

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne démocratique et populaire

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

جامعة سعد دحلب البليدة
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك
Département d'Électronique



Mémoire de Master

en Télécommunication

Spécialité : Réseaux & Télécommunications

Présenté par

EL FODIL Sara

&

BITOUR Nour el houda

Algorithme adaptatif proportionnel simplifié pour la réduction du bruit acoustique bi-capteurs

Proposé par : M.BENDOUMIA Rédha

Année Universitaire 2021-2022

Remerciements

Nous tenons à remercier en premier lieu ALLAH le tout puissant de nous avoir procuré la santé, la patience et la volonté pour réaliser ce modeste travail.

Nous exprimons nos reconnaissances et nos respects à Mr.BENDOUMIA Rédha, notre promoteur, pour ses conseils pertinents, sa disponibilité, et son soutien tout au long de la réalisation de ce mémoire.

Un grand remerciement aux membres du jury chacun par son propre nom, pour l'honneur et l'intérêt qu'ils nous ont accordé en acceptant d'examiner et d'évaluer notre travail.

Nous tenons à exprimer notre reconnaissance et gratitude aux enseignants du département d'électronique de manière générale, et à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à l'élaboration de ce travail.

Sans oublier de remercier nos chère parents, qui étaient toujours à nos côtés et nous ont aidés et soutenu.

Merci à tous.

*Je dédie ce modeste travail accompagné d'un profond
amour,*

*À celle qui m'a arrosé de tendresse et d'espoirs, à la source
d'amour incessible, qui s'est sacrifié pour mon bonheur et
ma réussite, à ma chère mère Nassiba.*

*À mon support dans la vie, qui a été toujours présent avec
son soutien indéfectible, qui a consacré sa vie pour notre
bien-être à mon cher père Mohamed.*

*À mon frère Marouane avec qui je partage les moments de
joies et de peines.*

*À mes grands-parents, mes tantes, mes oncles, et tous mes
cousins. À tous les membres de la famille EL FODIL et
HARROU.*

*À tous mes enseignants et spécialement mon encadreur Mr
BENDOUJIA Rédha.*

Et à tous ceux qui m'aiment et qui croient en moi.

Sara

C'est avec une grande gratitude et des mots sincères, que je dédie ce modeste travail de fin d'étude à mes chers parents, qui ont sacrifié leur vie pour ma réussite

A ma mère FAÏJA HADJALI qu'elle a toujours cru en moi et avec ses nombreux sacrifices,

A mon père YUCEF pour son soutien et ses encouragements

J'espère que je leur rendrai un jour une partie de ce qu'ils ont fait pour moi, que Dieu les bénisse avec bonheur et longue vie

A ma grand – mère maternel ZINEB qui a été toujours à côté de moi pendant le long de mes études, merci pour ton amour, tes conseille et Prières

Je dédie aussi ce travail à mes chères sœurs Nedjoua, Faten, Feriel, sabrina et son mari Imad

A mon adoré frère Mohamed

A tous mes enseignants qui ont contribué à ma formation tout au long de mes d'années d'études, et spécialement mon encadreur monsieur Rédha Bendoumia.

Sans oublier Meriem zoulikha

A mes chères amies Khadidja, Ahlem

Nour el houda

ملخص: أثناء مكالمات هاتفية من هاتف محمول في السيارة ، على سبيل المثال ، يحدث تغيير غير مرغوب فيه على الإشارة الصوتية المرسله بواسطة إشارة ضوضاء. هناك عدة طرق لتقليل إشارة الضوضاء الصوتية، مثل طريقة فصل المصدر التي تعتمد على استقلالية الإشارات (الكلام والضوضاء). الهدف من هذا المشروع هو تقليل الضوضاء الصوتية بالطرق التكيفية. سنتطرق إلى الهياكل الأمامية البسيطة لتقليل الضوضاء ثنائية الاستشعار في نظام متفرق، باستخدام الخوارزمية التكيفية المعيارية في نطاق فرعي بخطوات تكيف متغيرة بسيطة.

كلمات المفاتيح: التصفية التكيفية في النطاقات الفرعية ؛ الهيكل الأمامي ، تقليل إشارة الضوضاء، خطوات التكيف المتغيرة ، الاستجابة النضوية.

Résumé : Lors d'un appel téléphonique depuis un téléphone portable dans une voiture par exemple, le signal vocal transmis est perturbé par un signal du bruit. Il existe plusieurs méthodes de réduction du bruit acoustique, comme la méthode de séparation des sources qui sont basée sur l'indépendance des signaux (la parole et le bruit). Le but de ce projet est la réduction du bruit acoustique par les méthodes adaptatives. Nous nous baserons sur une structure de réduction du bruit bi-capteurs simple de type Forward dans un système sparse, en utilisant l'algorithme adaptatif normalisé en sous-bande à pas d'adaptation variables simples.

Mots clés : Filtrage adaptatif en sous-bandes ; Structure Forward , Réduction du bruit acoustique , Pas d'adaptation variables , Réponse impulsionnelles.

Abstract : During a telephone call from a mobile telephone in a car, for example, the voice signal transmitted is disturbed by a noise signal. There are several methods for reducing acoustic noise, such as the source separation method which is based on the independence of the signals (speech and noise). The goal of this project is the acoustic noise reduction by adaptive methods. We will be based on simple Forward type bi-sensor noise reduction structure in a sparse system, using the adaptive algorithm in sub-band with simple variable step-sizes.

Keywords : Adaptive filtering in sub-bands; Forward Structure, Acoustic Noise Reduction, Variable Adaptation Steps, Impulse Responses.

Listes des acronymes et abréviations

FNSAD : Forward normalized symmetric adaptive decorrelation.

IPNLMS : Improved Proportionate Normalized Subband Adaptive Adaptive Filtering.

LMS : Least Mean Square.

MSE : Mean Square Error.

MMSE : Minimum Mean Square Error.

NLMS : Normalised Least Mean Square.

NSAF : Normalised Subband Adaptive Filter.

PNLMS : Proportionnel Normalized Subband Adaptive Adaptive Filtering.

RI : Réponse Impulsionnelle.

RSB : Rapport signal à bruit.

SAF : Subband Adaptive Filter.

SF-NLMS : Subband Forward NLMS.

SFF : Simplified Fullband Forward.

USASI : United States of America Standards Institute.

VP-SSF : Variable step size Proportionate Subband Simplified Forward.

Table des matières

Introduction générale	1
Chapitre 1 Filtrage adaptatif en sous bande	3
1.1 Introduction.....	3
1.2 Généralités sur le bruit.....	3
1.2.1 Définition du bruit	3
1.2.2 Types de bruit	3
1.3 Filtrage adaptatif.....	4
1.3.1 Définition du filtrage adaptatif.....	4
1.3.2 Principe du filtrage adaptatif.....	5
1.3.3 Applications du filtrage adaptatif	5
1.3.4 Filtrage de weiner	6
1.4 Algorithmes adaptatifs.....	6
1.4.1 Algorithme de gradient stochastique LMS.....	6
1.4.2 Algorithme NLMS.....	8
1.4.3 Banc de filtre	9
1.4.4 Algorithme NSAF.....	9
1.5 Erreur quadratique moyenne	11
1.6 Mélange bi-capteurs convolutif.....	12
1.6.1 Modèle convolutif bi-capteurs complet	12
1.6.2 Modèle convolutif bi-capteurs simplifié	13
1.7 Conclusion	14
Chapitre 2 Réduction du bruit acoustique	15
2.1 Introduction.....	15

2.2	Réponses impulsionnelles	15
2.2.1	Réponse impulsionnelle acoustique	15
2.2.2	Réponse impulsionnelle dispersive	17
2.2.3	Réponse impulsionnelle sparse	18
2.3	Structure Forward	19
2.3.1	Structure Forward Bi-capteurs simplifiée en pleine Bande	20
2.3.2	Structure Forward Bi-capteurs en sous Bande.....	21
2.4	Algorithme adaptatif proportionnel	22
2.5	Pas d'adaptation variable.....	23
2.6	Algorithme proposé	24
2.7	Conclusion	29
Chapitre 3	Résultats de simulations	30
3.1	Introduction.....	30
3.2	Signaux de test.....	30
3.2.1	Signaux originaux.....	30
3.2.2	Bruit USASI.....	32
3.2.3	Réponses impulsionnelles	32
3.2.4	Signaux bruités	34
3.2.5	Banc de filtre	35
3.3	Test avec un bruit blanc	37
3.4	Vitesse de convergence	38
3.4.1	Système acoustique sparse avec $M = 128$	38
3.4.2	Système acoustique sparse avec $M = 512$	40
3.4.3	Système acoustique sparse avec $M = 1024$	41
3.4.4	Effet de la taille du filtre M	43

3.5 Conclusion	44
Conclusion générale	46
Bibliographie	47
Conclusion générale.....	45
Bibliographie.....	46

Liste des figures

Figure 1.1. Principe d'un filtre adaptatif.....	5
Figure 1.2. Schéma du filtrage de weiner.....	6
Figure 1.3. Schéma représentatif de l'algorithme LMS.....	8
Figure 1.4. Une analyse/synthèse en sous-bande par banc de filtres.....	9
Figure 1.5. Schéma représentatif de l'algorithme SAF.....	10
Figure 1.6. Schéma représentatif de l'algorithme NSAF.....	11
Figure 1.7. Schéma représentatif d'un mélange convolutif bi-capteurs.....	13
Figure 1.8. Schéma représentatif d'un mélange convolutif bi-capteurs simplifié....	13
Figure 2.1. Représentation d'un canal acoustique.....	15
Figure 2.2. Propagation du son dans une salle acoustique.....	16
Figure 2.3 Réponse impulsionnelle dispersive.....	16
Figure 2.4 Réponse impulsionnelle sparse.....	17
Figure 2.5. Structure FORWARD	18
Figure 2.6. Structure FORWARD Bi-capteurs en pleine Bande.....	19
Figure 2.7. Structure FORWARD Bi-capteurs en sous Bande.....	20
Figure 2.8. Structure détaillée de l'algorithme proposé.....	27
Figure 3.1. Signal de parole original.....	31
Figure 3.2. Signal de parole original avec un DAV manuel.....	31
Figure 3.3. Bruit USASI.....	32
Figure 3.4. Réponse impulsionnelle dispersive $h_{12}(n)$ avec $M=128$	33
Figure 3.5. Réponse impulsionnelle dispersive $h_{21}(n)$ avec $M=128$	33

Figure 3.6. Réponse impulsionnelle sparse $h_{12}(n)$ avec $M=128$	34
Figure 3.7. Réponse impulsionnelle sparse $h_{21}(n)$ avec $M=128$	34
Figure 3.8. Signal de mélange $p_1(n)$	35
Figure 3.9. Signal de mélange $p_2(n)$	35
Figure 3.10. Réponse fréquentielle d'un filtre passe bas.....	36
Figure 3.11. Réponse fréquentielle d'un filtre passe haut.....	36
Figure 3.12. Evaluation du critère EQM entre les algorithmes SFF et VP-SSF avec $M = 128$ et $RSB_1 = RSB_2 = 3$ dB (RI dispersive).....	37
Figure 3.13. Evaluation du critère EQM entre les algorithmes SFF et VP-SSF avec $M = 128$ et $RSB_1 = RSB_2 = -3$ dB (RI dispersive).....	38
Figure 3.14. Evaluation du critère EQM entre les algorithmes SFF et VP-SSF avec $M = 128$ et $RSB_1 = RSB_2 = 3$ dB (RI sparse).....	39
Figure 3.15. Evaluation du critère EQM entre les algorithmes SFF et VP-SSF avec $M = 128$ et $RSB_1 = RSB_2 = -3$ dB (RI sparse).....	39
Figure 3.16. Evaluation du critère EQM entre les algorithmes SFF et VP-SSF avec $M = 512$ et $RSB_1 = RSB_2 = 3$ dB (RI sparse).....	40
Figure 3.17. Evaluation du critère EQM entre les algorithmes SFF et VP-SSF avec $M = 512$ et $RSB_1 = RSB_2 = -3$ dB (RI sparse).....	41
Figure 3.18. Evaluation du critère EQM entre les algorithmes SFF et VP-SSF avec $M = 1024$ et $RSB_1 = RSB_2 = 3$ dB (RI sparse).....	42
Figure 3.19. Evaluation du critère EQM entre les algorithmes SFF et VP-SSF avec $M = 1024$ et $RSB_1 = RSB_2 = -3$ dB (RI sparse).....	42
Figure 3.20. Influence de la taille de filtre sur l'algorithme VP-SSF.....	43
Figure 3.21. Signal estimé.....	44

Liste des tableaux

Tableau 1.1. Algorithme LMS.....7

Tableau 2.1. Structure de l'algorithme proposé (VP-SSF).....27

Introduction générale

De nos jours les moyens de télécommunication sont devenus indispensables, le téléphone mobile est l'un des outils les plus utilisés, cela revient au fait qu'il offre la possibilité de passer des appels téléphoniques de n'importe quel point du globe avec une très grande indépendance et flexibilité. Mais malheureusement la communication avec des systèmes main-libre (par exemple : la téléphonie main-libre à l'intérieur d'un habitacle de voiture) entraîne une dégradation considérable au niveau de la qualité cela est dû à la présence du bruit.

La présence du bruit a un impact négatif sur le signal qui porte l'information utile, il a la possibilité de causer des erreurs de transmission et perturber un processus de communication, c'est pourquoi il est nécessaire d'appliquer des traitements de réduction de bruit pour garantir la qualité de la communication.

L'objectif de ce travail est de réduire le bruit acoustique bi-capteurs en utilisant un algorithme adaptatif proportionnel simplifié à pas d'adaptation variable appliqué dans une structure Forward en sous bande, afin de réaliser cet objectif nous allons diviser notre mémoire en trois chapitres comme suit :

Chapitre1 : au cours de ce chapitre nous allons définir le bruit et ses types ensuite nous allons consacrer une grande partie pour expliquer le filtrage adaptatif, son principe et ses applications, nous allons ensuite présenter les algorithmes adaptatifs LMS, NLMS, SAF, NSAF, puis les mélanges convolutifs bi-capteurs.

Chapitre2 : Dans ce chapitre nous présenterons les réponses impulsionnelles sparse et dispersives, ensuite nous passerons aux structures Forward en pleine bande et en sous-bande suivi par les algorithmes adaptatifs proportionnels et le pas d'adaptation variable, finalement nous allons présenter l'algorithme proposé dans ce projet.

Chapitre3 : Ce chapitre est consacré aux résultats de simulations, pour l'étude comparative entre l'algorithme classique et l'algorithme proposé en termes de réduction du bruit acoustique.

Et pour finir nous clôtureront ce mémoire avec une conclusion général.

Chapitre 1 Filtrage adaptatif en sous bande

1.1 Introduction

Le but de chaque communication est de réduire le bruit au maximum afin d'obtenir la meilleure communication possible, pour cela il existe plusieurs méthodes.

Dans ce chapitre nous allons détailler le bruit et ses types, le filtrage adaptatif, son principe, ses applications et les algorithmes adaptatifs, ainsi que les mélanges convolutifs bi-capteurs.

1.2 Généralités sur le bruit

1.2.1 Définition du bruit

Le bruit appelé aussi parasite représente les phénomènes qui perturbent et affectent la transmission ou l'interprétation d'un signal.

1.2.2 Types de bruit

Bruit blanc : On appelle bruit blanc un processus aléatoire stationnaire dont les échantillons sont des variables aléatoires non corrélées, sa densité spectrale de puissance est constante [1].

Bruit coloré : Un bruit coloré est un bruit blanc filtré, ainsi la fonction d'auto-corrélation d'un tel bruit ne sera pas une impulsion de Dirac, mais une courbe étroite. Un bruit coloré de basses fréquences est parfois appelé bruit rose il ne conserve que les grandes longueurs d'ondes, ce qui dans le spectre du visible correspond aux teintes rouges [2].

Bruit USASI : Le bruit USASI est un processus aléatoire stationnaire dont les échantillons sont des variables aléatoires corrélées. Sa densité spectrale de puissance caractérise le spectre moyen du signal de la parole [3].

1.3 Filtrage adaptatif

1.3.1 Définition du filtrage adaptatif

Le filtrage adaptatif est une technique utilisée pour l'ajustement automatique des paramètres d'un filtre lorsque ces derniers sont difficiles à déterminer ou variant dans le temps. La synthèse des filtres adaptatifs impose le plus souvent les phases suivantes [4] :

- Spécification des performances désirées (minimisation de l'énergie du signal d'erreur).
- Définition de la structure du filtre utilisé en vue de réaliser les performances souhaitées.
- Ajustement automatique des paramètres qui sera réalisé par un algorithme d'adaptation, cet algorithme sera apprécié en fonction de ses performances (la convergence, la poursuite des variations.....etc.).

Le filtrage adaptatif est d'une grande importance dans de nombreuses applications de traitement du signal, telles que la modélisation, estimation et détection de signaux. Les filtres adaptatifs jouent également un rôle crucial dans les systèmes modélisation et contrôle. Ces applications sont liées aux communications, radar, sonar, biomédical électronique, géophysique, ...etc [5].

Un filtre adaptatif est défini par quatre aspects [6] :

1. les signaux traités par le filtre.
2. la structure qui définit comment le signal de sortie du filtre est calculé à partir de son entrée.
3. les paramètres au sein de cette structure qui peuvent être modifiés de manière itérative pour modifier la relation entrée-sortie.
4. l'algorithme adaptatif qui décrit comment les paramètres sont ajustés à partir d'un moment à l'autre.

1.3.2 Principe du filtrage adaptatif

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

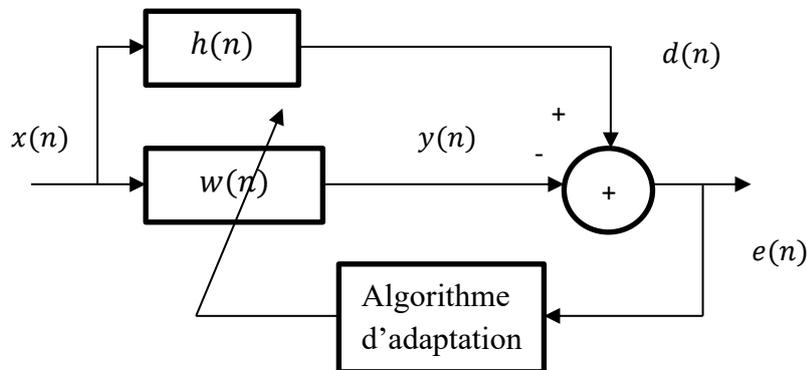


Figure 1.1. Principe d'un filtre adaptatif.

