

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية  
République Algérienne démocratique et populaire

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

جامعة سعد دحلب البليدة

Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا  
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك  
Département d'Électronique



## Mémoire de Master

Filière Télécommunications

Spécialité Réseaux & Télécommunications

Présenté par

BOUGHEDDAOUI Safoua

&

CHERIF Rofaida

---

# Algorithme Forward proportionnel amélioré pour la réduction du bruit acoustique et le rehaussement de la parole

---

Proposé par : M.BENDOUMIA Rédha

Année Universitaire 2019-2020

## Remerciements

---

C'est par quelques dernières lignes qu'on va clôturer ce mémoire.

Nous tenons avant tout à remercier Allah le Tout-Puissant de nous avoir donné la volonté, la santé et la patience et de nous avoir aidé à surmonter toutes les dures épreuves et les moments difficiles pour aboutir à ce travail.

Nous remercions vivement « Mr. REDHA BENDOUMIA » notre promoteur pour la précieuse assistance, ce travail doit énormément à sa grande disponibilité, son dynamisme, ses encouragements, son ouverture d'esprit et bien sûr ses qualités scientifiques exceptionnelles, il nous a permis de nous consacrer à ce mémoire dans des conditions tout simplement parfaites, nous avons eu le grand plaisir à travailler avec lui, nous espérons avoir encore l'occasion de travailler avec dans le futur.

Nos remerciements les plus vifs s'adressent aussi à messieurs le président et les membres du jury chacun par son propre nom trouve ici l'expression de notre gratitude pour le temps qu'ils ont bien voulu consacrer à la lecture de ce mémoire en tant qu'examineur.

Pendant toute la durée de notre mémoire on a eu la chance de côtoyer et parfois même on a eu la chance de rencontrer, des personnalités réellement extraordinaires, qui nous ont permis ici de leur rendre humblement hommage et de les remercier pour tout ce qu'ils nous ont apporté pour l'aide et les conseils qu'ils nous prodigés.

Nous exprimons également notre gratitude à tous les professeurs qui ont collaboré à notre formation depuis notre premier cycle d'études jusqu'à notre cycle universitaire, les enseignants de la faculté d'électronique de manière générale. À tous nos amis et à toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin à l'élaboration de ce mémoire.

Nos plus sincères remerciements vont aussi à notre famille, aucun mot ne serait retranscrit ici sans l'affaiblir le bonheur qu'ils nous ont toujours apporté, ni l'ampleur de ce que nous leur devons.

## Dédicace

---

Avec un énorme plaisir, un cœur ouvert, et une joie immense, je dédie ce modeste travail,

À elle, qui m'a donné la vie, la tendresse, qui s'est sacrifié pour mon bonheur et ma réussite, à ma chère mere Zhour.

À lui qui a été toujours présent avec son amour, son soutien inqualifiable à mon très cher père Hassan.

À mes frères Fethi et Nassim, à mes sœurs Souad et Linda, je vous aime très fort.

À mes tantes, mes oncles et tous mes cousins.

À toute la famille chérif et spécialement Rofaida.

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

À tous mes collègues de promotion que j'ai eu le plaisir de côtoyer pendant cette période d'étude.

À tous mes amis mes connaissances sans exceptions et à toute personne qui me connaît et me considère comme une amie.

**Safoua**

## Dédicace

---

Avec un énorme plaisir, un cœur ouvert, et une joie immense, je dédie ce modeste travail  
tout d'abord

À elle, qui m'a donné la vie, qui s'est sacrifié pour mon bonheur et ma réussite, à la  
lumière de mes jours à ma mère Nawel.

À lui qui a été toujours présent avec leur amour, mon soutien moral à mon père  
Mohamed.

À ma seule sœur Nadjia, à mes frères Hichem et Affif avec qui je partage les moments de  
joies et de peines.

À la personne que je considère comme ma source de joie, qui m'aime et qui croie en moi:  
a mon mari Aness.

À ma grand-mère 'YEMA' rebi yarhamha, qui m'a accompagné par ses prières et douaa  
puisse dieu la bénisse. À ma deuxième maman 'khala farida'. À ma tante 'lamia' et ses  
enfants.

À mes tantes, mes oncles et tous mes cousins. À toutes les familles Chérif et Zitouni et  
Bensalah.

À toute la famille Bougheddaoui et spécialement Safoua.

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

À tous mes collègues de promotion que j'ai eu le plaisir de côtoyer pendant cette période  
d'étude.

À tous mes amis mes connaissances sans exceptions et à toute personne qui me connaît  
et me considérer comme une amie.

**Rofaida**

---

**ملخص:** الضوضاء الصوتية هي ظاهرة مزعجة للغاية في الاتصالات بدون استخدام اليدين. في مشروعنا الدراسي النهائي، اقترحنا خوارزمية تكيفية متناسبة استنادًا إلى هيكل فصل المصدر الأعمى إلى الأمام في نطاقات فرعية للتعامل مع مشكل العديد من الخوارزميات التكيفية ثنائية الاستشعار في حالة الاستجابات المتفرقة والانذفاعية الطويلة. من أجل الحد من الضوضاء الصوتية وتعزيز إشارة الكلام، فإن الخوارزمية المقترحة تقدم نتائج سرعة تقارب جيدة.

**كلمات المفاتيح:** تخفيض الضوضاء الصوتية ; ردود دفعة متفرقة ; هيكل أمامي متمائل ; تحسين الخطاب.

---

**Résumé:** Le bruit acoustique est un phénomène très gênant dans les communications mains-libres. Dans notre projet de fin d'étude, nous avons proposé un algorithme adaptatif proportionnelle basé sur la structure de séparation aveugle de source Forward en sous-bandes pour traiter le problème de plusieurs algorithmes bi-capteur adaptatif dans le cas des réponses impulsives sparses et long. Ayant pour l'objectif de la réduction de bruit acoustique et le rehaussement du signal de la parole, Notre algorithme proposé donne de bons résultats en terme de vitesse de convergence.

**Mots clés:** Réduction du Bruit Acoustique ; Réponses Impulsionnelles sparses ; Structure Forward symétrique ; Rehaussement de la parole.

---

**Abstract:** Acoustic noise is a very annoying phenomenon in hands-free communications. In our end-of-study project, we proposed a proportional adaptive algorithm based on the blind source separation structure Forward in sub-bands to deal with the problem of several adaptive bi-sensor algorithms in the case of sparse and long impulse responses. Having for objective the acoustic noise reduction and the speech enhancement, Lately, our proposed algorithm gives good results of speed of convergence.

**Keywords:** Acoustic noise reduction; Sparse impulse responses; Symmetrical forward structure; Speech enhancement.

---

## Liste des abréviations

- ✓ **DAV** : Détection d'activité vocale.
- ✓ **EQM** : Erreur Quadratique Moyenne.
- ✓ **FLMS** : Forward Least Mean Square.
- ✓ **FNLMS** : Forward Normalized Least Mean Square.
- ✓ **FPNLMS** : Forward proportionnel Normalized Subband Adaptive Filtering.
- ✓ **LMS** : Least Mean Square.
- ✓ **NLMS** : Normalized Least Mean Square.
- ✓ **NSAF** : Normalized Subband Adaptive Filtering.
- ✓ **PF** : Post filtre.
- ✓ **PNLMS** : proportionnel Normalized Subband Adaptive Filtering.
- ✓ **RI** : Réponse Impulsionnelle.
- ✓ **RIF** : Réponse Impulsionnelle Finie.
- ✓ **RSB** : Rapport signal à Bruit.
- ✓ **SAF** : Subband Adaptive Filter.
- ✓ **SB** : Sous bandes.
- ✓ **SF-NLMS** : Subband Forward NLMS.
- ✓ **S-FPNLMS** : Subband Forward PNLMS.
- ✓ **SNR** : Signal to Noise Ratio.
- ✓ **SM** : Système Mismatch.
- ✓ **USASI** : United States of American Standard Institute.

