

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne démocratique et populaire

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

جامعة سعد دحلب البلدية
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك
Département d'Électronique



Mémoire de Master

en Télécommunication
Spécialité : Réseaux & Télécommunications

Présenté par

Naït Aouragh Fatma Zohra

&

Ait Ali Besma

Algorithme Backward P-NLMS à pas d'adaptation variables en sous-bande pour la réduction du bruit et le rehaussement de la parole

Proposé par : Dr R.BENDOUMIA

Année Universitaire 2021-2022

Remerciements

La présentation de ce modeste travail nous offre l'occasion d'exprimer notre énorme plaisir de présenter nos remerciements.

En premier lieu, nous tenons à exprimer, nos vifs et profondes gratitudees à Allah le tout puissant, qui nous a procuré la force, la santé, la patience, l'aide et la volonté pour accomplir ce travail.

On voudrait également exprimer nos sincères remerciements à notre promoteur Mr. BENDOUMIA REDHA pour sa patience de nous guider et pour ces valeureux conseils tout au long de ce projet de fin d'étude, pour sa disponibilité, et surtout pour ces qualités humaines, merci d'être si compréhensive.

Nous adressons nos sincères remerciements aux membres du jury, pour leur présence, pour leur lecture attentive de ce mémoire, et pour l'honneur et l'intérêt en acceptant d'évaluer notre projet.

Nous tenons à présenter notre gratitude envers tous les professeurs qui ont participé à notre formation depuis notre premier cycle d'étude jusqu'à notre cycle universitaire, et à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à l'élaboration de ce travail.

Un merci tout particulier va naturellement à nos chers parents qui étaient toujours à nos côtés, leurs soutiens inconditionnels et leurs encouragements ont été d'une grande valeur. Nous leurs souhaitons la bonne santé et une longue vie, Incha Allah.

On vous dit, Merci

Dédicace

Cette page constitue un plaisir permettant de replonger avec joie dans les souvenirs heureux de ces dernières années.

Avec une joie immense, je dédie ce modeste travail à mes chers parents, vous étiez toujours pour moi un exemple de personne respectueux, honnête, de la personne méticuleuse, je tiens à honorer vos qualités.

A ma mère, tu étais toujours présente avec ton amour, ta compréhension, ton soutien fut une lumière dans tout mon parcours.

A mon père, grâce à toi j'ai appris le sens du travail et de la responsabilité. Je voudrais te remercier pour ta générosité.

Aucune dédicace ne saurait exprimer l'amour et le respect que j'ai toujours eu pour vous.

A mon cher frère et mes chères sœurs, qui me gardent les pieds sur terre, me rappelle ce qui est important dans la vie et me soutiennent toujours dans mes aventures, je vous aime.

Fatma zohra

Dédicace

Cette page constitue un plaisir permettant de replonger avec joie dans les souvenirs heureux de ces dernières années.

Je dédie ce travail à ma très chère maman et mon très cher papa, impossible de trouver les mots pour exprimer l'amour et le respect que j'ai toujours pour vous. Rien au monde ne vaut les efforts fournis jour et nuit pour mon éducation et mon bien être. Ce travail est le fruit de vos sacrifices que vous avez consentis pour mon éducation le long de ces années.

A tous mes enseignants et spécialement mon encadreur Mr BENDOUMIA Rédha.

A mes très chères amies qui représente la source de mon bonheur.

Besma

ملخص:

نهتم في هذه المذكرة بمشكلة تقليل الضوضاء الصوتية وتعزيز إشارة الكلام التي تم معالجتها بعدة تقنيات لتحسين الجودة لقد اقترحنا خوارزمية تكيفية متناسبة محسنة مع خطوات تكيف متغيرة استناداً إلى بنية الفصل الأعمى لمصادر المستشعر الثنائي الخلفي في النطاق الفرعي لإيجاد حلول في الحالة التي تكون فيها استجابة النبضات متفرقة، تضمن هذه الخوارزمية نتائج جيدة من حيث سرعة التقارب.

كلمات المفاتيح:

تحسين الخطاب، الى الخلف، استجابة اندفاعية متفرقة، وجود متغيرات التكيف، تصفية النطاق الفرعي التكيفية

Résumé :

Dans ce mémoire, nous nous intéressons au problème de la réduction du bruit acoustique et le rehaussement du signal de parole qui a été traité par plusieurs techniques afin d'améliorer la qualité. Nous avons proposé un algorithme adaptatif proportionnel amélioré à pas d'adaptation variables basé sur la structure de séparation aveugle des sources bi-capteurs Backward en sous bande pour trouver des solutions dans le cas où la réponse impulsionnelle est sparse, cet algorithme assure de bons résultats en terme de vitesse de convergence.

Mots clés :

Rehaussement de la parole ; Backward ; Réponses Impulsionnelles Sparses ; Pas d'adaptation Variables; Filtrage adaptatif en sous-bande.

Abstract :

In this thesis, we are interested in the problem of acoustic noise reduction and the enhancement of the speech signal, which has been treated by several techniques in order to improve the quality.

We have proposed an improved proportional adaptive algorithm with variable adaptation steps based on the blind separation structure of Backward bi-sensor sources in subband to find solutions in the case where the impulse response is sparse, this algorithm ensures good results. in terms of convergence speed.

Keywords :

Speech enhancement, Backward, Sparse Impulse Responses, adaptation Variables step, Adaptive sub-band filtering.

Liste des acronymes et abréviations

- **BNLMS** : Backward NLMS.
- **DAV** : Détection d'Activité Vocale.
- **DB** : Décibel.
- **EQM** : Erreur Quadratique Moyenne.
- **IPBNLMS** : Improved Proportionate Backwad NLMS.
- **IPNLMS** : Improved PNLMS.
- **LMS** : Least Mean Squares.
- **MSE** : Medium Square Error.
- **NLMS** : Normalized Least Mean Square.
- **PBNLMS** : Proportionate Backward NLMS.
- **PNLMS** : Proportionate Normalized Least Mean Square.
- **RSB** : Rapport Signal à Bruit.
- **USASI** : USA Standard Institute.
- **VS-IP-BNLMS** : Variable Step-size Improved Proportionate Backwad NLMS.
- **F.P.B** : Filtre passe bas.
- **F.P.H** : Filtre passe haut.

Table des matières

Introduction générale	1
Chapitre 1 : Généralités sur le filtrage et les algorithmes adaptatifs	
1.1	Introduction 4
1.2	Définition de la parole 4
1.2.1	Classification des sons de la parole 4
1.3.1	Définition du bruit acoustique 5
1.3.2	Quelques types du bruit acoustique 5
1.4	Réponse impulsionnelle 7
1.4.1	Réponse impulsionnelle dispersive 7
1.4.2	Réponse impulsionnelle sparse 8
1.5	Filtrage de wiener 9
1.5.1	Rôle du filtrage de wiener 9
1.6	Filtrage adaptatif 11
1.6.1	Principe du filtrage adaptatif 11
1.6.2	Application du filtrage adaptatif 12
1.6.3	Algorithmes adaptatifs 12
1.6.3.1	Choix de l’algorithme 12
1.6.3.2	Algorithme du gradient stochastique LMS 13
1.6.3.3	Algorithme LMS normalisé (NLMS) 13
1.6.3.4	Algorithme PNLMS (proportionnel) 14
1.7	Réduction du bruit bi-capteurs 15
1.7.1	Mélange convolutif 15
1.7.2	Structure direct (Forward) 17
1.7.3	Méthode récursive (Backward) 18
1.8	Conclusion 19

Chapitre 2 : Algorithme Backward proportionnel NLMS amélioré en sous bande à pas d'adaptation variables

2.1	Introduction	20
2.2	Algorithme Backward NLMS classique.....	20
2.3	Algorithme proposé	21
2.3.1	Etage 1 : Banc de filtre d'analyse.....	23
2.3.2	Etage 2 : Sous-Filtres Adaptatifs.....	24
a.	Estimation des sous vecteurs proportionnels	24
b.	Estimation des sous pas d'adaptations variables.....	25
2.3.3	Etage 3 : Banc de filtres de synthèse (interpolation).....	27
2.4	Conclusion.....	28

Chapitre 3 : Résultats de simulations

3.1	Introduction	29
3.2.1	Signal de parole	29
3.2.2	Détection d'activité vocale (DAV).....	30
3.2.3	Signal du bruit	30
a.	Bruit blanc	30
b.	Bruit USASI	31
3.2.4	Réponses impulsionnelles	32
3.2.5	Simulation des signaux bruités.....	33
3.3	Bancs de filtres d'analyse et de synthèse	34
3.4	Test de simulation dans le cas d'un bruit blanc.....	35
3.5	Evaluation de la vitesse de convergence	36
3.5.1	1 ^{er} cas : Système acoustique sparse avec $M = 256$	37
3.5.2	2 ^{ème} cas : Système acoustique sparse avec $M = 512$	38
3.6	Evolution temporelle des signaux estimés.....	41
3.7	Effet de la taille du filtre	43
3.8	Conclusion.....	43
	Conclusion générale.....	54
	Bibliographie.....	56

Liste des figures

Chapitre 1 : Généralités sur le filtrage et les algorithmes adaptatifs

Figure 1. 1 : Echantillon de bruit blanc	5
Figure 1. 2 : Spectre de bruit rose (échelle logarithmique)	6
Figure 1. 3 : Spectre du signal USASI	6
Figure 1. 4 : Propagation du son dans une salle acoustique	7
Figure 1. 5 : Exemple d'une réponse impulsionnelle dispersive	8
Figure 1. 6 : Réponse impulsionnelle sparse	8
Figure 1. 7 : Schéma représentatif du filtrage de Wiener	9
Figure 1. 8 : Principe du filtrage adaptatif	11
Figure 1. 9 : Structure du mélange convolutif bi-capteurs complète	15
Figure 1. 10 : Structure du mélange convolutif bi-capteurs simplifié	16
Figure 1. 11 : Structure de séparation de source direct (Forward)	17
Figure 1. 12 : Structure récursive (Backward BSS)	18

Chapitre 2 : Algorithme Backward proportionnel NLMS amélioré en sous bande à pas d'adaptation variables

Figure 2. 1 : Structure récursive (Backward)	21
Figure 2. 2 : Structure générale de l'algorithme IP-BNLMS à pas d'adaptation variable	22

Chapitre 3 : Résultats de simulations

Figure 3. 1 : Signale de parole	29
Figure 3. 2 : Signal de parole utilisé avec la segmentation (DAV) manuelle	30
Figure 3. 3 : Bruit blanc	31
Figure 3. 4 : Bruit USASI	31
Figure 3. 5 : Exemple de la réponse impulsionnelle dispersive simulée $h_{12}(n)$	32
Figure 3. 6 : Exemple de la réponse impulsionnelle dispersive simulée $h_{21}(n)$	32
Figure 3. 7 : Exemple de la réponse impulsionnelle sparse simulée $h_{12}(n)$	33
Figure 3. 8 : Exemple de la réponse impulsionnelle sparse simulée $h_{21}(n)$	33
Figure 3. 9 : Signal du mélange convolutif $p_1(n)$	34
Figure 3. 10 : Signal du mélange convolutif $p_2(n)$	34
Figure 3. 11 : Caractéristiques des réponses fréquentielles des filtres d'analyse et de synthèse pour deux sous bande	35
Figure 3. 12 : Evaluation du EQM pour $RSB = 0$ dB	35
Figure 3. 13 : Evaluation du EQM pour $RSB = -3$ dB	36
Figure 3. 14 : Evaluation du EQM pour $RSB = 3$ dB	36
Figure 3. 15 : EQM pour un $RSB = 0$ dB et $M=256$	37

Figure 3. 16 : EQM pour un RSB = 3 dB et M = 256	37
Figure 3. 17 : EQM pour un RSB = -3 dB et M = 256.....	38
Figure 3. 18 : EQM pour un RSB = 0 dB et M = 512	38
Figure 3. 19 : EQM pour un RSB = 3 db et M=512.....	39
Figure 3. 20 : EQM pour un RSB = -3 dB et M = 512.....	39
Figure 3. 21 : EQM pour un RSB = 0 dB et M = 1024	40
Figure 3. 22 : EQM pour un RSB = 3 dB et M = 1024	40
Figure 3. 23 : EQM pour un RSB = -3 dB et M = 1024.....	41
Figure 3. 24 : Signal de parole original $sp(n)$ en fonction du signal bruité $p_1(n)$ et le signal estimé $v_1(n)$ dans l'algorithme classique	42
Figure 3. 25 : Signal de parole $sp(n)$ en fonction du signal bruité $p_1(n)$ et le signal estimé $v_1(n)$ dans l'algorithme proposé	42
Figure 3. 26 : Comparaison entre les trois valeurs de la taille du filtre M	43

Introduction générale

Le traitement de signal est appliqué dans divers applications comme l'élaboration des signaux (modulation, codage), interprétation des signaux (filtrage, détection d'information), opérations particulières aux audioprothèses tels que l'amplification, la compression et la réduction du bruit. Cette dernière, plus précisément dans la parole est devenue de plus en plus l'un des problèmes les plus confrontés, et un point d'intérêt de plusieurs chercheurs.

La gêne due au bruit est de nature différente pour la personne plongée dans l'ambiance bruitée (interlocuteur) et pour celle qui subit les perturbations par l'intermédiaire de son téléphone (auditeur). En effet, le locuteur garde un minimum de contrôle car il peut par exemple hausser la voix ou même changer l'endroit bruyant pour un endroit plus calme, contrairement au l'auditeur qui n'a aucun contrôle sur le milieu acoustique.

Parmi les grands axes de recherche dans le domaine de traitement de signal, on trouve les techniques de la réduction du bruit acoustique et l'amélioration de la qualité de la parole. En effet, dans un monde où la télécommunication connaît un véritable essor les technologies se doivent d'être de plus en plus performantes afin de satisfaire au plus grand nombre. Les applications qui nécessitent un rehaussement de la parole sont très nombreuses, tels que les communications téléphoniques (notamment en mode mains libres), ou dans les systèmes de téléconférence où la parole est souvent environnée par des bruits acoustiques provenant de sources multiples qui peuvent gêner la qualité et l'intelligibilité du signal transmis.

Un signal est la représentation physique de l'information qu'il transmette de sa source à sa destination, il est nécessaire d'établir une convention, par exemple, une tension électrique en Volt peut représenter la présence ou l'absence d'un objet, donc c'est un phénomène qui peut être mesurable par un appareil de mesure. Il fait partie des trois éléments principales pour construire une communication (émetteur, récepteur, signal), la théorie du signal reste valable quelle que soit la nature physique du signal.

Généralement, les signaux sont contaminés par les bruits, ceci nécessite un filtre. Le filtre est une opération permettant d'éliminer le bruit, il y a deux types de filtres actifs et passifs, dans le cadre de ce travail on va expliquer le filtre de Wiener et le filtre adaptatif qui sont souvent appliqués pour la diminution du bruit.

Le filtrage adaptatif est un domaine qui a connu une grande activité dans la communauté du traitement de signal depuis les années 1970, c'est une technique utilisée pour la rectification des paramètres d'un filtre, pour la réduction du bruit et le rehaussement de la parole. Les algorithmes de filtrage adaptatif ont des inconvénients, en premier lieu, la dégradation de la vitesse de convergence, ainsi que la qualité du signal. Cependant, l'évolution des technologies a permis d'inventer de nouveaux algorithmes adaptatifs permettant de corriger ces défauts.

Afin d'améliorer la qualité du signal transmis au correspondant distant, il s'avère important de développer des systèmes de réduction de bruit dont le but consiste à extraire l'information utile en effectuant un traitement sur le signal d'observation bruité.

La réduction du bruit et le rehaussement du signal de parole sont les clés pour améliorer la qualité perçue de la voix, ces complications ont été traitées par plusieurs techniques, parmi ces techniques la séparation aveugle des sources bi-capteurs combinées avec le filtrage adaptatif, qui face des difficultés dans un environnement long et sparse.

L'objectif effectué dans le cadre de ce projet de fin d'étude est de trouver une solution efficace pour cette application, et cela par la proposition du nouvel algorithme adaptatif proportionnel à pas d'adaptations variables appliqué sur la structure Backward en sous bande.

Ce travail réalisé est subdivisé sur trois chapitres :

❖ **Chapitre 1 : Généralités sur le filtrage et les algorithmes adaptatifs**

Nous présentons premièrement le filtrage adaptatif et ses algorithmes stochastique LMS, NLMS, PNLMS, ainsi que les structures de séparation de source Forward et Backward.

❖ **Chapitre 2 : Algorithme Backward proportionnel NLMS amélioré en sous bande à pas d'adaptation variables**

Il comporte l'explication des algorithmes utilisés le long de notre projet, ainsi que l'algorithme proposé dans un milieu sparse par la structure Backward en sous bande.

❖ **3^{ème} chapitre : Résultats de simulations**

Nous allons présenter dans ce chapitre, des signaux de simulation et aussi les résultats de simulations comparatifs entre l'algorithme proposé dans ce projet et sa version classique.

Enfin, nous allons terminer ce mémoire par une conclusion générale.

Chapitre1 : Généralités sur le filtrage et les algorithmes adaptatifs

1.1 Introduction

Le bruit est défini comme un son indésirable, dans notre environnement, il est souvent présent, avec l'avènement des télécommunications mobiles, le besoin d'améliorer la prise du son s'est fait de plus en plus un point d'intérêt.

Dans ce premier chapitre, nous allons discuter sur le principe du filtrage adaptatif et ses applications, ainsi que les techniques de la réduction du bruit acoustique bi-capteurs.

1.2 Définition de la parole

La parole est un signal structuré qui permet aux êtres humains de communiquer entre eux, sa simplicité d'ailleurs le moyen de communication le plus populaire dans le monde [1].

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, continue, avec l'énergie finie et non stationnaire [2].

1.2.1 Classification des sons de la parole

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

- **Sons voisés** : Les sons voisés représentent les voyelles, sont des signaux quasi-périodiques très riches en harmoniques d'une fréquence fondamentale appelée pitch.[3].

- **Sons non voisés** : Les sons non voisés sont remarquables par leur absence totale de périodicité, il peut être considéré comme un bruit blanc filtré par le conduit vocal. Son spectre ne possède donc pas de structure particulière et c'est souvent dans les hautes fréquences que le spectre est le plus énergétique [4].
- **Silences** : Les silences sont tout simplement des intervalles où le signal utile est absent. En pratique, il s'agit de bruit, d'origines diverses, d'énergie négligeable devant celle du signal utile [5].

