

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 إلكترونيك

Département d'Électronique



Mémoire de Master
Filière Télécommunication
Spécialité Réseaux et télécommunications

Présenté par
FARESSI Salima Fatima Zohra
Et
BENHEURRAR Amina

Thème

**Rehaussement du signal de parole par un
nouvel algorithme de décorrélation
symétrique de type Backward**

Proposé par : Mr BENDOUMIA Rédha

Année Universitaire 2020-2021

Remerciements

Tout d'abord nous tenons à remercier ALLAH le tout puissant de nous avoir donné la santé, la volonté, le courage et la patience pour pourvoir réaliser ce travail de recherche.

Nos remerciements s'adressent particulièrement à Monsieur BENDOUMIA Rédha, notre promoteur pour son encadrement de qualité, sa motivation professionnelle, ses judicieux conseils et critiques constructives, ses corrections, sa gentillesse et sa patience ainsi pour le temps qu'il a consacré à la réalisation de ce travail.

Nous tenons aussi à remercier les membres du jury pour leur présence, leur lecture attentive de ce mémoire, ainsi que pour les remarques qu'ils nous adresseront lors de cette soutenance afin d'améliorer notre travail. Ainsi nos enseignants, espérant que vous allez voir, dans ce manuscrit, les fruits du dévouement avec lequel vous avez fait preuve durant les enseignements que vous nous avez prodigué.

Ce mémoire n'aurait jamais pu voir le jour sans le soutien actif des membres de notre famille, surtout nos parents qu'ils nous ont toujours encouragé moralement et matériellement et à qui on tient à les remercier.

Enfin on tient à exprimer vivement nos remerciements avec une profonde gratitude à toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin à sa réalisation, car un projet ne peut pas être le fruit d'une seule personne.

Je dédie modestement ce travail à :

A l'homme, mon précieux offre du dieu qui doit ma vie, ma réussite et tout mon respect : mon cher père que Dieu lui bénisse.

A la femme qui a souffert sans me laisser souffrir, qui n'a jamais dit non à mes exigences et qui n'a épargné aucun effort pour me rendre heureuse : mon adorable mère.

A ma chère sœur : Hamida

A mes frères : Oussama et Mohamed

A mon cousin Wahid et sa femme Warda

Qui n'ont pas cessé de me conseiller, encourager et soutenir tout au long de mes études. Que dieu les protège et leurs offre la chance et le bonheur.

A Mes amies que j'ai passé le bon et le mauvais avec eux

AMEL, NOUR, NOURA, RAFIKA, SARAH, SAMAR, WAFIA.

Et bien sûr à ma chère collaboratrice Selma.

A tous mes enseignants et spécialement mon encadreur MR

BENDOUMIA Rédha.

A tous ceux qui j'aime.

Amina

Dédicace

Toutes les lettres ne sauraient trouver les mots qu'il faut... Tous les mots ne sauraient exprimer la gratitude, L'amour, le respect, la reconnaissance... Aussi, c'est tout simplement que ... je dédie ce mémoire...

A Mon très cher Père, Aucune dédicace ne saurait exprimer mon amour éternel et mon respect et ma considération pour les sacrifices que vous avez consenti pour mon instruction et mon bien être. Ce modeste travail est le fruit de tous les sacrifices que tu as déployés pour mon éducation et ma formation. Vous êtes et vous rester pour moi ma référence, la lumière qui illumine mon chemin.

A Ma très chère mère, qui m'a soutenu et encouragé durant toutes les années de mes études, tu as toujours été présente à mes côtés pour me consoler quand il fallait. je vous remercie pour tout le soutien et l'amour que vous me portez depuis mon enfance et j'espère que votre bénédiction m'accompagne toujours.

A Puisse Dieu, le Très Haut, vous accorder santé, bonheur et longue vie.

A MES CHÈRES FRÈRES, Mohamed, El Hadj, Loukmane pour leur appui et leur encouragement.

A toute ma famille de proche ou de loin.

A tous mes enseignants et spécialement mon encadrant MR BENDOUMIA Rédha.

A MES AMIS, qui m'ont aidé et encouragé spécialement NAÏLA, AMINA et MERIEM.

A toutes les personnes qui ont une place spéciale dans ma vie.

Salima Fatima Zohra

ملخص:

تتم معالجة مشكلة تقليل الضوضاء وتحسين الكلام من خلال تقنيات الفصل الأعمى لمصادر الاستشعار المزدوجة جنبًا إلى جنب مع خوارزميات التصنيف التكيفية.

تتكون هذه التقنيات من تقدير إشارة الكلام الأصلية من خليط تلافيفي (كلام + ضوضاء).

الهدف من مشروعنا هو اقتراح خوارزمية جديدة تعمل على تقليل الضوضاء الصوتية بناءً على البنية الخلفية. تعطي هذه الخوارزمية نتائج جيدة من حيث سرعة التقارب

كلمات المفاتيح: تحسين الكلام، تقليل الضوضاء، خوارزمية تكيفية

Résumé :

Le problème de la réduction de bruit et le rehaussement de parole est traité par les techniques de séparation aveugle des sources bi-capteurs combinées avec les algorithmes du filtrage adaptatif.

Ces techniques consistent à estimer le signal de parole original à partir d'un mélange convolutif (parole + bruit).

L'objectif de notre projet est de proposer un nouvel algorithme qui sert à réduire le bruit acoustique en se basant sur la structure récursive Backward. Cet algorithme donne de bon résultat en terme de vitesse de convergence.

Mots clés : Réhaussement de parole, réduction de bruit, algorithme adaptatif

Abstract:

The problem of noise reduction and speech enhancement is addressed by blind separation techniques for dual-sensor sources combined with adaptive filtering algorithms.

These techniques consist in estimating the original speech signal from a convolutional mixture (speech + noise).

The objective of our project is to propose a new algorithm, which serves to reduce acoustic noise based on the backward recursive structure. This algorithm gives good result in terms of speed of convergence.

Key words: speech enhancement, noise reduction, adaptatif algorithm

Liste des abréviations

- BNLMS: Backward Normalized Least Mean Square.
- DAV : Détection d'Activité Vocale
- DSP : Densité spectrale de puissance.
- IPNB: Improved Proportionate Normalized Backward.
- IPNLMS: Improved PNLMS.
- LMS: Least Mean Squares.
- Log: Logarithm décimale.
- NLMS: Normalized Least Mean Square.
- PBNLMS: Proportionate Backward NLMS.
- PN : Puissance du bruit.
- PNLMS: Proportionate Normalized Least Mean Square.
- PS : Puissance du signal.
- RI: Réponse Impulsionnelle.
- SM: System Mismatch.
- SNR: Signal to Noise Ratio.
- USASI : USA Standard Institute
- VS-BNLMS: variable Step-size Backward NLMS.
- VS-IPNB: variable Step-size Improved Proportionate Backward.

<i>Remerciements</i>	II
<i>Dédicace</i>	III
<i>Dédicace</i>	IV
Liste des abréviations.....	VI
Introduction générale	1
I. Réduction de bruit par le filtrage adaptatif	4
1.1. Introduction.....	4
1.2. La parole	4
1.2.1. Définition	4
1.2.2. Signal de parole	5
1.2.3. Mécanisme de phonation	5
1.2.4. Classification des sons de parole	6
1.2.5. Quelques propriétés de signal de parole	6
1.3. Bruit acoustique.....	6
1.3.1. Définition	6
1.3.2. Propriétés du bruit acoustique	7
1.3.3. Les sources de bruit.....	8
1.3.4. Les modèles de bruit	8
1.3.5. Les types de bruit	8
1.4. Rapport signal sur bruit RSB	9
1.5. Réduction de bruit par la méthode bi-capteurs.....	9
1.5.1. Principe de la méthode bi-capteurs.....	10
1.5.2. Mélange convolutif bi-capteurs	10
1.6. Filtrage adaptatif.....	11
1.6.1. Définition	12

1.6.2.	Principe du filtrage adaptatif.....	12
1.6.3.	Rôle de filtrage adaptatif	13
1.6.4.	Les applications de filtrage adaptatif	13
i.	Identification directe du système	13
ii.	Prédiction	14
iii.	Modélisation inverse (égalisation)	14
iv.	Annulation d'interférence.....	14
1.7.	Filtre de Wiener.....	15
1.7.1.	Définition	15
1.7.2.	Principe du filtre de Wiener.....	15
1.7.3.	Le problème de Wiener	15
1.8.	Les algorithmes adaptatifs	16
1.8.1.	L'algorithme de gradient stochastique LMS	16
1.8.2.	Convergence de l'algorithme LMS	17
1.8.3.	Algorithme du gradient stochastique normalisé NLMS	17
i.	Définition.....	17
ii.	Intérêt de l'algorithme NLMS.....	18
1.9.	Critères de comparaison des algorithmes adaptatifs	18
1.10.	Réponses impulsionnelles	18
1.10.1.	Réponse impulsionnelle Sparse	19
1.10.2.	Réponse impulsionnelle Dispersive	19
1.11.	Séparation aveugle des sources.....	20
1.11.1.	Structure directe (Forward)	20
1.11.2.	Structure récursive (Backward)	21
1.12.	Conclusion	22
II.Algorithme de décorrélation backward proportionnel à pas d'adaptation variable ...		24
2.1.	Introduction.....	24

2.2.	La problématique	24
2.3.	Algorithme proposé Backward proportionnel à pas d'adaptation variable	24
2.4.	Structure générale de l'algorithme VS-IPNB.....	25
2.5.	Complexité algorithmique	29
2.6.	Conclusion	30
III. Résultats et simulations		32
3.1.	Introduction	32
3.2.	Présentation des signaux de simulation	32
3.2.1.	Signal de parole	32
3.2.2.	Signal de bruit.....	33
i.	Signal de bruit USASI	33
3.3.	Réponses impulsionnelles	33
3.3.1.	Réponse impulsionnelle sparse	33
3.3.2.	Réponse impulsionnelle dispersive.	34
3.4.	Segmentation de signal parole	35
3.5.	Paramètres de simulation	35
3.6.	Résultats des algorithmes proposés.....	36
3.6.1.	Signaux de mélange	36
3.6.2.	Evolution temporelle des signaux estimés	37
i.	Système dispersif :.....	37
ii.	Système sparse.....	38
3.7.	Mesure de performance	40
3.7.1.	Système Mismatch	40
3.7.2.	Cas d'un système acoustique dispersive	40
3.7.3.	Cas d'un système acoustique sparse.....	41
3.8.	Conclusion	44
Conclusion générale		45

Bibliographie46

Liste des figures

Figure I-1: Le larynx.....	5
Figure I-2: l'appareil phonatoire.....	5
Figure I-3: Représentation d'un signal sinusoïdal bruité	7
Figure I-4: Propriétés du bruit acoustique	7
Figure I-5 : Types de bruit.....	9
Figure I-6: Structure complète du mélange convolutif bi-capteur	10
Figure I-7: Structure simplifiée du mélange convolutif bi-capteur	11
Figure I-8: Principe du filtrage adaptatif	12
Figure I-9 : Identification directe du système	13
Figure I-10 : Prédiction	14
Figure I-11: Modélisation inverse	14
Figure I-12: Annulation d'interférence	14
Figure I-13: schéma du filtrage adaptatif de l'algorithme LMS	16
Figure I-14 : Propagation du son dans une salle acoustique.....	18
Figure I-15 : Réponse impulsionnelle sparse	19
Figure I-16: Réponse impulsionnelle dispersive	19
Figure I-17: La structure Forward.....	20
Figure I-18 : La structure Backward	21
Figure II-1 : Structure générale de l'algorithme proposé	25
Figure II-2 : Structure détaillée de l'algorithme proposé	26
Figure III-1: Signal parole	32
Figure III-2: Bruit USASI	33
Figure III-3: Réponse impulsionnelle sparse	34
Figure III-4 : Réponse impulsionnelle dispersive.....	34
Figure III-5 : Segmentation de signal parole.....	35
Figure III-6: Signaux de mélange convolutif	36
Figure III-7: signal estimé de l'algorithme VS-PBNLMS pour une réponse dispersive	37
Figure III-8 : Signal estimé de l'algorithme BNLMS pour une réponse dispersive	37
Figure III-9: Signal estimé de l'algorithme VS-IPNB pour une réponse dispersive	38
Figure III-10: Signal estimé de l'algorithme BNLMS pour une réponse sparse.....	38
Figure III-11 : Signal estimé de l'algorithme VS-BNLMS pour une réponse sparse.....	39

Figure III-12: Signal estimé de l'algorithme VS-IPNB pour une réponse sparse	39
Figure III-13: SM pour SNR= -3dB et M=128	40
Figure III-14: SM pour SNR= 0dB et M=128	41
Figure III-15: SM pour SNR= 3dB et M=128	41
Figure III-16: SM pour SNR= -3dB et M=128	42
Figure III-17: SM pour SNR= 0dB et M=128	42
Figure III-18: SM pour SNR= 3dB et M=128	43
Figure III-19: SM pour SNR= 3dB et M=512	43
Figure III-20: SM pour SNR= 3dB et M=1024.....	44

Liste des tableaux

Tableau II-1 : Pseudo code de l'algorithme VS-IPNB capteur 01.....	28
Tableau II-2 : Pseudo code de l'algorithme VS-IPNB capteur 02.....	29
Tableau II-3: Complexité algorithmique des algorithmes.....	29
Tableau III-1: paramètres de simulation.....	35

Durant les anciennes années, dans les systèmes de télécommunication, le traitement de la parole a été développé. Dans ces systèmes, la qualité de l'information à transmettre est fortement liée au développement des techniques et des algorithmes du traitement numérique du signal [1].

Les systèmes de télécommunications sont souvent perturbés par le bruit acoustique ce qui engendre une dégradation de qualité et d'intelligibilité de communication, donc une perte de données transmises. Le signal de parole est généralement contaminé par le bruit ce qui nécessite des outils de traitement numérique pour restituer le signal d'intérêt afin qu'il soit stocké, analysé ou transmis.

Avec le développement des technologies de communication, il existe de nombreuses études et recherches dans le rehaussement de signal parole pour réduire ou résoudre ce bruit.

Depuis les dernières années, L'avancement des algorithmes de filtrage adaptatif peuvent trouver des applications dans de nombreux systèmes du monde réel. De nos jours, alors que la demande de communications de meilleure qualité continue d'augmenter, la longueur du filtre adaptatif est passée de dizaines de milliers à des centaines de milliers, ce qui place les algorithmes adaptatifs classiques face à de nouveaux défis. Premièrement, la vitesse de convergence des algorithmes adaptatifs est fortement réduite car leur vitesse de convergence est inversement proportionnelle à la longueur du filtre adaptatif. Deuxièmement, la complexité de calcul de l'algorithme L'adaptabilité est considérablement augmentée car il est généralement Longueur de filtre adaptative. Troisièmement, la qualité de convergence du filtre adaptatif Dégradé. Beaucoup d'efforts ont été faits pour trouver de nouveaux algorithmes Solutions adaptatives pour résoudre ces problèmes [2].

Un système de la séparation aveugle des sources avec une structure réursive Backward de mélange convolutif de signal parole et différents types de bruit permet de diminuer la distorsion et réduire le bruit, donc cette structure présente une bonne performance par rapport la structure directe.

Les problèmes de la réduction de bruit acoustique et le rehaussement du signal de parole ont été traités par les techniques de séparation aveugle des sources bi-capteurs combinées avec des algorithmes de filtrage adaptatif. Ces dernières peuvent trouver des solutions efficaces pour améliorer la qualité de communication.

Notre projet de fin d'étude a proposée comme solution un algorithme du filtrage adaptatif proportionnel à pas variable mise en œuvre sur la structure récursive (Backward) qui est plus performante que la structure directe (Forward) dans un système sparse en termes de qualité et de vitesse de convergence.

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

- Le premier chapitre : La réduction du bruit par le filtrage adaptatif.

Dans ce chapitre nous avons présenté des généralités sur la parole, le bruit, le filtrage adaptatif son principe et ses applications ; ainsi que les algorithmes adaptatifs LMS et NLMS, avec les deux structures Forward et Backward.

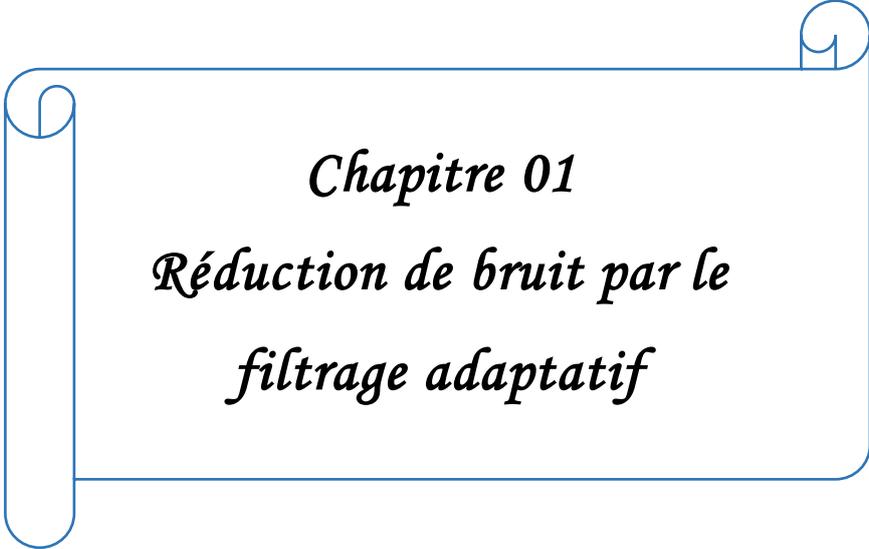
- Le deuxième chapitre : Algorithme proposé VS-BNLMS à pas variable proportionnel.

Il présente l'algorithme proposé VS-BNLMS avec pas d'adaptation variable pour le but de réduction de bruit acoustique, dans le système sparse, avec le nouvel l'algorithme proposés VS-IPB.

- Le dernier chapitre : Résultats et simulation.

Il représente les résultats de simulation des algorithmes proposés ainsi que la comparaison de ce dernier avec l'algorithme classique.

Enfin, nous terminons notre mémoire par une conclusion générale.



Chapitre 01
Réduction de bruit par le
filtrage adaptatif

I. Réduction de bruit par le filtrage adaptatif

1.1. Introduction

Ce chapitre introductif présente dans la première partie des généralités sur le signal de parole et de bruit par la méthode de séparation aveugle bi-capteur pour la réduction de bruit, et dans la deuxième partie nous présentons le principe d'un filtrage adaptatif et ses applications en traitement du signal, cette présentation consiste principalement aux différentes techniques de filtrage adaptatif avec ses algorithmes adaptatifs de gradients stochastiques (LMS) et sa version normalisée (NLMS).

