

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 البلدة
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك
Département d'Électronique



Mémoire de Master

Filière Télécommunications
Spécialité Réseaux & Télécommunications

présenté par

FLITES Yasmine

&

ZIDANE Hadil

Proposition d'un nouvel algorithme affine de décorrélation symétrique pour le rehaussement du signal de parole

Proposé par : Pr DJENDI Mohamed

Année Universitaire 2020-2021

En tout premier lieu, nous tenons à remercier le bon Dieu le tout puissant, de nous avoir donné la santé, la volonté et le courage pour mener à terme notre formation et pouvoir réaliser ce travail de recherche.

Nous adressons nos remerciements les plus sincères à notre encadreur, Monsieur Mohamed DJENDI, professeur à l'université de Blida 1, qui a dirigé ce mémoire de fin d'étude. Tout au long de ces années, nous avons pu apprécier la pertinence de ces commentaires et son sens de l'analyse. Nous tenons également à lui exprimer notre reconnaissance pour sa grande disponibilité, sa rigueur scientifique et les précieux conseils qui ont fait progresser cette étude.

Nous tenons à remercier chaleureusement les membres du jury qui ont accepté d'évaluer et de juger cette étude.

Nous remercions infiniment nos chers parents qui nous tant soutenu au quotidien tout au long de cette aventure.

Afin de n'oublier personne, nous tenons à remercier et à saluer nos anciens collègues de la spécialité et à tous ceux qui de près ou de loin ont contribué à l'accomplissement de ce modeste travail.

Avec un énorme plaisir, un cœur ouvert et une joie immense,

Je dédie entièrement ce travail à ma mère et mon père, mes piliers, mes exemples, mes premiers supporteurs et ma plus grande force. Merci pour votre présence, votre soutien et surtout votre amour.

*À la personne la plus idéale qui fut dans ce monde je dédie ce travail, c'est vrai qu'elle n'est pas avec nous pour récolter le fruit de ses sacrifices, mais elle reste toujours la plus présente, à l'âme de ma grand-mère **FATIMA ZOÛRA** qui a fait de moi ce que je suis.*

À mes chères sœurs et à mes chers frères, qui font de mon univers une merveille, je leurs souhaite beaucoup de bonheur et de réussite.

*À toute la famille **ZIDANE** et spécialement **HADIL**.*

À tous mes enseignants qui ont contribué à ma formation tout au long de mes années d'études.

À mes très chers amis

À tous les gens qui me donnent l'envie d'aller en avant ;

Je vous remercie tous, votre soutien et vos encouragements me donnent la force de continuer.

YASMINE

Je dédie ce travail à ceux qui possèdent un bon cœur plein d'amour et de douceur, à mes parents pour leur amour, leur compréhension, leur sacrifice et soutien qu'ils m'ont donné pendant tous les moments de ma vie.

À mes chères sœurs et mon cher frère, qui n'ont pas cessé de me conseiller, encourager et soutenir tout au long de mes études.

À toute la famille ZIDANE

À mon binôme YASMINE et à toute sa famille.

À tous mes amis avec lesquels j'ai partagé mes moments de joie et de bonheur.

À vous tous, je dédie ce travail en témoignage de mon profond respect et de toute ma gratitude.

HADIL

ملخص: هذه المذكرة، تتطرق لمشكلة الحد من الضوضاء الصوتية وتحسين الكلام في الأنظمة السلكية واللاسلكية الجديدة، باستعمال التقارب التكيفي. لحل هذه المشكلة، نقترح خوارزمية جديدة تقوم على انفصال المصادر والتي تمكن من تحسين خوارزمية FSAD. نتائج المحاكاة تؤكد فعالية الخوارزمية الجديدة.

كلمات المفاتيح: تعزيز الخطاب، انفصال المصادر، نسبة الإشارة على الضوضاء، FSAD.

Résumé : Ce mémoire, adresse le problème de la réduction du bruit acoustique et le rehaussement de la parole dans les nouveaux systèmes de télécommunications, en utilisant des approches adaptatifs. Pour résoudre ce problème, nous proposons un nouvel algorithme basé sur la SAS, et qui permet d'améliorer l'algorithme FSAD. Les résultats de simulation de ce dernier confirment l'efficacité et le bon fonctionnement de ce nouvel algorithme.

Mots clés : rehaussement de la parole, séparation aveugle des sources, FSAD.

Abstract: This thesis, addresses the problem of acoustic noise reduction and speech enhancement in new telecommunication system, by using adaptatives approaches. To residue this problem, we propose a new algorithm based on the BSS, which enhance the FSAD algorithm. The results of simulations confirm the effectiveness and the proper functioning of the new algorithm.

Keywords : Speech enhancement, Blind separation sources, FSAD .

Listes des acronymes et abréviations

- BSS: Blind Source Separation.
- DAV: Détection d'Activité Vocale.
- EQM: Erreur Quadratique Moyenne.
- FSADA : Forward Symmetric Adaptive Decorrelation Algorithm.
- LMS: Least Mean Square.
- MSE: Mean Square Error.
- NLMS : Normalized Least Mean Square.
- RSB: Rapports signal sur Bruit.
- SAD : Symmetric Adaptive Decorrelation.
- SAS: Séparation aveugle de source.
- SegMSE: Segmentation Mean Square Error.
- SegSNR: Segmental Signal Noise Rate.
- SM : System Mismatch.
- SNR: Signal to Noise Ratio
- USASI: United States of American Standard Institute.

Table des matières

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

Chapitre 1 : Généralités sur la parole et le bruit

1.1 Introduction	3
1.2 Parole	3
1.2.1. Définition.....	3
1.2.2. Classification des sons de la parole.....	3
1.2.3. Paramètre du signal de parole	4
1.2.4. Caractéristique du signal parole	5
1.3 Bruit.....	6
1.3.1 Définition.....	6
1.3.2 Nature et caractéristiques du bruit.....	6
1.3.3 Modèle de bruit.....	7
1.3.4 Rapport signal sur bruit.....	7
1.4 L'effet du bruit sur le signal utile	8
1.5 Nature de mélange.....	8
1.5.1 Mélange linéaire instantané	8
1.5.2 Mélange linéaire Convolutif	8
1.6 Méthode de débruitage bi-capteurs.....	10
1.6.1 Séparation aveugle de sources	11
1.6.2 Structure directe (Forward)	11
1.6.3 Structure récursive (Backward).....	12
1.7 Conclusion	14

Chapitre 2 : Filtrage et algorithmes adaptatifs

2.1 Introduction	15
2.2 Intérêt du Filtrage Adaptatif	15

2.3	Filtrage de WIENER	15
2.3.1	Définition	15
2.3.2	Historique	16
2.3.3	Formulation du problème	16
2.4	Filtrage Adaptatif	20
2.4.1	Filtrage adaptatif	20
2.4.2	Filtre Adaptatif	20
2.4.3	Algorithme adaptatif	21
2.4.4	Algorithme du gradient stochastique LMS.....	21
2.4.5	Algorithme de gradient stochastique normalisé (NLMS).....	24
2.5	Conclusion	27

Chapitre 3 : Proposition d'un nouvel algorithme FSADA

3.1	Introduction	28
3.2	La réduction du bruit par l'algorithme SAD avec la structure directe	28
3.2.1	La structure Directe (Forward).....	29
3.3	Réduction du bruit par le nouvel algorithme FSADA.....	30
3.4	Conclusion	36

Chapitre 4 : Résultats de simulation

4.1	Introduction	37
4.2	Présentation des signaux de simulation	37
4.2.1	Le signal de parole.....	37
4.2.2	Signal du bruit	38
4.2.3	Les réponses impulsionnelles.....	39
4.2.4	Signaux de mélange.....	39
4.2.5	Détection d'activité vocale.....	41
4.3	Performance de l'algorithme proposé.....	42

4.4	Critères d'évaluation utilisés en simulation.....	46
4.4.1.	Critère du MSE segmenté.....	46
4.4.2.	Le critère du SNR segmenté (SegSNR)	50
4.4.3.	Critère du Système Mismatch (SM)	54
4.5.	Conclusion.....	58
	Conclusion générale	59
	Bibliographie	60

Liste des figures

Figure 1. 1	Schéma équivalent d'un mélange linéaire convolutif à deux capteurs.....	9
Figure 1. 2	Structure du mélange convolutif bi-capteurs simplifiés.....	10
Figure 1. 3	Structure de séparation de source directe.	11
Figure 1. 4	Structure de séparation de source récursive.....	13
Figure 2. 1	Schéma du filtrage de Wiener.	16
Figure 2. 2	Principe d'un filtre adaptatif.....	20
Figure 2. 3	Schéma bloc de l'algorithme LMS.....	23
Figure 3. 1	Structure de séparation aveugle de source directe.....	29
Figure 3. 2	Structure du nouvel algorithme FSAD.	31
Figure 3. 3	Structure du nouvel algorithme FSAD en cas des retards.	34
Figure 4. 1	Signal de la parole avec son spectrogramme.	37
Figure 4. 2	Signal du bruit blanc avec son spectrogramme.....	38
Figure 4. 3	Signal du bruit USASI avec son spectrogramme.	38
Figure 4. 4	Exemple d'une réponse impulsionnelle simulée $h_1(n)$	39
Figure 4. 5	Exemple d'une réponse impulsionnelle simulée $h_2(n)$	39
Figure 4. 6	Signal de mélange $p_1(n)$ avec son spectrogramme.....	40
Figure 4. 7	Signal de mélange $p_2(n)$ et son spectrogramme.	40
Figure 4. 8	Comparaison entre le signal de mélange $p_1(n)$ et le signal de la parole original et leurs spectrogrammes respectivement.....	41
Figure 4. 9	Signal de parole avec sa DAV.....	42
Figure 4. 10	La sortie de l'algorithme proposé $u_1(n)$ et son spectrogramme.....	42
Figure 4. 11	Comparaison entre le signal de sortie de l'algorithme proposé et le signal de parole original.	43
Figure 4. 12	Signal d'erreur et son spectrogramme.	44
Figure 4. 13	Evaluation de l'erreur de filtrage pour les quatre cas multi-pas.....	44
Figure 4. 14	Signal en sortie de traitement de l'algorithme proposé comparé avec le signal de parole original pour les cas multi-pas suivants. De gauche à droite : MP= 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9. ...	45
Figure 4. 15	Evaluation du critère de l'erreur Quadratique Moyenne (EQM) en utilisant un bruit blanc. [En haut : $L=64$; $\mu_1=0.005$ et 0.01] de gauche à droite.[En bas ; $L=128$; $\mu_1=0.005$ et 0.01] de gauche à droite.	47

Figure 4. 16 Evaluation du critère de l'erreur Quadratique Moyenne (EQM) en utilisant un bruit USASI. [En haut ; L =64 ; $\mu_1=0.05$ et 0.09] de gauche à droite. [En bas ; L =128 ; $\mu_1=0.07$ et 0.09] de gauche à droite.	48
Figure 4. 17 Evaluation du critère de l'erreur Quadratique Moyenne (EQM) pour un bloc de 512 échantillons et pour 4 multi-pas et un RSB d'entrée=0 ; 3 ; -3 dB de gauche à droite et bas.	49
Figure 4. 18 Evaluation du critère de l'erreur Quadratique Moyenne (EQM) pour un bloc de 512 échantillons et pour 4 multi-pas et un RSB d'entrée=0 ; 3 ; -3 dB de gauche à droite et bas.	50
Figure 4. 19 Evaluation du critère du SNR segmenté(SegSNR) en utilisant un bruit blanc. [En haut ; L=64; $\mu_1=0.005$ et 0.01] de gauche à droite. [En bas ; L=128; $\mu_1=0.005$ et 0.01] de gauche à droite et un SNR d'entrée= 0dB.....	51
Figure 4. 20 Evaluation du critère du SNR segmenté(SegSNR) en utilisant un bruit blanc. [En haut ; L=64; $\mu_1=0.07$ et 0.09] de gauche à droite. [En bas ; $\mu_1=0.07$ et 0.09] de gauche à droite et un SNR d'entrée= 0dB.....	52
Figure 4. 21 Evaluation du critère de SNR Segmenté (SegSNR) pour un bloc de 512 échantillons et pour 4 cas multi-pas et un SNR d'entrée=0 ; 3 ; -3 dB] de gauche à droite et bas.	53
Figure 4. 22 Evaluation du critère de SNR Segmenté (SegSNR) pour un bloc de 512 échantillons et pour 4 multi-pas et un SNR d'entrée=0 ; 3 ; -3 dB] de gauche à droite et bas.	54
Figure 4. 23 Evaluation du critère du SM en utilisant un bruit blanc. [En haut ; L=64; $\mu_1=0.005$ et 0.01] de gauche à droite. [En bas ; L=128; $\mu_1=0.005$ et 0.01] de gauche à droite et un SNR d'entrée= 0dB.....	55
Figure 4. 24 Evaluation du critère du SM en utilisant un bruit blanc. [En haut ; L=64; $\mu_1=0.005$ et 0.01] de gauche à droite. [En bas ; L=128; $\mu_1=0.005$ et 0.01] de gauche à droite et un SNR d'entrée= 0dB.....	56
Figure 4. 25 Evaluation du critère de SM pour un bloc de 2024 échantillons, pour 3 multi-pas, L= 128 et un SNR d'entrée= 0 ; 3 ; -3 dB de gauche à droite et bas.	57
Figure 4. 26 Evaluation du critère de SM pour un bloc de 2024 échantillons, pour 3 multi-pas, L= 128 et un SNR d'entrée= 0 ; 3 ; -3 dB de gauche à droite.....	58

Liste des tableaux

Tableau 1.1 Différentes classes du bruit [6].....	6
Tableau 2.1 Résumé des équations de l'algorithme LMS.	24
Tableau 2.2 Résumé des équations de l'algorithme NLMS.	26
Tableau 3.1 Résumé des équations du nouvel algorithme présenté dans la figure 3.3.....	35

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Introduction générale

Le domaine de télécommunication est très vaste et varié, il connaît une progression importante liée à l'évolution des technologies de l'information et de la communication.

Le premier risque à éviter est l'impact du bruit sur l'un des principaux moyens de communication entre les êtres humains qui est la parole et qui constitue une grande partie des messages transmis en télécommunication.

Dans la pratique, la parole acquise en présence du bruit qui crée des dégradations et des perturbations au niveau des performances des systèmes de communication et qui peut même les rendre non fonctionnelles. Il est donc nécessaire de devoir rehausser cette parole bruitée.

Ce rehaussement consiste à retirer l'énergie du bruit pour atteindre l'intelligibilité de la parole transmise à travers les systèmes de communications, en particulier les téléphones mobiles qui sont souvent affectés par la présence du bruit mélangé avec la parole ainsi que la présence d'écho.

Pour se faire un traitement doit donc être effectuer sur le signal capté en réduisant au mieux le bruit et l'écho acoustique, sans apporter de distorsion notable sur le signal utile. En effet, le débruitage est un processus délicat en particulier dans le cas des signaux complexes tels que les signaux de parole, ce qui a fait que bon nombre de chercheurs concentrent leurs attention sur le problème de débruitage de la parole pour trouver des algorithmes efficaces.

L'objectif principal des travaux effectués dans le cadre de ce mémoire est de fournir une solution efficace de réduction du bruit et de proposer un nouvel algorithme en se basant sur la structure de séparation aveugle de source de type directe (Forward).

Pour cela notre travail sera présenté comme suit :

Le premier chapitre : Généralités sur la parole et le bruit

Dans ce chapitre nous allons présenter quelques définitions de base en ce qui concerne la parole et le bruit ainsi que les méthodes de débruitage bi-capteur précisément la séparation aveugle des sources.

Le deuxième chapitre : Filtrage et algorithmes adaptatifs

Ce chapitre présente la notion du filtrage adaptatif ainsi que les algorithmes les plus répandus comme le LMS (Least Mean Square) et sa version normalisée NLMS (Normalised Least Mean Square).

Le troisième chapitre : Proposition d'un nouvel algorithme de réduction du bruit FSAD

Dans ce chapitre nous présenterons l'algorithme que nous avons développé dans le cadre de ce projet de fin d'études pour la réduction bi-capteur du bruit acoustique.

Le quatrième chapitre : Résultats de simulation

Ce chapitre illustre les résultats obtenus lors de la simulation de l'algorithme proposé.

Conclusion générale

Dans la conclusion générale, on conclue l'essentiel de notre travail et nous donnons quelques perspectives.

CHAPITRE 01

Chapitre 1 : Généralités sur la parole et le bruit

1.1 Introduction

La parole est l'un des principaux moyens de communication entre les personnes, mais notre environnement est souvent bruyant, c'est pourquoi plusieurs algorithmes de réduction du bruit et d'amélioration de la parole ont été proposés.

Dans le premier chapitre, nous résumerons les principales caractéristiques des signaux de parole et de bruit, car dans la dernière partie de ce chapitre, nous présenterons la méthode de débruitage de la parole bi-capteurs.

1.2 Parole

1.2.1. Définition

La parole apparaît physiquement comme le changement de pression atmosphérique causé par et émis par le système articulaire c'est un signal réel et continu avec une énergie non stationnaire finie, sa structure est complexe et variable dans le temps [1].

1.2.2. Classification des sons de la parole

On peut simplement décomposer le signal de la parole en trois types :

a. Sons voisés

Les sons voisés, tels que des voyelles, sont des signaux quasi-périodiques très riches en harmoniques d'une fréquence fondamentale, appelée pitch. Ce qui leur donne un caractère assez facilement prévisible. Ils sont de forte énergie, résultent de l'excitation du conduit vocal par des impulsions périodiques de pression liées aux oscillations des cordes vocales. À chaque impulsion la glotte s'ouvre brusquement et libère la pression accumulée en amont puis elle se referme plus graduellement [2].

b. Sons non voisés

Les sons non voisés, comme certaines consonnes, sont des signaux qui ne présentent pas de structure périodique. Ils ont les caractéristiques spectrales d'un bruit légèrement corrélé. Beaucoup moins énergétiques que les sons voisés, résultent quant à eux de l'écoulement libre de l'air par la glotte qui reste ouverte [2]

Le chuchotement est un mode de phonation particulier car la glotte reste ouverte en permanence, il n'y a donc pas de production de sons voisés pendant le chuchotement.

c. Silence

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 [3].

1.2.3. Paramètre du signal de parole

La parole est symbolisée par un signal vocal qui met en certitude les caractéristiques acoustiques de sa fréquence fondamentale, de son spectre et de son énergie.

a. Fréquence fondamentale

Fréquence de vibration des cordes vocales. Ses variations définissent le pitch qui constitue la perception de la hauteur (où les sons s'ordonnent de grave à aigu). Seuls les sons quasi périodiques (voisés) engendrent une sensation de hauteur tonale bien définie. La fréquence fondamentale peut varier comme suite [4] :

- De 80Hz à 200Hz pour la voix masculine.
- De 150Hz à 450Hz pour la voix féminine.
- De 200Hz à 600Hz pour la voix d'enfant.

b. Energie

Elle est représentée par l'intensité du son qui est liée à la pression de l'air devant le larynx. L'amplitude du signal vocal varie avec le temps en fonction du type de son, et son énergie dans la trame est déterminée par [4] :

$$E = \sum_{n=0}^{N-1} x^2(n) \quad (1.1)$$

N : La taille de trame et $x(n)$ est le signal de parole.

c. Spectre

L'enveloppe spectrale ou spectre représente l'intensité de la voix en fonction de la fréquence et est généralement obtenue par analyse de Fourier à court terme. La quasi-stationnarité du signal de parole permet la mise en œuvre de méthodes d'analyse et de modélisation efficaces utilisées pour le traitement à court terme du signal de parole dans des fenêtres de durée généralement de 20 ms à 30 ms appelées trames, avec recouvrement de ces fenêtres qui assurent la continuité temporelle des caractéristiques d'analyse [4].

La transformée de Fourier à court terme (TFCT) d'un signal échantillonné est par définition la transformée du signal pondéré.

$$S(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)u(n)e^{\left(-\frac{2j\pi nk}{N}\right)} ; 0 \leq k \leq N - 1 \quad (1.2)$$

Où :

N : Le nombre de points prélevés.

$S(k)$: Spectre complexe.

$x(n)$: Segment analysé.

$u(n)$: Fenêtre de temps.

Le spectre de puissance (appelé aussi densité spectrale de puissance de la transformée de Fourier) est donné par :

$$S_x(k) = |S(k)|^2 ; 0 \leq k \leq \frac{N}{2} \quad (1.3)$$

1.2.4. Caractéristique du signal parole

- Le signal vocal est un processus aléatoire non stationnaire à long terme, mais il est considéré comme stationnaire pour des fenêtres de temps d'analyse de l'ordre de 20 à 30 ms [5].
- La parole se produit à 70% (pseudo) périodiquement (bruit ou silence : le reste du temps) [6].
- Nous pouvons avoir un signal de parole à large bande (remplit toute la bande) ou à bande limitée (essentiellement 0-8000 Hz) [6].

1.3 Bruit

1.3.1 Définition

Le bruit tout signal nuisible qui se superpose au signal utile en un point quelconque d'une chaîne de mesure ou d'un système de transmission. Il constitue donc une gêne dans la compréhension du signal utile, qui est dans notre cas, la parole [7].

1.3.2 Nature et caractéristiques du bruit

En traitement du signal, bien que le bruit soit intrinsèquement aléatoire, il présente certaines caractéristiques statistiques, spectrales ou spatiales. Cela est représenté par le tableau 1.1 :

Tableau 1.1 Différentes classes du bruit [6].