## Table des matières

Introduction générale.....	1
Chapitre 1: Filtrage adaptatif en sous-bandes.....	3
1.1 Introduction .....	3
1.2 Filtrage adaptatif .....	3
1.2.1 Principe du filtrage adaptatif .....	4
1.2.2 Application de filtrage adaptatif .....	5
1.3 Filtrage adaptatif en sous bandes.....	7
1.3.1 Banc des Filtres d'analyse .....	7
1.3.2 Banc des Filtres synthèse .....	8
1.3.3 Algorithme NSAF (avec un seul filtre adaptatif).....	8
1.4 Réduction de bruit acoustique bi-capteurs .....	11
1.4.1 Mélange convolutif bi-capteur.....	11
1.4.2 Structure FORWARD Bicapteurs en pleine Bande .....	13
1.4.3 Structure FORWARD Bi-capteurs en sous Bande (SF-NLMS) .....	14
1.5 Conclusion .....	18
Chapitre 2: Réduction du bruit acoustique .....	19
2.1 Introduction.....	19
2.2 Réponse impulsionnelle acoustique.....	19
2.2.1 Réponse impulsionnelle dispersive .....	21
2.2.2 Réponse impulsionnelle sparse.....	22
2.3 Problème de l'algorithme FORWARD adaptatif classique.....	23
2.4 Technique Forward proportionnelle .....	23
2.4.1 Structure générale.....	25
2.4.2 Algorithme FORWARD adaptatif proportionnel FPNLMS .....	26
2.5 Conclusion .....	28
Chapitre 3: Algorithme proposé.....	29
3.1 Introduction .....	29
3.2 Performance de l'algorithme FPNLMS en plaine bande .....	29
3.3 Diagramme général de l'algorithme FPNLMS en sous-bande.....	31
3.4 Contrôle par le détecteur d'activité vocal (DAV).....	32
3.5 Description de l'algorithme propose .....	33

3.6	Complexité algorithmique .....	37
3.7	Conclusion .....	37
Chapitre 4: Résultats de simulations .....		38
4.1	Introduction .....	38
4.2	Signaux de simulation.....	38
4.2.1	Signal de parole .....	38
4.2.2	Signal de bruit.....	39
4.2.3	Réponses impulsionnelles dispersive.....	40
4.2.4	Réponses impulsionnelles sparse.....	41
4.2.5	Signaux de parole bruités .....	42
4.3	Banc de filtre.....	43
4.3.1	Filtres d'analyse.....	43
4.3.2	Filtres de synthèse.....	45
4.4	Performance de l'algorithme propose .....	46
4.4.1	Signaux temporels estimés .....	46
4.4.2	Critère de l'erreur quadratique moyenne EQM.....	50
4.4.3	Système acoustique dispersif.....	51
4.4.4	Système acoustique sparse .....	52
4.4.5	Effet de la taille des filters.....	54
4.4.6	Effet du pas d'adaptation .....	54
4.4.7	Effet du nombre de sous bande .....	55
4.8	Conclusion .....	56
Conclusion générale .....		55
Bibliographie.....		56



# Liste des figures

## Chapitre 1 : Filtrage adaptatif en sous-bandes

<b>Figure 1.1.</b> Principe d'un filtre adaptatif.....	5
<b>Figure 1.2.</b> Identification de systèmes.....	6
<b>Figure 1.3.</b> Prédiction.....	6
<b>Figure 1.4.</b> Modélisation inverse.....	6
<b>Figure 1.5.</b> Annulation d'interférences.....	7
<b>Figure 1.6.</b> Banc de filtre d'analyse.....	8
<b>Figure 1.7.</b> Banc de filtre synthèse.....	8
<b>Figure 1.8.</b> Structure de l'algorithme SAF normalisé (NSAF) avec un seul filtre adaptatif.....	9
<b>Figure 1.9.</b> Structure du mélange convolutif bi-capteurs complet.....	12
<b>Figure 1.10.</b> Structure simplifiée d'un mélange convolutif bi-capteurs.....	13
<b>Figure 1.11.</b> Structure Forward bicapteurs en pleine bande.....	13
<b>Figure 1.12.</b> Structure de l'algorithme SF-NLMS.....	16

## Chapitre 2: Réduction du bruit acoustique

<b>Figure 2.1.</b> Canal acoustique.....	19
<b>Figure 2.2.</b> Propagation du son dans salle acoustique.....	20
<b>Figure 2.3.</b> Réponse impulsionnelle dispersive.....	20
<b>Figure 2.4.</b> Réponse impulsionnelle sparse.....	21
<b>Figure 2.5.</b> Convergence de l'algorithme Forward NLMS, avec deux types des Réponses impulsionnelles : dispersive et sparse.....	22
<b>Figure 2.6.</b> Structure générale de l'algorithme FPNLMS.....	24
<b>Figure 2.7.</b> Structure détaillée de l'algorithme FPNLMS.....	25

## Chapitre 3 : Algorithme proposé

<b>Figure 3.1.</b> Structure de FPNLMS en plaine bande.....	28
<b>Figure 3.2.</b> Convergence entre FPNLMS et FNLMS.....	29
<b>Figure 3.3.</b> Diagramme général de l'algorithme FPNLMS en sous-bande.....	30
<b>Figure 3.4.</b> Diagramme général de l'algorithme proposé controler par un DAV.....	31
<b>Figure 3.5.</b> Signal de parole avec DAV.....	32
<b>Figure 3.6.</b> Structure détaillée de l'algorithme S-FPNLMS en sous bandes.....	33

## Chapitre 4 : Résultats de simulations

<b>Figure 4.1.</b> Signal de parole utilisé.....	38
<b>Figure 4.2.</b> Le bruit USASI.....	38
<b>Figure 4.3.</b> Exemple de la réponse impulsionnelle dispersive simulée $h_{12}(n)$ .....	39
<b>Figure 4.4.</b> Exemple de la réponse impulsionnelle dispersive simulée $h_{21}(n)$ .....	39
<b>Figure 4.5.</b> Exemple de la réponse impulsionnelle sparse simulée $h_{12}(n)$ .....	40
<b>Figure 4.6.</b> Exemple de la réponse impulsionnelle sparse simulée $h_{21}(n)$ .....	40
<b>Figure 4.7.</b> Signal de mélange $p_1(n)$ .....	41
<b>Figure 4.8.</b> Signal de mélange $p_2(n)$ .....	41
<b>Figure 4.9.</b> Comparaison entre le signal de mélange $p_1(n)$ et le signal de parole original.....	42
<b>Figure 4.10.</b> Caractéristiques des réponses fréquentielles des filtres d'analyse avec deux Sous-ban.....	42
<b>Figure 4.11.</b> Caractéristiques des réponses fréquentielles des filtres d'analyse avec quatre Sous-bandes.....	43
<b>Figure 4.12.</b> Caractéristiques des réponses fréquentielles des filtres d'analyse avec huit Sous-bandes.....	43
<b>Figure 4.13.</b> Caractéristiques des réponses fréquentielles des filtres synthèse avec deux Sous-bandes.....	44
<b>Figure 4.14.</b> Caractéristiques des réponses fréquentielles des filtres synthèse avec quatre Sous-bande.....	44
<b>Figure 4.15.</b> Caractéristiques des réponses fréquentielles des filtres synthèse avec huit Sous-bande.....	45