1.2. La parole

Dans la première partie nous présentons des généralités sur le signal de la parole et de bruit. La parole est un meilleur moyen dans la communication entre les êtres humains. Autant sa précision, sa flexibilité et sa rapidité. Donc la parole un support physique très simple à utiliser. Les informations du message vocal sont transmises par la fluctuation de la pression atmosphérique émise par l'appareil vocal, qui est le signal vocal. Le signal est analysé par l'oreille et l'information générée est transmise au cerveau qui l'interprète. Au sens strict, le contenu d'un signal vocal n'est représenté que par son intelligibilité. Dans un sens plus large, il est également nécessaire de considérer tous les facteurs qui représentent la qualité du signal sonore, c'est-à-dire l'intonation, le rythme et les interférences du milieu environnant [3].

1.2.1. Définition

La parole apparaît physiquement comme une variation de la pression de l'air causée et émise par le système articulatoire. La phonétique acoustique étudie ce signal en le transformant dans un premier temps en un signal électrique grâce à un transducteur approprié : le microphone (lui-même associé à un préamplificateur).

De nos jours, le signal électrique résultant est le plus souvent numérisé. Il peut alors être soumis à un ensemble de traitements statistiques qui visent à en mettre en évidence les traits acoustiques : sa fréquence fondamentale, son énergie, et son spectre.

Chaque trait acoustique est lui-même intimement lié à une grandeur perceptuelle : pitch, intensité, et timbre [4].

1.2.2. Signal de parole

La parole peut être modélisée par le résultat de l'excitation du conduit vocal par un train d'impulsions ou un bruit blanc donnant lieu respectivement aux sons voisés et non voisés. Dans le cas des sons voisés, l'excitation est une vibration périodique des cordes vocales suite à la pression exercée par l'air provenant de l'appareil respiratoire. Ce mouvement vibratoire correspond à une succession de cycles d'ouverture et de fermeture de la glotte. Le nombre de ces cycles par seconde correspond à la fréquence fondamentale.

Quant aux signaux non-voisés, l'air passe librement à travers la glotte sans provoquer de vibration des cordes vocales [1].

1.2.3. Mécanisme de phonation

Le Mécanisme de phonation est principalement composé de trois éléments qui contribuent ensemble à la production de la parole. Ces éléments contrôlés et coordonnés par le système nerveux central sont [5] :

- Les poumons : ils fournissent l'énergie (l'air) nécessaire à la production du son.
- Le larynx (voir Figure I-1) : son rôle est la production des sons. C'est un ensemble de cartilages articulés comprenant les deux "cordes vocales". Ces dernières sont des organes vibratoires constituées de tissu musculaire et de tissu conjonctif résistant.

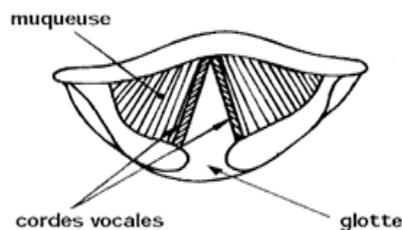


Figure I-1: Le larynx

Le conduit vocal (voir Figure I-2) : c'est le conduit entre le larynx et les lèvres, il est composé de plusieurs cavités reliées entre elles. On retrouve la cavité pharyngale, le pharynx, la cavité nasale (les fosses nasales), la cavité buccale (la bouche) et la cavité labiale (les lèvres).

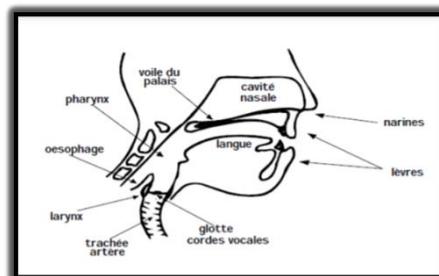


Figure I-2: L'appareil phonatoire

1.2.4. Classification des sons de parole

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

- Sons voisés : Les sons voisés respectent les voyelles, sont des signaux quasi-périodiques très riches en harmoniques d'une fréquence fondamentale appelée pitch.
- Sons non voisés : Le son non voisé est remarquable par son absence totale de périodicité, Il peut considérer 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.
- Silence : Les silences sont tout simplement des intervalles où le signal utile est absent. En pratique, il s'agit de bruit d'origine diverses d'énergie négligeable devant celle du signal utile.

1.2.5. Quelques propriétés de signal de parole

Un signal de parole a les propriétés suivantes [7] :

- La parole est quasi-stationnaire.
- La parole est 70% du temps pseudopériodique (bruit ou silence le reste du temps).
- On peut avoir un signal de parole à large bande (il remplit toute la largeur de bande) ou à bande limitée (0-8000 Hz essentiellement).

1.3. Bruit acoustique

1.3.1. Définition

Le bruit est tout un signal nuisible qui se superpose au signal utile. Aussi, le bruit est tout phénomène perturbateur gênant la perception ou l'interprétation d'un signal utile (la parole). En acoustique le bruit soit, par nature, aléatoire, il possède certaines caractéristiques statistiques, spectrales ou spatiales (voir figure I-3) [2].

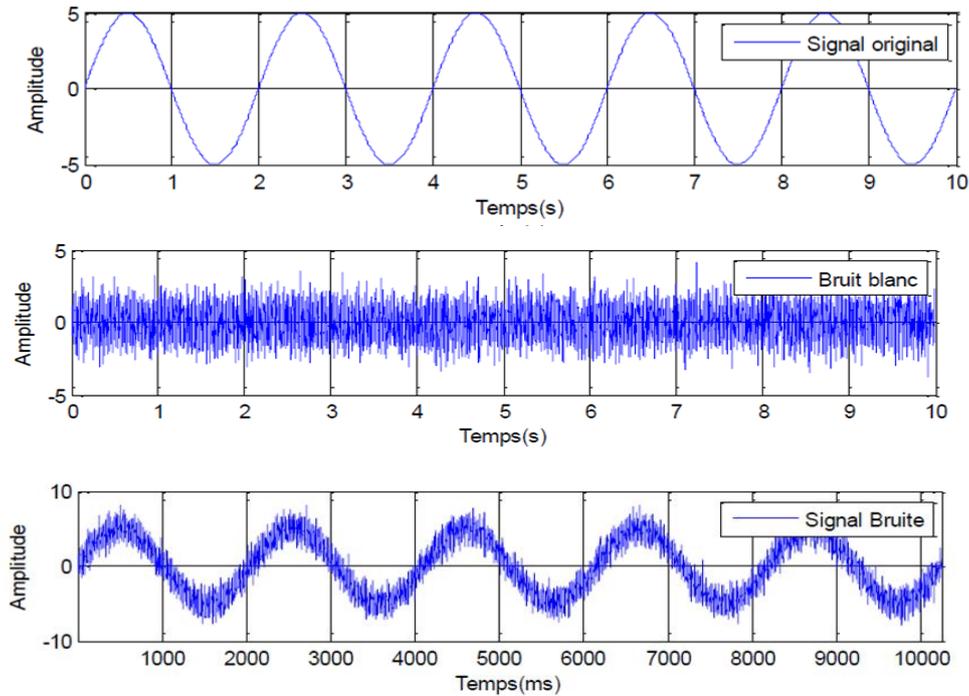


Figure I-3: Représentation d'un signal sinusoïdal bruité

1.3.2. Propriétés du bruit acoustique

Le bruit peut être classé selon les propriétés suivantes (voir figure I-4) [1] :

- Structure : continu, impulsif ou périodique,
- Type d'interaction : additif, multiplicatif ou convolutif.
- Comportement temporel : stationnaire ou non-stationnaire.
- Bande de fréquence : étroite ou large.
- Dépendance : corrélé ou décorrélé.
- Propriétés statistiques : dépendant ou indépendant,
- Propriétés spatiales : cohérent ou incohérent.

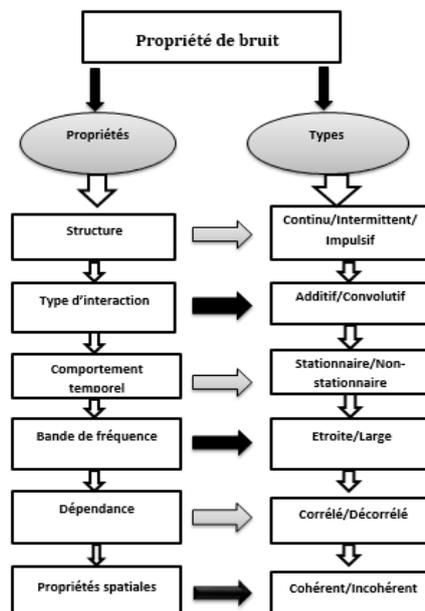


Figure I-4: Propriétés du bruit acoustique

1.3.3. Les sources de bruit

Les sources de bruit sont classables en deux grandes catégories [8] :

- Les sources de bruit localisées à l'extérieur d'un système de traitement donné et agissant sur celui-ci par influence. (Bruit additif)
- Bruit additif : Soit un signal $b(n)$ de bruit, ce bruit est dit additif dès qu'il interfère avec la parole, ou le signal $s(n)$ cible suivant la loi simple [9].

$$x(n) = s(n) + b(n) \quad (I-1)$$

$x(n)$: Signal bruité.

Un bruit de fond est dit additif, contenu, non corrélé à la parole et très courant. La caractéristique spectrale d'un tel bruit est aléatoire, mais le plus souvent dominante en basse fréquence.

- Les sources de bruit internes à ce système, créatrice d'un bruit propre indépendant des conditions extérieures. (Bruit convolutif)
- Bruit convolutif : Les phénomènes convolutifs apparaissent surtout lorsqu'il y a des fonctions de transfert, des échos et des délais. Ce type de bruit correspond à un mélange acoustique et non à une somme de signaux simplement décalés [9].

1.3.4. Les modèles de bruit

Pour simuler ou analyser des signaux réels, d'autres modèles, basés sur la densité de probabilité du bruit, peuvent être considérés. Ainsi, en particulier, deux modèles de bruit sont assez répandus [10] :

- Le bruit dit gaussien dont la densité probabilité à une répartition de type gaussien caractérisée par une valeur moyenne et un écart type.
- Le bruit dit périodique formé d'une somme de signaux sinusoïdaux sans référence de phase.

Dans le cas du bruit blanc ou du bruit rose, il est possible d'associer une densité de probabilité de type gaussien ou de répartition uniforme.

1.3.5. Les types de bruit

On peut citer trois types de bruit dans la figure I-5 suivante [9]:

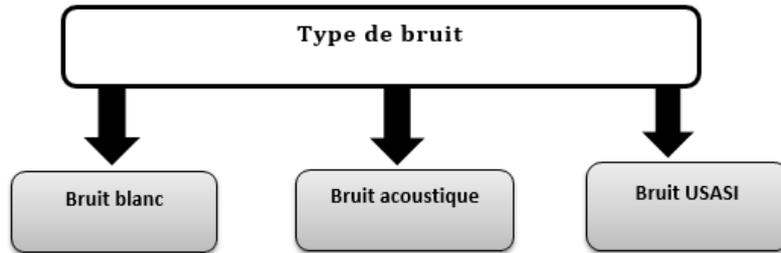


Figure I-5 : Types de bruit

- Bruit blanc : Un processus aléatoire stationnaire dont les échantillons sont des variables aléatoires non corrélées, sa densité spectrale de puissance est constante.
- Bruit acoustique : Généré par les mouvements des sources telles que les voiture, les ventilateurs, la circulation, le vent, la pluie, etc.
- Bruit USASI : Un processus aléatoire stationnaire dont les échantillons sont des variables aléatoire corrélées, Sa densité spectrale de puissance caractérisé le spectre moyen du signal de la parole.

1.4. Rapport signal sur bruit RSB

SNR (Signal Noise Ratio) mesure la qualité du signal. C'est une caractéristique de la dégradation du signal et, par définition, il s'agit d'un bruit informatif et non informatif. C'est une méthode de caractérisation du système de transmission en comparant la valeur de l'entrée du système avec la valeur de la sortie du système, ou en comparant la qualité de diverses méthodes de traitement du signal [7].

$$\text{RSB} = \frac{P_s}{P_b} \quad (I-2)$$

En dB:

$$(\text{RSB})_{\text{dB}} = 10 \text{Log}_{10} \frac{P_s}{P_b} \quad (I-3)$$

Avec:

P_s : Puissance du signal

P_b : Puissance de bruit

1.5. Réduction de bruit par la méthode bi-capteurs

Il existe plusieurs méthodes pour la réduction de bruit telles que « mono-capteurs » et « bi-capteurs », « multi-capteurs ». Nous allons étudier et travailler par la méthode « bi-capteurs » pour la réduction de bruit.

L'utilisation de cette méthode nécessite de deux microphones pour réduire le bruit, une source de parole, et une source de bruit.

1.5.1. Principe de la méthode bi-capteurs

Le principe d'annulation adaptative bi-capteurs de bruit remonte aux contributions de Howells vers la fin des années 50. Le développement de l'algorithme LMS par Window et Hoff a permis l'élaboration de cette technique sous la forme actuelle. Certaines méthodes sont basées sur l'utilisation des techniques bi-capteurs. Ils ont considéré l'environnement comme un modèle de mélange convolutif très simple avec deux sources (la parole et le bruit), le premier microphone capte le signal parole $S(n)$ et le bruit $b(n)$ convolé avec la réponse impulsionnelles $h(n)$, et en prenant le deuxième capteur comme bruit seul [11].

1.5.2. Mélange convolutif bi-capteurs

Dans cette partie, nous allons étudier le modèle de mélange convolutif : Le mélange convolutif prend en compte la distorsion du signal propagé et la modélise par filtrage entre la source et l'observation, et s'écrit mathématiquement sous forme de convolution. Prenons le cas le plus simple comme exemple (voir figure I-6).

Considérons une situation de prise de son par deux microphones : une source parole (locuteur) se situe près du 1er microphone. L'autre source perturbation (un bruit) est près 2ème microphone.

A la sortie des microphones, On observe une superposition des signaux primitifs inconnus selon un mélange inconnu. En générale, c'est un mélange convolutif des signaux à large bandes, qui dépend de la propagation des signaux dans le milieu, de la position des microphones et des sources, et des caractéristiques de la salle [12].

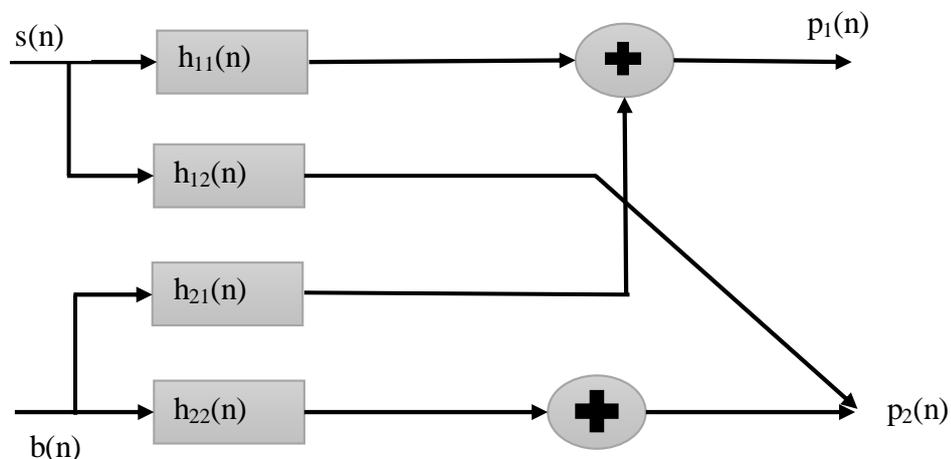


Figure I-6: Structure complète du mélange convolutif bi-capteur

Avec :

$s(n)$: le signal parole.

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

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

- $h_{11}(n)$ et $h_{22}(n)$: Réponses impulsionnelles directe du chaque canal.
- $h_{12}(n)$ et $h_{21}(n)$: Représentent le couplage croisé entre les sources et les microphones.

D'après la structure du mélange convolutif bi-capteur, on peut déduire les équations des signaux observés à la sortie comme suit :

$$p_1(n) = s(n) * h_{11}(n) + b(n) * h_{21}(n) \tag{I-4}$$

$$p_2(n) = b(n) * h_{22}(n) + s(n) * h_{12}(n) \tag{I-5}$$

Dans le cas d'un mélange convolutif simplifié (voir figure I-7) on a :

$$h_{11}(n) = h_{22}(n) = \delta(n) \tag{I-6}$$

Avec :

$\delta(n)$: L'impulsion de Dirac.

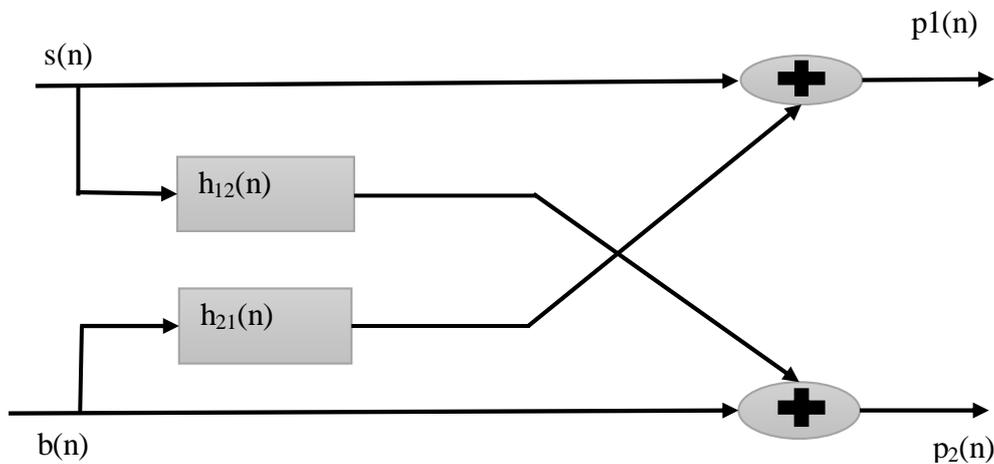


Figure I-7: Structure simplifiée du mélange convolutif bi-capteur

Les équations de la structure du mélange convolutif bi-capteur simplifié sont :

$$p_1(n) = s(n) + b(n) * h_{21}(n) \tag{I-7}$$

$$p_2(n) = b(n) + s(n) * h_{12}(n) \tag{I-8}$$

1.6. Filtrage adaptatif

Le grand atout de filtre adaptatif numérique réside dans leur exilente flexibilité. Le filtrage adaptatif est très important dans le traitement de signal numérique et occupe une place dans nombreux applications telle que la réduction de bruit.

