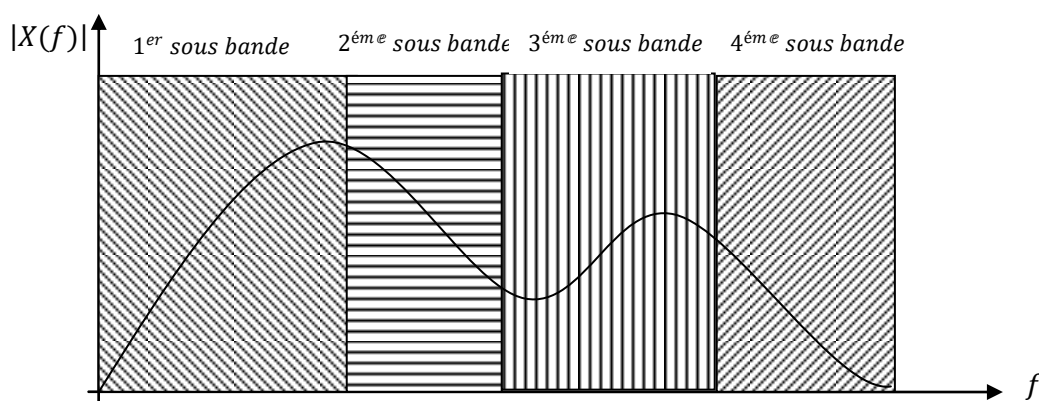


Figure 1.4 : Exemple de découpage d'un signal en quatre sous-bandes.

1.9.1 Décimation

Il s'agit de l'opérateur de sous-échantillonnage entier pour les signaux à temps discret. Un décimateur, comme le montre la figure 1.5, ne retient que les échantillons de $s(n)$ qui se produisent à des instants égaux à des multiples de D .

La sortie de décimation peut être exprimée par :

$$s_k(D) = s(kD) \quad (1.14)$$

Où D est le facteur de décimation, et 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 :

$$S_k(z) = \frac{1}{D} \sum_{l=0}^{D-1} S(z^{1/D} e^{-jl2\pi/D})$$

Graphiquement, cet opérateur est représenté par la figure suivante :

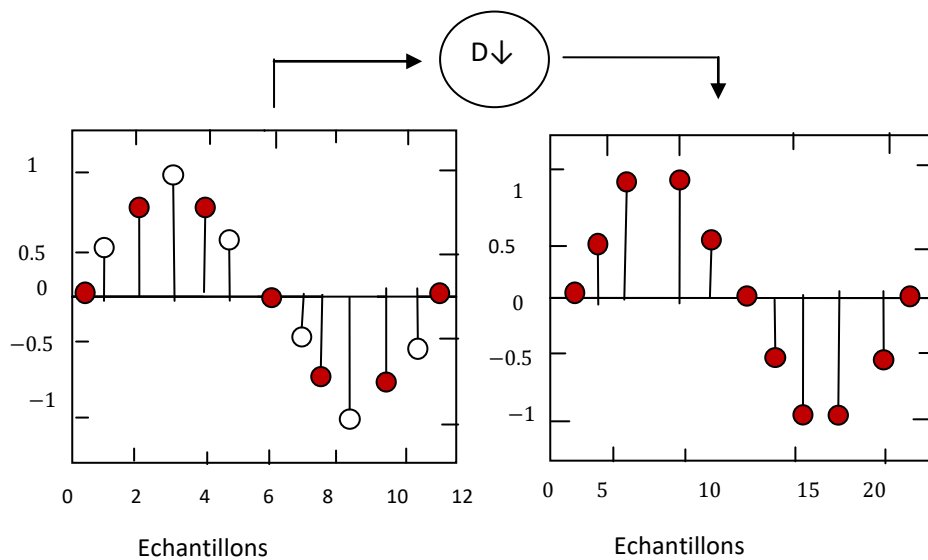


Figure 1.5 : Opération de décimation par un facteur D .

1.9.2 Interpolation

Il s'agit de l'opérateur de sur-échantillonnage entier pour les signaux à temps discret (voir la figure 1.6). L'interpolateur augmente le taux d'échantillonnage du signal d'entrée $s(n)$, par l'insertion de $(l - 1)$ échantillons nuls entre chaque paire adjacente d'échantillons d'entrée selon la relation suivants [5] :

$$s_l = \begin{cases} s\left(\frac{n}{l}\right), & n = 0, \pm l, \pm 2l, \dots \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (1.15)$$

Où l est le facteur d'interpolation et n est l'indice temporel de la séquence interpolée $s_l(n)$.

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

$$s_1(z) = s(z^I)$$

Graphiquement, cet opérateur représenté comme suite :

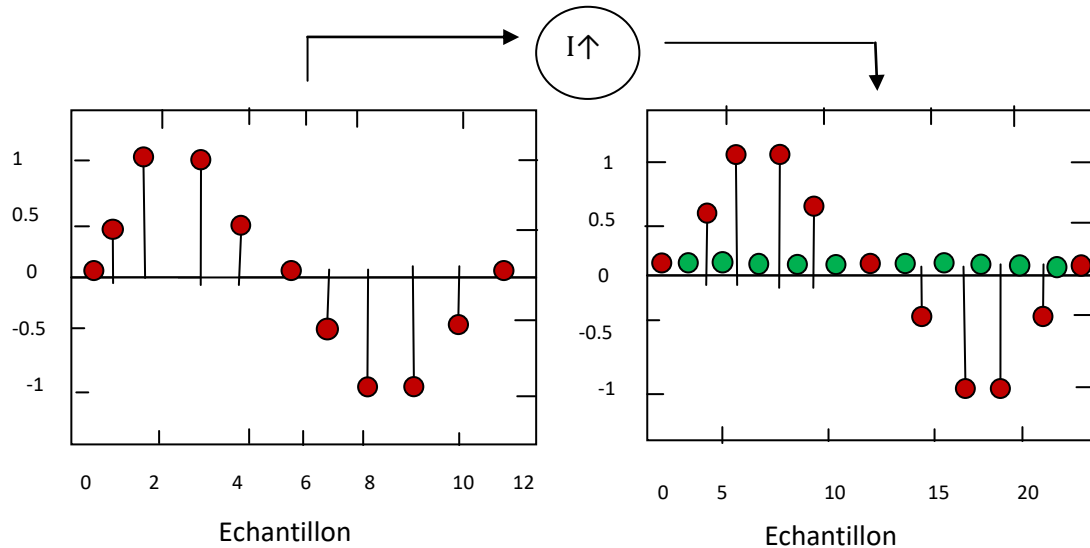


Figure 1.6 : Opération d'interpolation par un facteur I.

1.9.3 Banc de filtres

Un banc de filtre est un ensemble de filtres numériques travaillant en parallèle et découpant la bande de fréquence en N sous-bandes (figure 1.7). Parmi les applications, on a par exemple, l'analyse en sous-bandes ou encore le filtrage adaptatif en sous bande [12].

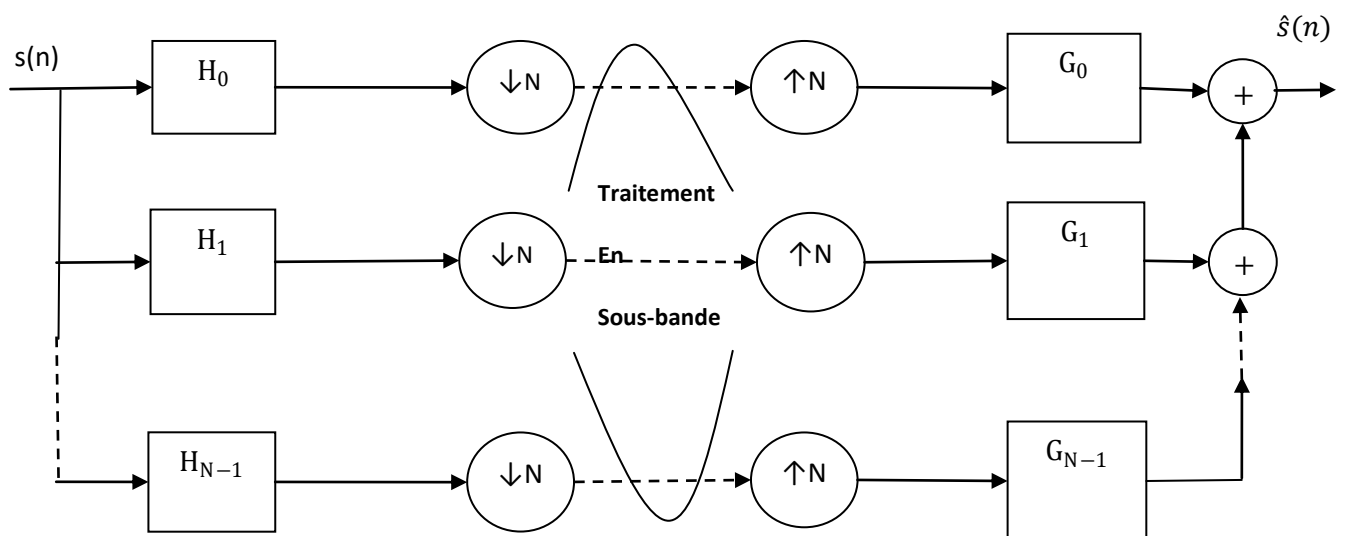


Figure 1.7 : Banc de filtre.

La figure 1.7 illustre une analyse/synthèse en sous-bande par banc de filtre, où les filtres H_i suivis de décimateurs par facteur entier D , sont les éléments du banc de filtre d'analyse, tandis que les filtres G_i précédés par interpolateurs par facteur entier I , sont les éléments du banc de filtre de synthèse.

1.10 Filtrage adaptatif en sous-bandes

L'idée de filtrage adaptatif en sous-bandes est de décomposer le signal d'entrée en plusieurs compositions en sous bandes, pour situer les bandes de fréquence où l'on peut trouver l'information. Cela permet de d'augmenter la vitesse de convergence en gardant presque la même complexité des calculs par rapport aux algorithmes pleine bande [4].

1.11 Réduction du bruit par les méthodes bi-capteurs adaptatives

Il existe plusieurs méthodes pour la réduction du bruit mono-capteurs, bi-capteurs, multi-capteurs. 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), les microphones captent le signal de parole $s(n)$ et le bruit $b(n)$ convolé avec des réponses impulsionnelles du milieu[4].

1.11.1 Mélange convolutif bi-capteurs

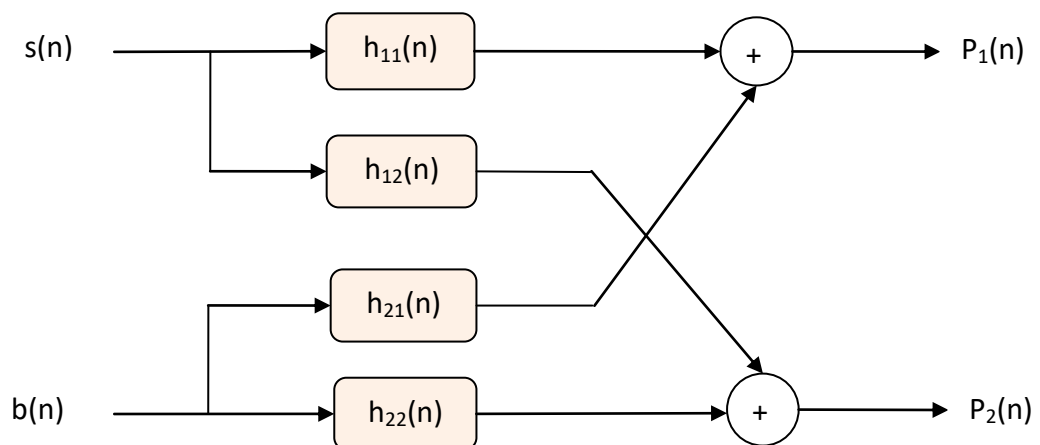


Figure 1.8 : Structure complète d'un mélange convolutif bi-capteurs.

Ou :

$s(n)$: c'est le signal parole.

$b(n)$: c'est le signal du bruit.

$p_1(n)$ et $p_2(n)$: représentent respectivement les deux signaux bruités obtenus à la sortie du mélange convolutif bi-capteurs.

$h_{11}(n)$ et $h_{22}(n)$: sont les réponses impulsionnelles directes du chaque canal.

$h_{12}(n)$ et $h_{21}(n)$: représente le couplage croisé entre les sources et les microphones.

Les équations des signaux observés à la sortie de ce mélange sont donnés par :

$$p_1(n) = s(n) * h_{11}(n) + b(n) * h_{21}(n) \quad (1.16)$$

$$p_2(n) = b(n) * h_{22}(n) + s(n) * h_{12}(n) \quad (1.17)$$

On suppose que la source de la parole soit très proche à la sortie $p_2(n)$ comme quoi le $h_{11}(n)$ n'existe pas, et la même chose pour la source du bruit tel que $h_{11}(n) = h_{22}(n) = \delta(n)$. Donc le modèle du mélange convolutif simplifié est donné par la figure 1.9:

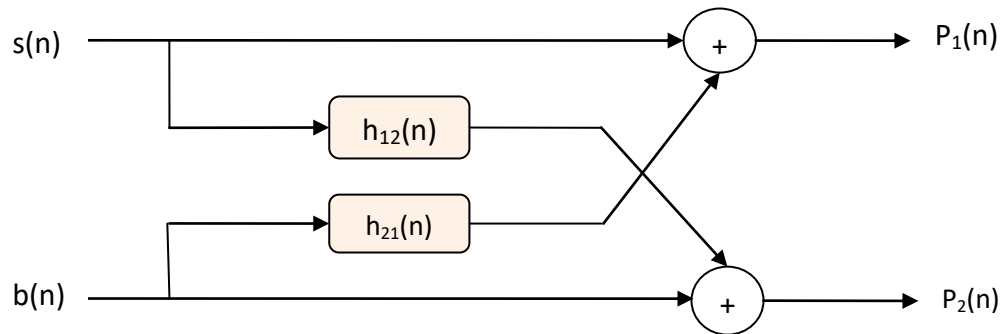


Figure 1.9 : Structure simplifiée d'un mélange convolutif bi-capteur.

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

$$p_1(n) = s(n) + b(n) * h_{21}(n) \quad (1.18)$$

$$p_2(n) = b(n) + s(n) * h_{12}(n) \quad (1.19)$$

1.12 Structures de séparation aveugle de sources

Il existe deux structures de séparation aveugle de sources, la structure directe (Forward) et récursive (Backward) qui peuvent être utilisées pour l'annulation du bruit acoustique et le rehaussement de la parole [11].

1.12.1 Structure directe (Forward)

La structure la plus utilisée est la structure directe (FBSS : Forward Blind Source Séparation) qu'est donnée par la figure 1.10. Nous utilisons cette structure pour estimer les deux signaux originaux (avec $u_1(n)$ est le signal de parole estimé) à partir seulement des signaux observés sans aucune information ni sur le mélange ni sur les signaux sources, en se basant sur l'indépendance de ces derniers [9].

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 $h_{21}(n)$. La solution théorique est donnée par $w_{12_{opt}}(n) = h_{12}(n)$ et $w_{21_{opt}}(n) = h_{21}(n)$ [10].