$x(n)$: est le signal d'entrée du filtre.

$y(n)$: est le signal de la sortie du filtre.

$d(n)$: est le signal de référence.

$e(n)$: est le signal d'erreur (c'est la différence entre $d(n)$ et $y(n)$).

$h(n)$: est la réponse impulsionnelle du système.

$w(n)$: sont les coefficients du filtre.

Le principe du filtrage adaptatif se base sur les deux points suivant [7] :

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

1.3.3 Applications du filtrage adaptatif

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 de la réponse désirée (référence) $d(n)$ et l'erreur $e(n)$, qui est la différence entre $d(n)$ et la sortie du filtre $y(n)$, sert à contrôler (adapter) les valeurs des coefficients du filtre [8,9].

Ce qui différencie essentiellement les applications provient de la façon de définir la réponse désirée $d(n)$.

On a quatre classes d'applications suivantes :

- Identification de systèmes.
- Prédiction.
- Modélisation inverse.
- Annulation d'interférences.

1.3.4 Filtrage de weiner

Le filtrage de wiener est un problème d'estimation ou on dispose d'une connaissance a priori sur le paramètre à estimer. Cette connaissance se présente sous la forme de données probabilistes. Typiquement on veut estimer un signal noyé dans un bruit et on sait que le signal est a priori centré, blanc, ...etc [10].

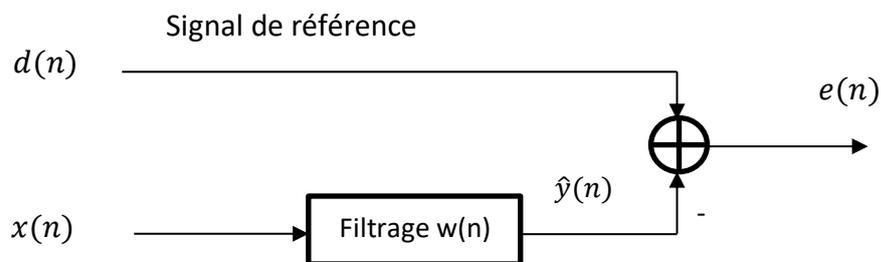


Figure 1.2. Schéma du filtrage de weiner.

1.4 Algorithmes adaptatifs

1.4.1 Algorithme de gradient stochastique LMS

L'algorithme de gradient stochastique LMS nommée aussi l'algorithme des moindres carrés moyens (Least Mean Square) cet algorithme adaptatif qui est considéré le plus utilisé a été proposé par Widrow et Huff.

L'idée de base derrière le filtre LMS est d'approcher les coefficients du filtre optimal, en mettant à jour ces coefficients d'une manière itérative pour converger vers les coefficients du filtre optimal. Dans la plupart des cas, l'algorithme commence par un vecteur d'initialisation qui est nul, et à chaque étape, les coefficients sont ajustés par le calcul du gradient de l'erreur quadratique moyenne MSE (Mean Square Error). Cette méthode consiste en deux étapes fondamentales [11].

Étape de filtrage : Implique le calcul des données de sortie d'un filtre transversal à partir d'un choix des poids initiaux

$$y(n) = \mathbf{w}(n) * x(n) \quad (1.1)$$

Et ensuite l'estimation de l'erreur en comparant la sortie du filtre avec la sortie désirée

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

Étape d'adaptation : procède à la mise à jour des poids du filtre en fonction de l'estimation de l'erreur. L'équation de mise-à-jour des coefficients est :

$$\mathbf{w}(n + 1) = \mathbf{w}(n) + \mu \mathbf{x}(n) e(n) \quad (1.3)$$

Le paramètre μ est le pas d'adaptation de l'algorithme (qui dépend de l'énergie du signal $x(n)$). Pour les signaux non stationnaires (l'énergie du signal $x(n)$ varie avec le temps), l'algorithme LMS aura du mal à fonctionner correctement puisque μ est constant. L'algorithme LMS est détaillé dans le tableau :

<p>Initialisation des paramètres</p> <p>μ : Pas d'adaptation</p> <p>M : Longueur du filtre</p> <p>$\mathbf{w}(0) = [w_0(0) \ w_1(0), \dots \ w_{L-1}(0)]^T = \mathbf{0}_{L \times 1}$</p> <p>$\mathbf{x}(n) = [x(n) \ x(n-1), \dots \ x(n-L+1)]^T$</p> <p>Traitement et adaptation</p> <p>Pour $n = 0, 1, \dots$ Nombre d'itération</p> <p>$y(n) = \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n)$</p> <p>$e(n) = d(n) - y(n)$</p> <p>$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mu\mathbf{x}(n)e(n)$</p> <p>Fin</p>

Tableau 1.1. Algorithme LMS

La condition nécessaire et suffisante de convergence en moyenne de l'algorithme LMS est :

$$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{max}} \quad (1.4)$$

Où λ_{max} désigne la plus grande valeur propre de la matrice d'autocorrélation $R_{L,xx}$. En pratique on utilise souvent, le choix de la constante μ une condition plus restrictive qui garantit la convergence en moyenne quadratique.

$$0 < \mu < \frac{2}{Trace(R_{L,xx})} = \frac{2}{L\sigma_x^2} \quad (1.5)$$

Où l'opérateur *Trace* (\bullet) représente la somme des éléments de la diagonale d'une matrice. Et σ_x^2 désigne la variance du signal d'entrée $x(n)$ supposé centré [12].

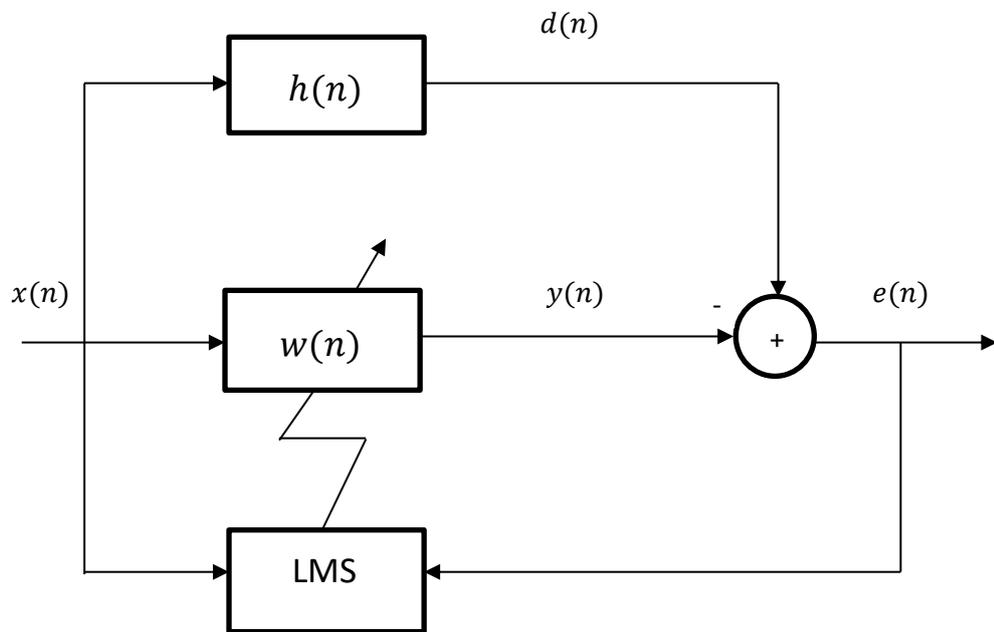


Figure 1.3. Schéma représentatif de l'algorithme LMS.

1.4.2 Algorithme NLMS

L'algorithme NLMS est basé sur l'algorithme LMS comme son nom l'indique cet algorithme consiste à normaliser le gain d'adaptation par l'énergie du signal d'entrée, autrement dit le pas d'adaptation μ devient une fonction de la puissance du signal d'entrée :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n - 1) + \mu \frac{x(n)}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)} e(n) \quad (1.6)$$

Avec : $0 < \mu < 2$ (1.7)

La condition (1.7) assure la convergence et la stabilité.

1.4.3 Banc de filtre

Un banc de filtre est un ensemble de filtres numériques travaillant en parallèle et découpant la bande de fréquence en N sous-bande. Parmi les applications on a par exemple, l'analyse en sous-bande ou encore le filtrage adaptatif en sous-bande [13].

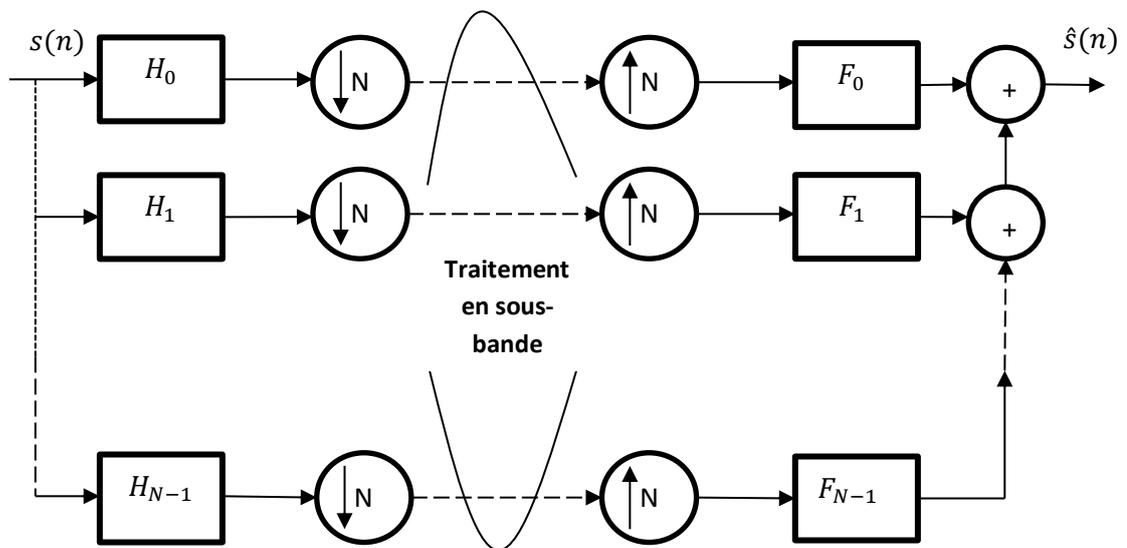


Figure 1.4. Une analyse/synthèse en sous-bande par banc de filtres.

N Représente le paramètre de décimation.

H_0, H_1, \dots, H_{N-1} Représente le Banc des filtres d'analyse.

F_0, F_1, \dots, F_{N-1} Représente le Banc des filtres synthèse.

1.4.4 Algorithme NSAF

Premièrement L'algorithme SAF est une méthode qui a été proposé pour mettre fin aux problèmes des algorithmes adaptatifs précédents (lente convergence, signaux corrélés). Le SAF divise à la fois les signaux d'entrées et désirés en plusieurs sous-bandes via le filtres d'analyse, puis utilise les signaux de sous-bande décimés pour ajuster son vecteur poids. Étant donné que la structure multibande de SAF évite le repliement de spectre en mettant à jour le vecteur de poids du filtre pleine bande plutôt que plusieurs

sous-filtres dans la structure conventionnelle, ce qui la rend plus attrayante [14], [15], [16].

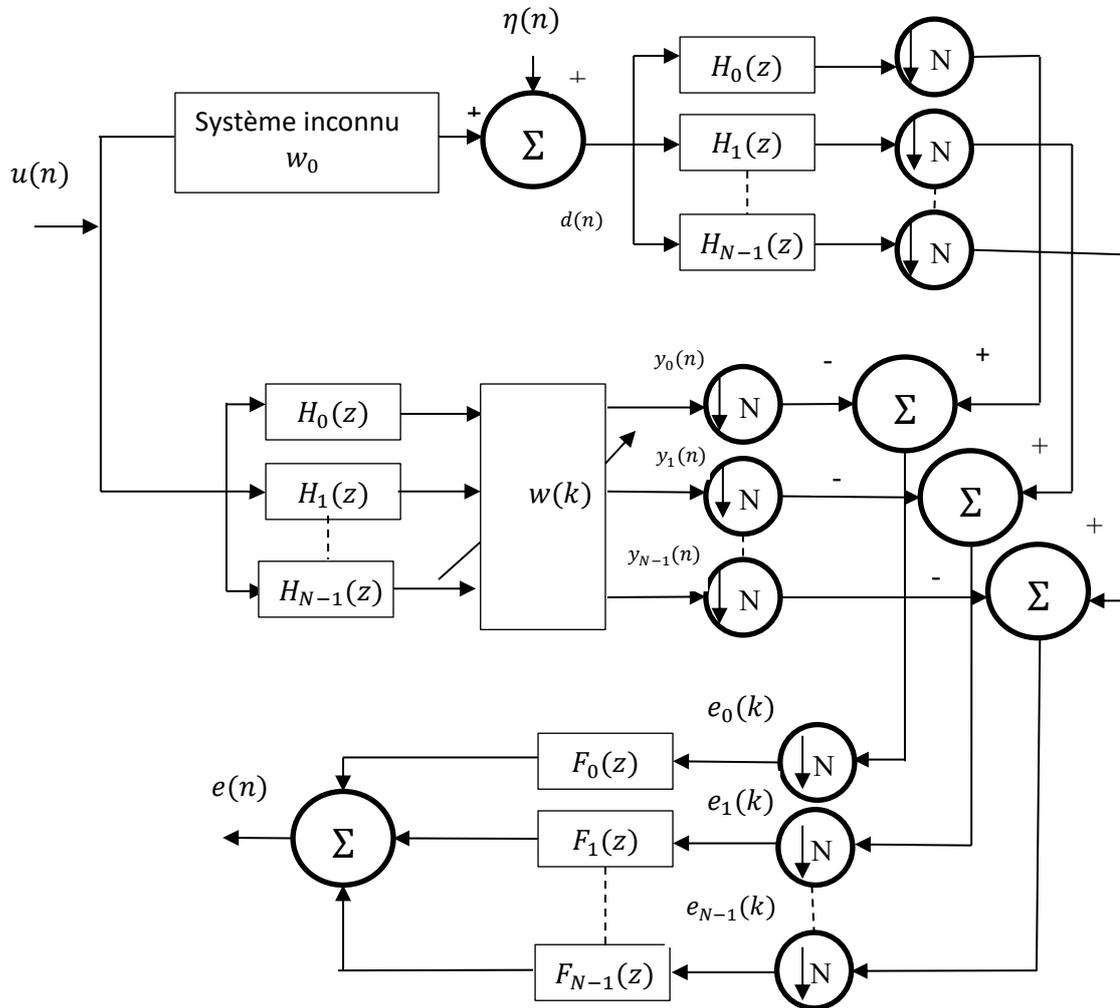


Figure 1.5. Schéma représentatif de l'algorithme SAF.

L'algorithme SAF normalisé (NSAF) a été développé à partir du principe de perturbation minimale. L'algorithme NSAF obtient des résultats significatifs qui prouvent l'amélioration de la convergence des signaux d'entrée corrélés par rapport à l'algorithme NLMS. L'augmentation de l'algorithme NSAF dans la complexité de calcul est insignifiante, en particulier dans une application de filtre adaptatif d'ordre élevé (par exemple, annulation d'écho). L'algorithme NSAF est considéré comme une généralisation de l'algorithme NLMS dans le domaine des sous-bandes, où pour un cas particulier d'une sous-bande, l'algorithme NSAF réduit à l'algorithme NLMS, pour éviter

le retard du signal de l'entrée à la sortie du système adaptatif en raison des bancs de filtres d'analyse et de synthèse adoptés, deux configurations sans délai pour l'algorithme NSAF qui utilisent une boucle axillaire pour calculer la sortie du système adaptatif a été développée [17].

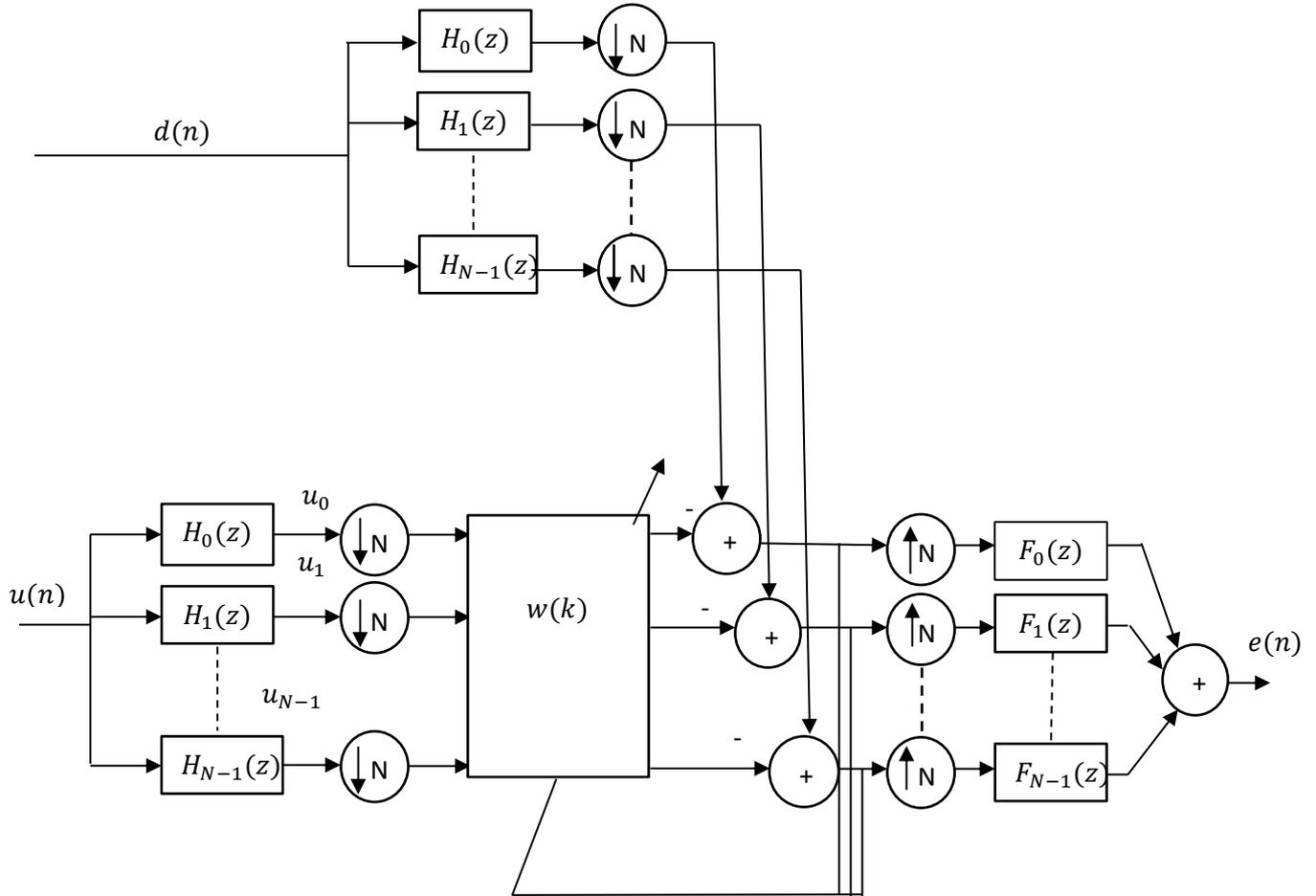


Figure 1.6. Schéma représentatif de l'algorithme NSAF.