PROPRIETES	TYPE
STRUCTURE	Continu / Impulsif / Périodique
TYPE D'INTERACTION	Aditif / Multiplicatif / Convolutif
COMPORTEMENT TEMPOREL	Stationnaire / Non-stationnaire
BANDE DE FREQUENCE	Etroite / Large
DEPENDANCE	Corrélé / Décorrélé
PROPRIETES SPATIALES	Cohérent / Incohérent

Dans notre étude, nous nous limitons aux mélanges convolutifs utilisant différents types de bruit, stationnaires, faiblement et fortement corrélés. Les différents types de bruit sont :

Bruit acoustique : Il est généré par le mouvement des sources, telles que le vent, qui peut modifier la qualité de la communication et entraîner la perte des informations transmises [8].

Bruit blanc : Le bruit blanc est un processus aléatoire stationnaire dont les échantillons sont des variables aléatoires non corrélées et sa densité spectrale de puissance est constante [8].

Bruit USASI : (United States of American Standards Institute) est un bruit stationnaire avec un spectre similaire au spectre moyen de la parole. Il est souvent utilisé comme signal de test dans le domaine de la réduction de bruit et le rehaussement de la parole, pour évaluer la vitesse de convergence des algorithmes [9].

1.3.3 Modèle de bruit

a. Bruits additifs (bruits de fond)

Soit le signal de bruit $b(n)$ est dit additif dès qu'il interfère avec la parole, soit le signal cible $s(n)$ selon une loi simple [2] :

$$x(n) = s(n) + b(n) \quad (1.4)$$

Où $x(n)$ est le signal vocal bruyant.

$s(n)$: Le signal parole.

$b(n)$: Le signal bruit.

Le bruit de fond est un bruit supplémentaire et continu qui n'est pas en corrélation avec la parole. Les caractéristiques spectrales d'un tel bruit sont aléatoires mais le plus souvent dominantes dans la basse la fréquence.

b. Bruit de convolution

Les phénomènes de convolution se produisent surtout lorsque les fonctions de report, d'écho et de retard sont présentes. Ce type de bruit correspond au mixage acoustique et non à la somme de signaux simplement décalés [2].

1.3.4 Rapport signal sur bruit

Le rapport signal sur bruit est un moyen de caractériser un système de transmission en comparant sa valeur d'entrée avec cette valeur de sortie du système ou en comparant la qualité de différentes méthodes de traitement du signal [10]. Il mesure la quantité de bruit contenue dans un signal. Il est exprimé comme le rapport entre la puissance du signal et le bruit. Il est souvent donné en décibels (dB).

$$(RSB) = 10 \log_{10} \left(\frac{P_S}{P_N} \right) \quad (1.5)$$

1.4 L'effet du bruit sur le signal utile

Les conséquences du bruit à la parole sont doubles, une détérioration de la qualité, c'est-à-dire du caractère naturel et agréable du signal, et une détérioration de l'intelligibilité du message. Bien entendu, les deux effets sont souvent liés [11].

1.5 Nature de mélange

Plusieurs types de mélanges peuvent être trouvés dans la littérature. La première catégorie, largement étudiée, concerne les mélanges « linéaires », c'est-à-dire les cas où les observations sont des mélanges linéaires des signaux sources. Cette classification est divisée en deux sous-classes.

1.5.1 Mélange linéaire instantané

Nous parlons de mélange « linéaire instantané » lorsque les observations sont écrites sous forme de combinaisons linéaires de sources. Cela signifie que les signaux sources atteignent tous les capteurs en même temps, mais avec une intensité différente [7].

Pour ce type du mélange, les observations à l'instant n sont des combinaisons linéaires des sources à l'instant n :

$$p_i = \sum_{j=1}^N h_{ji} s_j(n) \quad ; \quad i = 1, 2 \dots \dots, N \quad (1.6)$$

Où h_{ji} sont les coefficients scalaires du mélange linéaire instantané, entre la j ème source et le i ème capteur.

1.5.2 Mélange linéaire Convolutif

Un mixage Convolutif, lorsque les sources sont écrites comme la somme des sources combinées par le filtre de propagation. Ce type de mélange est le plus général car le capteur capte plusieurs ondes provenant d'une même source, toutes identiques en termes d'atténuation et de retard.

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

$$p_i = \sum_{j=1}^N h_{ji}(n) * s_j(n) + \varepsilon_i(n) \quad ; \quad i = 1, 2 \dots \dots N \quad (1.7)$$

Où

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

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

a. Mélange convolutif bi-capteurs

Il s'agit généralement d'un mélange convolutif de signaux à large bande qui dépend de la propagation des signaux à travers le support, de la position des récepteurs et des sources et des caractéristiques de l'environnement [12].

Les équations des signaux du mélange :

$$p_1(n) = s(n) * h_{11}(n) + b(n) * h_{21}(n) \quad (1.8)$$

$$p_2(n) = b(n) * h_{22}(n) + s(n) * h_{12}(n) \quad (1.9)$$

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

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

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

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

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

Le symbole * représente l'opérateur de convolution linéaire.

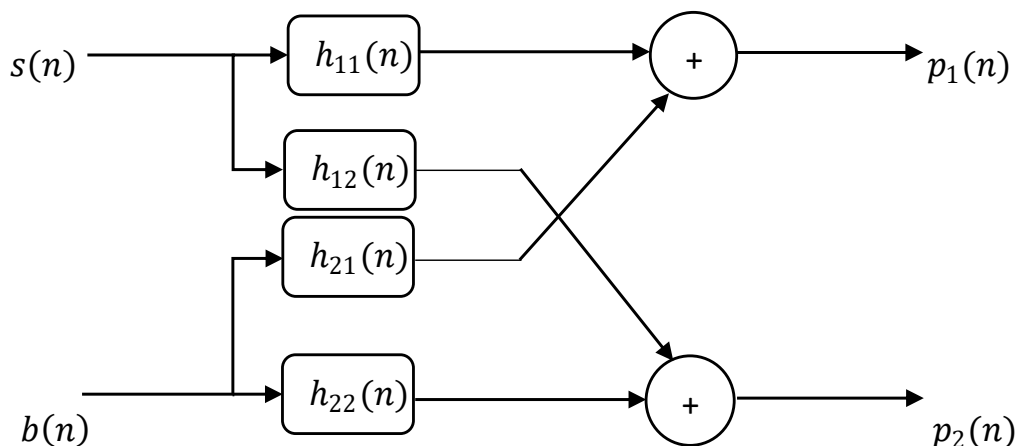


Figure 1.1 Schéma équivalent d'un mélange linéaire convolutif à deux capteurs.

b. Modèle convolutif bi-capteurs simplifié

Pour simplifier le modèle de mélange convolutif bi-capteurs on prend en compte certaines suppositions [13] :

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

Donc la structure devient comme suite :

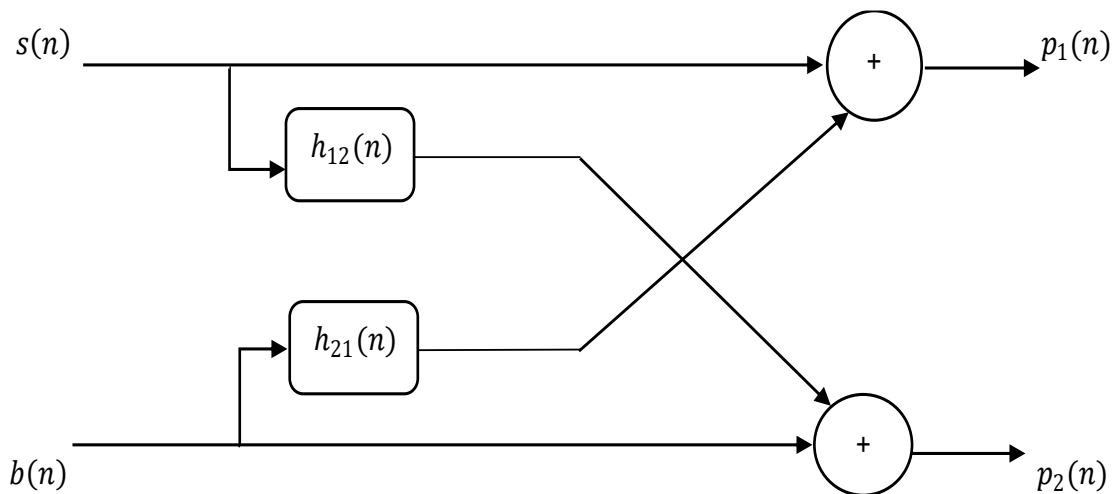


Figure 1.2 structure du mélange convolutif bi-capteurs simplifiés.

Les équations des signaux du mélange deviennent :

$$p_1(n) = s(n) + b(n) * h_{21}(n) \quad (1.10)$$

$$p_2(n) = b(n) + s(n) * h_{12}(n) \quad (1.11)$$

Où les sources $s(n)$ et $b(n)$ et les filtres $h_{21}(n)$ et $h_{12}(n)$ sont tous inconnus.

1.6 Méthode de débruitage bi-capteurs

Nous présentons la méthode bi-capteurs la plus couramment utilisée dans le domaine de la réduction du bruit et de l'amplification du signal parole, qui nécessite l'utilisation de deux

sources pour supprimer le bruit. L'un des sources est appelé l'entrée principale et l'autre est appelé l'entrée de référence.

1.6.1 Séparation aveugle de sources

La technique de séparation de sources a provoqué un intérêt croissant depuis son apparition. Cette dernière est très vite devenue un domaine attractif du traitement du signal. Le problème consiste à retrouver des signaux utiles, aussi appelés sources, à partir de mélanges de nature instantanés ou convolutifs, appelés observations. Généralement, les observations sont des signaux obtenus à partir d'un ensemble de capteurs (microphones ou antennes par exemple). Dans une situation aveugle, aucune connaissance a priori n'est disponible ni sur les sources, ni sur le processus de mélange (la situation des observations), cette situation est alors appelée séparation aveugle de sources (SAS) (en anglais Blind Source Séparation (BSS)) [14].

1.6.2 Structure directe (Forward)

C'est la structure la plus utilisée, dans cette structure on a deux microphones et deux sorties, chaque sortie du système est une combinaison linéaire des observations [14].

Le schéma de la séparation est donné par la figure 1.3 :

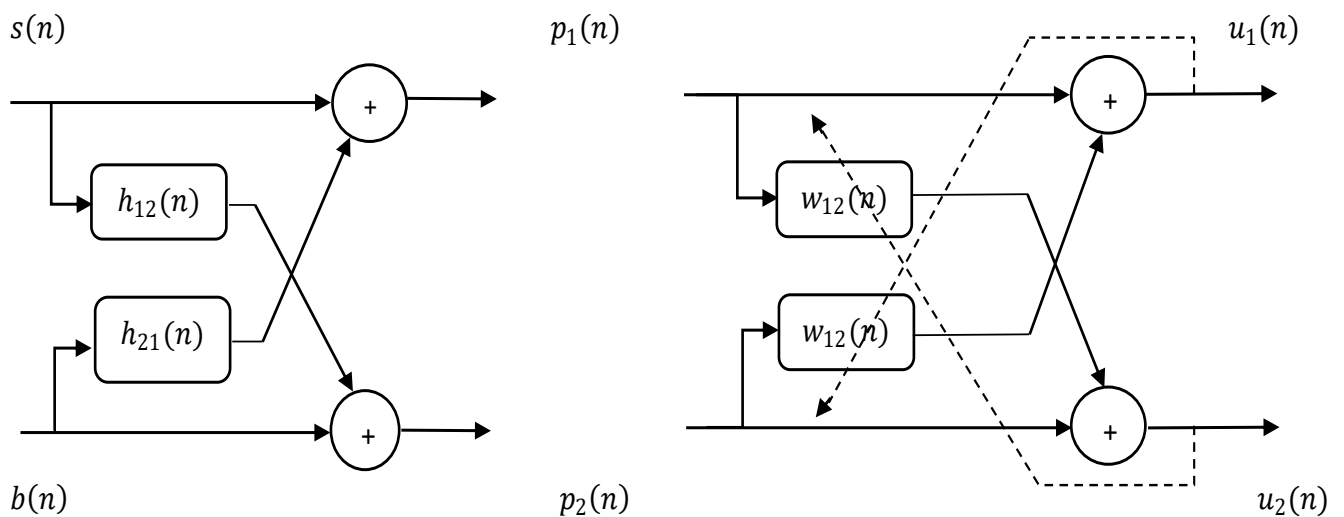


Figure 1.3 structure de séparation de source directe.

Dans la structure directe, nous utilisons deux filtres adaptatifs symétriques $w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$ pour identifier respectivement les deux réponses impulsionnelle $h_{12}(n)$ et $h_{21}(n)$.

Les sorties de cette structure $u_1(n)$ et $u_2(n)$ sont données par les équations suivantes :

$$u_1(n) = p_1(n) - p_2(n) * w_{21}(n) \quad (1.12)$$

$$u_2(n) = p_2(n) - p_1(n) * w_{12}(n) \quad (1.13)$$

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

$$u_1(n) = b(n) * [h_{21}(n) - w_{21}(n)] + s(n) * [\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n)] \quad (1.14)$$

$$u_2(n) = s(n) * [h_{12}(n) - w_{12}(n)] + b(n) * [\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n)] \quad (1.15)$$

En appliquant le critère d'optimalisé pour les deux filtres adaptatifs, c'est-à-dire

$w_{12opt}(n) = h_{12}(n)$ et $w_{21opt}(n) = h_{21}(n)$, on obtient :

$$u_1(n) = s(n) * [\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n)] \quad (1.16)$$

$$u_2(n) = b(n) * [\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n)] \quad (1.17)$$

1.6.3 Structure réursive (Backward)

Dans cette structure, on a deux sources et deux sorties, chaque sortie du système de séparation est linéaire d'une observation $p_i(n)$ et de l'autre sortie $v_i(n)$, l'analyse de cette structure est complexe [14].

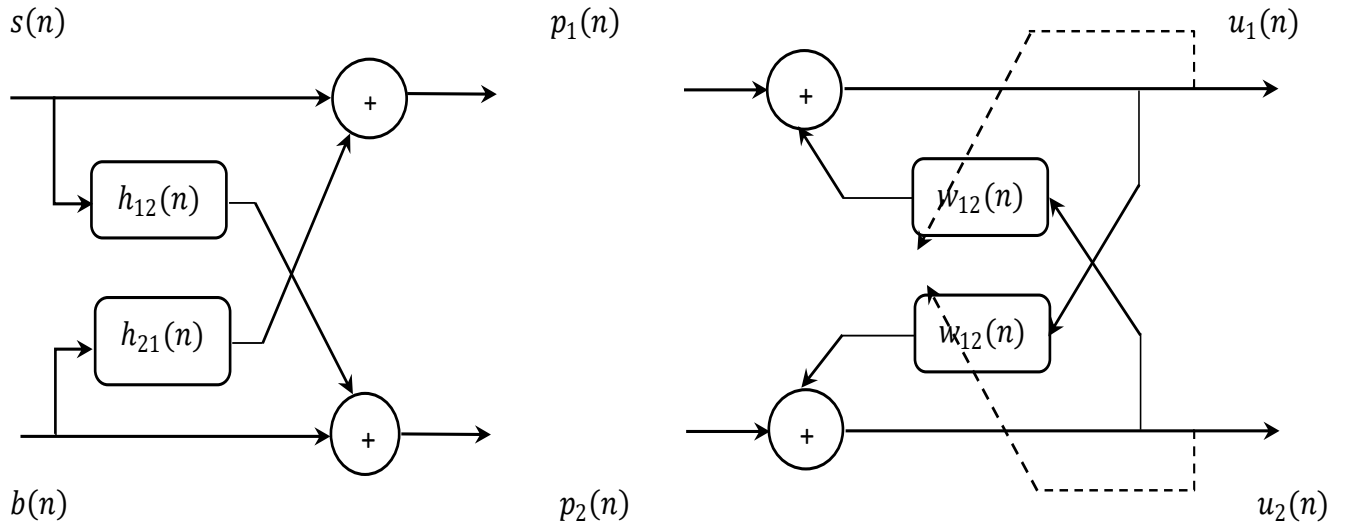


Figure 1.4 Structure de séparation de source récursive.

Les deux signaux de sortie $v_1(n)$ et $v_2(n)$ sont donnés par les deux équations suivantes :

$$v_1(n) = p_1(n) - v_2(n) * w_{21}(n) \quad (1.18)$$

$$v_2(n) = p_2(n) - v_1(n) * w_{12}(n) \quad (1.19)$$

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

$$v_1(n) = [b(n) * (h_{21}(n) - w_{21}(n)) + s(n) * (\delta(n) - h_{21}(n) * w_{21}(n))] * (\delta(n) - w_{12}(n) * w_{21}(n))^{-1} \quad (1.20)$$

$$v_2(n) = [s(n) * (h_{12}(n) - w_{12}(n)) + b(n) * (\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n))] * (\delta(n) - w_{21}(n) * w_{12}(n))^{-1} \quad (1.21)$$

En utilisant l'hypothèse d'optimalité pour les deux filtres adaptatifs, c'est-à-dire :

$w_{12opt}(n) = h_{12}(n)$ et $w_{21opt}(n) = h_{21}(n)$, on obtient :

$$v_1(n) = s(n) \quad (1.22)$$

$$v_2(n) = b(n) \quad (1.23)$$

1.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons passé en dénombrement les principes de base du signal parole, leurs applications et les différents types de bruit pouvant affecter le signal. Afin de débruiter le signal de parole, il existe plusieurs techniques dans la littérature. Par conséquent, nous présenterons l'une de ces techniques dans le chapitre suivant, le filtrage adaptatif.

CHAPITRE 02

Chapitre 2 : Filtrage et Algorithmes Adaptatifs

2.1 Introduction

Dans ce chapitre nous allons étudier d'une façon générale le Filtrage Adaptatif qui est un système appliqué sur des données bruitées pour supprimer les perturbations, annuler l'écho acoustique et réduire le bruit en communication. Donc c'est une technique utilisée pour l'ajustement automatique des paramètres d'un filtre lorsque ces derniers varient dans le temps.

Ce chapitre comporte les principales techniques adaptatives, les étapes de calcul sont alors présentées en détail ainsi que les algorithmes récursifs, notamment les algorithmes du gradient stochastique les plus connus LMS NLMS.

2.2 Intérêt du Filtrage Adaptatif

Un filtre est un dispositif largement utilisé en traitement du signal. Il permet la manipulation, l'extraction ou l'amélioration de l'information désirée contenue dans un signal.

2.3 Filtrage de WIENER

2.3.1 Définition

Le filtre de Wiener est défini comme un filtre fournissant l'estimateur linéaire optimal d'un signal original à partir d'une observation, il est développé à partir de concept temporels plutôt que fréquentiels [15].

Il est parmi les méthodes de débruitage classiques les plus utilisées. Son critère d'optimisation est la minimisation de l'erreur quadratique moyenne (EQM) entre le signal d'entrée et celui de sortie. Lorsque le signal et le bruit sont stationnaires. Son principe est présenté dans la figure suivante :

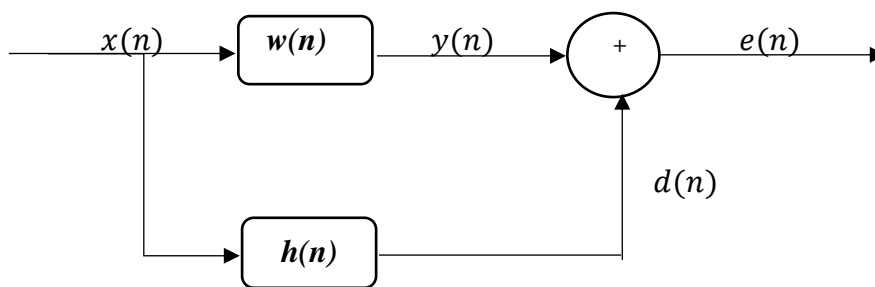


Figure 2.1 Schéma du filtrage de Wiener.

Où

$x(n)$: Le signal d'entrée.

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

$w(n)$: Filtre d'estimation.

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

$d(n)$: Le signal désiré (référence).

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

2.3.2 Historique

Le filtrage de Wiener doit son nom au scientifique Norbert Wiener, né aux USA le 26 novembre 1894 et décédé à Stockholm, en Suède, le 18 mars 1964. Le concept des filtres de Wiener est essentiel et utile pour la compréhension et l'appréciation des filtres adaptatifs. En outre, le filtrage de Wiener est général et applicable à toute application impliquant une estimation linéaire d'un signal, le problème posé était alors l'estimation de la position future des avions en vue d'un couplage avec la défense anti-aérienne [16].

2.3.3 Formulation du problème

On cherche à trouver le meilleur filtre c à d celui qui permet d'obtenir en sortie une réponse $y(n)$ la plus proche possible d'une réponse désirée $d(n)$.

- Le problème consiste à rechercher un filtre qui assure l'erreur la plus faible au sens d'une certaine fonction du coût par exemple l'erreur quadratique moyenne EQM car elle conduit à des développements mathématique complets et simples.
- Dans la famille des filtres linéaires et invariants dans le temps, la sortie $y(n)$ s'écrit :

$$y(n) = w(n) * x(n)$$

$$y(n) = \sum_{i=0}^{L-1} w(i) \cdot x(n-i) \quad , n = 0,1,2, \dots \quad (2.1)$$

Où

L est la longueur du filtre $h(n)$.

Pour trouver les paramètres $\{w_0, w_1, w_2 \dots\}$ il faut minimiser la fonction de coût en fonction des coefficients de filtre qui peuvent être exprimés comme suit :

$$j = E\{e^2(n)\} \quad (2.2)$$

Où :

j : L'Erreur Quadratique Moyenne EQM (la fonction cout).