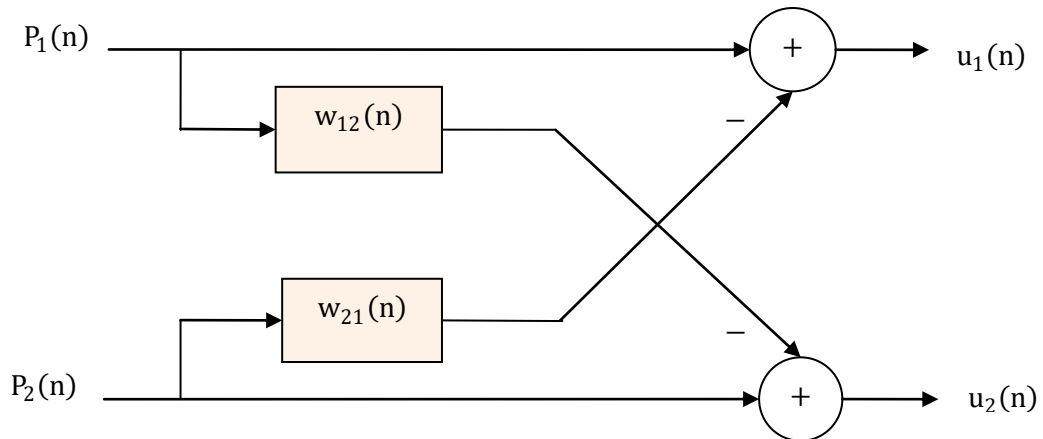


Figure 1.10 : Structure symétrique direct (Forward BSS)

Les sorties de la structure de séparation de sources directe qui sont présentées par la figure (1.10) sont données par les équations (1.19) et (1.20) :

$$u_1(n) = p_1(n) - p_2(n) * w_{21}(n) \quad (1.20)$$

$$u_2(n) = p_2(n) - p_1(n) * w_{12}(n) \quad (1.21)$$

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

$$u_1(n) = b(n) - [h_{21}(n) - w_{21}(n)] + s(n) * [\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n)] \quad (1.22)$$

$$u_2(n) = s(n) - [h_{12}(n) * w_{12}(n)] + b(n) * [\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n)] \quad (1.23)$$

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

$$u_1(n) = s(n) * [\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n)] \quad (1.24)$$

$$u_2(n) = b(n) * [\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n)] \quad (1.25)$$

1.12.2 Structure réursive (Backward)

La deuxième structure de séparation aveugle de sources est la structure Backward (BBSS : Backward Blind Source Séparation) qui est donnée par la figure 1.11. Cette extension peut être considérée comme une structure très efficace pour le débruitage et le rehaussement de la parole [11].

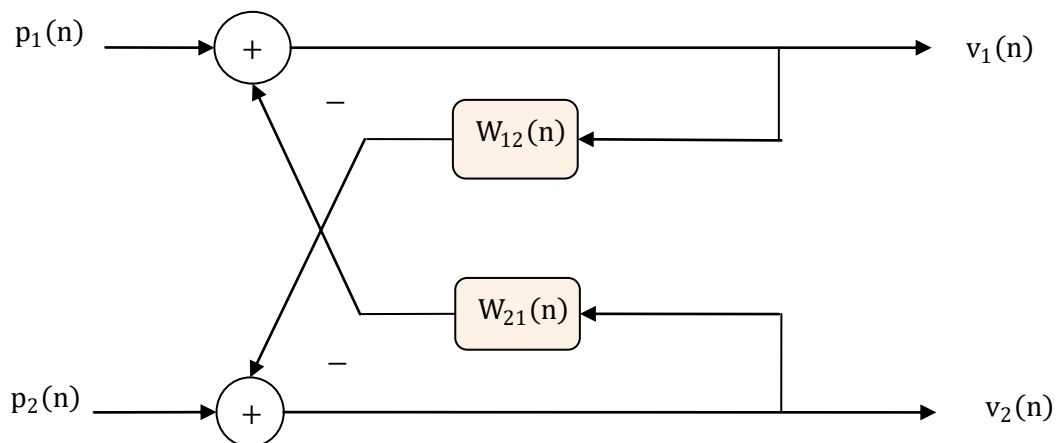


Figure 1.11 : Structure symétrique réursive (Backward BSS)

A la sortie de cette structure Backward, le premier signal estimé est $v_1(n)$ est le résultat de la soustraction entre le premier signal du mélange $p_1(n)$ et le signal de la sortie du deuxième filtre $w_{21}(n)$, c.à.d. en utilisant le deuxième signal de sortie $v_2(n)$ pour estimer le signal $v_1(n)$.

Donc, les deux signaux de sortie $v_1(n)$ et $v_2(n)$ de la structure Backward sont donnés par les deux équations suivantes :

$$v_1(n) = p_1(n) - v_2(n) * w_{21}(n) \quad (1.26)$$

$$v_2(n) = p_2(n) - v_1(n) * w_{12}(n) \quad (1.27)$$

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

$$v_1(n) = [b(n) * [h_{21}(n) - w_{21}(n)] + s(n) * [\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n)]] * [\delta(n) - w_{12}(n) * w_{21}(n)]^{-1} \quad (1.28)$$

$$v_2(n) = [s(n) * [h_{12}(n) - w_{12}(n)] + b(n) * [\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n)]] * [\delta(n) - w_{21}(n) * w_{12}(n)]^{-1} \quad (1.29)$$

En utilisant l'hypothèse d'optimalité pour les deux filtres adaptatifs $w_{12_{opt}}(n) = h_{12}(n)$ et $w_{21_{opt}}(n) = h_{21}(n)$, on obtient les sorties $v_1(n)$ et $v_2(n)$ selon les deux expressions suivantes :

$$v_1(n) = s(n) \quad (1.30)$$

$$v_2(n) = b(n) \quad (1.31)$$

1.13 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le principe du filtrage adaptatif et aussi nous avons cité les algorithmes adaptatifs (LMS et NLMS), comme nous avons vu une technique de réduction du bruit bi-capture, dans le cadre de ce dernier nous avons présenté les structures de séparation aveugle de source directe (Forward) et récursive (Backward).

Dans le prochain chapitre, nous allons présenter les algorithmes de décorrélation adaptatifs en sous-bandes à pas d'adaptation variable, pour la réduction du bruit et le rehaussement de la parole.

Chapitre 2 : Algorithme Forward de Décorrélation: Versions Normalisé en sous-bandes avec pas d'adaptations variables

2.1 Introduction

La performance des systèmes de réduction du bruit par le filtrage adaptatif est fortement liée aux signaux de parole et du bruit. Plusieurs techniques ont été proposées dans le domaine de traitement de la parole pour la réduction du bruit acoustique, comme la séparation aveugle de sources.

On discute une approche symétrique basée sur le principe de décorrélation symétrique adaptative SAD avec pas d'adaptation variable et normalisés en sous-bande appliquée sur la structure (Forward).

2.2 Principe de réduction du bruit par le critère de décorrélation

Considérant le problème de débruitage bi-capteurs donné dans la figure 2.1 [14]. Ils ont proposé l'algorithme de décorrélation adaptatif (AD : adaptative décorrélation) pour la réduction du bruit acoustique. Supposant que les deux signaux $s(n)$ et $b(n)$ sont statistiquement indépendants, donc les valeurs du produit de l'intercorrélation entre les deux signaux sont nulles, ce dernière exigé pour le fonctionnement de l'algorithme AD.

$$C_{sb}(m) = E[s(n)b(n - m)] = 0, \forall m \quad (2.1)$$

La variance des signaux de parole et de bruit sont σ_s^2 et σ_b^2 respectivement.

Le fonctionnement de l'algorithme AD 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 $p_2(n)$ [15].

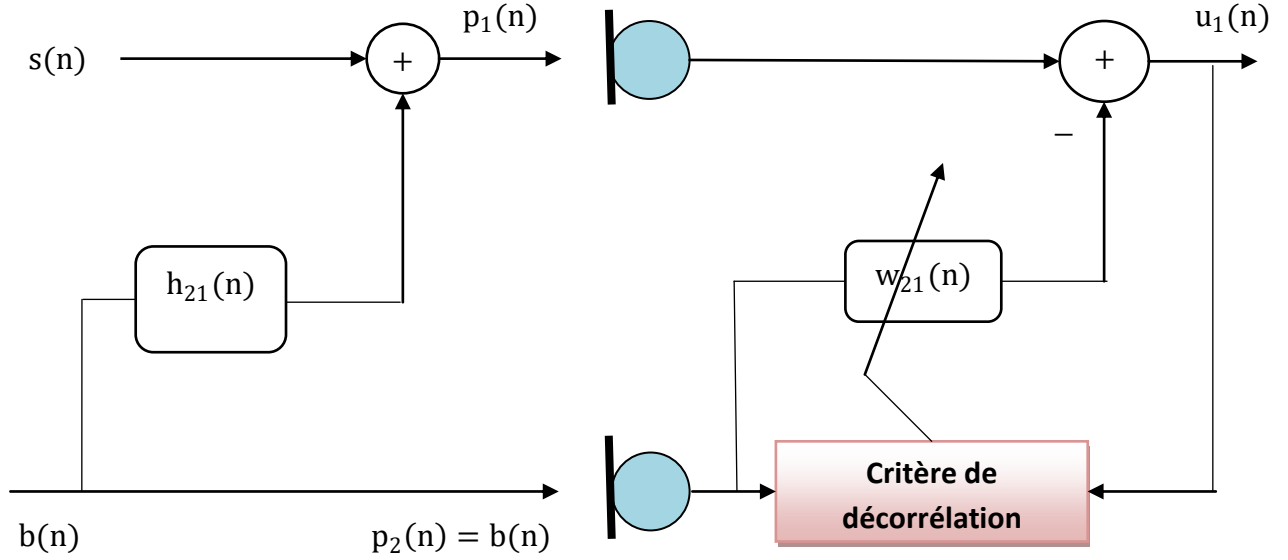


Figure 2 . 1 : Structure de l'algorithme de décorrélation adaptatif.

$$\frac{\partial \varepsilon_1(n)}{\partial w_{21}(m)} = -2C_{u_1 p_2}(m) \quad m = 0, 1, \dots, M - 1 \quad (2.2)$$

Où $\varepsilon_1(n) = E[u_1^2(n)]$ est l'erreur quadratique moyenne.

$$\frac{\partial \varepsilon_1(n)}{\partial w_{21}(m)} = 0 \quad (2.3)$$

$$C_{u_1 p_1}(m) = 0 \quad m = 0, 1, \dots, M - 1$$

L'intercorrélation entre les deux signaux $u_1(n)$ et $p_2(n)$ est donnée par [15] :

$$C_{u_1 p_1}(m) = (h_{21}(m) - w_{21}(m))\sigma_b^2 \quad (2.4)$$

$$\nabla_m = \frac{\partial C_{u_1 p_2}(m)}{\partial w_{21}(m)} = -\sigma_b^2 \quad (2.5)$$

$$w_{21}^{(n)}(m) = w_{21}^{(n-1)}(m) - \gamma_{21} \frac{C_{u_1 p_2}(m)}{\nabla_m} \quad (2.6)$$

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 $0 < \mu_{21} < 2 / \sigma_b^2$. Nous obtenons la formule de la mise à jour suivante :

$$w_{21}(n) = w_{21}(n - 1) + \mu_{21}(u_1(n)p_2(n)) \quad (2.7)$$

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

Donc, on peut dire que l'algorithme de décorrélation symétrique adaptatif est identique à l'algorithme LMS [9], [15].

2.2.1 Algorithme de décorrélation symétrique adaptatif Forward (F – SAD)

Dans une partie de notre travail, nous étudions l'algorithme SAD avec la structure Forward. Nous rappelons que la décorrélation se fait entre deux sortie $u_1(n)$ et $u_2(n)$, en utilisant le principe de décorrélation pour mettre à jour les deux filtres adaptatifs. L'idée de l'algorithme SAD est d'ajouter un filtre symétrique $w_{12}(n)$, donc l'algorithme de décorrélation symétrique adaptatif (F – SAD) est schématisé par la figure 2.2.

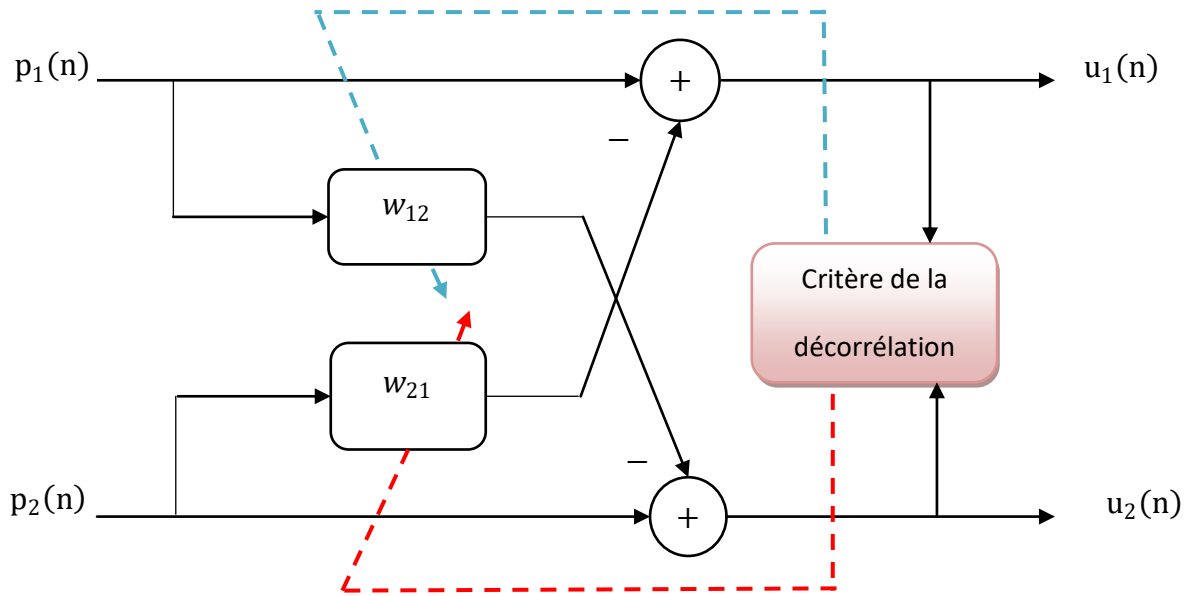


Figure 2.2 : Structure de l'algorithme de décorrélation symétrique adaptatif Forward[14].

En adaptant la formule (2.7) de mise à jour à la structure bi-capteurs (F – SAD), nous obtenons respectivement les deux équations de mise à jour de deux filtres adaptatifs $w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$:

$$w_{21}(n) = w_{21}(n-1) + \mu_{21}[u_1(n)u_2(n)] \quad (2.8)$$

$$w_{12}(n) = w_{12}(n-1) + \mu_{12}[u_2(n)u_1(n)] \quad (2.9)$$

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

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

2.3 Algorithme F – SAD Normalisé (F – ND)

Dans cette section, nous allons présenter l'analyse de l'algorithme F – SAD normalisé (F – ND) qui est utilisé pour la réduction du bruit et le rehaussement de la parole. Les deux signaux observés $p_1(n)$ et $p_2(n)$ qui sont présentés dans la figure 2.1, sont donnés par :

$$p_1(n) = s(n) + b(n) * h_{21}(n) \quad (2.10)$$

$$p_2(n) = b(n) \quad (2.11)$$

Avec p_1 est le signal de la parole et $p_2(n)$ le bruit.