<b>Figure 4.16.</b> Organigramme d'implémentation de l'algorithme S-FPNLMS avec 2 sous-bandes.....	46
<b>Figure 4.17.</b> Signal de parole estimé $u(n)$ en fonction du signal bruité $p_1(n)$ .....	47
<b>Figure 4.18.</b> Signal de parole estimé $u(n)$ en fonction du signal bruité $p_1(n)$ .....	47
<b>Figure 4.19.</b> Signal de parole estimé $u(n)$ en fonction du signal bruité $p_1(n)$ .....	48
<b>Figure 4.20.</b> Signal de parole estimé $u(n)$ en fonction du signal de parole original.....	48
<b>Figure 4.21.</b> Signal de parole estimé $u(n)$ en fonction du signal de parole original.....	49
<b>Figure 4.22.</b> Signal de parole estimé $u(n)$ en fonction du signal de parole original.....	49
<b>Figure 4.23.</b> Evaluation du critère EQM entre les algorithmes FNLMS et FPNLMS en pleine bande avec S-FPNLMS en sous-bande (RI dispersive).....	50
<b>Figure 4.24.</b> Comparaison entre le signal de sortie $u(n)$ de trois algorithmes FNLMS, FPNLMS et S-FPNLMS.....	51
<b>Figure 4.25.</b> Evaluation du critère EQM entre les algorithmes FNLMS et FPNLMS en pleine bande avec S-FPNLMS en sous-bande (RI sparse).....	52
<b>Figure 4.26.</b> Comparaison entre le signal de sortie $u(n)$ de trois algorithmes FNLMS, FPNLMS et S-FPNLMS.....	52
<b>Figure 4.27.</b> Influence de la taille de filtre sur l'algorithme S-FPNLMS pour (2SB).....	53
<b>Figure 4.28.</b> Influence du pas d'adaptation sur l'algorithme S-FPNLMS pour (2SB).....	54
<b>Figure 4.29.</b> Influence du nombre de sous-bande sur l'algorithme S-FPNLMS pour (2SB).....	54

## Liste des tableaux

<b>Tableau 1.1.</b> Résumé de l'algorithme NSAF.....	11
<b>Tableau 1.2.</b> Algorithme SF-NLMS.....	17
<b>Tableau 2.1.</b> Pseudo code de l'algorithme FPNLMS.....	26
<b>Tableau 3.1.</b> Algorithme FPNLMS en sous bande.....	35
<b>Tableau 3.2.</b> Complexité des trois d'algorithme.....	36

# Introduction générale

---

Depuis une vingtaine d'années, les outils de communication mobiles ont commencé à assoir leur position grâce à l'élan que connaissent les télécommunications, permettant ainsi de passer des appels téléphoniques de quasiment n'importe quel point du globe. Néanmoins, dans ces lieux généralement pas très calmes, on note une perturbation nommée bruit qui génère une gêne chez les correspondants. Il faut alors procéder à un traitement afin de diminuer l'inconfort car la discussion téléphonique, dans ces cas peut facilement devenir incommode. Les interlocuteurs subissent la gêne différemment, En effet, le locuteur garde un minimum de contrôle, il peut par exemple hausser la voix ou même changer l'endroit bruyant pour un endroit plus calme, Alors que l'auditeur n'a aucun contrôle sur le milieu acoustique. Ce dernier est le plus défavorisé du fait qu'après restitution du son, est remis en un montant de perturbations. L'auditeur ne peut finalement plus séparer l'information utile du reste du bruit qui est habituellement isolé par l'oreille humaine. On conclut donc que la réduction des perturbations liées au bruit est une étape cruciale et cela ce fait de plus en plus avec l'éclosion des télécommunications grand public.

L'objectif des travaux effectués dans le cadre de ce mémoire est de fournir une solution efficace de réduction de bruit pour cette application les méthodes de rehaussement de la parole qui seront considérées sont celles qui visent la réduction de bruit convolutif tel que celui qui est généré par le ou les microphones utilisés pour capter la parole constitué d'un mélange de parole et de bruit, le système doit être en mesure de séparer ces signaux. Le but étant de reconstruire un signal aussi proche que possible de l'original (restituer un signal moins bruitée) en utilisant la méthode bi-capteurs combiné avec les algorithmes du filtrage adaptatif. Tous les algorithmes de méthode bi-capteurs sont proposés dans le cas où le mélange linéaire convolutifs est caractérisée par les réponses impulsionnelles dispersives l'inconvénient de ces algorithmes est indispensable dans le cas des réponses impulsionnelles sparse. Dans notre cas nous avons présenté deux méthodes la première méthode consiste à utiliser des signaux en pleine bande alors que dans la deuxième méthode on utilise les même signaux mais en sous-bandes. Plusieurs études algorithmique on était publié dans notre mémoire on propose d'utiliser un algorithme adaptatif proportionnelle de la structure de séparation aveugle de type direct FORWARD en sous-bandes Pour cela notre travail sera présenté comme suite: le premier chapitre étudie dans la première partie la notion du filtrage adaptatif son principe et ses applications en général, et dans la deuxième partie nous présentant le filtrage adaptatif en sous-bande. Ensuite nous présentant une technique classique de réduction de bruit bi-capteurs puis on va parler de problème de mélange convolutifs bi-capteurs entre le signal de la parole et de bruit. Dans le deuxième chapitre

nous allons présenter les deux types de réponse impulsionnelle acoustique dispersif et sparse puis nous allons traiter le problème des algorithmes adaptatifs bi-capteurs dans un système acoustique sparse. Dans le troisième chapitre nous avons proposé un nouvel algorithme proportionnel de structure direct forward en sous-bandes en utilisant N sous filtre (S-FPNLMS) pour la réduction de bruit et le rehaussement de la parole. Le dernier chapitre est entièrement consacré aux résultats de simulation de l'algorithme proposé ainsi que la comparaison de ce dernier avec l'algorithme FNLMS et FPNLMS en termes de plusieurs critères de performances, Enfin nous terminons notre mémoire par une conclusion générale.

# Chapitre 1 Filtrage adaptatif en sous-bandes

---

## 1.1 Introduction

Dans le problème d'annulation du bruit acoustique, il existe plusieurs techniques dans le domaine de traitement de signal, qui d'extraire le maximum d'information utile sur le signal perturbé par le bruit.

Dans ce premier chapitre nous allons présenter le principe du filtrage adaptatif et ses applications, comme nous allons présenter le filtrage adaptatif en sous bande; et les techniques de la réduction du bruit acoustique Bi-capteurs en pleine et en sous-bandes.

## 1.2 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, les 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. Le filtrage adaptatif est généralement associé avec un fonctionnement en temps réel [1].

Il est utilisé chaque fois qu'un environnement est mal connu ou changeant, ou pour supprimer des perturbations situées dans le domaine des fréquences du signal utile [2]. L'objectif des filtres adaptatifs est d'approximer les fonctions de transfert inconnu, en « Apprenant » les caractéristiques des signaux au fur et à mesure que ces derniers se déroulent. Ils se composent de deux parties: un filtre numérique pour filtrer et un algorithme de modification des coefficients basé sur un critère d'optimisation [3].

De façon générale les filtres adaptatifs sont des systèmes appliqués sur des données bruitées pour obtenir une information utile à un certain instant "n" [4].