Cette section introductive présente le filtrage adaptatif et ses applications en traitement du signal, cette présentation principalement aux différentes techniques de filtrage adaptatif avec ses algorithmes.

1.6.1. Définition

Un filtrage adaptatif est un filtre numérique utilisé en traitement de signal. Il est invariant dans le temps. C'est un outil puissant en communications numériques, et contrôle automatique. Le filtre adaptatif est un système numérique dont les coefficients se modifient eux-mêmes en fonction des signaux extérieurs. Il est utilisé chaque fois qu'un environnement est mal connu ou changeant ou pour supprimer des perturbations situées dans le domaine de fréquences du signal utile [4].

1.6.2. Principe du filtrage adaptatif

Le principe de filtrage adaptatif est représenté sur la figure (I-8) basé sur la recherche des paramètres optimaux (solution plus proche) par minimisation d'un critère de performance en recherchant les moindres carrés.

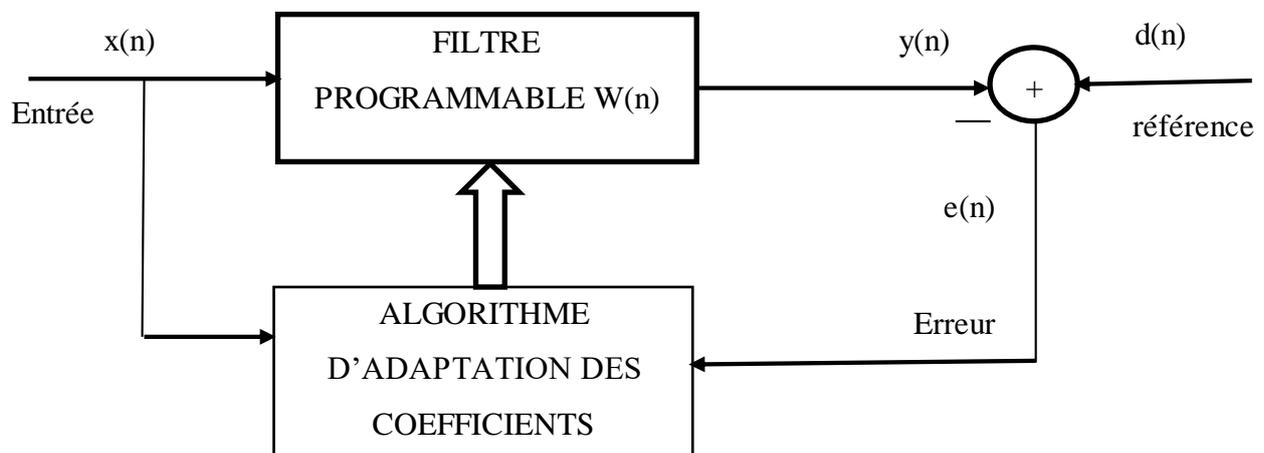


Figure I-8: Principe du filtrage adaptatif

Avec :

- $x(n)$ signal d'entrée
- $y(n)$ signal de sortie
- $e(n)$ signal d'erreur
- $d(n)$ signal de référence

La technique du filtrage adaptatif se décompose classiquement en deux étapes :

- Une étape de filtrage qui permet d'obtenir une estimation du signal inconnu en convolant le signal d'entrée $x(n)$ avec les coefficients du filtre adaptatif $w(n)$.
- Une étape d'adaptation qui permet d'ajuster les coefficients du filtre adaptatif $w(n)$ suivant un algorithme donné [4].

1.6.3. Rôle de filtrage adaptatif

Les méthodes adaptatives en traitement du signal visent l'adaptation automatique des opérateurs de traitement aux propriétés statistiques des signaux et des systèmes, ainsi que l'adaptation à leurs variations dans le temps. Il s'agit donc d'un mélange bien pondéré entre la stationnarité, qui permet grâce à la permanence dans le temps de propriétés statistiques de débarrasser, ou tout au moins réduire, les fluctuations purement aléatoires, et la non-stationnarité.

Au cours du temps de ces propriétés, sans laquelle il n'y aurait pas besoin de l'adaptatif : il souffrirait de calculer une fois pour toute le « filtre optimal » puis de mettre en ligne.

Ces méthodes ont connu un essor considérable depuis les années 60, du au développement du traitement numérique et à l'augmentation constante de la puissance des processeurs de traitement (DSP, Digital Signal, Processors), permettant la mise en œuvre en temps réel d'algorithmes de plus en plus sophistiqués, à des cadences de plus en plus rapides.

Elles sont arrivées à une certaine maturité aussi bien en ce qui concerne le développement et l'implémentation des algorithmes, que du point de vue des outils théoriques d'étude des performances. Donc se propose d'en donner une vue synthétique, non exhaustive mais suffisante, pour permettre au lecteur d'y trouver rapidement les outils et les résultats qui l'intéressent, et éventuellement les références vers des ouvrages permettant d'approfondir des aspects spécifiques [13].

1.6.4. Les applications de filtrage adaptatif

Il existe plusieurs applications du filtrage adaptatif, dans cette partie, on cite quatre exemples classiques qui figurent notamment l'annulation d'écho [2] :

i. Identification directe du système

Le problème de l'identification s'illustre dans la figure I-9 suivante :

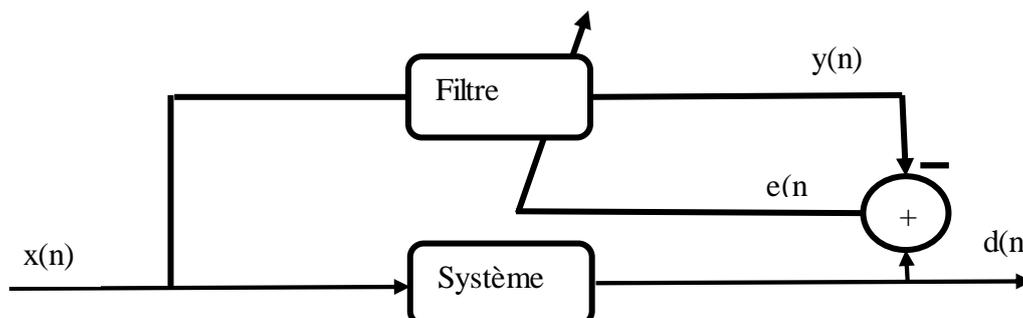


Figure I-9 : Identification directe du système

$d(n)$ est la sortie du système que l'on souhaite identifier.

ii. Prédiction

Le contexte de la prédiction est illustré par la figure I-10 suivante :

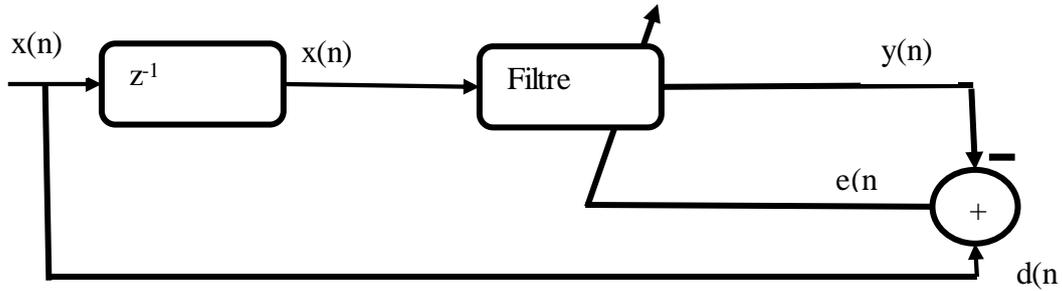


Figure I-10 : Prédiction

$d(n)$ est le signal à l'instant n et $y(n)$ le signal prédit à partir du signal aux instants précédents.

iii. Modélisation inverse (égalisation)

La figure I-11 illustre le contexte du problème de modélisation inverse.

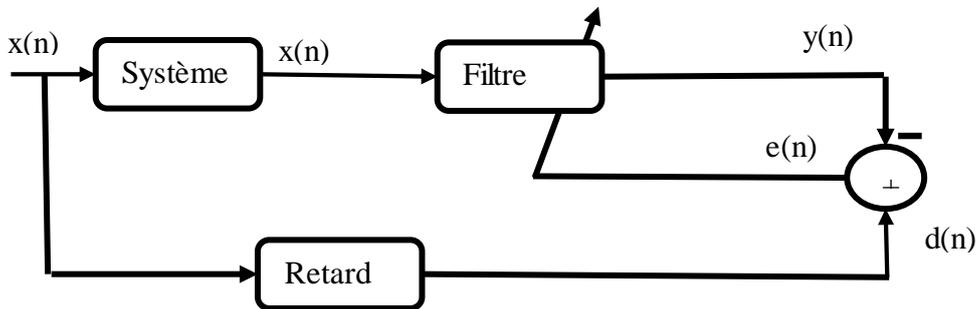


Figure I-11: Modélisation inverse

$d(n)$ est l'entrée (retardée) du système que l'on cherche à « inverser ».

iv. Annulation d'interférence

Le problème de d'annulation d'interférence s'illustre dans la figure I-12 suivante :

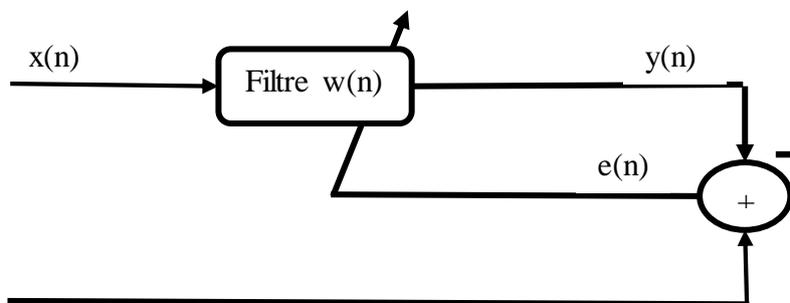


Figure I-12: Annulation d'interférence

$d(n)$ est un signal primaire qui comporte les interférences à annuler.

$x(n)$ est le signal de référence dénué d'information et obtenu par un capteur proche de celui qui fournit $d(n)$.

1.7. Filtre de Wiener

1.7.1. Définition

Dans plusieurs applications, les signaux temporel sont entachés de bruit non désiré il faut alors de trouver une solution permettant de supprimer ou tout en moins réduire ces perturbations. Dans ce cas le spectre de signal désiré et celui de signal perturbateur se superposent, il n'est pas possible de recourir au filtrage classique. Le filtrage de Wiener apporte une solution à ce problème lorsque le processus est stationnaire [4].

1.7.2. Principe du filtre de Wiener

Le problème du filtrage optimal de trouver le « meilleur » filtre c'est à dire celui permettant d'obtenir en sortie une réponse $y(n)$ la plus « proche » possible d'une réponse désirée $d(n)$ lorsque l'entrée est une certaine séquence $u(n)$. On note $e(n) = y(n) - d(n)$ l'erreur entre la réponse désirée $d(n)$ et la sortie $y(n)$.

Le problème consiste donc à rechercher le filtre assurant l'erreur la plus faible $e(n)$, au sens d'une certaine fonction de coût [14] : $W = \arg \min J(e(n))$

De nombreux choix sont possibles en ce qui concerne la fonction de coût ; par exemple

- erreur quadratique moyenne,
- erreur L_1 ,
- erreur L_K ,
- erreur L_∞ ,
- $E[f(e(n))]$, où $f(\cdot)$ est une fonction non linéaire.

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

1.7.3. Le problème de Wiener

Le filtrage de Wiener souffre d'un certain nombre de problèmes dont [4] :

- L'inefficacité de l'algorithme en présence de signaux non stationnaires.
- Le nombre trop important de calculs mathématiques dont il dépend.

1.8. Les algorithmes adaptatifs

1.8.1. L'algorithme de gradient stochastique LMS

L'algorithme LMS est l'un des algorithmes les plus répandus en raison de sa robustesse et sa simplicité de calcul des coefficients des filtres adaptatifs. Il minimise l'erreur quadratique moyenne entre un signal désiré $d(n)$ et celui d'estimation $e(n)$ (voir figure I-13) [11]:

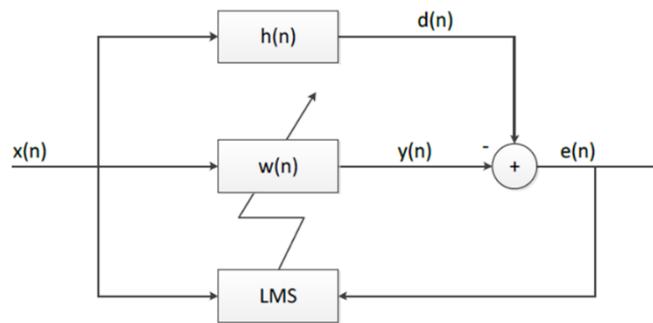


Figure I-13: schéma de filtrage adaptatif de l'algorithme LMS

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

$$e(n) = d(n) - y(n) \tag{I-9}$$

$$e(n) = d(n) - \mathbf{w}(n)^T \mathbf{x}(n) \tag{I-10}$$

L'équation de mise à jour de filtre est donnée par :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n - 1) - \nabla_{\mathbf{w}} (e^2(n)) \tag{I-11}$$

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

On obtient:

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n - 1) + 2\mathbf{x}(n)e(n) \tag{I-12}$$

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

Erreur de filtrage :

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

Adaptation de filtrage :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n - 1) + \mu \mathbf{x}(n)e(n) \tag{I-13}$$

Avec

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

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

Où :

M est la taille du filtre adaptatif.

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

1.8.2. Convergence de l'algorithme LMS

L'analyse de la convergence du LMS se fait en utilisant les deux critères suivants [4]:

Convergence en moyenne du filtre $h(n)$, c'est à dire :

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \{h(n)\} = h_{opt} \quad (I-14)$$

Convergence du critère $J(n)$ (en moyenne quadratique), c'est à dire :

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \{J(n)\} = \infty = cst \quad (I-15)$$

1.8.3. Algorithme du gradient stochastique normalisé NLMS

i. Définition

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

Dans l'équation qui va suivre, le pas d'adaptation μ est alors remplacé par un pas d'adaptation défini à chaque itération par [11]:

$$\mu = \frac{\mu_0}{x(n)^T x(n)} \quad (I-16)$$

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

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n - 1) + \frac{\mu_0}{x(n)^T x(n)} e(n)\mathbf{x}(n) \quad (I-17)$$

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

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n - 1) + \frac{\mu_0}{\varepsilon + x(n)^T x(n)} e(n)\mathbf{x}(n) \quad (I-18)$$

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

ii. Intérêt de l'algorithme NLMS

L'intérêt de l'algorithme NLMS par rapport au LMS est de rendre l'algorithme indépendant de la variance du signal d'entrée. Cependant, la distribution des valeurs propres L de la matrice d'autocorrélation R du signal d'entrée n'est en rien modifiée. Ceci implique précisément la même dépendance, dans les deux cas, de la convergence vis-à-vis de la statistique du signal d'entrée. Pour les signaux de parole, l'algorithme NLMS apporte une amélioration significative sur le taux de convergence par rapport au LMS grâce à la normalisation du pas d'adaptation [4].

1.9. Critères de comparaison des algorithmes adaptatifs

On peut citer six types de critères [1]:

- Taux de Convergence : Nombre d'itérations pour converger suffisamment près de la solution de Wiener.
- Désajustement La différence entre la moyenne d'ensemble de l'erreur quadratique et l'erreur quadratique minimale obtenue avec Wiener.
- Robustesse : Résistance au mauvais conditionnement des données.
- Complexité Nombre d'opérations par itération + place mémoire nécessaire (programme et données).
- Structure : Aspect hardware, complexité de l'implémentation matérielle.
- Stabilité numérique : Influence des erreurs de quantification, problème de la propagation des erreurs.

1.10. Réponses impulsionnelles

Dans un système acoustique de salle, le premier son entendu est le son provenant du chemin direct vers la source sonore. Au bout d'un moment, de douces réflexions sonores sur le mur résonnent. Au fur et à mesure que le son rebondit sur le mur, chaque réflexion est encore retardée et atténuée. Un examen plus approfondi de la réponse impulsionnelle de la pièce a révélé que le son décroît à une vitesse exponentielle [15].

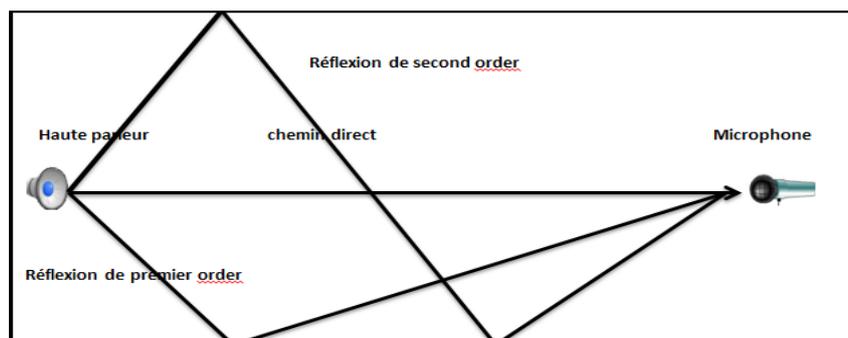


Figure I-14 : Propagation du son dans une salle acoustique

1.10.1. Réponse impulsionnelle Sparse

Une réponse impulsionnelle sparse est une réponse impulsionnelle qui n'a qu'un faible pourcentage de ses composants avec une amplitude significative tandis que les autres sont nul ou suffisamment petits pour être ignorées et celui dans lequel un grand pourcentage de l'énergie est distribué par seulement quelques coefficients.

La longueur du trajet d'écho clairsemé du réseau pendant cette période est généralement comprise entre 32 et 128 ms, ce qui se caractérise par un retard important en fonction de la charge du système.