$H_0(z), H_1(z), \dots, H_{N-1}(z)$ Représente le Banc des filtres d'analyse.

$F_0(z), F_1(z), \dots, F_{N-1}(z)$ Représente le Banc des filtres synthèse.

1.5 Erreur quadratique moyenne

Cette quantité représente la puissance du signal d'erreur [12] :

$$MSE(dB) = 10 \log_{10}(E\{|e(n)|^2\}) = 10 \log_{10}\left(\frac{1}{M} \sum_{n=1}^M e^2(n)\right) \quad (1.8)$$

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

M : La longueur du filtre adaptatif.

On appellera erreur quadratique moyenne minimale MMSE (Minimum MSE) la valeur de MSE après la convergence, ce critère sera utilisé pour l'étude de la convergence des algorithmes dans le cas des signaux stationnaires [12].

1.6 Mélange bi-capteurs convolutif

1.6.1 Modèle convolutif bi-capteurs complet

Il s'agit généralement d'un mélange convolutif de signaux à large bande qui dépend de la propagation des signaux à travers le support, de la position des récepteurs, des sources et des caractéristiques de l'environnement [18].

Les équations des signaux du mélange :

$$p_1(n) = s(n) * h_{11}(n) + b(n) * h_{21}(n) \quad (1.9)$$

$$p_2(n) = b(n) * h_{22}(n) + s(n) * h_{12}(n) \quad (1.10)$$

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

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

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

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

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

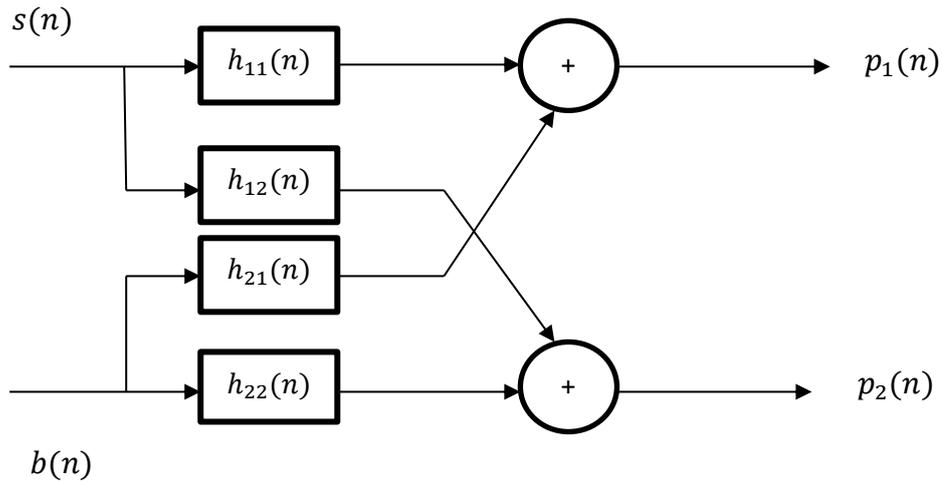


Figure 1.7. Schéma représentatif d'un mélange convolutif bi-capteurs.

1.6.2 Modèle convolutif bi-capteurs simplifié

Pour simplifier le modèle de mélange convolutif bi-capteurs on prend en compte certaines suppositions [19] :

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

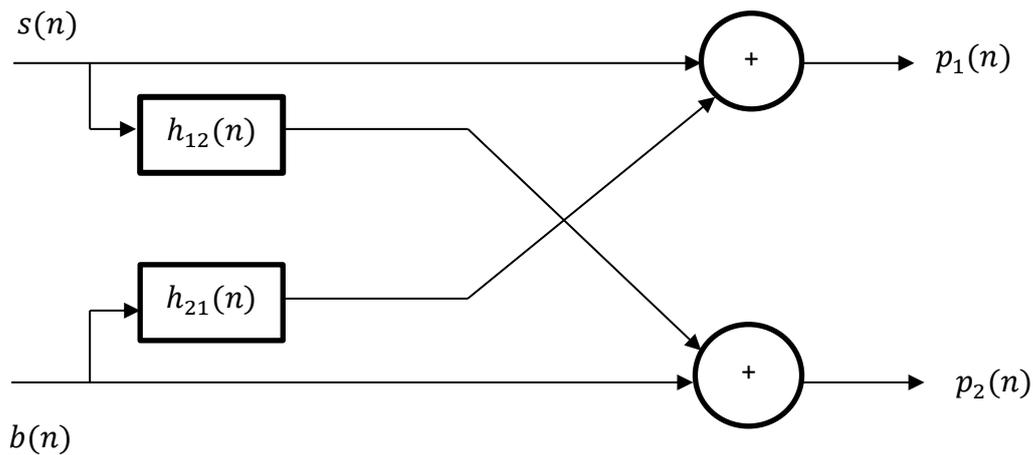


Figure 1.8. Schéma représentatif d'un mélange convolutif bi-capteurs simplifié.

Les équations des signaux du mélange :

$$p_1(n) = s(n) + b(n) * h_{21}(n) \quad (1.11)$$

$$p_2(n) = b(n) + s(n) * h_{12}(n) \quad (1.12)$$

1.7 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons défini le bruit et ses types. Nous avons expliqué le concept du filtrage adaptatif et ses différents algorithmes conçu pour améliorer la convergence, nous avons éclairci la raison pour laquelle les sous bandes sont utilisés. D'autre part nous avons expliqué les mélanges convolutifs bi-capteurs.

Chapitre 2 Réduction du bruit acoustique

2.1 Introduction

Afin d'améliorer les algorithmes adaptatifs classiques pour la réduction du bruit acoustique plusieurs méthodes ont été développées.

Dans ce chapitre nous allons expliquer les algorithmes et les méthodes que nous avons utilisés pour développer un algorithme adaptatif proportionnel simplifié bi-capteurs à pas d'adaptation variable pour améliorer la réduction du bruit acoustique.

2.2 Réponses impulsionnelles

2.2.1 Réponse impulsionnelle acoustique

Dans un milieu (salle), le son va être transmis de manière directe et réfléchi. Dans un canal acoustique de son émis par le haut-parleur est ensuite capté par le microphone il est alors renvoyé vers le locuteur. Le premier son étendu est celui qui provient du chemin direct de la source, puis après le son étendu les reflets atténués du Chemin direct de la source, puis après sont étendus les reflets atténués du son sur les murs, lorsque le son est réfléchi, chaque réflexion est retardée et atténué [20].

Dans la théorie de l'acoustiques ces réflexion son modélisées par un filtre finie (RIF) qui mesurée entre le haut-parleur et le microphone utilisés. Cette réponse impulsionnelle dépend de l'emplacement de haut-parleur et le microphone, et aussi des caractéristiques des transducteurs, de la salle [20].

La réponse impulsionnelle se présente sous la forme d'une onde directe (le trajet le plus court emprunte par l'onde sonore) et d'une succession d'ondes réfléchies, diffractées et diffusées par les parois de l'espace clos [21][22].

Les phénomènes dans un milieu acoustique sont mesurés à partir de la notion du canal acoustique figure 2.1, ce dernier dépend de trois éléments principaux [23] :

- La forme et les propriétés acoustiques des murs et des objets de la salle.
- La source avec son diagramme de directivité et sa position (HP : haut-parleur.).
- Le récepteur avec son diagramme de directivité et sa position (MIC : microphone).

Dans l'approximation de l'acoustique linéaire ce canal est filtre linéaire dont l'entrée est le signal $x(t)$ et la sortie $d(t)$ [23] :

$$d(t) = h(t) * x(t) \quad (2.1)$$

Ou $h(t)$ est la réponse impulsionnelle (RI) du canal acoustique, (*) est la convolution.

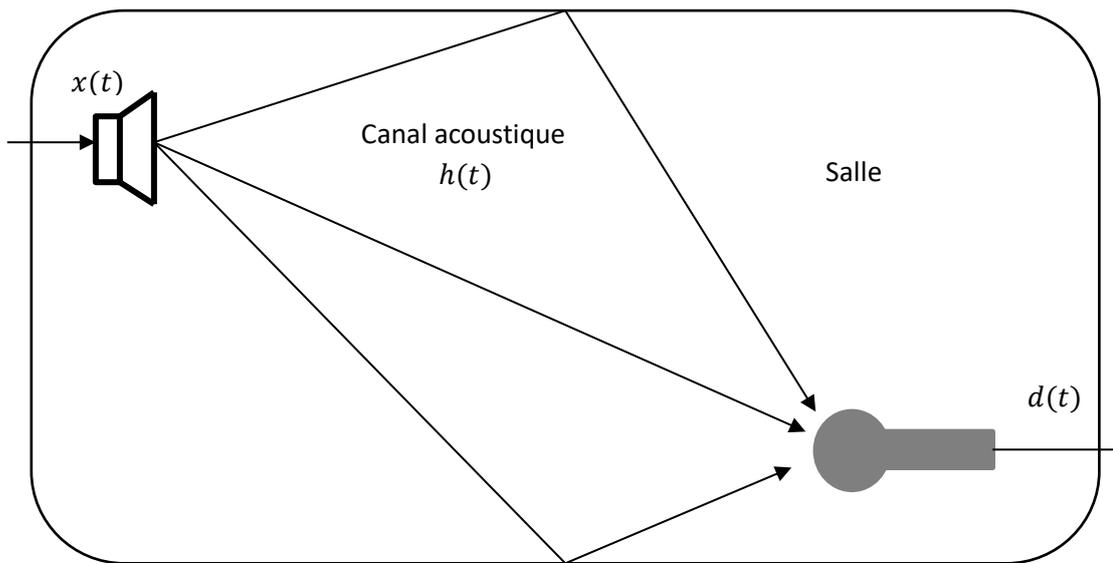


Figure 2.1. Représentation d'un canal acoustique.

Un exemple plus approfondi de la réponse impulsionnelle une pièce donne l'observation que le son se désintègre à un taux exponentiel. Par conséquent, la réponse impulsionnelle de la pièce illustrée ci-dessus peut être similaire à figure 2.2 propagation du son dans une salle acoustique [20].

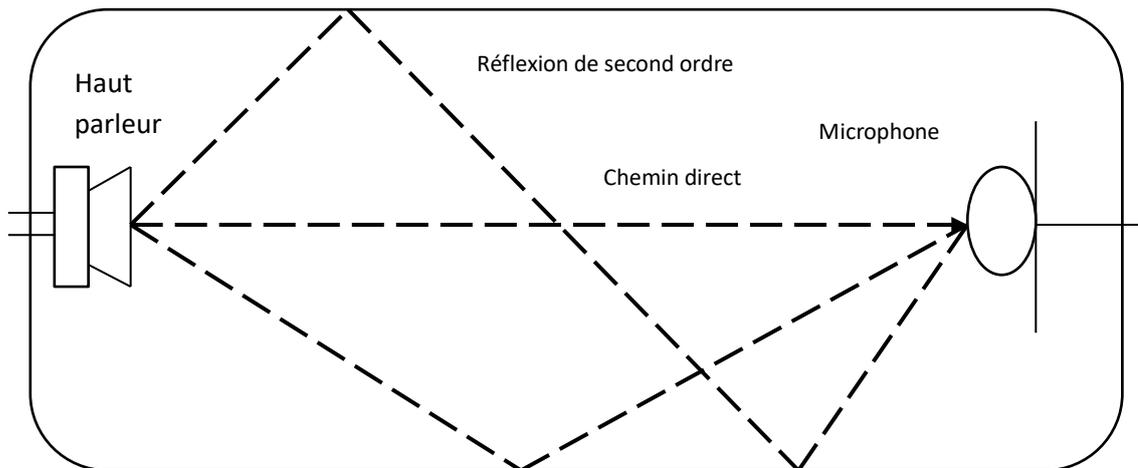


Figure 2.2. Propagation du son dans une salle acoustique.

2.2.2 Réponse impulsionnelle dispersive

La réponse impulsionnelle dispersive a une énergie qui est répartie sur tout le trajet de l'écho dispersive.

La figure 2.3 représente un exemple d'une réponse impulsionnelle dispersive.

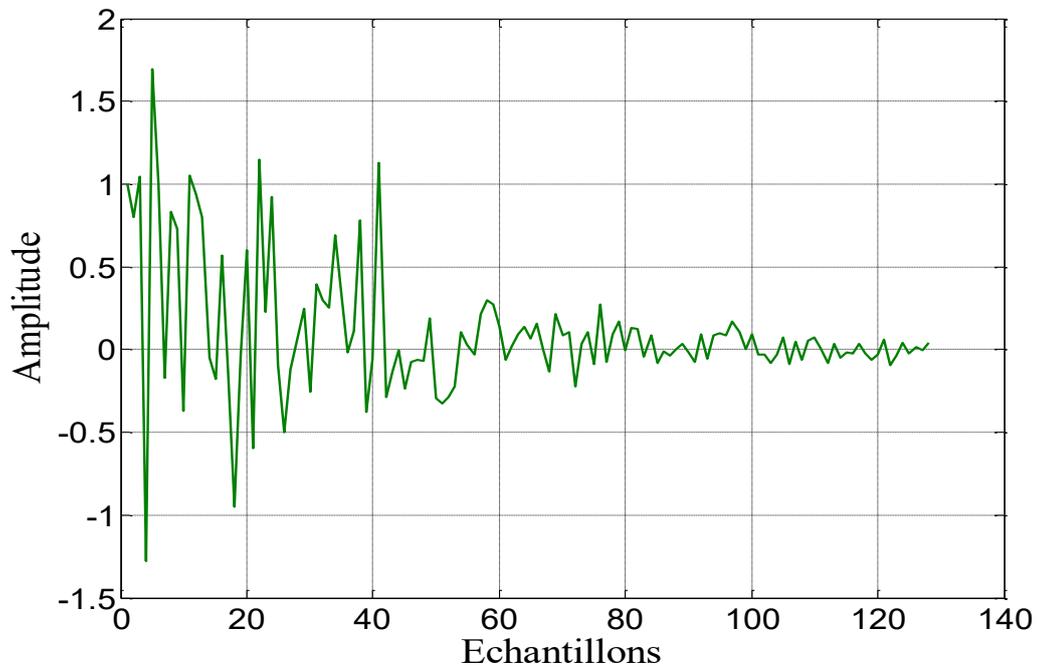


Figure 2.3. Réponse impulsionnelle dispersive.

2.2.3 Réponse impulsionnelle sparse

La réponse impulsionnelle sparse est une réponse impulsionnelle dont seul un petit pourcentage de ses composants a une amplitude significative tandis que le reste est nul ou faible. Une réponse impulsionnelle est sparse si une grande partie de son énergie est concentrée dans une petite fraction de sa durée [24]

dans une réponse impulsionnelle de réseau, seulement environ 4-12 ms dans une durée de 64 ou 128 ms sont "actifs" et les autres sont des zéros, cela provient du fait que bien qu'un filtre adaptatif avec un grand nombre de coefficients doit être utilisé pour synthétiser le chemin d'écho, seul une petite fraction des coefficients est significativement différente de zéro (coefficients actifs). Un chemin d'écho avec une longueur typique de 64 à 128 ms présente une région active dans la plage de durée de 8 à 12 ms et par conséquent, la réponse impulsionnelle est dominée par des régions où les magnitudes sont proches de zéro [25].

Un exemple d'une réponse impulsionnelle sparse est donné par la figure 2.4 :

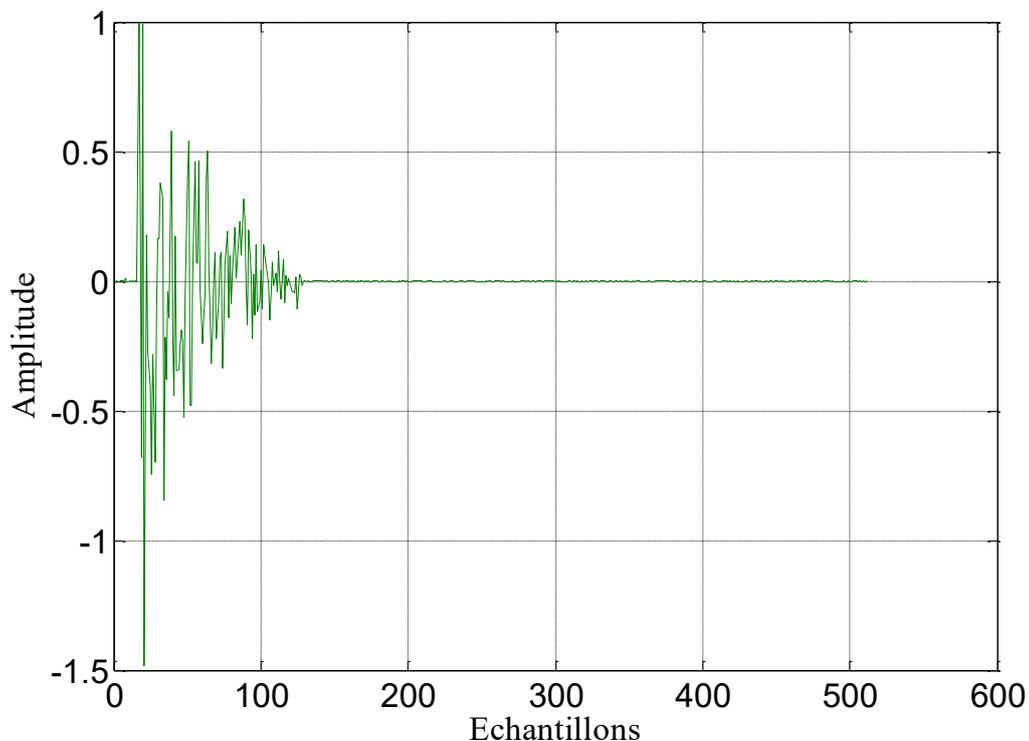


Figure 2.4 Réponse impulsionnelle sparse

2.3 Structure Forward

La structure Forward (directe) est utilisée pour la réduction du bruit acoustique. 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 [26].