1.3 Généralités sur le bruit acoustique

1.3.1 Définition du bruit acoustique

Le bruit a été défini comme étant un phénomène acoustique produisant une sensation auditive considérée comme désagréable ou gênante qui s'ajoute au signal utile [6]. La perception du bruit est tout à fait subjective. Elle varie selon la personne, le lieu, le moment.

D'autres facteurs entrent également en jeu la répétitivité du bruit, sa continuité, et l'impuissance à agir dessus.

1.3.2 Quelques types de bruit acoustique

En acoustique il existe divers types de bruit, en voici quelques-uns :

Le bruit blanc : Un bruit blanc est un processus (signal) aléatoire non corrélé et son spectre de puissance est plat dans lequel la densité spectrale de puissance est la même pour toutes les fréquences de la bande passante [7]. Il présente la même énergie pour toutes les fréquences. Le bruit additif blanc gaussien est un bruit blanc qui suit une loi normale de moyenne et variance données. Il est un modèle théorique c'est à dire il ne peut pas exister naturellement car il contient des fréquences infinies ayant une puissance moyenne infinie [8].

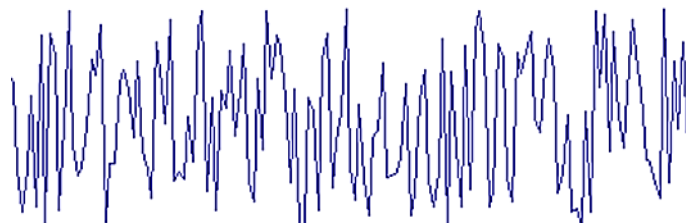


Figure 1. 1 : Echantillon de bruit blanc

Le bruit rose : Le bruit rose est un signal aléatoire dont la densité spectrale est constante par bande d'octave. Sa densité spectrale de puissance est inversement proportionnelle à la fréquence

du signal. Le bruit rose est la référence pour caractériser les qualités des structures d'une construction.

Tout type de bruit filtré peut être un bruit coloré. En audio la couleur la plus courante est celle du bruit rose [9].

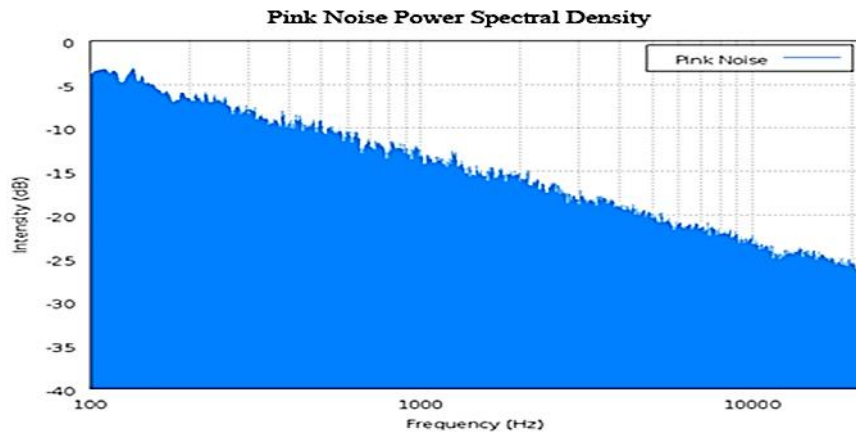


Figure 1. 2 : Spectre de bruit rose (échelle logarithmique)

Le bruit USASI : est un processus aléatoire dont ses échantillons sont des variables aléatoires corrélés. Il est utilisé par les fabricants de diffusion audio en tant qu'un signal de test, pour évaluer la vitesse de convergence des algorithmes [10]. Dans le domaine de la réduction de bruit et le rehaussement de la parole le spectre de ce bruit est constitué d'un bruit blanc filtré à une plage horizontale de 20 KHz [8].

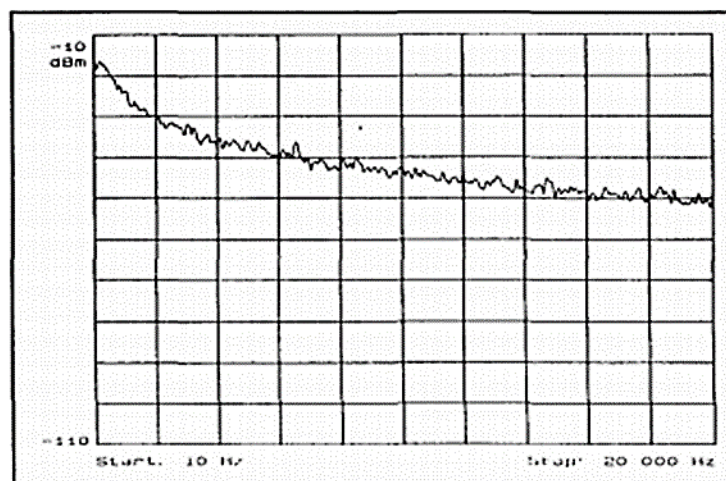


Figure 1. 3 : Spectre du signal USASI

1.4 Réponse impulsionnelle

Pour définir la réponse impulsionnelle, on peut citer l'exemple d'une salle acoustique, dans laquelle est placée une source sonore. Le son issu de la source émettrice se propage uniformément dans toutes les directions de l'espace. Avant d'atteindre un point de réception, le son emprunte une infinité des trajets, c'est-à-dire, le son va être transmis de manière directe et réfléchis dans l'espace. Le premier son qui va être entendu est celui qui provient du chemin direct de la source, et puis les sons transmis de manière réfléchi vont être entendus, lorsque le son est réfléchi, chaque réflexion est retardée [11].

Le phénomène de la réponse impulsionnelle est illustré dans le schéma suivant :

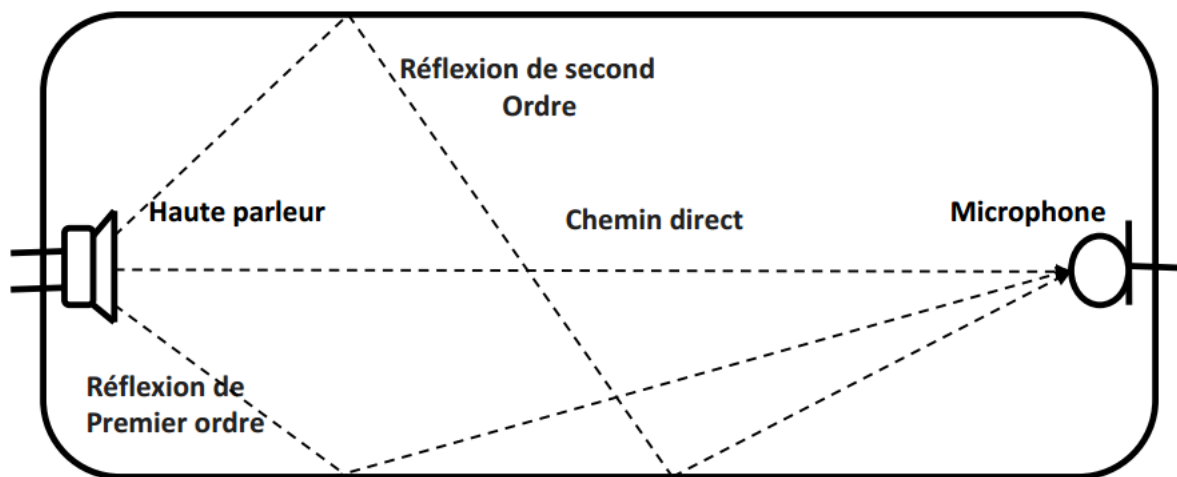


Figure 1. 4 : Propagation du son dans une salle acoustique

1.4.1 Réponse impulsionnelle dispersive

Le signal réfléchi a une énergie qui dépend des dimensions de la salle ainsi que des objets qu'elle contient. La réponse impulsionnelle dispersive est une réponse impulsionnelle qui a une proportion presque égale parmi tous ces coefficients qui a distribuée à partir du trajet de l'écho dispersive [12][13]. Sans oublier qu'elle est généralement utilisée dans une salle pas assez large.

Par conséquent, la réponse impulsionnelle dispersive de la salle est montrée sur la figure 1.5

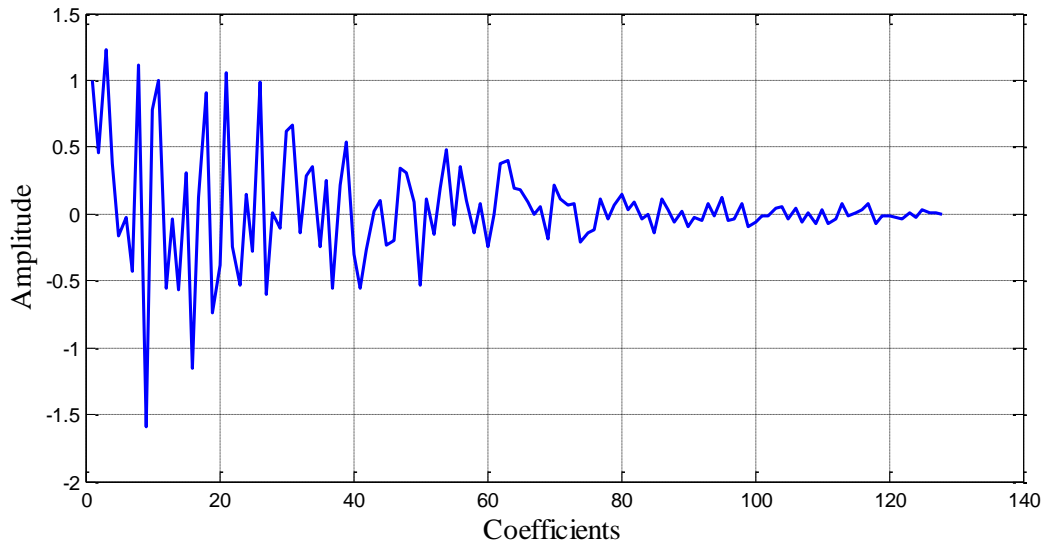


Figure 1.5 :Exemple d'une réponse impulsionnelle dispersive

1.4.2 Réponse impulsionnelle sparse

Une réponse impulsionnelle sparse est une réponse impulsionnelle qui n'a qu'un faible pourcentage de ses composants avec une amplitude importante tandis que les autres sont nuls ou suffisamment petits [12].

Par conséquent, la réponse impulsionnelle sparse d'une salle est donnée par la figure 1.6

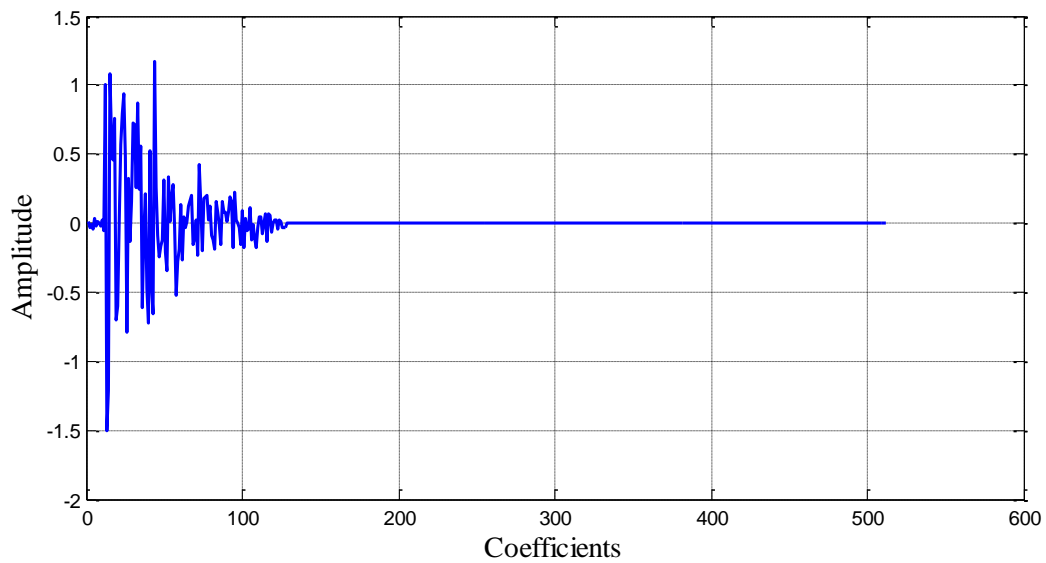


Figure 1.6 : Réponse impulsionnelle sparse

1.5 Filtrage de wiener

Dans de nombreuses applications, les signaux temporels sont entachés d'un bruit non discret, il faut alors trouver une solution pour réduire ou supprimer ces composantes perturbatrices. Dans le cas où le spectre du signal désiré et celui du signal perturbateur se superposent, il n'est pas possible de recourir au filtrage classique. Le filtre de Wiener apporte une solution à ce problème lorsque le processus est stationnaire.

Son principe est présenté dans la figure suivante :

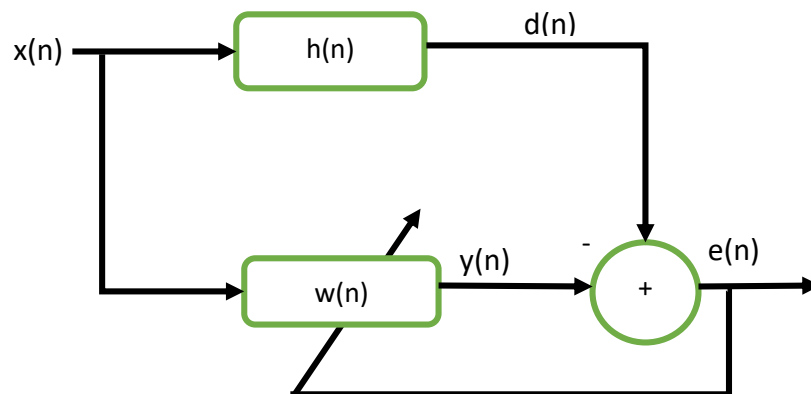


Figure 1. 7 : Schéma représentatif du filtrage de Wiener

Où :

$x(n)$: Le signal d'entrée.

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

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

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

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

$d(n)$: Le signal désiré (référence).

1.5.1 Rôle du filtrage de wiener

Dans le traitement de signal, le filtre de Wiener est un filtre utilisé pour produire une estimation d'un processus aléatoire souhaité ou cible par filtrage linéaire invariant dans le temps d'un processus bruyant observé, l'idée de base du filtrage optimale est que nous voulons minimiser l'erreur quadratique moyenne entre la reconstruction et le signal d'origine donc le rôle du filtre

de Wiener est de calculer une estimation statistique d'un signal inconnu en utilisant un signal associé comme entrée et en filtrant ce signal connu pour produire l'estimation comme sortie.

On note :

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (1.1)$$

L'erreur entre la réponse désirée $d(n)$ et la sortie $y(n)$. On note également $w(n)$ représente les coefficients du filtre.

Le problème consiste donc à rechercher le filtre assurant l'erreur la plus faible $e(n)$, au sens d'une certaine fonction de coût.

L'erreur quadratique moyenne est utilisée, car elle conduit à des développements mathématiques complets et simples, fournit la solution en fonction des caractéristiques au second ordre des variables aléatoires, et enfin fournit une solution unique. C'est sur l'estimation linéaire en moyenne quadratique que repose le filtrage de Wiener [14].

La sortie $y(n)$ est donnée par :

$$y(n) = \sum_{i=0}^{M-1} w(i)x(n-i) \quad (1.2)$$

Où « M » est le nombre des coefficients de la réponse impulsionnelle. C'est plus pratique d'utiliser une notation matricielle pour la sortie du filtre :

$$y(n) = \mathbf{w}(n)^T \mathbf{x}(n) = \mathbf{x}(n)^T \mathbf{w}(n) \quad (1.3)$$

Avec : $\mathbf{w}(n) = [w_0, w_1, \dots, w_{M-1}]^T$ est un vecteur de longueur M contenant les coefficients du filtre RIF, et $\mathbf{x}(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-M+1)]^T$ est le vecteur des M données d'entrée les plus récentes.

Le signal d'erreur est donné par :

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

À partir des coefficients du filtre $\{w_0, w_1, \dots, w_{M-1}\}$ on peut minimiser l'erreur quadratique moyenne « EQM ».

1.6 Filtrage adaptatif

Les filtres adaptatifs sont des systèmes numériques appliqués sur des données bruitées afin d'obtenir une information utile à un certain instant t . Ces systèmes étant mis en œuvre dans trois configurations :

- Le filtrage c'est à dire l'extraction de cette information au temps t à partir des données bruitées mesurées jusqu'au temps t inclus.
- Le lissage qui utilisera aussi les données postérieures au temps t .
- La prédiction qui ne se sert que des données jusqu'au temps $t-\tau$ pour déduire l'information qui nous intéresse au temps t [15].

Les filtres adaptatifs sont des filtres numériques à coefficients adaptatifs, dont les coefficients changent selon un critère donné, dans le but est de faire converger le filtre vers un état optimal. C'est-à-dire pour supprimer le bruit situé dans le domaine de fréquences du signal utile.

1.6.1 Principe du filtrage adaptatif

Par rapport au filtrage classique, le filtrage adaptatif comporte une mise à jour récursive des paramètres (coefficients) du filtre. On suppose que à l'entrée on a le signal $x(n)$ puis le signal à la sortie du filtre $y(n)$, de même que le signal d'erreur $e(n)$ qui est la différence entre le signal désiré $d(n)$ et la sortie $y(n)$, dont le but de contrôler les valeurs des coefficients du filtre, et de minimiser l'erreur.