A la sortie du modèle de l'annuleur du bruit, nous définissons le signal de parole estimé $u_1(n)$ et l'erreur a posteriori $e_1(n)$ par :

$$u_1(n) = p_1(n) - \mathbf{P}_2^T(n)\mathbf{w}_{21}(n-1) \quad (2.12)$$

$$e_1(n) = p_1(n) - \mathbf{p}_2^T(n)\mathbf{w}_{21}(n) \quad (2.13)$$

L'équation de la mise à jour peut être écrite :

$$\mathbf{w}_{21}(n) = \mathbf{w}_{21}(n-1) - \mu_{21}u_1(n)\mathbf{p}_2(n) \quad (2.14)$$

$$\text{Où : } \mathbf{p}_2(n) = [p_2(n), p_2(n-1), \dots, p_2(n-L+1)]^T$$

$$\text{Et } \mathbf{w}_{21}(n) = [w_{21,0}(n), w_{21,1}(n), \dots, w_{21,L-1}(n)]^T$$

Nous utilisons l'équation (2.12), et par l'insertion de l'équation (2.14) dans (2.13) avec la condition : $e_1(n) = 0$ seulement dans les périodes de silence, sur les deux équations suivantes :

$$e_1(n) = p_1(n) - \mathbf{p}_2^T(n)\mathbf{w}_{21}(n-1) - \mathbf{p}_2^T(n)[\mathbf{w}_{21}(n-1) + \mu_{21}u_1(n)\mathbf{p}_2(n)] = 0 \quad (2.15)$$

$$u(n)[1 - \mu_{21}\mathbf{p}_2^T(n)\mathbf{p}_2(n)] = 0 \quad (2.16)$$

Donc le pas d'adaptation normalisé est donné par :

$$\mu_{21} = \frac{1}{\mathbf{P}_2^T(n)\mathbf{P}_2(n)} \quad (2.17)$$

En appliquant le pas d'adaptation normalisé sur les deux équations (2.8) et (2.9) de l'algorithme de décorrélation symétrique adaptatif et nous insérons les nouveaux pas d'adaptation. Donc les deux équations de mise à jour de deux filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{21}(n)$ et $\mathbf{w}_{12}(n)$ de l'algorithme F – ND sont données respectivement par :

$$\mathbf{w}_{21}(n) = \mathbf{w}_{21}(n-1) + \mu_{21,n} u_1(n) \frac{\mathbf{u}_2(n)}{\mathbf{p}_2^T(n) \mathbf{p}_2(n) + \varepsilon} \quad (2.18)$$

$$\mathbf{w}_{12}(n) = \mathbf{w}_{12}(n-1) + \mu_{12,n} u_2(n) \frac{\mathbf{u}_1(n)}{\mathbf{p}_1^T(n) \mathbf{p}_1(n) + \varepsilon} \quad (2.19)$$

Où :

- ε est une constante positive utilisée pour éviter la division sur zéro.
- $\mu_{21,n}$ et $\mu_{12,n}$ sont les pas d'adaptation normalisés de deux filtres adaptatifs de l'algorithme (F – ND) prennent leurs valeurs entre 0 et 2 pour garantir la convergence de $w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$.

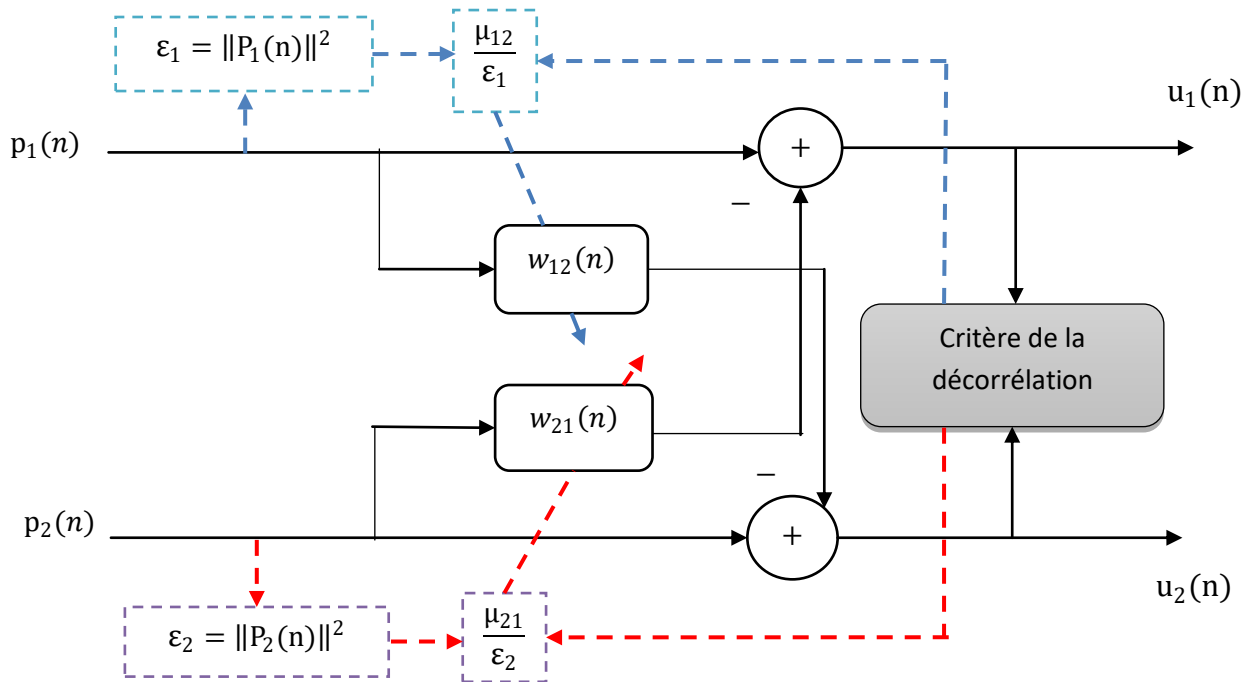


Figure 2.3 : Algorithme F – SAD normalisé (F – ND) avec pas d'adaptation fixe.

2.4 Algorithme de décorrélation adaptatif en sous-bandes

Dans cette section, nous allons présenter la version normalisée en sous-bande de l'algorithme décorrélation avec N sous-filtres qui est utilisé toujours pour la réduction de

bruit et le rehaussement de la parole. Avant cette étape, nous allons présenter l'algorithme de décorrélation symétrique adaptatif Forward en sous-bandes (SF – SAD).

2.4.1 Algorithme F – SAD en sous-bandes (SF – SAD)

Dans ce travail, nous utilisons l'algorithme SF – SAD pour la réduction du bruit et le rehaussement de la parole comme une application pour une approche de séparation aveugle de sources. La figure 2.4 représente la structure détaillée de l'algorithme Forward bi-capteurs en sous-bande appliqué à l'annulation du bruit acoustique. L'idée de cet algorithme est de décomposer les deux signaux bruités $p_1(n)$ et $p_2(n)$ en N sous-bandes par le filtre d'analyse sont généralement des filtres passe-bas et passe-bande ($H_1(Z), H_2(Z), \dots, H_N(Z)$). Après, les signaux de sortie de chaque sous-bande $p_{1i}(n)$ et $p_{2i}(n)$ avec $i = 1, 2, \dots, M$ sont décimés par un facteur de décimation D qui conduit à générer les nouveaux sous-signaux $p_{1i,D}(k)$ et $p_{2i,D}(k)$ respectivement.

Après cette étape, nous avons appliqué des bancs de filtre synthétisés $G_1(Z), G_2(Z), \dots, G_N(Z)$ à ce signal de sortie avant son utilisation dans une procédure d'interpolation pour obtenir la forme en pleine bande des signaux estimés $u_1(n)$ et $u_2(n)$.

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

$$y_{2i,D}(k) = \sum_{m=0}^{M-1} w_{21,i}(k) p_{2i}(k-m) \quad (2.20)$$

$$y_{1i,D}(k) = \sum_{m=0}^{M-1} w_{12,i}(k) p_{1i}(k-m) \quad (2.21)$$

Plus généralement sous la forme vectorielle :

$$y_{2i,D}(k) = \mathbf{w}_{21,i}^T(k) \mathbf{p}_{2i}(k) \quad (2.22)$$

$$y_{1i,D}(k) = \mathbf{w}_{12,i}^T(k) \mathbf{p}_{1i}(k) \quad (2.23)$$

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

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

Les formules des sous-signaux décimés sont données par :

$$\mathbf{u}_{1i,D}(k) = \mathbf{p}_{1i,D}(k) - \mathbf{w}_{21,i}^T(k)\mathbf{p}_{2i}(k) \quad (2.24)$$

$$\mathbf{u}_{2i,D}(k) = \mathbf{p}_{2i,D}(k) - \mathbf{w}_{12,i}^T(k)\mathbf{p}_{1i}(k) \quad (2.25)$$

En adaptant l'équation de mise à jour de l'algorithme F – SAD à la structure Forward en sous-bande avec N sous-filtre, nous obtenons les équations de mise à jour des filtres $\mathbf{w}_{12,i}(k)$ et $\mathbf{w}_{21,i}(k)$ qui sont données comme suit:

$$\mathbf{w}_{12,i}(k) = \mathbf{w}_{12,i}(k-1) + \mu_{12,i}[\mathbf{u}_{2i,D}(k)\mathbf{u}_{1i}(k)] \quad \text{Avec } i = 1,2, \dots N \quad (2.26)$$

$$\mathbf{w}_{21,i}(k) = \mathbf{w}_{21,i}(k-1) + \mu_{21,i}[\mathbf{u}_{1i,D}(k)\mathbf{u}_{2i}(k)] \quad \text{Avec } i = 1,2, \dots N \quad (2.27)$$

Où :

$\mathbf{w}_{12,i}(k)$ et $\mathbf{w}_{21,i}(k)$ sont les filtres de la $i^{\text{ième}}$ sous-bande. Et $0 < \mu_{12,i} < 2 / \sigma_{1i}^2$ et $0 < \mu_{21,i} < 2 / \sigma_{2i}^2$. Avec σ_{1i}^2 et σ_{2i}^2 sont les variances des deux sous-signaux $\mathbf{p}_{1i,D}(k)$ et $\mathbf{p}_{2i,D}(k)$ respectivement.

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

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

En utilisant les deux étages, l'interpolation avec un facteur I et le banc de filtre de synthèse $G_1(Z), G_2(Z), \dots, G_N(Z)$ pour reconstruire les signaux estimés en pleine bande qui sont donnés par les équations suivantes :

$$\mathbf{u}_1(n) = \sum_{i=0}^{N-1} \mathbf{g}_i^T \mathbf{u}_{1i}(n) \quad (2.28)$$

Où $\mathbf{u}_{1i}(n) = \begin{cases} \mathbf{u}_{1i,D}(n/N), & n = 0, \pm N, \pm 2N, \dots \\ 0, & \text{ailleurs} \end{cases}$

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

$$\mathbf{u}_2(n) = \sum_{i=0}^{N-1} \mathbf{g}_i^T \mathbf{u}_{2i}(n) \quad (2.29)$$

Où $\mathbf{u}_{2i}(n) = \begin{cases} \mathbf{u}_{2i,D}(n/N), & n = 0, \pm N, \pm 2N, \dots \\ 0, & \text{ailleurs} \end{cases}$

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

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

La structure de l'algorithme SF – SAD est donnée par la figure 2.4 [5]:

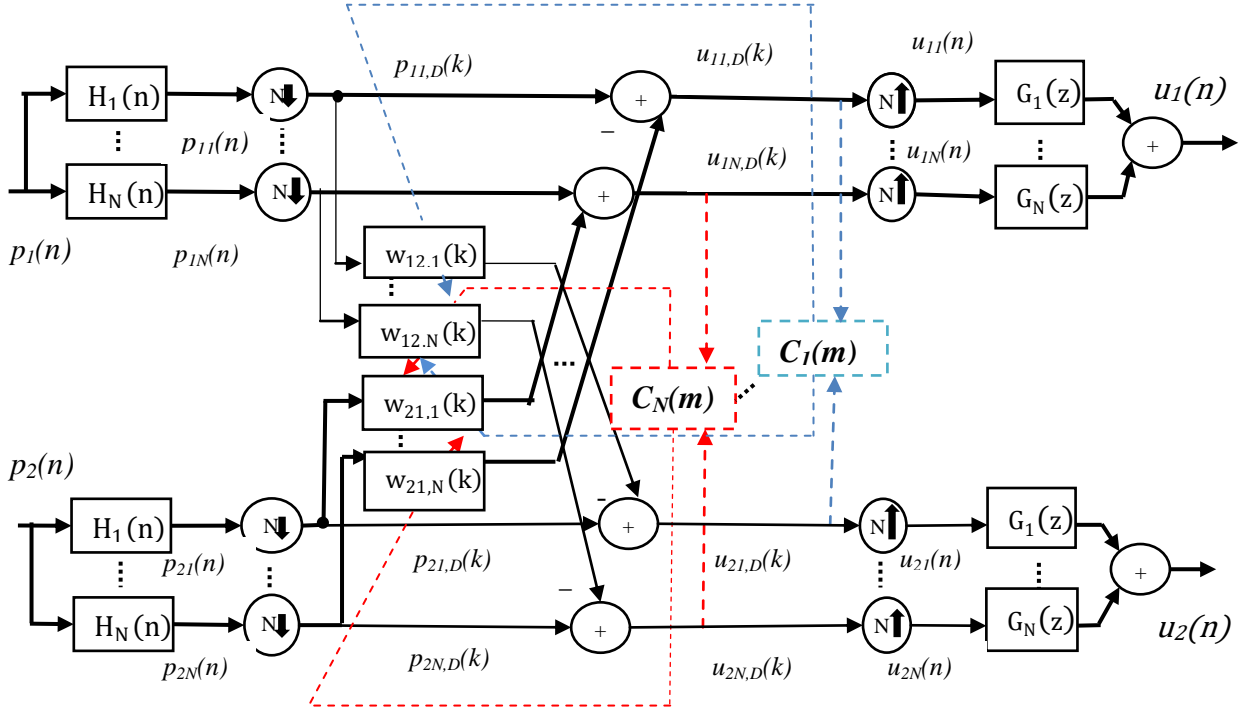


Figure 2.4 : Structure de l'algorithme SF – SAD, où $C_i(m)$ est le block de critère de décorrélation

2.4.2 Algorithme F – SAD Normalisé en sous-bandes (SF – ND)

Dans cette section, nous allons présenter l'analyse de l'algorithme F – SAD normalisé en sous-bande en utilisant N sous-filtres (noté:SF – ND).

Pour l'algorithme (SF – ND) avec N sous-filtres, nous définissons les sous-signaux estimés $u_{1i,D}(k)$ et les sous-signaux d'erreur a posteriori $e_{1i,D}(k)$ qui sont données par les équations suivantes :

$$u_{1i,D}(k) = p_{1i,D}(k) + \mathbf{w}_{21i}^T(k-1)\mathbf{p}_{2i}(k) \quad (2.30)$$

$$e_{1i,D}(k) = p_{1i,D}(k) + \mathbf{w}_{21i}^T(k)\mathbf{p}_{2i}(k) \quad (2.31)$$

L'équation de mise à jour de filtre adaptatif $\mathbf{w}_{21i}(k)$ de l'algorithme SF – SAD peut être s'écrire :

$$\mathbf{w}_{21,i}(k) = \mathbf{w}_{21,i}(k-1) + \mu_{21,i}[\mathbf{u}_{1i,D}(k)\mathbf{p}_{2i}(k)] \quad (2.32)$$

$$\text{Où : } \mathbf{p}_{2i}(k) = [p_{2i,D}(k), p_{2i,D}(k-1) \dots, p_{2i,D}(k-M+1)]^T$$

$$\text{Et } \mathbf{w}_{21,i}(k) = [w_{21,i}(k), w_{21,i}(k-1) \dots, w_{21,i}(k-M+1)]^T$$

En appliquant la condition $e_{1i,D}(k) = 0$ seulement dans les périodes de silence avec l'équation (2.30), et en remplaçant l'équation (2.32) dans (2.31), nous trouvons :

$$e_{1i,D}(k) = u_{1i,D}(k) + \mathbf{p}_{21}^T(k)\mathbf{w}_{21,i}(k-1) - \mathbf{p}_{21}^T(k)[\mathbf{w}_{21,i}(k-1) + \mu_{21,i}u_{1i,D}(k)\mathbf{p}_{2i}(k)] = 0$$

$$\text{Où : } u_{1i,D}(k)[\mu_{21,i}\mathbf{p}_{21}^T(k)\mathbf{p}_{2i}(k)] = 0 \quad (2.33)$$

On obtient le pas d'adaptation normalisé de chaque sous-filtre qui donnée par :

$$\mu_{21,i} = \frac{1}{\mathbf{p}_{21}^T(k)\mathbf{p}_{2i}(k)} \quad (2.34)$$

En appliquant le pas d'adaptation normalisé sur toutes les équations (2.26) et (2.27) de l'algorithme SF – SAD et nous notons les nouveaux pas d'adaptation. Donc nous trouvons les équations de mise à jour des filtres adaptatifs de l'algorithme SF – ND sont données par :

$$\mathbf{w}_{21,i}(k) = \mathbf{w}_{21,i}(k-1) + \mu_{21n,i}u_{1i,D}(k)\frac{\mathbf{u}_{2i}(k)}{\mathbf{p}_{21}^T(k)\mathbf{p}_{2i}(k) + \varepsilon} \quad (2.35)$$

$$\mathbf{w}_{12,i}(k) = \mathbf{w}_{12,i}(k-1) + \mu_{12n,i}u_{2i,D}(k)\frac{\mathbf{u}_{1i}(k)}{\mathbf{p}_{12}^T(k)\mathbf{p}_{1i}(k) + \varepsilon} \quad (2.36)$$

Avec : $\mu_{12n,i}$ et $\mu_{21n,i}$ sont les pas d'adaptation des filtres $\mathbf{w}_{12,i}(k)$ et $\mathbf{w}_{21,i}(k)$ de l'algorithme SF-ND respectivement. Et $0 < \mu_{12n,i} < 2$ et $0 < \mu_{21n,i} < 2$ sont les conditions nécessaires pour assurer la convergence de l'algorithme SF – ND. ε est une constante positive pour éviter la division sur zéro.