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 $w_{21}^{opt}(n) = h_{21}(n)$ [16].

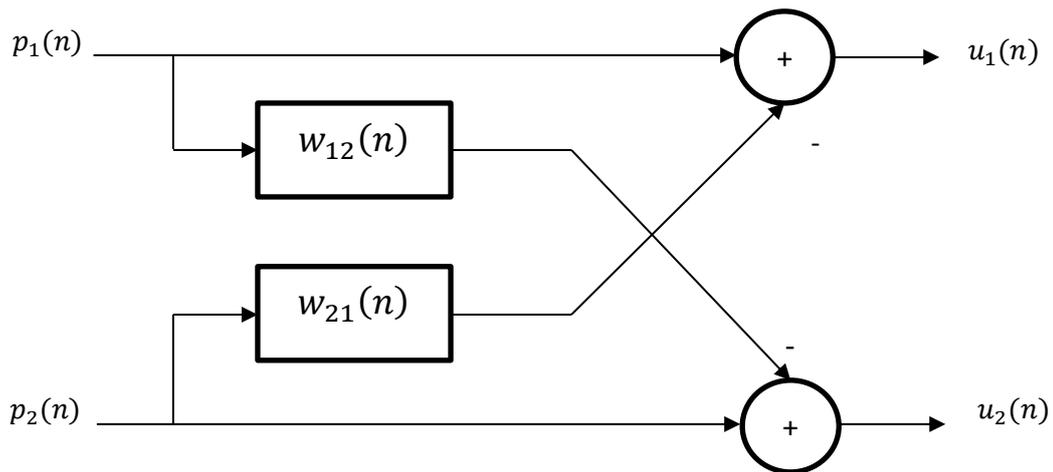


Figure 2.5. Structure Forward.

Les sorties de la structure représenté dans la figure 2.5 sont données par les équations (2.2) et (2.3) :

$$u_1(n) = p_1(n) - p_2(n) * w_{21}(n) \quad (2.2)$$

$$u_2(n) = p_2(n) - p_1(n) * w_{12}(n) \quad (2.3)$$

2.3.1 Structure Forward Bi-capteurs simplifiée en pleine Bande

On utilise cette structure pour extraire le signal original en se basant seulement sur les signaux qu'on peut observer cette structure fait partie des deux structure de séparation aveugle, elle oblige la présence d'un filtre adaptatif symétrique $w_{21}(n)$ ($w_{21}(n) = h_{21}(n)$) :

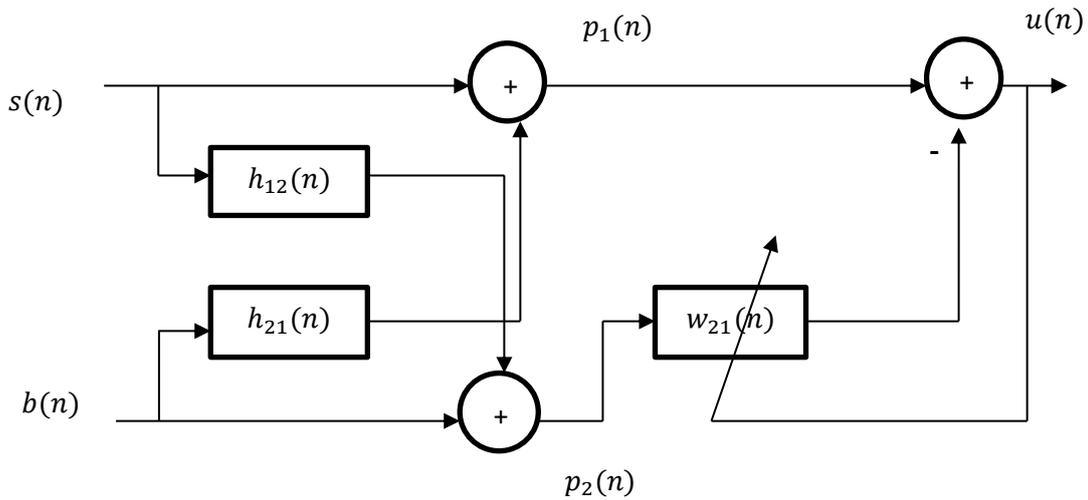


Figure 2.6. Structure Forward Bi-capteurs en pleine Bande.

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

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

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

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

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

$u(n)$: Le signal de parole estimé.

Les mélanges $p_1(n)$ et $p_2(n)$ sont donnés par :

$$p_1(n) = s(n) + b(n) * h_{21}(n) \quad (2.4)$$

$$p_2(n) = b(n) + s(n) * h_{12}(n) \quad (2.5)$$

Le signal estimé :

$$u(n) = p_1(n) - p_2(n) * w_{21}(n) \quad (2.6)$$

$$u(n) = s(n) * [\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n)] \quad (2.7)$$

2.3.2 Structure Forward Bi-capturs en sous Bande

Le SF-NLMS (SUBAND Forward NLMS) représente l'algorithme forward en sous bandes avec N sous filtres :

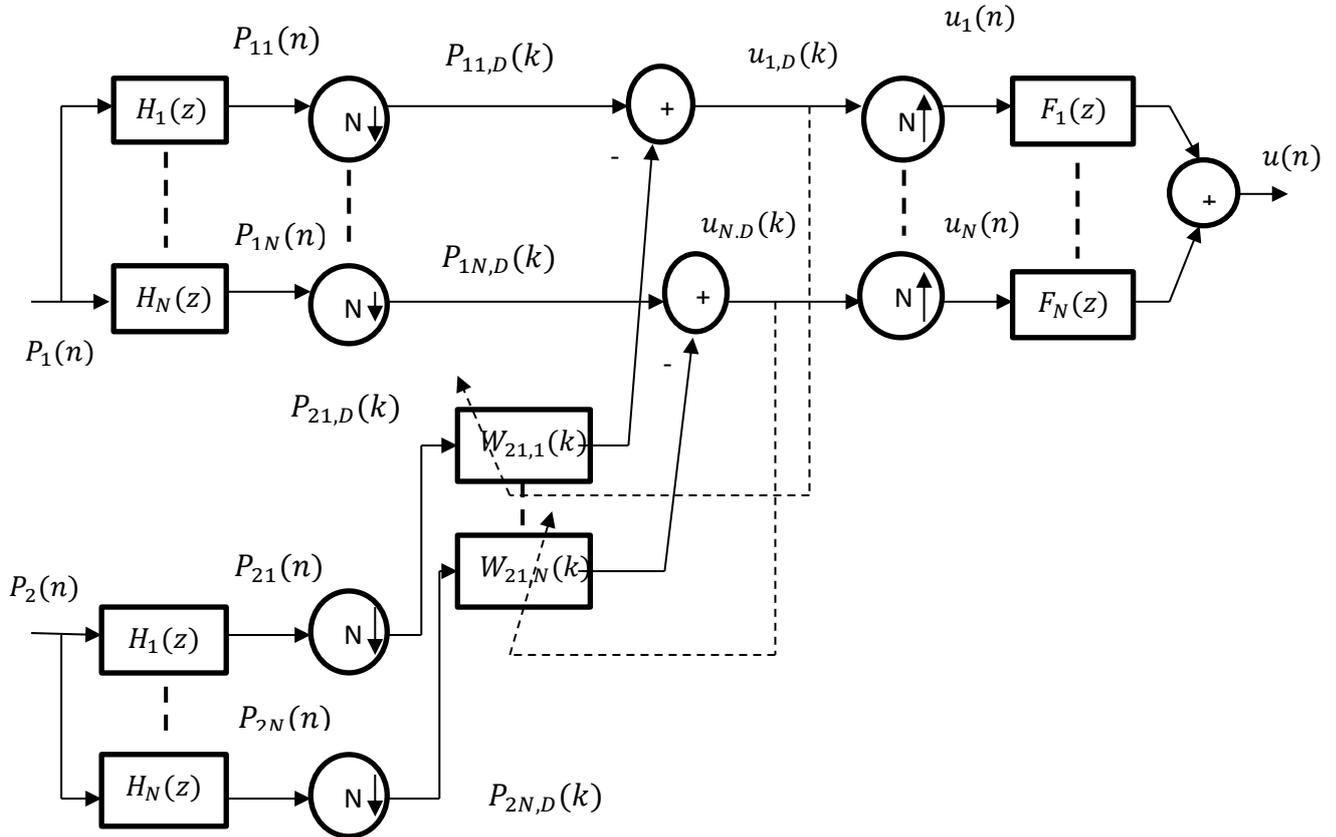


Figure 2.7. Structure Forward Bi-capturs en sous Bande.

L'idée de cet algorithme est de décomposer les deux signaux bruités en N sous bandes par des filtres qui sont généralement des filtres passe-bas et passe-haut, et d'appliquer l'algorithme NLMS à chaque sous-bande [20].

Les deux signaux $p_1(n)$ et $p_2(n)$ sont partitionnés à N sous-bandes par les filtres d'analyse $H_1(z) \dots H_N(z)$. Après, les signaux de sortie de chaque sous bande $p_{1i}(n)$ et $p_{2i}(n)$ avec $i=1,2 \dots \dots N-1$ sont décimé par un facteur de décimation D qui conduit à générer les nouveaux sous-signaux $p_{1i,D}(k)$ et $p_{2i,D}(k)$ respectivement [20].

Après cette étape, il faut appliquer un banc de filtre synthétisé $F_1(z) \dots F_N(z)$ à ce signal de sortie avant son utilisation dans un procédure d'interpolation pour obtenir la forme en pleine bande des signaux estimés $u(n)$. [20]

2.4 Algorithme adaptatif proportionnel

Les algorithmes du filtrage adaptatif classiques subissent une convergence lente pour un filtre adaptatif long avec des centaines ou des milliers de poids. Heureusement, les réponses impulsionnelles longues sont de nature sparse, dominée par les régions où les amplitudes sont nulles ou proches de zéro. Il existe plusieurs méthodes pour améliorer la convergence des algorithmes adaptatifs pour des réponses impulsionnelles longues et sparse. Une méthode consiste à estimer le retard global, et l'autre consiste à détecter les coefficients actifs [25].

L'adaptation proportionnelle est une méthode récemment proposée. Il ne repère pas les coefficients actifs a priori, mais essaie d'assigner à chaque coefficient un paramètre de taille de pas différent [27].

Les algorithmes adaptatifs conventionnels attribuent une même taille de pas à tous les coefficients, quelle que soit l'information de la structure. Pour ces algorithmes, les grands coefficients ont besoin de plus d'itérations pour converger que les petits. Afin d'accélérer la convergence des grands coefficients, une grande taille de pas devrait leur être assignée. Il en résulte une adaptation proportionnée en exploitant la structure sparse. Les algorithmes adaptatifs proportionnels mettent à jour chaque coefficient individuellement en affectant une taille de pas proportionnelle à sa magnitude estimée [25].

Dans notre cas nous avons utilisés l'algorithme IPNLMS, Une amélioration du PNLMS est l'algorithme Improved PNLMS (IPNLMS), qui utilise une combinaison de technique de mise à jour proportionnelle (PNLMS) et non proportionnelle (NLMS), avec la signification relative de chacun est contrôlé par un facteur α et la mise à jour pour l'approche IPNLMS est comme suit [25].

$$k_l(n) = \frac{1-\alpha}{2M} + (1 + \alpha) \frac{w_l(n)}{2 \sum_{i=0}^{M-1} w_i(n) + \delta_{IPNLMS}} \quad (2.8)$$

Où δ_{IPNLMS} est un petit nombre positif. Afin d'obtenir le même désalignement en régime permanent celui que du NLMS en utilisant la même taille de pas, le paramètre de régularisation doit être pris comme suite [28].

$$\delta_{IPNLMS} = \frac{1-\alpha}{2M} \delta_{NLMS} \quad (2.9)$$

Cela signifie que la même mise à jour sera faite pour tous les coefficients de filtre indépendamment de leurs grandeurs individuelles. Donc, pour cette valeur α IPNLMS fonctionne comme NLMS pour $\alpha=-1$ et pour $\alpha=1$ se comporte comme PNLMS [25].

2.5 Pas d'adaptation variable

Selon les études effectuées dans la littérature, le choix du pas d'adaptation est critique pour le bon fonctionnement des algorithmes adaptatifs [29] :

- Plus le pas d'adaptation $\mu_{21,n}$ est grand plus la vitesse de convergence est rapide. cela se traduit par des fluctuations importantes autour de la trajectoire moyenne.
- Plus $\mu_{21,n}$ est faible, plus la convergence est lente, mais la variance est faible, la trajectoire sera déterministe.

Certains algorithmes avec pas d'adaptation variable sont proposées pour résoudre les deux problèmes, la vitesse de converger et des fluctuations [30]. Leur principe est le suivant :

μ est choisi grand au départ afin de converger rapidement vers un optimum. Puis, plus l'erreur diminue, plus on diminue le pas d'adaptation afin d'obtenir une meilleure précision [30].

Généralement, la condition de stabilité et de convergence est donnée par [29] :

$$0 < \mu_n < 2 \quad (2.10)$$

Le pas d'adaptation variable est donné par :

$$\mu_n(n) = \begin{cases} \mu_{max} & \text{si } \gamma(n) > \mu_{max} \\ \mu_{min} & \text{si } \gamma(n) < \mu_{min} \\ \gamma(n) & \text{Ailleurs} \end{cases} \quad (2.11)$$

La mise à jour du pas d'adaptations de contrôles est donnée par l'équation (2.13)

$$\gamma(n) = \alpha_{VSS} \gamma(n-1) + \beta e^2(n) \quad (2.12)$$

Ou α et β sont des paramètres positifs de contrôle qui sont données comme suite :

$$0 < \alpha < 1 \text{ et } \beta > 0.$$

2.6 Algorithme proposé

L'objectif des algorithmes adaptatifs consiste à obtenir une vitesse de convergence acceptable (réduire le bruit acoustique), pour cela plusieurs algorithmes améliorés ont été proposés, nous avons proposé une combinaison entre l'algorithme Forward IPNLMS en sous bande et un pas d'adaptation variables qui est une solution très efficace car la variation du pas d'adaptation et l'application en sous bande contribuent à améliorer la performance. La figure (1.10) représente l'algorithme proposé.

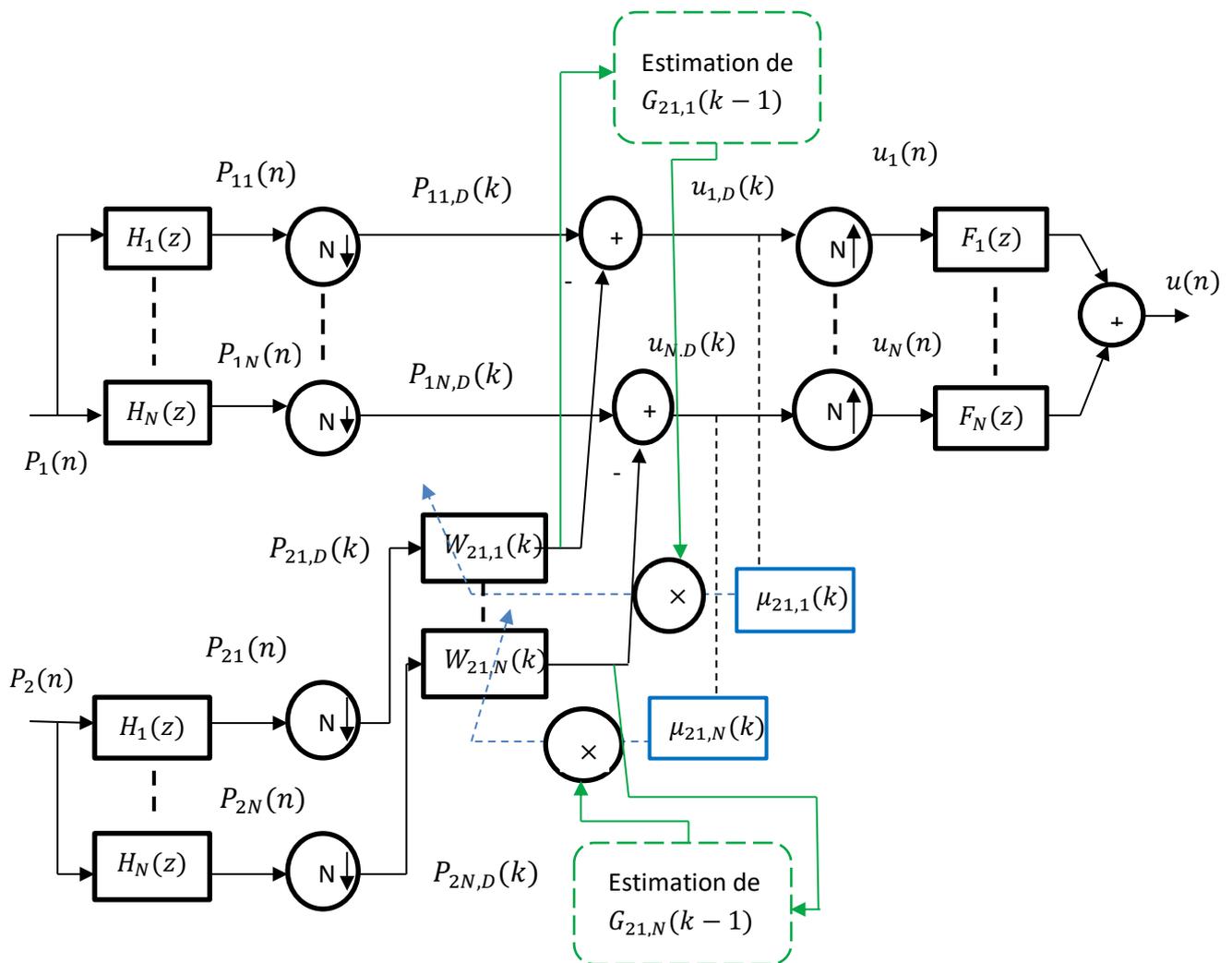


Figure 2.8. Structure détaillée de l'algorithme proposé.