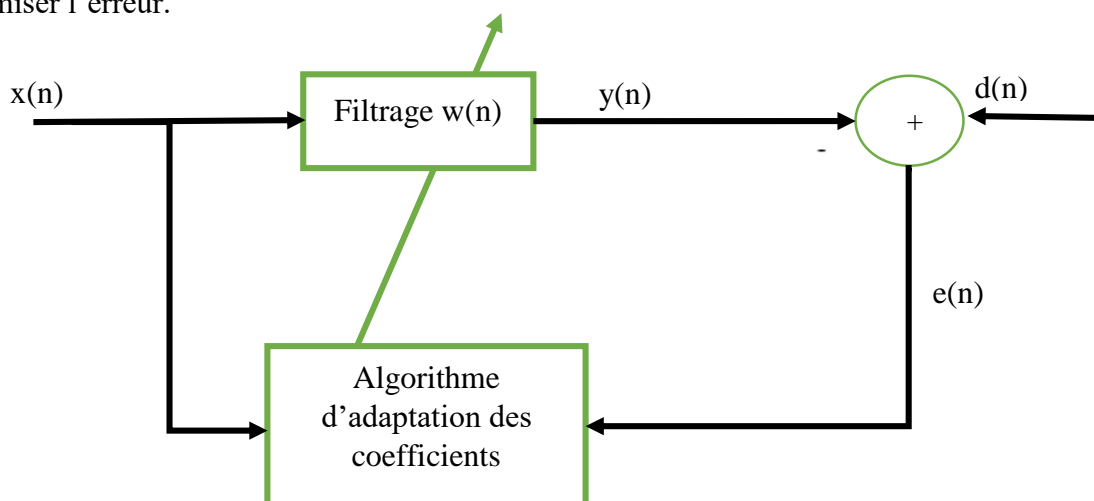


Figure 1. 8 : Principe du filtrage adaptatif

Les différents signaux qui sont utilisés dans le filtre adaptatif qui est représenté à la figure sont

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

$x(n)$: est le signal d'entrée

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

$d(n)$: est le signal désiré

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

1.6.2 Application du filtrage adaptatif

Le filtrage adaptatif est un outil éminent en traitement du signal, communications numériques, et contrôle automatique. Voici quelque exemples d'applications :

- o L'identification du système.
- o La prédiction
- o L'égalisation des canaux dispersifs.
- o L'annulation du bruit et le contrôle.
- o L'identification du système.
- o L'annulation d'écho.
- o Le rehaussement du signal.
- o Modélisation inverse

1.6.3 Algorithmes adaptatifs

1.6.3.1 Choix de l'algorithme

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

- o La rapidité de convergence qui sera le nombre d'itérations nécessaires pour converger le plus proche possible de la solution optimale
- o La mesure de cette proximité entre cette solution optimale et la solution obtenue
- o La capacité de poursuite « tracking » des variations (non-stationnarités) du système
- o La robustesse au bruit
- o La complexité
- o La structure

- o Les propriétés numériques (stabilité et précision) dans le cas d'une précision limitée sur les données et les coefficients du filtre.

1.6.3.2 Algorithme du gradient stochastique LMS

L'algorithme LMS est introduit pour la première fois par Widrow-Hoff au début des années 60 [16], il est considéré comme une approximation de l'algorithme du gradient déterministe, l'algorithme du gradient stochastique est certainement l'algorithme adaptatif le plus populaire qui existe en raison de sa faible complexité. Il est utilisé dans le but de minimiser l'erreur quadratique moyenne entre un signal désiré et celui d'estimation, ainsi dans les applications de filtrage adaptatif. Les performances du LMS dépendent de trois facteurs : le pas d'adaptation, les valeurs propres de la matrice, et la longueur du filtre [17] [6].

On a remplacé l'équation (1.3) dans (1.1) :

$$e(n) = d(n) - \mathbf{w}(n)^T \mathbf{x}(n) \quad (1.5)$$

Adaptation des filtres est donnée par :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) - \nabla_{\mathbf{w}}(e(n)) \quad (1.6)$$

$\nabla_{\mathbf{w}}$: Représente le gradient.

On obtient la relation du LMS :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + 2\mathbf{x}(n)e(n) \quad (1.7)$$

On rajoute un paramètre μ qui est le pas d'adaptation de l'algorithme pour contrôler la vitesse de convergence et qui dépend de l'énergie de $\mathbf{x}(n)$:

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mu e(n)\mathbf{x}(n) \quad (1.8)$$

$$0 < \mu < \frac{1}{M\sigma_x^2}$$

Avec :

M: La taille du filtre adaptatif.

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

1.6.3.3 Algorithme LMS normalisé (NLMS)

Le NLMS est une extension du LMS. L'extension est basée sur la normalisation de pas dans l'algorithme LMS par rapport au signal d'entrée $x(n)$ [18] pour le pas d'adaptation μ réduire au minimum l'effet de variation de la puissance du signal d'entrée.

Le pas μ contrôle le comportement de convergence de l'algorithme : plus la valeur de μ est élevée, plus l'algorithme converge, mais cela entraînerait également un mauvais ajustement (C'est-à-dire un signal d'erreur résiduelle plus important $e(n)$). La convergence de cet algorithme est garanti pour un pas d'adaptation borné entre le zéro et 2 ça veut dire que le μ doit être choisi entre $0 < \mu < 2$ [18]. Un des inconvénients de l'algorithme NLMS par rapport au LMS est l'augmentation de la complexité de calcul au niveau du nombre de multiplications [8].

Le pas d'adaptation μ est remplacé par :

$$\mu_n = \frac{\mu(n)}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)} \quad (1.9)$$

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

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \frac{\mu}{(\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n) + \delta)} \mathbf{x}(n)e(n) \quad (1.10)$$

La petite constante positive δ est introduite afin d'éviter que le dénominateur soit trop petit lorsque la puissance du signal d'entrée $x(n)$ est très faible.

1.6.3.4 Algorithme PNLMS (proportionnel)

Cet algorithme est une modification de l'algorithme NLMS. Dans PNLMS, un pas individuel adaptatif est attribué à chaque coefficient de filtrage. Les pas sont calculés à partir de la dernière estimation des coefficients de filtrage de sorte qu'un coefficient plus important reçoit un poids plus important, augmentant ainsi le taux de convergence de ce coefficient. Ceci a pour effet que les coefficients actifs sont ajustés plus rapidement que les coefficients non actifs (c'est-à-dire des coefficients petits ou nulles). Plus précisément PNLMS attribue des pas plus grands pour les coefficients de magnitude plus élevée en utilisant une matrice de contrôle $G(n)$ [13]. L'avantage du PNLMS est qu'il nécessite moins d'informations a priori sur le chemin d'écho, puisque la mise à jour ne dépend que des estimations de filtre actuelles.

L'algorithme PNLMS est décrit par les équations suivantes :

On a la matrice de contrôle $G(n)$:

$$G(n) = \text{diag}\{g_0(n), g_1(n), \dots \dots g_{M-1}(n)\}$$

Avec :

$$g_l(n) = \frac{1 - \alpha}{2M} + \frac{1 + \alpha}{2} \frac{|\mathbf{w}_l^T(n)|}{\sum_{j=1}^M |\mathbf{w}_j^T(n)| + \delta_{\text{PNLMS}}} \quad (1.11)$$

Une version normalisée peut être obtenue en normalisant l'équation de mise à jour :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \frac{\mu}{(\mathbf{x}^T(n)\mathbf{g}_1(n-1)\mathbf{x}(n) + \delta)} \mathbf{x}(n)\mathbf{g}_1(n-1)e(n) \quad (1.12)$$

Où δ_{PNLMS} est un paramètre de régularisation qui empêche la division par zéro et stabilise la solution lorsque la parole est utilisée comme signal d'entrée.

1.7 Réduction du bruit bi-capteurs

Pour le débruitage d'un signal de parole, il existe plusieurs méthodes en mono-capteur, en bi-capteurs et en multi-capteurs, qui sont dernièrement proposées dans le domaine de rehaussement de la parole et la réduction du bruit acoustique. Dans notre projet, nous allons focaliser sur la méthode bi-capteurs.

Cependant, il existe deux structures de séparation aveugle des sources, la structure directe (Forward) et la structure indirecte (Backward).

1.7.1 Mélange convolutif

La méthode bi-capteurs est utilisée dans le domaine de réduction du bruit et le rehaussement du signal de parole.

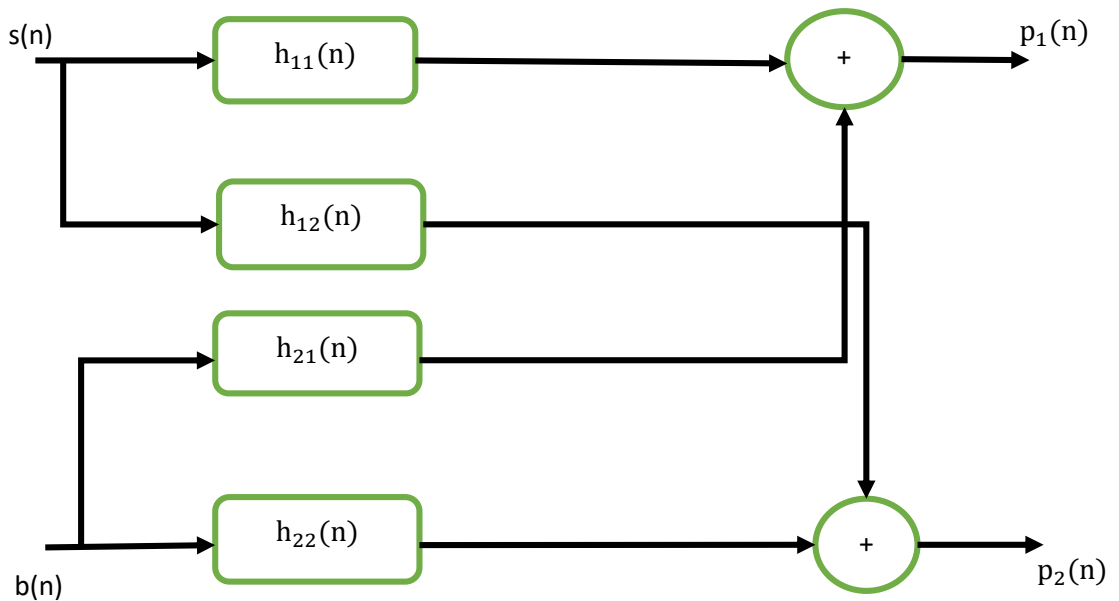


Figure 1. 9 : Structure du mélange convolutif bi-capteurs complète

La méthode bi-capteurs nécessite, l'utilisation de deux microphones pour annuler le bruit, une source de parole (locuteur), une source de perturbation (un bruit) [19]. Dans cette structure les deux microphones captent deux signaux bruités $p_1(n)$ et $p_2(n)$. D'après la structure passée on a l'équation du mélange qui s'écrit comme suit :

$$p_1(n) = s(n) * h_{11}(n) + b(n) * h_{21}(n) \quad (1.13)$$

$$p_2(n) = b(n) * h_{22}(n) + s(n) * h_{12}(n) \quad (1.14)$$

Où :

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

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

$s(n)$: Signal parole.

$b(n)$: Signal du bruit.

$p_1(n)$ et $p_2(n)$: Représentent les deux signaux de la sortie du mélange.

On suppose que les deux microphones sont placés près des deux sources et la distance entre eux est petite [20], alors les réponses impulsionnelles directes de chaque source deviennent :

$$h_{22}=h_{11} = \delta(n)$$

Où : $\delta(n)$ est l'impulsion de Dirac

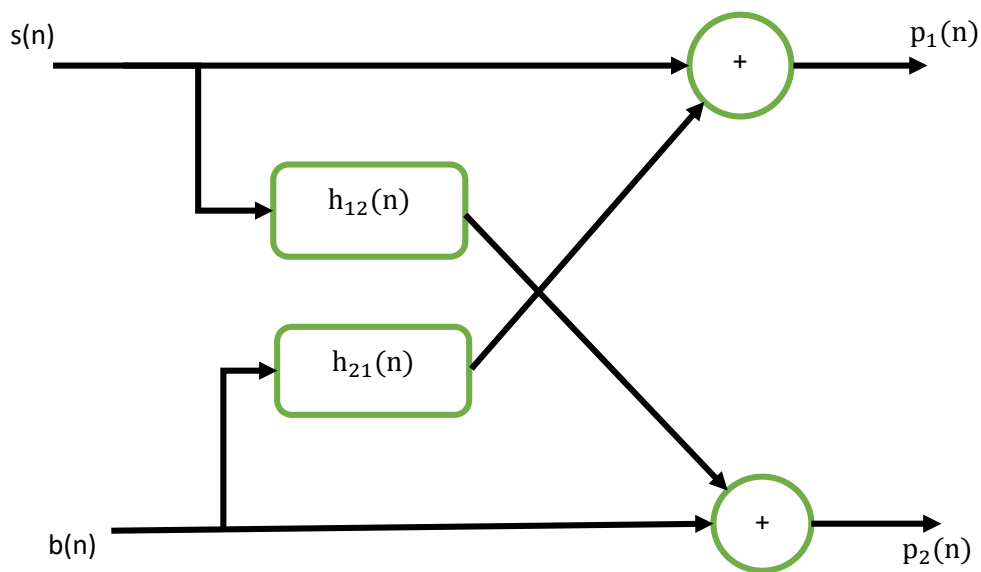


Figure 1. 10 : Structure du mélange convolutif bi-capteurs simplifié

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

$$p_1(n) = s(n) + b(n) * h_{21}(n) \quad (1.15)$$

$$p_2(n) = b(n) + s(n) * h_{12}(n) \quad (1.16)$$

1.7.2 Structure direct (Forward)

La structure directe (FBSS : Forward Blind Source Separation) est la structure la plus utilisée dans le domaine d'annulation du bruit acoustique. Elle permet d'estimer les deux signaux originaux à partir des observations mesurées au niveau des capteurs sans aucune information ni sur le mélange ni sur les signaux sources [21] [22] elle est donnée par la figure 1.11.

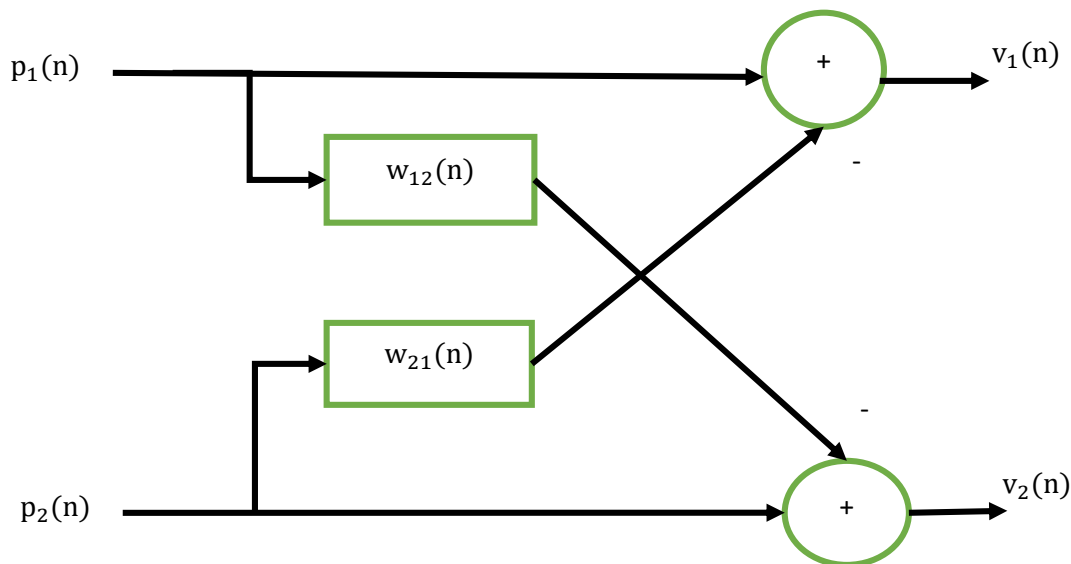


Figure 1. 11 : Structure de séparation de source direct (Forward)

Où :

$w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$ représente les filtres adaptative qu'on cherche à trouver.

Les signaux de sortie sont donnés par :

$$v_1(n) = p_1(n) - w_{21}(n) * p_2(n) \quad (1.17)$$

$$v_2(n) = p_2(n) - w_{12}(n) * p_1(n) \quad (1.18)$$

On remplace les expressions $p_1(n)$ et $p_2(n)$ dans les expressions de $v_1(n)$ et $v_2(n)$:

$$v_1(n) = s(n) + b(n) * h_{21}(n) - [b(n) + s(n) * h_{12}(n)] * w_{21}(n) \quad (1.19)$$

$$v_2(n) = b(n) + s(n) * h_{12}(n) - [s(n) + b(n) * h_{21}(n)] * w_{12}(n) \quad (1.20)$$

À l'optimum on a :

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

Alors :

$$v_1(n) = s(n) * [\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n)] \quad (1.21)$$

$$v_2(n) = s(n) * [\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n)] \quad (1.22)$$

1.7.3 Méthode récursive (Backward)

La deuxième technique de séparation aveugle de sources est la structure Backward (BBSS : Backward Blind Source Séparation) qu'est donnée par la Figure 1.12. Cette extension peut être considérée comme une structure très efficace pour le débruitage et le rehaussement de la parole.

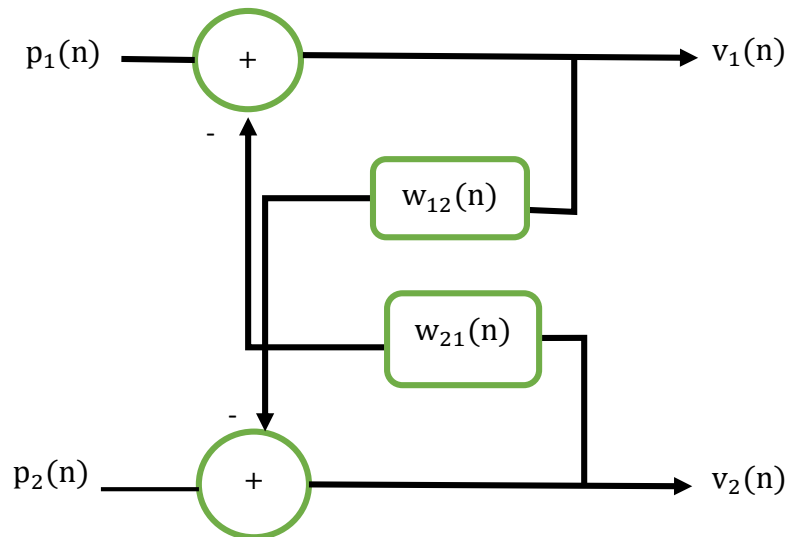


Figure 1. 12 : Structure récursive (Backward BSS)

A la sortie du processus de séparation Figure 1.12, le signal estimé du premier canal $v_1(n)$ est obtenu par la soustraction du mélange $p_1(n)$ et la sortie du deuxième filtre $w_{21}(n)$, tandis que le signal estimé du deuxième canal $v_2(n)$ est obtenue par la soustraction du mélange $p_2(n)$ et la sortie du deuxième filtre $w_{12}(n)$ [21][22].