Nous présentons la structure de l'algorithme SF – ND dans la figure 2.5 [5]:

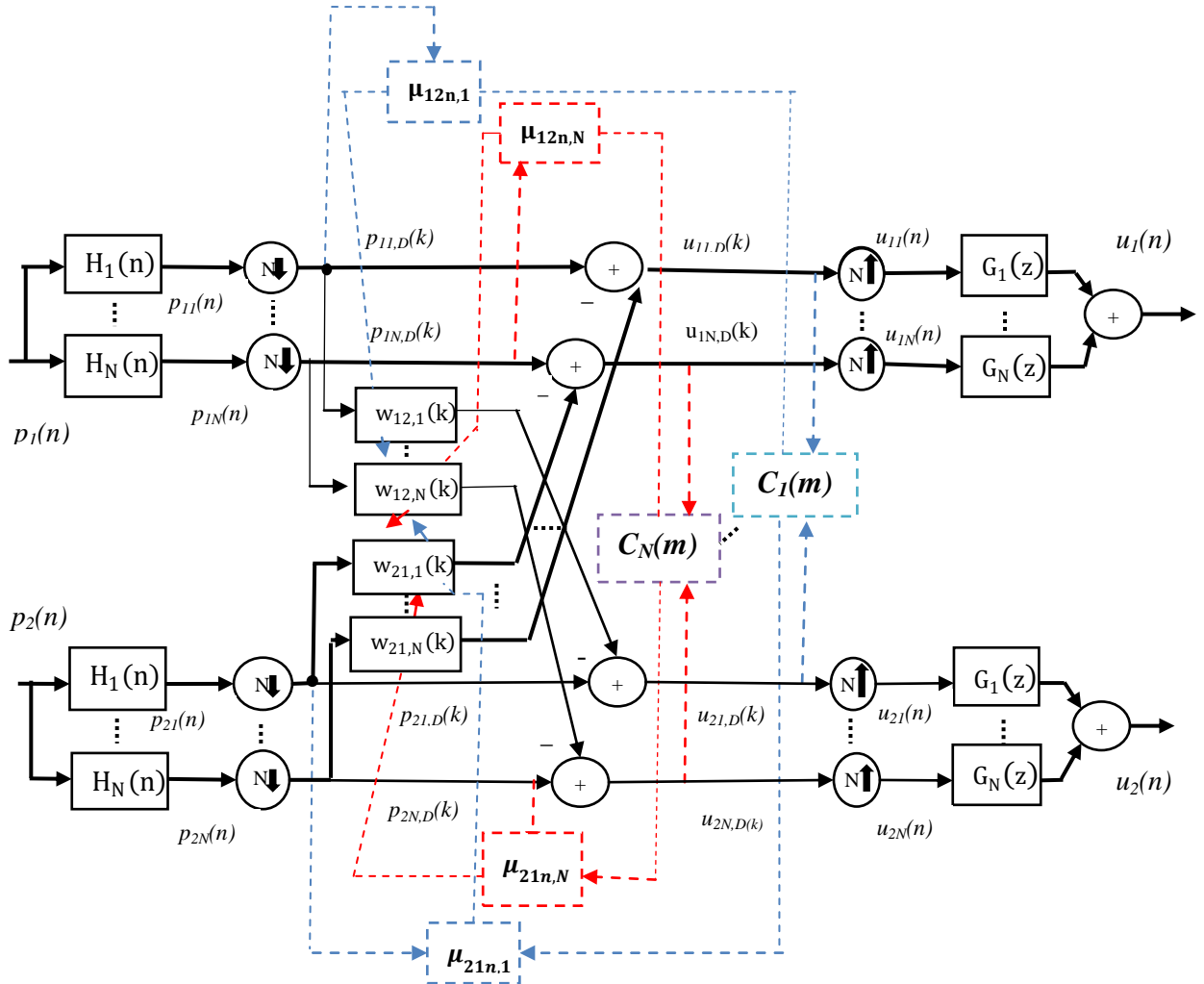


Figure 2.5 : Structure de l'algorithme SF – ND

2.5 Algorithme SF – ND avec pas d'adaptation variable (SF – VSND)

Dans cette section, nous allons proposer un nouvel algorithme SF – ND avec pas d'adaptation variable (SF – VSND). Les équations de mise jour des filtres adaptatifs sont données par:

$$\mathbf{w}_{21,1}(k) = \mathbf{w}_{21,1}(k-1) + \mu_{21n,1}(k)u_{11,D}(k) \frac{\mathbf{p}_{21}(k)}{\mathbf{p}_{21}^T(k)\mathbf{p}_{21}(k) + \varepsilon} \quad (2.37)$$

⋮

$$\mathbf{w}_{21,N}(k) = \mathbf{w}_{21,N}(k-1) + \mu_{21n,N}(k)u_{1N,D}(k) \frac{\mathbf{p}_{2N,D}(k)}{\mathbf{p}_{21}^T(k)\mathbf{p}_{2N}(k) + \varepsilon} \quad (2.38)$$

$$\mathbf{w}_{12,1}(k) = \mathbf{w}_{12,1}(k-1) + \mu_{12n,1}(k)u_{21,D}(k) \frac{\mathbf{p}_{11}(k)}{\mathbf{p}_{11}^T(k)\mathbf{p}_{11}(k) + \varepsilon} \quad (2.39)$$

⋮

$$\mathbf{w}_{12,N}(k) = \mathbf{w}_{12,N}(k-1) + \mu_{12n,N}(k)u_{2N,D}(k) \frac{\mathbf{p}_{1N}(k)}{\mathbf{p}_{1N}^T(k)\mathbf{p}_{1N}(k) + \varepsilon} \quad (2.40)$$

Les deux formules générales des équations de mise à jours des filtres sont données respectivement par :

$$\mathbf{w}_{21,i}(k) = \mathbf{w}_{21,i}(k-1) + \mu_{21n,i}(k) \frac{\mathbf{p}_{2i,D}(k)}{\varepsilon + \|\mathbf{p}_{2i}(k)\|^2} u_{1i,D}(k) \quad (2.41)$$

$$\mathbf{w}_{12,i}(k) = \mathbf{w}_{12,i}(k-1) + \mu_{12n,i}(k) \frac{\mathbf{p}_{1i,D}(k)}{\varepsilon + \|\mathbf{p}_{1i}(k)\|^2} u_{2i,D}(k) \quad (2.42)$$

Où ε est une constante positive utilisé pour évité la division par zéro.

Avec les pas d'adaptations variables reposit principalement sur des estimations récursives. Notons que les valeurs de ces pas variables sont limitées par ($\mu_{21_{\min}}$ et $\mu_{21_{\max}}$, $\mu_{12_{\min}}$ et $\mu_{12_{\max}}$) pour garantir la convergence des filtres de $\mathbf{w}_{21,i}(k)$ et $\mathbf{w}_{12,i}(k)$ respectivement, c'est-à-dire :

$$0 < \mu_{21,i_{\min}} < \mu_{21n,i}(k) < \mu_{21,i_{\max}} < 2.$$

$$0 < \mu_{12,i_{\min}} < \mu_{12n,i}(k) < \mu_{12,i_{\max}} < 2.$$

Le comportement est le suivant :

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

Les pas d'adaptation variables $\mu_{21n,i}(k)$ et $\mu_{12n,i}(k)$ sont contrôlés par les relations suivantes :

$$\mu_{21n,i}(k) = \begin{cases} \mu_{21,i_{\max}} & \text{si } \alpha_{21n,i}(k) > \mu_{21,i_{\max}} \\ \mu_{21,i_{\min}} & \text{si } \alpha_{21n,i}(k) < \mu_{21,i_{\min}} \\ \alpha_{21n,i}(k) & \text{Ailleurs} \end{cases} \quad (2.43)$$

$$\mu_{12n,i}(k) = \begin{cases} \mu_{12,i_{\max}} & \text{si } \alpha_{12,n,i} > \mu_{12,i_{\max}} \\ \mu_{12,i_{\min}} & \text{si } \alpha_{12,n,i} < \mu_{12,i_{\min}} \\ \alpha_{12,n,i}(k) & \text{Ailleurs} \end{cases} \quad (2.44)$$

En utilisant un critère basé sur la minimisation de l'intercorrélacion entre les sous signaux estimés à la sortie pour estimer les deux pas d'adaptation variables $\mu_{21n,i}(k)$ et $\mu_{12n,i}(k)$ qui sont obtenus par les deux relations suivantes :

$$\alpha_{21n,i}(k) = \mu_{21,i_{\max}} \frac{\|g_{21,i}(k)\|^2}{\|g_{21,i}(k)\|^2 + c} \quad (2.45)$$

$$\alpha_{12n,i}(k) = \mu_{12,i_{\max}} \frac{\|g_{12,i}(k)\|^2}{\|g_{12,i}(k)\|^2 + c} \quad (2.46)$$

Où c est une constante positive.

Les formules $g_{21,i}(k)$ et $g_{12,i}(k)$ sont données par :

$$g_{21,i}(k) = \rho_2 g_{21,i}(k-1) + (1 - \rho_2) \frac{u_{1i,D}(k) u_{2i,D}(k)}{\|p_{2iD}(k)\|^2 + \varepsilon} \quad (2.47)$$

$$g_{12,i}(k) = \rho_1 g_{12,i}(k-1) + (1 - \rho_1) \frac{u_{2i,D}(k) u_{1i,D}(k)}{\|p_{1iD}(k)\|^2 + \varepsilon} \quad (2.48)$$

Avec :

- ε : constante positive utilisée pour éviter la division par zéro.
- ρ_2 et ρ_1 : sont définis entre 0 et 1 .

Nous présentons l'algorithme SF – ND avec pas d'adaptation variable dans la table 2.1.

Algorithme SF – ND avec pas d'adaptation variable (SF – VSND)
<p>ρ_1, ρ_2 etc: Petites constantes positives utilisés pour contrôler $\mu_{12}(n)$ et $\mu_{21}(n)$, $0 < \rho_1 < 1$ et $0 < \rho_2 < 1$ et $c > 0$.</p> <p>M: Tailles des deux filtres adaptatifs $w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$.</p> <p>N : Nombre de sous-bande.</p> <p>ε : Petites constante positive.</p> <div style="text-align: center; margin-top: 20px;"> $0 < \mu_{21,i_{\min}} < \mu_{21n,i}(k) < \mu_{21,i_{\max}} < 2.$ $0 < \mu_{12,i_{\min}} < \mu_{12n,i}(k) < \mu_{12,i_{\max}} < 2.$ </div>

Les pas d'adaptation variables $\mu_{21n,i}(k)$ et $\mu_{12n,i}(k)$ sont contrôlés par les relations suivantes :

$$\mu_{21n,i}(k) = \begin{cases} \mu_{21,i,\max} & \text{si } \alpha_{21n,i}(k) > \mu_{21,i,\max} \\ \mu_{21,i,\min} & \text{si } \alpha_{21n,i}(k) < \mu_{21,i,\min} \\ \alpha_{21n,i}(k) & \text{Ailleurs} \end{cases}$$

$$\mu_{12n,i}(k) = \begin{cases} \mu_{12,i,\max} & \text{si } \alpha_{12n,i} > \mu_{12,i,\max} \\ \mu_{12,i,\min} & \text{si } \alpha_{12n,i} < \mu_{12,i,\min} \\ \alpha_{12n,i}(k) & \text{Ailleurs} \end{cases}$$

$$\mathbf{u}_{1i}(n) = [u_{1i}(n), u_{1i}(n-1), \dots, u_{1i}(n-M+1)]^T; \quad \mathbf{u}_{2i}(n) = [u_{2i}(n), u_{2i}(n-1), \dots, u_{2i}(n-M+1)]^T$$

$$\mathbf{u}_{1i,D}(k) = \mathbf{u}_{1i}(kN); \quad \mathbf{u}_{2i,D}(k) = \mathbf{u}_{2i}(kN);$$

$$\mathbf{p}_{1i}(n) = [p_{1i}(nN), \dots, p_{1i}(nN-M_2+1)]^T; \quad \mathbf{p}_{2i}(n) = [p_{2i}(nN), \dots, p_{2i}(nN-M_1+1)]^T$$

$$\mathbf{p}_{1i,D}(k) = \mathbf{p}_{1i}(kN); \quad \mathbf{p}_{2i,D}(k) = \mathbf{p}_{2i}(kN);$$

Pour $n = 0, 1, 2, 3, \dots$

Estimation des signaux de sortie

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

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

Equations de mise à jour des filtres

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

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

Pas d'adaptation variable

$$\alpha_{21n,i}(k) = \mu_{21,i,\max} \frac{\|\mathbf{g}_{21,i}(k)\|^2}{\|\mathbf{g}_{21,i}(k)\|^2 + c}$$

$$\alpha_{12n,i}(k) = \mu_{12,i,\max} \frac{\|\mathbf{g}_{12,i}(k)\|^2}{\|\mathbf{g}_{12,i}(k)\|^2 + c}$$

Où

$$\mathbf{g}_{21,i}(k) = \rho_2 \mathbf{g}_{21,i}(k-1) + (1 - \rho_2) \frac{u_{1i,D}(k)\mathbf{u}_{2i,D}(k)}{\|\mathbf{p}_{2iD}(k)\|^2 + \varepsilon}$$

$$\mathbf{g}_{12,i}(k) = \rho_1 \mathbf{g}_{12,i}(k-1) + (1 - \rho_1) \frac{u_{2i,D}(k)\mathbf{u}_{1i,D}(k)}{\|\mathbf{p}_{1iD}(k)\|^2 + \varepsilon}$$

Fin

Table 2.1 : Algorithme SF – ND avec pas d'adaptation variable (SF – VSND).