Etape 1 : Sous-signaux bruités

Le concept de l'algorithme proposé est de décomposer les deux signaux du mélange en N sous-bandes, cela veut dire que les deux signaux $p_1(n)$ et $p_2(n)$ sont partitionnés en N sous bande par les filtres d'analyse $H_1(z), \dots, H_N(z)$, sachant que les

filtres d'analyse sont des filtres passe-bas et passe –haut qui servent à décomposer chaque signal du mélange $p_1(n)$ et $p_2(n)$ en N sous-signaux.

Ensuite, les signaux de sortie de chaque sous bande $p_{1i}(n)$ et $p_{2i}(n)$ avec $i=0,1,\dots,N-1$ sont décimer par un facteur de décimation D qui sert à générer les nouveaux sous-signaux $p_{1i,D}(k)$ et $p_{2i,D}(k)$ respectivement.

$$\begin{cases} p_{11}(n) = p_1(n) * H_1(z) \\ \vdots \\ p_{1N}(n) = p_1(n) * H_N(z) \end{cases} \quad (2.13)$$

$$\begin{cases} p_{21}(n) = p_2(n) * H_1(z) \\ \vdots \\ p_{2N}(n) = p_2(n) * H_N(z) \end{cases} \quad (2.14)$$

Etape 2 : Sous-filtres adaptatifs

Dans cette étape nous proposons d'utiliser N sous-filtres adaptatifs, les équations de mise à jour des sous-filtres adaptatifs proposées dans cet algorithme sont données :

$$\begin{cases} \mathbf{w}_{21,1}(k) = \mathbf{w}_{21,1}(k-1) + \mu_{21,1}(k) \frac{\mathbf{p}_{21,D}^T(k) \mathbf{G}_{21,1}(k-1) u_{1,D}(k)}{\mathbf{p}_{21,D}^T(k) \mathbf{G}_{21,1}(k-1) \mathbf{p}_{21,D}(k) + \delta_{IPNLMS}} \\ \vdots \\ \mathbf{w}_{21,N}(k) = \mathbf{w}_{21,N}(k-1) + \mu_{21,N}(k) \frac{\mathbf{p}_{2N,D}^T(k) \mathbf{G}_{21,N}(k-1) u_{N,D}(k)}{\mathbf{p}_{2N,D}^T(k) \mathbf{G}_{21,N}(k-1) \mathbf{p}_{2N,D}(k) + \delta_{IPNLMS}} \end{cases} \quad (2.15)$$

Cas générale :

$$\mathbf{w}_{21,i}(k) = \mathbf{w}_{21,i}(k-1) + \mu_{21,i}(k) \frac{\mathbf{p}_{2i,D}^T(k) \mathbf{G}_{21,i}(k-1) u_{i,D}(k)}{\mathbf{p}_{2i,D}^T(k) \mathbf{G}_{21,i}(k-1) \mathbf{p}_{2i,D}(k) + \delta_{IPNLMS}}$$

Nous avons proposé d'utilisé l'algorithme IPNLMS, $\mathbf{G}_{21,1}(k-1)$ est une matrice diagonale qui ajuste les tailles de pas des prises individuelles du filtre.

$$\begin{cases} \mathbf{G}_{21,1}(k-1) = \text{diag}\{g_{21,1,0}(k), g_{21,1,1}(k), \dots, g_{21,1,M}(k)\} \\ \vdots \\ \mathbf{G}_{21,N}(k-1) = \text{diag}\{g_{21,N,0}(k), g_{21,N,1}(k), \dots, g_{21,N,M}(k)\} \end{cases} \quad (2.16)$$

Cas générale :

$$\mathbf{G}_{21,i}(k-1) = \text{diag}\{g_{21,i0}(k), g_{21,i1}(k), \dots, g_{21,iM}(k)\}$$

Les éléments diagonaux de $\mathbf{G}_{21,1}(k-1)$ sont calculés comme suit :

$$\begin{cases} g_{21l,1}(k) = \frac{s_{21l,1}(k)}{\frac{1}{M} \sum_{i=0}^{M-1} s_{21l,1}(k)} \\ \vdots \\ g_{21l,N}(k) = \frac{s_{21l,N}(k)}{\frac{1}{M} \sum_{i=0}^{M-1} s_{21l,N}(k)} \end{cases} \quad (2.17)$$

Cas générale :

$$g_{21l,i}(k) = \frac{s_{21l,i}(k)}{\frac{1}{M} \sum_{j=0}^{M-1} s_{21l,ij}(k)}$$

Avec

$$\begin{cases} s_{21l,1}(k) = \frac{1-\alpha}{2M} + (1+\alpha) \frac{|w_{21,1}(k)|}{2 \sum_{j=0}^{M-1} |w_{21,1j}(k)| + \delta_{\text{IPNLMS}}} \\ \vdots \\ s_{21l,N}(k) = \frac{1-\alpha}{2M} + (1+\alpha) \frac{|w_{21,N}(k)|}{2 \sum_{j=0}^{M-1} |w_{21,Nj}(k)| + \delta_{\text{IPNLMS}}} \end{cases} \quad (2.18)$$

Avec :

$$-1 < \alpha < 1$$

Cas générale :

$$s_{21l,i}(k) = \frac{1-\alpha}{2M} + (1+\alpha) \frac{|w_{21,i}(k)|}{2 \sum_{j=0}^{M-1} |w_{21,ij}(k)| + \delta_{\text{IPNLMS}}}$$

Les pas d'adaptations variables $\mu_{21,i}(n)$ sont contrôlés par les pas de contrôle $\gamma_{21}(n)$ ce dernier est suivant la relation ci-dessous :

$$\begin{cases} \mu_{21,1}(k) = \begin{cases} \mu_{\max} & \text{si } \gamma_{21,1}(k) > \mu_{\max} \\ \mu_{\min} & \text{si } \gamma_{21,1}(k) < \mu_{\min} \\ \gamma_{21,1}(k) & \text{Ailleurs} \end{cases} \\ \vdots \\ \mu_{21,N}(k) = \begin{cases} \mu_{\max} & \text{si } \gamma_{21,N}(k) > \mu_{\max} \\ \mu_{\min} & \text{si } \gamma_{21,N}(k) < \mu_{\min} \\ \gamma_{21,N}(k) & \text{Ailleurs} \end{cases} \end{cases} \quad (2.19)$$

Cas générale :

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

La mise à jour des pas d'adaptations de contrôles $\gamma_{21,i}(n)$ sont données par :

$$\begin{cases} \gamma_{21,1}(k) = \alpha_{VSS}\gamma_{21,1}(k-1) + \beta[u_{1,D}(k)]^2 \\ \vdots \\ \gamma_{21,N}(k) = \alpha_{VSS}\gamma_{21,N}(k-1) + \beta[u_{N,D}(k)]^2 \end{cases} \quad (2.20)$$

Avec $0 < \alpha_{VSS} < 1$ et $\beta > 0$

Cas générale :

$$\gamma_{21,i}(k) = \alpha_{VSS}\gamma_{21,i}(k-1) + \beta[u_{i,D}(k)]^2$$

La condition de stabilité et de convergence est donnée par :

$$0 < \mu_{min} \leq \mu_{21,i} \leq \mu_{max} < 2 \quad (2.21)$$

Etape 3 : Sous-signaux de parole estimés

Les sous-signaux de parole estimés $u_{i,D}(k)$ dépendent des sous signaux décimés du mélange $p_{1i,D}(k)$ et les sous-signaux $y_{i,D}(k)$ de la sortie du filtre adaptatif $w_{21,i}(k)$, les équations des sous-signaux décimés de parole sont données par :

$$\begin{cases} u_{1,D}(k) = p_{11,D}(k) - w_{21,i1}(k-1)p_{21,D}^T(k) \\ \vdots \\ u_{N,D}(k) = p_{1N,D}(k) - w_{21,iN}(k-1)p_{2N,D}^T(k) \end{cases} \quad (2.22)$$

Où

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

Et

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

Pour reconstruire le signal de parole estimé en pleine bande on utilise deux étapes (l'interpolation avec un facteur N et le banc de filtres de synthèse $F_1(z), F_2(z), \dots, F_N(z)$).

La formule du signal de parole estimé est :

$$u(n) = \sum_{i=0}^{N-1} f_i^T u_i(n) \quad (2.23)$$

Où

$$u_i(n) = \begin{cases} u_i(n/N), & n = 0, \pm N, \pm 2N, \dots \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (2.24)$$

Et

$$u_i(n) = [u_i(n), u_i(k-1), \dots, u_i(k-L+1)]^T$$

Le tableau 2.1 représente la structure de l'algorithme proposé (VP-SSF)

<p>Initialisation</p> <p>M : Taille de filtre adaptatif $\mathbf{w}_{21,i}(n)$ avec $i=1,2,\dots,N$.</p> <p>N : Nombre de sous-bande.</p> <p>L : Taille des filtres d'analyse et de synthèse.</p> <p>$\mu_{21,i}(k)$: Pas d'adaptations variables.</p> <p>ε : Petite constante positive.</p> <p>$0 < \mu_{21,i} < 2$ et $-1 \leq \alpha \leq 1$, $0 < \alpha_{VSS} < 1$ et $\gamma > 0$ $\delta_{NLMS} = \frac{M}{100} \sigma_x^2$, $\delta_{IPNLMS} = \frac{(1-\alpha)}{2M}$</p> <p>$\delta_{NLMS}$</p> <p>$\mathbf{w}_{21,i}(0) = [w_{21,1}(0), \dots, w_{21,M}(0)] = \mathbf{0}_{M \times 1}$</p> <p>$\mathbf{p}_{2i,D}(k) = [p_{2i,D}(k), p_{2i,D}(k-1), \dots, p_{2i,D}(k-M+1)]^T$</p> <p>$\mathbf{G}_{21,i}(k-1) = \text{diag}\{g_{21,i,0}(n), g_{21,i,1}(n), \dots, g_{21,i,M}(n)\}$</p>
<p>Mise à jour, adaptation et processus</p> <p><i>Pour</i> $n = 1, 2, \dots$ (iterations)</p> <p>$u_{i,D}(k) = p_{1i,D}(k) - \mathbf{w}_{21,i}(k-1)\mathbf{p}_{2i,D}(k)$</p> <p>$s_{21l,i}(k) = \frac{1-\alpha}{2M} + (1+\alpha) \frac{ \mathbf{w}_{21,i}(k) }{2 \sum_{j=0}^{M-1} \mathbf{w}_{21,ij}(k) + \delta_{IPNLMS}}$</p> <p>$g_{21l,i}(k) = \frac{s_{21l,i}(k)}{\frac{1}{M} \sum_{j=0}^{M-1} s_{21l,ij}(k)}$</p> <p>$\gamma_{21,i}(k) = \alpha_{VSS} \gamma_{21,i}(k-1) + \beta [u_{i,D}(k)]^2$</p> <p>$\mu_{21,i}(k) = \begin{cases} \mu_{max} & \text{si } \gamma_{21,i}(k) > \mu_{max} \\ \mu_{min} & \text{si } \gamma_{21,i}(k) < \mu_{min} \\ \gamma_{21,i}(k) & \text{Ailleurs} \end{cases}$</p> <p>Equation de mise à jour des filtres :</p> <p>$\mathbf{w}_{21,i}(k) = \mathbf{w}_{21,i}(k-1) + \mu_{21,i}(k) \frac{\mathbf{p}_{2i,D}^T(k) \mathbf{G}_{21,i}(k-1) u_{i,D}(k)}{\mathbf{p}_{2i,D}^T(k) \mathbf{G}_{21,i}(k-1) \mathbf{p}_{2i,D}(k) + \delta_{IPNLMS}}$</p> <p>Fin</p>

Tableau 2.1. Structure de l'algorithme proposé (VP-SSF)

2.7 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté des méthodes pour améliorer le filtrage adaptatif utilisé auparavant pour la réduction du bruit acoustique, nous avons présenté l'algorithme adaptatif proportionnel et un critère de minimisation du pas d'adaptation variable.

Nous avons également proposé un algorithme proportionnel VP-SSF pour améliorer la vitesse de convergence.

Chapitre 3 Résultats de simulations

3.1 Introduction

L'objectif des travaux effectués dans ce chapitre est de fournir une solution effectuée pour la réduction du bruit acoustique, nous allons consacrer ce chapitre aux résultats de simulation.

Premièrement nous allons commencer avec les signaux de sources que nous avons utilisés tel que le signal de parole original et les réponses impulsionnelles, ensuite nous allons représenter les différents résultats de simulation des algorithmes SFF et VP-SSF dans un environnement dispersive et sparse, nous allons tester leur stabilité et vitesse de convergence et nous allons faire une étude comparative entre eux.

3.2 Signaux de test

3.2.1 Signaux originaux

Nous allons présenter les différents signaux utilisés dans toutes les simulations, la figure suivante représente le signal de parole.

Notons tout d'abord qu'une fréquence d'échantillonnage de 8kHz a été utilisée pour obtenir l'ensemble des simulations présentées dans ce chapitre. De plus, les résultats présentés sont obtenus à partir d'un signal de parole de durée 4 secondes.

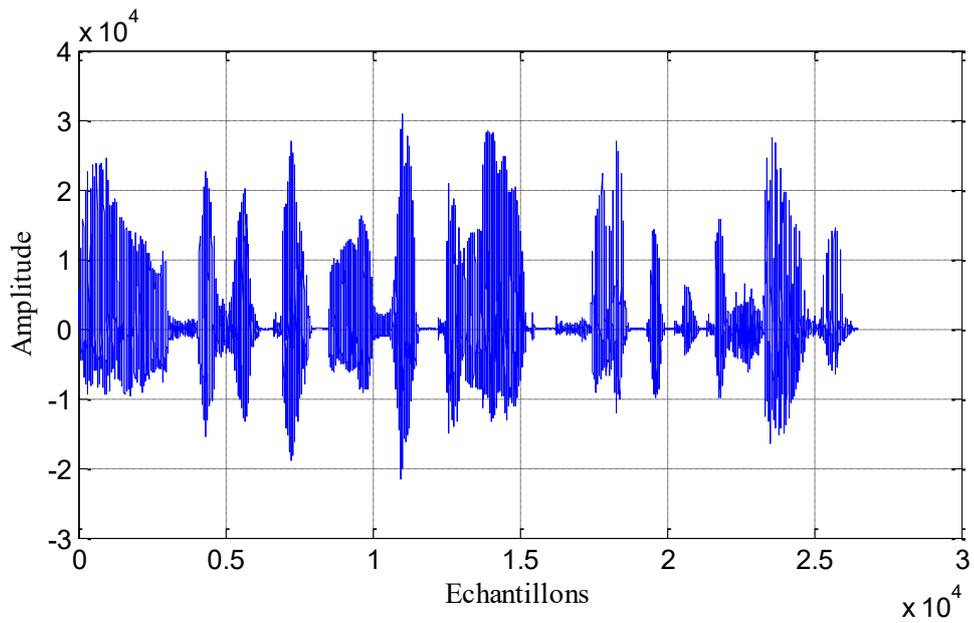


Figure 3.1. Signal de parole original.

Nous avons utilisé un mécanisme de détection d'activité vocale (DAV) pour adapter les sous filtres adaptatifs seulement dans les périodes du bruits seul, la figure 3.2 montre un DAV manuel sur notre signal de parole original.

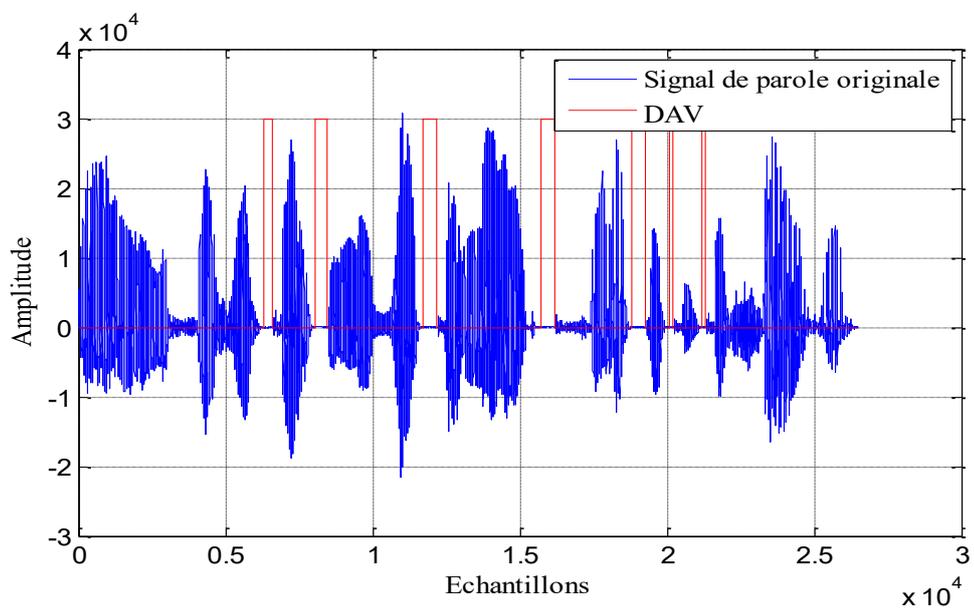


Figure 3.2. Signal de parole original avec un DAV manuel.