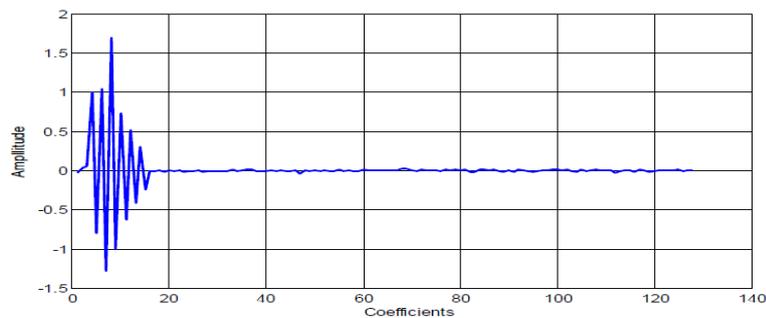


Figure I-15 : Réponse impulsionnelle sparse

Pour cette raison, la zone active du trajet d'écho est comprise entre 8 et 12 ms, elle contient donc des composantes inactives avec un coefficient d'amplitude proche de zéro, ce qui rend la réponse impulsionnelle plus clairsemée [12].

1.10.2. Réponse impulsionnelle Dispersive

La réponse impulsionnelle dispersive est une réponse impulsionnelle qui a une proportion presque égale parmi tous ces coefficients qui sont distribués à partir du trajet de l'écho dispersive.

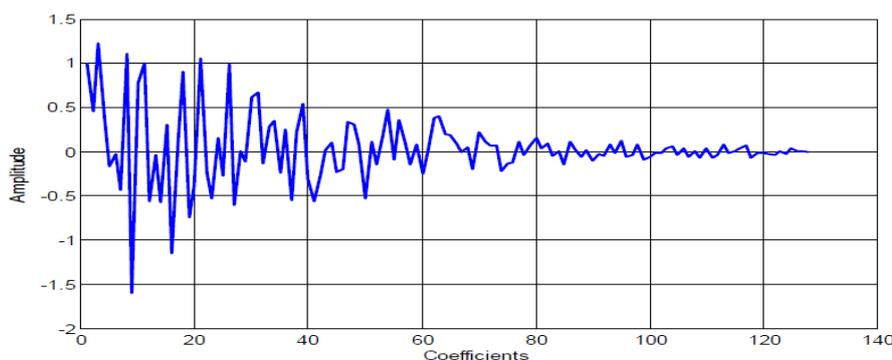


Figure I-16: Réponse impulsionnelle dispersive

Les effets d'échos peuvent être réduits en ayant des absorbeurs autour du mur. Dans ce cas, la réponse impulsionnelle a des coefficients moins actifs [12].

1.11. Séparation aveugle des sources

Il existe deux structures de séparation aveugle de sources, la structure directe (forward) et la structure réursive (backward) qui peuvent être utilisées pour l'annulation du bruit acoustique et le rehaussement de la parole.

1.11.1. Structure directe (Forward)

La structure directe est la structure la plus utilisée lorsque chaque sortie du système de séparation est une simple combinaison des observations. Elle permet d'utiliser des filtres non-causaux de manière naturelle vu qu'elle ne fait pas intervenir les différentes sorties du système dans le calcul des sorties des filtres de séparation [16].

Le schéma est illustré par la figure I-17 suivante :

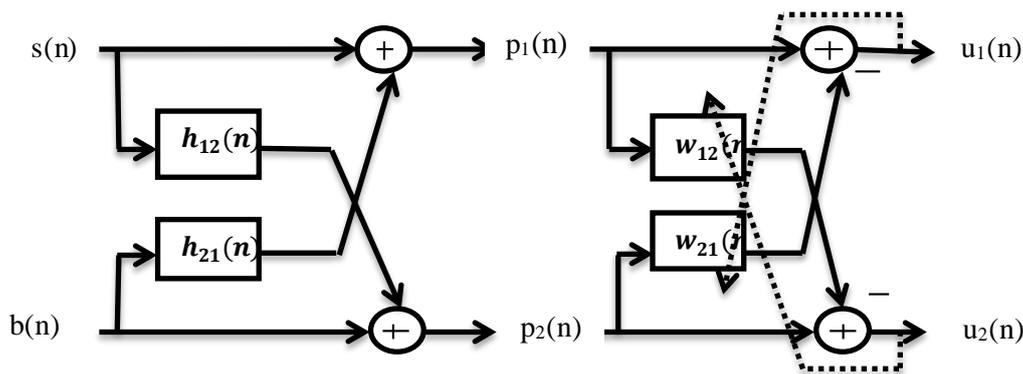


Figure I-17: La structure Forward

Avec :

w_{12} et w_{21} sont les deux filtres adaptatifs, et h_{12} et h_{21} sont les deux réponses impulsionnelles du système.

A la sortie de cette structure, on obtient les deux signaux estimés $u_1(n)$ et $u_2(n)$ qui sont données respectivement par :

$$u_1(n) = p_1(n) - p_2(n) * w_{21}(n) \quad (I-19)$$

$$u_2(n) = p_2(n) - p_1(n) * w_{12}(n) \quad (I-20)$$

En remplaçant les équations des observations $p_1(n)$ et $p_2(n)$ du mélange simplifié dans les équations des signaux estimés $u_1(n)$ et $u_2(n)$, nous obtenons :

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

$$u_2(n) = b(n) + s(n) * h_{12}(n) - [s(n) + b(n) * h_{21}(n)] * w_{12}(n) \quad (I-22)$$

Donc:

$$u_1(n) = s(n) * [\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n)] + b(n) * [h_{21}(n) - w_{21}(n)] \quad (I-23)$$

$$u_2(n) = b(n) * [\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n)] + s(n) * [h_{12}(n) - w_{12}(n)] \quad (I-24)$$

On utilise les hypothèses d'optimalité pour les deux filtres adaptatifs :

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

On trouve :

$$u_1(n) = s(n) * [\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n)] \quad (I-25)$$

$$u_2(n) = b(n) * [\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n)] \quad (I-26)$$

On remarque que les signaux $u_1(n)$ et $u_2(n)$ convergent respectivement vers les signaux sources mais avec une petite distorsion. C'est l'inconvénient majeur de cette structure.

1.11.2. Structure réursive (Backward)

La backward est la deuxième technique de la séparation aveugle de source. Cette structure est une solution très efficace car elle élimine le besoin d'utiliser des post-filtres cependant elle mène à obtenir de bon résultat du coté rapidité de convergence, coût en mémoire et complexité algorithmique [16].

La structure backward est donnée par la figure I-18 suivante :

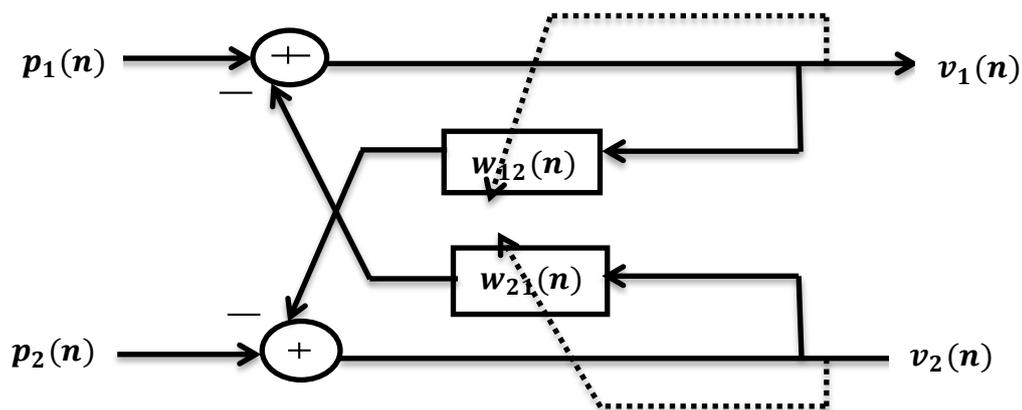


Figure I-18 : La structure Backward

Les signaux de sortie de mélange convolutif $p_1(n)$ et $p_2(n)$, qui seront utilisés comme des entrées de la structure de séparation de source réursive de la figure 18, sont données par les équations :

La structure réursive conduit aux relations suivantes :

$$v_1(n) = p_1(n) - v_2(n) * w_{21}(n) \quad (I-27)$$

$$v_2(n) = p_2(n) - v_1(n) * w_{12}(n) \quad (I-28)$$

En remplaçant les formules de $p_1(n)$ et $p_2(n)$ dans les formules de $v_1(n)$ et $v_2(n)$, nous obtenons les deux expressions suivantes :

$$v_1(n) = [s(n) * [\delta(n) - h_{12}(n) * \mathbf{w}_{21}(n)] + b(n) * (h_{21}(n) - \mathbf{w}_{21}(n))] * (\delta(n) - \mathbf{w}_{12}(n) * \mathbf{w}_{21}(n))^{-1} \quad (I-29)$$

$$v_2(n) = [b(n) * [\delta(n) - h_{21}(n) * \mathbf{w}_{12}(n)] + s(n) * (h_{12}(n) - \mathbf{w}_{12}(n))] * (\delta(n) - \mathbf{w}_{21}(n) * \mathbf{w}_{12}(n))^{-1} \quad (I-30)$$

En utilisant les hypothèses d'optimalité pour les deux filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}^{opt}(n) = h_{12}(n)$ et $\mathbf{w}_{21}^{opt}(n) = h_{21}(n)$, on trouve :

$$v_1(n) = s(n) \text{ et } v_2(n) = b(n)$$

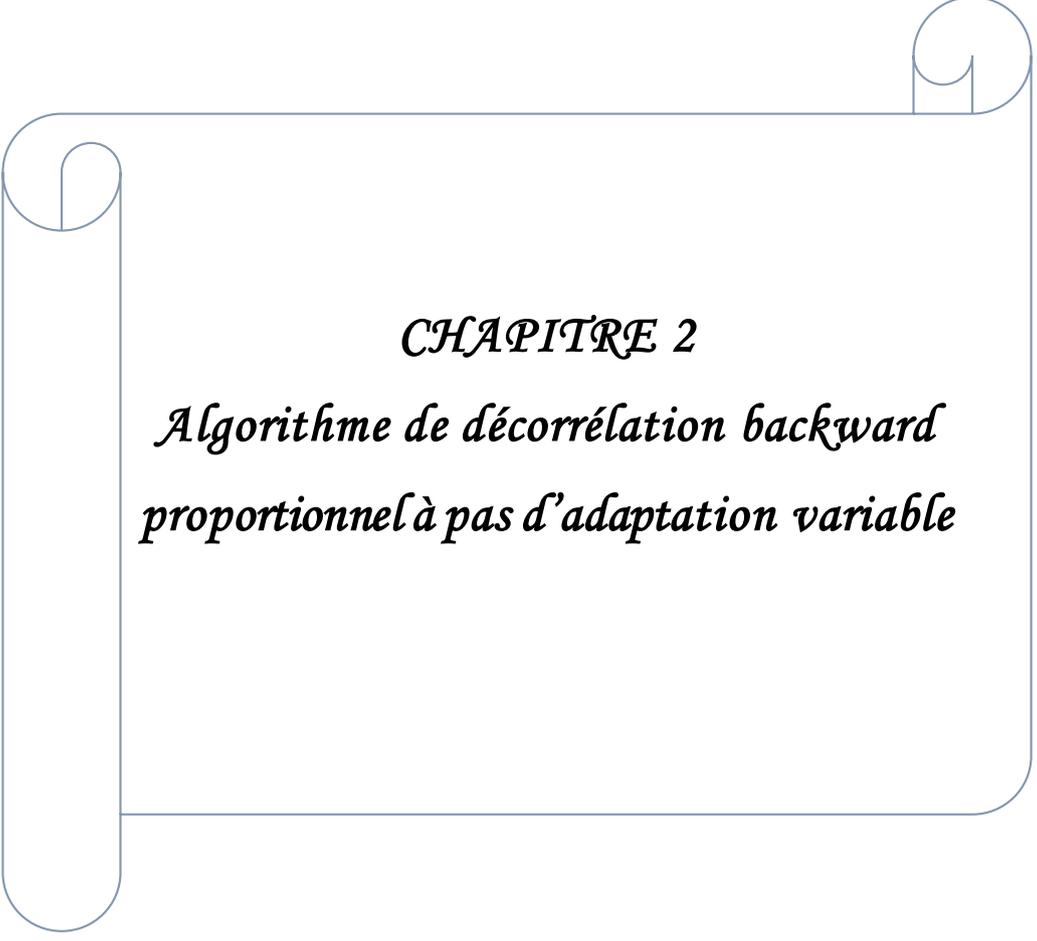
On remarque que le signal de parole estimé $v_1(n)$ égale exactement le signal original $s(n)$ sans distorsion.

1.12. Conclusion

Dans ce premier chapitre, nous avons présenté une initiation concernant le signal parole et le signal bruit avec ses différentes propriétés, et aussi le principe du filtrage adaptatif et ses applications, ainsi que les algorithmes adaptatifs les plus utilisés pour la réduction de bruit.

De plus, nous avons introduit le problème des mélanges convolutifs bi-capteurs entre les deux signaux (parole et bruit). Enfin, on a mis en avant les deux structures forward et backward de séparation aveugle des sources.

Dans le prochain chapitre, nous allons présenter un nouvel algorithme de décorrélation backward proportionnel à pas d'adaptation variable pour la réduction de bruit.

A decorative border resembling a scroll, with a vertical strip on the left and a horizontal strip at the top, both ending in circular scrolls.

CHAPITRE 2

*Algorithme de décorrélation backward
proportionnel à pas d'adaptation variable*

II. Algorithme de décorrélation backward proportionnel à pas d'adaptation variable

2.1. Introduction

Dans le domaine de traitement de la parole, il existe des structures pour séparer le bruit de la parole directes (Forward) ou récursives (Backward). Elles sont les structures les plus utilisées pour résoudre les problèmes d'un mélange convolutif.

Pour une bonne performance des systèmes de réduction de bruit acoustique et amélioration de qualité de signal estimé à la sortie avec une vitesse de convergence rapide, nous proposons un algorithme adaptatif récursif proportionnel avec un pas d'adaptation variable.

Ce chapitre présente un nouvel algorithme adaptatif proportionnel à pas d'adaptation variable pour la réduction de bruit basé sur la structure de séparation backward par la méthode bi-capteurs.

2.2. La problématique

L'identification en temps réel d'une réponse impulsionnelle est un problème posé pour la réduction de bruit acoustique en téléphonie mains-libres, téléconférence, etc. La résolution de ce problème est ardue car [17] :

- La réponse impulsionnelle est très longue, de quelques centaines de coefficients. De plus, la vitesse de convergence est devenue cruciale.
- Les variations rapides de la réponse impulsionnelle sont difficilement prédictibles à cause des mouvements des personnes et d'objets dans la salle.
- Les signaux d'entrée ne sont pas stationnaires à l'échelle de la réponse impulsionnelle et présentent une importante dynamique spectrale.
- La contrainte du délai qui doit être maintenu le plus faible possible afin de ne pas perturber la communication.

Pour résoudre ce problème, nous avons proposé un algorithme adaptatif qui doit converger vers la solution optimale.

2.3. Algorithme proposé Backward proportionnel à pas d'adaptation variable

D'après notre étude théorique de la structure backward, on a constaté que le signal de parole estimé égale exactement le signal de parole original sans distorsion.

Donc, la structure récursive va nous aider à bien appliquer notre algorithme.

Chapitre 02 : Algorithme de décorrélation backward proportionnel à pas d'adaptation variable

Plusieurs algorithmes ont été proposés pour être utilisés dans le domaine d'identification des systèmes [2] [12] [15].

Récemment, l'algorithme PBNLMS a été développé pour la réduction de bruit. En le comparant avec le BNLMS, on remarque qu'il converge très rapidement dans un système sparse.

Par contre, si le système est dispersive, le PBNLMS converge lentement que le BNLMS. Cela implique que la règle proposée dans PNLMS n'est pas optimale [18].

La nouvelle proposition est une combinaison entre le PBNLMS (proportionnel) et pas d'adaptation variable, cet algorithme dit VS-IPNB (en anglais : Variable Step-Size Improved Proportionate NLMS Backward) doit avoir des meilleures performances que le BNLMS dans un système non dispersif.

2.4. Structure générale de l'algorithme VS-IPNB

La structure générale de l'algorithme VS-IPNB est représentée dans la figure II-1 :

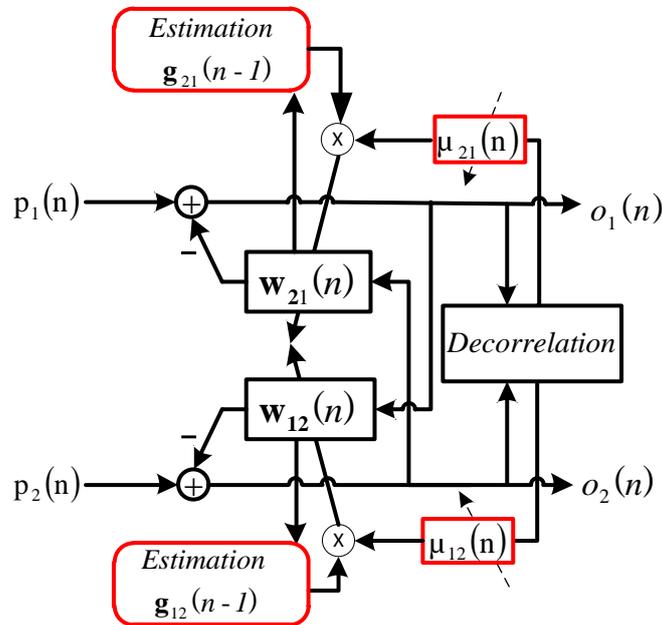


Figure II-1 : Structure générale de l'algorithme proposé

Les signaux de sortie estimés sont donnés comme suit :

$$o_1(n) = s(n) - \mathbf{w}_{21}(n) \mathbf{o}_2^T(n) \quad (II-1)$$

$$o_2(n) = b(n) - \mathbf{w}_{12}(n) \mathbf{o}_1^T(n) \quad (II-2)$$

Les équations de mise à jour des deux filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{21}(n)$ et $\mathbf{w}_{12}(n)$ sont présentées comme suit :

$$\mathbf{w}_{12}(n) = \mathbf{w}_{12}(n-1) + \mu_{12}(n) \frac{o_2(n) \mathbf{g}_{12}(n-1) \mathbf{o}_1(n)}{\mathbf{o}_1^T(n) \mathbf{g}_{12}(n-1) \mathbf{o}_1(n) + \epsilon} \quad (II-3)$$

Chapitre 02 : Algorithme de décorrélation backward proportionnel à pas d'adaptation variable

$$\mathbf{w}_{21}(n) = \mathbf{w}_{21}(n-1) + \mu_{21}(n) \frac{\mathbf{o}_1(n) \mathbf{g}_{21}(n-1) \mathbf{o}_2(n)}{\mathbf{o}_2^T(n) \mathbf{g}_{21}(n-1) \mathbf{o}_2(n) + \varepsilon} \quad (II-4)$$

Avec μ : pas d'adaptation pris comme suite $0 < \mu_{12} < 2$ et $0 < \mu_{21} < 2$

ε : C'est le paramètre de régularisation pour éviter de diviser par zéro.