Le schéma détaillé de l’algorithme SF – VSND est présenté dans la figure 2.6 :

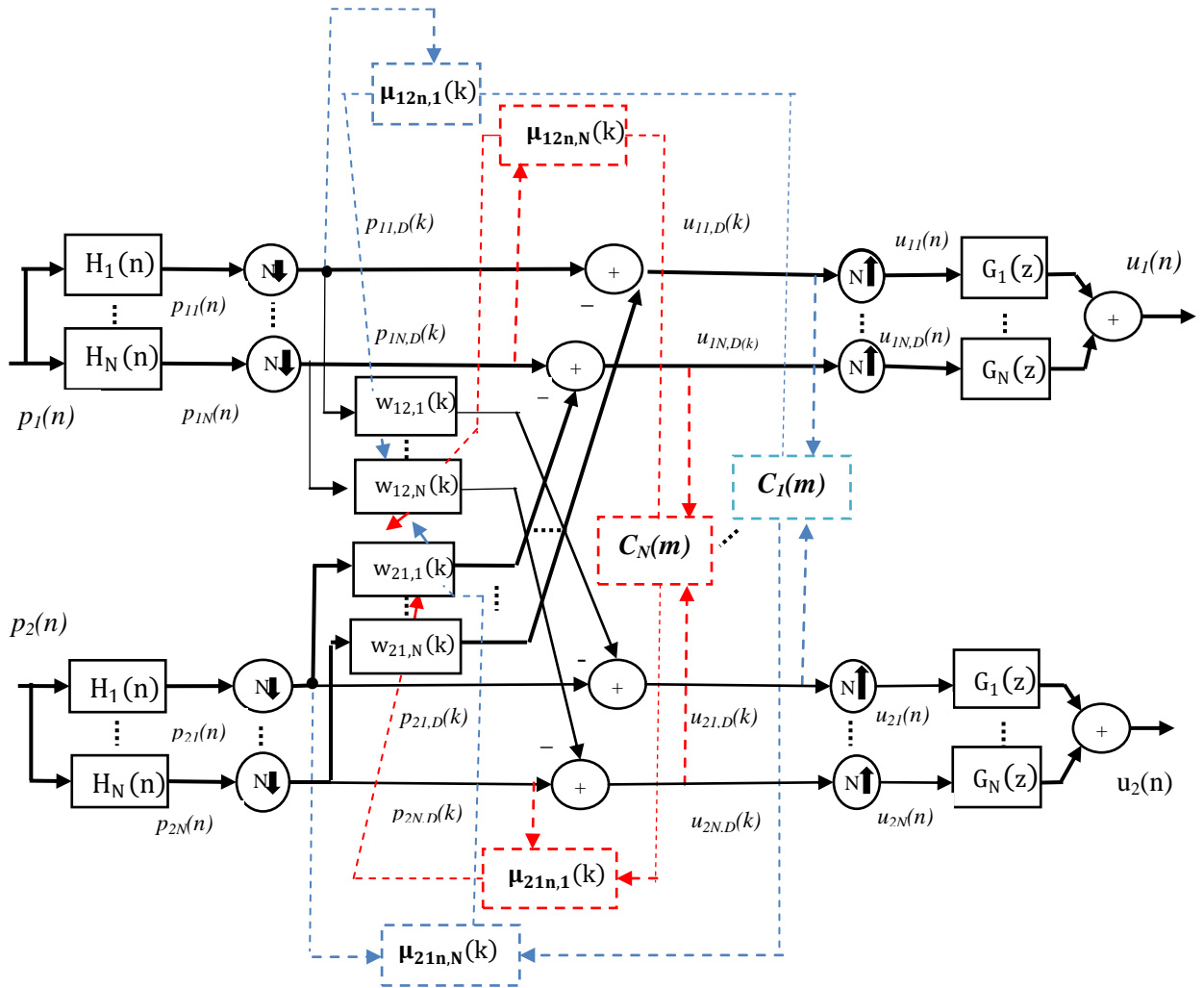


Figure 2. 6: Structure de l’algorithme proposé SF – VSND.

2.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une étude détaillée l’algorithme Forward en sous-bande à pas d’adaptation variable (SF – VSND). Comme nous avons présenté les algorithmes de décorrélation symétrique (F – SAD, SF – SAD, SF – ND) qui sont utilisés pour la réduction du bruit et le rehaussement de la parole.

Dans le chapitre suivant, nous allons présenter les résultats de simulations des algorithmes présentés dans ce chapitre pour la réduction du bruit acoustique.

Chapitre 3 : Résultats de simulations

3.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons présenter les résultats de réduction du bruit acoustique en utilisant les algorithmes de décorrélation en sous-bandes avec la structure Forward.

Premièrement, nous allons commencer par la présentation des différents signaux de simulations comme les signaux de sources (parole et bruit), les réponses impulsionnelles et les signaux du mélange. Après, nous allons tracer l'évolution des signaux estimés par trois algorithmes. Puis nous présentons les différents résultats de la simulation des algorithmes, et nous présentons également l'influence du pas d'adaptation μ en utilisant le critère de MSE (Mean Square Error).

3.2 Signaux de simulations

3.2.1 Signal de parole

Le signal de parole utilisé dans ce travail (représenté dans la figure 3.1 ci-dessous) est un signal prononcé par un locuteur masculin, échantillonné avec une fréquence 8 kHz utilisée pour obtenir l'ensemble des simulations présenté dans ce chapitre, sa durée presque de 4 secondes.

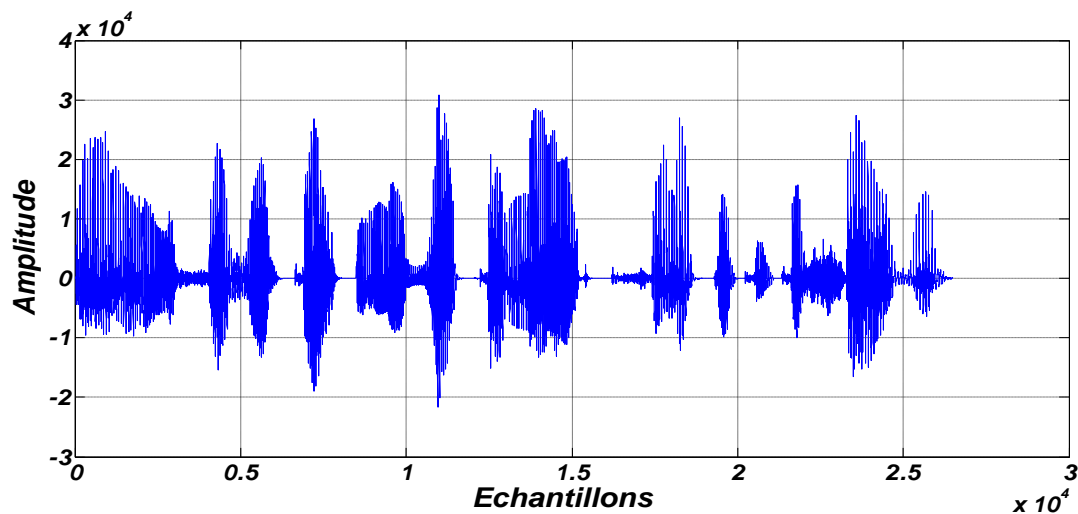


Figure 3.1 : Signal parole utilisé.

3.2.2 Bruit USASI

Bruit USASI est un bruit stationnaire dont les échantillons sont des variables aléatoires corrélées avec un spectre similaire au spectre moyen de la parole. Il sert à vérifier la convergence des algorithmes adaptatifs.

Nous avons choisi ce type de bruit car il correspond à un standard reconnu dans les tests acoustiques. La figure 3.2 représente le bruit USASI utilisé dans ce travail.

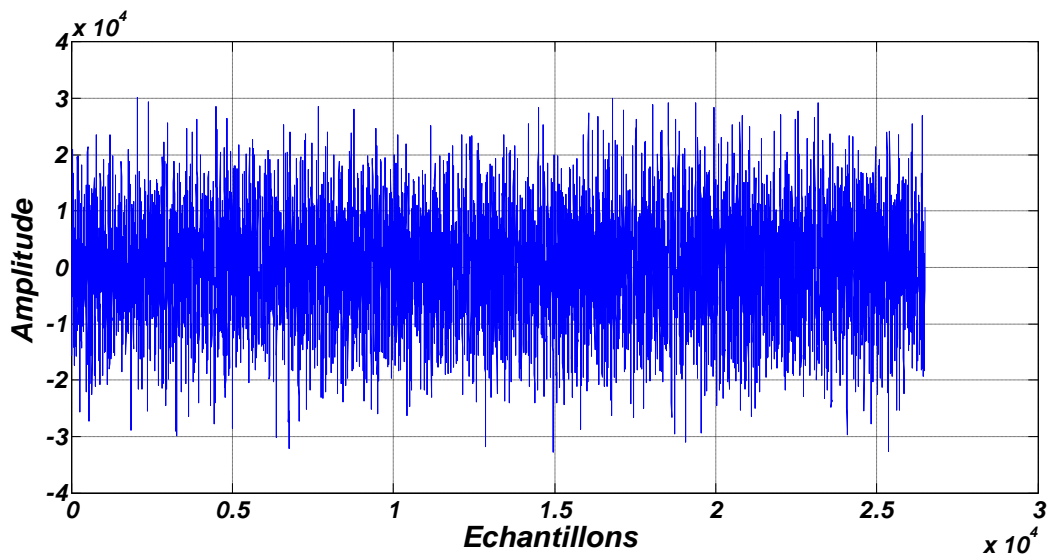


Figure 3.2 : Bruit USASI.

3.2.3 Réponses Impulsionnelles

Les deux figures (3.3) et (3.4) représentent un exemple de réponses impulsionnelles dispersives avec une taille de $L = 128$.

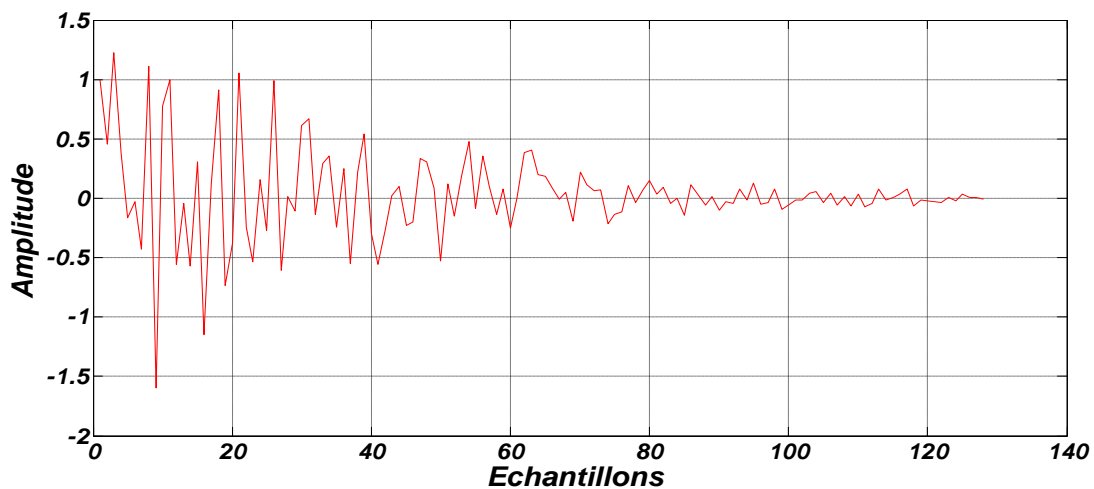


Figure 3.3 : Exemple de réponse impulsionnelle $h_{12}(n)$.

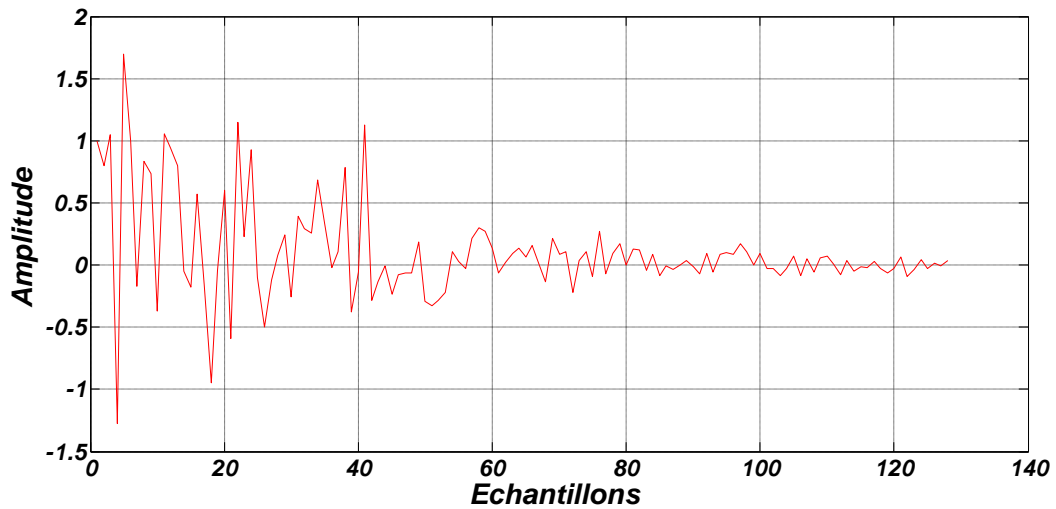


Figure 3.4 : Exemple de réponse impulsionnelle $h_{21}(n)$.

3.2.4 Signaux de mélange (bruités)

Dans cette partie, nous présentons les signaux de sortie de la structure du mélange convolutif (voir la figure 1.5), les signaux de source sont la parole et le bruit. Dans les deux figures ci-dessous (3.5 et 3.6), nous représentons un exemple des signaux de mélange $p_1(n)$ et $p_2(n)$ avec un RSB d'entrée égale à 0 dB.

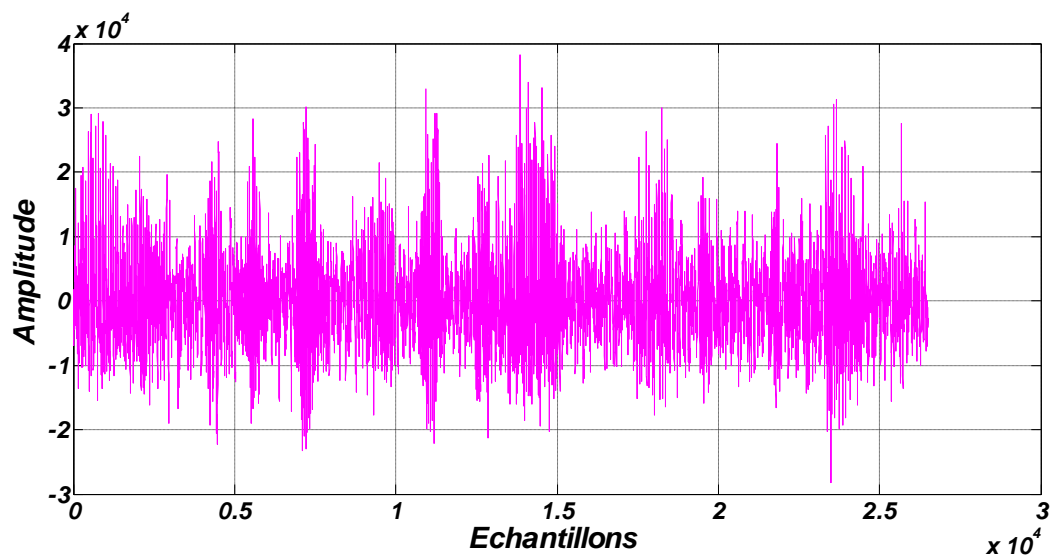


Figure 3.5 : Signal bruité p_1 (signal de mélange)

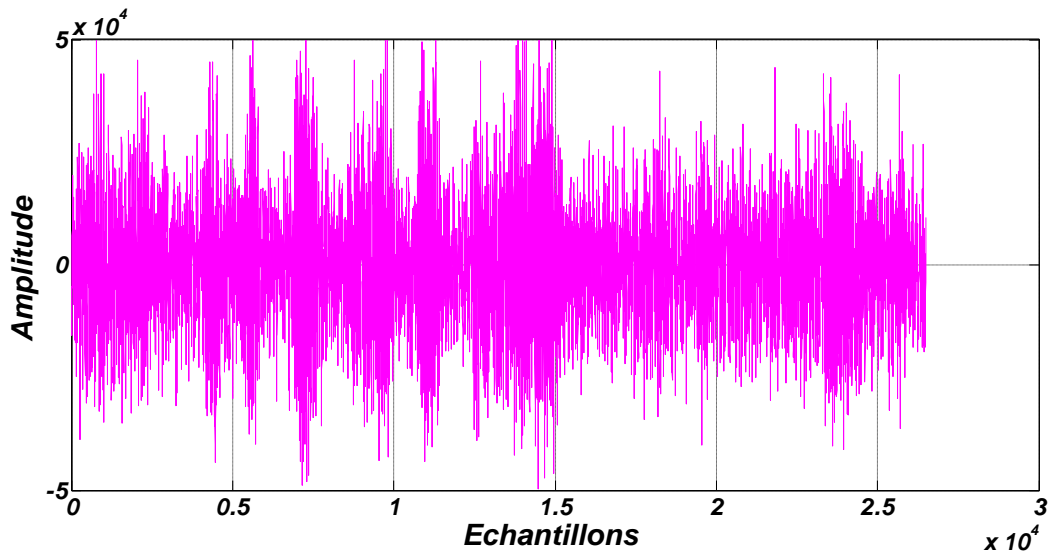


Figure 3.6 : Signal bruité p_2 (signal de mélange).