3.2.2 Bruit USASI

Le bruit USASI (United states of American standard Institute) est un signal aléatoire stationnaire qui a un spectre moyen similaire de parole. Il est utilisé dans la réduction de bruit pour évaluer la vitesse de convergence des algorithmes adaptatifs (voir la figure 3.4).

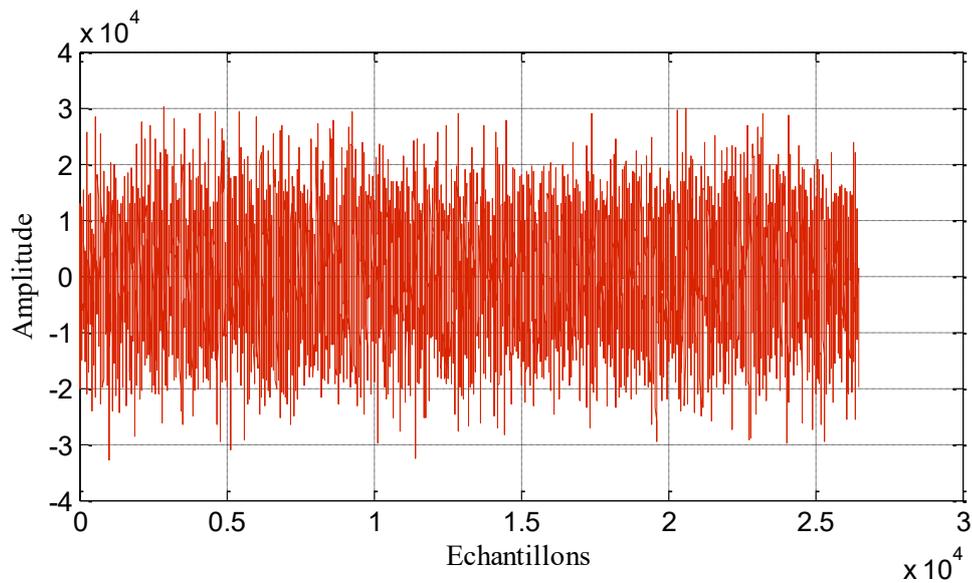


Figure 3.3. Bruit USASI.

3.2.3 Réponses impulsionnelles

Nous avons utilisé deux types de RI, une réponse dispersive et une réponse sparse. Nous avons également varié les tailles de ces dernières afin de voir l'impact du nombre de coefficients sur les résultats des algorithmes. Nous présentons ces réponses impulsionnelles dans les figures 3.5, 3.6, 3.7 et 3.8.

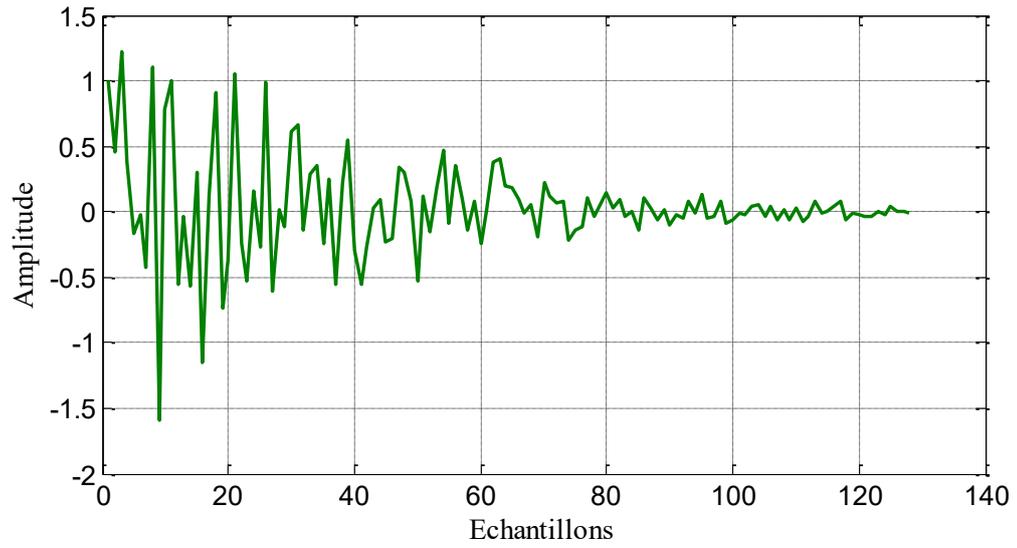


Figure 3.4. Réponse impulsionnelle dispersive $h_{12}(n)$ avec $M=128$.

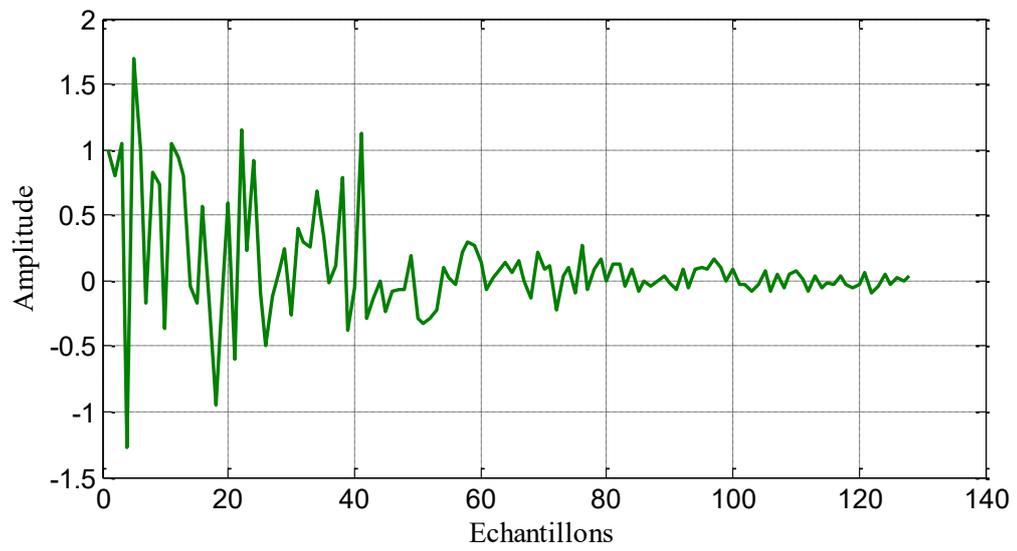


Figure 3.5. Réponse impulsionnelle dispersive $h_{21}(n)$ avec $M=128$.

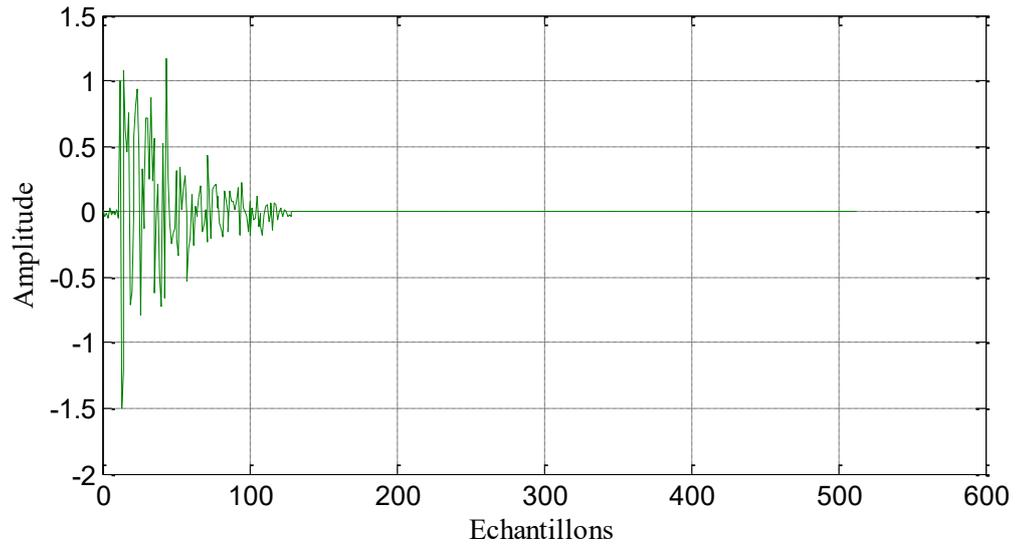


Figure 3.6. Réponse impulsionnelle sparse $h_{12}(n)$ avec $M=512$.

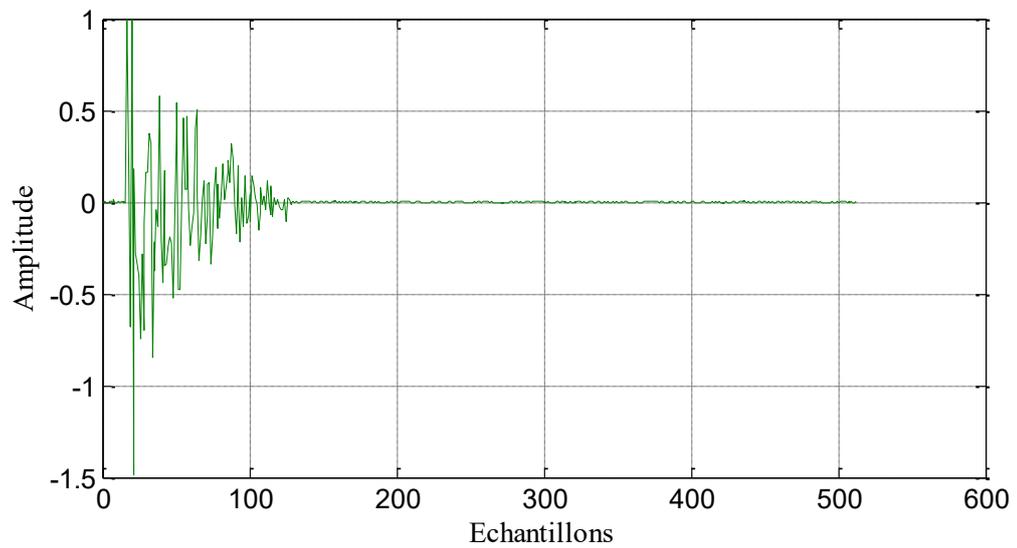


Figure 3.7. Réponse impulsionnelle sparse $h_{21}(n)$ avec $M=512$.

3.2.4 Signaux bruités

Dans cette partie nous avons présenté dans les figures ci-dessous les deux signaux de parole bruités $p_1(n)$ $p_2(n)$. Ils sont obtenus à la sortie du mélange convolutif.

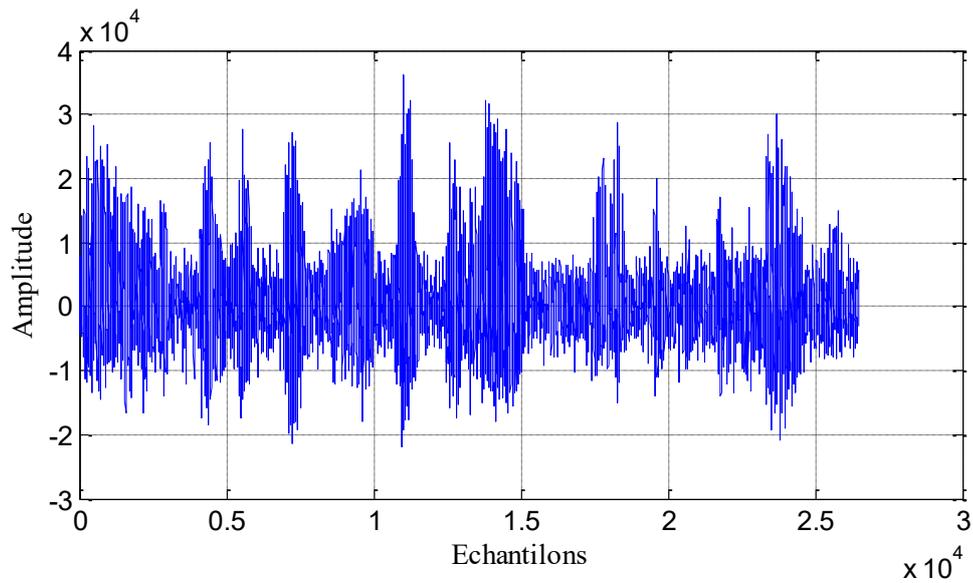


Figure 3.8. Signal de mélange $p_1(n)$.

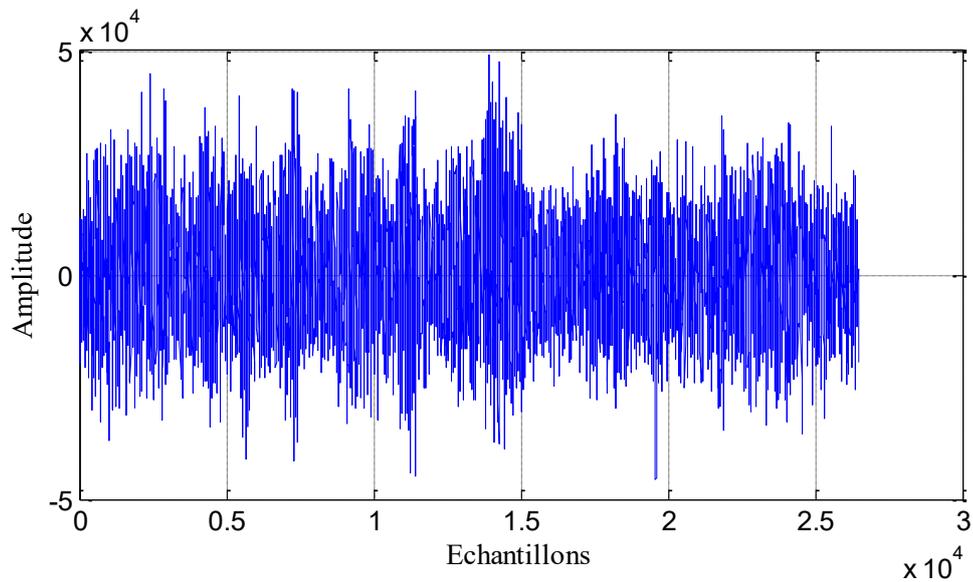


Figure 3.9. Signal de mélange $p_2(n)$.

3.2.5 Banc de filtre

Dans cette partie, Nous avons représenté d'après les figures ci-dessous 3.11 et 3.12 les filtres passe bas et passe haut des bancs de filtres d'analyses et de synthèses utilisés dans les simulations de l'algorithme proposé pour la Décomposition des signaux de mélanges convolutif $p_1(n)$ $p_2(n)$ et pour reconstruire les deux sous signaux estimés.

La figure 3.11 représente la réponse fréquentielle d'un filtre passe bas.

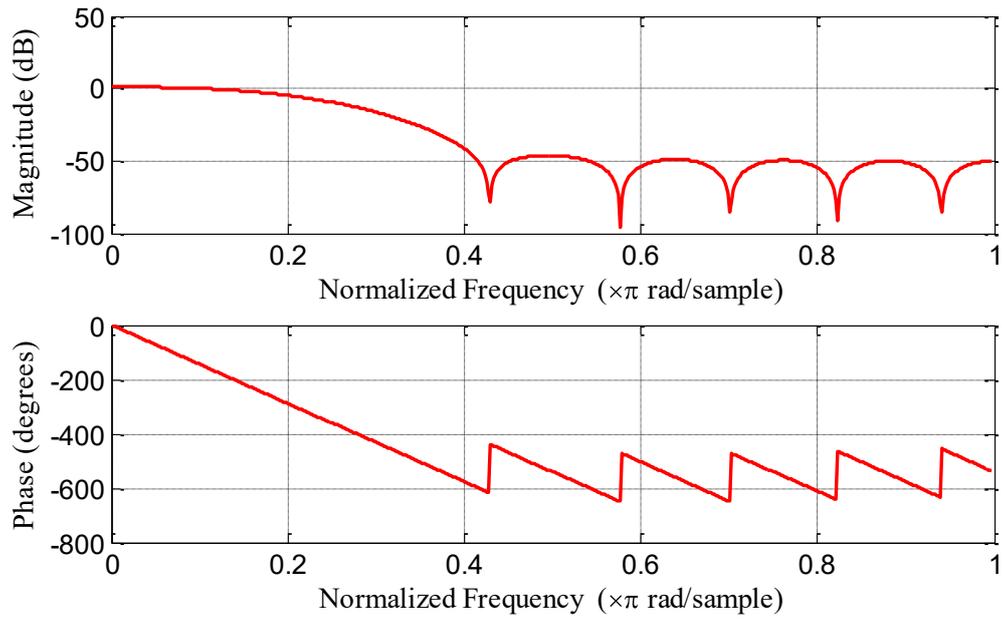


Figure 3.10. Réponse fréquentielle d'un filtre passe bas.

La figure 3.12 représente la réponse fréquentielle d'un filtre passe haut.

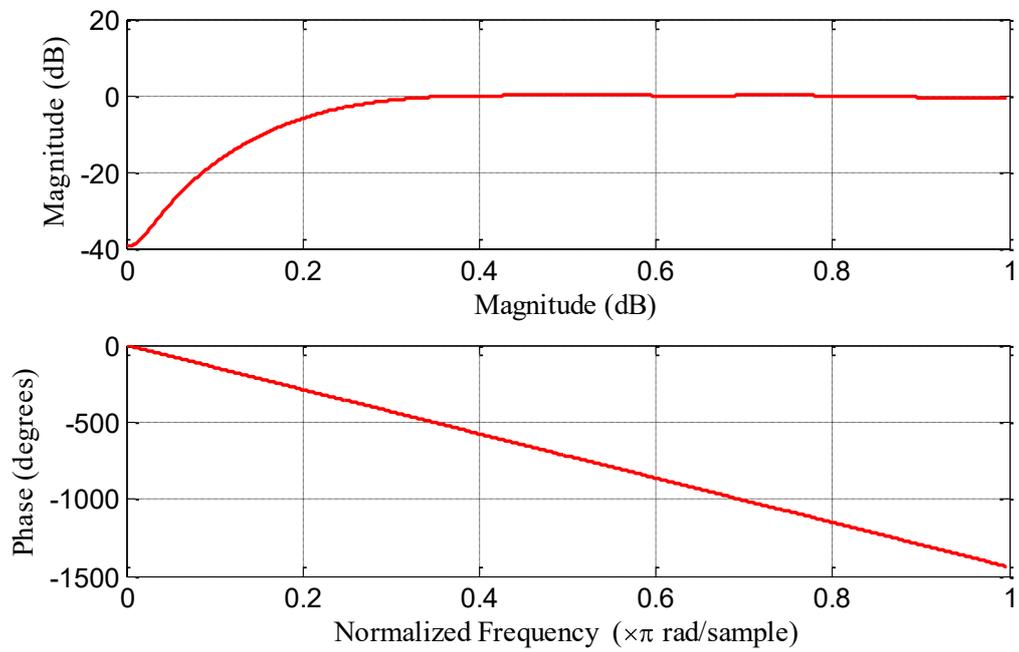


Figure 3.11. Réponse fréquentielle d'un filtre passe haut.