E : L'espérance mathématique.

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

Le signal d'erreur peut être calculé comme la différence entre le signal désiré et la sortie du filtre adaptatif :

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (2.3)$$

$$e(n) = d(n) - \sum_{i=0}^{L-1} w(i)x(n-i) \quad (2.4)$$

En notation vectorielle :

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n) = \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n) \quad (2.5)$$

Avec :

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

C'est le vecteur de longueur L contenant les coefficients du filtre adaptatif.

$$\mathbf{x}(n) = [x(n), x(n-1) \dots x(n-L+1)]^T$$

C'est le vecteur de L données d'entrée.

- Principe d'orthogonalité

Le vecteur optimum \mathbf{w}_{opt} est celui qui annule le gradient du critère :

$$\frac{\partial j}{\partial \mathbf{w}} = \mathbf{0}_{L \times 1}$$

$$\begin{aligned}
\frac{\partial j}{\partial \mathbf{w}} &= \partial [E [e^2(n)]] \\
&= 2E[e(n) \frac{\partial e(n)}{\partial \mathbf{w}}] \\
&= -2E[e(n)x(n)]
\end{aligned} \tag{2.6}$$

Par conséquent, à l'optimum nous avons :

$$E\{e_{min}(n)x(n)\} = \mathbf{0}_{L \times 1} \tag{2.7}$$

Où :

$e_{min}(n)$ Est l'erreur minimale, donc l'optimum est atteint lorsque $e(n)$ est Orthogonale à $x(n)$, et c'est le principe d'orthogonalité qui signifie que toutes les entrées $x(n)$ sont décorrélées de l'erreur $e_{min}(n)$.

En développant l'équation (2.4), nous obtenons :

$$E[x(n)(d(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}_{opt})] = \mathbf{0} \tag{2.8}$$

Alors l'équation devient :

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

Nous avons par la suite :

$$\mathbf{R} \mathbf{w}_{opt} = \mathbf{p} \tag{2.9}$$

Cette relation (2.9) est appelée formule de Wiener ou équation de Wiener Hopf. La solution de cette relation donne le filtre optimal de Wiener :

$$\mathbf{w}_{opt} = (\mathbf{R})^{-1}\mathbf{p} \tag{2.10}$$

Avec : $\mathbf{R} = E[x(n)\mathbf{x}^T(n)] \tag{2.11}$

$$\mathbf{p} = E[x(n)d(n)] \tag{2.12}$$

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

\mathbf{p} : est le vecteur d'inter-corrélation entre la sortie désirée $d(n)$ et l'entrée $x(n)$.

Quand on essaye de résoudre l'équation de Wiener Hopf (2.9) pour trouver le filtre de Wiener optimal nous nous confrontons à un problème de taille, et très nuisible. Qui est celui de résoudre un système de M équations à M inconnus, et une inversion d'une matrice, ce qui peut devenir très désavantageux. Mais une solution peut être suggérée si l'on remarque que la fonction coût est quadratique, ce qui veut dire que le minimum est unique. La manœuvre consiste alors à résoudre ce système par une méthode itérative. Les algorithmes adaptatifs, permettent l'évaluation du filtre adaptatif en utilisant le vecteur $\mathbf{w}(n)$ de taille M à l'aide d'un critère basé sur l'estimation de l'erreur a priori (Algorithme du gradient) [17].

- **Calcul de l'EQM minimal (EQMM)**

On a :

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

À l'optimum on a :

$$e_{opt}(n) = d(n) - y_{opt}(n)$$

Alors la valeur de l'EQMM est :

$$J_{min} = E[e_{min}(n)^2]$$

Et on sait selon le théorème de la projection orthogonale que :

$$d(n) = y_{opt}(n) \perp e_{opt}(n)$$

On déduit par le théorème de Pythagore :

$$E[d(n)^2] = E[y_{opt}(n)^2] + E[e_{opt}(n)^2]$$

$$\sigma_d^2 = \sigma_{y_{opt}}^2 + J_{min}^2$$

$$J_{min} = \sigma_d^2 - \sigma_{y_{opt}}^2 \tag{2.13}$$

2.4 Filtrage Adaptatif

2.4.1 Filtrage adaptatif

Le filtrage adaptatif est un outil puissant en traitement du signal, communications numériques, et contrôle automatique. Un filtrage est rendu adaptatif si ses paramètres, ses coefficients, sont modifiés selon un critère donné, dès qu'une nouvelle valeur du signal devient disponible. Ces modifications doivent suivre l'évolution des systèmes dans leur environnement aussi rapidement que possible [18].

Les applications sont diverses mais présentent les caractéristiques suivantes : on dispose d'une entrée $x(n)$ ainsi que de la réponse désirée (référence) $d(n)$ et l'erreur $e(n)$, qui est la différence entre $d(n)$ et la sortie du filtre $y(n)$, sert à contrôler (adapter) les valeurs des coefficients du filtre .

2.4.2 Filtre Adaptatif

Un filtre adaptatif est un filtre 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 est changeant, ou pour supprimer des perturbations situées dans le domaine des fréquences du signal utile, ce que les filtres classiques ne peuvent pas faire [19].

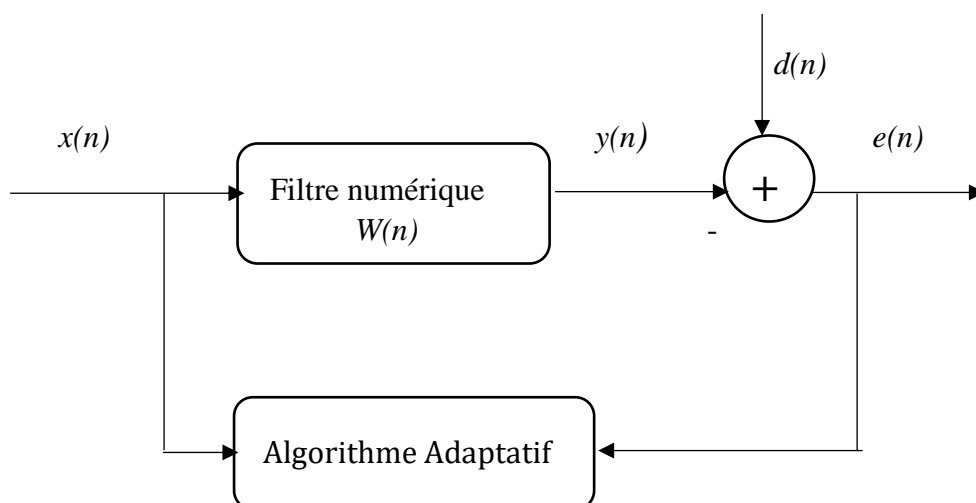


Figure 2.2 Principe d'un filtre adaptatif.

Où

$x(n)$: Signal d'entrée.

$d(n)$: Le signal désiré (référence).

$w(n)$: Filtre programmable.

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

$e(n)$: La sortie de l'algorithme ou l'erreur, ou la différence entre le signal désiré et le signal sortie :

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (2.14)$$

2.4.3 Algorithme adaptatif

L'objectif de l'algorithme est de fournir une estimée la plus proche possible du système à identifier. Cette estimation est réalisée en minimisant une fonction coût, notée J qui dépend des coefficients du filtre adaptatif et plus généralement de l'erreur en sortie du filtre.

2.4.4 Algorithme du gradient stochastique LMS

Le LMS (Last Mean Square) est un algorithme de recherche dans lequel une simplification du calcul vectoriel du gradient est rendue possible par la modification appropriée de la fonction objectif. L'algorithme LMS se caractérise par sa simplicité de calcul, la preuve de la convergence dans un environnement stationnaire et la convergence est impartiale en moyenne à la solution Wiener [20].

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

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n - 1) + 2\mu\mathbf{x}(n)e(n) \quad (2.15)$$

Cette relation est bien celle du LMS, on rajoute un paramètre μ pour contrôler la vitesse de convergence, donc le LMS est géré par les deux équations :

1- Erreur du filtrage :

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

$$e(n) = d(n) - \mathbf{w}(n)^T \mathbf{x}(n) \quad (2.16)$$

Ou, T est le transposé du vecteur $\mathbf{w}(n) = [w(n), w(n - 1) \dots w(n - L + 1)]$

Et $\mathbf{x}(n) = [x(n-1), x(n-2), \dots, x(n-L)]$ sont respectivement les vecteurs du filtre adaptatif et du signal d'entrée avec une taille de L .

La mise à jour du filtre est donnée par :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \frac{1}{2}\mu \frac{\partial J[\mathbf{w}(n)]}{\partial \mathbf{w}(n)} \quad (2.17)$$

avec

μ : Pas d'adaptation

Alors le gradient de la fonction coût $\partial J[\mathbf{w}(n)] = E\{e^2(n)\}$ est donné par la corrélation entre le signal d'entrée $x(n)$ et l'erreur $e(n)$:

$$\begin{aligned} \frac{\partial J[\mathbf{w}(n)]}{\partial \mathbf{w}(n)} &= -2E\{x(n)e(n)\} \\ &= -2E\{x(n)[d(n) - y(n)]\} \\ &= -2E\{x(n)[d(n) - \mathbf{x}^T(n) \mathbf{w}(n)]\} \\ &= -2E\{x(n)d(n)\} + 2E\{\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)\} \mathbf{w}(n) \end{aligned} \quad (2.18)$$

$$= -2\mathbf{p} + 2\mathbf{R}\mathbf{w}(n) \quad (2.19)$$

Dans le cas de l'algorithme LMS, (\mathbf{p} le vecteur d'intercorrélation entre le vecteur du signal d'entrée et le signal désiré), et (\mathbf{R} la matrice d'autocorrélation du signal) sont estimés le plus simplement possible par :

$$\hat{\mathbf{R}}(n) = \mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n) \quad (2.20)$$

$$\hat{\mathbf{p}}(n) = d(n)\mathbf{x}(n) \quad (2.21)$$

La mise à jour des coefficients du filtre adaptatif $\mathbf{w}(n)$ à chaque nouvelle itération devient :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + u[\hat{\mathbf{p}}(n) - \hat{\mathbf{R}}(n)\mathbf{w}(n)] \quad (2.22)$$

$$\begin{aligned} &= \mathbf{w}(n) + \mu \mathbf{x}(n)[d(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n)] \\ &= \mathbf{w}(n) + \mu \mathbf{x}(n)e(n) \end{aligned} \quad (2.23)$$

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

$$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{max}} \quad (2.24)$$

Avec λ_{max} représente la valeur propre maximale appartenant à la matrice d'autocorrélation du signal d'entrée. Mais cette condition repose sur l'hypothèse d'indépendance, entre $x(n)$ et $w(n)$. Et cette hypothèse ne correspond pas à la réalité. Il existe une autre condition plus précise, mais qui s'appuie également sur des hypothèses contestables [21] :

$$\mu < \frac{2}{Trace(\mathbf{R})}$$

avec

$Trace(\mathbf{R})$: désigne la somme des éléments de la diagonale appartenant à la matrice d'autocorrélation.

Pour les signaux non-stationnaires (l'énergie de $x(n)$ varie avec le temps), l'algorithme LMS aura du mal à fonctionner correctement puisque le μ est constant. Ce dernier doit être bien choisi pour assurer la bonne convergence du LMS.

Le principe de l'algorithme LMS est représenté sur la figure 2.3 :

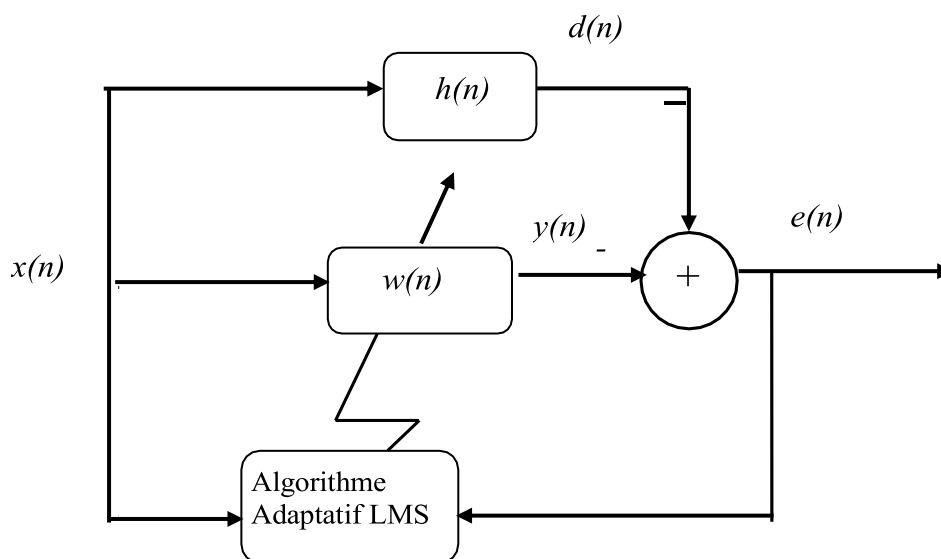


Figure 2.3 Schéma bloc de l'algorithme LMS.

Tableau 2. 1 Résumé des équations de l’algorithme LMS.

<p>L : la taille du filtre. μ : Pas d’adaptation. $\mathbf{w}(n) = [w(n), w(n - 1) \dots w(n - L + 1)]^T$ $\mathbf{x}(n) = [x(n - 1), x(n - 2), \dots, x(n - L)]^T$</p> <p>Signal d’entrée : $x(n)$ Signal de sortie : $y(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n)$ Signal d’erreur : $e(n) = d(n) - y(n)$</p> <p>La mise à jour des coefficients de filtre : $\mathbf{w}(n + 1) = \mathbf{w}(n) + \mu\mathbf{x}(n)e(n)$</p>
--

2.4.5 Algorithme de gradient stochastique normalisé (NLMS)

L’algorithme du gradient stochastique normalisé NLMS (Normalised Least Mean Square) c’est une variante du LMS. Il permet de mieux s’adapter aux signaux qui ont une grande variation d’énergie, alors que l’LMS est moins efficace que ce dernier. L’NLMS est utilisé pour résoudre le problème de la variation d’énergie contenue dans la voix. . Donc, l’algorithme NLMS consiste à normaliser le pas d’adaptation de l’algorithme LMS, l. Alors la solution est d’ajouter un paramètre μ qui est un paramètre de régularisation. On trouve l’équation de NLMS en minimisant la fonction coût suivante :

$$J(n) = \|\mathbf{w}(n + 1) - \mathbf{w}(n)\|^2 \quad (2.25)$$

Avec la contrainte :

$$d(n) = \mathbf{w}^T(n + 1)\mathbf{x}(n) \quad (2.26)$$

En utilisant la technique des multiplieurs de Lagrange et en minimisant par rapport à

$\mathbf{w}(n + 1)$ [21] on obtient :

$$J(n) = \|\mathbf{w}(n + 1) - \mathbf{w}(n)\|^2 + \lambda[d(n) - \mathbf{w}^T(n + 1)\mathbf{x}(n)] \quad (2.27)$$

$$\frac{\partial J(n)}{\partial \mathbf{w}(n+1)} = 0$$

$$2[\mathbf{w}(n+1) - \mathbf{w}(n)] - \lambda \mathbf{x}(n) = 0$$

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\lambda}{2} \mathbf{x}(n)$$

où

λ : Mutiplieur de Lagrange

On a :

$$d(n) = \mathbf{w}^T(n+1)\mathbf{x}(n)$$

$$d(n) = (\mathbf{w}^T(n) + \frac{\lambda}{2} \mathbf{x}^T(n))\mathbf{x}(n)$$

$$d(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n) + \frac{\lambda}{2} \mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)$$

$$\lambda = \frac{2e(n)}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)} \quad (2.28)$$

On place (2.28) dans (2.27) on obtient :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{1}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)} \mathbf{x}(n)e(n) \quad (2.29)$$

On rajoute deux facteurs, μ comme étant un paramètre de régulation et δ pour ne pas avoir une division sur zéro ou sur de petits nombres

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\mu}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)+\delta} \mathbf{x}(n)e(n) \quad (2.30)$$

Pour étudier la stabilité de NLMS nous posons l'erreur a priori $e(n) = d(n) - \mathbf{w}^T \mathbf{x}(n)$ est supérieur à l'erreur a posteriori $\epsilon(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n+1)\mathbf{x}(n)$

$$|\epsilon(n)| < |e(n)| \quad (2.31)$$

On remplace la formule de mise à jour de l'NLMS dans $\epsilon(n)$ et on suppose que $\delta=0$ on obtient :

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

$$\begin{aligned}\epsilon(n) &= d(n) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n) - \mu e(n) \\ \epsilon(n) &= e(n)(1 - \mu)\end{aligned}\tag{2.32}$$

Alors

$$\begin{aligned}|\epsilon(n)| &< |e(n)| \\ |e(n)(1 - \mu)| &< |e(n)| \\ |1 - \mu| &< 1 \\ 0 < \mu &< 2\end{aligned}\tag{2.33}$$

Qui est la condition de stabilité de l'NLMS.

Résumé :

Tableau 2. 2 Résumé des équations de l'algorithme NLMS.

<p>L : la taille du filtre.</p> <p>μ : Pas d'adaptation.</p> <p>$\mathbf{w}(n) = [w(n), w(n - 1) \dots w(n - L + 1)]^T$</p> <p>$\mathbf{x}(n) = [x(n - 1), x(n - 2), \dots, x(n - L)]^T$</p> <p>Signal d'entrée : $x(n)$</p> <p>Signal de sortie : $y(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n)$</p> <p>Signal d'erreur : $e(n) = d(n) - y(n)$</p> <p>La mise à jour des coefficients de filtre : $\mathbf{w}(n + 1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\mu}{x^T(n)\mathbf{x}(n) + \delta} \mathbf{x}(n)e(n)$</p>
--

2.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté quelques types d'algorithmes de filtrage adaptatifs les plus utilisés dans le domaine du traitement du signal telle que la famille du gradient (LMS et NLMS).

Dans le chapitre suivant, nous allons proposer un nouvel algorithme pour la réduction du bruit et le rehaussement de la parole.

CHAPITRE 03

Chapitre 3 : Proposition d'un nouvel algorithme FSADA

3.1 Introduction

Les techniques de réduction du bruit et de rehaussement de la parole trouvent aujourd'hui de plus en plus leur place. Plusieurs algorithmes adaptatifs ont été proposés dans le traitement du signal pour but de réduire le bruit sans toucher la qualité du signal utile et de permettre récupérer à la fin un signal plus proche possible. Parmi ces algorithmes nous citons l'algorithme de Décorrélation Symétrique Adaptatif SAD.

Dans ce chapitre nous proposons une nouvelle approche pour l'amélioration de la parole et la réduction du bruit, ou nous avons présenté un nouvel algorithme direct (Forward) qui permet d'améliorer l'algorithme FSAD (FSAD pour Forward symmetric adaptive decorrelation).

3.2 La réduction du bruit par l'algorithme SAD avec la structure directe

La décorrélation se fait entre une estimation du signal de parole et une estimation du bruit. Le critère des moindres carrés est remplacé par le critère de décorrélation et en raison de sa symétrie complète, l'algorithme est un séparateur de signal plutôt qu'un annuleur de bruit. Il est désigné sous le nom de l'algorithme de décorrélation symétrique adaptatif. Nous supposons que les deux signaux $s(n)$ et $b(n)$ sont indépendants, donc, les valeurs du produit de l'intercorrélation entre les deux sont nulles, ce dernière exigé pour le fonctionnement de l'algorithme SAD [23].

Il existe deux structures de séparation aveugle de source, la structure directe et récursive qui peut être utilisées pour l'annulation du bruit et le rehaussement de la parole. Dans ce travail, nous nous étudions l'algorithme SAD avec la structure Forward.

3.2.1 La structure Directe (Forward)

C'est la structure la plus utilisée, dans cette structure nous avons deux microphones et deux sorties, chaque sortie du système est une combinaison linéaire des observations. Le schéma de la séparation que l'on qualifie de directe, est illustré par la figure (3.1).

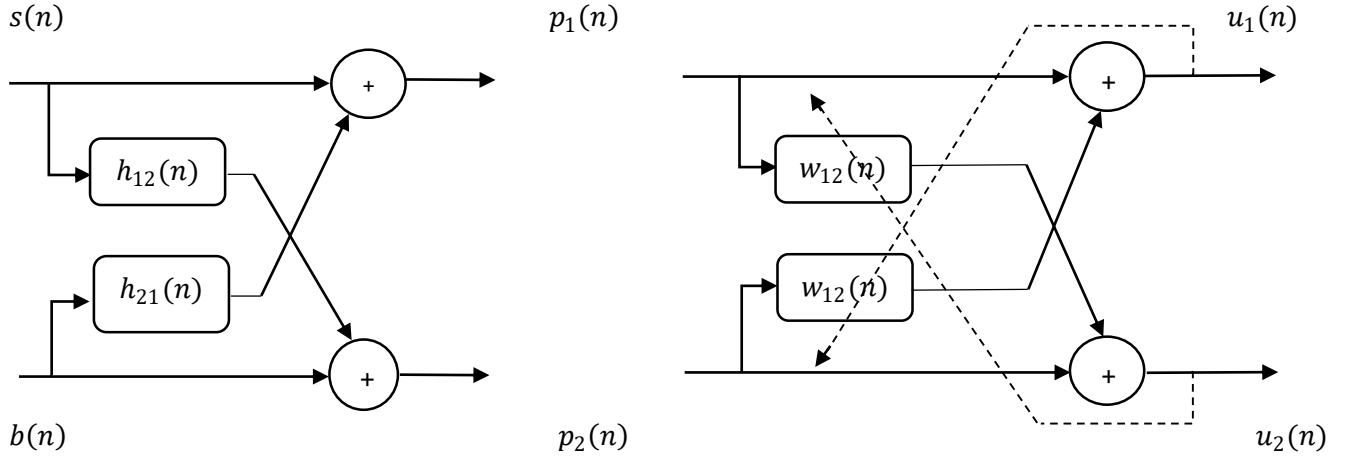


Figure 3.1 Structure de séparation aveugle de source directe.