3.2.5 Détection d'Activité Vocale (DAV)

DAV est la détection de la présence ou de l'absence de la parole humaine, utilisé dans le traitement de la parole. La fonction du DAV permet de distinguer entre le bruit en présence de la parole et le bruit sans la parole.

Dans cette partie, nous avons utilisé une segmentation manuelle dont le but de discriminer entre la parole active et la parole inactive. La figure 3.7 représente la projection de la segmentation sur le signal de parole.

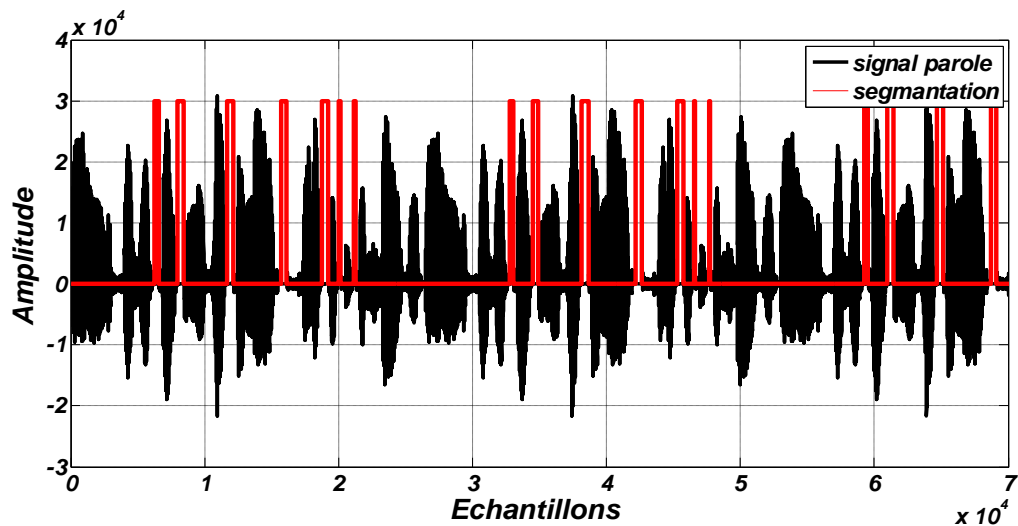


Figure 3.7 : Signal parole avec une segmentation manuelle

3.3 Paramètres de simulation

Les simulations utilisées dans cette partie sont réalisées avec les paramètres présentés dans le tableau suivants :

Paramètres	Valeurs
Nombre d'itération (i)	5 * 26490
Taille des filtres d'analyse et de synthèse (L)	16 pour 2 sous bandes
Taille de filtre (M)	128
Rapport signal sur bruit RSB_1 et RSB_2	-3dB; 0dB ; 3dB
Pas d'adaptation μ_{12}, μ_{21}	0.2 ; 0.5 ; 0.9

Tableau 3.1 : Paramètres utilisés dans simulations.

3.4 Evolution des signaux estimés

Dans cette étape, nous allons comparer les signaux de paroles estimés $u_1(n)$ pour les trois algorithmes présentés en chapitre 2 (F – ND, SF – ND, SF – VSND) avec le signal de mélange (bruité) $p_1(n)$ pour 2 SB, $\mu_{21} = 0.5$, $M = 128$ et $RSB_1 = RSB_2 = 0$ dB.

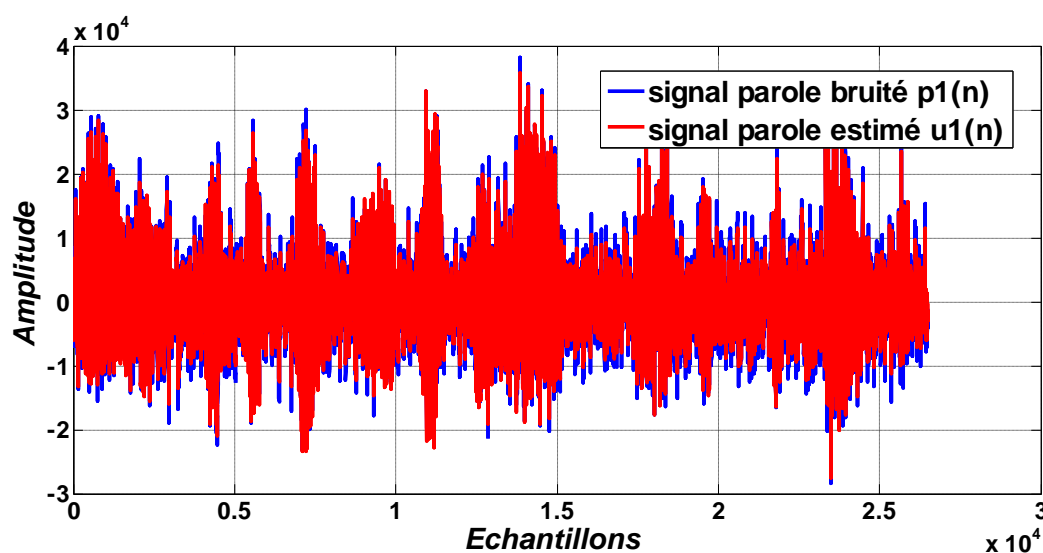


Figure 3.8 : Signal de parole estimé $u_1(n)$ en fonction du signal de parole bruité $p_1(n)$ pour l'algorithme F – ND (en pleine bande).

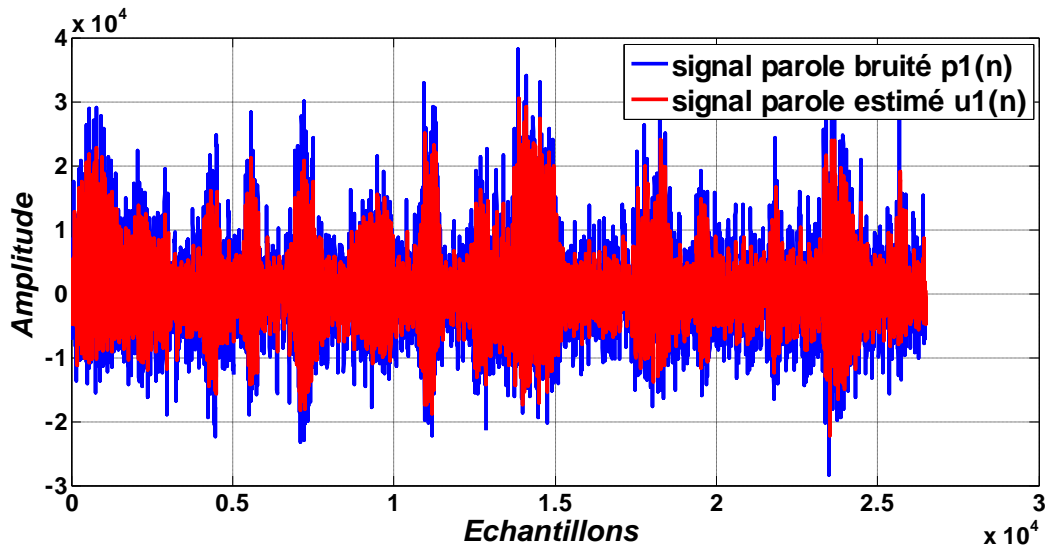


Figure 3.9 : Signal de parole estimé $u_1(n)$ en fonction du signal de parole bruité $p_1(n)$ pour l'algorithme SF – ND.

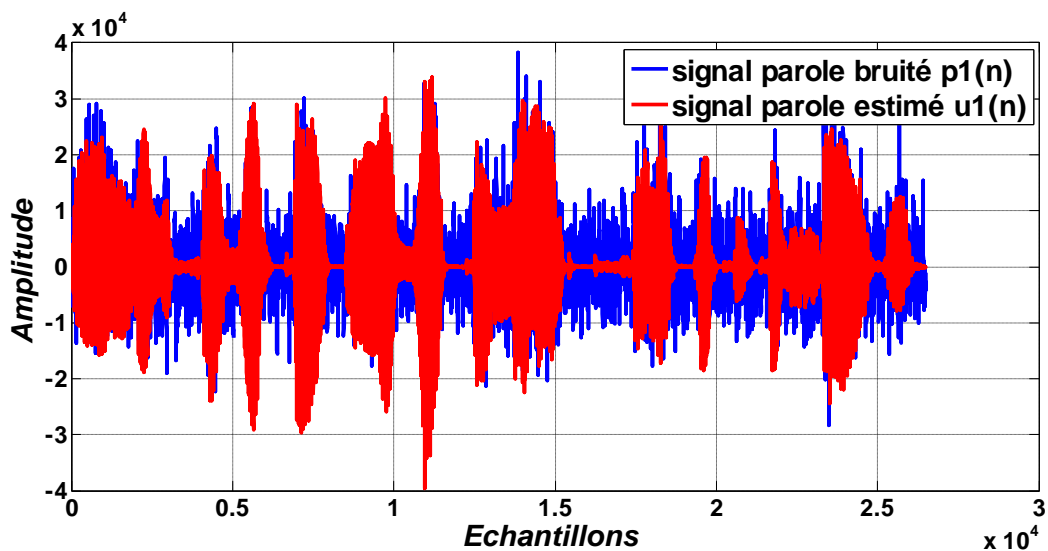


Figure 3.10 : Signal de parole estimé $u_1(n)$ en fonction du signal de parole bruité $p_1(n)$ pour l'algorithme SF – VSND.

D'après les résultats obtenus par les trois figures ci-dessus (3.8, 3.9, 9.10), le signal de parole estimé $u_1(n)$ à la sortie du traitement de l'algorithme SF – VSND converge vers le signal de parole originale $sp(n)$, et nous remarquons que le bruit acoustique est suffisamment annulé. Donc, l'algorithme SF – VSND est très efficace pour l'annulation de bruit acoustique et le rehaussement de la parole.

3.5 Vitesse de convergence

3.5.1 Critère de performance

Le critère de performance utilisé est l'évolution temporelle de l'MSE (Mean Square Erreur), ce critère est donné par :

$$\text{MSE}(n) = 10 \log(\sigma^2) \quad (3.1)$$

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

$$\sigma^2 = 1/M \sum_{i=1}^M e^2(i) \quad (3.2)$$

Où $e(n)$ représente l'erreur de filtrage à priori calculé avant la mise à jour du filtre.

3.5.2 Comparaison entre F – ND, SF – ND et SF – VSND

Les figures ci-dessous représentent l'évolution du critère MSE des algorithmes F – ND, SF – ND, SF – VSND en sous bande avec un bruit USASI. Nous avons utilisé un pas d'adaptation fixe $\mu_{21,i}=0.5$, la taille de filtre $M=128$ et le rapport signal à bruit $\text{RSB}_1=\text{RSB}_2=0$.

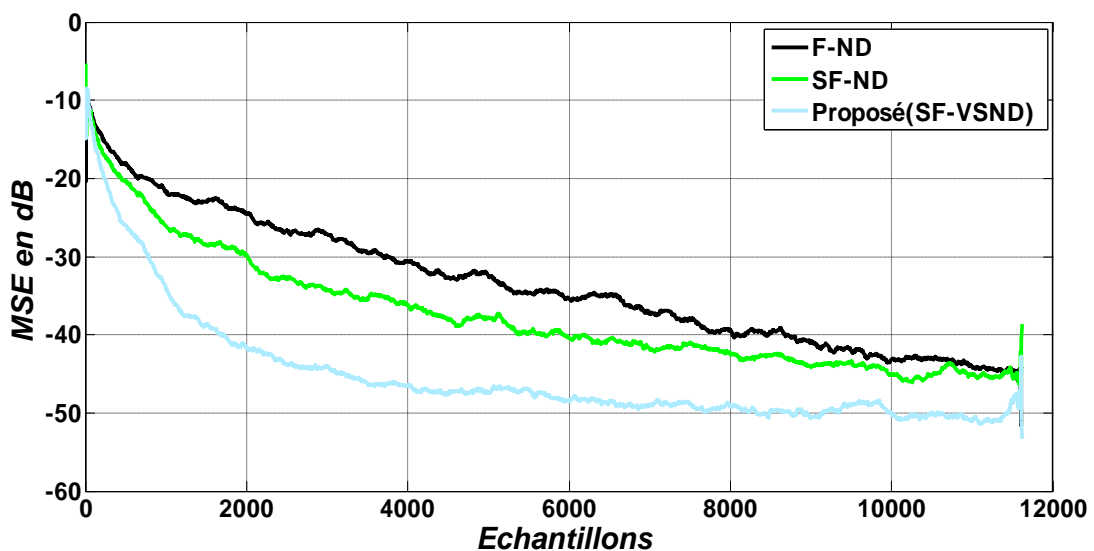


Figure 3.11 : Comparaison de MSE entre les algorithmes F – ND, SF – ND et SF – VSND avec $\mu_{12} = \mu_{21} = 0.5$; $\text{RSB}_1 = \text{RSB}_2 = 0\text{dB}$; $M = 128$.

On remarque bien que l'algorithme proposé SF – VSND converge plus rapidement que les algorithmes F – ND et SF – ND.

3.5.3 Evaluation du MSE entre les algorithmes F-ND, SF-ND, SF-VSND

L'analyse de performance consiste à varier les paramètres de pas d'adaptation pour $\mu_{12,i}=0.2 ; 0.5 ; 0.9$, aussi les paramètres de rapport signal à bruit pour $RSB_1=RSB_2=-3dB ; 0dB ; 3dB$, et fixer la taille du filtre M à 128.