Dans la figure II-2, nous décrivons la structure détaillée de l'algorithme VSS-IPNB à pas d'adaptation variable. Après chaque itération, les deux pas variables se mettent à jour.

L'objectif de cette étape est d'améliorer le taux de convergence des filtres.

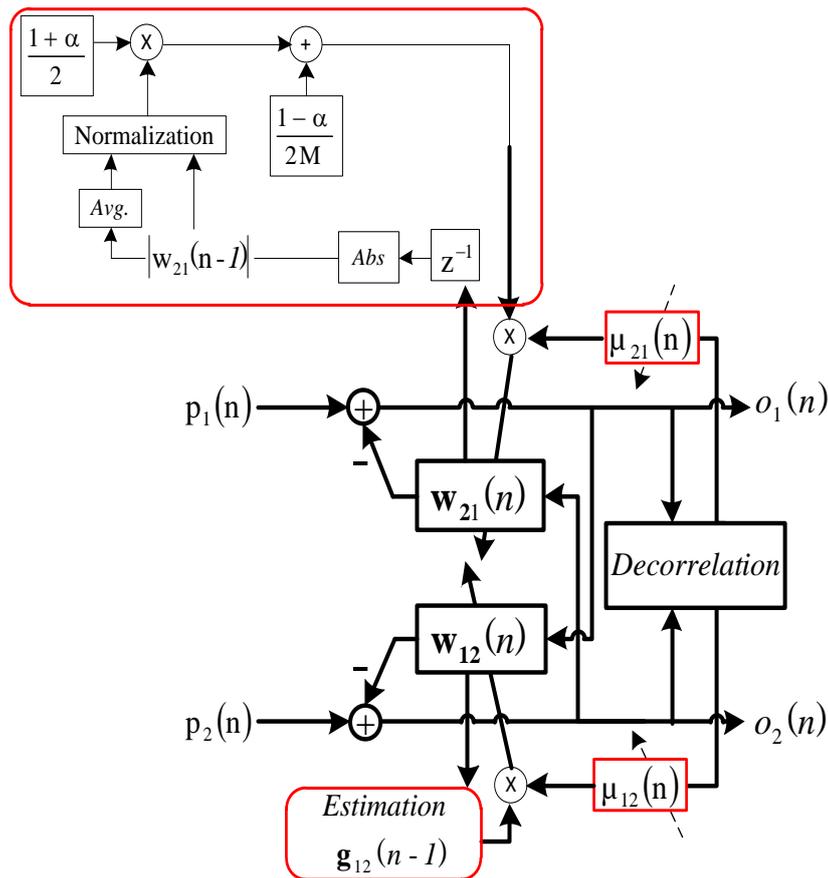


Figure II-2 : Structure détaillée de l'algorithme proposé

Où $\mu_{12,n}(n)$ et $\mu_{21,n}(n)$ présentent les pas variables obtenus avec des estimations récursives pour garantir la convergence adaptative des filtres, c'est-à-dire :

$$0 < \mu_{12,\min} < \mu_{12,n}(n) < \mu_{12,\max} \leq 2 \quad (II-5)$$

$$0 < \mu_{21,\min} < \mu_{21,n}(n) < \mu_{21,\max} \leq 2 \quad (II-6)$$

Les nouvelles tailles des pas variables sont contrôlées par les relations suivantes :

$$\mu_{12,n}(n) = \begin{cases} \mu_{12,\max} & \text{Si } \lambda_{12}(n) > \mu_{12,\max} \\ \mu_{12,\min} & \text{Si } \lambda_{12}(n) > \mu_{12,\min} \\ \lambda_{12}(n) & \text{Ailleurs} \end{cases} \quad (II-7)$$

$$\mu_{21,n}(n) = \begin{cases} \mu_{21,\max} & \text{Si } \lambda_{21}(n) > \mu_{21,\max} \\ \mu_{21,\min} & \text{Si } \lambda_{21}(n) > \mu_{21,\min} \\ \lambda_{21}(n) & \text{Ailleurs} \end{cases} \quad (II-8)$$

La mise à jour des pas d'adaptation de contrôle $\lambda_{21}(n)$ et $\lambda_{12}(n)$ est donnée par les équations suivantes :

$$\lambda_{12}(n) = \alpha\lambda_{12}(n-1) + \gamma e_1^2(n) \quad (II-9)$$

$$\lambda_{21}(n) = \alpha\lambda_{21}(n-1) + \gamma e_2^2(n) \quad (II-10)$$

Pour mettre à jour la valeur des pas de contrôle, on utilise les erreurs instantanées au carré. Si l'erreur est grande, le pas d'adaptation augmente donc une vitesse de convergence rapide, sinon, le pas d'adaptation diminue et la variance résiduelle devient faible.

L'équation de l'erreur est :

$$e_1^2(n) = [o_1(n)]^2 \quad (II-11)$$

$$e_2^2(n) = [o_2(n)]^2 \quad (II-12)$$

En remplaçant les équations de l'erreur dans les équations de pas de contrôle, on obtient :

$$\lambda_{12}(n) = \alpha\lambda_{12}(n-1) + \gamma[o_1(n)]^2 \quad (II-13)$$

$$\lambda_{21}(n) = \alpha\lambda_{21}(n-1) + \gamma[o_2(n)]^2 \quad (II-14)$$

Où α et γ sont des paramètres positifs de contrôle, avec : $0 < \alpha < 1$ et $\gamma > 0$

Pour $l=0,1,\dots, M-1$

$$\mathbf{g}_{12_l} = \frac{k_{12_l}(n)}{\frac{1}{L} \sum_{i=0}^{M-1} k_{12_l}(n)} \quad (II-15)$$

$$\mathbf{g}_{21_l} = \frac{k_{21_l}(n)}{\frac{1}{L} \sum_{i=0}^{M-1} k_{21_l}(n)} \quad (II-16)$$

Avec :

$$k_{21_l}(n) = \frac{1-\alpha}{2M} + (1+\alpha) \frac{|w_{21,l}(n)|}{2 \sum_{i=0}^{M-1} |w_{21,i}(n)| + \delta_{VS-BNLMS}} \quad (II-17)$$

$$k_{12_l}(n) = \frac{1-\alpha}{2M} + (1+\alpha) \frac{|w_{12,l}(n)|}{2 \sum_{i=0}^{M-1} |w_{12,i}(n)| + \delta_{VS-BNLMS}} \quad (II-18)$$

Chapitre 02 : Algorithme de décorrélation backward proportionnel à pas d'adaptation variable

Où $\delta_{VS-BNLMS}$ est le paramètre de régularisation pour éviter la division par zéro, il est défini comme suit :

$$\delta_{VS-BNLMS} = \frac{(1-\alpha)}{2M} \delta_{NLMS} \quad (II-19)$$

Et : $\alpha \in [-1, 1]$

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 VSS-IPNB fonctionne comme NLMS pour $\alpha=-1$ et pour $\alpha=1$ se comporte comme PNLMS [15].

En pratique, les meilleurs choix pour α sont 0 ou -0,5. Avec ces valeurs, VS-IPNB se comporte mieux que le BNLMS et PNLMS, quel que soit la réponse impulsionnelle [18].

<p>Initialisation :</p> <p>M : taille du filtre</p> <p>μ_{21n} pas d'adaptation ;</p> <p>$-1 < \alpha < 1 ; 0 < \mu_{21,n} < 2 ;$</p> <p>$\delta_{NLMS} = 0.01 ; \delta_{VS-BNLMS} = \frac{(1-\alpha)}{2M} \delta_{NLMS} ; \lambda_{21}(n) = \alpha\lambda_{21}(n-1) + \gamma[\mathbf{o}_2(n)]^2$</p> <p>$\mathbf{w}(\mathbf{0}) = [w_0(0), w_1(0), \dots, w_{M-1}(0)]$</p>
<p>$\mathbf{w}_{21}(n) = [w_{21,1}(n), w_{21,2}(n), \dots, w_{21,M}(n)]$</p> $\mu_{21,n}(n) = \begin{cases} \mu_{21,max} & \text{Si } \lambda_{21}(n) > \mu_{21,max} \\ \mu_{21,min} & \text{Si } \lambda_{21}(n) > \mu_{21,min} \\ \lambda_{21}(n) & \text{Ailleurs} \end{cases}$ <p>Pour $n=1,2,\dots$, itérations</p> <p>$\mathbf{o}_1(n) = P_1(n) - \mathbf{w}_{21}(n) * \mathbf{o}_2^T(n)$</p> $\mathbf{g}_{21_1}(n) = \frac{k_{21_1}(n)}{\frac{1}{M} \sum_{i=0}^{M-1} k_{21_1}(n)}$ $k_{21_1}(n) = \frac{1-\alpha}{2M} + (1+\alpha) \frac{ \mathbf{w}_{21,1}(n) }{2 \sum_{i=0}^{M-1} \mathbf{w}_{21,i}(n) + \delta_{VS-BNLMS}}$ $\mathbf{w}_{21}(n) = \mathbf{w}_{21}(n-1) + \mu_{21}(n) \frac{\mathbf{o}_1(n) \mathbf{g}_{21}(n-1) \mathbf{o}_2(n)}{\mathbf{o}_2^T(n) \mathbf{g}_{21}(n-1) \mathbf{o}_2(n) + \varepsilon}$

Tableau II-1 : Pseudo code de l'algorithme VS-IPNB capteur 01

<p>Initialisation :</p> <p>M : taille du filtre</p> <p>μ_{12n} pas d'adaptation;</p> <p>$-1 < \alpha < 1 ; 0 < \mu_{12,n} < 2 ;$</p> <p>$\delta_{NLMS} = 0.01 ; \delta_{VS-BNLMS} = \frac{(1-\alpha)}{2M} \delta_{NLMS} ; \lambda_{12}(n) = \alpha \lambda_{12}(n-1) + \gamma e_1^2(n)$</p> <p>$\mathbf{w}(0) = [w_0(0), w_1(0), \dots, w_{M-1}(0)]$</p>
<p>$\mathbf{w}_{12}(\mathbf{n}) = [w_{12,1}(n), w_{12,2}(n), \dots, w_{12,M}(n)]$</p> $\mu_{12,n}(n) = \begin{cases} \mu_{12,max} & Si \lambda_{12}(n) > \mu_{12,max} \\ \mu_{12,min} & Si \lambda_{12}(n) > \mu_{12,min} \\ \lambda_{12}(n) & Ailleurs \end{cases}$ <p>Pour n=1,2,..., itérations</p> <p>$\mathbf{o}_2(n) = \mathbf{P}_2(n) - \mathbf{w}_{12}(n) * \mathbf{o}_1^T(n)$</p> $\mathbf{g}_{12_1}(n) = \frac{k_{12_1}(n)}{\frac{1}{M} \sum_{i=0}^{M-1} k_{12_1}(n)}$ $k_{12_m}(n) = \frac{1-\alpha}{2M} + (1+\alpha) \frac{ \mathbf{w}_{12,1}(n) }{2 \sum_{i=0}^{M-1} \mathbf{w}_{12,i}(n) + \delta_{VS-BNLMS}}$ $\mathbf{w}_{12}(n) = \mathbf{w}_{12}(n-1) + \mu_{12}(n) \frac{\mathbf{o}_2(n) \mathbf{g}_{12}(n-1) \mathbf{o}_1(n)}{\mathbf{o}_1^T(n) \mathbf{g}_{12}(n-1) \mathbf{o}_1(n) + \varepsilon}$

Tableau II-2 : Pseudo code de l'algorithme VS-IPNB capteur 02

2.5.Complexité algorithmique

Des nombreux facteurs contribuent à la complexité d'un algorithme, en termes de nombre total d'additions, multiplications, divisions et logarithmes par itération. La comparaison entre les algorithmes est présentée dans le tableau suivant [2] :

Algorithme	BNLMS	PNLMS	VS-IPNB
Addition	2L+1	3L+1	4L+2
Multiplication	3L+1	6L+4	6L+7
Division	1	2	2

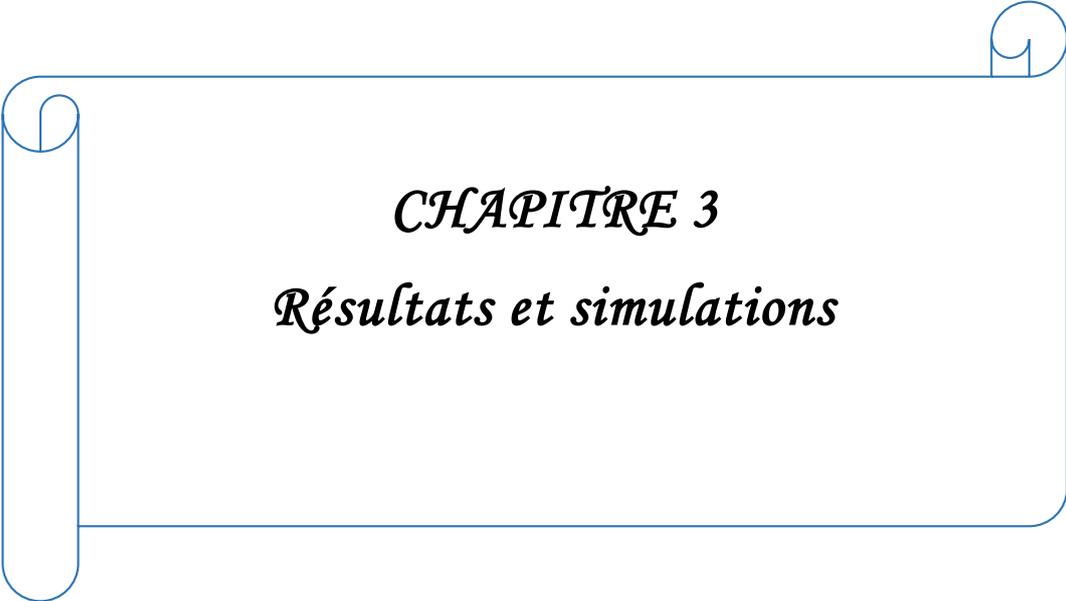
Tableau II-3: Complexité algorithmique des algorithmes

2.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons étudié le nouvel algorithme backward proportionnel à pas d'adaptation variable. On a bien illustré ces différentes structures avec les pseudos codes.

De plus nous avons présenté la complexité algorithmique entre le BNLMS, PNLMS et le VS-IPNB.

Dans le chapitre qui suit, on va présenter les résultats de simulation du nouvel algorithme VS-IPNB.



CHAPITRE 3
Résultats et simulations

3.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons les résultats de simulations des algorithmes BNLMS, VS-BNLMS, et l'algorithme proposé VS-IPNB à l'aide de logiciel MATLAB.

Premièrement, nous allons présenter les signaux de simulations tels que le signal parole, le bruit, les réponses impulsionnelles et les signaux de mélanges. Après, nous allons présenter les différents résultats de simulation des algorithmes, avec une étude comparative en utilisant le système mismatch.

3.2. Présentation des signaux de simulation

Dans cette partie, nous allons présenter les différents signaux utilisés dans toutes les simulations :

3.2.1. Signal de parole

Le signal parole est échantillonné à une fréquence de 8 kHz, environ 3 secondes (locuteur masculin). La phrase est la suivante : « Un loup s'est jeté immédiatement sur la petite chèvre ». Ce signal est présenté dans la figure (III-1).

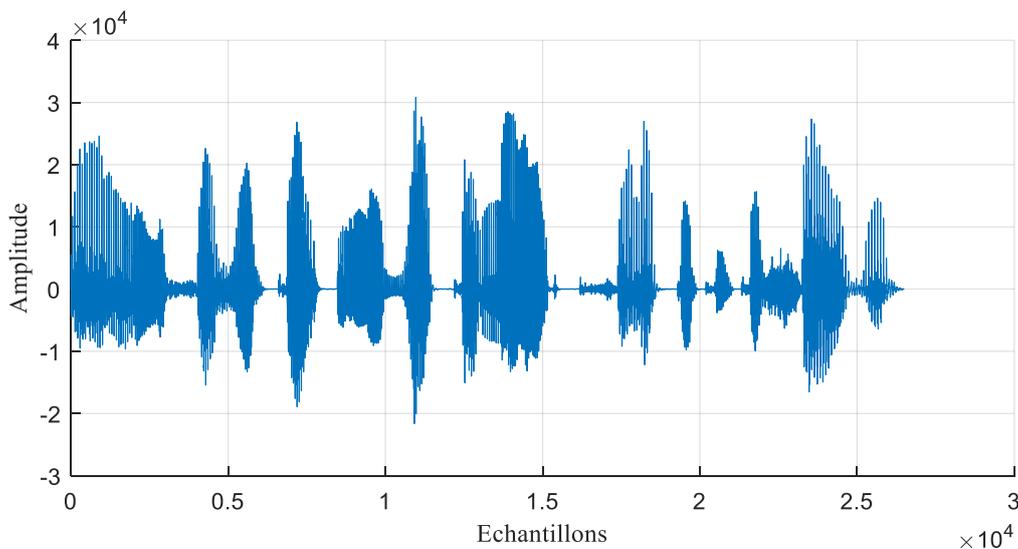


Figure III-1: Signal parole

3.2.2. Signal de bruit

Dans toutes les simulations, nous avons utilisé le bruit USASI pour évaluer les performances des algorithmes.

i. Signal de bruit USASI

Un bruit USASI (United States of American Standard Institute) qui est un signal aléatoire stationnaire dont ses échantillons sont des variables aléatoires corrélés. Il est utilisé dans le domaine du rehaussement de la parole et la réduction de bruit pour évaluer la vitesse de convergence des algorithmes adaptatifs. Il est présenté dans la figure (III-2).