Dans la structure directe, nous utilisons deux filtres adaptatifs symétriques $w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$ pour identifier respectivement les deux réponses impulsionnelle $h_{12}(n)$ et $h_{21}(n)$.

Les sorties de cette structure $u_1(n)$ et $u_2(n)$ sont données par les équations suivantes :

$$u_1(n) = p_1(n) - p_2(n) * w_{21}(n) \quad (3.1)$$

$$u_2(n) = p_2(n) - p_1(n) * w_{12}(n) \quad (3.2)$$

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

$$u_1(n) = b(n) * [h_{21}(n) - w_{21}(n)] + s(n) * [\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n)] \quad (3.3)$$

$$u_2(n) = s(n) * [h_{12}(n) - w_{12}(n)] + b(n) * [\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n)] \quad (3.4)$$

En appliquant le critère d'optimalisé pour les deux filtres adaptatifs, c'est-à-dire

$w_{12opt}(n) = h_{12}(n)$ et $w_{21opt}(n) = h_{21}(n)$, on obtient :

$$u_1(n) = s(n) * [\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n)] \quad (3.5)$$

$$u_2(n) = b(n) * [\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n)] \quad (3.6)$$

La mise à jour des coefficients des deux filtres adaptatif $w_{21}(n)$ et $w_{12}(n)$ est donné par :

$$w_{12}(n + 1) = w_{12}(n) + \mu_{12} \frac{u_2(n)m_1(n)}{m_1^T(n)m_1(n) + \delta} \quad (3.7)$$

$$w_{21}(n + 1) = w_{21}(n) + \mu_{21} \frac{u_1(n)m_2(n)}{m_2^T(n)m_2(n) + \delta} \quad (3.8)$$

Où

$$\mathbf{m}_1(n) = [p_1(n), p_1(n - 1), \dots, p_1(n - L + 1)]^T \quad (3.9)$$

$$\mathbf{m}_2(n) = [p_2(n), p_2(n - 1), \dots, p_2(n - L + 1)]^T \quad (3.10)$$

3.3 Réduction du bruit par le nouvel algorithme FSADA

a) Principe de base

Le fonctionnement de l'algorithme de décorrélation est basé sur la minimisation de l'énergie d'erreur, ce qu'est équivalent à l'intercorrélation entre le signal estimé $u(n)$ et le signal du mélange $p(n)$.

Dans l'algorithme de décorrélation adaptative symétrique Forward de base (FSAD), Nous supposons que les signaux de sources $s(n)$ et $b(n)$ sont statistiquement indépendants. Cela implique qu'ils sont non corrélés c'est-à-dire : $E[s(n)b(n - 1)] = 0$. La description de l'algorithme FSAD est présentée dans la Figure 3.1.

Dans cette section, nous allons présenter l'algorithme de décorrélation adaptatif symétrique Forward (FSADA en anglais Forward Symmetric Adaptive Decorrelation Algorithm). Cet algorithme est proposé pour la réduction de bruit acoustique et le rehaussement de la parole.

La structure détaillée de l'algorithme proposé est donnée par la Figure suivante :

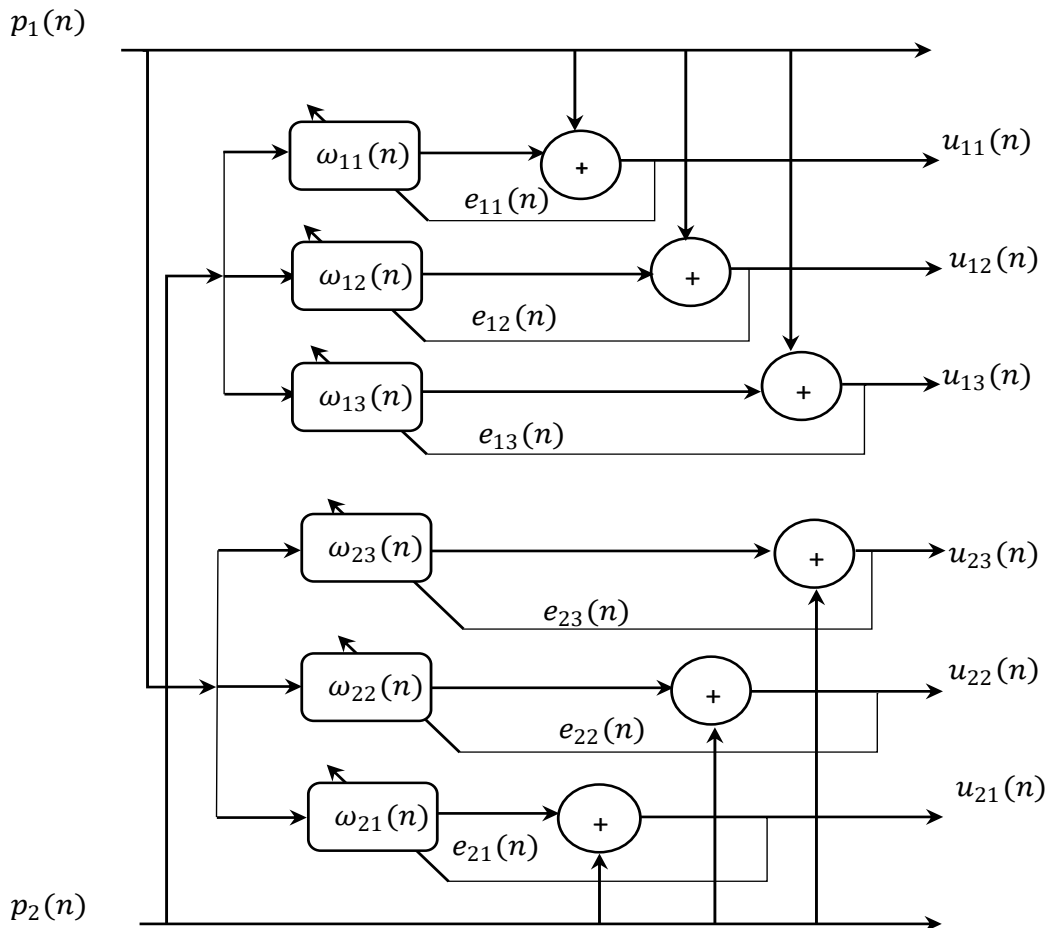


Figure 3.2 Structure du nouvel algorithme FSAD.

où

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

$w(n)$: Les filtres adaptatifs.

$u(n)$: Les signaux de sortie de l'algorithme.

$e(n)$: Les signaux d'erreur.

Dans notre travail nous avons basé, sur la technique de réduction du bruit par l'algorithme FSADA qu'est considéré comme une solution pour réduire le bruit.

b) Principe de fonctionnement

Lors de ce projet, nous proposons d'utiliser plusieurs filtres adaptatifs identiques placés en cascade comme il est présenté dans le schéma précédent (la figure 3.2).

Les signaux de sortie du mélange convolutif $p_1(n)$ et $p_2(n)$ seront les entrées.

- Après l'entrée de $p_2(n)$ dans le filtre adaptatif $w_{11}(n)$ une sortie qui se mélangera avec $p_1(n)$ qui par la suite engendra la production d'une erreur $e_{11}(n)$ et un signal $u_{11}(n)$.
- En ce qui concerne la deuxième ligne qui sera influencée par le filtre adaptatif $w_{11}(n)$ et qui suivra le même processus que celle d'avant, ce qui amènera à la réduction « diminution » de l'erreur, quant à elle permettra à ce que le signal $u_{12}(n)$ soit proche .
- Après une N ème itérations et avec la même procédure, on obtient une erreur $e(n)$ plus réduite et un signal $u(n)$ amélioré.
- Donc à chaque fois on ajoute des filtres en cascade l'erreur de plus en plus se minimise et la sortie devient plus précise à cause de l'influence des filtres précédents.
- Pour le deuxième étage le même principe et mêmes étapes qui se répètent en changeant seulement l'entrée qui devient $p_1(n)$.

Les équations :

Le premier étage est géré par les équations suivantes :

$$u_{11}(n) = p_2(n) - m_1^T(n) * w_{11}(n) \quad (3.11)$$

$$u_{12}(n) = p_2(n) - m_1^T(n) * w_{12}(n) \quad (3.12)$$

$$u_{13}(n) = p_2(n) - m_1^T(n) * w_{13}(n) \quad (3.13)$$

$$\vdots$$

$$u_{1N}(n) = p_2(n) - m_1^T(n) * w_{1N}(n) \quad (3.14)$$

Les mises à jour :

$$w_{11}(n+1) = w_{11}(n) + \mu_1 u_{11}(n) \frac{m_1(n)}{m_1^T(n)m_1(n)+\delta} \quad (3.15)$$

$$w_{12}(n+1) = w_{12}(n) + \mu_1 u_{12}(n) \frac{m_1(n)}{m_1^T(n)m_1(n)+\delta} \quad (3.16)$$

$$w_{13}(n+1) = w_{13}(n) + \mu_1 u_{13}(n) \frac{m_1(n)}{m_1^T(n)m_1(n)+\delta} \quad (3.17)$$

$$\vdots$$

$$w_{1N}(n+1) = w_{1(N-1)}(n+1) + \mu_1 u_{1N}(n) \frac{m_1(n)}{m_1^T(n)m_1(n)+\delta} \quad (3.18)$$

Le deuxième étage est géré par les équations mathématiques comme suit :

$$u_{21}(n) = p_1(n) - m_2^T(n) * w_{21}(n) \quad (3.19)$$

$$u_{22}(n) = p_1(n) - m_2^T(n) * w_{22}(n) \quad (3.20)$$

$$u_{23}(n) = p_1(n) - m_2^T(n) * w_{23}(n) \quad (3.21)$$

$$\vdots$$

$$u_{2N}(n) = p_1(n) - m_2^T(n) * w_{2N}(n) \quad (3.22)$$

Les mises à jour :

$$w_{21}(n+1) = w_{21}(n) + \mu_2 u_{21}(n) \frac{m_2(n)}{m_2^T(n)m_2(n)+\delta} \quad (3.23)$$

$$w_{22}(n) = w_{22}(n) + \mu_2 u_{22}(n) \frac{m_2(n)}{m_2^T(n)m_2(n)+\delta} \quad (3.24)$$

$$w_{23}(n) = w_{23}(n) + \mu_2 u_{23}(n) \frac{m_2(n)}{m_2^T(n)m_2(n)+\delta} \quad (3.25)$$

$$\vdots$$

$$w_{2N}(n) = w_{2N}(n) + \mu_2 u_{2N}(n) \frac{m_2(n)}{m_2^T(n)m_2(n)+\delta} \quad (3.26)$$

Afin de mieux comprendre l'exécution de notre structure proposée et donnée à la figure précédente, nous avons explicité son fonctionnement avec des retards dans la figure donné ci-dessous.

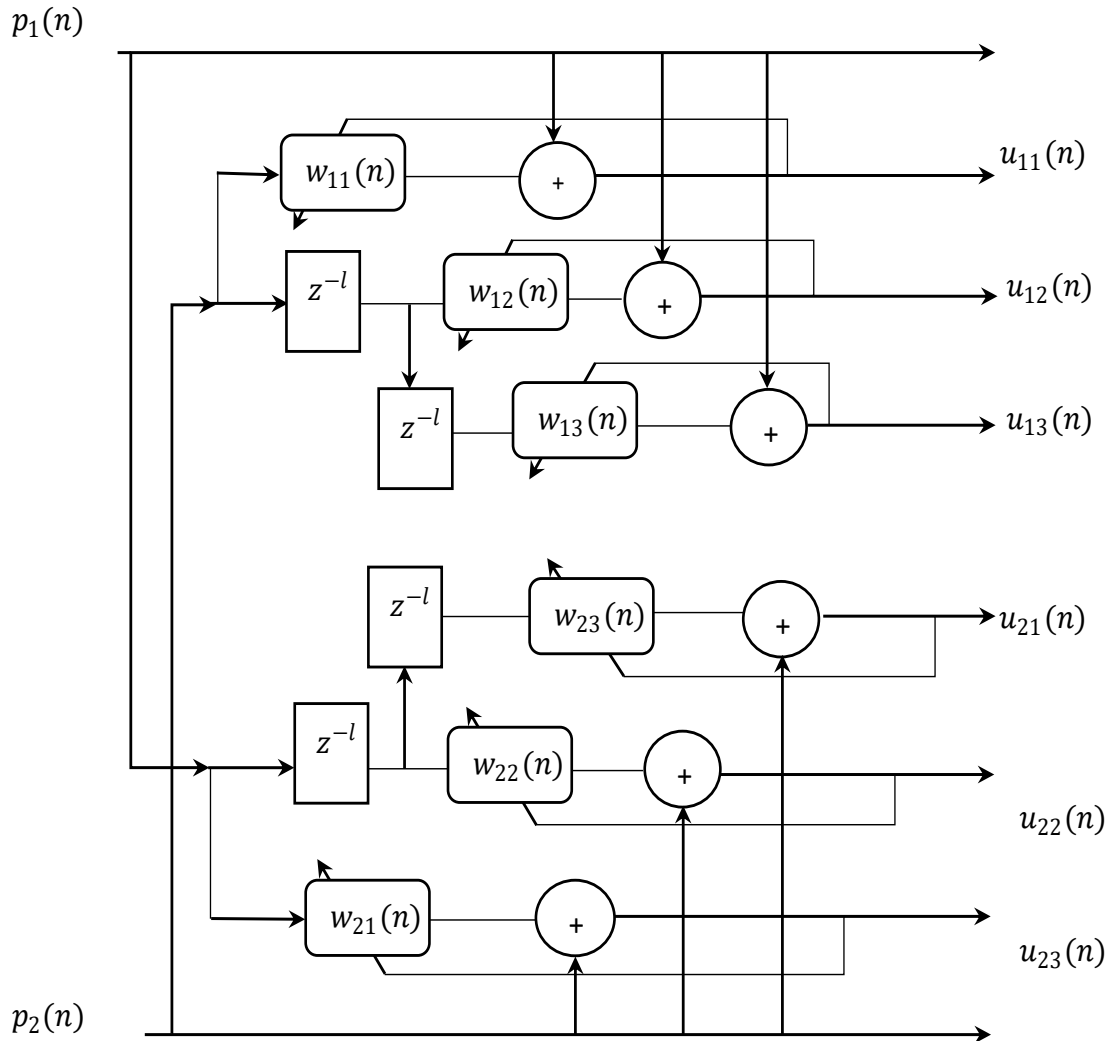


Figure 3.3 Structure du nouvel algorithme FSAD en utilisant des retards.

Dans cette figure explicative de notre nouvelle structure, les équations vont rester les mêmes sauf que les signaux de références seront retardés de L échantillons. Les nouvelles expressions mathématiques de cette nouvelle structure basée sur la figure 3.3 sont données comme suit :

- Le premier étage est géré par les équations suivantes :

$$u_{11}(n) = p_2(n) - p_1(n) * w_{11}(n) \quad (3.27)$$

$$u_{12}(n) = p_2(n - L) - p_1(n - L) * w_{12}(n - L) \quad (3.28)$$

$$u_{13}(n) = p_2(n - 2L) - p_1(n - 2L) * w_{13}(n - 2L) \quad (3.29)$$

- Le deuxième étage est géré à travers les expressions mathématiques suivantes :

$$u_{21}(n) = p_1(n) - p_2(n) * w_{21}(n) \quad (3.30)$$

$$u_{22}(n) = p_1(n - L) - p_2(n - L) * w_{22}(n - L) \quad (3.31)$$

$$u_{23}(n) = p_1(n - 2L) - p_2(n - 2L) * w_{23}(n - 2L) \quad (3.32)$$

Dans le tableau donné ci-dessous, nous résumons le déroulement de l'exécution de ce nouvel algorithme donné par la figure 3.3.

Tableau 3. 3 Résumé des équations du nouvel algorithme présenté dans la figure 3.3.

L : la taille du filtre.

μ : Pas d'adaptation.

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

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

Le premier étage :

$$u_{11}(n) = p_2(n) - p_1(n) * w_{11}(n)$$

$$u_{12}(n) = p_2(n - L) - p_1(n - L) * w_{12}(n - L)$$

$$u_{13}(n) = p_2(n - 2L) - p_1(n - 2L) * w_{13}(n - 2L)$$

Le deuxième étage :

$$u_{21}(n) = p_1(n) - p_2(n) * w_{21}(n)$$

$$u_{22}(n) = p_1(n - L) - p_2(n - L) * w_{22}(n - L)$$

$$u_{23}(n) = p_1(n - 2L) - p_2(n - 2L) * w_{23}(n - 2L)$$

3.4 Conclusion

Au cours de ce chapitre, nous avons présenté la structure de décorrelation symétrique adaptative Forward, comme nous avons proposé un nouvel algorithme FSADA qu'est utilisé pour la réduction du bruit et le rehaussement de la parole, dont nous avons présenté son principe de fonctionnement et sa formulation mathématique.

Le chapitre suivant est dédié pour les résultats de simulation de l'algorithme SAD avec la structure directe et de celui que nous avons proposé afin de faire une comparaison entre eux.

CHAPITRE 04

Chapitre 4 : Résultats de simulation

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons présenter les résultats de la réduction de bruit en utilisant l'algorithme de décorrelation adaptatif symétrique directe.

Nous commencerons par la présentation des différentes sources des signaux (parole et bruit) et les réponses impulsionnelles qui sont utilisés dans les simulations. Puis nous représentons les résultats de simulation de notre algorithme proposé FSADA.

4.2 Présentation des signaux de simulation

4.2.1 Le signal de parole

Le signal de la parole utilisé dans ce travail est un signal d'environ 4 secondes et de fréquence d'échantillonnage de 8 KHz, prononcé par un locuteur masculin « Un loup s'est jeté immédiatement sur la petite chèvre ».

La figure 4.1 illustre le signal de la parole avec son spectrogramme.

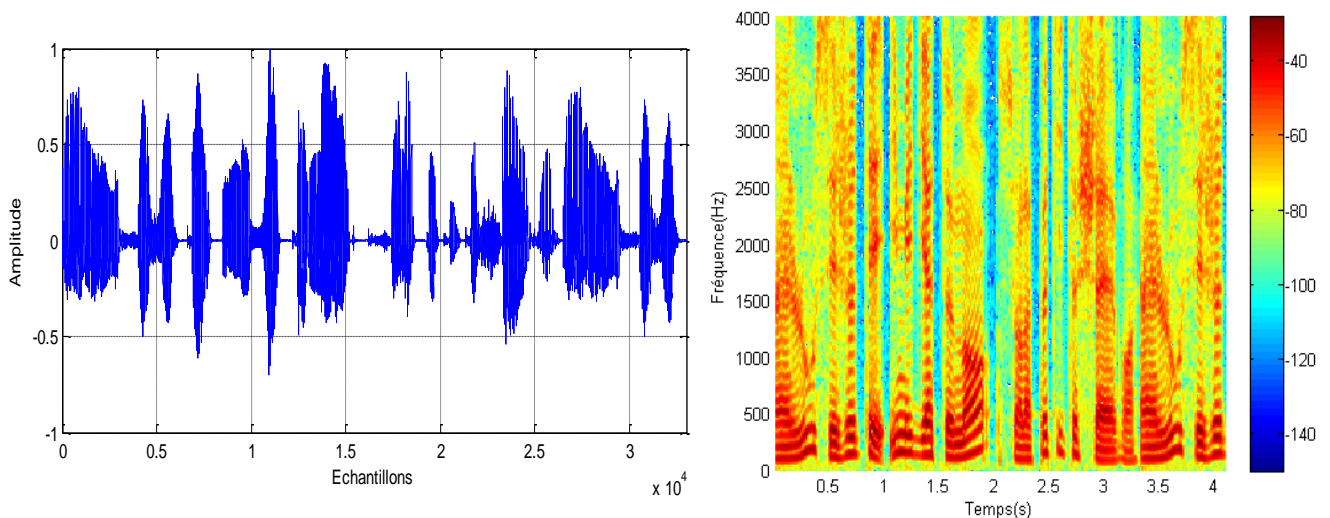


Figure 4.1 Signal de la parole avec son spectrogramme.

4.2.2 Signal du bruit

En ce qui concerne le bruit, nous avons utilisé deux types de bruit pour évaluer les performances de notre algorithme.

- Cas d'un bruit blanc

La figure 4.2 représente le signal bruit blanc avec son spectrogramme.