Les signaux utilisés dans le filtrage adaptatif sont:

- $x(n)$  : le signal d'entrée de filtre.
- $d(n)$  : le signal de référence.
- $y(n)$  : le signal de sortie de filtre.
- $e(n)$  : le signal d'erreur.
- $w(n)$  : les coefficients de filtre.

Les filtres adaptatifs peuvent être classés en fonction des choix qui sont faits sur les points suivants [1]:

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

### 1.2.1 Principe du filtrage adaptatif

Le Principe du filtrage adaptatif est représenté sur la figure 1.1; il correspond à une opération effectuée sur un signal reçu pour fournir une sortie dont la différence avec un signal de référence soit minimisée. Cette minimisation est obtenue en calculant les coefficients du filtre pour chaque nouvel ensemble de données, référence et signal reçu [5].

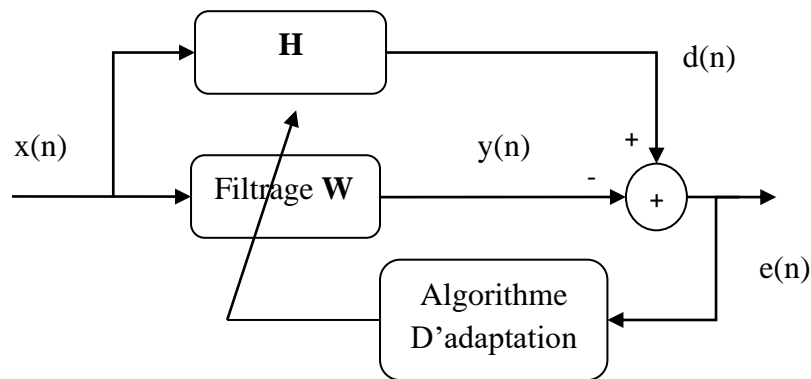
La technique du filtrage adaptatif se décompose classiquement en deux étapes [6], une étape de filtrage qui permet d'obtenir une estimation du signal inconnu en convolant le signal d'entrée  $x(n)$  avec les coefficients du filtre adaptatif  $w(n)$ . L'erreur d'estimation  $e(n) = d(n) - y(n)$  est ensuite utilisée dans la partie adaptation pour mettre à jour les coefficients du filtre, puis une étape d'adaptation qui permet d'ajuster les coefficients du filtre adaptatif  $w$  suivant un algorithme donné.

De cette présentation, trois points importants se dégagent [7]:

- Le critère d'optimisation.
- l'algorithme de Mise à jour des coefficients.
- La structure du filtre.



Le rôle primordial d'un filtre adaptatif est d'ajuster un vecteur de paramètre  $w$  pour un objectif bien défini (minimisation de EQM l'erreur quadratique moyenne).



**Figure 1.1.** Principe d'un filtre adaptatif.

### 1.2.2 Application de filtrage adaptatif

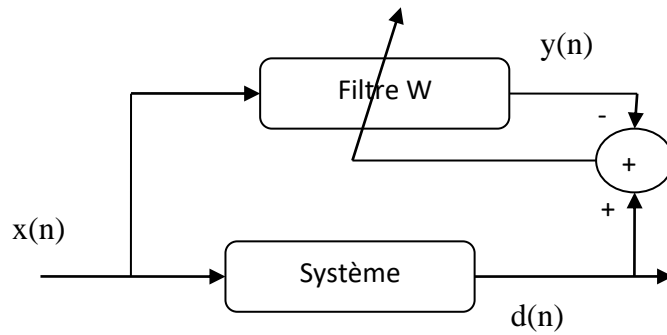
Les applications sont diverses mais présentent beaucoup des caractéristiques. On dispose d'une entrée  $x(n)$  ainsi que d'une réponse désirée (référence)  $d(n)$  et l'erreur  $e(n)$ , qui est la différence entre  $d(n)$  et la sortie du filtre  $y(n)$ , sert à contrôler (adapter) les valeurs des coefficients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

On peut identifier quatre classes d'applications [1]:

- Identification de système: Le filtre adaptatif et le système à identifier reçoivent le même signal.
- Prédiction: Le signal désiré est le signal d'entrée avant un délai.
- La modélisation inverse: Le filtre adaptatif est en série avec un système inconnu.
- Annulation d'interférences: Le signal d'entrée est corrélé avec un signal de référence.

#### a). Identification de systèmes

La figure 1.2 illustre le contexte du problème d'identification.

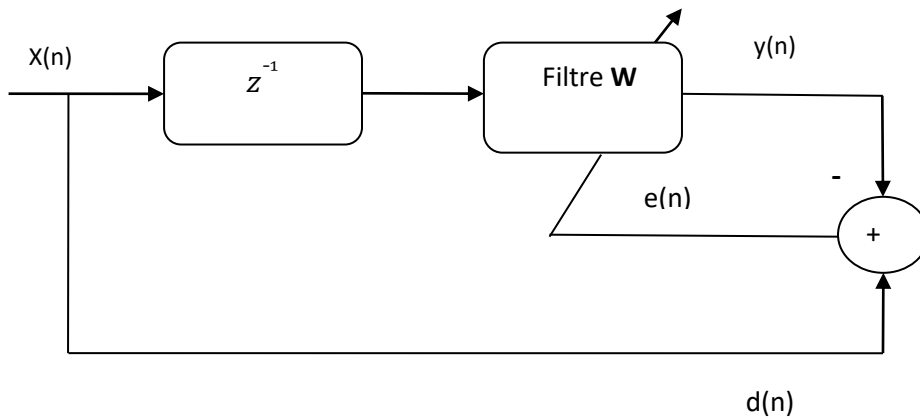


**Figure 1.2.** Identification de systèmes.

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

### b).Prédiction

La figure 1.3 illustre le contexte du problème de prédiction.

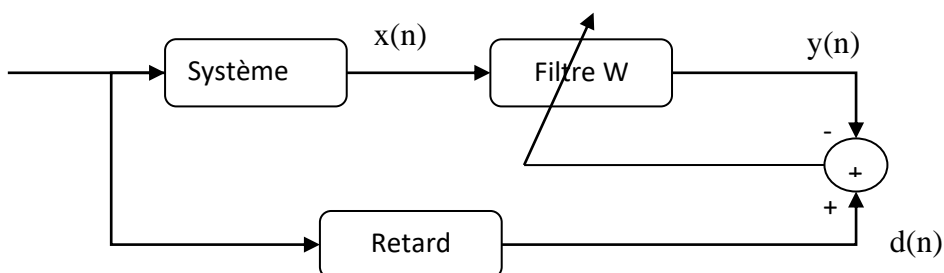


**Figure 1.3.** Prédiction.

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

### c).Modélisation inverse

La figure 1.4 illustre le contexte du problème de modélisation inverse.

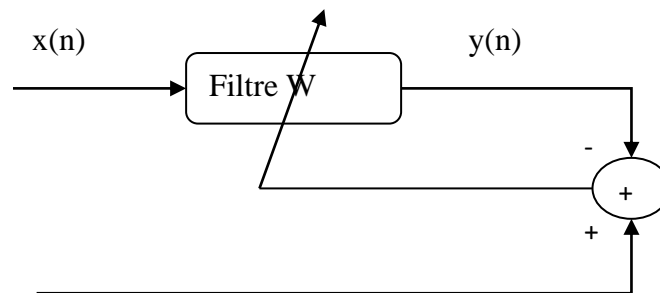


**Figure 1.4.** Modélisation inverse.

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

#### d). Annulation d'interférences

La figure 1.5 illustre le contexte du problème d'annulation d'interférence.



La figure 1.5. Annulation d'interférences.