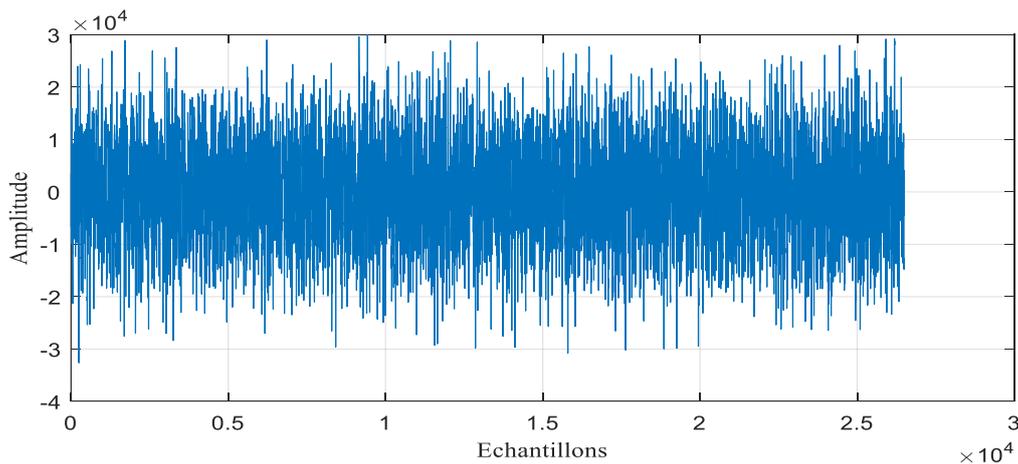
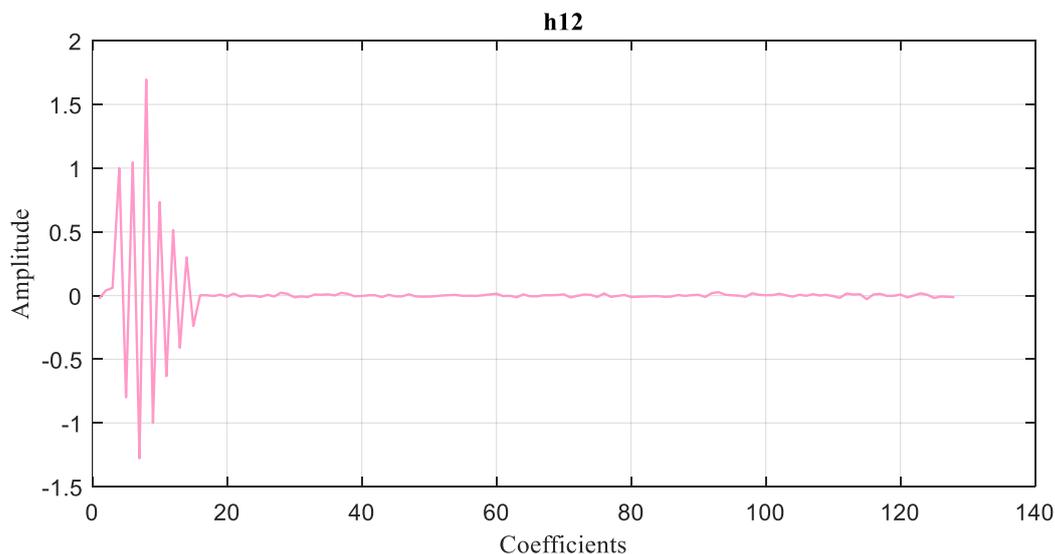


Figure III-2: Bruit USASI

3.3. Réponses impulsionnelles

Nous avons utilisé deux exemples de réponses impulsionnelles. Les deux figures III-3 et III-4 montrent les réponses impulsionnelles sparse et dispersives respectivement :

3.3.1. Réponse impulsionnelle sparse



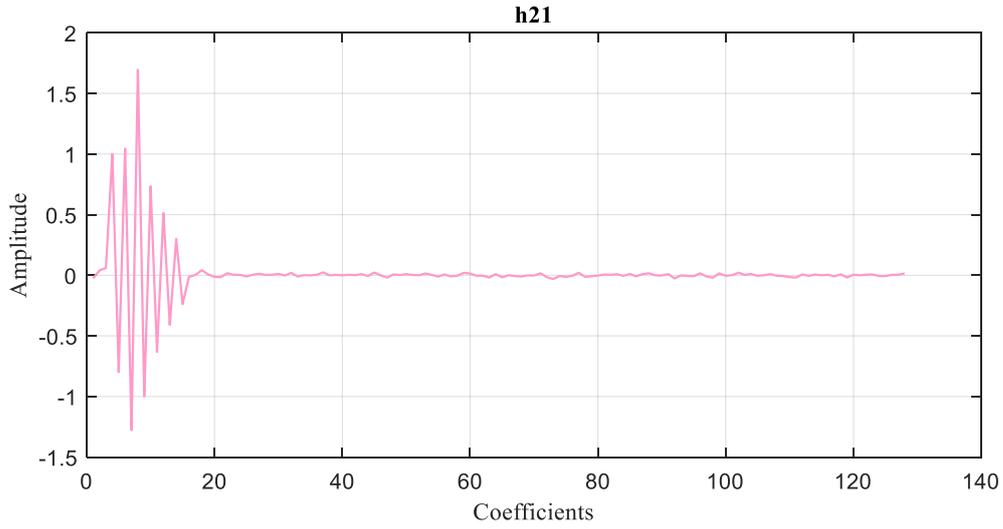


Figure III-3: Réponse impulsionnelle sparse

3.3.2. Réponse impulsionnelle dispersive.

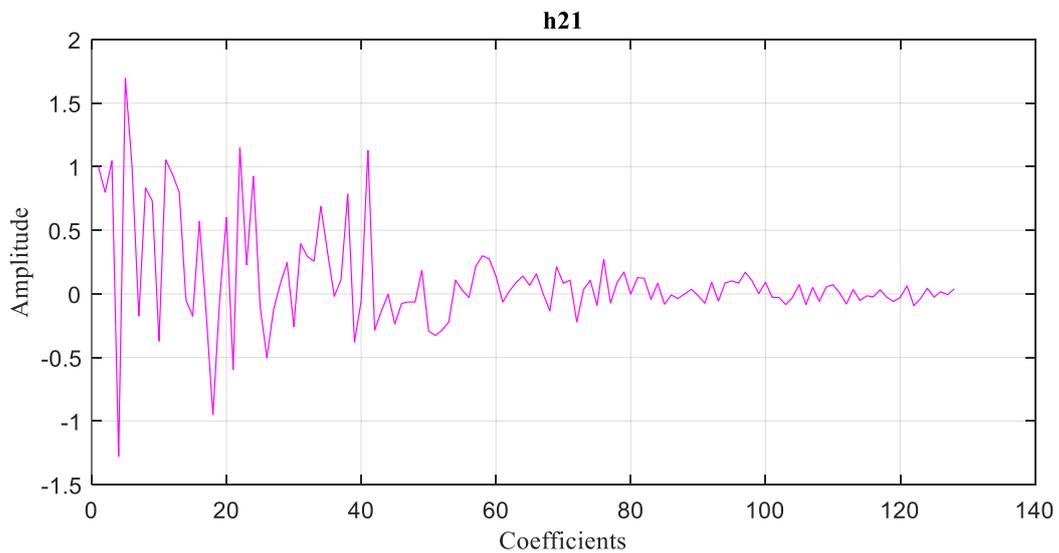
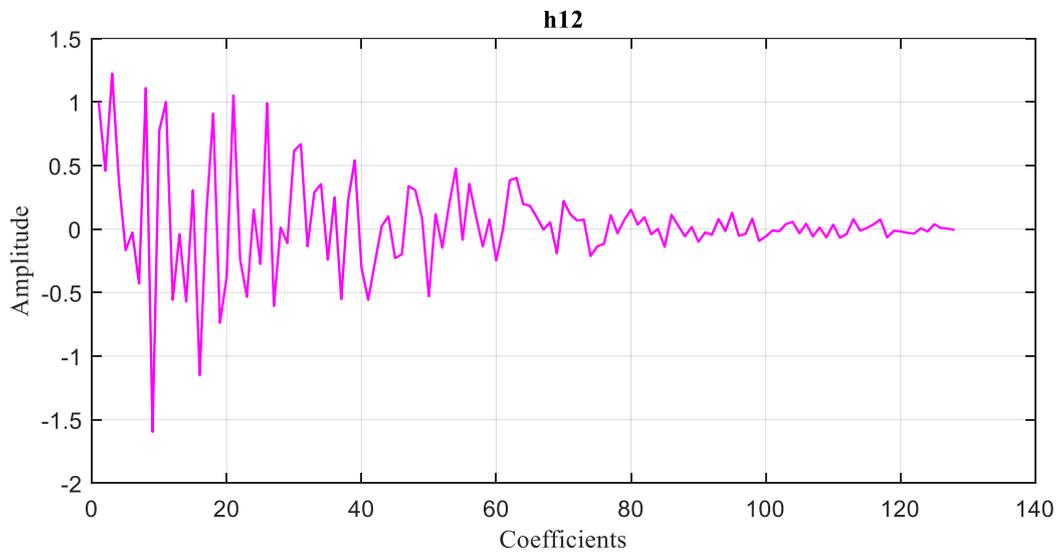


Figure III-4 : Réponse impulsionnelle dispersive.

3.4. Segmentation de signal parole

Nous avons utilisé un système de DAV (Détection d'Activité Vocale) uniquement en période de bruit seul.

Dans notre travail, Nous avons utilisé une segmentation manuelle, La fonction du DAV sert à discriminer entre la parole active et la parole inactive, permet de distinguer entre le bruit en présence de la parole et le bruit sans la parole.

La figure III-5 représente la segmentation de signal de parole :

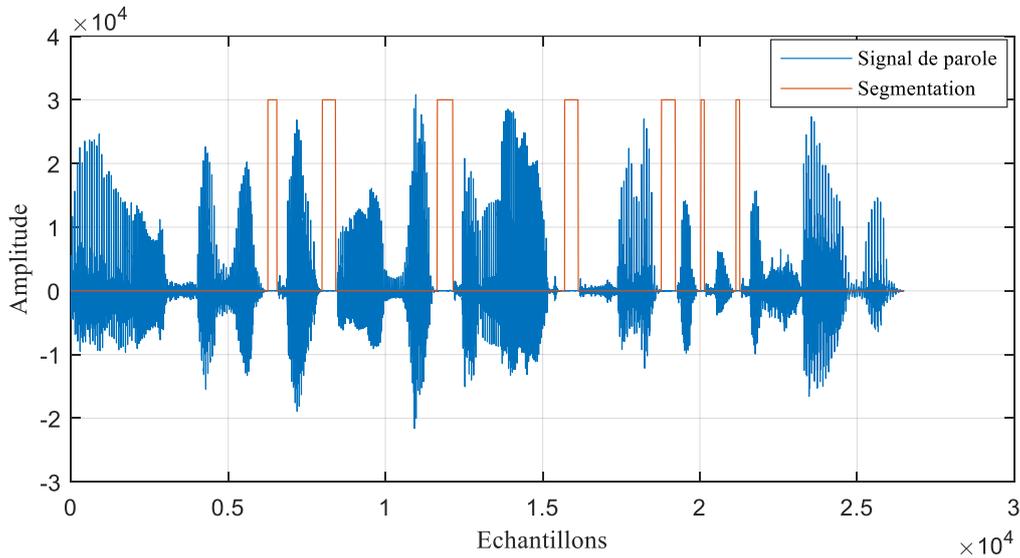


Figure III-5 : Segmentation de signal parole

3.5. Paramètres de simulation

Paramètre	Signification	Valeur
i	Nombre d'itération	6*26490
M	Taille de filtre	128, 512,1024
RSB 1 RSB 2	Rapport de signal sur bruit d'entrée	-3 dB, 0dB, 3dB
μ_{12} μ_{21}	Pas d'adaptation	variable

Tableau III-1: Paramètres de simulation pour l'algorithme proposé

3.6. Résultats des algorithmes proposés

Dans cette partie, nous avons testé les algorithmes BNLMS, VS-BNLMS, VS-IPNB pour les deux réponses impulsionnelles pour chaque algorithme.

3.6.1. Signaux de mélange

Dans la figures ci-dessous, on présente les signaux de mélange convolutif $p_1(n)$ et $p_2(n)$, qu'on va les utiliser pour faire une comparaison avec les signaux de sortie estimés.

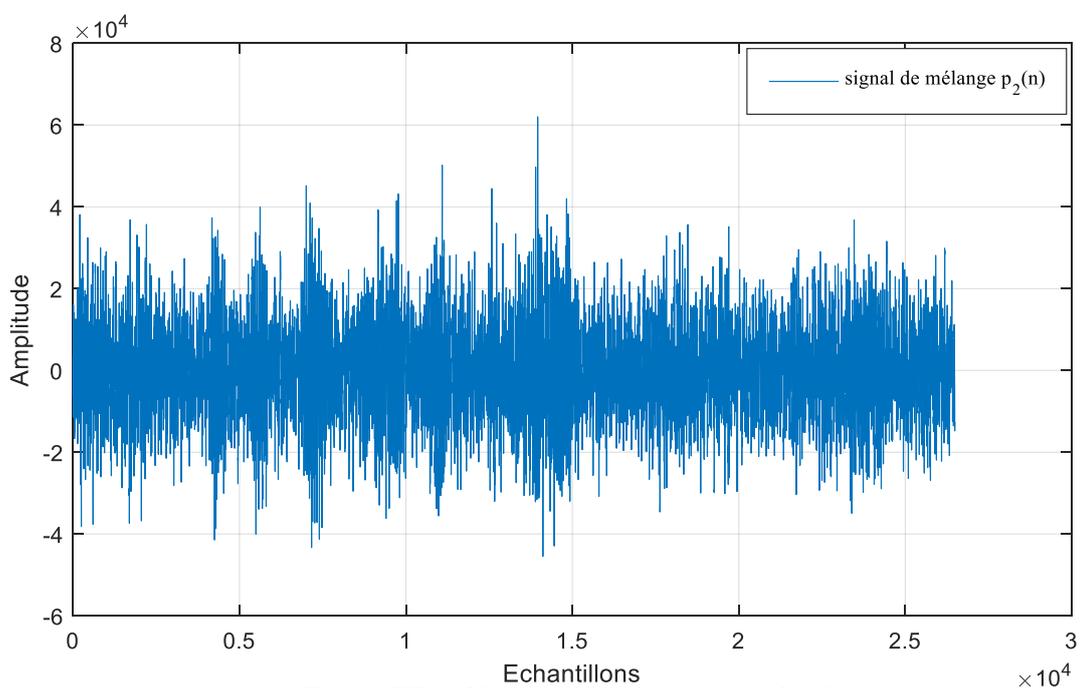
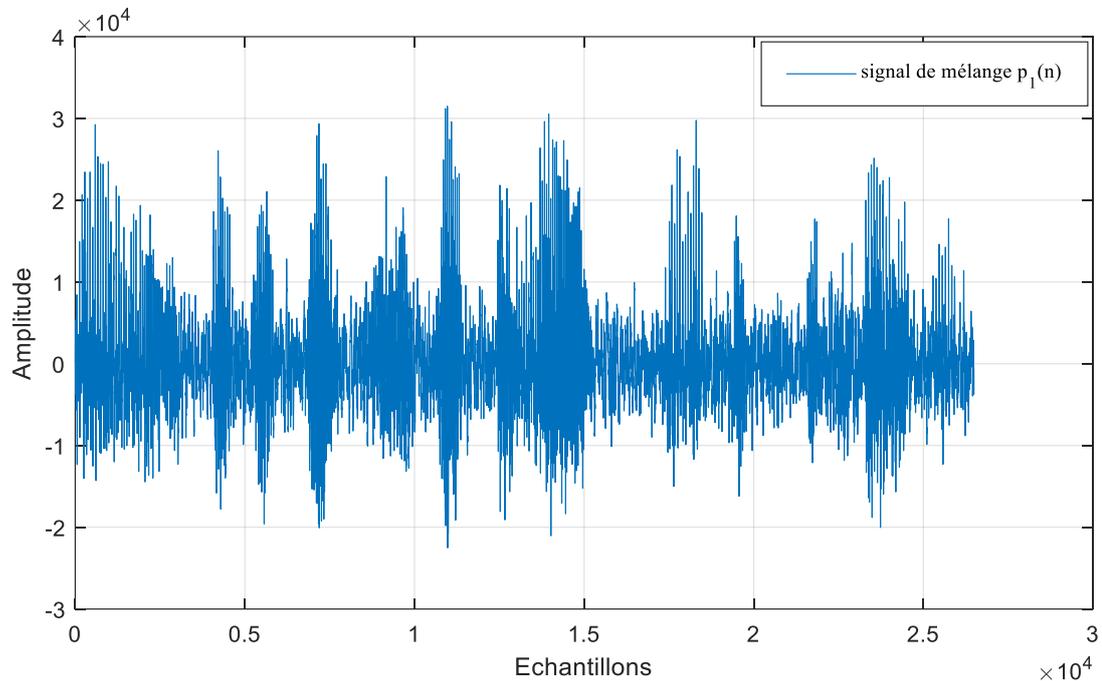


Figure III-6: Signaux de mélange convolutif

3.6.2. Evolution temporelle des signaux estimés

Dans les figures ci-dessous, nous avons comparé les signaux de parole estimés avec le signal de mélange $p_1(n)$ pour les trois algorithmes : BNLMS, VS-BNLMS et l'algorithme proposé (VS-IPNB) pour les deux réponses impulsionnelles (dispersive et sparse).

i. Système dispersif :