Donc, les deux relations d'entrée-sortie de la structure récursive sont données par :

$$v_1(n) = p_1(n) - v_2(n) * w_{21}(n) \quad (1.23)$$

$$v_2(n) = p_2(n) - v_1(n) * w_{12}(n) \quad (1.24)$$

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 :

$$v_1(n) = [b(n) * (h_{21}(n) - w_{21}(n)) + s(n) * (\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n))] * (\delta(n) - w_{21}(n) * w_{21}(n))^{-1} \quad (1.25)$$

$$v_2(n) = [s(n) * (h_{12}(n) - w_{12}(n)) + b(n) * (\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n))] * (\delta(n) - w_{12}(n) * w_{12}(n))^{-1} \quad (1.26)$$

En utilisant l'hypothèse d'optimalité pour les deux filtres adaptatifs $w_{12}^{opt}(n) = h_{12}(n)$ selon les deux expressions suivantes :

$$v_1(n) = s(n) \quad (1.27)$$

$$v_2(n) = b(n) \quad (1.28)$$

1.8 Conclusion

Dans ce premier chapitre, nous avons présenté le filtrage adaptatif, son rôle et ses applications, ainsi, nous avons cité quelque type de bruit, et les algorithmes adaptatifs LMS, NLMS, PNLMS, nous avons mentionné aussi la méthode de débruitage bi-capteurs. Une autre technique de séparation des deux sources c'est la séparation aveugle de sources avec ses deux structures (directe et inverse).

Chapitre 2 : Algorithme proposé Backward

proportionnel NLMS amélioré a pas d'adaptation variables

2.1 Introduction

De façon générale, les techniques de réduction de bruit sont soumises à un compromis. En effet, le fait de supprimer le bruit génère des distorsions du signal de parole. Plus on réduit le niveau de bruit et plus elles sont importantes. Il faut donc trouver un compromis acceptable entre le niveau de réduction et la dégradation du signal. Le bruit ne peut donc pas être complètement supprimé, cela n'est d'ailleurs pas souhaitable dans la mesure où il fait aussi partie de l'information à transmettre.

La structure backward est souvent utilisée pour séparer le bruit de la parole. Ce chapitre est consacré à la présentation de notre algorithme utilisé proposé dans ce projet, en utilisant une approche basée sur l'algorithme NLMS proportionnelle en sous bande à pas d'adaptations variables appliqué à la structure backward.

2.2 Algorithme Backward NLMS classique

La structure backward est très utilisée pour le rehaussement de la parole, elle garantit un bon résultat par rapport à la structure forward. Les algorithmes LMS et NLMS donnent des résultats satisfaisants lors de l'identification de système linéaire. Toutefois lorsque le système devient non linéaire, ils deviennent inefficaces, incapables de bien identifier le système et dans certains cas si le degré de non linéarité du canal est élevé, ils deviennent inopérants [23]. En effet, Ces algorithmes possèdent d'autres faiblesses comme la vitesse de convergence qui est lente pour le LMS et ses variantes.

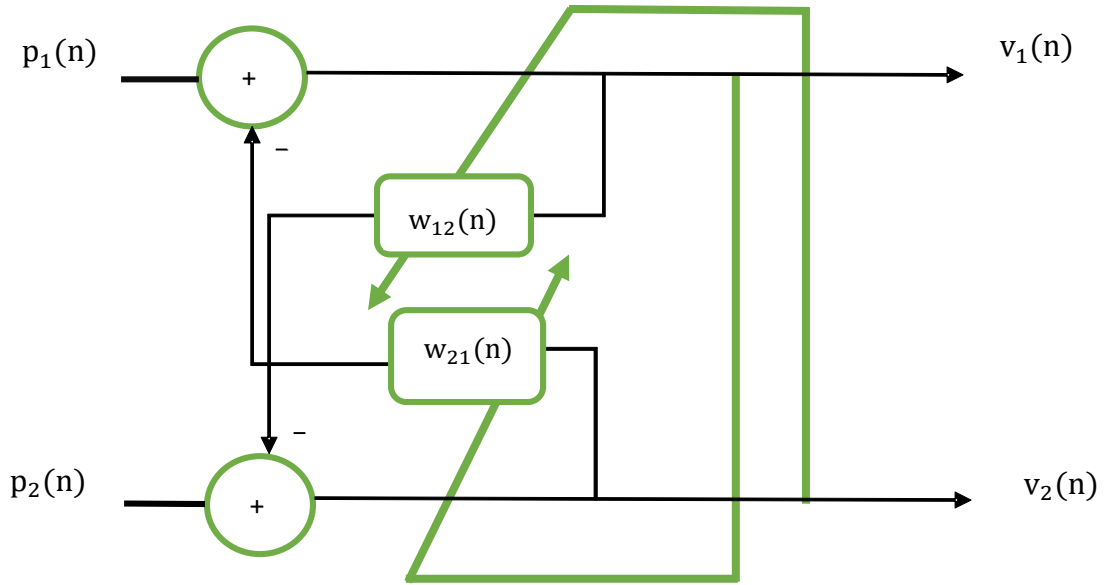


Figure 2. 1 : Structure réursive (Backward)

L'équation de mise à jour par NLMS est basée sur la minimisation de Wiener, et ce dernier est basé sur la minimisation de l'erreur quadratique moyenne (MSE : medium square error), elle est donnée par :

$$\mathbf{w}_{12}(n) = \mathbf{w}_{12}(n-1) + \mu_{12} \frac{\mathbf{v}_1(n)\mathbf{v}_2(n)}{||\mathbf{v}_1(n)^2|| + \delta} \quad (2.1)$$

$$\mathbf{w}_{21}(n) = \mathbf{w}_{21}(n-1) + \mu_{21} \frac{\mathbf{v}_2(n)\mathbf{v}_1(n)}{||\mathbf{v}_2(n)^2|| + \delta} \quad (2.2)$$

Avec :

$$\mathbf{v}_1(\mathbf{n}) = [\mathbf{v}_1(\mathbf{n}), \mathbf{v}_1(\mathbf{n}-1), \dots, \mathbf{v}_1(\mathbf{n}-\mathbf{M}+1)]^T \quad (2.3)$$

$$\mathbf{v}_2(\mathbf{n}) = [\mathbf{v}_2(\mathbf{n}), \mathbf{v}_2(\mathbf{n}-1), \dots, \mathbf{v}_2(\mathbf{n}-\mathbf{M}+1)]^T \quad (2.4)$$

μ_{12} et μ_{21} sont des pas d'adaptations fixes des filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}(\mathbf{n})$ et $\mathbf{w}_{21}(\mathbf{n})$ respectivement.

Avec $||\mathbf{v}_1(\mathbf{n})^2||$, $||\mathbf{v}_2(\mathbf{n})^2||$ est l'énergie du signal d'entré.

2.3 Algorithme proposé

Plusieurs algorithmes qui ont été déjà proposés donnent de bons résultats dans le domaine de réduction du bruit acoustique, mais dans un environnement sparse ces algorithmes ne suffisent

pas, d'autre façon ne donnent pas un bon résultat quand la réponse impulsionnelle est longue et c'est l'un des inconvénients de l'algorithme BNLMS classique. Donc on a utilisé des algorithmes proportionnels à pas variable pour bien arriver à ce que nous voulons.

Plus le pas converge vers sa valeur maximale, plus la vitesse atteint son maximum et la qualité diminue, plus le pas converge vers sa valeur minimale, plus la vitesse diminue et la qualité augmente.

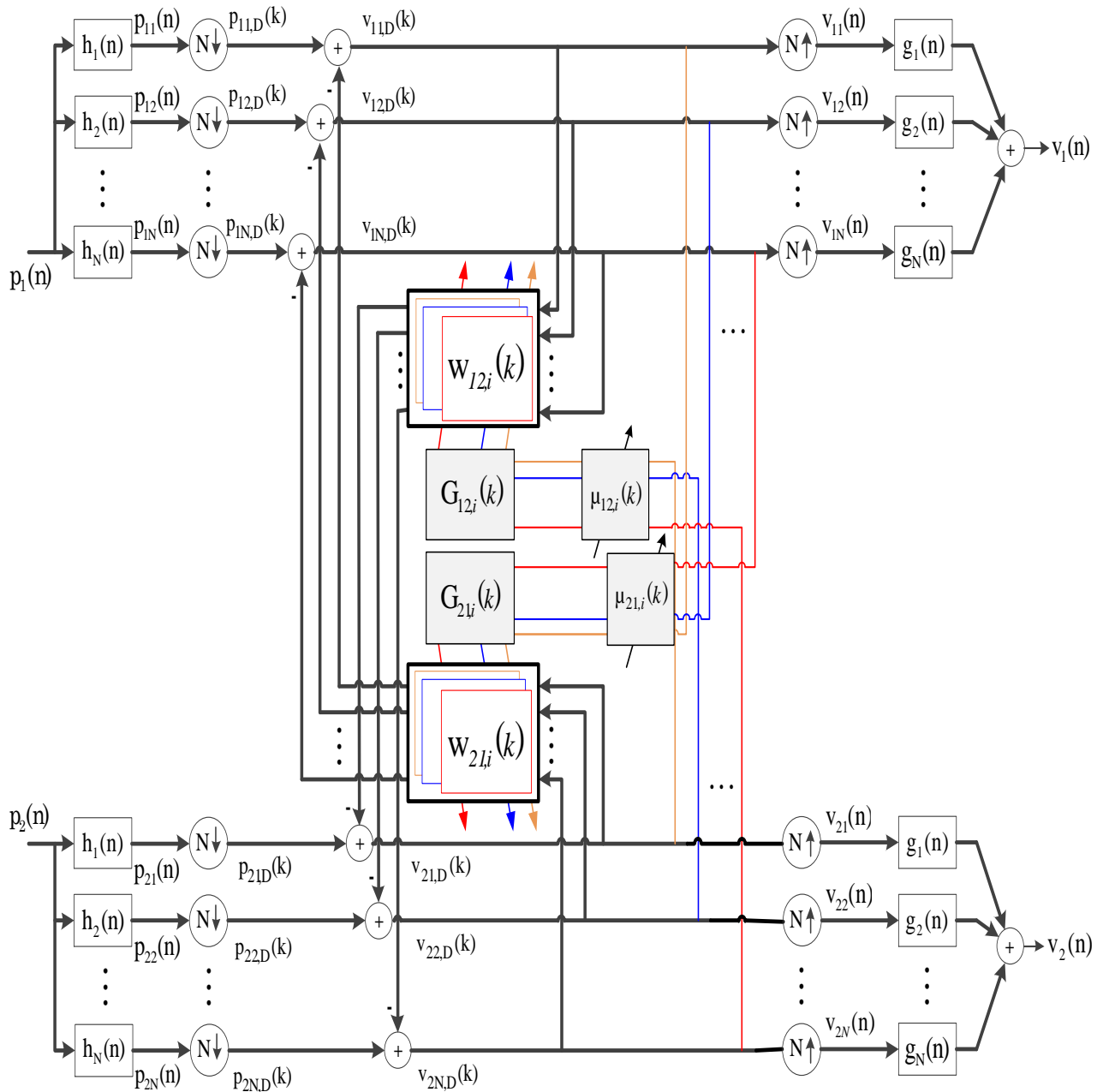


Figure 2. 2 : Structure générale de l'algorithme IP-BNLMS à pas d'adaptation variable

Donc pour assurer un bon résultat, on prend le μ au début de l'opération grand pour assurer la vitesse, au cour de l'expérience le μ diminue jusqu'à la sortie pour que la qualité soit fiable tout en appliquant l'algorithme PNLMS (proportionate normalized least mean square).

2.3.1 Etage 1 : Banc de filtre d'analyse

Dans ce premier étage, nous allons présenter en détail chaque bloc de l'algorithme adaptatif proportionnel NLMS Backward en utilisant \mathbf{N} sous bandes.

Il sert à la décomposition des deux signaux bruités $\mathbf{p}_1(\mathbf{n})$ et $\mathbf{p}_2(\mathbf{n})$ en \mathbf{N} sous-bandes par des filtres d'analyse $\mathbf{H}_1(\mathbf{z}), \mathbf{H}_2(\mathbf{z}), \dots, \mathbf{H}_N(\mathbf{z})$.

Les sous signaux de la sortie de chaque Banc de filtre d'analyse sont donnés par :

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{p}_{11}(\mathbf{n}) = \mathbf{p}_1(\mathbf{n}) * \mathbf{h}_1(\mathbf{n}) \\ \mathbf{p}_{12}(\mathbf{n}) = \mathbf{p}_1(\mathbf{n}) * \mathbf{h}_2(\mathbf{n}) \\ \vdots \\ \mathbf{p}_{1N}(\mathbf{n}) = \mathbf{p}_1(\mathbf{n}) * \mathbf{h}_N(\mathbf{n}) \end{array} \right. \quad \begin{array}{l} (2.5) \\ (2.6) \\ (2.7) \end{array}$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{p}_{21}(\mathbf{n}) = \mathbf{p}_2(\mathbf{n}) * \mathbf{h}_1(\mathbf{n}) \\ \mathbf{p}_{22}(\mathbf{n}) = \mathbf{p}_2(\mathbf{n}) * \mathbf{h}_2(\mathbf{n}) \\ \vdots \\ \mathbf{p}_{2N}(\mathbf{n}) = \mathbf{p}_2(\mathbf{n}) * \mathbf{h}_N(\mathbf{n}) \end{array} \right. \quad \begin{array}{l} (2.8) \\ (2.9) \\ (2.10) \end{array}$$

Les deux formules générales des sous signaux bruité sont donnés par :

$$\mathbf{p}_{1i}(\mathbf{n}) = \mathbf{p}_1(\mathbf{n}) * \mathbf{h}_i(\mathbf{n}) \quad (2.11)$$

$$\mathbf{p}_{2i}(\mathbf{n}) = \mathbf{p}_2(\mathbf{n}) * \mathbf{h}_i(\mathbf{n}) \quad (2.12)$$

Après l'étage de décimation on trouve les sous signaux bruités décimé $\mathbf{p}_{1i,D}(\mathbf{k})$ et $\mathbf{p}_{2i,D}(\mathbf{k})$ avec $i = 1, 2, \dots, N$.

Les sous signaux de la sortie de chaque filtre adaptatif $\mathbf{w}_{12,i}(\mathbf{k})$ et $\mathbf{w}_{21,i}(\mathbf{k})$ sont donnés par :

$$y_{2i}(\mathbf{k}) = \mathbf{w}_{21,i}(\mathbf{k}) * v_{2i,D}(\mathbf{k}) \quad (2.13)$$

$$y_{1i}(\mathbf{k}) = \mathbf{w}_{12,i}(\mathbf{k}) * v_{1i,D}(\mathbf{k}) \quad (2.14)$$

Ou bien sous la forme vectorielle :

$$y_{1i}(\mathbf{k}) = \mathbf{w}_{21,i}^T(\mathbf{k}) \mathbf{v}_{2i,D}(\mathbf{k}) \quad (2.15)$$

$$y_{2i}(\mathbf{k}) = \mathbf{w}_{12,i}^T(\mathbf{k}) \mathbf{v}_{1i,D}(\mathbf{k}) \quad (2.16)$$

Avec $i = 1, 2, \dots, N$ et k est l'indice de temps pour les signaux de sous-bande.

2.3.2 Etage 2 : Sous-Filtres Adaptatifs

Il est basé sur une structure récursive. On utilise les sous-signaux de sortie $\mathbf{y}_{1i}(\mathbf{k})$ et $\mathbf{y}_{2i}(\mathbf{k})$ pour adapter les coefficients de chaque sous-filtre adaptatif $\mathbf{w}_{12,i}(\mathbf{k})$ et $\mathbf{w}_{21,i}(\mathbf{k})$. Ce bloc résulte deux ensembles des sous-signaux estimés, de parole $\mathbf{v}_{1i,D}(\mathbf{k})$ et du bruit $\mathbf{v}_{2i,D}(\mathbf{k})$ qui sont exprimés comme suit :

$$\mathbf{v}_{1i,D}(\mathbf{k}) = \mathbf{p}_{1i,D}(\mathbf{k}) - \mathbf{w}_{21,i}^T(\mathbf{k})\mathbf{v}_{2i,D}(\mathbf{k}) \quad (2.17)$$

$$\mathbf{v}_{2i,D}(\mathbf{k}) = \mathbf{p}_{2i,D}(\mathbf{k}) - \mathbf{w}_{12,i}^T(\mathbf{k})\mathbf{v}_{1i,D}(\mathbf{k}) \quad (2.18)$$

Avec :

$$\mathbf{v}_{1i,D}(\mathbf{k}) = [\mathbf{v}_{1i,D}(\mathbf{k}), \dots, \mathbf{v}_{1i,D}(\mathbf{k}-M+1)]^T \quad (2.19)$$

$$\mathbf{v}_{2i,D}(\mathbf{k}) = [\mathbf{v}_{2i,D}(\mathbf{k}), \dots, \mathbf{v}_{2i,D}(\mathbf{k}-M+1)]^T \quad (2.20)$$

Où : $i = 1, 2, \dots, N$

a. Estimation des sous vecteurs proportionnels

IP-BNLMS est l'algorithme PBNLMS amélioré (en anglais Improved PBNLMS) qui utilise une combinaison de technique de mise à jour proportionnelle dans le but de progresser la qualité du signal.

Le principe de base de notre algorithme est :

- Implémenter un filtrage adaptatif en sous-bandes car l'ordre élevé du filtre adaptatif affecte la vitesse de convergence.
- Mettre à jour chaque coefficient individuellement en affectant une taille de pas proportionnelle en utilisant des vecteurs proportionnels. De cette façon, notre algorithme à une vitesse initiale de convergence plus rapide que sa version en pleine bande non-proportionnel lorsque le système est sparse.