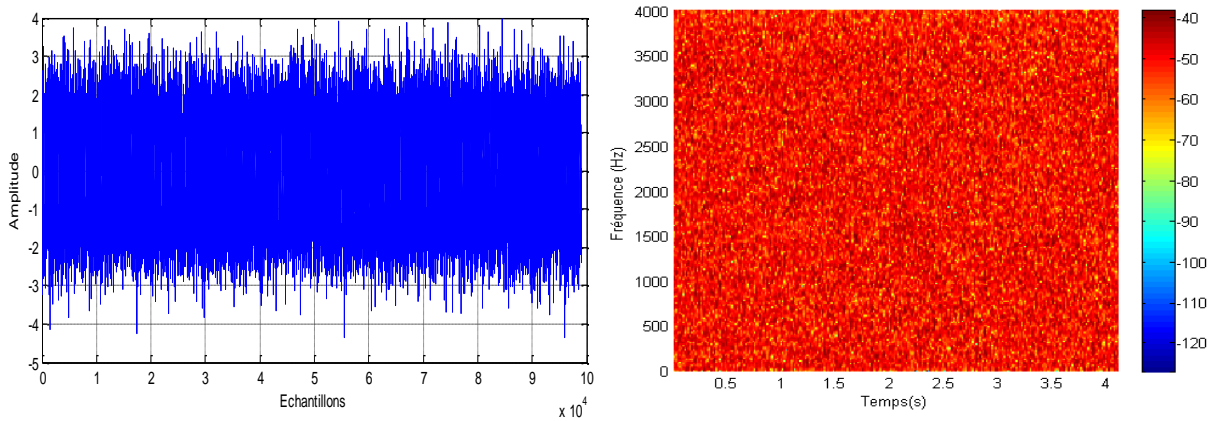


Figure 4.2 Signal du bruit blanc avec son spectrogramme.

- Cas d'un bruit USASI

Le bruit USASI (United State of American Standard Institute) est un bruit stationnaire (dont les échantillons sont des variables aléatoires corrélées) avec un spectre similaire au spectre moyen de la parole. Ce bruit est souvent utilisé comme un signal de test dans les applications acoustiques en raison de sa densité spectrale de puissance dans l'allure est relativement proche de celle du bruit réellement observé dans les véhicules [6].

La figure 4.3 représente le bruit USASI avec son spectrogramme.

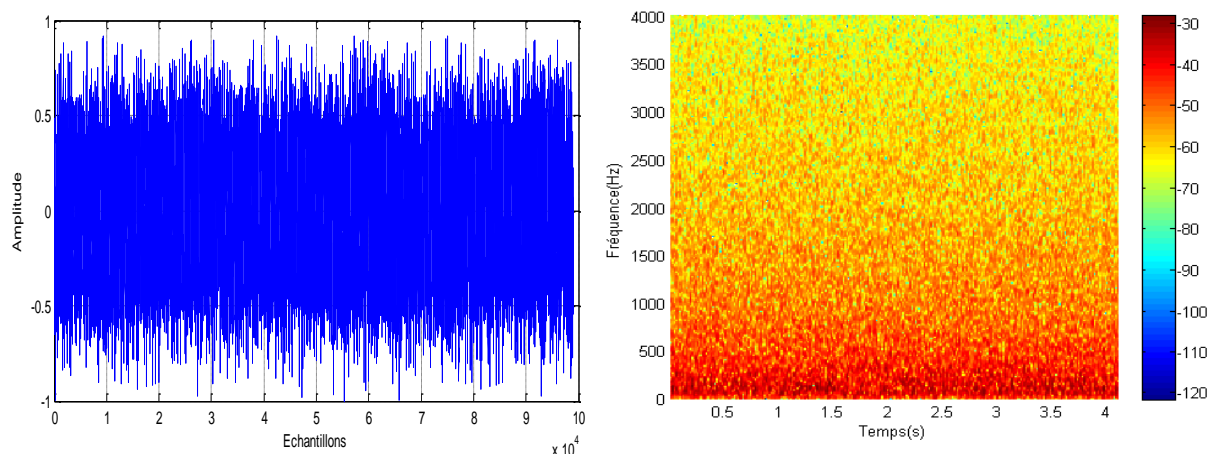


Figure 4.3 Signal du bruit USASI avec son spectrogramme.

4.2.3 Les réponses impulsionnelles

Les deux figures (4.4 et 4.5) représentent un exemple des réponses impulsionnelles $h_1(n)$ et $h_2(n)$ respectivement. Ces deux réponses sont générées par une fonction exponentielle avec une taille de $L = 128$ échantillons.

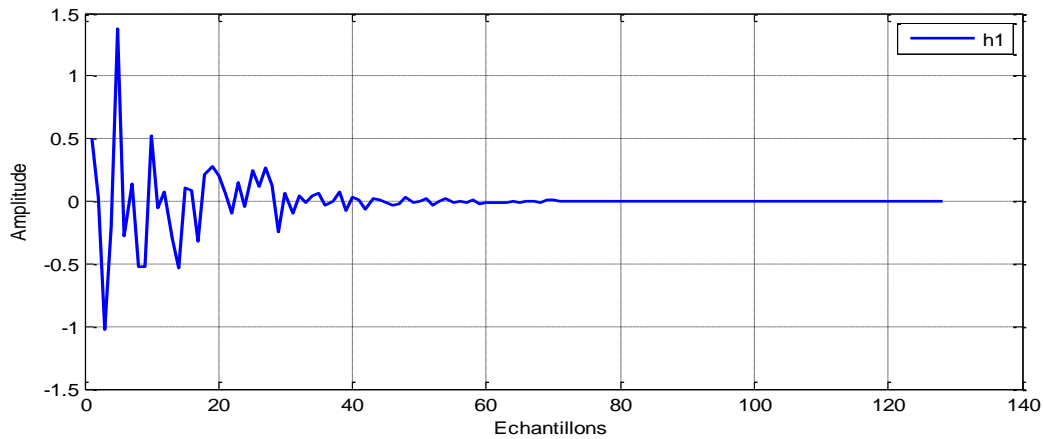


Figure 4.4 Exemple d'une réponse impulsionnelle simulée $h_1(n)$.

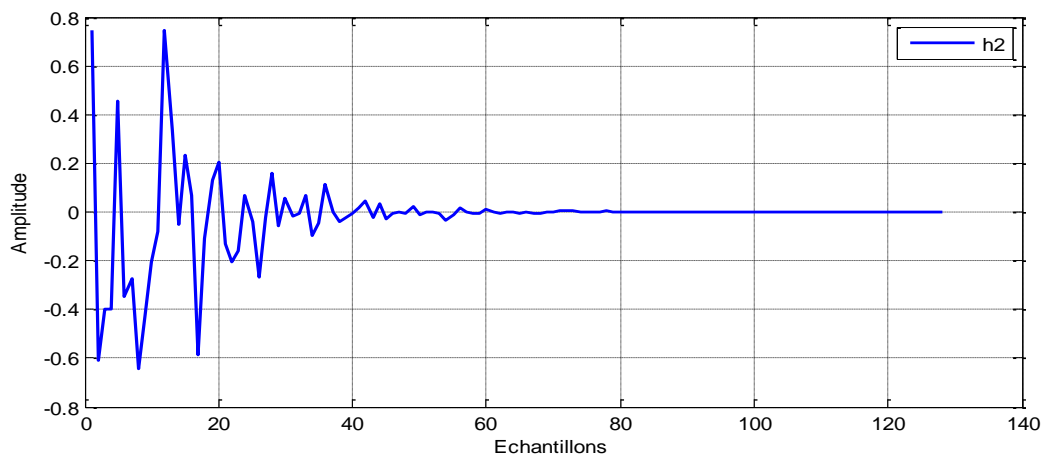


Figure 4.5 Exemple d'une réponse impulsionnelle simulée $h_2(n)$.

4.2.4 Signaux de mélange

Nous présentons dans cette partie les signaux de sortie de la structure de mélange convolutif. Les signaux source sont la parole et le bruit. Les deux figures (4.6 et 4.7) représentent les deux signaux de mélange $m_1(n)$ et $m_2(n)$ avec un $RSB = 3dB$ et une longueur du filtre $L = 128$

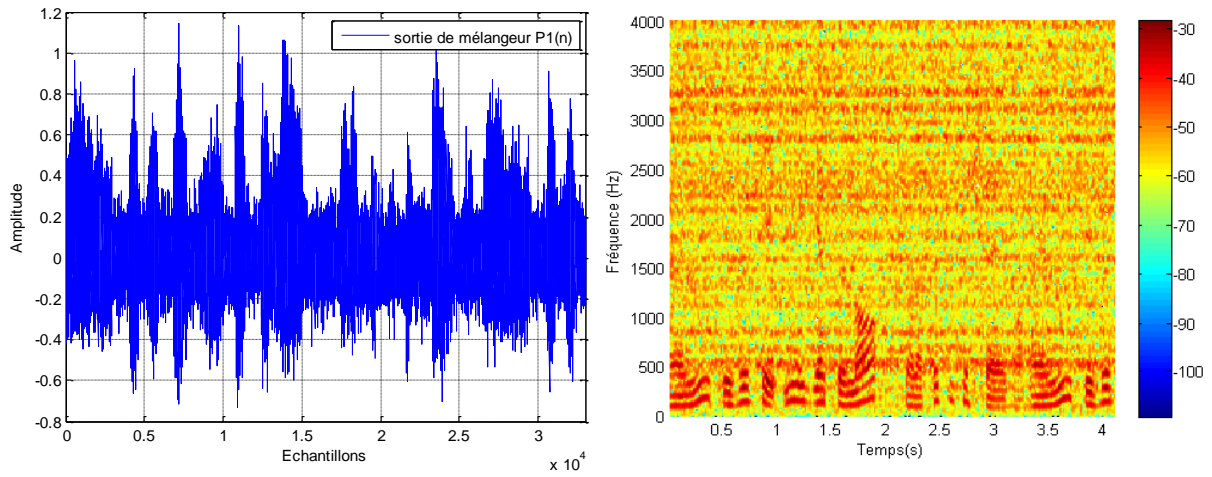


Figure 4.6 Signal de mélange $p_1(n)$ avec son spectrogramme.

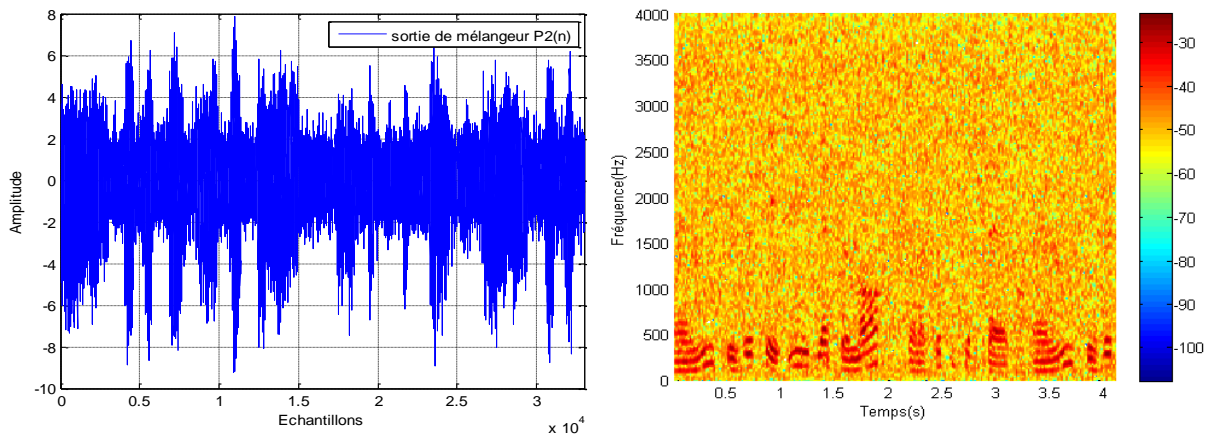


Figure 4.7 Signal de mélange $p_2(n)$ et son spectrogramme.

La figure 4.8 représente une comparaison entre le signal de mélange $p_1(n)$ qui est un signal bruité et le signal parole original $s(n)$.

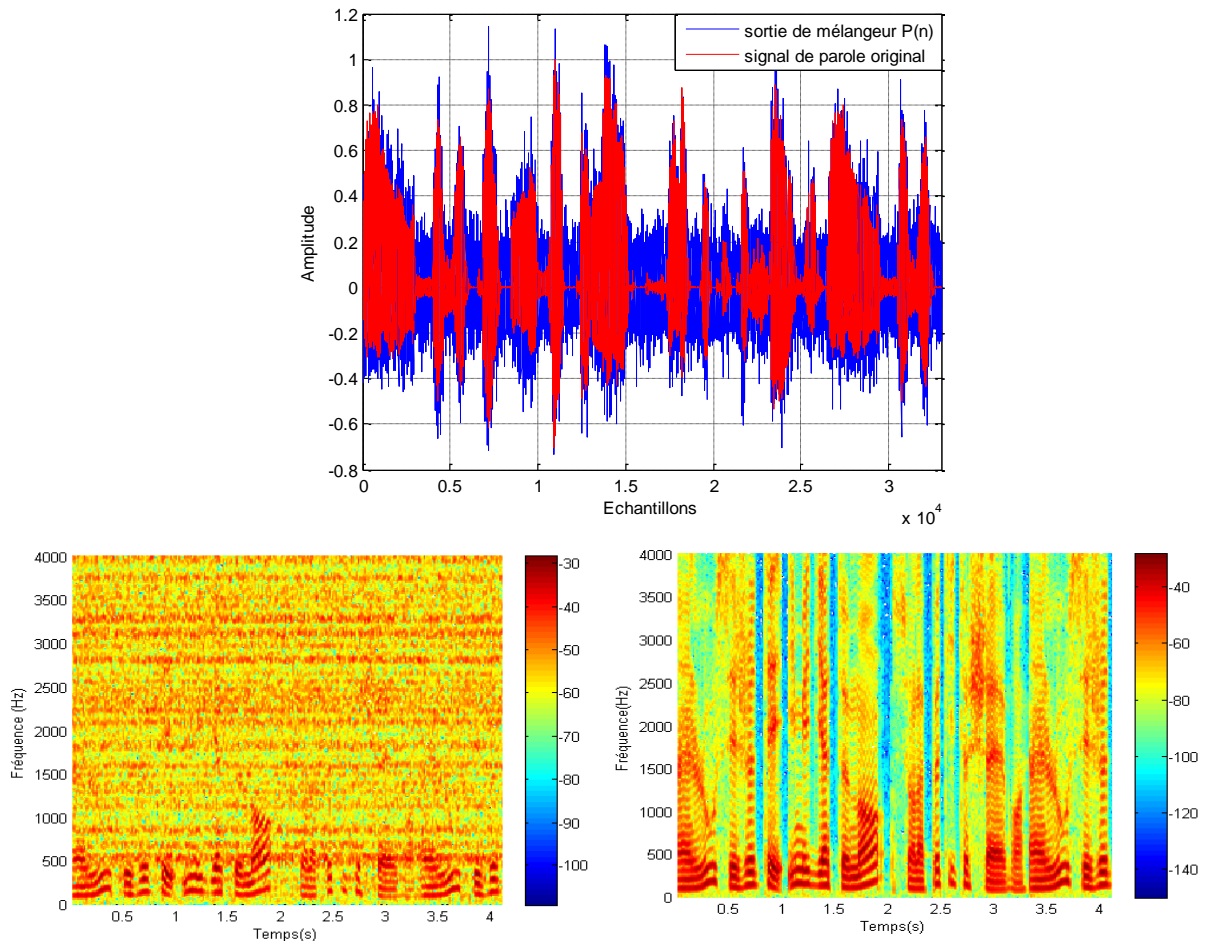


Figure 4.8 Comparaison entre le signal de mélange $p_1(n)$ et le signal de la parole original et leurs spectrogrammes respectivement.

4.2.5 Détection d'activité vocale

La fonction du DAV (Détection d'Activité Vocale) est un mécanisme de détection d'activité vocale manuel utilisée pour contrôler l'adaptation des filtres adaptatifs, elle permet de distinguer entre le bruit en présence de la parole et le bruit sans la parole. La figure 4.9 présente un exemple de DAV sur le signal de parole original.

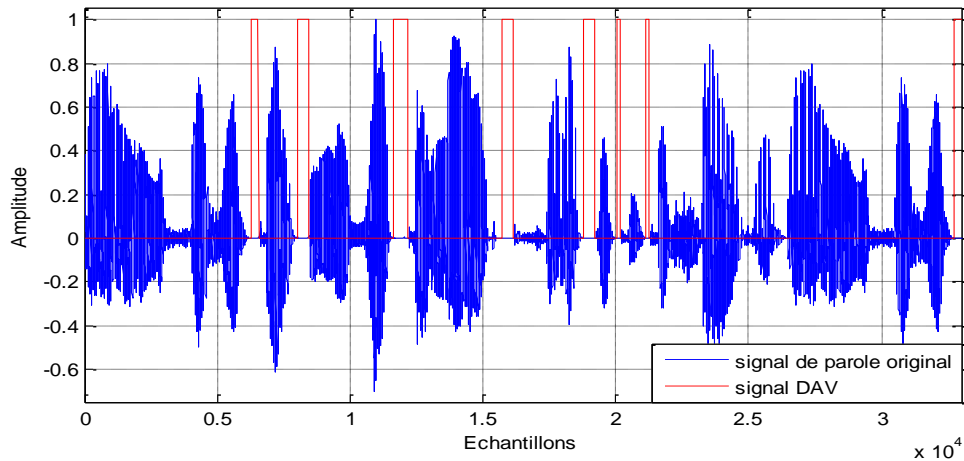


Figure 4.9 Signal de parole avec sa DAV.

4.3 Performance de l’algorithme proposé

Dans cette partie, nous allons présenter les résultats de simulation de l’algorithme proposé, ou nous nous intéressons uniquement à la voie restituant le signal de parole utile.

- **Le signal de parole en sortie de traitement**

La figure 4.10 représente le signal de parole rehaussé $u_1(n)$ et son spectrogramme, en sortie du traitement de l’algorithme proposé.

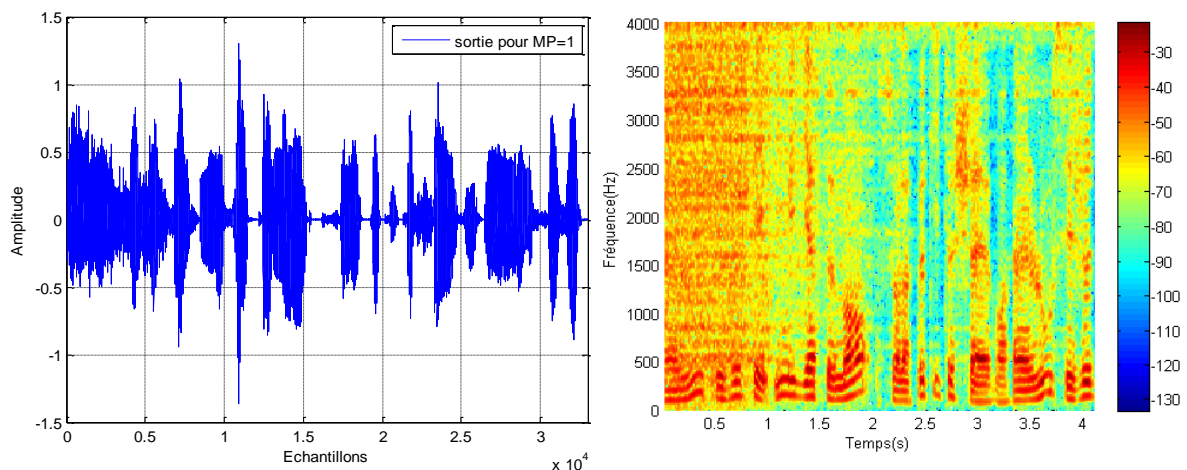


Figure 4.10 La sortie de l’algorithme proposé $u_1(n)$ et son spectrogramme.

A partir de la figure 4.10, nous remarquons que le signal de parole en sortie du traitement est pratiquement nettoyé du bruit, ainsi nous observons que le signal est plus proche du signal de parole original. Cela montre bien que l'algorithme proposé a réussi à atténuer le bruit sans que le signal de parole soit distordu.

- **Comparaison entre la sortie de l'algorithme proposé et le signal de parole original**

Une comparaison entre le signal $u_1(n)$ qui est la sortie de l'algorithme proposé et le signal de parole original présentée dans la figure 4.11 suivante.

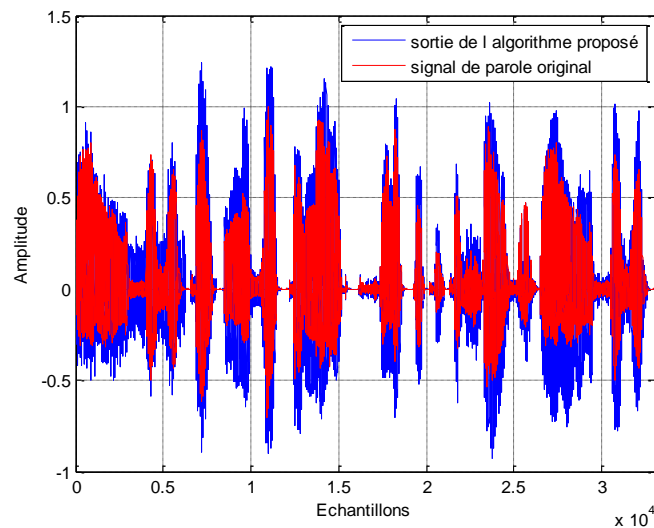


Figure 4.11 Comparaison entre le signal de sortie de l'algorithme proposé et le signal de parole original.

Après l'analyse des figures 4.10 et 4.11, nous observons que le signal de sortie est bien débruité et très proche du signal de parole original.

- **Signal d'erreur**

Le signal d'erreur et son spectrogramme en sortie du traitement de l'algorithme proposé sont représentés à la figure 4.12.