3.3 Test avec un bruit blanc

Le bruit blanc est caractérisé par un spectre plan Autocorrélation (impulsion de Dirac) et densité spectrale théoriques (constante). Ce bruit est utilisé dans les algorithmes adaptatifs pour tester la stabilité (dans notre cas, l'algorithme SFF et VP-SSF).

Les paramètres de simulation des algorithmes sont fixés comme suit : Pas d'adaptations : $\mu_{max} = 0,5$; $\mu_{min} = 0,1$; Taille des filtres : $M = 128$;

Dans la Figure 3.13, nous avons présenté l'évolution de l'erreur quadratique moyenne (EQM) dans le cas d'un bruit blanc pour deux valeurs de rapports signal sur bruit d'entrée, $RSB_1 = RSB_2 = 3 \text{ dB}$ et $RSB_1 = RSB_2 = -3 \text{ dB}$.

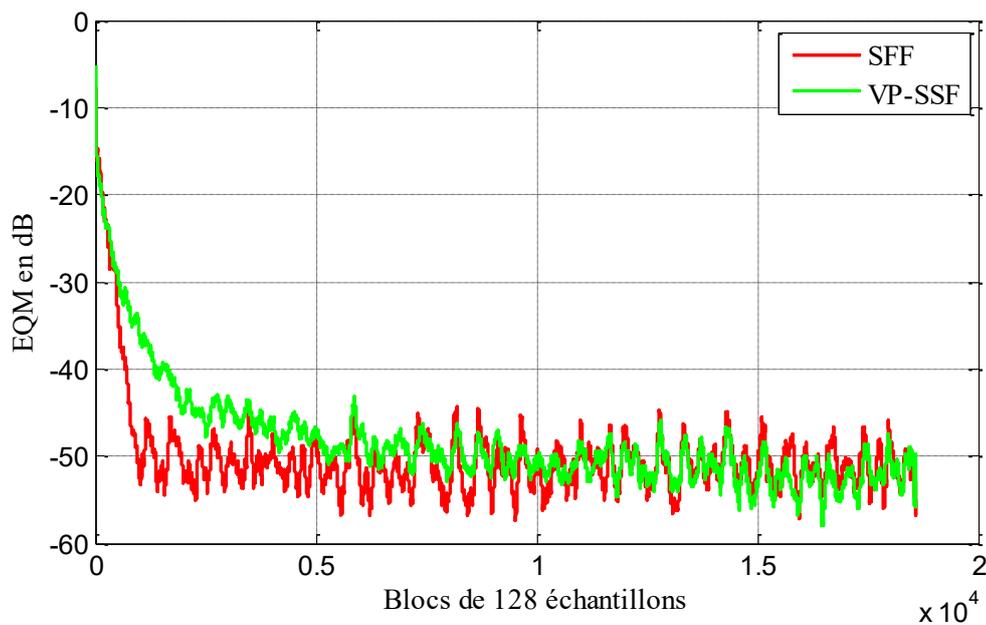


Figure 3.12. Evaluation du critère EQM entre les algorithmes SFF et VP-SSF avec $M = 128$ et $RSB_1 = RSB_2 = 3 \text{ dB}$ (RI dispersive).

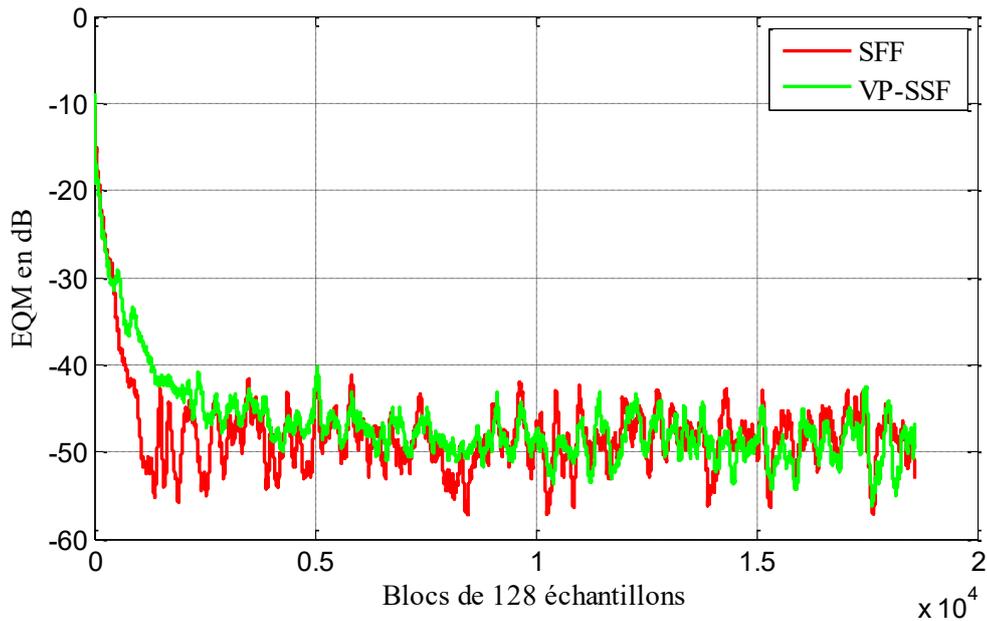


Figure 3.13. Evaluation du critère EQM entre les algorithmes SFF et VP-SSF avec $M = 128$ et $RSB_1 = RSB_2 = -3$ dB (RI dispersive).

D'après les résultats présentés dans les figures 3.13 et 3.14, il est remarquable que les deux algorithmes SFF et VP-SSF (algorithme proposé) sont stables dans les deux situations $RSB = 3$ dB et $RSB = -3$ dB. Nous pouvons remarquer aussi que les deux vitesses de convergence obtenues par les deux algorithmes sont presque les mêmes, donc on ne peut pas voir la supériorité de l'algorithme proposé. Dans la suite, nous allons présenter des résultats comparatifs en termes de vitesse de convergence basant sur le bruit USASI.

3.4 Vitesse de convergence

3.4.1 Système acoustique sparse avec $M = 128$

En termes des critères de performance, nous avons fait une comparaison de l'EQM entre les algorithmes adaptatifs SFF et VP-SSF en utilisant un bruit acoustique de type USASI qui est largement utilisé pour tester et évaluer la vitesse de convergence des algorithmes adaptatifs.

Les paramètres de simulation des algorithmes sont fixés comme suit : Pas d'adaptations : $\mu_{max} = 0,5$; $\mu_{min} = 0,1$; Taille des filtres : $M = 128$.

Dans les Figures 3.15 et 3.16, nous présentons l'évolution de l'erreur quadratique moyenne (EQM) dans le cas d'un bruit USASI pour deux valeurs de rapports signal sur bruit d'entrée, $RSB_1 = RSB_2 = 3 \text{ dB}$ et $RSB_1 = RSB_2 = -3 \text{ dB}$.

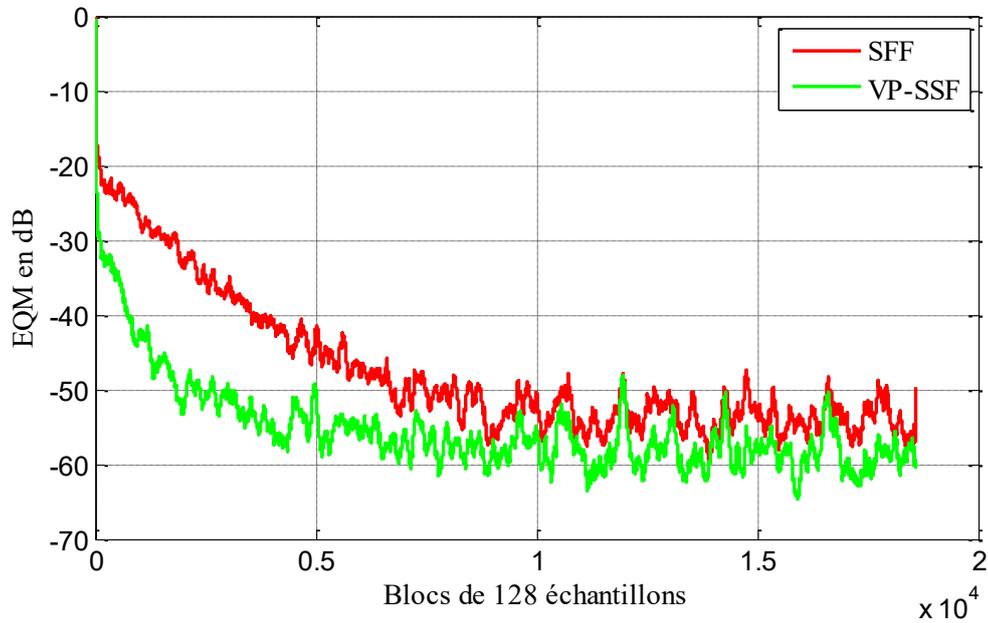


Figure 3.14. Evaluation du critère EQM entre les algorithmes SFF et VP-SSF avec $M = 128$ et $RSB_1 = RSB_2 = 3 \text{ dB}$ (RI sparse).

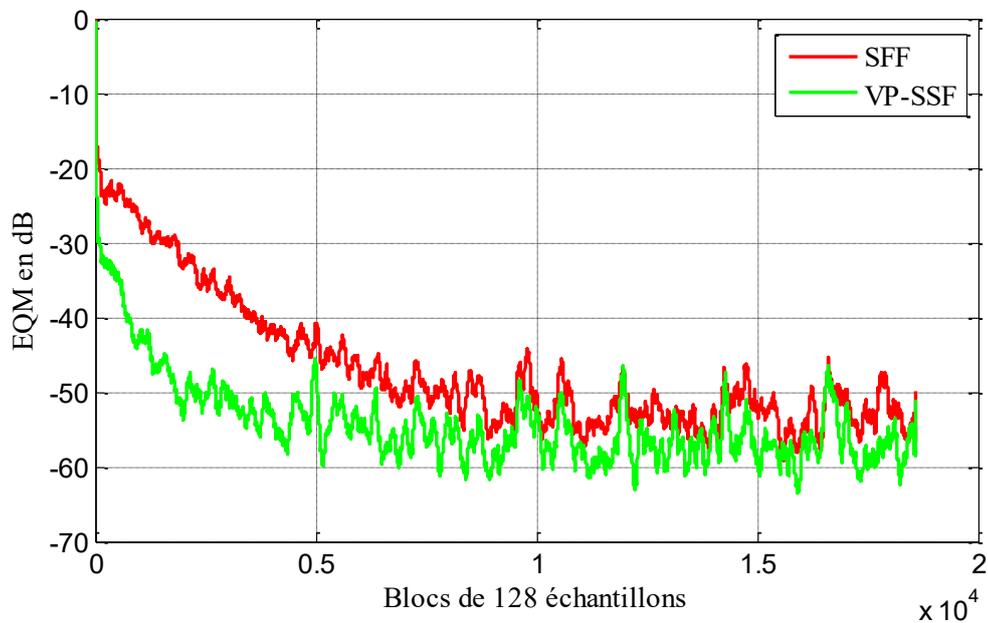


Figure 3.15. Evaluation du critère EQM entre les algorithmes SFF et VP-SSF avec $M = 128$ et $RSB_1 = RSB_2 = -3 \text{ dB}$ (RI sparse).

D'après les résultats de simulations présentés dans les figures 3.15 et 3.16 nous remarquons bien que la vitesse de convergence obtenue avec le algorithme (VP-SSF) est rapide que celle obtenue par l'algorithme classique (SFF) dans une système acoustique caractirisé par des réponses impulsionnelles sparse de taille 128.

3.4.2 Système acoustique sparse avec $M = 512$

Dans cette section, nous avons présenté l'évolution de l'EQM entre les algorithmes adaptatifs SFF et VP-SSF en utilisant des réponses impulsionnelles sparse. Les paramètres de simulation des algorithmes sont fixés comme suit : Pas d'adaptations : $\mu_{max} = 0,5$; $\mu_{min} = 0,1$; Taille des filtres : $M = 512$.

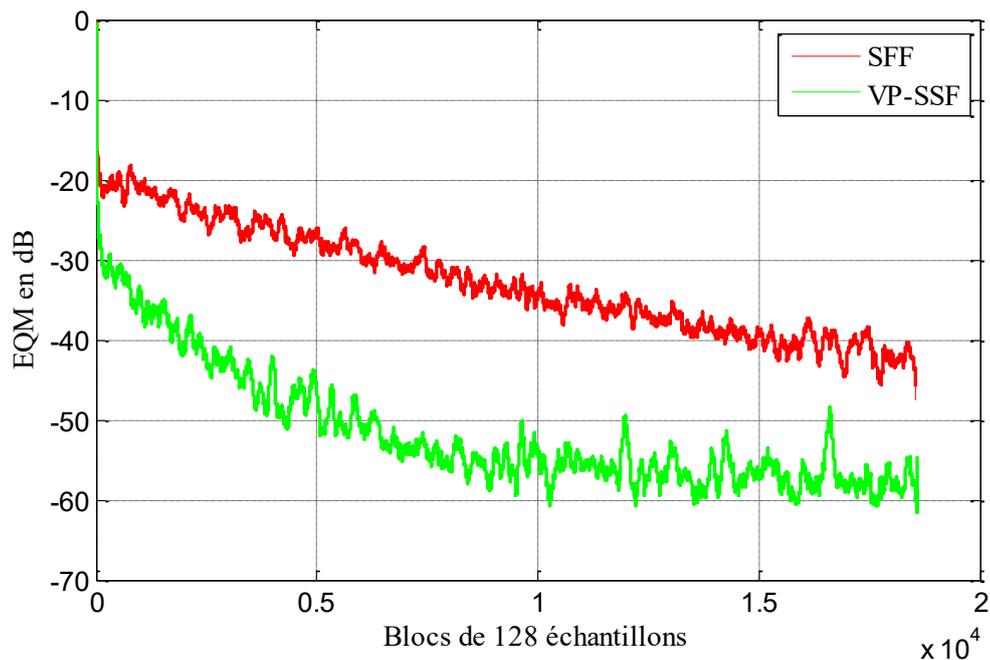


Figure 3.16. Evaluation du critère EQM entre les algorithmes SFF et VP-SSF avec $M = 512$ et $RSB_1 = RSB_2 = 3$ dB (RI sparse).

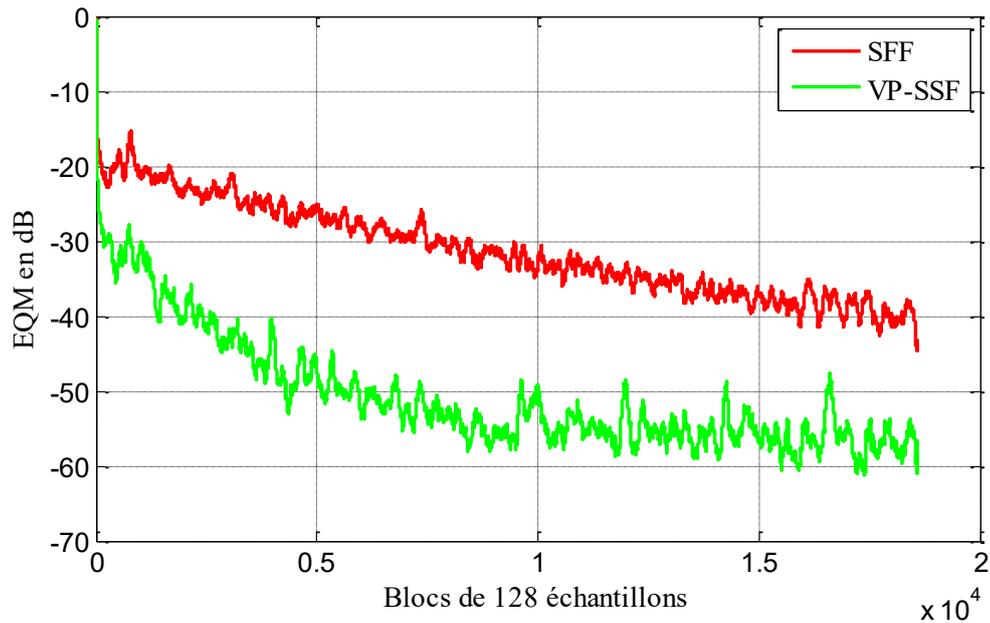


Figure 3.17. Evaluation du critère EQM entre les algorithmes SFF et VP-SSF avec $M = 512$ et $RSB_1 = RSB_2 = -3$ dB (RI sparse).

D'après les résultats de simulations présentés dans les figures 3.17 et 3.18 nous avons remarqué que la vitesse de convergence obtenue avec le algorithme (VP-SSF) est rapide que celle obtenue par l'algorithme classique (SFF) dans une système acoustique caractirisé par des réponses impulsionnelles sparse de taille moyenne.

3.4.3 Système acoustique sparse avec $M = 1024$

Les deux figures ci-dessous 3.19 et 3.20 représentent une comparaison du développement de l'EQM entre les algorithmes SFF et VP-SSF dans un environnement sparse Les paramètres de simulation des algorithmes sont fixés comme suit : Pas d'adaptations : $\mu_{max} = 0,5$; $\mu_{min} = 0,1$; Taille des filtres : $M = 1024$.