Pour $\mu=0.2$

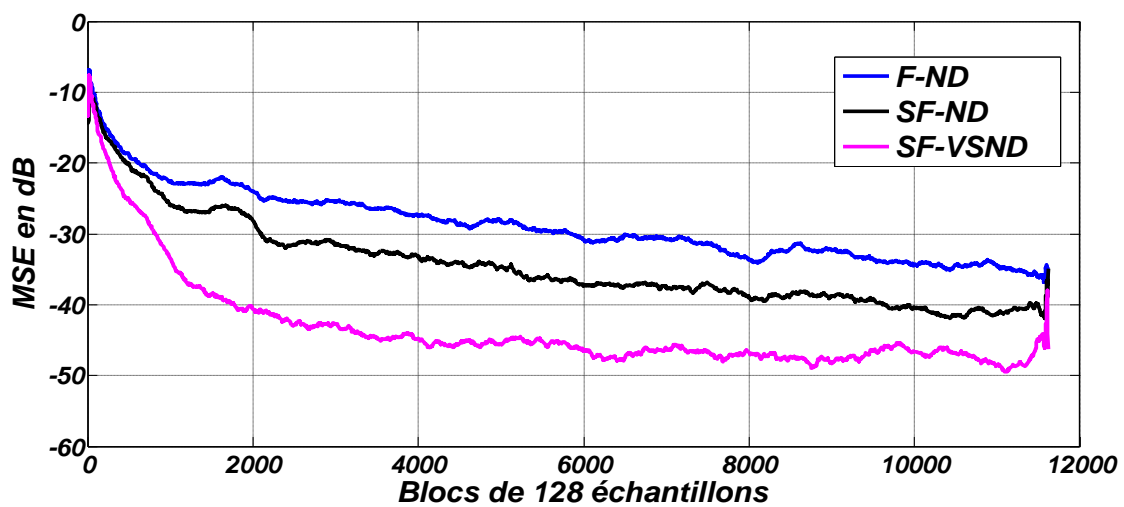


Figure 3.12 : Evolution du MSE entre les algorithmes F – ND, SF – ND, SF – VSND avec

$$\mu_{12} = \mu_{21} = 0.2 ; RSB_1 = RSB_2 = -3dB ; M = 128.$$

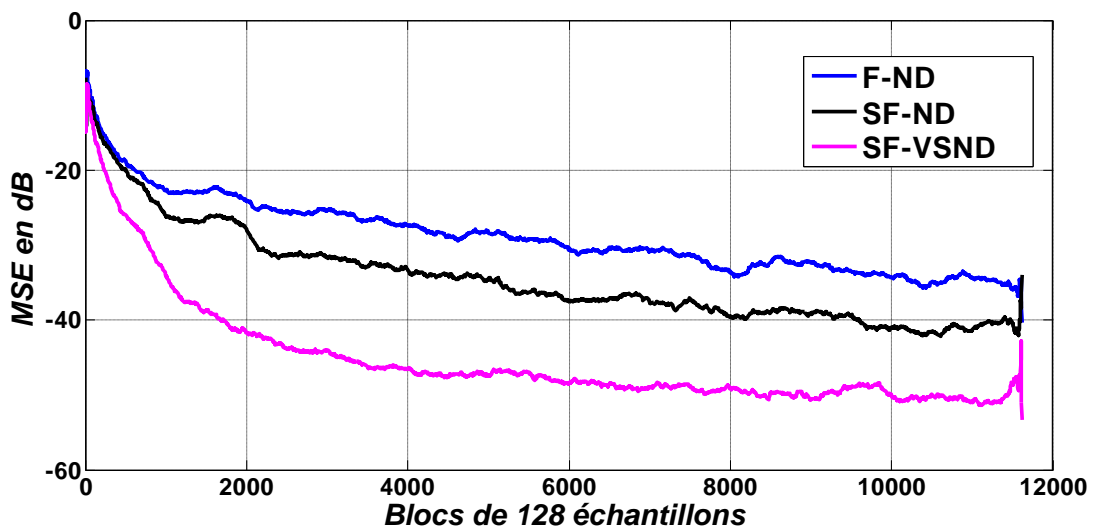


Figure 3.13 : Evolution du MSE entre les algorithmes F – ND, SF – ND, SF – VSND avec

$$\mu_{12} = \mu_{21} = 0.2 ; RSB_1 = RSB_2 = 0dB ; M = 128.$$

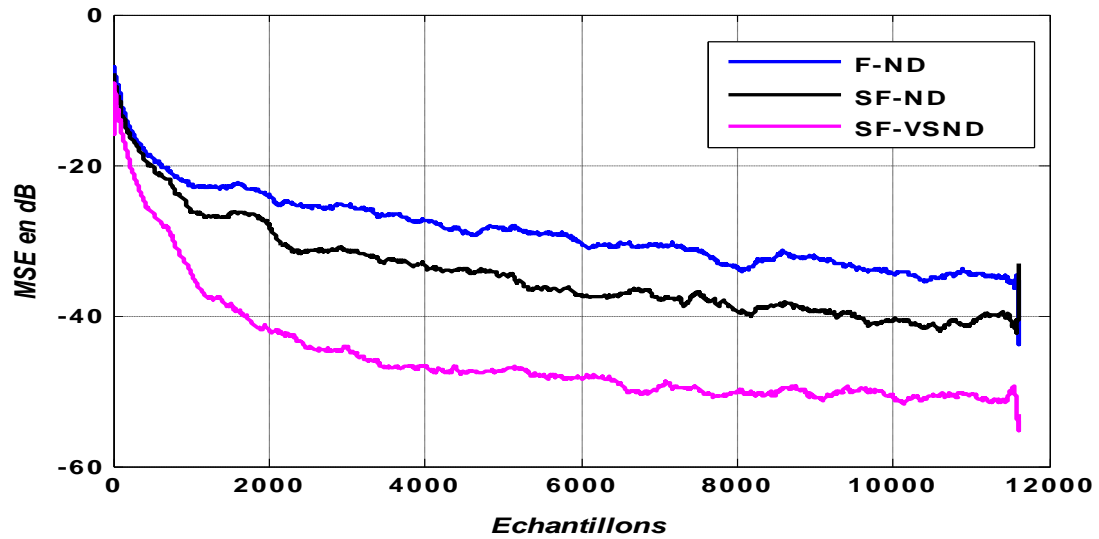


Figure 3.14 : Evolution du MSE entre les algorithmes F – ND, SF – ND, SF – VSND avec

$$\mu_{12} = \mu_{21} = 0.2 ; RSB_1 = RSB_2 = 3\text{dB} ; M = 128.$$

Pour une petite valeur de pas d'adaptation et pour trois valeurs de $RSB > 0\text{dB}$, nous avons remarqué que la vitesse de convergence de l'algorithme proposé SF – VSND est plus rapide que celles obtenues par les deux autres algorithmes.

Pour $\mu=0.5$:

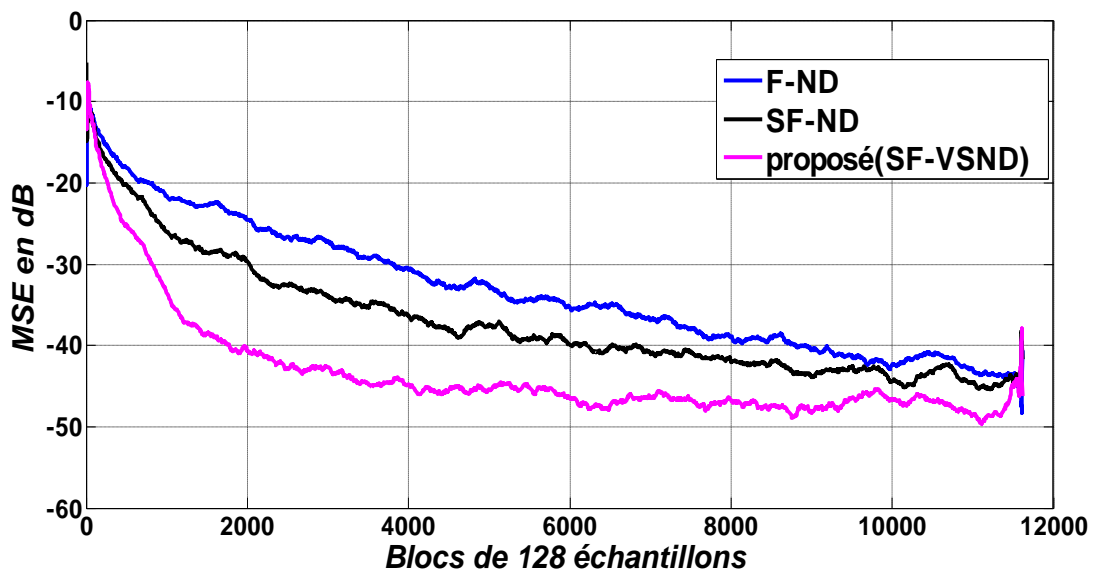


Figure 3.15 : Evolution du MSE entre les algorithmes F – ND, SF – ND, SF – VSND avec

$$\mu_{12} = \mu_{21} = 0.5 ; RSB_1 = RSB_2 = -3\text{dB} ; M = 128.$$

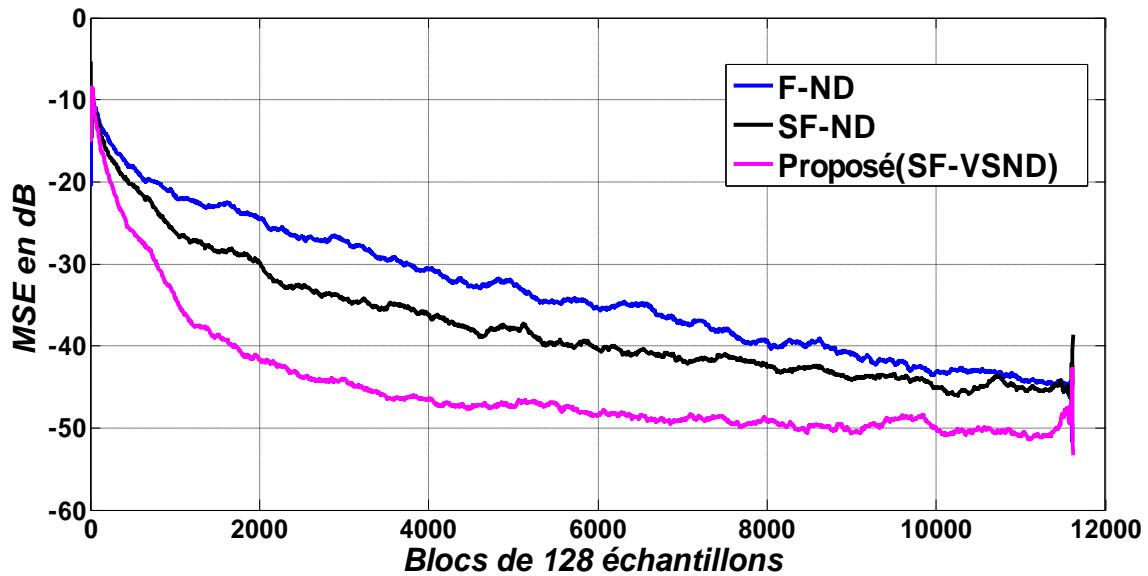


Figure 3.16 : Evolution du MSE entre les algorithmes F – ND, SF – ND, SF – VSND avec $\mu_{12} = \mu_{21} = 0.5$; $RSB_1 = RSB_2 = 0\text{dB}$; $M = 128$.

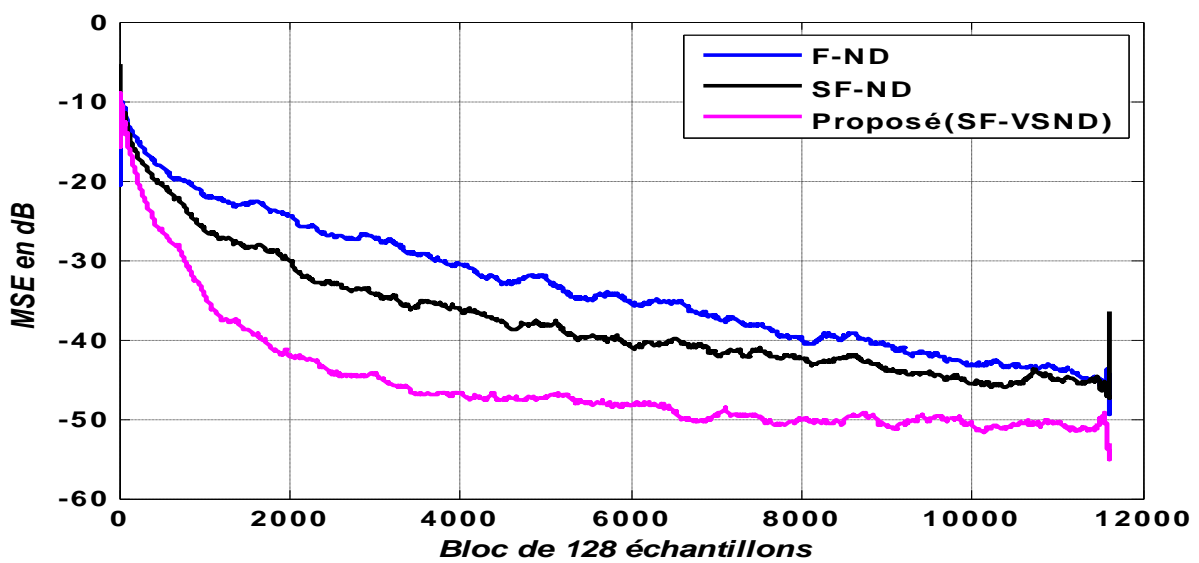


Figure 3.17 : Evolution du MSE entre les algorithmes F – ND, SF – ND, SF – VSND avec $\mu_{12} = \mu_{21} = 0.5$; $RSB_1 = RSB_2 = 3\text{dB}$; $M = 128$.

D'après les résultats obtenus par les figures précédentes (3.15 à 3.17), nous avons remarqués toujours que l'algorithme proposé SF – VSND donne de bons résultats en terme de la vitesse de convergence.

Pour $\mu = 0.9$

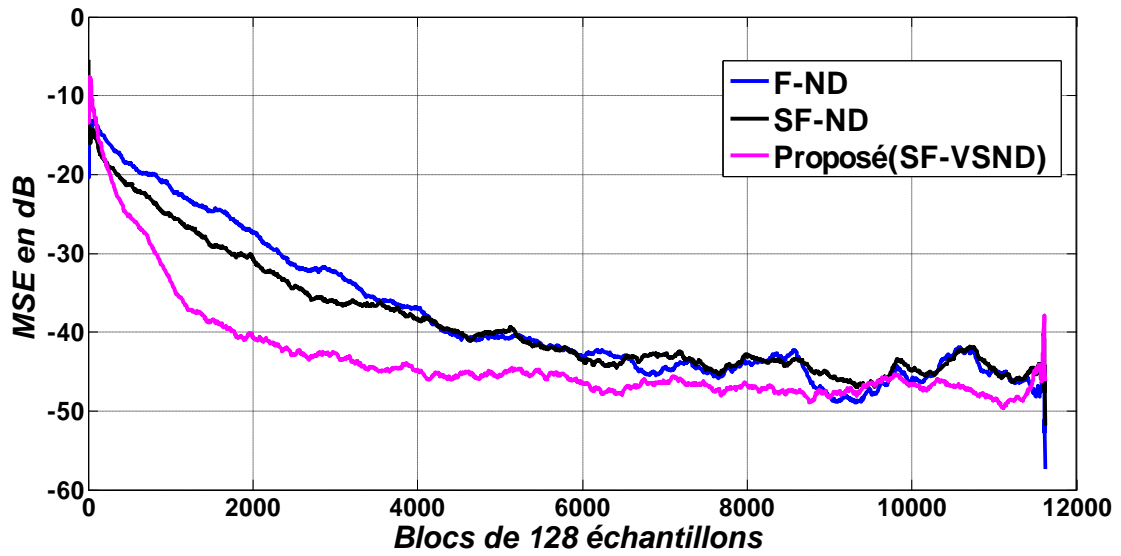


Figure 3.18 : Evolution du MSE entre les algorithmes F – ND, SF – ND, SF – VSND avec