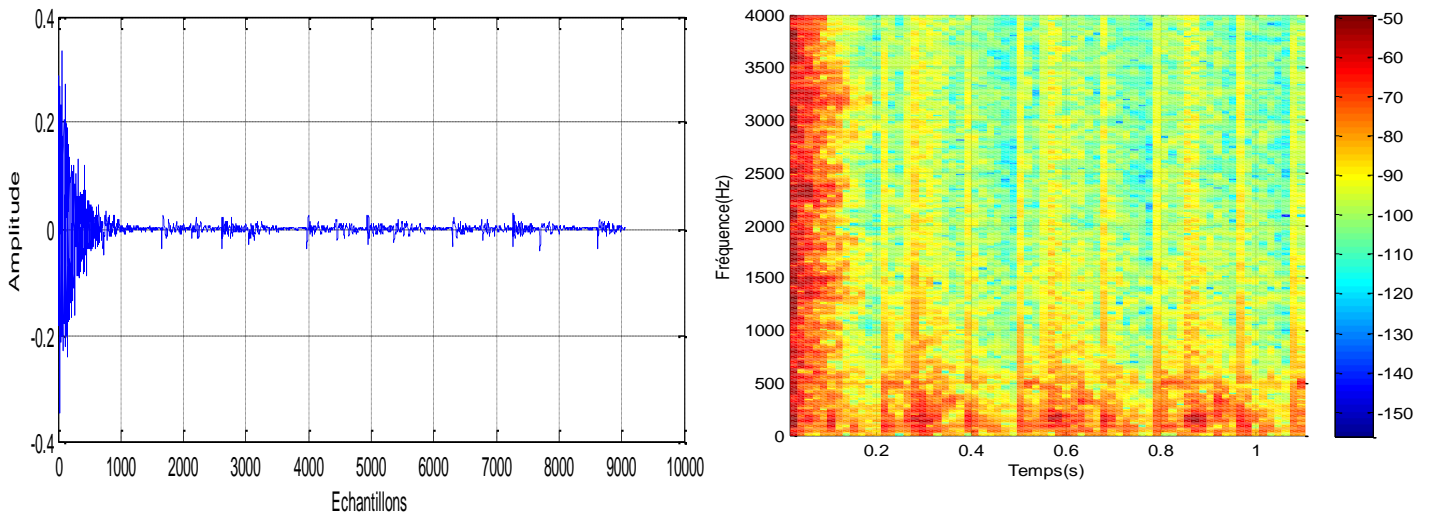


Figure 4.12 Signal d'erreur et son spectrogramme.

D'après la figure 4.12, nous remarquons que l'erreur a été réduite grâce à l'efficacité de l'algorithme proposé.

Dans la figure 4.13, nous présentons l'évaluation du signal d'erreur en sortie du traitement de l'algorithme proposé pour quatre cas de la technique multi-pas (pour $MP = 1, 2, 3, 4$ itérations multi-pas).

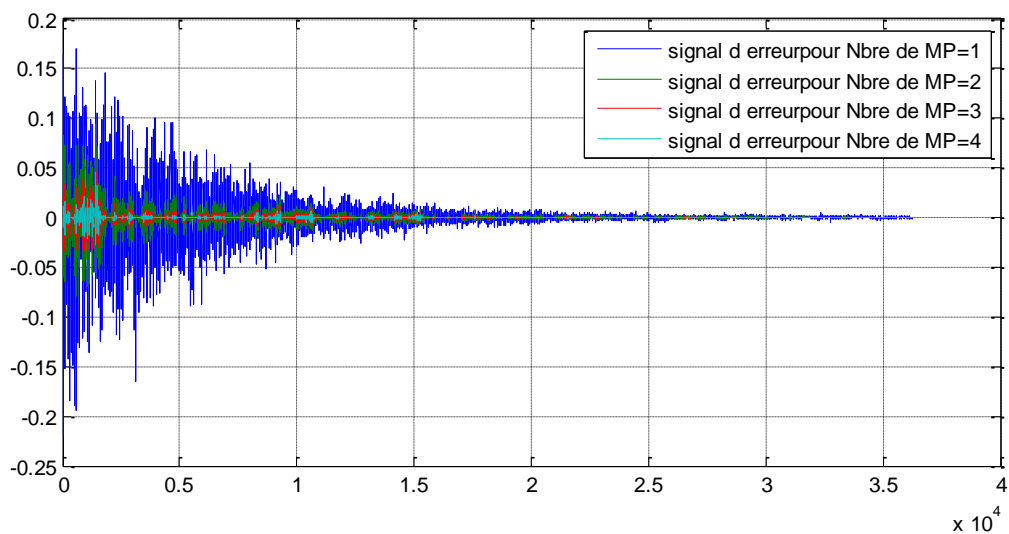


Figure 4.13 Evaluation de l'erreur de filtrage pour les quatre cas multi-pas.

D'après la figure 4.13, nous remarquons qu'à chaque fois nous augmentons le nombre de cas du multi-pas, l'erreur diminue ce qui confirme l'efficacité de l'algorithme proposé.

La sortie de filtrage adaptatif $u(n)$ pour n varie entre [1 :10]

Dans cette étape nous changeons et nous augmentons à chaque fois le nombre d'itération en prenant de 1 jusqu'à 10 itérations pour mieux voir le fonctionnement de du signal de parole original.

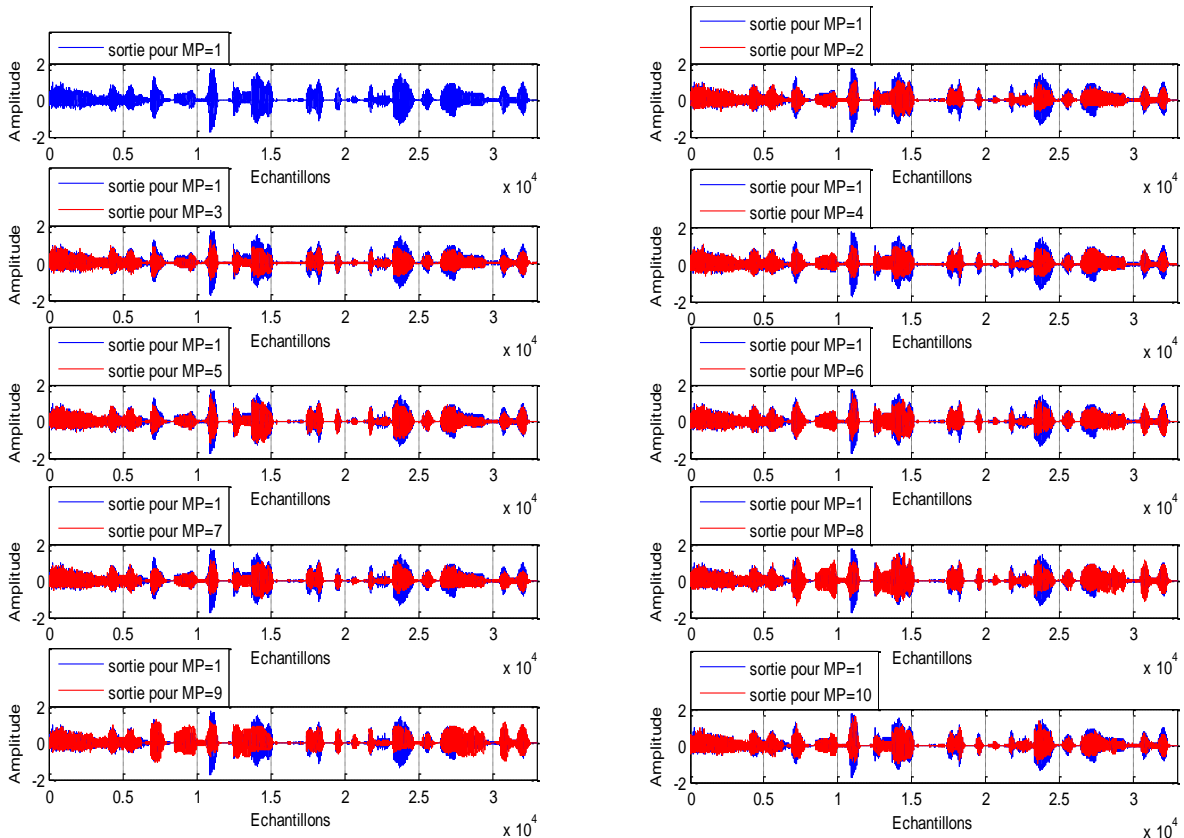


Figure 4.14 Signal en sortie de traitement de l'algorithme proposé comparé avec le signal de parole original pour les cas multi-pas suivants. De gauche à droite : MP= 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9.

A partir de cette figure, nous observons qu'à chaque fois nous augmentons le nombre de cas multi-pas, la sortie devient plus précise et très proche du signal de parole original et l'erreur observée pendant les périodes d'inactivité vocale se minimise de plus en plus. Cela montre bien que l'algorithme proposé a réussi à atténuer le bruit sans pour autant distordre le signal de parole traité.

4.4 Critères d'évaluation utilisés en simulation

Pour valider les performances de l'algorithme proposé pour la réduction du bruit et le rehaussement de la parole, nous avons évalué certains critères de mesure de performances, ou nous avons réalisé plusieurs expériences en utilisant le bruit blanc et le bruit USASI à l'entrée du mélange convolutif. Les critères utilisés sont :

4.4.1. Critère du MSE segmenté

Le critère de l'erreur quadratique moyenne segmentée (SegMSE) est donné par :

$$segMSE(dB) = (20 \log_{10} \sum_{k=0}^{L-1} |e_1(k)|) DAV(k) \quad (4.1)$$

Où L est la longueur de trame de la sortie $e_1(n)$.

La présence du détecteur d'activité vocale DAV dans l'équation (4.1) montre que le critère de SegMSE est estimé que dans les périodes d'inactivités vocales.

Dans cette simulation, nous avons étudié l'influence du RSB d'entrée et la taille du filtre de cet algorithme sur les performances de l'algorithme proposé. Les résultats de cette simulation sont obtenus en sélectionnant plusieurs tailles et nous avons varié la valeur du RSB d'entrée, en prenant trois valeurs du 0 dB, 3 dB, et -3 dB.

1. Effet de la taille de filtre

La figures 4.14 représente les résultats obtenus de l'évaluation du critère SegMSE du nouvel algorithme avec un nombre de cas multi-pas (itérations)=4 ce qui permet de voir les améliorations de notre algorithme lorsque nous augmentons le nombre de pas et lorsque nous changeons la longueur L .

- Cas d'un bruit blanc

La figure 4.15 représente les résultats obtenus de l'évaluation du critère SegMSE de l'algorithme proposé avec un nombre de cas de multi-pas différent, en utilisant un bruit blanc à l'entrée du système.

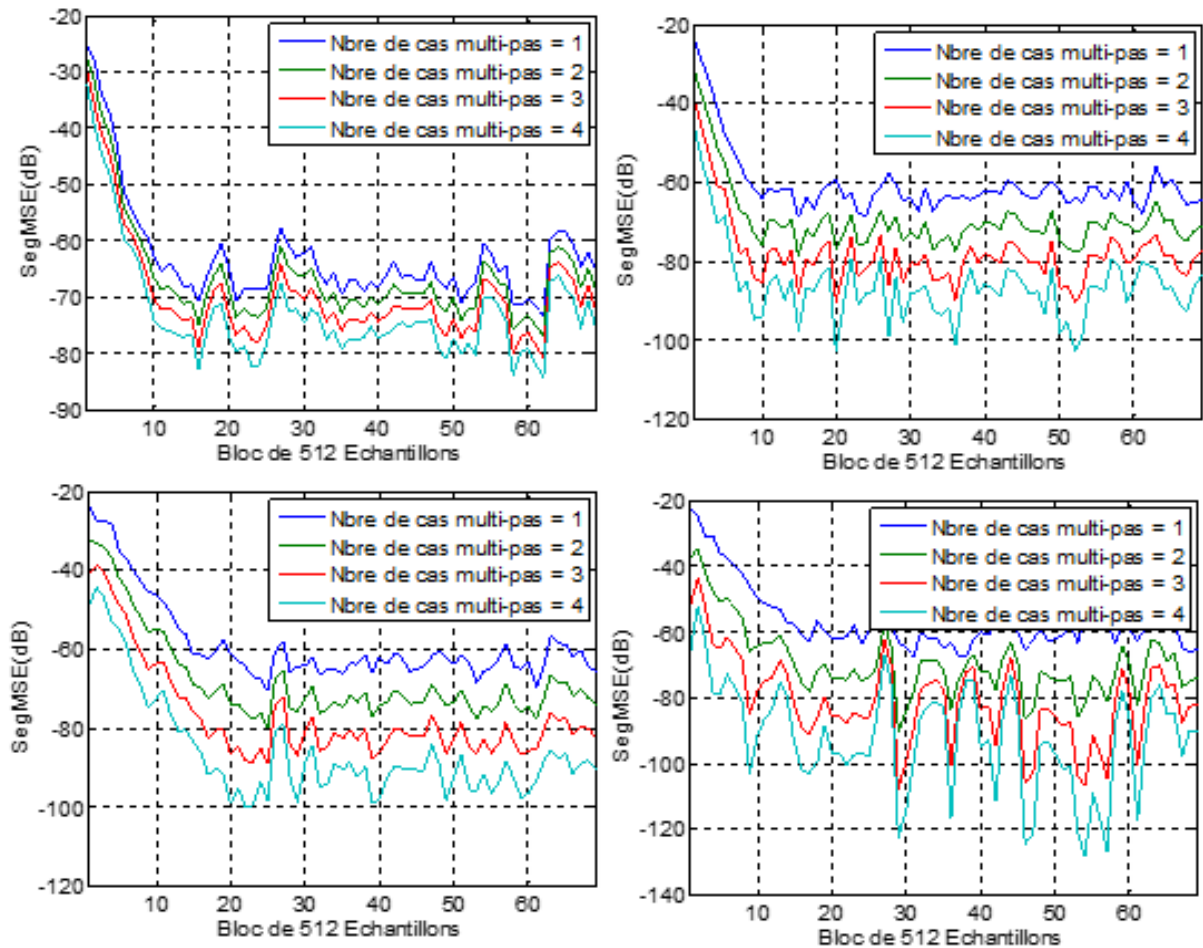


Figure 4.15. Evaluation du critère de l'erreur Quadratique Moyenne (EQM) en utilisant un bruit blanc. [En haut : $L = 64$; $\mu_1 = 0.005$ et 0.01] de gauche à droite. [En bas ; $L = 128$; $\mu_1 = 0.005$ et 0.01] de gauche à droite.

- Cas d'un bruit USASI

La figure 4.16 représente les résultats obtenus de l'évaluation du critère SegMSE de l'algorithme proposé avec un nombre de cas de multi-pas différent, en utilisant le bruit USASI à l'entrée du système.

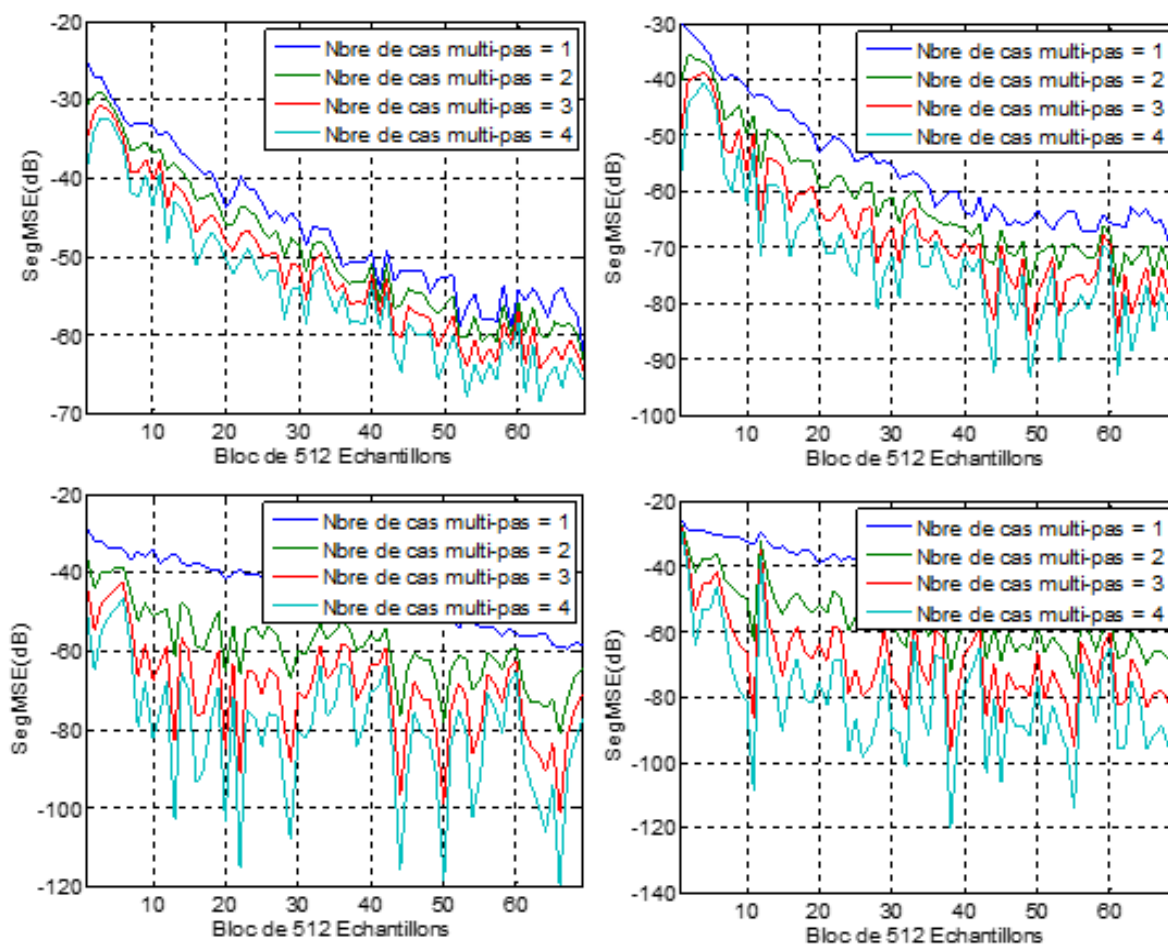


Figure 4.16. Evaluation du critère de l'erreur Quadratique Moyenne (EQM) en utilisant un bruit USASI. [En haut ; $L = 64$; $\mu_1 = 0.05$ et 0.09] de gauche à droite. [En bas ; $L = 128$; $\mu_1 = 0.07$ et 0.09] de gauche à droite.

D'après les résultats obtenus dans les figures précédentes, nous remarquons que la valeur de SegMSE (l'erreur quadratique moyenne) diminue à chaque fois nous augmentons le pas et avec tous les types du bruit ainsi que la convergence devient de plus en plus rapide (en terme de vitesse). et en ce qui concerne la taille nous remarquons que la qualité devient de plus en plus mieux lorsque nous augmentons la taille du filtre.

2. Effet de SNR

Dans cette partie nous allons modifier la valeur du SNR pour les deux types du bruit.

- Cas d'un bruit blanc

Dans la figure 4.17 nous avons utilisé les mêmes paramètres $L=128$ et $\mu_1=0.005$ sauf le rapport signal sur bruit d'entrée qui a été changé en utilisant un bruit blanc à l'entrée du système.

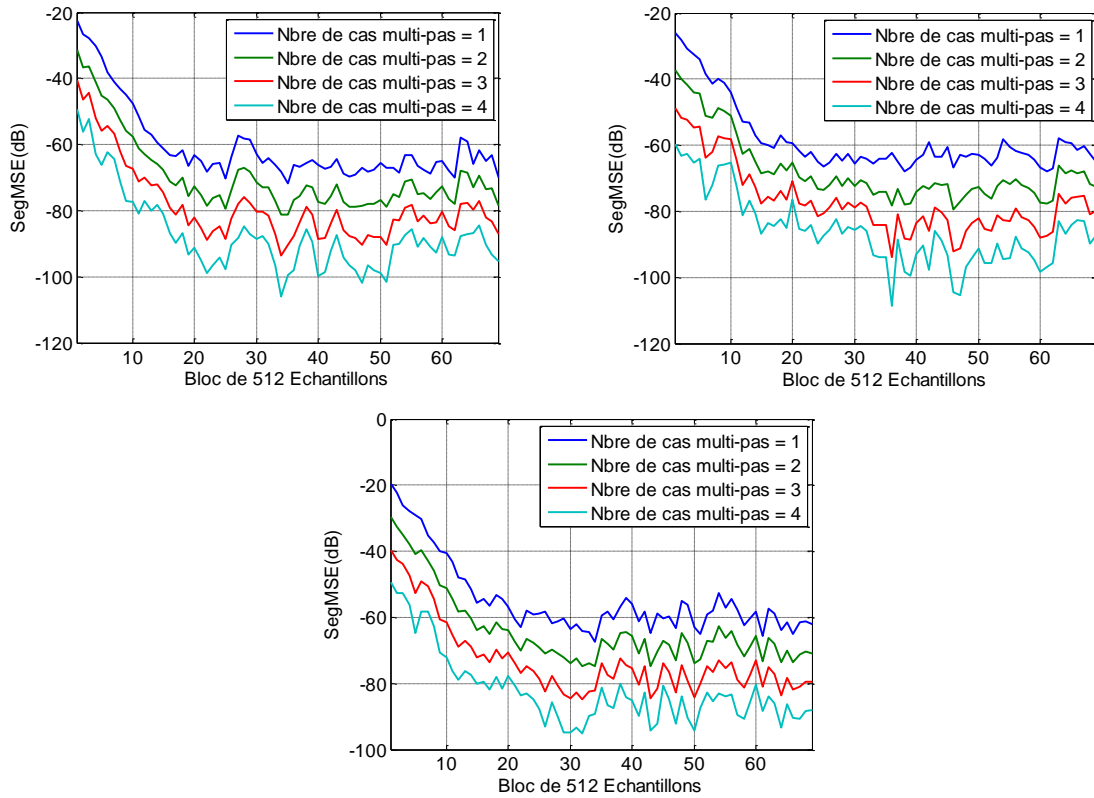


Figure 4.17. Evaluation du critère de l'erreur Quadratique Moyenne (EQM) pour un bloc de 512 échantillons et pour 4 multi-pas et un RSB d'entrée=0 ; 3 ; -3 dB de gauche à droite et bas.