La définition originale de l'élément diagonal du vecteur $\mathbf{g}_i(\mathbf{k})$ dans l'algorithme IP-BNLMS est décrite comme suit :

$$\begin{cases} \mathbf{g}_{12,1l}(k) = \frac{1-\alpha}{2M} + \frac{1+\alpha}{2} \frac{|\mathbf{w}_{12,1l}^T(k)|}{\sum_{j=1}^M |\mathbf{w}_{12,1j}^T(k)| + \delta_{IPNLMS}} \\ \vdots \\ \mathbf{g}_{12,Nl}(k) = \frac{1-\alpha}{2M} + \frac{1+\alpha}{2} \frac{|\mathbf{w}_{12,Nl}^T(k)|}{\sum_{j=1}^M |\mathbf{w}_{12,Nj}^T(k)| + \delta_{IPNLMS}} \end{cases} \quad (2.21)$$

$$\begin{cases} \mathbf{g}_{12,1l}(k) = \frac{1-\alpha}{2M} + \frac{1+\alpha}{2} \frac{|\mathbf{w}_{12,1l}^T(k)|}{\sum_{j=1}^M |\mathbf{w}_{12,1j}^T(k)| + \delta_{IPNLMS}} \\ \vdots \\ \mathbf{g}_{12,Nl}(k) = \frac{1-\alpha}{2M} + \frac{1+\alpha}{2} \frac{|\mathbf{w}_{12,Nl}^T(k)|}{\sum_{j=1}^M |\mathbf{w}_{12,Nj}^T(k)| + \delta_{IPNLMS}} \end{cases} \quad (2.22)$$

$$\begin{cases} \mathbf{g}_{21,1l}(k) = \frac{1-\alpha}{2M} + \frac{1+\alpha}{2} \frac{|\mathbf{w}_{21,1l}^T(k)|}{\sum_{j=1}^M |\mathbf{w}_{21,1j}^T(k)| + \delta_{IPNLMS}} \\ \vdots \\ \mathbf{g}_{21,Nl}(k) = \frac{1-\alpha}{2M} + \frac{1+\alpha}{2} \frac{|\mathbf{w}_{21,Nl}^T(k)|}{\sum_{j=1}^M |\mathbf{w}_{21,Nj}^T(k)| + \delta_{IPNLMS}} \end{cases} \quad (2.23)$$

$$\begin{cases} \mathbf{g}_{21,1l}(k) = \frac{1-\alpha}{2M} + \frac{1+\alpha}{2} \frac{|\mathbf{w}_{21,1l}^T(k)|}{\sum_{j=1}^M |\mathbf{w}_{21,1j}^T(k)| + \delta_{IPNLMS}} \\ \vdots \\ \mathbf{g}_{21,Nl}(k) = \frac{1-\alpha}{2M} + \frac{1+\alpha}{2} \frac{|\mathbf{w}_{21,Nl}^T(k)|}{\sum_{j=1}^M |\mathbf{w}_{21,Nj}^T(k)| + \delta_{IPNLMS}} \end{cases} \quad (2.24)$$

Avec $l = 1, 2, \dots, M$.

Les formes générales des sous vecteurs proportionnels sont donnés par :

$$\mathbf{g}_{12,il}(k) = \frac{1-\alpha}{2M} + \frac{1+\alpha}{2} \frac{|\mathbf{w}_{12,il}^T(k)|}{\sum_{j=1}^M |\mathbf{w}_{12,ij}^T(k)| + \delta_{IPNLMS}} \quad (2.25)$$

$$\mathbf{g}_{21,il}(k) = \frac{1-\alpha}{2M} + \frac{1+\alpha}{2} \frac{|\mathbf{w}_{21,il}^T(k)|}{\sum_{j=1}^M |\mathbf{w}_{21,ij}^T(k)| + \delta_{IPNLMS}} \quad (2.26)$$

Où δ_{IPNLMS} est le paramètre de régularisation pour éviter de diviser par zéro et $\alpha \in [-1; 1]$

b. Estimation des sous pas d'adaptations variables

Dans cette partie, nous allons concentrer notre intérêt sur l'algorithme BNLMS en sous bande avec pas d'adaptation variable qui repose principalement sur la minimisation des sous pas d'adaptation $\mu_{12,i}(k)$ et $\mu_{21,i}(k)$. L'objectif major de l'algorithme VSS-BNLMS est d'améliorer le taux de convergence des filtres adaptatifs.

- ✓ Plus le pas d'adaptation est grand, plus la vitesse de convergence est rapide. Cela se traduit par des fluctuations importantes autour de la trajectoire moyenne.
- ✓ Plus le pas d'adaptation est faible, plus la vitesse de convergence est lente. La trajectoire sera déterministe [24].

Les conditions de stabilité et de convergence de l'algorithme BNLMS sont données par :

$$\begin{cases} 0 < \mu_{12,1\min} < \mu_{12,1}(k) < \mu_{12,1\max} < 2 \\ \vdots \\ 0 < \mu_{12,N\min} < \mu_{12,i}(k) < \mu_{12,N\max} < 2 \end{cases}$$

$$\begin{cases} 0 < \mu_{21,1\min} < \mu_{21,1}(k) < \mu_{21,1\max} < 2 \\ \vdots \\ 0 < \mu_{21,N\min} < \mu_{21,i}(k) < \mu_{21,N\max} < 2 \end{cases}$$

$\mu_{12,i}(k)$ et $\mu_{21,i}(k)$ sont bornés par :

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

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

Les sous pas d'adaptations variables $\mu_{12,i}(k)$ et $\mu_{21,i}(k)$ sont contrôlés de manière suivante :

$$\mu_{12,i}(k) = \begin{cases} \mu_{12,i\max} & \text{Si } \gamma_{12,i}(k) > \mu_{12,i\max} \\ \mu_{12,i\min} & \text{Si } \gamma_{12,i}(k) < \mu_{12,i\min} \\ \gamma_{12,i}(k) & \text{ailleurs} \end{cases}$$

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

Avec $\gamma_{12,i}(k)$ et $\gamma_{21,i}(k)$ sont des pas de contrôles qui sont estimés de manières récursives suivantes :

$$\gamma_{12,i}(k) = \alpha_{VSS} \gamma_{12,i}(k-1) + \beta \left(v_{2i,D}(k) \right)^2 \quad (2.27)$$

$$\gamma_{21,i}(k) = \alpha_{VSS} \gamma_{21,i}(k-1) + \beta \left(v_{1i,D}(k) \right)^2 \quad (2.28)$$

Avec $0 < \alpha_{VSS} < 1$ et $\beta > 0$ sont des paramètres positifs de contrôle, et pour assurer le bon fonctionnement de l'algorithme VSS-BNLMS pour chaque itération le μ doit être borné entre $[\mu_{\min} ; \mu_{\max}]$.

Donc, les formules de mise à jour des sous filtres adaptatifs $w_{12,i}(k)$ par notre algorithme sont données comme suit :

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{w}_{12,1}(k) = \mathbf{w}_{12,1}(k-1) + \mu_{12,1}(k) \frac{\mathbf{v}_{11,D}^T(k) \mathbf{g}_{12,1}(k-1) v_{21,D}(k)}{(\mathbf{v}_{11,D}^T(k) \mathbf{g}_{12,1}(k-1) \mathbf{v}_{11}(k) + \delta_{IPNLMS})} \\ \vdots \\ \mathbf{w}_{12,N}(k) = \mathbf{w}_{12,N}(k-1) + \mu_{12,N}(k) \frac{\mathbf{v}_{1N,D}^T(k) \mathbf{g}_{12,N}(k-1) v_{2N,D}(k)}{(\mathbf{v}_{1N,D}^T(k) \mathbf{g}_{12,N}(k-1) \mathbf{v}_{1N}(k) + \delta_{IPNLMS})} \end{array} \right. \quad (2.29)$$

Leur formule générale est donnée par :

$$\mathbf{w}_{12,i}(k) = \mathbf{w}_{12,i}(k-1) + \mu_{12,i}(k) \frac{\mathbf{v}_{1i,D}^T(k) \mathbf{g}_{12,i}(k-1) v_{2i,D}(k)}{(\mathbf{v}_{1i,D}^T(k) \mathbf{g}_{12,i}(k-1) \mathbf{v}_{1i}(k) + \delta_{IPNLMS})} \quad (2.30)$$

Donc, les formules de mise à jour des sous filtres adaptatifs $w_{21,i}(k)$ par notre algorithme sont données comme suit :

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{w}_{21,1}(k) = \mathbf{w}_{21,1}(k-1) + \mu_{21,1}(k) \frac{\mathbf{v}_{21,D}^T(k) \mathbf{g}_{21,1}(k-1) v_{11,D}(k)}{(\mathbf{v}_{21,D}^T(k) \mathbf{g}_{21,1}(k-1) \mathbf{v}_{21}(k) + \delta_{IPNLMS})} \\ \vdots \\ \mathbf{w}_{21,N}(k) = \mathbf{w}_{21,N}(k-1) + \mu_{21,N}(k) \frac{\mathbf{v}_{2N,D}^T(k) \mathbf{g}_{21,N}(k-1) v_{1N,D}(k)}{(\mathbf{v}_{2N,D}^T(k) \mathbf{g}_{21,N}(k-1) \mathbf{v}_{2N}(k) + \delta_{IPNLMS})} \end{array} \right. \quad (2.32)$$

Leur formule générale est donnée par :

$$\mathbf{w}_{21,i}(k) = \mathbf{w}_{21,i}(k-1) + \mu_{21,i}(k) \frac{\mathbf{v}_{2i,D}^T(k) \mathbf{g}_{21,i}(k-1) v_{1i,D}(k)}{(\mathbf{v}_{2i,D}^T(k) \mathbf{g}_{21,i}(k-1) \mathbf{v}_{2i}(k) + \delta_{IPNLMS})} \quad (2.33)$$

2.3.3 Etage 3 : Banc de filtres de synthèse (interpolation)

Ce dernier étage contient deux opérations : l'interpolation (avec le même facteur $I = N$) et un banc de filtres de synthèse $G_1(\mathbf{z}), \dots, G_N(\mathbf{z})$. Il est utilisé pour récupérer les signaux estimés en pleine bande $\mathbf{v}_1(\mathbf{n})$ et $\mathbf{v}_2(\mathbf{n})$:

$$v_1(\mathbf{n}) = \sum_{i=1}^N g_i(\mathbf{n}) * v_{1i}(\mathbf{n}) \quad (2.35)$$

$$v_2(\mathbf{n}) = \sum_{i=1}^N g_i(\mathbf{n}) * v_{2i}(\mathbf{n}) \quad (2.36)$$

2.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté un système de réduction de bruit basé sur une structure de séparation de source aveugle Backward en sous bande. Ensuite, nous avons également proposé un nouvel algorithme proportionnel amélioré avec pas d'adaptations variable pour la réduction du bruit dans un système sparse.

Nous passons maintenant au prochain chapitre qui est dédié pour les résultats de simulations.

Chapitre3 Résultats de simulations

3.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons présenter les résultats de notre algorithme proposé en sous bande en commençant d'abord par la présentation des signaux source de simulation tels que signal de parole, du bruit, les réponses impulsionnelles et le mélange des signaux. Ensuite, nous allons tester la vitesse de convergence, ainsi que les résultats de simulation du nouvel algorithme en faisant des représentations graphiques sous MATLAB.

3.2 Présentation des signaux de test

3.2.1 Signal de parole

Le script du signal de parole utilisé dans le cadre de ce travail est « un loup s'est jeté immédiatement sur la petite chèvre » enregistré par un locuteur masculin, il est échantillonné à 8 kHz et de durée presque 4 secondes.

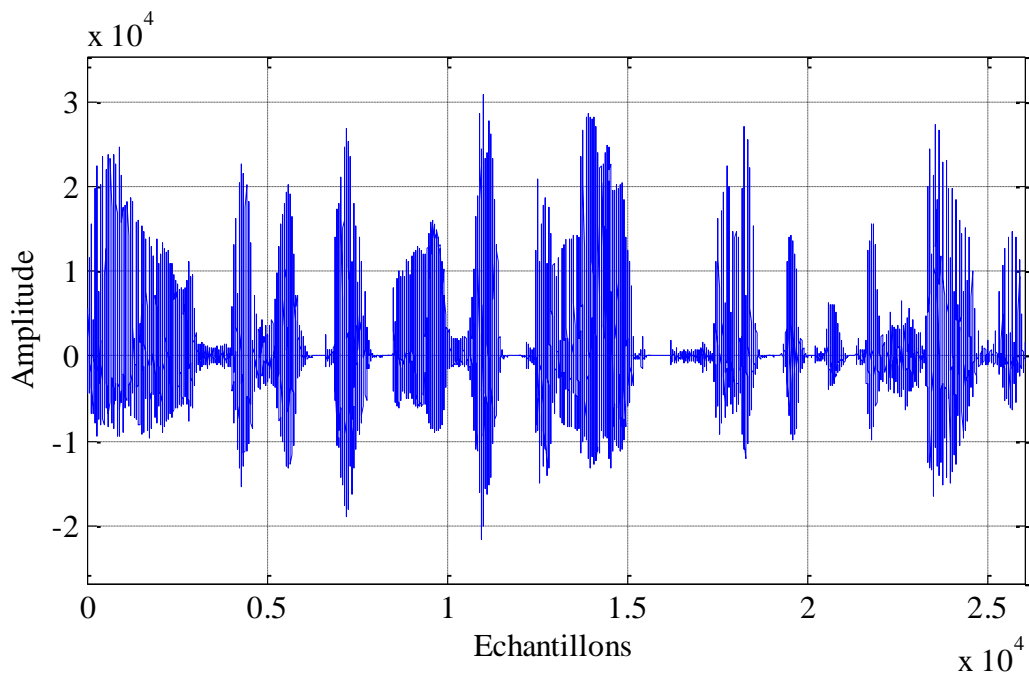


Figure 3. 1 : Signale de parole

3.2.2 Détection d'activité vocale (DAV)

La fonction de détection d'activité vocale (DAV) est la détection des régions où la parole est active et inactive.

Dans notre travail, nous utilisons un système de DAV pour faire une segmentation manuelle dont le but de discriminer la présence ou l'absence de la parole.

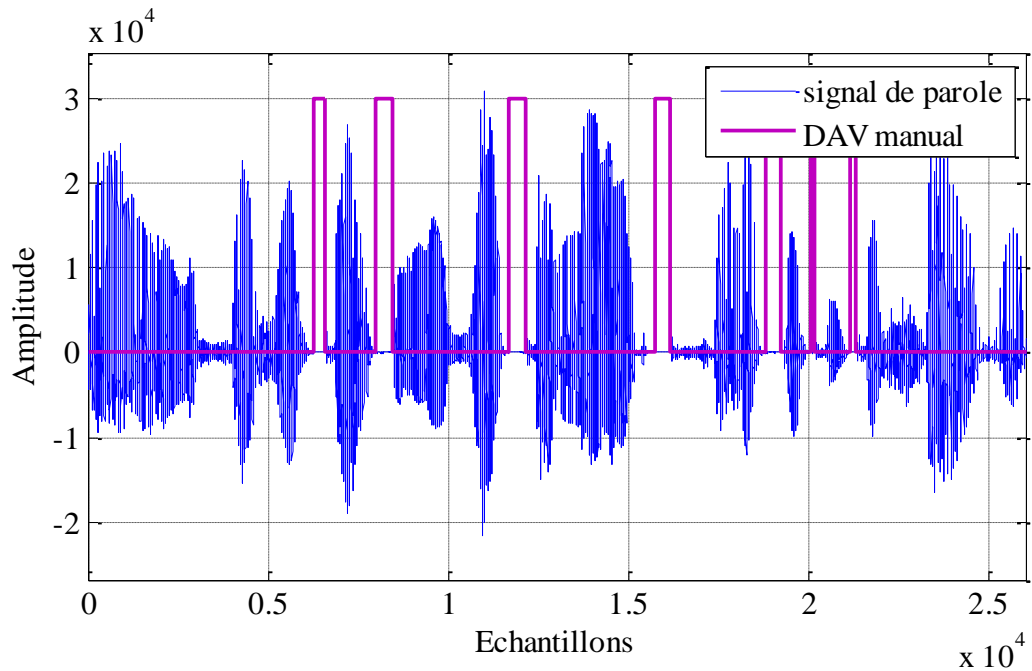


Figure 3. 2 : Signal de parole utilisé avec la segmentation (DAV) manuelle

3.2.3 Signal du bruit

Nous avons utilisé deux types de bruits qui sont : bruit blanc et le bruit USASI (United states of American standard Institute).

a. Bruit blanc

Un bruit blanc est une réalisation d'un processus aléatoire dans lequel la densité spectrale de puissance est la même pour l'ensemble des fréquences de la bande passante.

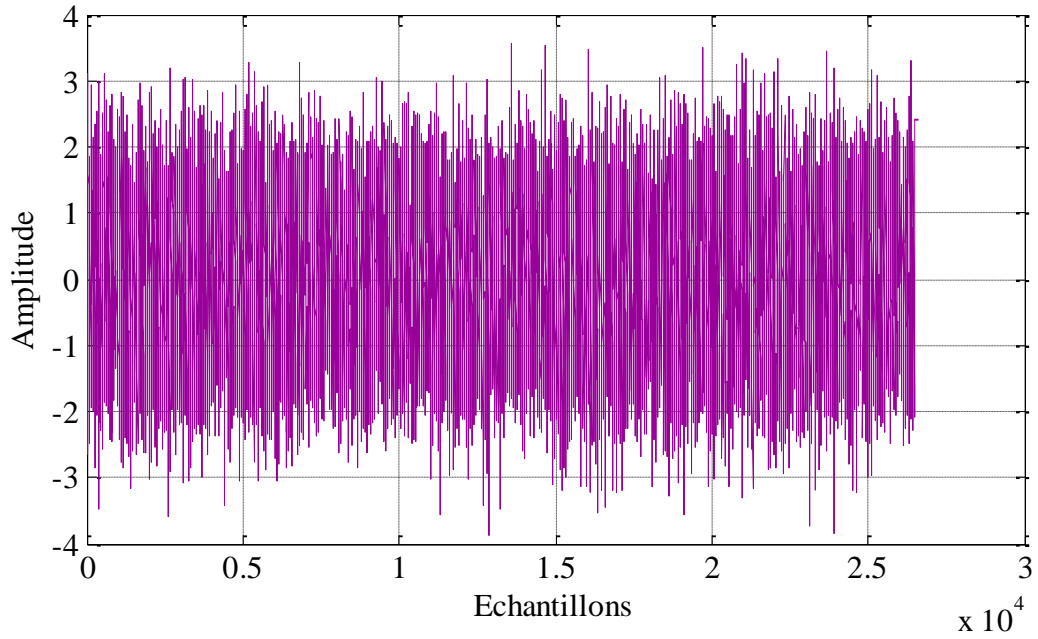


Figure 3.3 : Bruit blanc

b. Bruit USASI

Le bruit USASI est un bruit stationnaire, nous l'avons considéré comme un signal de test car il sert à vérifier la convergence de l'algorithme utilisé, il est représenté ci-dessous.