### 1.3 Filtrage adaptatif en sous bandes

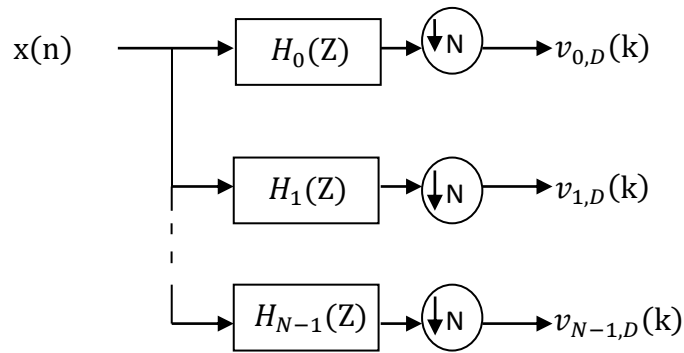
Le Filtrage adaptatif en sous bandes à été proposé pour améliorer le comportement de convergence des algorithmes [2].

Dans un filtre adaptatif à sous bandes (SAF), le signal d'entrée est décomposé en plusieurs canaux parallèles. Cette fonctionnalité exploite les propriétés de sous-bande pour faciliter un traitement du signal plus efficace. De plus, un système de sous-bande réduit également la complexité de calcul puisque les signaux de sous-bande peuvent être traités avec des sous filtres d'ordre inférieur à un taux décimé inférieur proportionnels à leurs largeurs de bande plus étroites [8].

Dans le filtrage adaptatif en sous bande (SAF) classique pour une application de l'identification de système adaptatif. Le signal d'entrée pleine bande  $x(n)$  et la réponse  $d(n)$  sont décomposés en  $N$  bandes spectrales en utilisant des filtres d'analyse  $H_i(z)$  et un filtre adaptatif  $w_i(k)$ . Chaque sous-filtre a une boucle d'adaptation indépendante avec un signal d'erreur [8].

#### 1.3.1 Banc des Filtres d'analyse

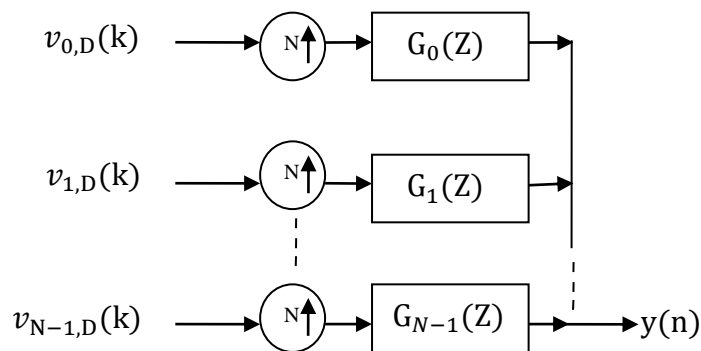
Un banc de filtre est un ensemble de filtres avec une entrée ou une sortie commune. Le système de la figure 1.6 est appelé banc de filtre d'analyse. Les filtres  $H_i(z)$  sont les filtres d'analyse, ce banc décompose le signal  $x(n)$  en  $N$  signaux  $v_i(k)$  appelés signaux de sous bandes. Le filtre d'analyse décompose un signal pour appliquer un traitement à chaque signal de sous bande [9].



**Figure 1.6.** Banc de filtre d'analyse.

### 1.3.2 Banc des Filtres synthèse

Le système de figure 1.7 est appelé banc de filtres de synthèse et les filtres  $G_i(Z)$  sont les filtres de synthèse. Il combine les  $N$  signaux  $v_i(k)$  en un seul signal  $y(n)$ . Les bancs de filtre synthèse et recombinaient les signaux de sous bandes traités pour construire le signal modifié. Lorsque les signaux de sous bandes ne sont pas modifiés [9].



**Figure 1.7.** Banc de filtre synthèse.

### 1.3.3 Algorithme NSAF (avec un seul filtre adaptatif)

Algorithme SAF normalisé (NSAF) devrait posséder un comportement de convergence attractif sur la base du principe de perturbation minimale [10].

La figure suivante représente la structure du filtrage adaptatif en sous bandes, la réponse désirée  $d(n)$  et le signal de la sortie du filtre  $y(n)$ , sont partitionnés en  $N$  sous bandes par le

filtre d'analyse  $H_0(z), \dots, H_{N-1}(z)$ . Les signaux sous bandes  $d_i(n)$  et  $y_i(n)$  pour  $i = 0, \dots, N-1$ , sont décimé par le facteur  $N$ . donc on obtient les nouveaux signaux  $d_{i,D}(n)$  et  $y_{i,D}(n)$ .

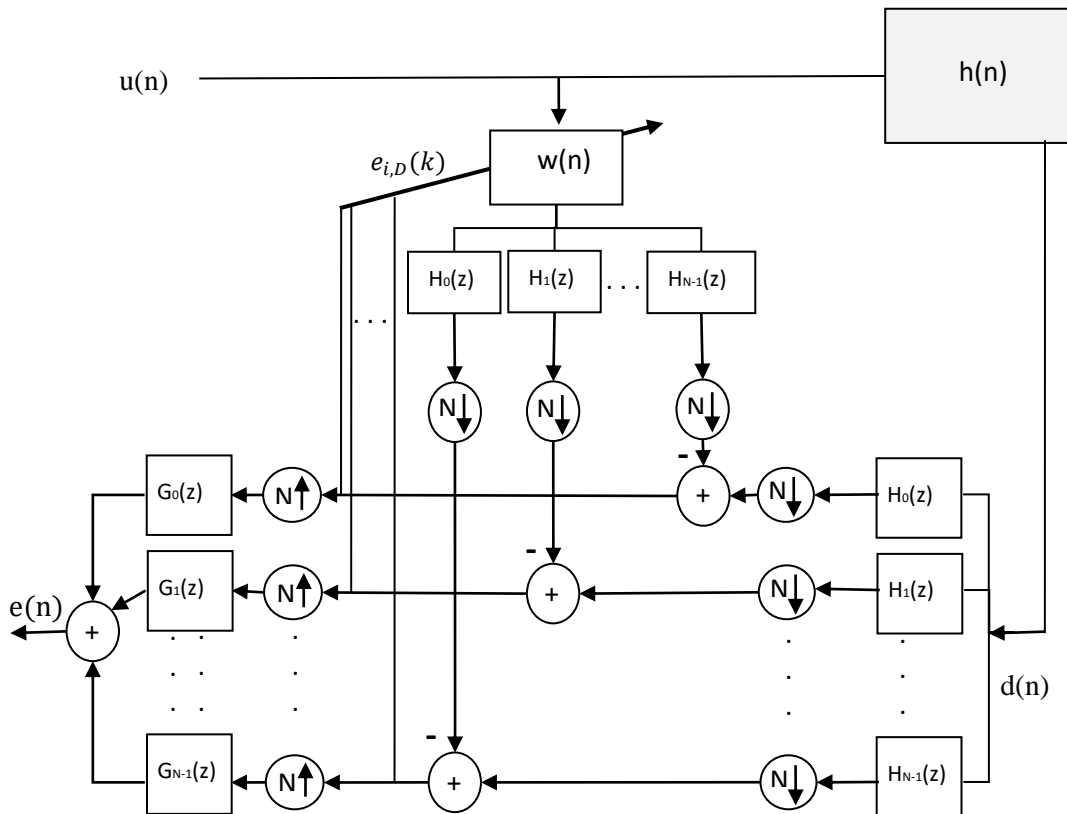
Le signal de la sortie du filtre pour chaque sous bande est donné par:

$$y_{i,D}(k) = \sum_{m=0}^{M-1} \hat{w}_m(k) u_i(kN - m) = \hat{\mathbf{w}}^T(k) \mathbf{u}_i(k) \quad (1.1)$$

$$\text{Avec } \mathbf{u}_i(k) = [u_i(kN), \dots, u_i(kN - N + 1), u_i(kN - N), \dots, u_i(kN - M + 1)] \quad (1.2)$$