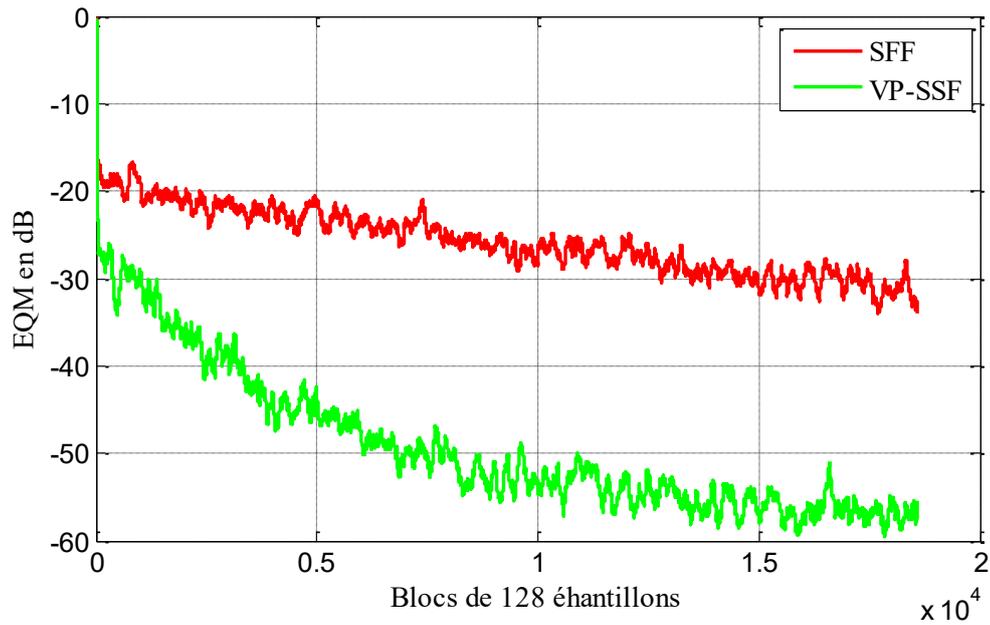


Figure 3.18. Evaluation du critère EQM entre les algorithmes SFF et VP-SSF avec $M = 1024$ et $RSB_1 = RSB_2 = 3$ dB (RI sparse).

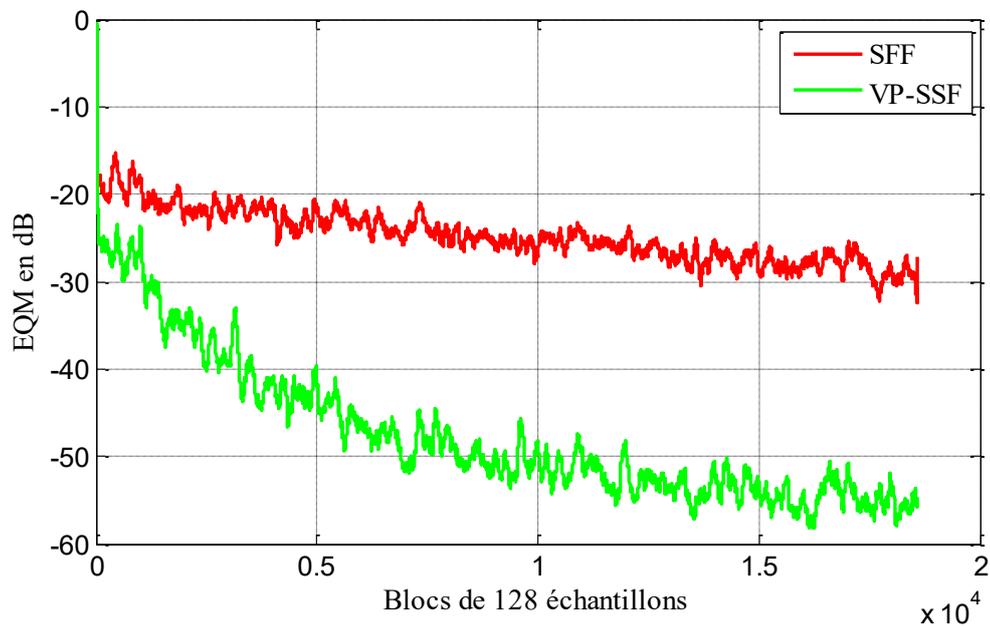


Figure 3.19. Evaluation du critère EQM entre les algorithmes SFF et VP-SSF avec $M = 1024$ et $RSB_1 = RSB_2 = -3$ dB (RI sparse).

D'après les résultats de simulations présentés dans les figures 3.19 et 3.20 nous avons remarqué que la vitesse de convergence obtenue avec le algorithme (VP-SSF) est rapide

que celle obtenue par l'algorithme classique (SFF) dans une système acoustique caractérisé par des réponses impulsionnelles sparses de taille 1024.

3.4.4 Effet de la taille du filtre M

Pour étaler l'effet de la taille du filtre sur les performances de l'algorithme VP-SSF, nous avons fait trois simulations en variant la taille du filtre transversal ($M = 128$, $M = 512$ et $M = 1024$) avec RSB d'entrée égale à 3 dB et un pas d'adaptation $\mu_{max} = 0,5$; $\mu_{min} = 0,1$, les résultats obtenus sont affichés dans la figure 3.21.

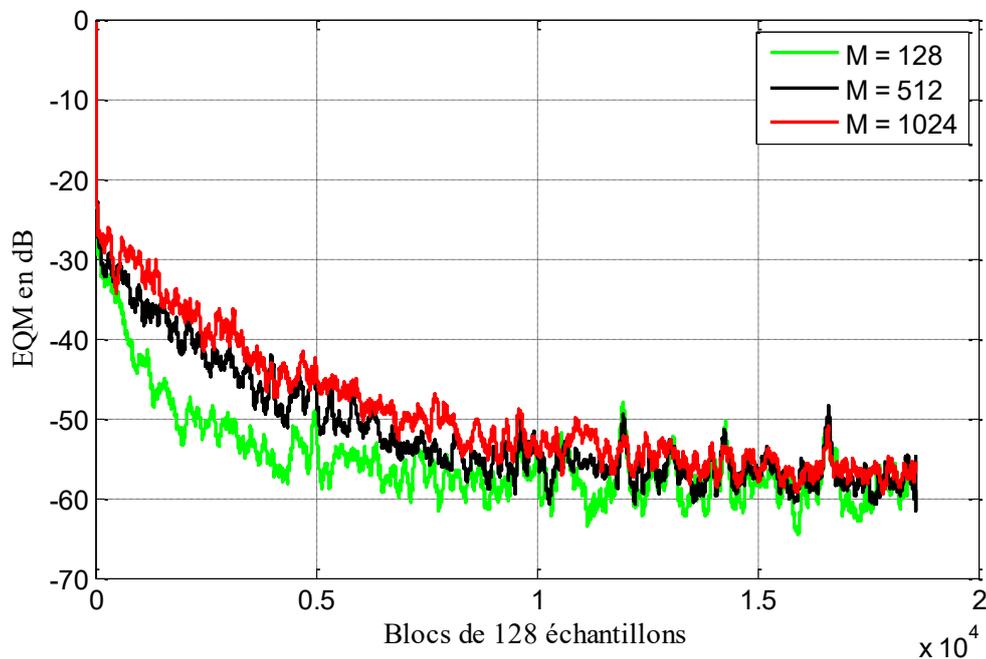


Figure 3.20. Influence de la taille de filtre sur l'algorithme VP-SSF.

D'après les résultats de simulations illustrés dans la figure 3.21, nous remarquons que la vitesse de convergence est très rapide lorsque le système acoustique est caractérisé par une réponse impulsionnelle faible coefficients (exemple $M = 128$ coefficients). Donc la vitesse de convergence est inversement proportionnelle avec la taille du filtre transversal M .

3.5 Signal estimé

Nous avons terminé les simulations par une figure qui représente le signal estimé après l'application de l'algorithme VP-SSF, nous avons fixés les paramètres comme suit : $RSB1 = RSB2 = 3$ et $M = 128$.

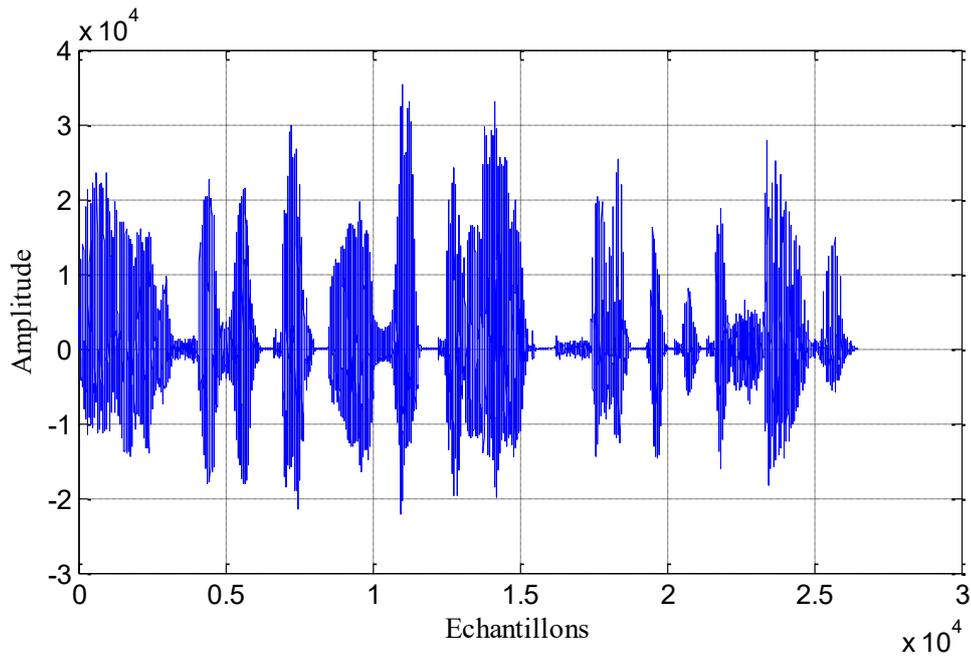


Figure 3.21.. Signal estimé.

D'après les résultats obtenus dans la figure 3.22 le signal de parole estimé à la sortie du traitement de l'algorithme VP-SSF converge vers le signal de parole originale, alors le bruit acoustique est suffisamment réduit. Donc l'algorithme est très efficace pour la réduction du bruit acoustique.

3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les résultats de simulation de l'algorithme VP-SSF qui est appliqué pour la réduction du bruit acoustique.

Les résultats obtenus montrent que l'algorithme proposé donne de bons résultats dans un milieu sparse (avec un bruit USASI). Nous avons remarqué après plusieurs simulations

comparatives, la supériorité de l'algorithme proposé par rapport à l'algorithme SFF en termes de rapidité de convergence.

Nous avons également conclu que la vitesse de convergence de l'algorithme proposé est inversement proportionnelle à la taille du filtre adaptatif.

Conclusion générale

Dans ce projet de fin d'étude, nous avons présenté un nouvel algorithme VP-SSF pour la réduction du bruit acoustique dans des systèmes acoustique de type sparse et dispersive.

En premier lieu, nous avons fait une étude théorique sur le bruit et le filtrage adaptatif en pleine bande et en sous bande, nous avons également décrit les algorithmes adaptatifs (LMS et NLMS) et les mélanges convolutifs bi-capteurs.

En second lieu, nous avons défini les réponses impulsionnelles (sparse et dispersive), la méthode Forward ainsi que sa version simplifiée, en passant par les algorithmes proportionnels et des pas d'adaptation variables.

Dans notre travail nous avons proposé un nouvel algorithme bi-capteurs adaptatif proportionnel basé sur la structure Forward simplifiée en sous bande à pas d'adaptation variable. Nous avons fait une étude comparative entre l'algorithme SFF classique et l'algorithme proposé en évaluant le critère de mesure de performances l'erreur quadratique moyenne.

D'après l'étude des performances de l'algorithme proposé, nous avons remarqué que cet algorithme donne de bons résultats dans un environnement sparse. Nous avons également remarqué à travers ces résultats comparatifs que l'algorithme proposé (VP-SSF) converge rapidement par rapport à l'algorithme SFF. Finalement, on peut dire que cet algorithme est très efficace pour réduire le bruit acoustique.

Bibliographie

- [1] F.Bouderbala, O.CHABOUNI : 'Proposition d'un algorithme rapide à deux canaux pour la réduction du bruit dans les systèmes téléphonique à main-libres', mémoire de master, Université Saad Dahlab, Blida, 2018.
- [2] M.Zoulikha : 'Méthodes améliorées pour la réduction du bruit acoustique et le rehaussement du signal de parole', thèse de magister, Université Saad Dahlab, Blida, 2014.
- [3] D.Boucherf : 'annulation d'écho acoustique bi-voie par les algorithmes de filtrage adaptatif', mémoire de magister, 2007.
- [4] A.Djemai, M.T.Bennaceur : 'Application du filtrage adaptatif à l'annulation de l'écho acoustique', mémoire de master, Université Kasdi Merbah, Ouargla, 2019.
- [5] O. Nerrand, P. Roussel-Ragot, L. Personnaz et G. Dreyfus : 'Neural networks and non-linear adaptive filtering : Unifying concepts and new algorithms', S. MARCOS, Laboratoire des Signaux et Systèmes, Ecole Supérieure d'Electricité; Plateau de Moulon, 91192 GIF SUR YVETTE –France.
- [6] Douglas, S.C. : "Introduction to Adaptive Filters" Digital Signal Processing Handbook Ed. Vijay K. Madisetti and Douglas B. Williams, Boca Raton: CRC Press LLC, 1999.
- [7] M. Bellanger : 'Traitement numérique du signal théorie et pratique', Dunod: 8ème édition, 2006.
- [8] R.Bendoumia, A.Deba, 'Rehaussement du signal parole par l'algorithme de decorrélation symétrique', mémoire de master, université Saad Dahleb, Blida, 2011.
- [9] J.Benesty : 'Notes de Cours : Traitement des signaux numériques, Filtrage adaptatif et analyse spectrale', INRS-EMT, Canada.

- [10] <http://docplayer.fr/61254836-Filtre-de-wiener-maurice-charbit.html>
- [11] W.J.Jemai, K.Abderrahim et F.Msahli : 'Comparaison de deux méthodes adaptatives LMS & RLS du modèle de Volterra', la septième conférence internationale sur les Sciences et Techniques de l'Automatique STA, 2006, Tunisia.
- [12] M.Hamidia : 'Rehaussement de la parole par filtrage adaptatif pour les applications en télécommunications', thèse de magister, Université des sciences et de la technologie Houari BOUMEDIENE, Alger, 2012.
- [13] M.Kerkar, S.A.Bouzekkar : 'Reduction du bruit acoustique par nouvelle approche de décorrelation symetrique adaptative en sous-bandes', mémoire de master, Université Saad Dahlab, Blida, 2018.
- [14] K.-A. Lee, W.-S. Gan et S. M. Kuo : 'Subband adaptive filtering: theory and implementation.', John Wiley & Sons, 2009.
- [15] S. S. Pradham and V. Reddy : 'A new approach to subband adaptive filtering', IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 47, no. 3, pp.655–664, 1999.
- [16] K.-A. Lee and W.-S. Gan : 'Improving convergence of the NLMS algorithm using constrained subband updates', IEEE Signal Processing Letters, vol. 11, no. 9, pp. 736–739, 2004.
- [17] Yi Yu, Hongsen He, Badong Chen, Jianghui Li, Youwen Zhang, Lu Lu : 'M-estimate Based Subband Adaptive Filter Algorithm: Performance Analysis and Improvements', IEEE, 2019.
- [18] H.Nguyen Thi, J.Caelen, C.Jutten : 'Rehaussement de la parole par la séparation de sources dans un mélange convolutif', Journal de physique |V Colloque C5, supplément journal de physique III, Volume 4, mai 1994.
- [19] M.Djendi : 'Advanced techniques for two_microphones noise réduction in mobile communication', thèse de doctorat, Université Rennes 1, France, 2010.
- [20] S.Bougheddaoui, R.Charif : 'Algorithme Forward proportionnel amélioré pour la réduction du bruit acoustique et le rehaussement de la parole', mémoire de master, Université Saad Dahlab, Blida, 2020.

- [21] Daassi – Gnaba Hela : ‘ Annulation d’écho acoustique centralisée dans les réseaux radio mobile’, thèse de doctorat, Université des Saint Pières, U.F.R de mathématiques et informatique, 2006 .
- [22] A.Tedjni : ‘Study Of Sparse adaptive Algorithms for the identification of acoustic impulse responses’, thèse de magister, Université Saad Dahlab, Blida, 2016.
- [23] Guy – Bart Stan , Jean – Jacques Embrechts , Dominique Archambeau : ‘ Comparison of different impulse response measurement techniques ’, Journal of the Audio Engineering Society 50, 2002.
- [24] Y. Huang, J. Benesty, J. Chen : ‘Sparse Adaptive Filters’, ch. 4, Springer-Verlag New York Inc., Secaucus, NJ, USA, 2005.
- [25] Ligang Liu : ‘On Improvement of Proportionate Adaptive Algorithms for Sparse Impulse Response’, thèse de doctorat, Kochi University of Technology, Japan.
- [26] Van Gerven, S. : ‘Adaptive noise cancellation and signal separation with applications to speech enhancement’, thèse de doctorat (Ph.D), Université catholic of Leuven, 1996.
- [27] O.bouchekouk, M.Bouzidi : ‘Annulation du bruit par les algorithmes proportionnels implémentés sur la structure Forward de séparation de sources’, mémoire de master, Université Saad Dahlab, Blida, 2018.
- [28] Pradeep Loganathan, Dr Patrick Naylor, Dr Tania Stathaki : ‘Adaptive Echo Cancellation’, Rapport de projet de fin d'année, Imperial College London, Département de génie électrique et électronique, 2007.
- [29] Kwong R.H, Johnston E.W: ‘A variable step size LMS algorithm’, IEEE Trans. Signal process (July) 1992;vol.40,no.70,pp.1633-1642.
- [30] A.Elahouel, M.Mansouri : ‘Rehaussement de la parole par les algorithmes Forward et Backward à pas d’adaptation variable et normalisé’, Université Saad Dahlab, Blida, 2018.