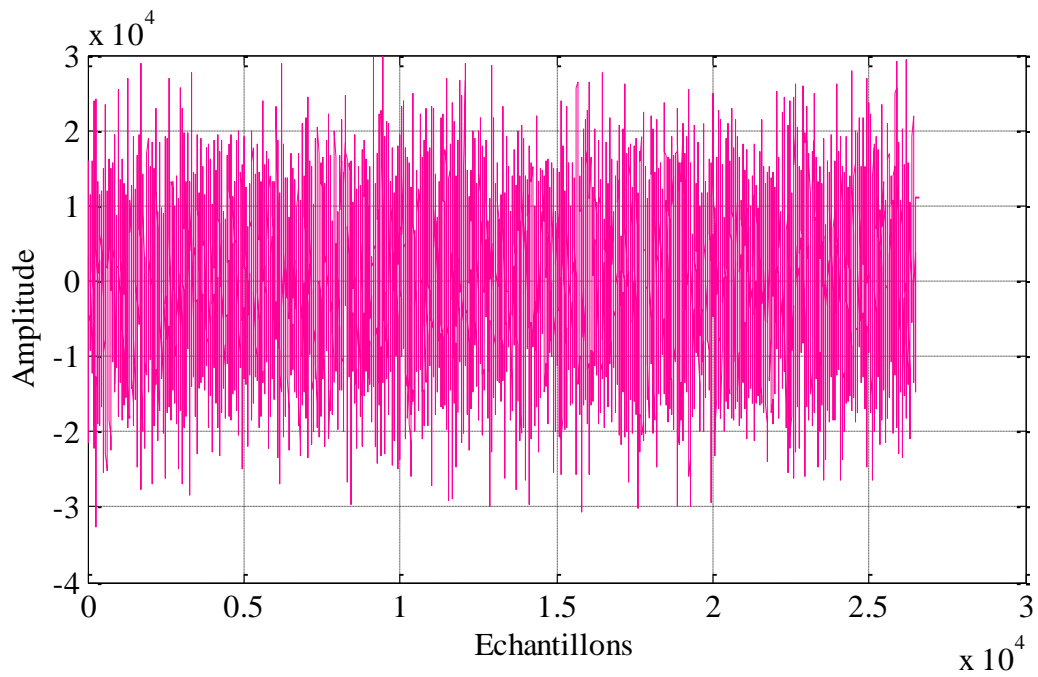


Figure 3.4 : Bruit USASI

3.2.4 Réponses impulsionnelles

Les deux réponses impulsionnelles dispersives $h_{12}(n)$ et $h_{21}(n)$ de taille $M = 128$ sont représentées par les deux figures ci-dessous :

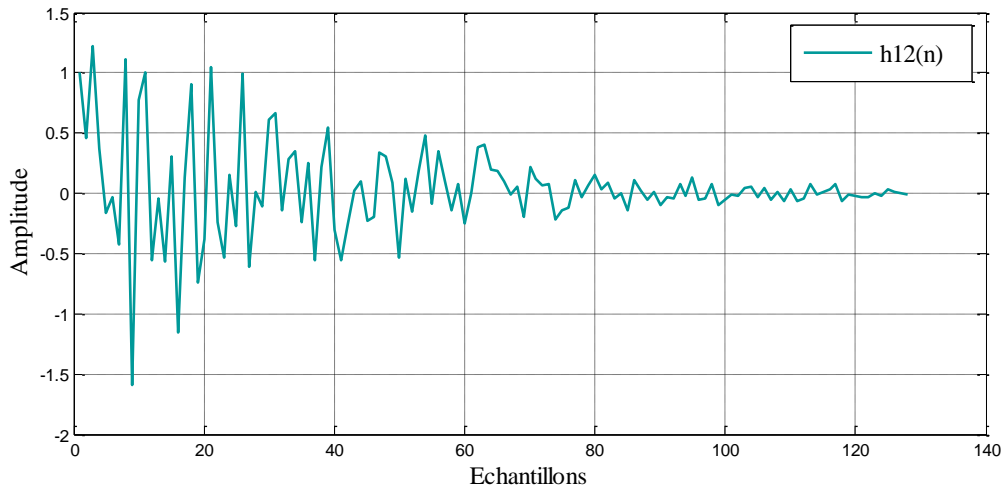


Figure 3. 5 : Exemple de la réponse impulsionnelle dispersive simulée $h_{12}(n)$

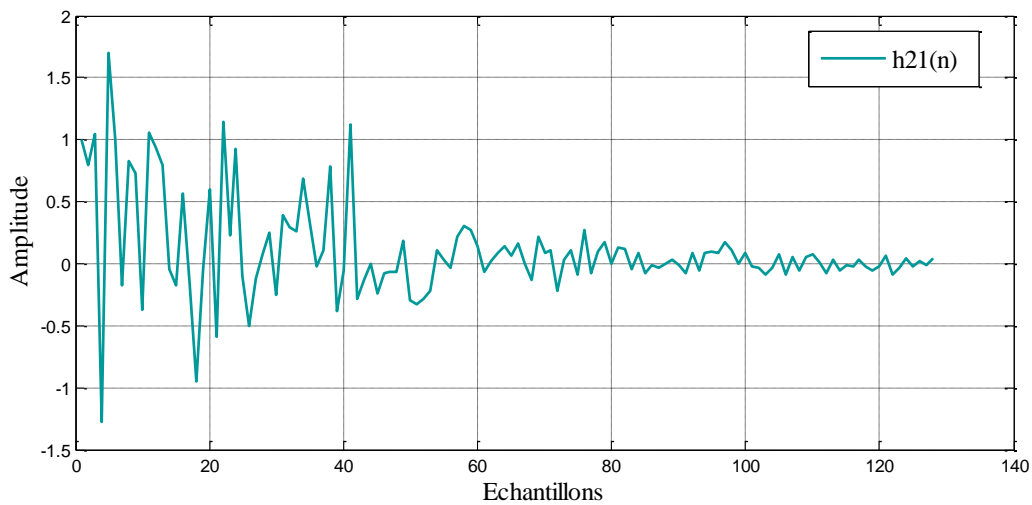


Figure 3. 6 : Exemple de la réponse impulsionnelle dispersive simulée $h_{21}(n)$

Les deux réponses impulsionnelles sparse $h_{12}(n)$ et $h_{21}(n)$ de taille $M = 512$ sont représentées par les deux figures ci-dessous :

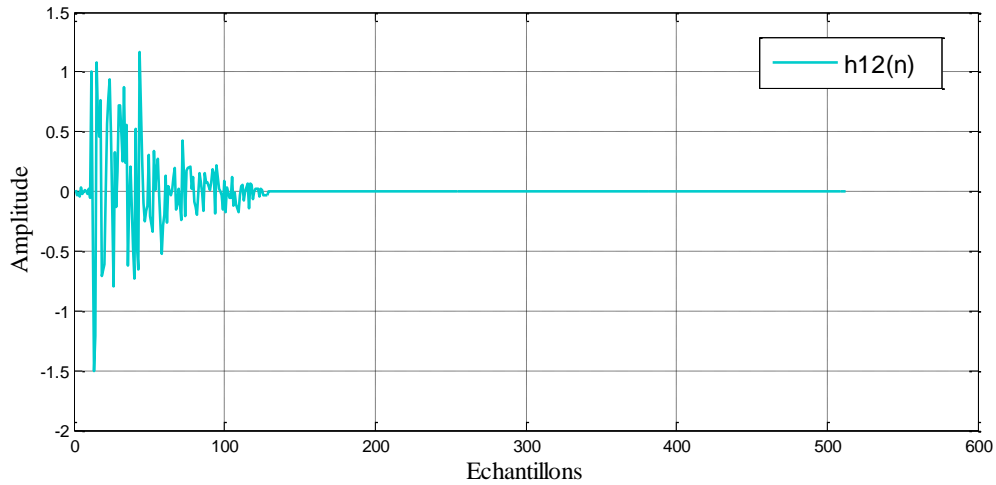


Figure 3. 7 : Exemple de la réponse impulsionnelle sparse simulée $h_{12}(n)$

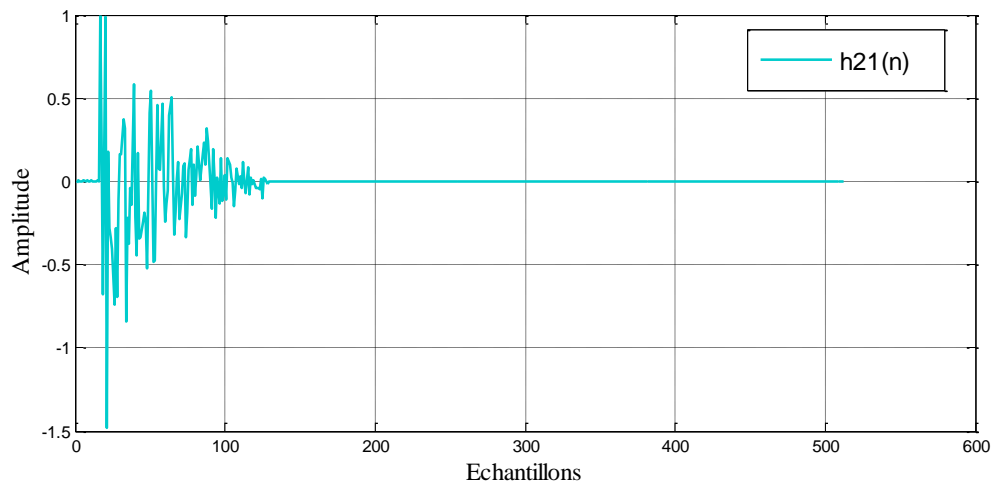


Figure 3. 8 : Exemple de la réponse impulsionnelle sparse simulée $h_{21}(n)$

3.2.5 Simulation des signaux bruités

Nous présentons dans les deux figures suivantes les deux signaux bruités $p_1(n)$ et $p_2(n)$ obtenus à la sortie du système bi-capteurs, avec $p_1(n)$ et $p_2(n)$ sont un mélange des signaux de source de la parole et du bruit convolués avec les réponses impulsionnelles de l'espace $h_{12}(n)$ et $h_{21}(n)$.

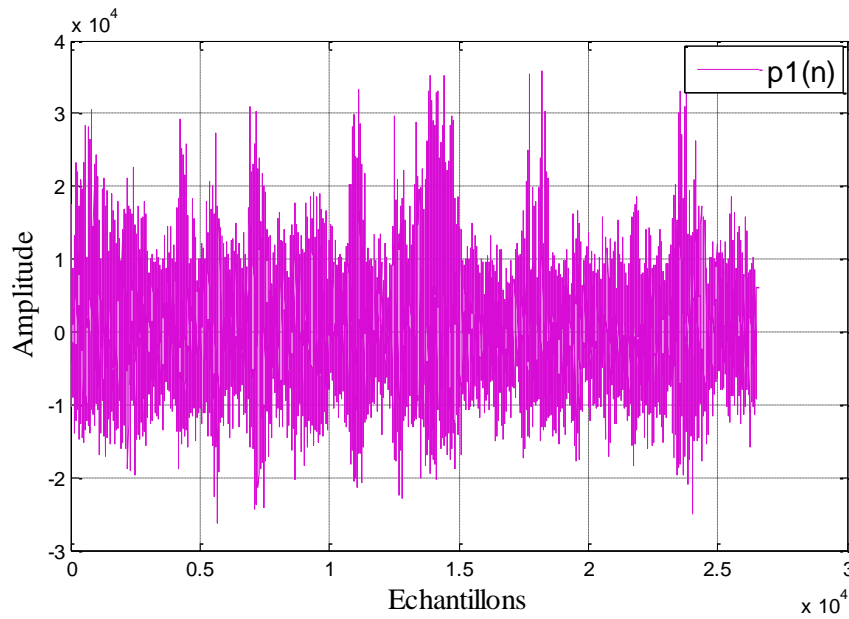


Figure 3. 9 : Signal du mélange convolutif $p_1(n)$

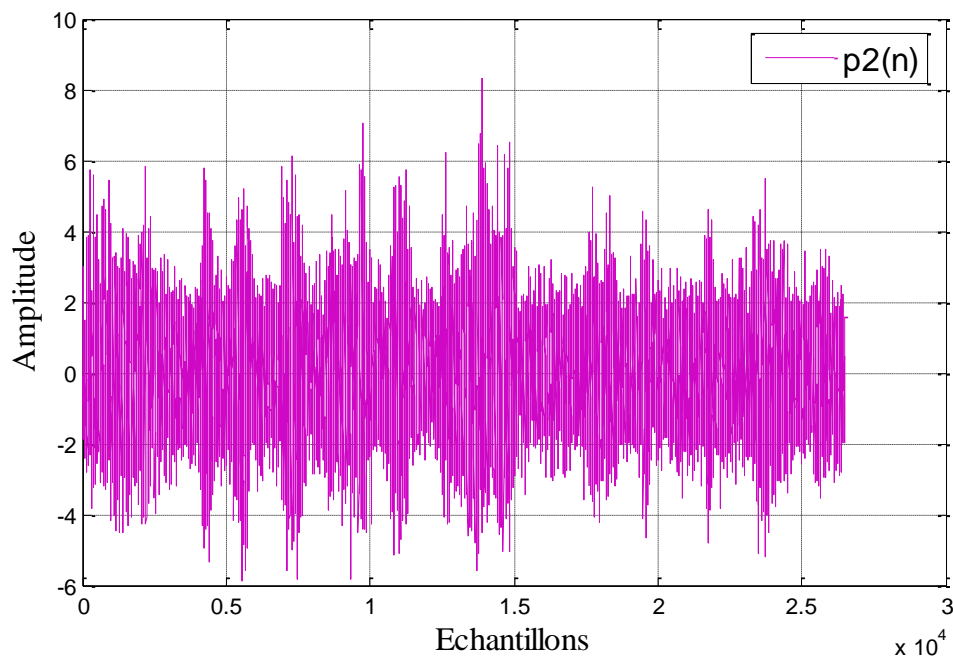


Figure 3. 10 : Signal du mélange convolutif $p_2(n)$

3.3 Bancs de filtres d'analyse et de synthèse

Un banc de filtre est la décomposition des deux signaux $p_1(n)$ et $p_2(n)$ par les filtres $H_1(z)$ et $H_2(z)$ en sous bandes , et chaque décomposition subit une décimation conduit aux résultats $y_1(n)$ et $y_2(n)$.

Les filtres $H_1(z)$ et $H_2(z)$ sont appelés les filtres d'analyse et $[G_1(z), G_2(z)]$ est appelé le banc de filtres de synthèse.

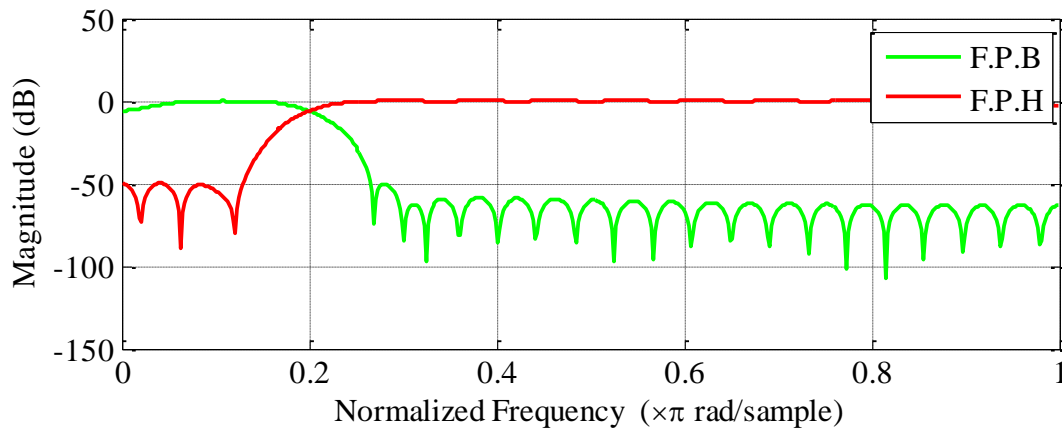


Figure 3. 11 : Caractéristiques des réponses fréquentielles des filtres d'analyse et de synthèse pour deux sous bande

3.4 Test de simulation dans le cas d'un bruit blanc

Dans cette partie, nous allons présenter les résultats de simulations des algorithmes proposé VSS-IP-SBNLMS et classique BNLMS. Nous avons fait trois tests de simulations basant sur le rapport signal à bruit pour faire une comparaison entre les algorithmes précédents. Les deux pas d'adaptations variables sont donnés entre $0 < \mu_{12,i\min} < \mu_{12,i}(k) < \mu_{12,i\max} < 2$ et $0 < \mu_{21,i\min} < \mu_{21,i}(k) < \mu_{21,i\max} < 2$

$\mu_{21,\max} = \mu_{12,\max} = 0.9$, les deux paramètres de contrôle sont donnés par $\alpha = 0.5$ et $\beta = 5$