- Cas d'un bruit USASI

Dans la figure 4.17 nous avons utilisé les mêmes paramètres $L = 128$ et $\mu_1 = 0.09$ sauf le rapport signal sur bruit d'entrée qui a été changé en utilisant le bruit USASI.

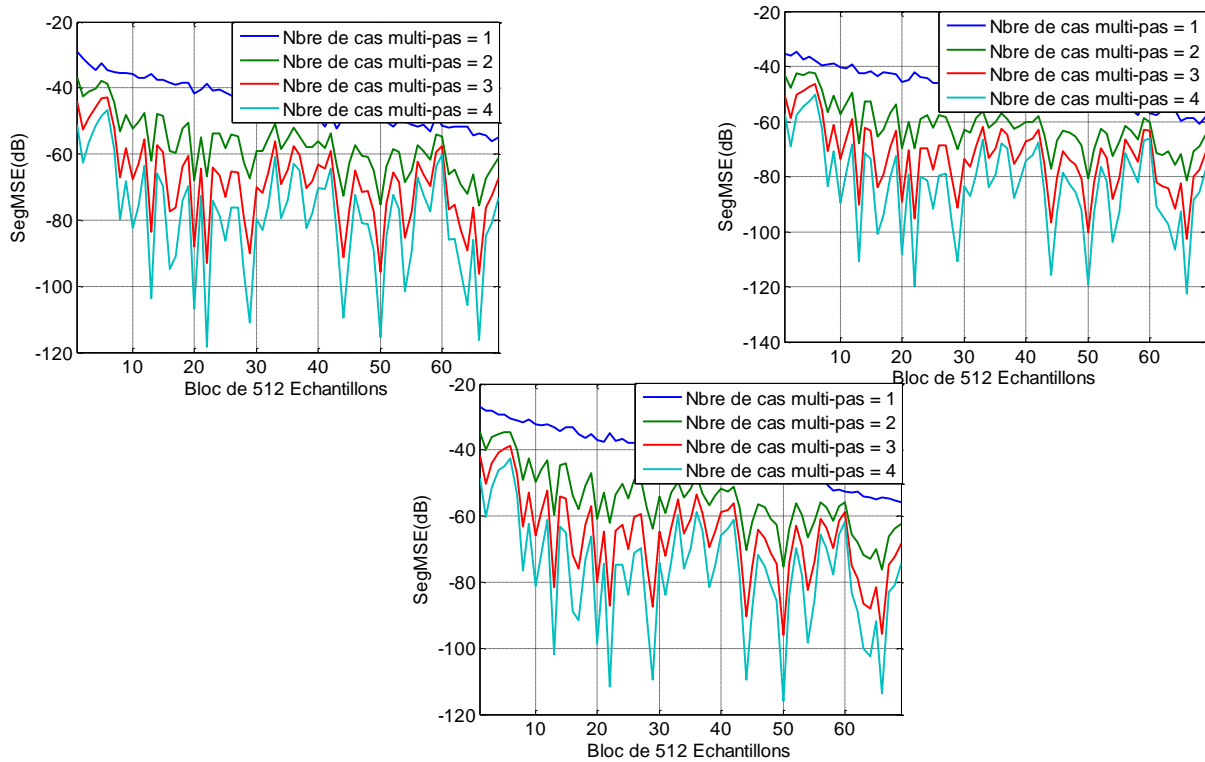


Figure 4.18. Evaluation du critère de l'erreur Quadratique Moyenne (EQM) pour un bloc de 512 échantillons et pour 4 multi-pas et un RSB d'entrée=0 ; 3 ; -3 dB] de gauche à droite et bas.

A partir des figures 4.17 et 4.18 nous remarquons que quel que soit le RSB d'entrée nous avons une bonne maîtrise du système (algorithme proposé)

4.4.2. Le critère du SNR segmenté (SegSNR)

Le SegSNR (Segmental Signal to Noise Ratio) est le critère objectif de qualité d'un signal traité dans le domaine temporel.

Le SegSNR est estimé par la relation suivante :

$$SegSNR(dB) = 10 \log_{10} \frac{\sum_{n=0}^{Q-1} |s(n)|^2}{\sum_{n=0}^{Q-1} |s(n) - v_1(n)|^2} DAV_K \quad (4.2)$$

Où $s(n)$ est le signal de parole original et $e_1(n)$ est le signal de parole estimé.

Q est la longueur de la trame (nombre d'échantillons). L'utilisation de DAV permet d'estimer les valeurs de SegSNR seulement dans les périodes où il y a la parole [24].

1. Effet de la taille de filtre

- Cas du bruit blanc

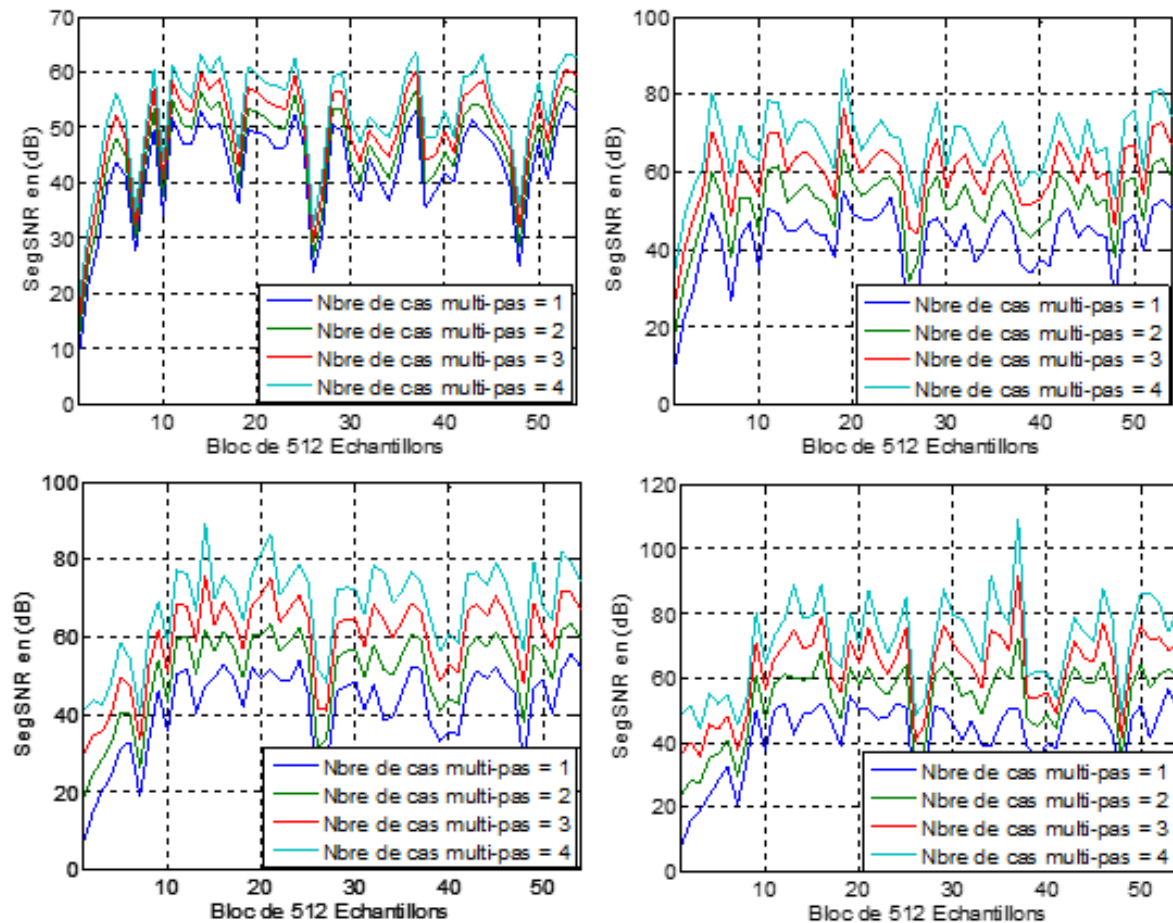


Figure 4.19. Evaluation du critère du SNR segmenté (SegSNR) en utilisant un bruit blanc. [En haut ; $L = 64$; $\mu_1 = 0.005$ et 0.01] de gauche à droite. [En bas ; $L = 128$; $\mu_1 = 0.005$ et 0.01] de gauche à droite et un SNR d'entrée = $0dB$.

- Cas d'un bruit USASI

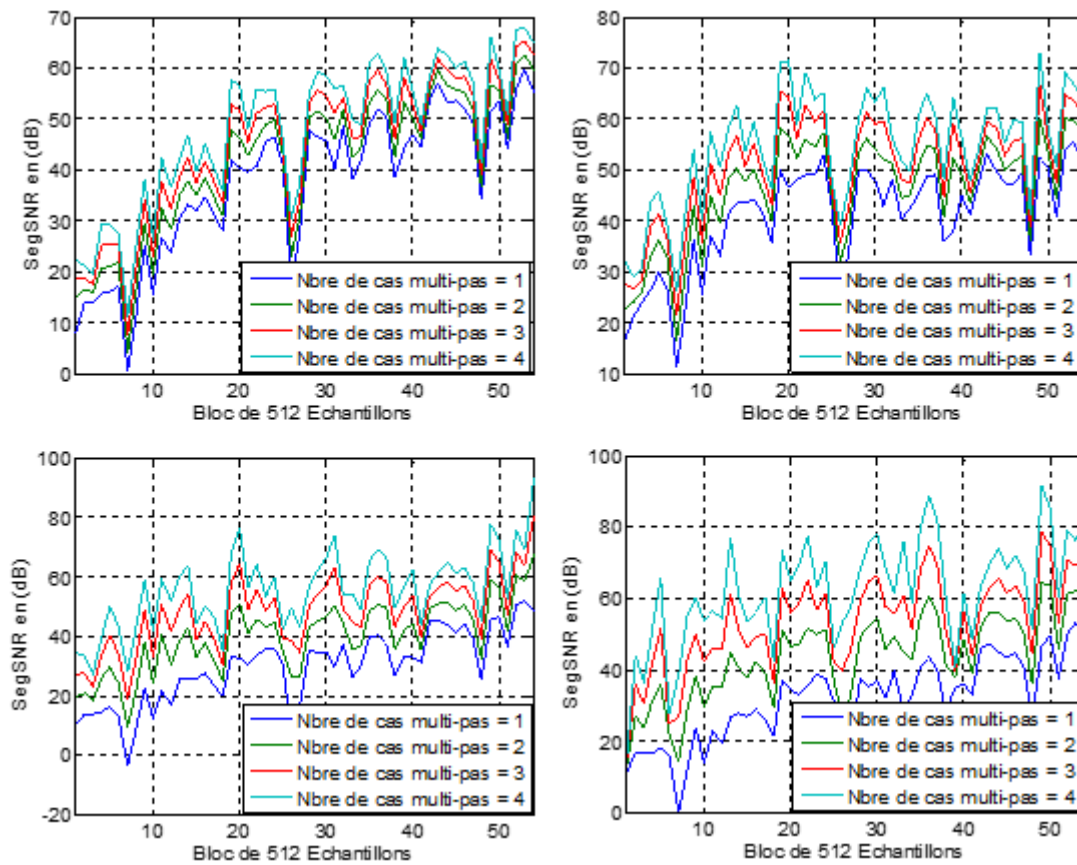


Figure 4.20. Evaluation du critère du SNR segmenté (SegSNR) en utilisant un bruit blanc. [En haut ; $L = 64$; $\mu_1 = 0.07$ et 0.09] de gauche à droite. [En bas ; $\mu_1 = 0.07$ et 0.09] de gauche à droite et un SNR d'entrée = $0dB$.

D'après les résultats obtenus dans les figures précédentes, nous remarquons que la valeur de SegSNR en sortie du traitement de l'algorithme proposé et avec un nombre de cas multi-pas (étage) égale à 4 est plus élevée de celle de 3, 2 ou 1. Donc à chaque fois nous augmentons le nombre de pas le SNR Segmenté devient élevé. Cette différence remarquable dans le cas d'utilisation du bruit blanc ou USASI est due à l'efficacité de l'algorithme proposé.

2. Effet de SNR

Dans cette partie nous allons voir les évaluations du rapport signal sur bruit pour les deux types de bruit utilisés à l'entrée du système.

- Cas d'un bruit blanc

Dans la figure 4.21 nous avons utilisé les mêmes paramètres $L=128$ et $\mu_1=0.005$ sauf le rapport signal sur bruit d'entrée qui a été changé en utilisant un bruit blanc à l'entrée du système.

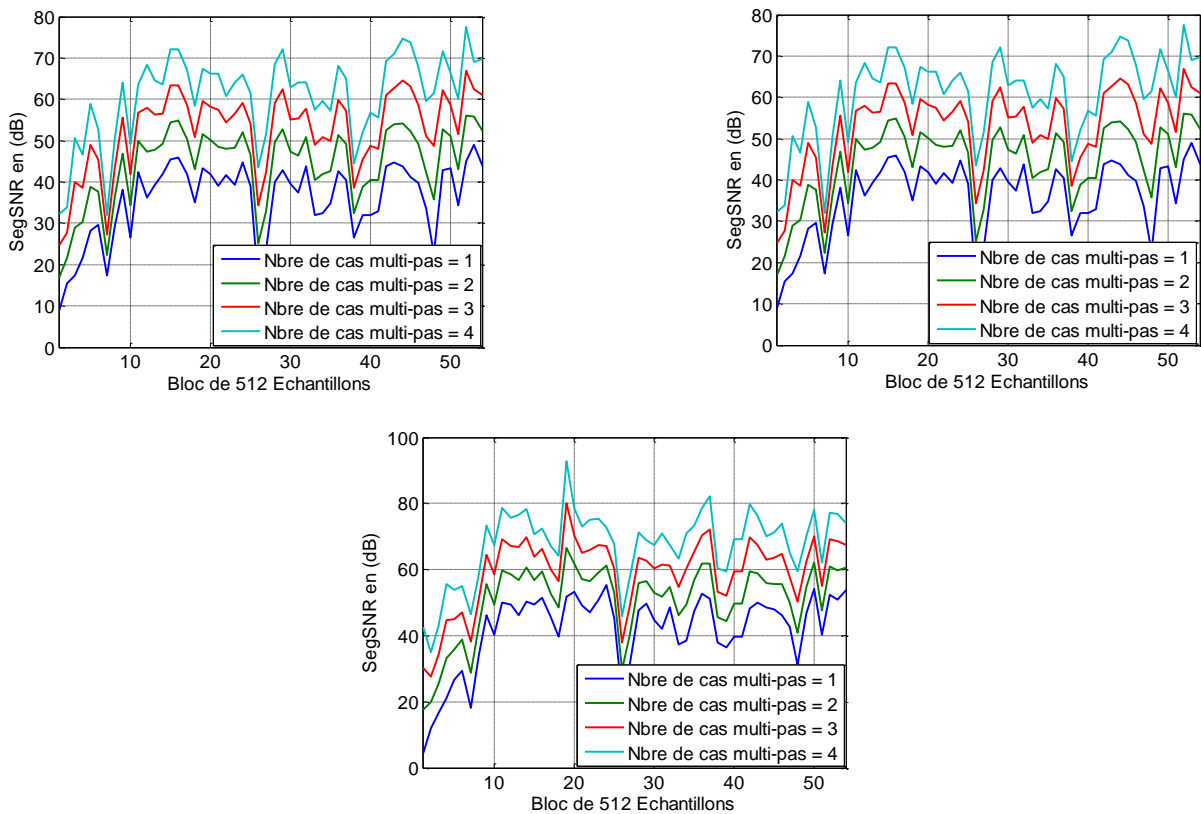


Figure 4.21 Evaluation du critère de SNR Segmenté (SegSNR) pour un bloc de 512 échantillons et pour 4 cas multi-pas et un SNR d'entrée=0 ; 3 ; -3dB] de gauche à droite et bas.

- Cas d'un bruit USASI

Dans la figure 4.22 nous avons utilisé les mêmes paramètres $L=128$ et $\mu_1=0.09$ sauf le rapport signal sur bruit d'entrée qui a été changé en utilisant le bruit USASI.

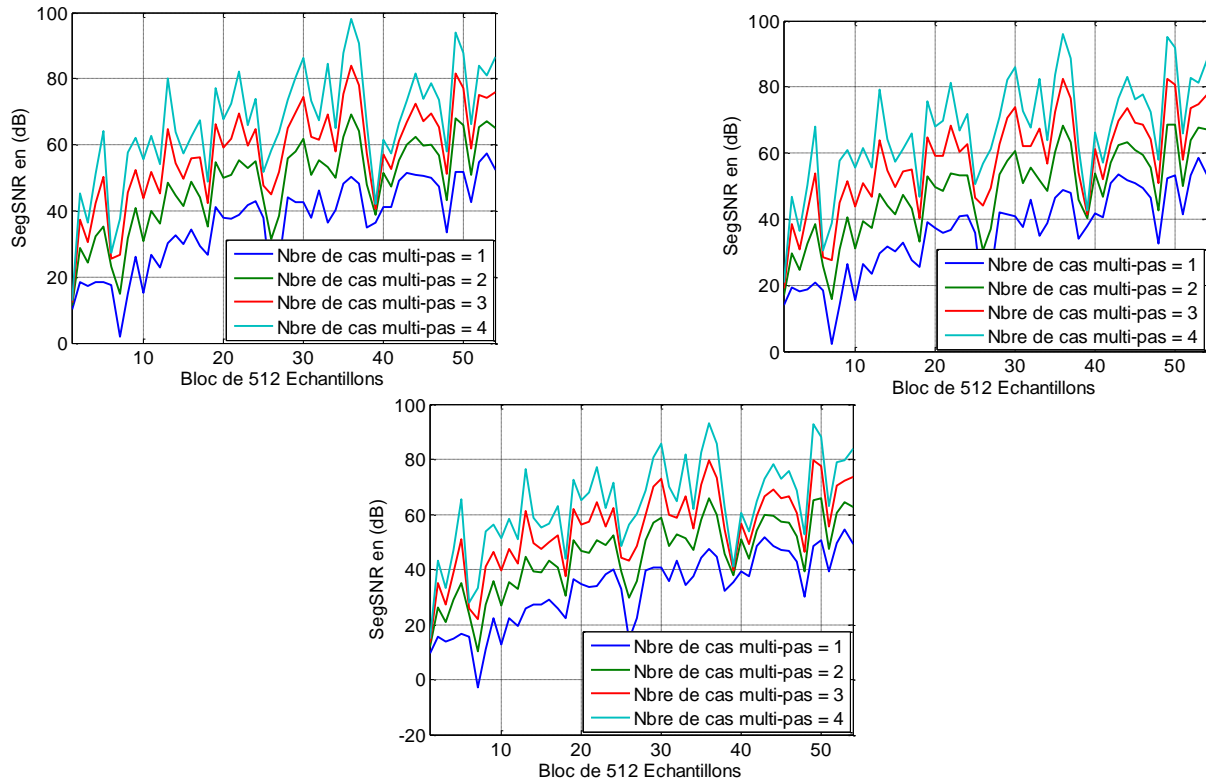


Figure 4.22 Evaluation du critère de SNR Segmenté (SegSNR) pour un bloc de 512 échantillons et pour 4 multi-pas et un SNR d'entrée=0 ; 3 ; -3dB] de gauche à droite et bas.

4.4.3. Critère du Système Mismatch (SM)

Le critère de désajustement (Système Mismatch) est un critère robuste pour l'évaluation des performances des algorithmes, généralement utilisé pour comparer la vitesse de convergence des systèmes de réduction par les algorithmes adaptatifs.

Ce critère est défini par l'expression suivante :

$$SM_{dB} = 10 \log_{10} \left[\frac{\|h_1(n) - w_1(n)\|^2}{\|h_1(n)\|^2} \right] \quad (4.3)$$

Où

h_1 Représente le vecteur des coefficients du filtre réel (coefficients d'une réponse impulsionnelle), et w_1 représente le vecteur des coefficients du deuxième filtre adaptatif estimé [1].

1. Effet de la taille de filtre

Dans la simulation suivante, nous avons testé l'influence de la taille des filtres sur notre algorithme proposé dans le cas d'un bruit blanc et le bruit USASI.

- Cas d'un bruit blanc

La figure 4.23 représente les résultats obtenus de l'évaluation du critère SM de l'algorithme proposé, avec un bruit blanc à l'entrée du système.