$u_i(k)$  est l'entrée de  $i^{\text{ème}}$  sous bande, maintenant, on définit le signal d'erreur décimé de chaque sous bande  $e_{i,D}(k)$  comme la différence entre la réponse désiré de sous bande décimé  $d_{i,D}(k)$  et le signal décimé de la sortie du filtre  $y_{i,D}(k)$ .

$$e_{i,D}(k) = d_{i,D}(k) - \hat{\mathbf{w}}^T(k) \mathbf{u}_i(k) \quad i = 0, \dots, N-1 \quad (1.3)$$



**Figure 1.8.** Structure de l'algorithme SAF normalisé (NSAF) avec un seul filtre adaptatif.

En minimisant la fonction cout suivante:

$$\mathbf{f}[\hat{\mathbf{w}}^T(k+1)] = \|\hat{\mathbf{w}}^T(k+1) - \hat{\mathbf{w}}^T(k)\|^2 \quad (1.4)$$

Pour l'ensemble des bandes, on peut écrire donc:

$$\hat{\mathbf{w}}^T(k) \mathbf{u}_i(k) = d_{i,D}(k) \quad i = 0, \dots, N-1 \quad (1.5)$$

L'équation de mise à jour des coefficients du filtre adaptatif en fonction des signaux d'entrées de toutes les sous bandes de l'algorithme NSAF (Normalised Subband Adaptive Filtering) est donnée par:

$$\hat{\mathbf{w}}(k+1) = \hat{\mathbf{w}}(k) + \mu \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\mathbf{u}_i(k)}{\varepsilon + \|\mathbf{u}_i(k)\|^2} e_{i,D}(k) \quad (1.6)$$

Cette dernière équation de mise à jour (NSAF) de la même forme que l'équation de l'algorithme NLMS.

La condition nécessaire et suffisante pour la convergence de l'équation de NSAF est:

$$0 < \mu < 2$$

Avec  $\mu$  est le pas d'adaptation.

Le tableau 1.1 représente le résumé de l'algorithme NSAF

### Paramètres et variables

M : longueur du filtre.

N : nombre de sous bandes.

$\mu$  : pas d'adaptation,  $0 < \mu < 2$ .

L : longueur de filtre d'analyse  $h_i$  et de synthèse  $g_i$ .

$\varepsilon$  : Constante positive.

$$\mathbf{u}(n) = [u(n), u(n-1), \dots, u(n-M+1)].$$

$$\mathbf{d}(n) = [d(n), d(n-1), \dots, d(n-M+1)].$$

$$\mathbf{e}_i(n) = [e_i(n), e_i(n-1), \dots, e_i(n-M+1)].$$

$$\mathbf{u}_i(k) = [u_i(kN), \dots, u_i(kN-M+1)].$$

$$d_{i,D}(k) = d_i(k).$$

$$e_i(n) = \begin{cases} e_{i,D}(k/N), & n = 0, \pm N, \pm 2N, \dots \\ 0, & \text{ailleurs} \end{cases}$$

### Computation

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

Partition en sous bandes:

$$\mathbf{u}_i(n) = \mathbf{h}_i^T \mathbf{u}(n), \quad i = 1, 2, \dots, N-1$$

$$d_i(n) = \mathbf{h}_i^T \mathbf{d}(n), \quad i = 1, 2, \dots, N-1$$

Synthèse:

$$e(n) = \sum_{i=0}^{N-1} \mathbf{g}_i^T \mathbf{e}_i(n)$$

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

Estimation d'erreurs:

$$e_{i,D}(k) = d_{i,D}(k) - \hat{\mathbf{w}}^T(k) \mathbf{u}_i(k) \quad i = 0, 1, \dots, N-1$$

Mise à jour du filtre:

$$\hat{\mathbf{w}}(k+1) = \hat{\mathbf{w}}(k) + \mu \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\mathbf{u}_i(k)}{\varepsilon + \|\mathbf{u}_i(k)\|^2} e_{i,D}(k)$$

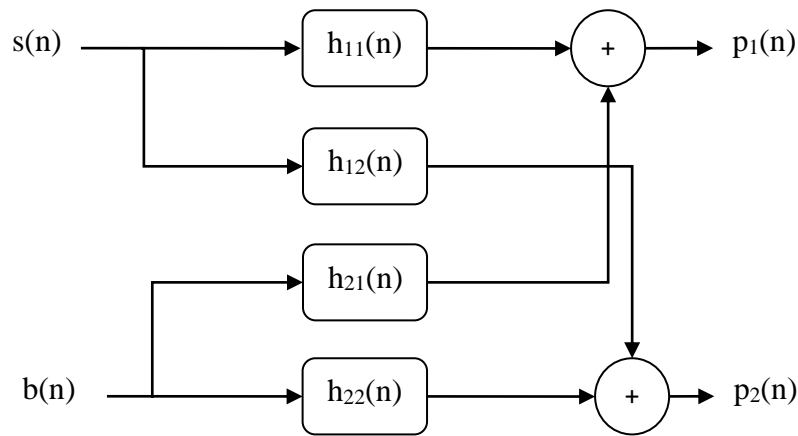
**Tableau 1.1.** Résumé de l'algorithme NSAF.

## 1.4 Réduction de bruit acoustique bi-capteurs

Pour la réduction de bruit il existe plusieurs méthodes en mono-capteurs, bi-capteurs et multi-capteurs, nous allons travailler par les méthodes bi-capteurs qui sont dernièrement proposés dans le domaine de rehaussement de la parole et la réduction de bruit acoustique. La méthode bi-capteur nécessite, l'utilisation de deux microphones pour annuler le bruit, une source de parole (locuteur), l'autre source de perturbation (un bruit).

### 1.4.1 Mélange convolutif bi-capteur

On parle de mélange convolutif, lorsque les sources s'écrivent comme la somme des sources convoluées par un filtre de propagation [12]. Les mélanges convolutifs tiennent compte de la déformation du signal propagé et la modélise par un filtrage entre la source et l'observation, ce qui s'écrit mathématiquement sous la forme d'une convolution. On prend comme exemple le cas le plus simple, Considérons une situation de prise de son par deux microphones: une source de parole (locuteur) se situe près du 1er microphone, l'autre source de perturbation (un bruit) est près du 2ème microphone. A la sortie des microphones, on observe une superposition des signaux primitifs inconnus selon un mélange inconnu. En général, c'est un mélange convolutif des signaux à large bande, qui dépend de la propagation des signaux dans le milieu, de la position des microphones et des sources, et des caractéristiques de la salle [13]. Le mélange convolutif linéaire entre le signal de parole et le bruit peut être représentée par un modèle complet donné par la figure 1.9:



**Figure 1.9.** Structure du mélange convolutif bi-capteur complet.

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

$$p_1(n) = s(n) * h_{11}(n) + b(n) * h_{21}(n) \quad (1.7)$$

$$p_2(n) = b(n) * h_{22}(n) + s(n) * h_{12}(n) \quad (1.8)$$

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

$h_{12}(n)$  et  $h_{21}(n)$  représentent les effets du couplage croisé entre les sources et les microphones.

$s(n)$  est le signal parole.