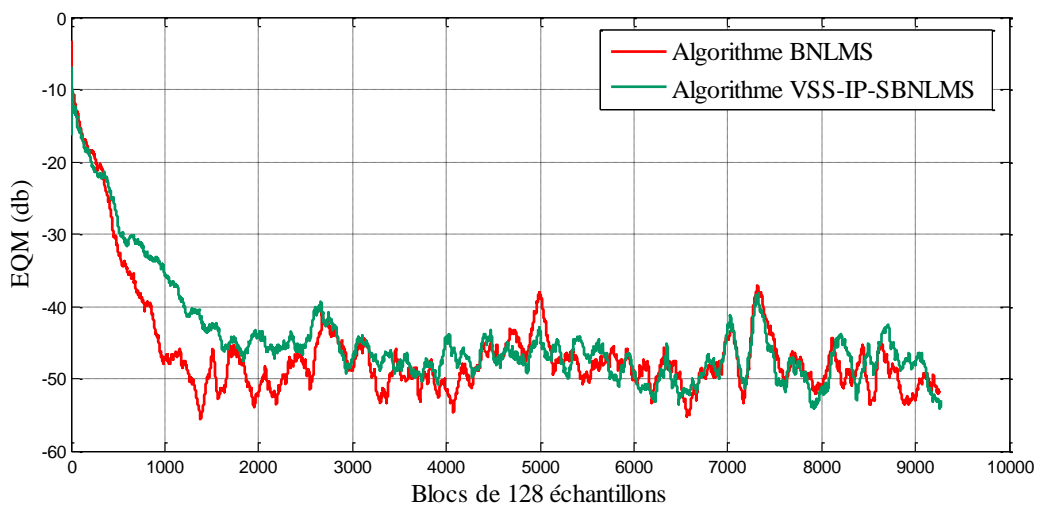


Figure 3. 12 : Evaluation du EQM pour RSB = 0 dB

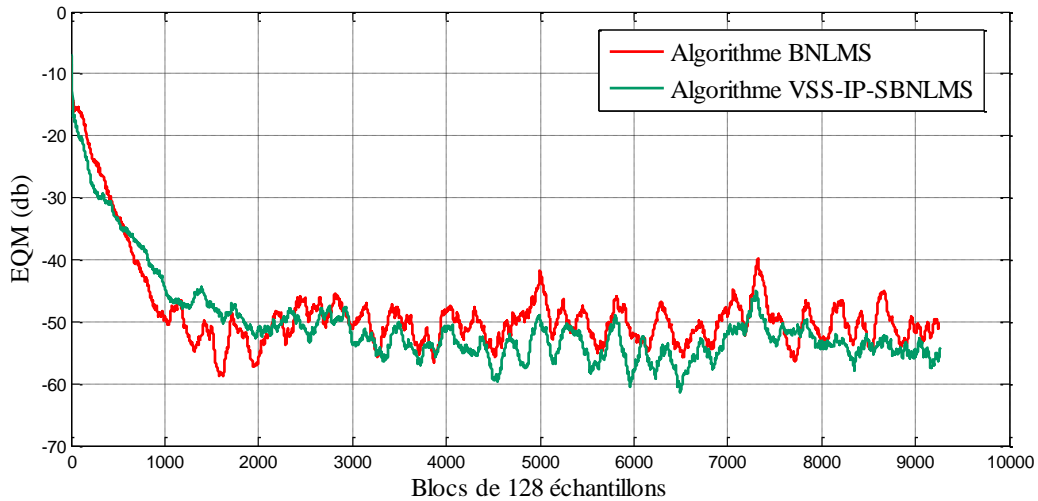


Figure 3.13 : Evaluation du EQM pour RSB = -3 dB

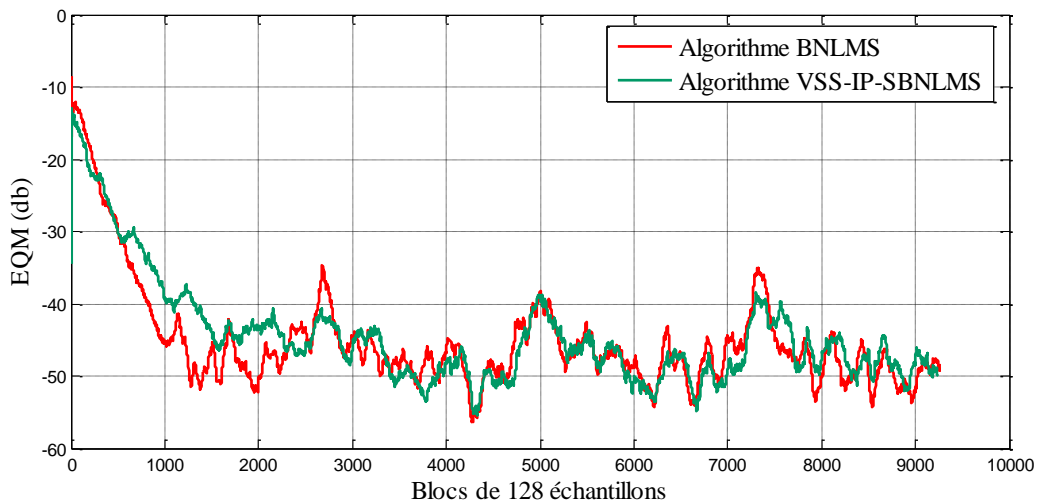


Figure 3.14 : Evaluation du EQM pour RSB = 3 dB

Les figures ci-dessus représentent l'évolution du critère EQM des algorithmes BNLMS classique en pleine bande et l'algorithme IP-BNLMS en sous bande dans le milieu dispersif, en utilisant un bruit blanc à l'entrée du système.

D'après les résultats présentés dans les figures (3.12, 3.13, 3.14) nous voyons clairement que la vitesse de convergence obtenue par les algorithmes BNLMS et VSS-IP-BNLMS est presque la même et stable pour les différentes valeurs des RSB1 et RSB2 (3 dB, 0 dB et -3 dB).

3.5 Evaluation de la vitesse de convergence

Pour tester la convergence, on a utilisé le bruit USASI dans un milieu acoustique sparse, et on a tracé l'EQM pour trois cas :

3.5.1 1^{er} cas : Système acoustique sparse avec $M = 256$

Dans cette 1^{ère} partie, on a fixé la taille du filtre pour $M=256$.