$$\mu_{12} = \mu_{21} = 0.9 ; RSB_1 = RSB_2 = -3\text{dB} ; M = 128.$$

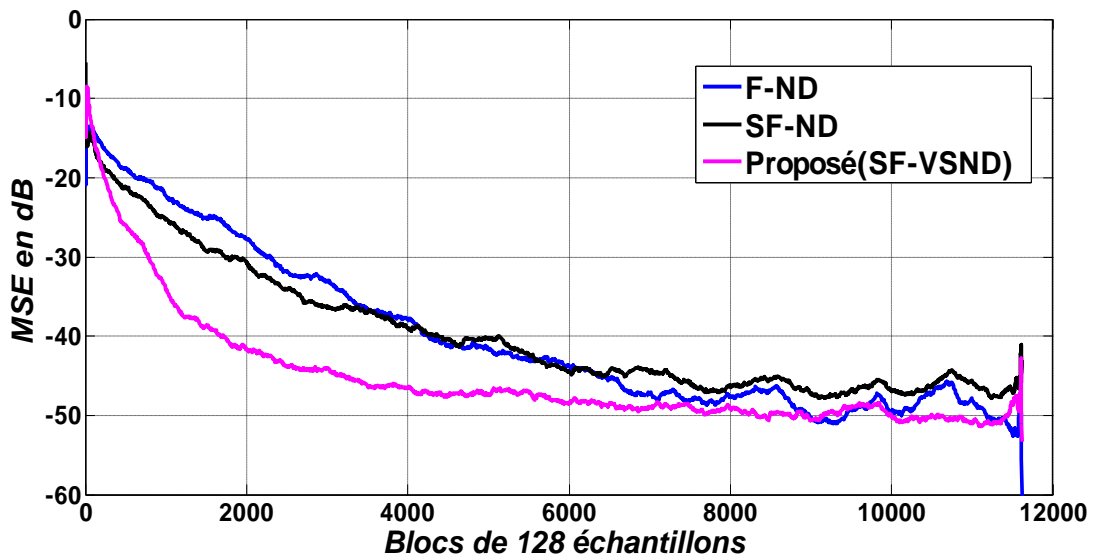


Figure 3.19 : Evolution du MSE entre les algorithmes F – ND, SF – ND, SF – VSND avec

$$\mu_{12} = \mu_{21} = 0.9 ; RSB_1 = RSB_2 = 0\text{dB} ; M = 128.$$

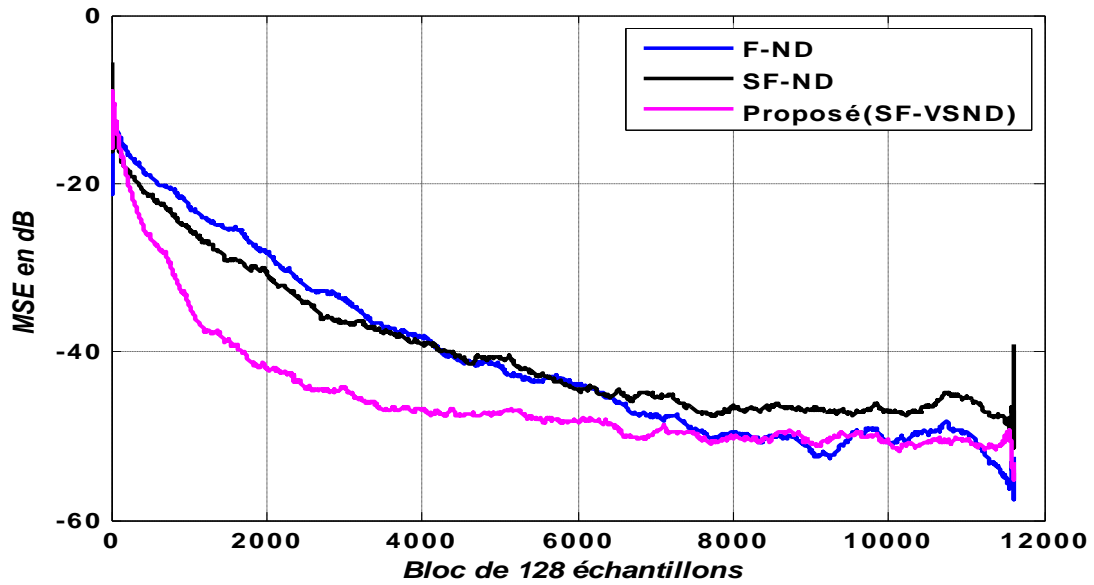


Figure 3.20 : Evolution du MSE entre les algorithmes F – ND, SF – ND, SF – VSND avec

$$\mu_{12} = \mu_{21} = 0.9 ; RSB_1 = RSB_2 = 3\text{dB} ; M = 128.$$

Finalement et d’après les résultats de simulations présentés dans les figures 3.18, 3.19, 3.20, nous avons validé la bonne performance de l’algorithme proposé SF – VSND en terme de vitesse de convergence par rapport les algorithmes F – ND et SF – ND pour trois valeurs de pas d’adaptation et trois valeurs de RSB d’entrée.

3.5.4 Effet du pas

Dans cette partie, nous avons fixé la taille du filtre $M=128$ et nous avons variés le pas d’adaptation $\mu_{21,i}$.

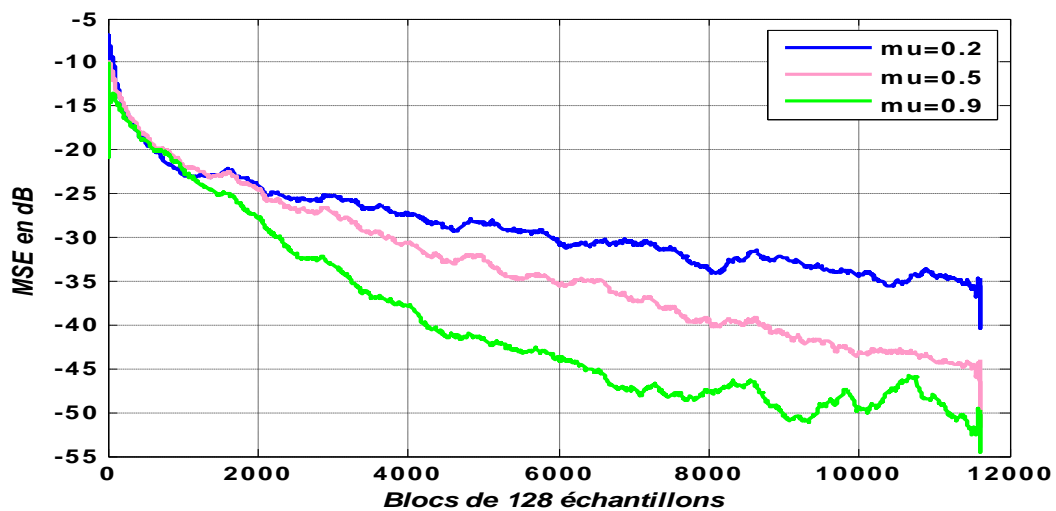


Figure 3.21 : Influence du pas d’adaptation dans l’algorithme F – ND.

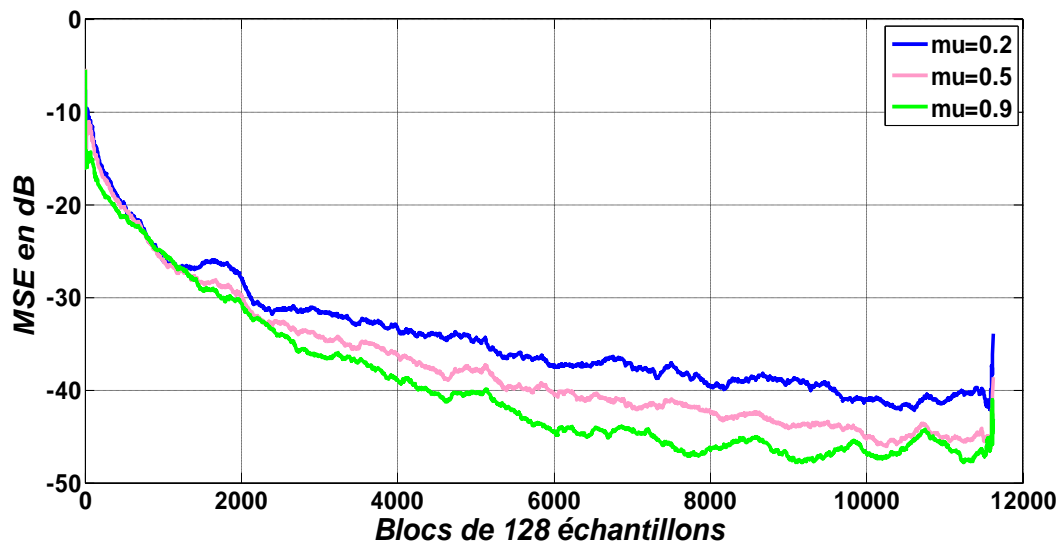


Figure 3.22 : Influence du pas d'adaptation dans l'algorithme SF – ND.

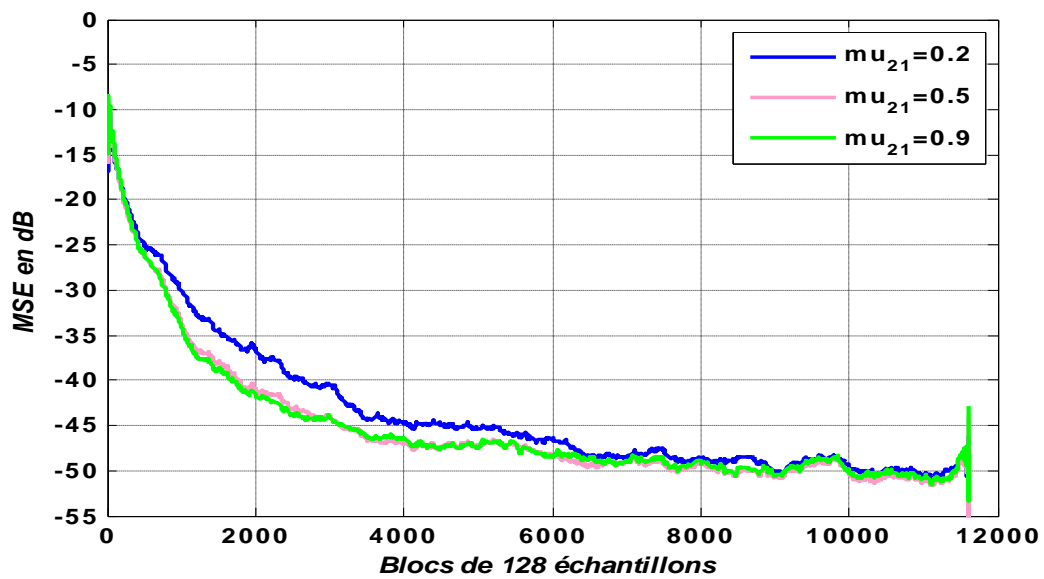


Figure 3.23 : Influence du pas d'adaptation dans l'algorithme SF – VSND.

D'après les résultats de simulations illustrés dans les figures (3.21, 3.22 et 3.23), nous remarquons que les trois algorithmes convergent mieux lorsque le pas d'adaptation est grand.

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les résultats de plusieurs simulations de réduction du bruit acoustique par trois versions de l'algorithme de décorrélation adaptative de type Forward.

On a conclu que l'algorithme étudié donne des bons résultats pour la séparation de sources et la réduction du bruit. Nous notons que la vitesse de convergence obtenue est très rapide par rapport aux algorithmes F-ND et SF-ND.

Conclusion générale

Ce projet de fin d'étude traité le problème de réduction du bruit et le rehaussement du signal de parole par un algorithme Forward adaptatif en sous-bandes avec pas d'adaptation variables basé sur le principe de décorrélation.

Dans un premier volet, nous avons présenté des généralités sur la parole et le bruit et leurs caractéristiques principales. Après on a fait une étude sur le filtrage adaptatif avec ses algorithmes classique tels que LMS et NLMS. Dans la deuxième partie nous avons présenté les techniques de réduction de bruit par les méthodes bi-capteurs adaptatives, puis en a fait une étude sur les structures de séparation aveugle des sources (Forward et Backward).

Dans la suit, nous avons proposé un algorithme SAD normalisé en sous-bande avec pas d'adaptation variable. Nous remarquons que quand on utilise un pas d'adaptation fort, la vitesse de convergence est très rapide mais la qualité mauvaise, par contre, si le pas d'adaptation est faible la vitesse de convergence très lente avec un signal de parole estimé de bonne qualité.

D'après les résultats de simulations obtenus par l'algorithme Forward normalisé en sous-bandes à pas d'adaptation variables, nous remarquons que la vitesse de la convergence des filtres est rapide avec une bonne qualité du signal estimé.

Nous constatons que l'algorithme proposé SF-VSND donne des bons résultats pour la réduction du bruit acoustique et le rehaussement du signal de parole par rapport aux algorithmes classique en plaine bande et en sous bandes.

Bibliographie

[1] BENFETIMA Youcef, IKHLEF Mohammed : « Annulation d'écho acoustique en sous bande », Mémoire de fin d'études, Université Blida 1, 2014.

[2]A.Sayoud, H.Rahima : « Réduction du bruit acoustique par un algorithme RLS bi-capteur », Mémoire de Master, Université Blida1, 2016.

[3]Bendoumia Redha, Deba Abdellah : « Rehaussement du signal de parole par l'algorithme de decorrelation symétrique », Mémoire de Master, Université Blida 1, (Juillet. 2011).

[4]BENDOUMIA Rédha : « Annulation du bruit par les méthodes de séparation de sources aveugles. Application aux du système de télécommunication numériques », Thèse de Doctorat, Université Blida 1, 2014.

[5]KERKAR Mohammed, BOUZEKKAR Sohib Abderrahim : « REDUCTION DU BRUIT ACOUSTIQUE PAR NOUVELLE APPROCHE DE DECORRELATION SYMETRIQUE ADAPTATIVE EN SOUS-BANDES », Mémoire de Master, Université Blida 1, 2018.

[6] BENFADEL Rahma, KHELIFATI Fatma Zohra: « Réduction du bruit acoustique et le rehaussement de la parole par un algorithme Forward symétrique adaptatif amélioré en sous-bandes », Mémoire de Master, Université Blida 1, 2019.

[7] BOUCHEKOUK Oussama, BOUZIDI Mahfoud: « Annulation du bruit par les algorithmes proportionnels implémentés sur la structure Forward de séparation de sources », Mémoire de Master, Université Blida 1, 2018.

[8] OMARI Medina, ABDAT Soumaya : « Nouvelle version proportionnelle de l'algorithme Backward bi-capteurs pour la réduction du bruit acoustique », Mémoire de Master, Université Blida 1, 2019.

- [9] Van Gerven, S : « Adaptive noise cancellation and signal separation with applications to speech enhancement », Ph.D dissertation, University catholic of Leuven, (Mar. 1996).
- [10] DJENDI Mohammed : « Advanced techniques for two-microphone noise reduction in mobile communications », Thèse de Doctorat, Université de Rennes 1, France, (Jan. 2010).
- [11] Nguyen Thi, H.L., Jutten, Ch., Caelen, J., « Séparation aveugle de parole et de bruit dans un mélange convolutif », Treizième colloque Grets- Juan-lespins, (Sep. 1991).
- [12] Kong-Aik Lee, Woon-Seng Gan, Sen M. Kuo: « Subband Adaptive Filtering: Theory and Implementation », Livre, 2009, John Wiley & Sons.
- [13] BOUDERBALA Fatah, CHABOUNI Omar : « Proposition d'un algorithme rapide à deux canaux pour la réduction du bruit dans les systèmes téléphoniques à mains-libre », Mémoire de Master, université Blida 1, 2018.
- [14] D.van Comperolls, S. Van Gerven, « Signal separation in a symmetric adaptive noise canceller by output decorrelation », in: Proceedings of the ICASSP, vol. IV, 1992, pp. 221–224.
- [15] ELAHOUEL Abdelmadjid, MANSOURI Miloud: « Rehaussement de la parole par les algorithmes Forward et Backward à pas d'adaptation variable et normalise », Mémoire de Master, Université Blida1, 2018.