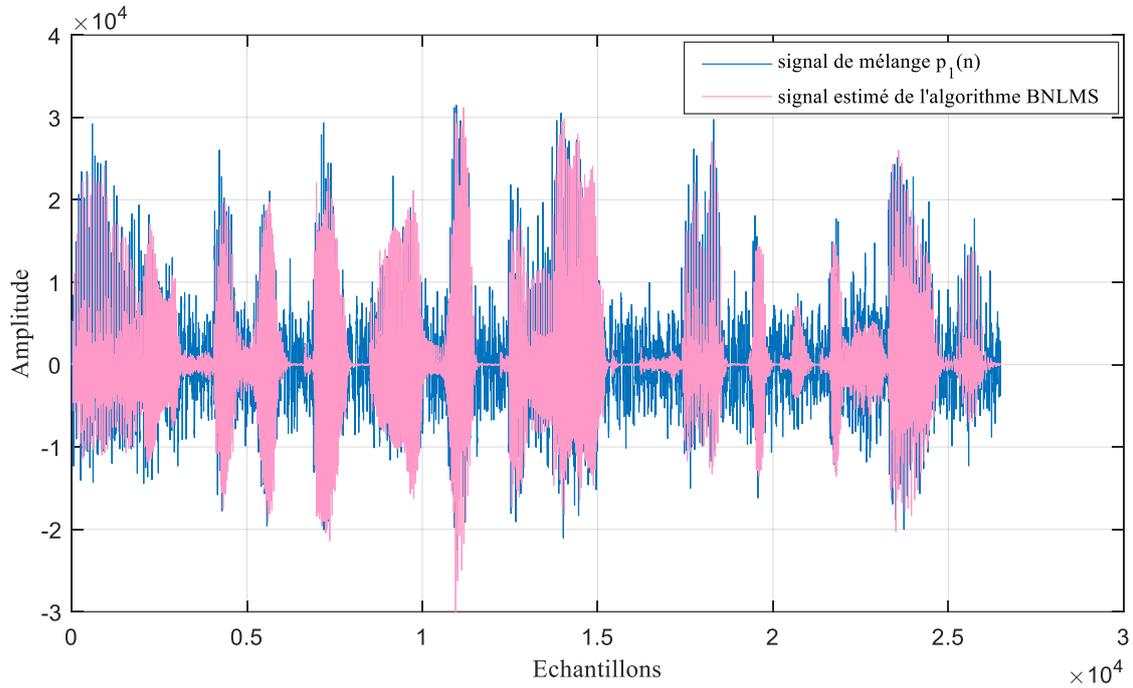


Figure III-7 : Signal estimé de l'algorithme BNLMS pour une réponse dispersive

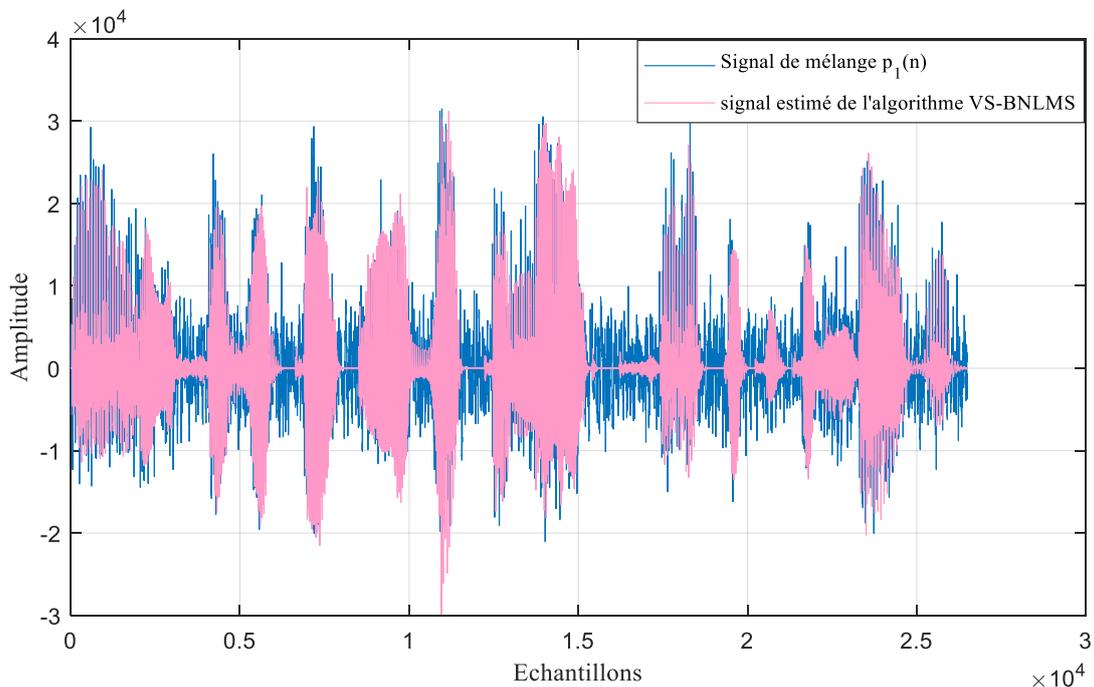


Figure III-8 : Signal estimé de l'algorithme VS-PBNLMS pour une réponse dispersive

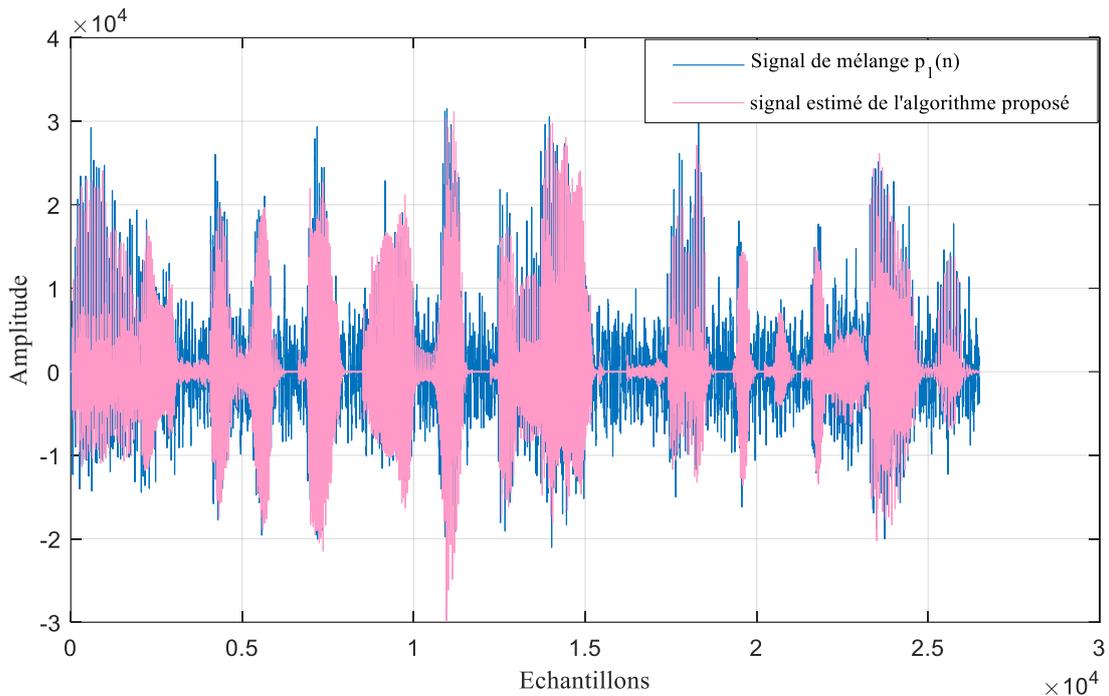


Figure III-9 : Signal estimé de l'algorithme VS-IPNB pour une réponse dispersive

D'après les figures III-7, III-8 et III-9 dans un système dispersif nous remarquons que le bruit acoustique est suffisamment réduit.

ii. Système sparse

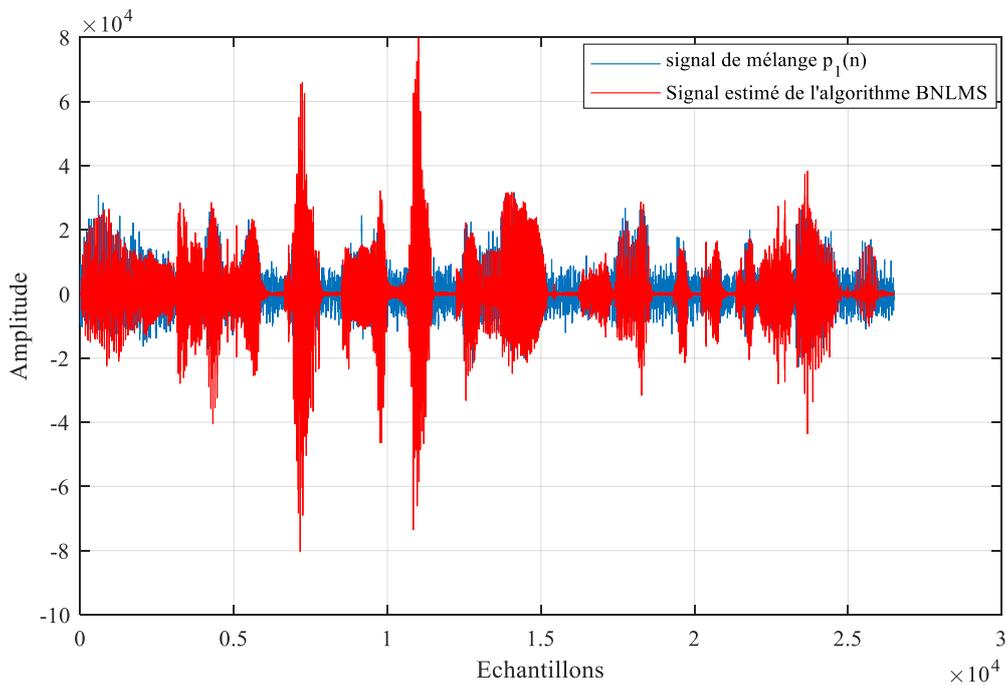


Figure III-10 : Signal estimé de l'algorithme BNLMS pour une réponse sparse

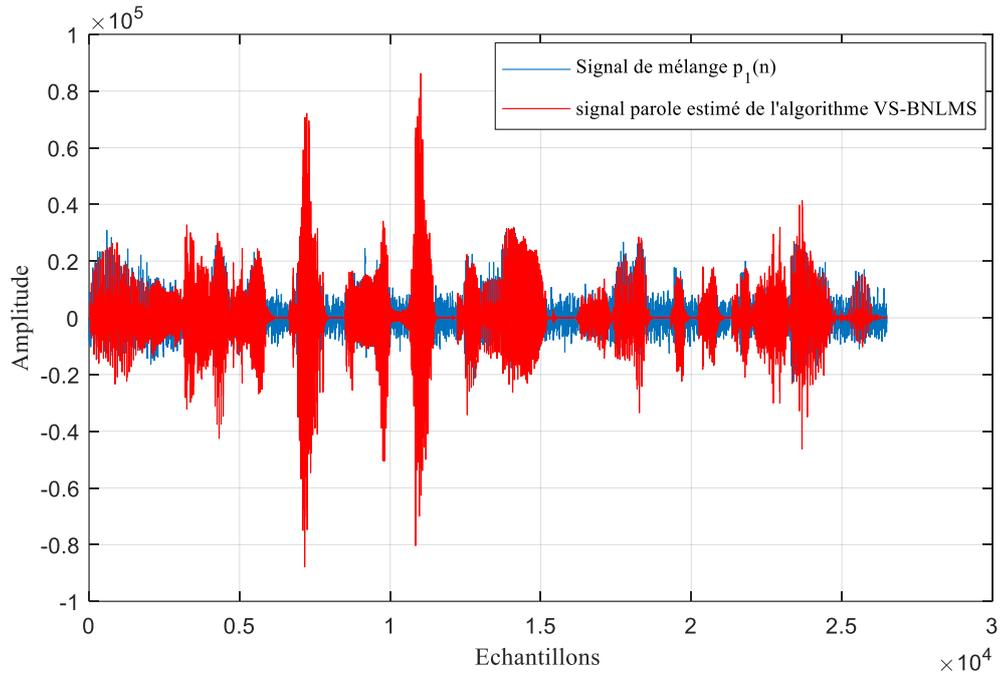


Figure III-11 : Signal estimé de l'algorithme VS-BNLMS pour une réponse sparse

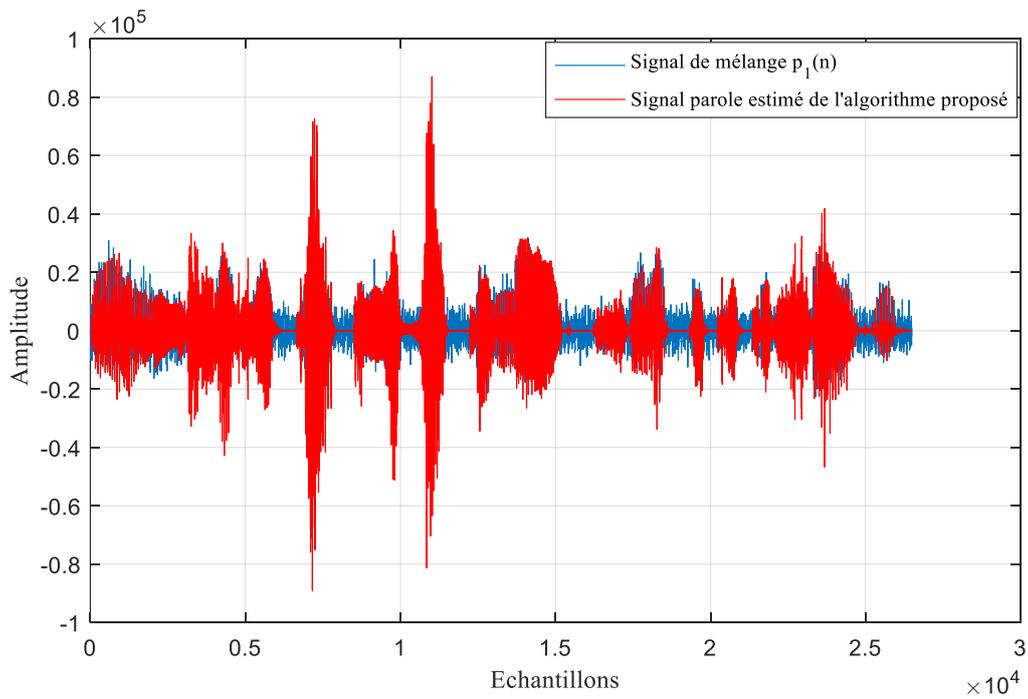


Figure III-12 : Signal estimé de l'algorithme VS-IPNB pour une réponse sparse

D'après les résultats obtenus, et en comparant avec les résultats du système dispersif, nous remarquons que le signal de sortie estimé converge vers le signal original $s(n)$.

3.7. Mesure de performance

Afin de mieux visualiser les résultats des trois algorithmes pour les deux RI en terme de convergence, on va passer vers le système Mismatch.

3.7.1. Système Mismatch

Le système mismatch est un critère robuste dans l'évaluation des performances. Ce critère se calcule à partir de la distance euclidienne entre les coefficients des réponses impulsionnelles réelles et mesurées (estimées). Ce critère, noté SM pour «System Mismatch», est défini par l'expression suivante [18]:

$$SM_{dB} = 10 * \log_{10} \left(\frac{|\hat{w}_{ij} - h_{ij}|}{h_{ij}} \right)^2 \quad (III-1)$$

Où $i \neq j \in \{1,2\}$

Où h_{ij} représente les coefficients du filtre réel (h_{12} ou h_{21}), et w_{ij} représente la valeur moyenne des coefficients estimés (coefficients des filtres adaptatifs w_{12} et w_{21}).

3.7.2. Cas d'un système acoustique dispersive

- ↳ Les résultats de simulation obtenus avec un bruit USASI et pour une RI dispersive avec $M=128$ se présentent comme suit :
 - Pour $SNR = -3dB$:

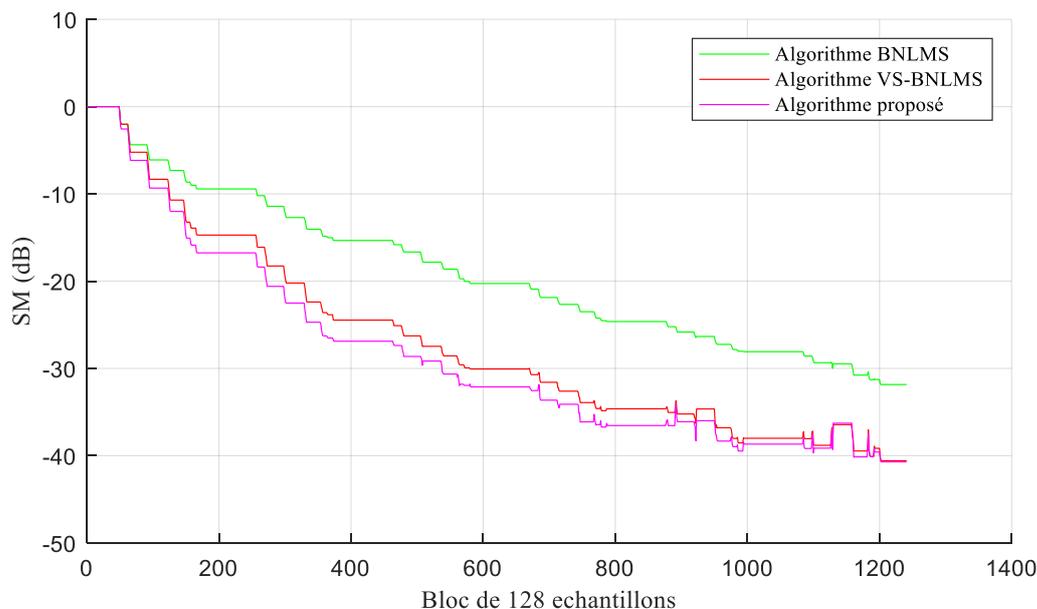


Figure III-13 : SM pour $SNR = -3dB$ et $M=128$

➤ Pour SNR= 0dB :

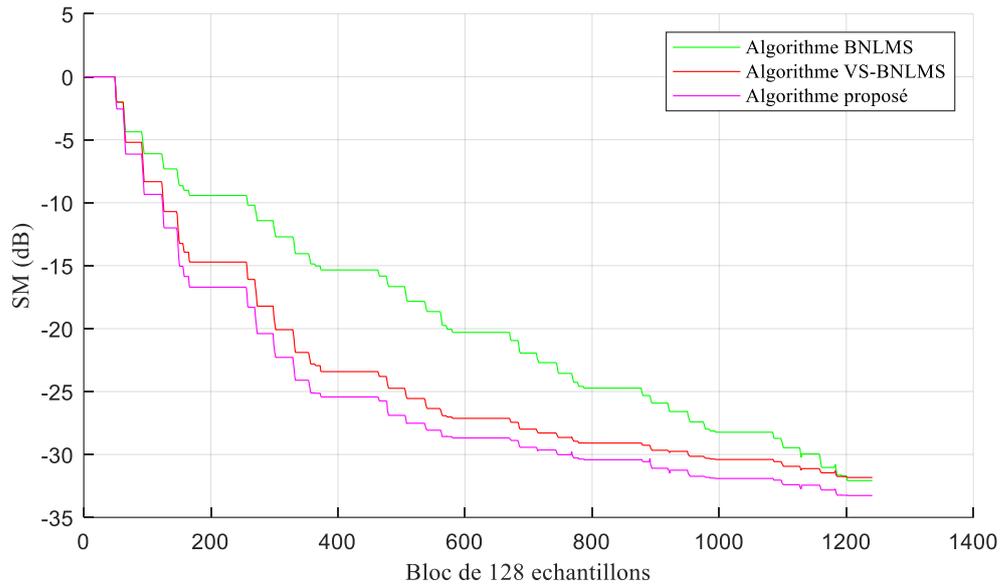


Figure III-14 : SM pour SNR= 0dB et M=128

➤ Pour SNR= 3dB :

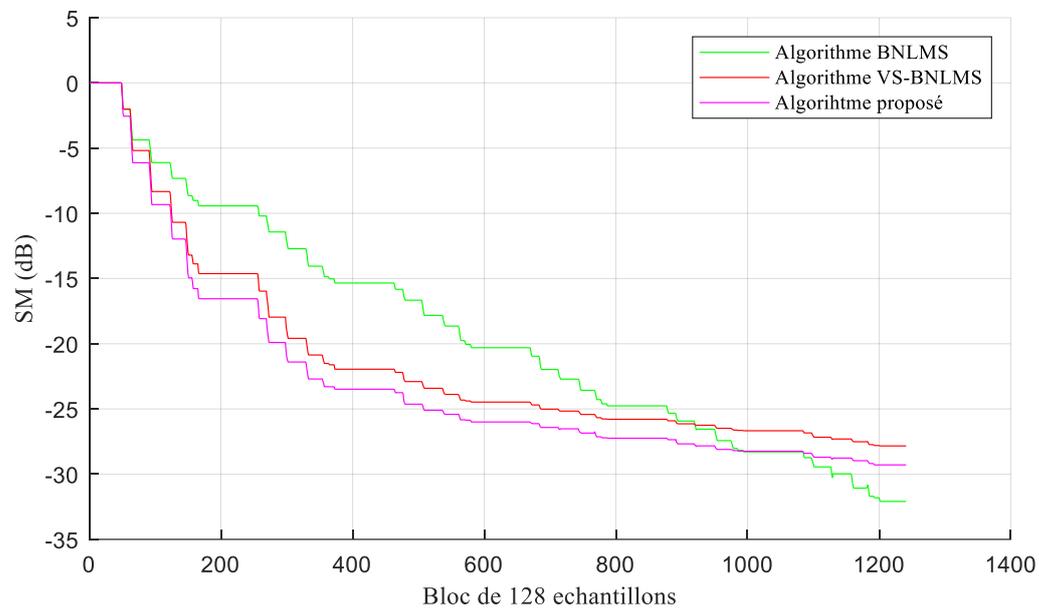


Figure III-15 : SM pour SNR= 3dB et M=128

D'après les figures III-13, III-14 et III-15, on peut constater que l'algorithme proposé(VS-IPNB) donne des résultats presque identique que l'algorithme VS-BNLMS.