Pour $RSB_1 = RSB_2 = 0$ dB

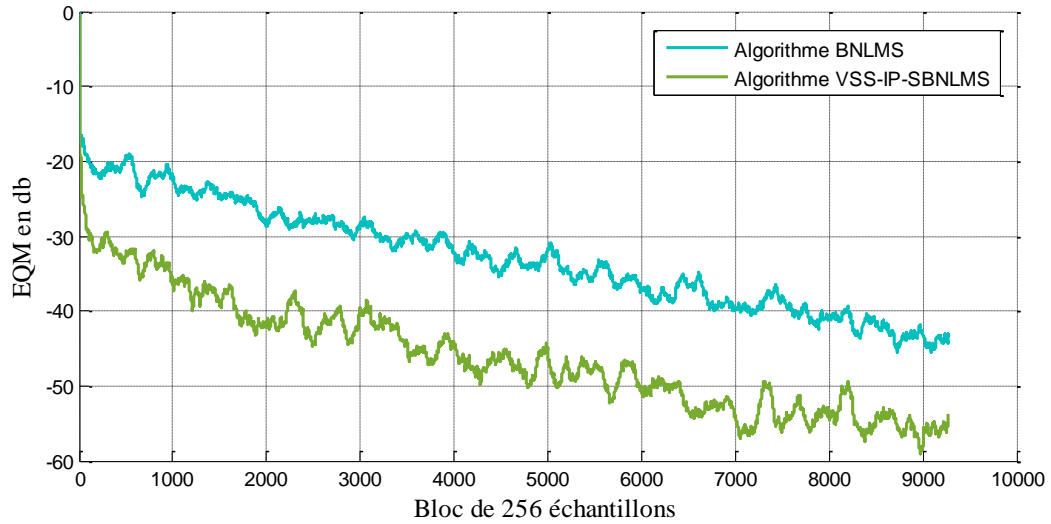


Figure 3. 15 : EQM pour un $RSB = 0$ dB et $M=256$

Pour $RSB_1 = RSB_2 = 3$ dB

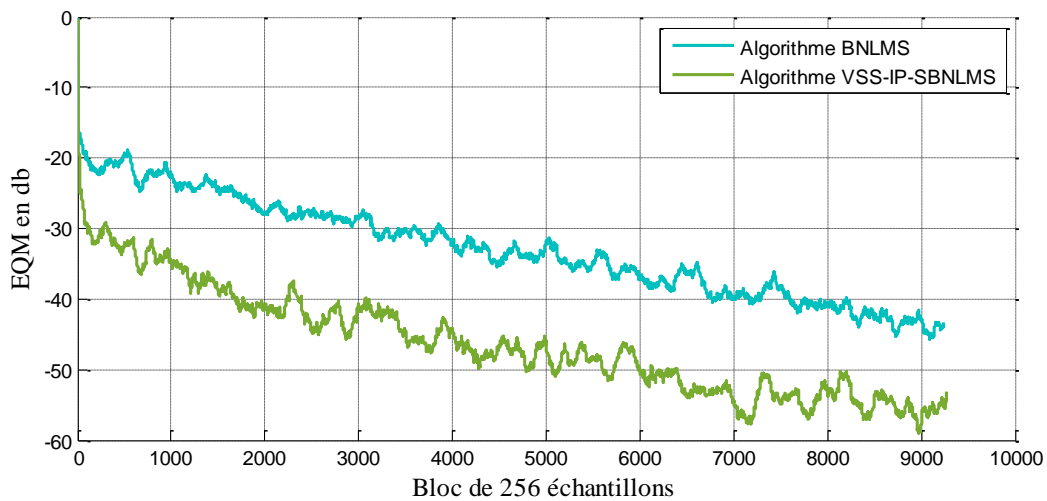


Figure 3. 16 : EQM pour un $RSB = 3$ dB et $M = 256$

Pour $RSB_1 = RSB_2 = -3$ dB

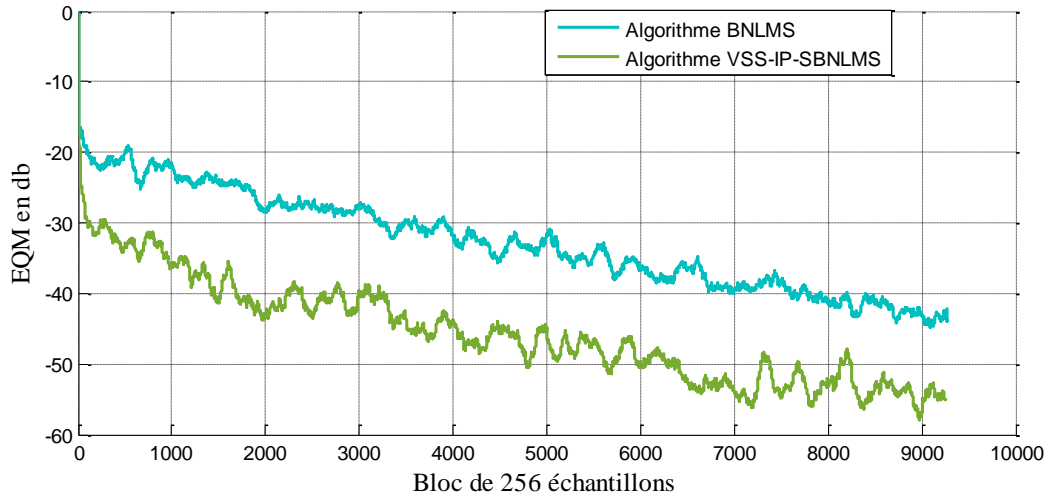


Figure 3. 17 : EQM pour un RSB = -3 dB et M = 256

3.5.2 2^{ème} cas : Système acoustique sparse avec M = 512

Là, les résultats obtenus dans les figures suivantes pour M=512

Pour $RSB_1 = RSB_2 = 0$ dB

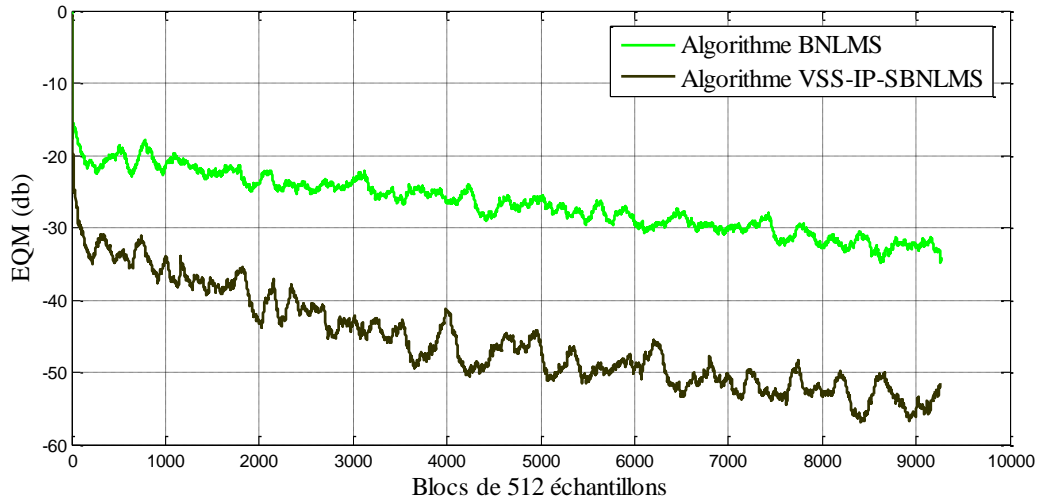


Figure 3. 18 : EQM pour un RSB = 0 dB et M = 512

Pour $RSB_1 = RSB_2 = 3 \text{ dB}$

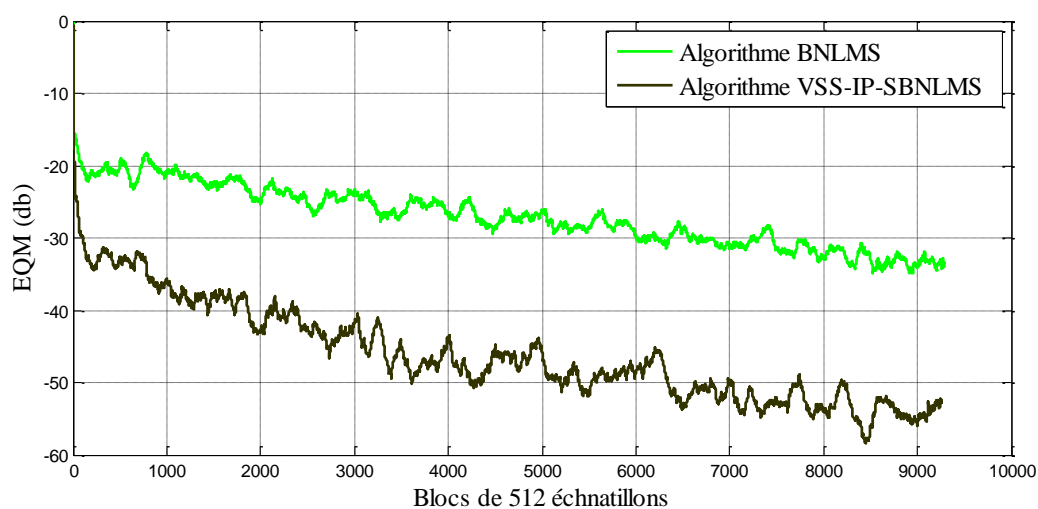


Figure 3. 19 : EQM pour un $RSB = 3 \text{ dB}$ et $M=512$

Pour $RSB_1 = RSB_2 = -3 \text{ dB}$

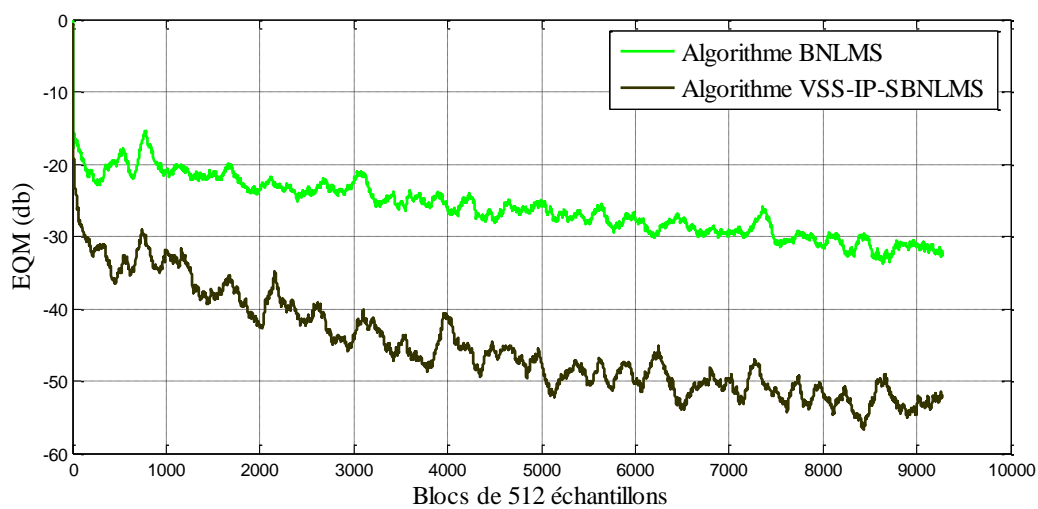


Figure 3. 20 : EQM pour un $RSB = -3 \text{ dB}$ et $M = 512$

3.5.3 3^{ème} cas : Système acoustique sparse avec $M = 1024$

Les résultats sont donnés Pour $M = 1024$

Pour $RSB_1 = RSB_2 = 0\text{db}$

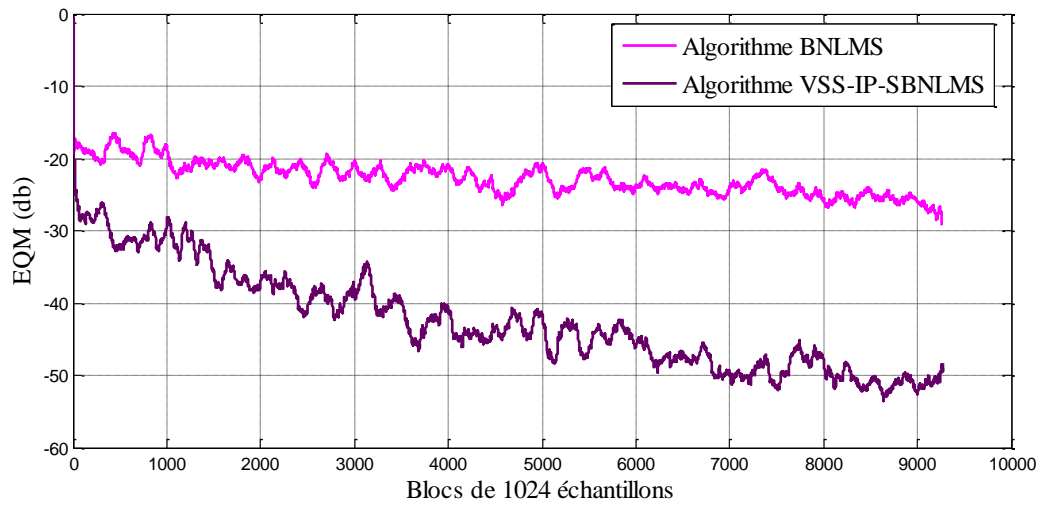


Figure 3. 21 : EQM pour un RSB = 0 dB et M = 1024

Pour $RSB_1 = RSB_2 = 3\text{ dB}$

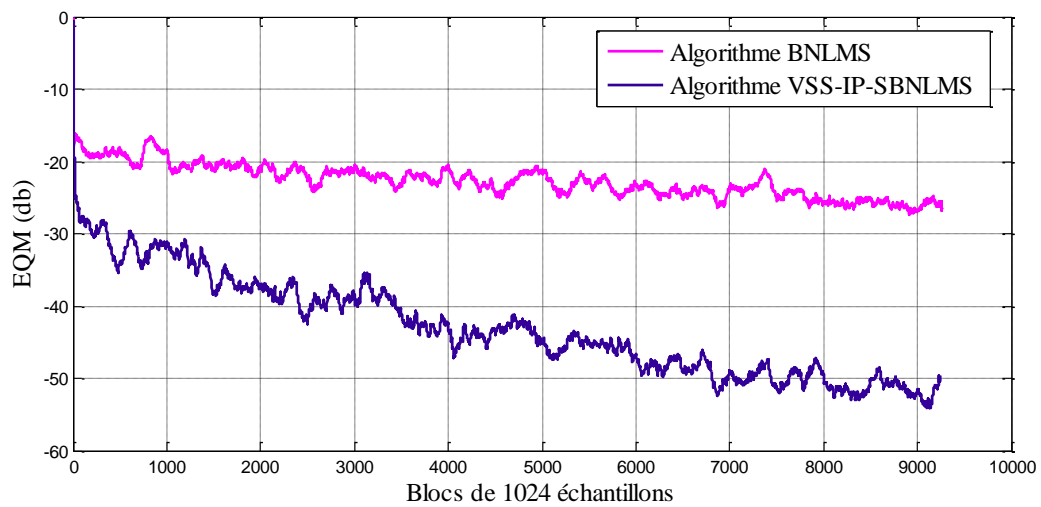


Figure 3. 22 : EQM pour un RSB = 3 dB et M = 1024

Pour $RSB_1 = RSB_2 = -3$ dB

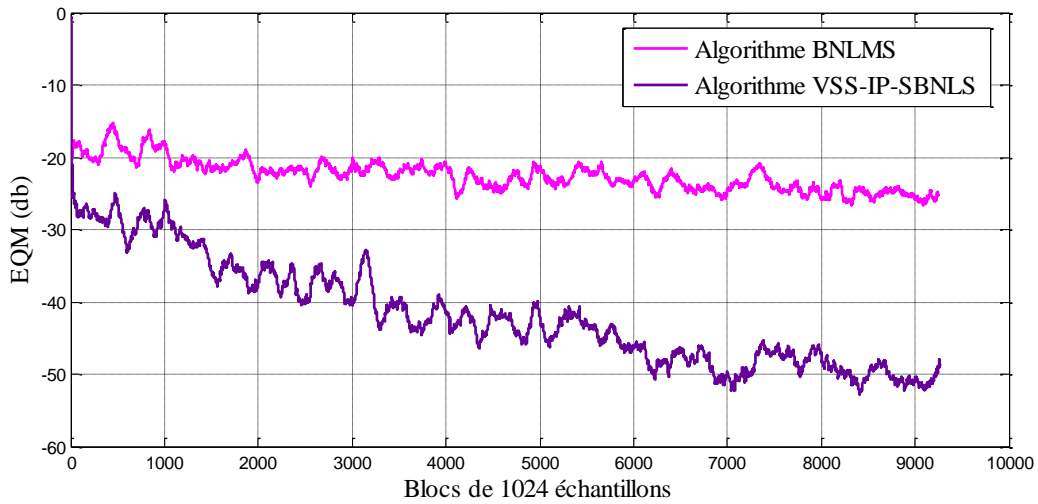


Figure 3. 23 : EQM pour un RSB = -3 dB et M = 1024

D'après les résultats de simulations présentés dans les figures (3.15, 3.16, 3.17, 3.18, 3.19, 3.20, 3.21 ,3.22, 3.23). Nous avons remarqué que l'algorithme proportionnel proposé dans ce projet est plus efficace que l'algorithme BNLMS classique quel que soit la taille de réponse impulsionnelle sparse utilisée. D'autre part nous avons une vitesse de convergence plus rapide pour l'algorithme IP-BNLMS, donc l'algorithme proposé présente une solution très efficace de ce problème.

3.6 Evolution temporelle des signaux estimés

Dans cette partie, nous allons présenter l'évolution des signaux temporelles dans le cas de l'algorithme classique BNLMS et notre algorithme proposé. Pour cela, nous allons afficher respectivement les signaux bruité $p_1(n)$, de parole estimé $v_1(n)$, de parole sp dans une seule illustration.

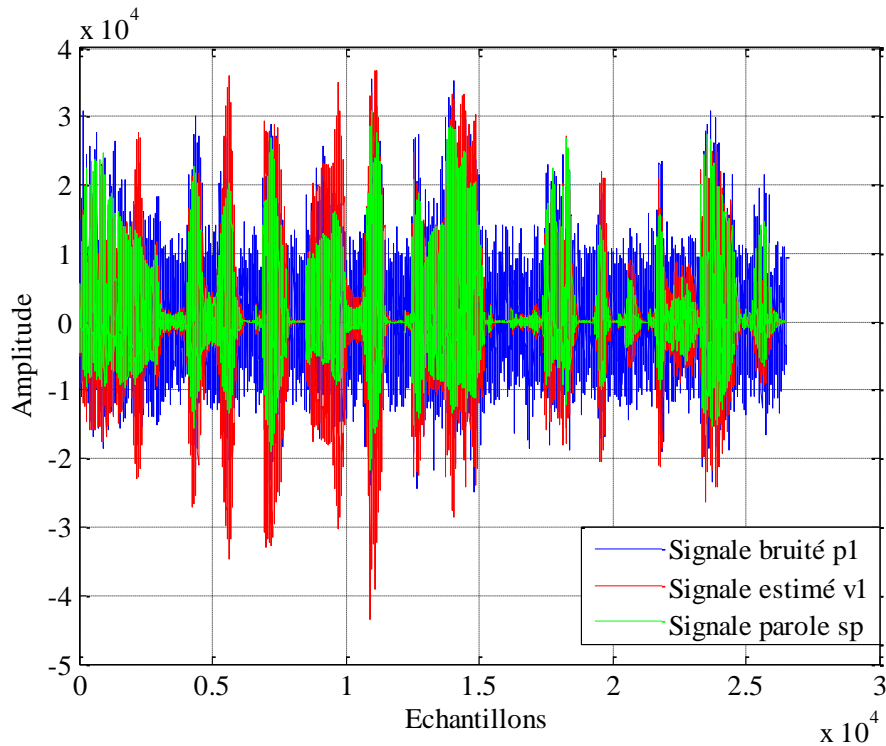


Figure 3. 24 : Signal de parole original $sp(n)$ en fonction du signal bruité $p_1(n)$ et le signal estimé $v_1(n)$ dans l’algorithme classique

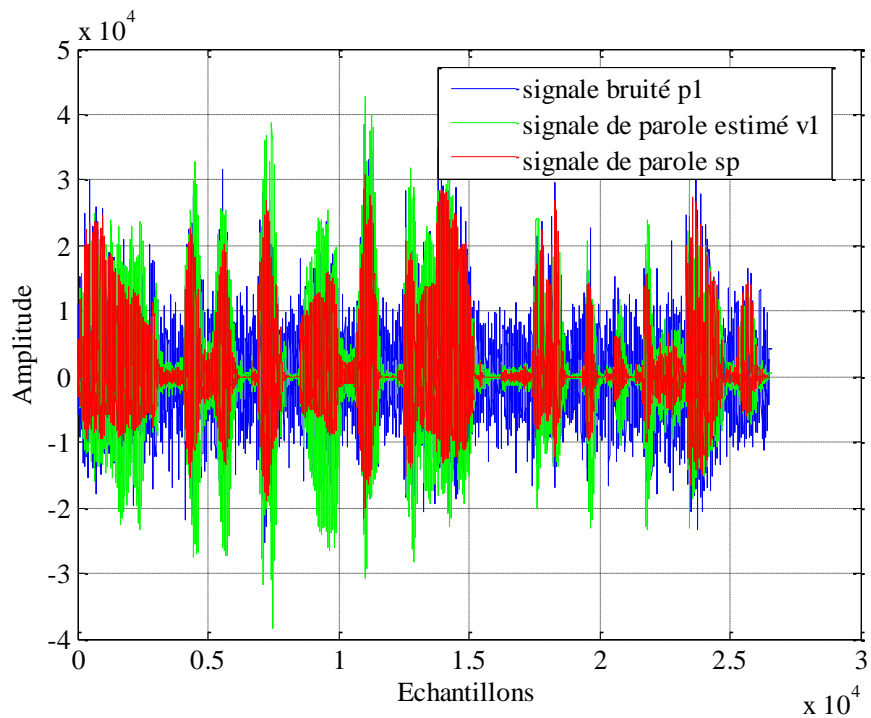


Figure 3. 25 : Signal de parole $sp(n)$ en fonction du signal bruité $p_1(n)$ et le signal estimé $v_1(n)$ dans l’algorithme proposé

Dans les deux cas, nous remarquons une différence entre les trois signaux, le signal estimé du deuxième algorithme couvre une grande partie du signal de parole, cela signifie que l’algorithme proposé présente une bonne solution pour réduire le bruit acoustique.

3.7 Effet de la taille du filtre

Dans cette section, nous avons montré l'influence de la taille du filtre sur notre algorithme proposé en changeant la taille M par les valeurs suivantes : $M = 128$, $M = 512$, $M = 1024$.

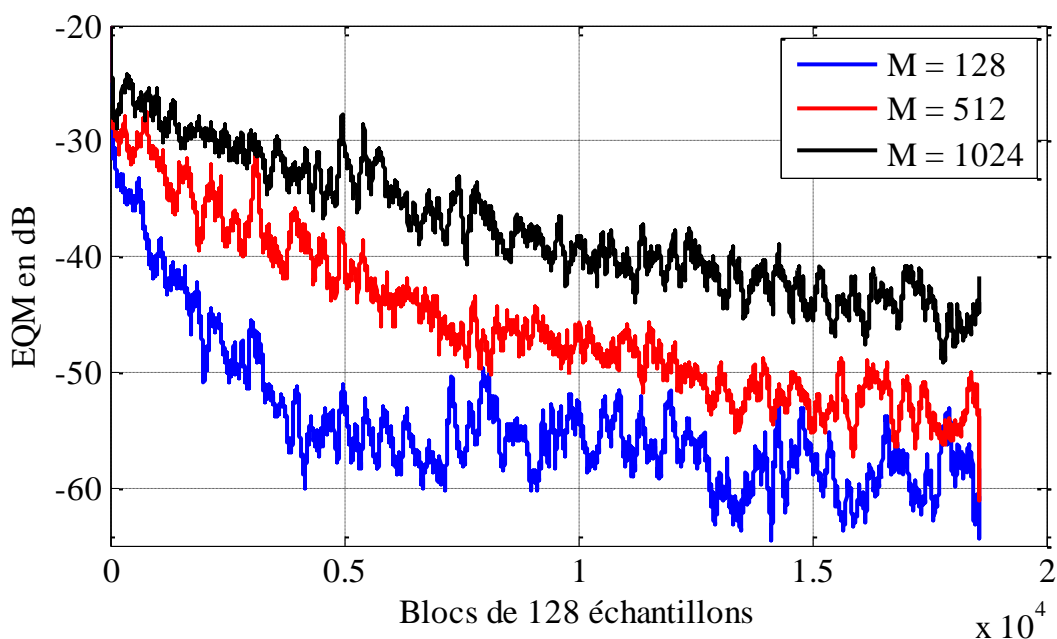


Figure 3. 26 : Comparaison entre les trois valeurs de la taille du filtre M

D'après les résultats présentés dans la figure 3.26, on peut conclure que la relation entre la vitesse de convergence et l'effet de la taille M est une relation inverse.

Plus le système acoustique est grand plus la vitesse de convergence est lente, et plus la valeur de la taille M est diminuée plus la vitesse de convergence est grande.

3.8 Conclusion

Nous avons vu dans ce chapitre les résultats des simulations de l'algorithme classique BNLMS et l'algorithme proposé VSS-IP-SBNLMS pour l'application de réduction du bruit acoustique dans un système sparse. D'après les résultats de simulation présentés dans ce chapitre, on conclut que l'algorithme BNLMS en pleine bande ne donne pas un bon résultat dans le milieu sparse par rapport à l'algorithme proposé qu'il est plus performant et donne des meilleurs résultats pour la vitesse de convergence.

Conclusion générale

Dans ce projet de fin d'étude, nous avons traité le problème de rehaussement de la parole et la réduction du bruit acoustique, on a également présenté trois chapitres pour comprendre et pour débrouiller cette problématique.

En premier lieu, nous avons présenté une généralité sur la parole et le bruit acoustique et ses caractéristiques, en outre, on a discuté sur le filtrage adaptatif et ses applications, et on a fait une étude théorique sur les structure Forward et Backward. Au même titre, on a discuté sur les algorithmes adaptatifs tels que l'algorithme du gradient stochastique LMS (least mean square), algorithme NLMS (Normalized least mean square) et l'algorithme PNLMS (Proportionate normalized least mean square).

Dans la suite de ce travail, nous avons présenté les algorithmes BNLMS et BNLMS à pas variable en sous bande qui sont utilisés dans notre PARTIE pratique ainsi que leurs équations mathématiques. Ensuite, nous avons proposé notre nouvel algorithme IPBNLMS proportionnel bi-capteurs basé sur la structure de séparation aveugle de source Backward en sous bande pour résoudre le problème de l'algorithme classique dans un milieu acoustique sparse.

Selon le dernier chapitre, dont on a bien montré les résultats obtenus sous MATLAB, on a pu conclure que le nouvel algorithme en sous bande démontre une bonne performance par rapport à l'algorithme classique en terme de vitesse de convergence.

Bibliographie

- [1] R. BOITE, H. BOURLARD, T. DUTOIT, J. HANCQ, H. LEICH, Traitement de la Parole, 2nd Edition, Presses Polytechniques Universitaires Romandes, Lausanne, 2000.
- [2] 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.
- [3] k. Ould Ammar, M.Benzeghimi. Annulation Acoustique d'Echo Acoustique par les Algorithmes Rapides, Mémoire de Master, Université Blida 1. 2011-2012.
- [4] A.Sayoud, H.Rahima : « Réduction du bruit acoustique par un algorithme RLS bi- capteur », Mémoire de Master, Université SAAD DAHLEB, Blida, 2016.
- [5] F. KHEMIES et A. MORSLI : "Réduction du bruit acoustique par un algorithme fréquentiel de décorrélation", Master en électronique spécialité Réseaux et Télécommunications, Université Blida 1, 2015.
- [6] OULAHCENE.A et BETINA.M , "Nouvelle version en sous-bandes del'algorithme SAD pour laréductiondubruitacoustique",mémoire de master, université blida 1,2020 .
- [7] BOUZIANI Younes et RAGHDA Dhiya Elhak « Noise Reduction of Signal in Secondary Ions Mass Spectrometry Analysis », ouergla,2017.
- [8] BOUAMRA NESRINE & BENALDJIA RANIA « Réduction du bruit acoustique par un nouvel algorithme proportionnel récursif en sous bande » Mémoire de Master, Université blida1, 2020-2021.
- [9] M.Zoulikha : « Méthodes amélioies pour la réduction du bruit acoustique et le rehaussement du signal de parole » Thèse de Magister, Université de Saad DAHLAB, Blida,2014.
- [10] Luis A. Rovira,"Audio Compression Put To The Test", Scientific-Atlanta article, Inc.
- [11] A.TEDJNI, A.BENALLAL, « Study of sparse adaptive Algorithms for the identification of acoustic impulse responses », Magister report university of Saad Dahleb Blida ,2016.
- [12] REBIFFIE Fabien : 'Etude, implémentation et validation d'algorithmes d'annulation d'écho acoustique', Université de Sherbrooke, majeure de traitement du signal et télécommunication, Rapports de recherche, 2003

- [13] Ligang LIU : ‘On Improvement of Proportionate Adaptive Algorithms for Sparse Impulse Response’, A dissertation submitted to Kochi University of Technology in partial fulfillment of the requirements for the degree of Doctor of Philosophy, Thèse de doctorat, Kochi, Japan, September 2009.
- [14] Bendoumia Redha, Deba Abdellah, « Rehaussement du signal de parole par l’algorithme de decorrelation symétrique », Mémoire de Master, USDB, Juillet 2011.
- [15] YAHA Meriem : « Utilisation du filtrage adaptatif Pour L’élimination active du bruit sonore ANC » université blida1,2007.
- [16] Widrow, B., Hoff, M.E., “Adaptive switching circuits”, WESCOM Conv. Rec., V.4, (1960), 96-140.
- [17] J.Benesty, Traitement des signaux-II filtrage adaptatif et analyse spectrale, 2005.
- [18] S. Haykin, Adaptive Filter Theory, 4th edition, Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall, 2002.
- [19] M.Omari, S. Abdet <<Nouvelle version proportionnelle de l’algorithme Backward bi-capteur pour la réduction du bruit acoustique>>,mémoire de master, USDB 2019.
- [20] Djendi, M., “Advanced techniques for two-microphone noise reduction in mobile communications”, Thèse de Doctorat, Université de Rennes 1, France, (Jan. 2010).
- [21] S. Van Gerven, “Adaptive noise cancellation and signal separation with applications to speech enhancement,” 1996.
- [22] S. Van Gerven and D. Van Compernelle, “Feedforward and Feedback in a Symmetric Adaptive Noise Canceller: Stability Analysis in a Simplified Case,” in Signal Processing VI, Theories and Applications, 1992, pp. 1081– 1084.
- [23] DIDIER FÉLIX EKE : « Méthode d’identification en virgule fixe d’un modèle non linéaire basé sur les algorithmes génétiques » Mémoire présenté à l’université du Québec à Trois-Rivières, Mai 2008.
- [24] ELAHOUEL Abdelmadjid et MANSOURI Miloud « Rehaussement de la parole par les algorithmes Forward et Backward à pas d’adaptation variable et normalisé »2017 2018.