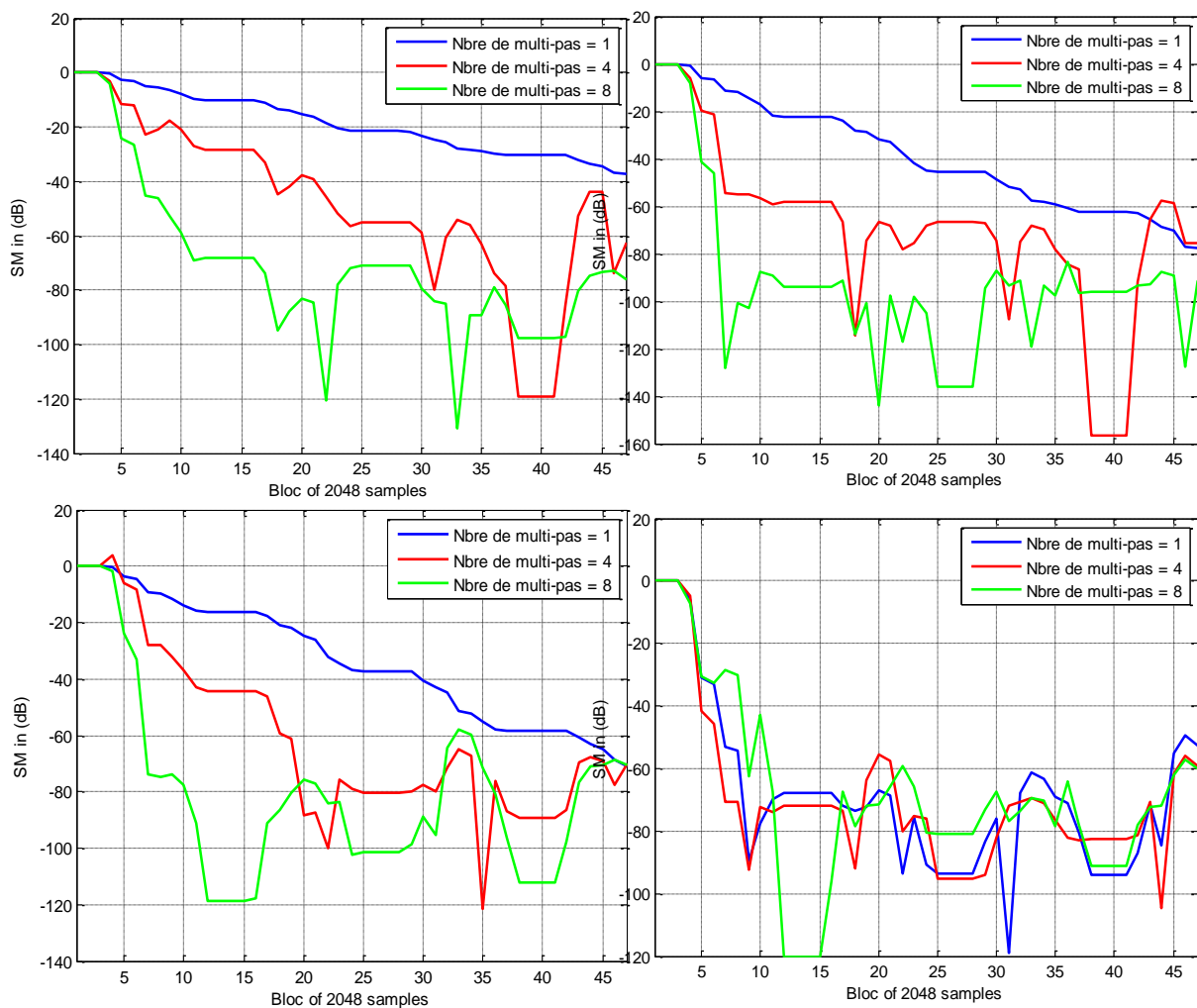


Figure 4.23 Evaluation du critère du SM en utilisant un bruit blanc. [En haut ; $L = 64$; $\mu_1 = 0.005$ et 0.01] de gauche à droite. [En bas ; $L = 128$; $\mu_1 = 0.005$ et 0.01] de gauche à droite et un SNR d'entrée = $0dB$.

- Cas d'un bruit USASI

La figure 4.24 représente les résultats obtenus de l'évaluation du critère SM de l'algorithme proposé, avec le bruit USASI à l'entrée du système.

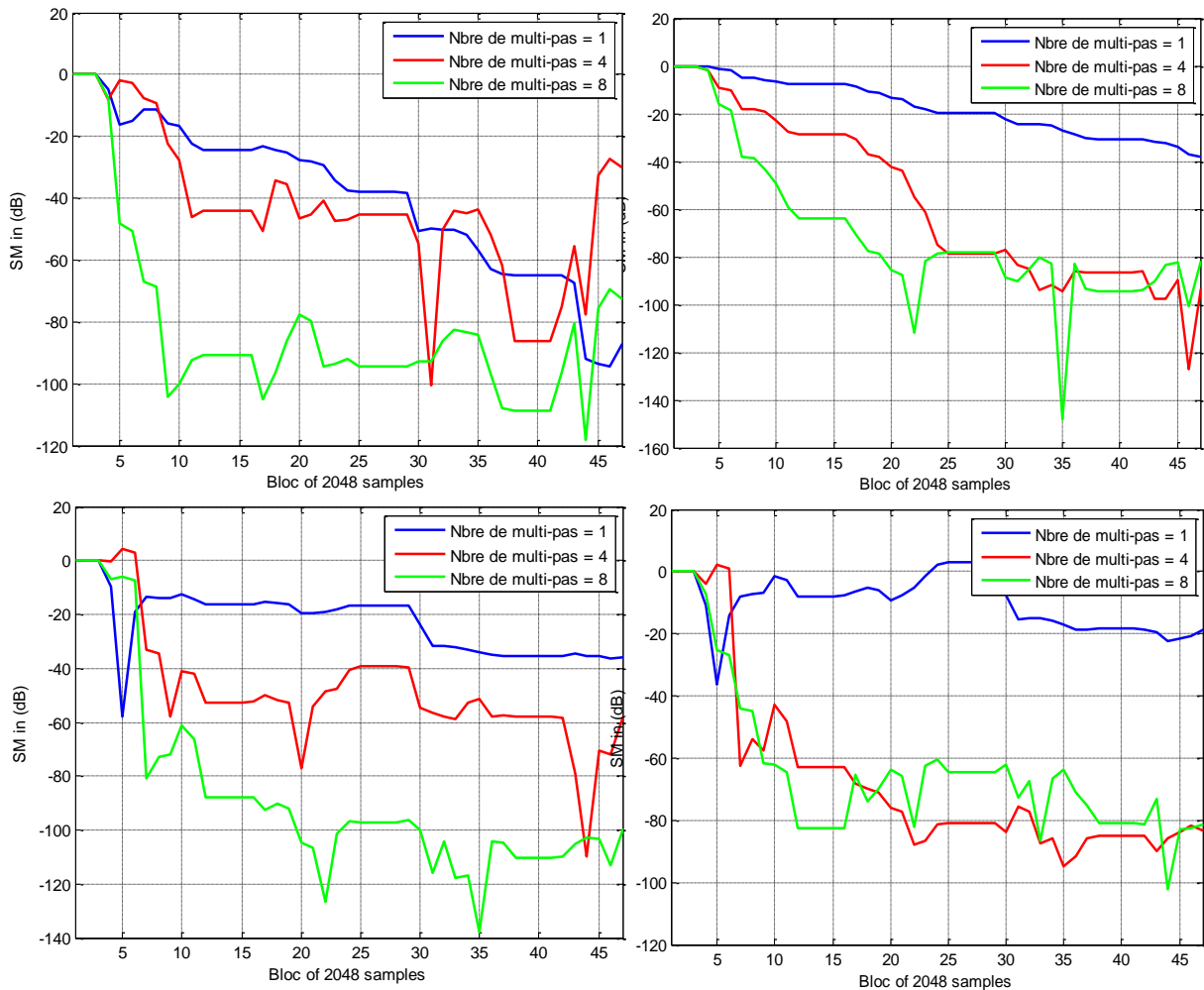


Figure 4.24 Evaluation du critère du SM en utilisant un bruit blanc. [En haut ; $L = 64$; $\mu_1 = 0.005$ et 0.01] de gauche à droite. [En bas ; $L = 128$; $\mu_1 = 0.005$ et 0.01] de gauche à droite et un SNR d'entrée = $0dB$.

D'après les résultats de l'évaluation du critère du SM nous remarquons clairement la supériorité et l'efficacité du nouvel algorithme en terme de la qualité et en terme de vitesse de convergence.

2. Effet du SNR

- Cas de bruit blanc

Dans la figure 4.25 nous avons utilisé les mêmes paramètres $L=128$ et $\mu_1=0.005$ sauf le rapport signal sur bruit d'entrée qui a été changé en utilisant un bruit blanc à l'entrée du système.

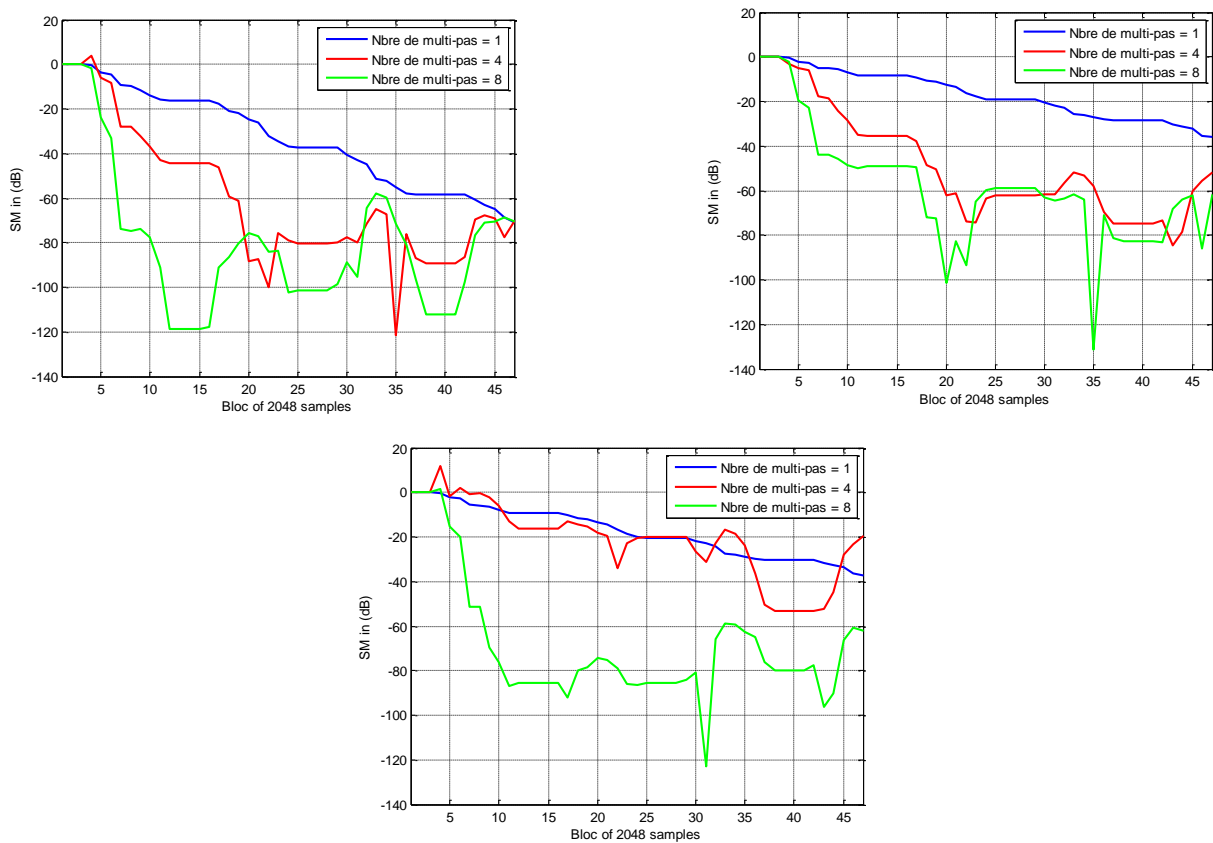


Figure 4.25 Evaluation du critère de SM pour un bloc de 2024 échantillons, pour 3 multi-pas, $L=128$ et un SNR d'entrée= 0 ; 3 ; -3 dB de gauche à droite et bas.

- Cas d'un bruit USASI

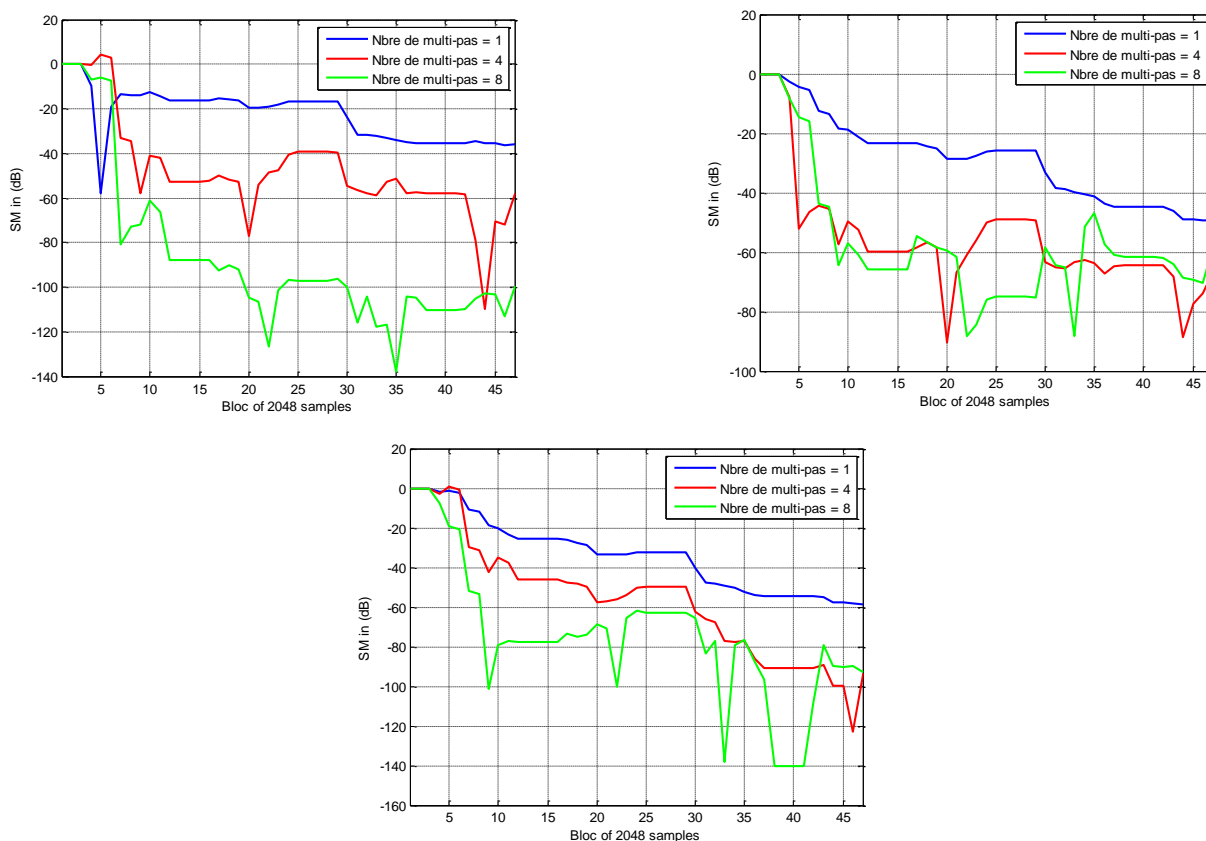


Figure 4.26 Evaluation du critère de SM pour un bloc de 2024 échantillons, pour 3 multi-pas, $L = 128$ et un SNR d'entrée= 0 ; 3 ; -3 dB de gauche à droite.

Les résultats obtenus confirment le bon fonctionnement de l'algorithme proposé quel que soit la valeur du rapport signal sur bruit.

4.5. Conclusion

Les résultats de simulation présentés dans ce chapitre donnent une vue générale sur la capacité de notre algorithme proposé.

L'évaluation des performances a été faite par des critères tels que l'erreur quadratique, le SNR segmenté et le système Mismatch en montrant l'efficacité et le bon fonctionnement de notre algorithme proposé.

CONCLUSION GÉNÉRALE

Conclusion générale

Dans le cadre de ce projet de fin d'étude, nous avons abordé la problématique de la réduction du bruit et le rehaussement du signal de parole dans les nouveaux systèmes de télécommunications tels que les systèmes téléphoniques à mains-libres en utilisant des approches adaptatives.

Notre travail a été réparti en deux parties essentielles : Une première partie dans laquelle, nous avons présenté des généralités sur la parole et le bruit ainsi que les méthodes de débruitage bi-capteurs précisément la séparation aveugle des sources. Ensuite, nous avons exposé la notion du filtrage adaptatif et ses algorithmes les plus répandus tels que le LMS et sa version normalisée NLMS.

Dans la deuxième partie et après une étude rigoureuse du problème de la réduction du bruit et le rehaussement de la parole, nous avons proposé un nouvel algorithme direct (Forward) qui permet d'améliorer l'algorithme FSAD en présentant son principe de fonctionnement et sa formulation mathématiques nécessaires et complète.

Pour tester les performances de ce nouvel algorithme, nous l'avons simulé sur le logiciel MATLAB afin de le tester dans une application de réduction bi-capteurs du bruit acoustique et le rehaussement du signal de parole.

Les performances de notre algorithme ont été prouvées dans les résultats de simulation représentés dans le chapitre quatre, où nous avons fait une étude en terme de plusieurs critères de notre nouvel algorithme, ce qui nous a permis de confirmer le bon fonctionnement de notre algorithme dans les applications de la réduction du bruit acoustique et de rehaussement de la parole dans les terminaux compact et dans des situations très bruitées comme dans le cas de la téléphonie mobile à mains-libre.

Bibliographie

- [1] B.Boulakdem,Y.R.hocine :'Réduction du bruit acoustique par une approche non quadratique de l'erreur ',mémoire de master, Université Saad DAHLEB Blida,2017.
- [2] M.Hamida :'Rehaussement de la parole par filtrage adaptatif pour les applications en télécommunications', mémoire de magister. Université des sciences et la technologie Houari Boumediene Alger,2012.
- [3] F.Khemies,A.Morsli :'Réduction de bruit acoustique par un algorithme fréquentiel de décorrélation', mémoire de master, Université Saad DAHLEB Blida,2015.
- [4] Y.Aziza :'Modélisation AR et ARMA de la parole pour une vérification robuste du locuteur dans un milieu bruité en mode dépendant du texte',mémoire de magister, Université FERHAT ABBAS setif,2013.
- [5] A.Amehraye :'Débruitage perceptuel de la parole', Thèse de doctorat, Ecole nationale super supérieur des télécommunications de bretagne,2009.
- [6] M.Zoulikha, KH.Moukhache :' Rehaussement de signal de parole par les méthodes adaptatives de réduction de bruit. Mémoire de projet de fin d'étude pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en électronique. Université Saad DAHLEB Blida.2010.
- [7]R.Bendoumia :' Annulation de bruit par les méthodes séparations de sources aveugles. Application systèmes de télécommunications numériques', Thèse de doctorat, Université Saad DAHLEB Blida,2014.
- [8]F.Bouderbala,O.chabouni :' Proposition d'un algorithme rapide à deux canaux pour la réduction de bruit dans les systèmes téléphoniques à mains-libres', mémoire de master, Université Saad DAHLEB Blida,2018.
- [9]O.Boucekouk,M.Bouzidi :' Annulation du bruit par les algorithmes proportionnels implémentés sur la structure forward de séparation de sources', mémoire de master, Université Saad DAHLEB Blida,2018.

[10] Francis Cottet : 'Aide-mémoire traitement du signal', ISBN 2 10 049690 5, Dunod Paris 2000, Nouvelle présentation, 2005

[11] K. Mekhfouji, I. Mahi, ' proposition d'une nouvelle technique automatique de rehaussement du signal de parole pour les communications mains-libres', mémoire de master, Université Saad DAHLEB Blida, 2019.

[12] H. Nguyen Thi, J. Cealen, C. Jutten : 'Rehaussement de la parole par la séparation de sources dans un mélange convolutif' Journal de Physique IV Colloque C5, supplément Journal de Physique III, Volume 4, mai 1994.

[13] M. Djendi : 'Advanced techniques for two_microphones noise réduction in mobile communications', Thèse de doctorat, Université Rennes 1, France, (Jan. 2010).

[14] Djendi M, Zoulikha M. ' New automatic forward and backward blind sources separation algorithms for noise reduction and speech enhancement'. Comput Electr Eng 2014.

Chap 2

[15] K. Ghribi. 'Etude d'un modèle de séparation des sources et d'annulation de bruit acoustique basé sur la transformée en ondelettes'. Thèse de doctorat. Ecole Nationale Polytechnique ENP, 2018.

[16] Maurice Charbit, 'Filtre de Wiener', Juin 2002.

[17] Manolakis, D.G, Ingle, V.K, S.M, ' Statistical and adaptive signal processing ', Aretch House, (2005).

[18] J. Benesty, 'Traitement des signaux numériques – II Filtrage adaptatif et analyse spectrale' 2005.

[19] Jamal EL MHAMDI¹, Fakhita REGRAGUI² & Mimoun HARNAFI³, ' adaptatif appliqué au signal sismique ', 2008.

[20] Paulo S.R. Diniz, 'Adaptive filtering and practical implementation', Springer, 3e édition, 2008.

[21] J.-F. Bercher & P. Jardin, ' Introduction au filtrage adaptatif ', ESIEE Paris, I4-TTS.

[22] Zaknich A. ' Principales of Adaptive Filters and Self-learning Systems'. London: Springer-Verlag, 2005.

[23] BENDOUMIA Rédha, DEBA ABDELLAH, M. Djendi, : 'rehaussement du signal de parole par l'algorithme de décorrélation symétrique', mémoire de projet de fin d'études pour l'obtention du diplôme master, L'Algérie, 2001.

[24]K.Ghribi.Etude d'un modèle de séparation des sources et d'annulation de bruit acoustique basé sur la transformée en ondelettes.Thèse de doctorat. Ecole Nationale polytechnique ENP ,2018.