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

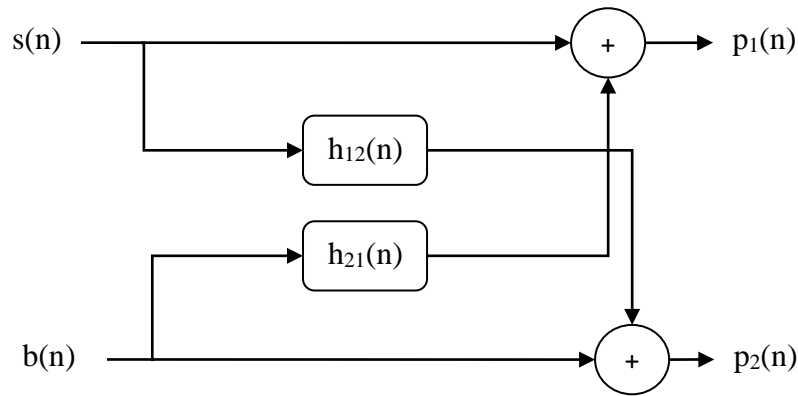
$p_1(n)$  et  $p_2(n)$  représentent respectivement les deux signaux bruités obtenus à la sortie du mélange convolutif bi-capteurs.

Pour simplifier le modèle de mélange convolutif bi-capteurs on prend en compte certaines suppositions [2]:

- Les sources sont ponctuelles.
- Le premier microphone est placé judicieusement près du locuteur et le deuxième près de la source de bruit.
- La distance entre les deux microphones est petite.
- L'erreur de mesure de chaque microphone est négligeable.
- Que la source  $s(n)$  est proche de la sortie  $p_2(n)$  cad  $h_{11}$  est une impulsion de Dirac  $\delta(n)$  et pour  $h_{21}$  c'est la même chose  $h_{11}(n) = h_{21}(n) = \delta(n)$

Donc le modèle du mélange convolutif simplifié est donné par la figure 1.10:





**Figure 1.10.** Structure simplifiée d'un mélange convolutif bi-capteurs.

Dans la figure 1.10, les deux signaux observés sont données par:

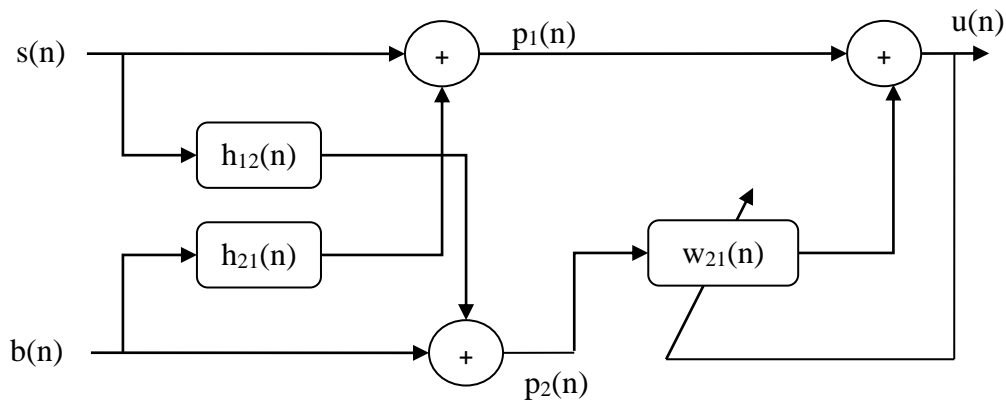
$$p_1(n) = s(n) + b(n) * h_{21}(n) \quad (1.9)$$

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

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

### 1.4.2 Structure FORWARD Bicapteurs en pleine Bande

La structure Forward direct est l'une des deux structures de séparation aveugle de source, on utilise cette structure qui apparait dans la figure 1.11 pour estimer le signal original à partir seulement des signaux observés sans aucune information ni sur le mélange ni sur les signaux des sources, en utilisant un seule filtre adaptatif symétrique  $w_{21}(n)$  a l'optimale on a  $w_{21}(n) = h_{21}(n)$ . La figure 1.11 représente la structure Forward bicapteurs en pleine bande:



**Figure 1.11.** Structure Forward bicapteurs en pleine bande.

Où:

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

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

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

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

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

$u(n)$  : Le signal de la parole estimé.

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

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

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

À la sortie de la structure forward nous obtenons le signal estimé  $u(n)$  donner par la formule suivante:

$$u(n) = p_1(n) - p_2(n) * w_{21}(n) \quad (1.11)$$

En remplaçant les équations (1.9) et (1.10) dans la formule du signal estimé  $u(n)$ , nous trouvons l'expression suivante:

$$u(n) = s(n) * [\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n)] \quad (1.12)$$

Cette dernière équation montre que le signal de sortie  $u(n)$  estimé converge vers le signal original de parole mais avec une distorsion. On peut ajouter un post-filtre  $PF(n)$  à la sortie de la structure forward [11].

### 1.4.3 Structure FORWARD Bi-capteurs en sous Bande (SF-NLMS)

Dans cette section, nous allons présenter l'algorithme forward en sous-bandes avec N sous filtres (SF-NLMS en anglais Subband Forward NLMS). Cet algorithme est proposé pour la réduction de bruit acoustique et le rehaussement de la parole.

Le schéma de cet algorithme est donné par la Figure 1.12. L'idée de cet algorithme est de décomposer les deux signaux bruités en N sous bandes par des filtres sont généralement des filtres passe-bas et passe-bande, et d'appliquer le l'algorithme NLMS à chaque sous-bande.

Les deux signaux  $p_1(n)$  et  $p_2(n)$  sont partitionnés à N sous-bandes par les filtres d'analyse  $H_1(z), H_2(z), \dots, H_N(z)$ . Après, les signaux de sortie de chaque sous-bande  $p_{1i}(n)$  et  $p_{2i}(n)$  avec  $i = 0, 1, \dots, N - 1$  sont décimer par un facteur de décimation D qui conduit à générer les nouveaux sous-signaux  $p_{1i,D}(k)$  et  $p_{2i,D}(k)$  respectivement.

Après cette étape, il faut appliquer un banc de filtre synthétisé  $G_1(z), G_2(z), \dots, G_N(z)$  à ce signal de sortie avant son utilisation dans un procédure d'interpolation pour obtenir la forme en pleine bande des signaux estimés  $u(n)$ .

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

$$y_{2i,D}(k) = \sum_{m=0}^{M-1} w_{21,i}(k) p_{2i}(kN - m) \quad (1.13)$$

Plus généralement sous la forme vectorielle:

$$y_{2i,D}(k) = \mathbf{w}_{21,i}^T(k) \mathbf{p}_{2i}(k) \quad (1.14)$$

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

Les formules des sous-signaux décimé sont données par:

$$u_{i,D}(k) = p_{1i,D}(k) - \mathbf{w}_{21,i}^T(k) \mathbf{p}_{2i}(k) \quad (1.15)$$

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

$$\mathbf{w}_{21,1}(k) = \mathbf{w}_{21,1}(k - 1) - \mu_{21n,1} u_{1,D}(k) \frac{\mathbf{p}_{21}(k)}{\mathbf{p}_{21}^T(k) \mathbf{p}_{21}(k) + \epsilon} \quad (1.16)$$

$$\mathbf{w}_{21,N}(k) = \mathbf{w}_{21,N}(k-1) - \mu_{21n,N} \mathbf{u}_{N,D}(k) \frac{\mathbf{p}_{2N}(k)}{\mathbf{p}_{2N}^T(k)\mathbf{p}_{2N}(k)+\varepsilon} \quad (1.17)$$

En générale:

$$\mathbf{w}_{21i}(k) = \mathbf{w}_{21i}(k-1) - \mu_{21n,i} \mathbf{u}_{i,D}(k) \frac{\mathbf{p}_{2i}(k)}{\mathbf{p}_{2i}^T(k)\mathbf{p}_{2i}(k)+\varepsilon} \quad (1.18)$$

Où :  $\mathbf{w}_{21i}(k)$  est le filtre de la  $i^{\text{ième}}$  sous-bande.