3.7.3. Cas d'un système acoustique sparse

↳ Les résultats de simulation obtenus avec un bruit USASI et pour une RI sparse avec M=128 se présentent comme suit :

➤ Pour SNR= -3dB :

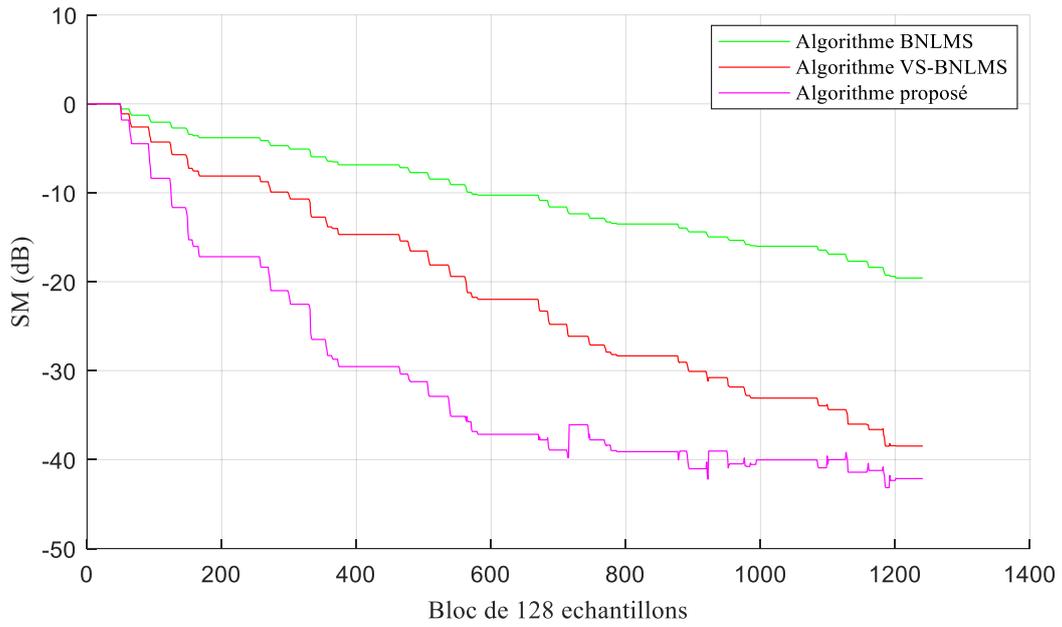


Figure III-16 : SM pour SNR= -3dB et M=128

➤ Pour SNR= 0dB :

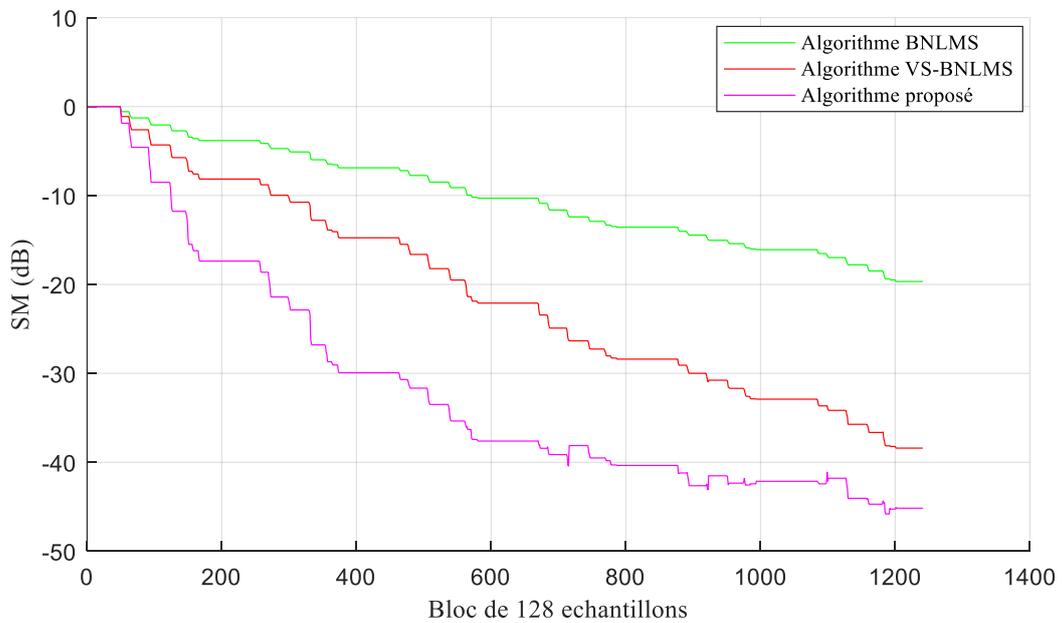


Figure III-17 : SM pour SNR= 0dB et M=128

➤ Pour SNR= 3dB :

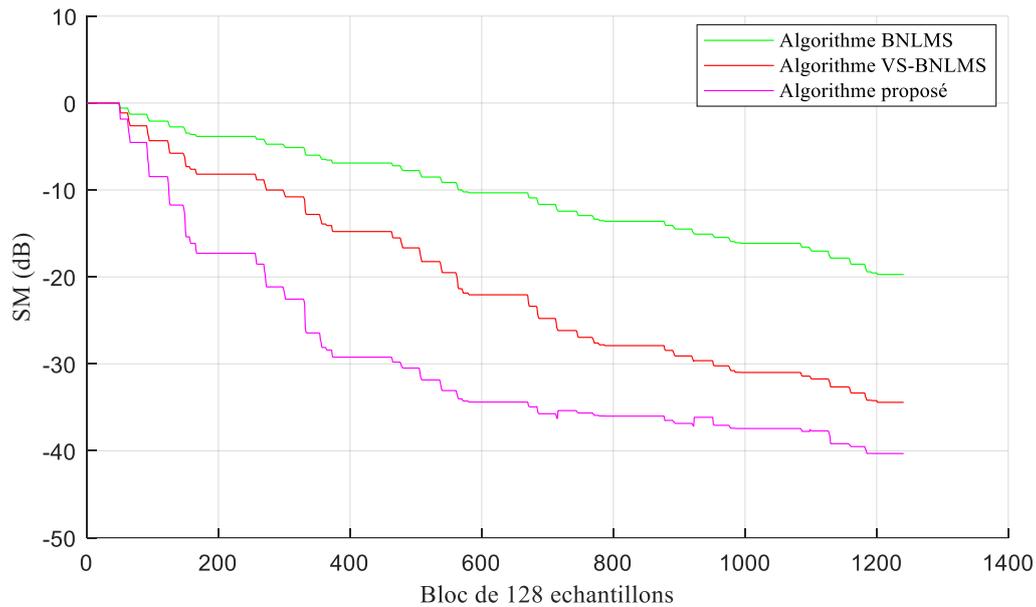


Figure III-18 : SM pour SNR= 3dB et M=128

Nous avons testé notre algorithme dans 3 cas différent :

- Pour SNR= -3dB
- Pour SNR= 0dB
- Pour SNR= 3dB

Nous avons constaté que l'algorithme proposé VS-IPNB donne toujours de bon résultats en terme de convergence.

Pour confirmer et valider la performance de l'algorithme proposé, nous avons fait d'autres simulation comparatives pour M=512 et M=1024 avec un SNR de 3dB. Les résultats obtenus sont représentés dans les figures suivantes :

➤ Pour M=512 :

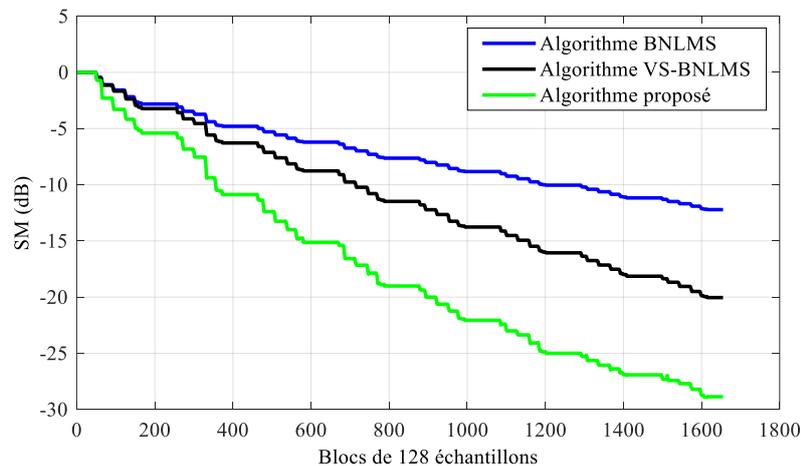


Figure III-19 : SM pour SNR= 3dB et M=512

➤ Pour $M=1024$:

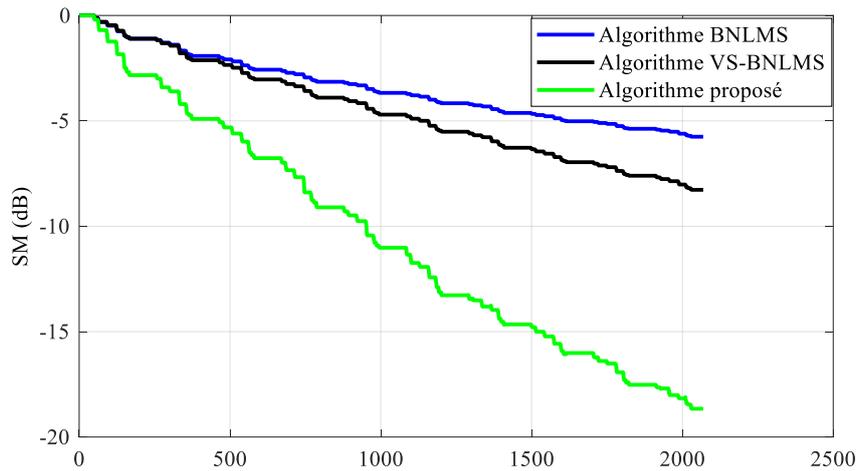


Figure III-20 : SM pour SNR= 3dB et M=1024

D'après les figures III-19 et III-20, on constate que la vitesse de convergence est inversement proportionnelle avec la taille du filtre, si la taille de filtre est grande la vitesse de convergence est lente.

Donc, l'algorithme proposé VS-IPNB est plus efficace que l'algorithme BNLMS et VS-BNLMS quelque soit la taille de réponse impulsionnelle sparse utilisée, ces derniers présentent une vitesse de convergence très lente et une qualité dégradée exactement dans les systèmes sparses, alors l'algorithme VS-IPNB présente une solution très efficace pour ce problème.

3.8. Conclusion

D'après les résultats de simulations des trois algorithmes BNLMS, VS-BNLMS et l'algorithme proposé VS-IPNB, on peut conclure que BNLMS et VS-BNLMS donnent des résultats moins performants pour les environnements sparse.

Nous avons aussi remarqué qu'à chaque fois qu'on augmente la taille du filtre l'algorithme proportionnel VS-IPNB donne des meilleurs résultats en terme de vitesse de convergence par rapport aux algorithmes BNLMS et VS-BNLMS.

A cause des problèmes de bruit acoustique, Plusieurs techniques de débruitage et algorithmes de traitement numérique ont été développés pour traiter le mélange convolutif. L'étude que nous avons présentée dans ce mémoire concerne la réduction de bruit acoustique dans les systèmes sparse et dispersive en utilisant des algorithmes adaptatifs a pas d'adaptation variable proportionnel basé combinée avec la structure backward (récursive) par la méthode de séparation aveugle bi-capteurs.

Pour répondre à la problématique posée dans le chapitre deux du mélange convolutif bi-capteurs entre le signal parole et le bruit nous avons présenté dans ce mémoire trois algorithmes de séparation aveugle des sources BNLMS, VS-BNLMS, et l'algorithme proposé VS-IPNB qui permet d'augmenter la vitesse de convergence et minimiser la distorsion.

Dans la première partie de ce mémoire, nous avons présenté une généralité sur la parole et le bruit ainsi le filtrage adaptatif et ces différents algorithmes de gradients stochastique LMS et sa version normalisé NLMS puis nous avons présenté la technique de réduction de bruit bi-capteurs avec une étude détaillée sur la structure de séparation aveugle des sources (Forward et Backward) pour séparer le signal parole et le bruit dans un mélange convolutif.

Dans la deuxième partie, nous avons proposé un algorithme adaptatif proportionnel bi-capteurs à pas d'adaptation variable qui permet de réduire le bruit d'un signal parole.

A travers les résultats de simulations qui sont représentés dans le dernier chapitre, l'étude comparative entre les trois algorithmes avec le critère de mesure des performances le système Mismatch en sortie de traitement, nous avons remarqué que l'algorithme proposé VS-IPNB donne une meilleure performance et converge plus rapidement par rapport BNLMS, VS-BNLMS.

Les perspectives de ce projet peuvent se présenter par ces trois points :

- Développement d'autres algorithmes adaptatifs à complexité réduite.
- Implémentation de cet algorithme en temps réel.
- Application de cet algorithme dans les systèmes de télécommunication.

- [1] R. Bendoumia, « Annulation du bruit par les méthodes de séparation de sources aveugles, Application aux systèmes de télécommunications numériques » thèse de doctorat. Blida, 2014.
- [2] M. Omari et S. Abdat, « Nouvelle version proportionnelle de l'algorithme Backward bi-capteurs pour la réduction du bruit acoustique » Mémoire Master. Blida, 2018-2019.
- [3] A. Sayoud et R. Henni, « Réduction de bruit acoustique par un algorithme RLS-bicapteur » Mémoire Master. Blida, 2015-2016.
- [4] M. Safi et S. Bensafia, « Réhaussement de signal parole par un algorithme fréquentiel de type Backward » Mémoire Master. Blida, 2015-2016.
- [5] K. Zaabi, « Implémentation d'une méthode de reconnaissance de la parole sur le processeur de traitement numérique du signal » Mémoire Master. Montréal, 2004.
- [6] i. Hammouda et F. Z. Chemmai, « Nouvelle structure de séparation aveugle de source pour le débruitage automatique de signal parole en sous bandes » Mémoire Master. Blida, 2019-2020.
- [7] A. Amrane et K. Ould Ammar, « Nouvelle technique automatique de réduction de bruit acoustique basée sur le principe de séparation aveugle de source » Mémoire Master. Blida, 2018-2019.
- [8] F. D. Coulon, « théorie et traitement des signaux » Suisse, 1998.
- [9] K. Mekfoudji et i. Mahi, « Proposition d'un nouvel algorithme technique automatique de rehaussement du signal de parole pour les communication main-libre » Mémoire Master. Blida, 2018-2019.
- [10] C. Francis, « Aide-mémoire traitement de signal » Paris: Dunod, 2005.
- [11] A. Oulahcene et M. T. Betina, « Nouvelle version en sous bande de l'algorithme SAD pour la réduction de bruit » Mémoire Master. Blida, 2019-2020.

- [12] S. Bougheddaoui et R. Cherif, « Algorithme Forward proportionnel amélioré pour la réduction de bruit acoustique et le rehaussement de signal parole » Mémoire Master. Blida, 2019-2020.
- [13] M. François et B. Maurice, Filtrage adaptatif « théorie et algorithmes », France, 2005.
- [14] B. J-F et J. P, « Introduction au filtrage adaptatif », Paris, 2003.
- [15] O. Bouchekouk et M. Bouzidi, «Annulation du bruit par les algorithmes proportionnels implémentés sur la structure Forward de séparation de sources» Mémoire Master. Blida, 2017-2018.
- [16] R. Boumegouas et M. Izri, «Annulation de bruit acoustique par un nouvel algorithme APA backward bi-capteurs» Mémoire Master. Blida, 2019-2020.
- [17] M. Hamidia, «Amélioration de l'annulation d'écho acoustique avec détection de double-parole dans les communications mobiles » Thèse de Doctorat. USTHB, 2017.
- [18] J. Benesty et S. L. Gay, «An improved PNLMS algorithm» *Bell Laboratories, Lucent Technologies*, 2002.