Et  $0 < \mu_{21,i} < 2$

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

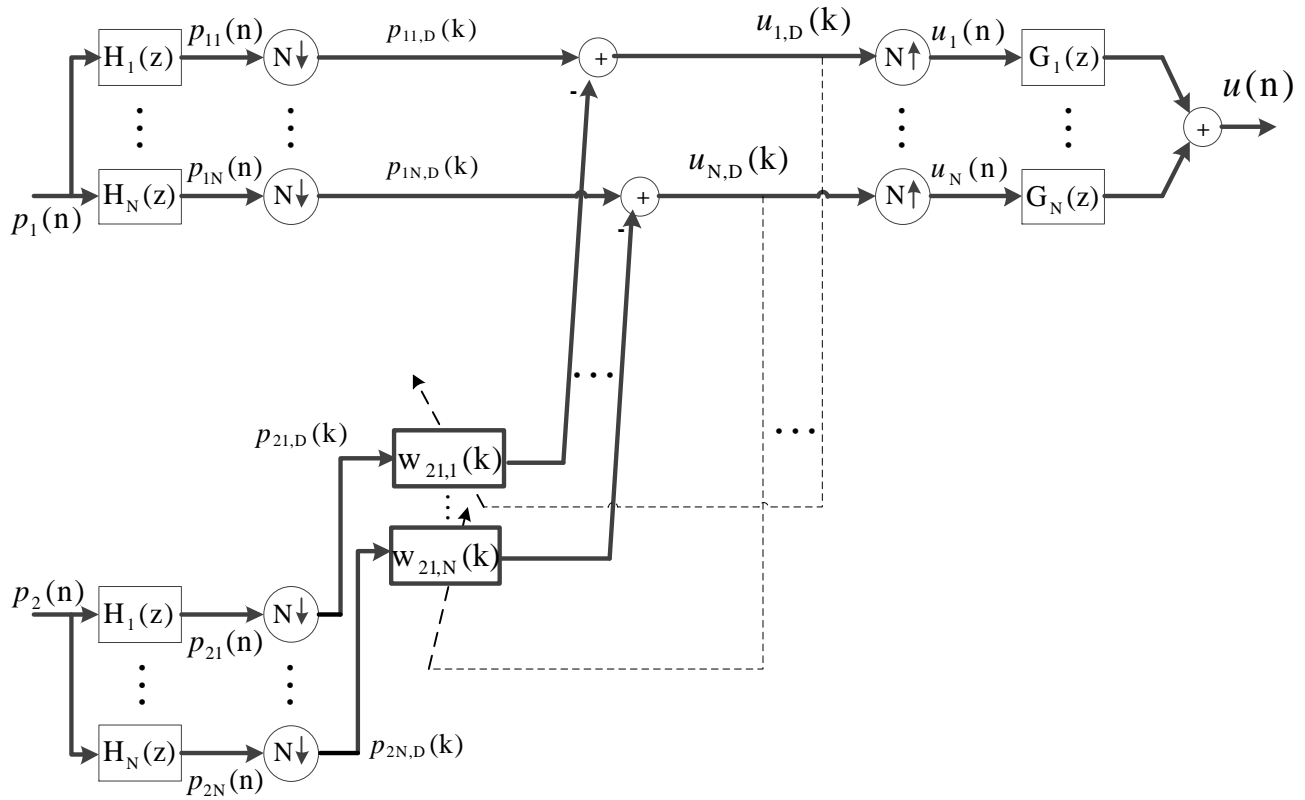
En utilisant les deux étages, l'interpolation avec un facteur N et le banc de filtres de synthèse  $G_1(z), G_2(z), \dots, G_N(z)$  pour reconstruire le signal estimé en pleine bande qui sont donnés par les deux équations suivantes:

$$\mathbf{u}(n) = \sum_{i=0}^{N-1} \mathbf{g}_i^T \mathbf{u}_i(n) \quad (1.19)$$

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

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

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



**Figure 1.12.** Structure de l'algorithme SF-NLMS.

Le tableau suivant représente le résumé de d'algorithme SF-NLMS.

<p><b>Initialisation</b></p> <p><math>\varepsilon</math> = petite constante positive.</p> <p>L : la taille du filtre d'analyse et de synthèse.</p> <p>Paramètre de pas : <math>0 &lt; \mu_{21n,i} &lt; 2</math></p> <p><b>Pour</b> <math>n = 1</math>: iter</p> <p><b>Signaux de sortie des filtres :</b></p> $y_{2i,D}(k) = \mathbf{w}_{21,i}^T(k) \mathbf{p}_{2i}(k)$ <p><b>Estimation des sous-signaux décimés de sortie :</b></p> $u_{i,D}(k) = p_{1i,D}(k) - \mathbf{w}_{21i}^T(k) \mathbf{p}_{2i}(k)$ <p><b>Equation de mise à jour des filtres :</b></p> $\mathbf{w}_{21i}(k) = \mathbf{w}_{21i}(k-1) - \mu_{21n,i} u_{i,D}(k) \frac{\mathbf{p}_{2i}(k)}{\mathbf{p}_{2i}^T(k) \mathbf{p}_{2i}(k) + \varepsilon}$ <p><b>Fin</b></p>
-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

**Tableau 1.2.** Algorithme SF-NLMS.

## 1.5 Conclusion

Grâce à notre étude de ce chapitre nous avons pu connaître le filtrage adaptatif ses principes et ses application en général.

Et nous avons été en mesure de connaître le filtrage adaptatif en sous-bandes et son différent banc des filtres (d'analyse et de synthèse) pour améliorer la convergence des algorithmes adaptatif. Puis on à traiter le problème de bruit et d'écho acoustique et les méthodes utilisées pour l'annulation de ces derniers spécifiquement par l'algorithme Forward bi-capteurs en sous-bandes avec n sous filtre (SF-NLMS en anglais Subband Forward NLMS).

# Chapitre 2 Réduction du bruit acoustique

---

## 2.1 Introduction

Dans ce chapitre, premièrement nous allons présenter deux types des réponses impulsionnelles acoustique, dispersive et sparse. Puis nous allons expliquer le problème des algorithmes bi-capteurs adaptatifs classiques pour la réduction du bruit acoustique exactement dans un système acoustique sparse et long.

A la fin de ce chapitre, nous allons présenter un algorithme bi-capteurs adaptatif proportionnel proposé dernièrement pour résoudre le problème des algorithmes bi-capteurs classiques dans les systèmes sparses.

## 2.2 Réponse impulsionnelle acoustique

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

Dans la théorie de l'acoustique ces réflexions sont modélisées par un filtre fini (RIF) qui mesure entre le haut-parleur et le microphone utilisés. Cette réponse impulsionnelle dépend de l'emplacement de haut-parleur et le microphone, et aussi des caractéristiques des transducteurs, de la salle.

La réponse impulsionnelle se présente sous la forme d'une onde directe (le trajet le plus court emprunté par l'onde sonore) et d'une succession d'ondes réfléchies, diffractées et diffusées par les parois de l'espace clos [14] [15].

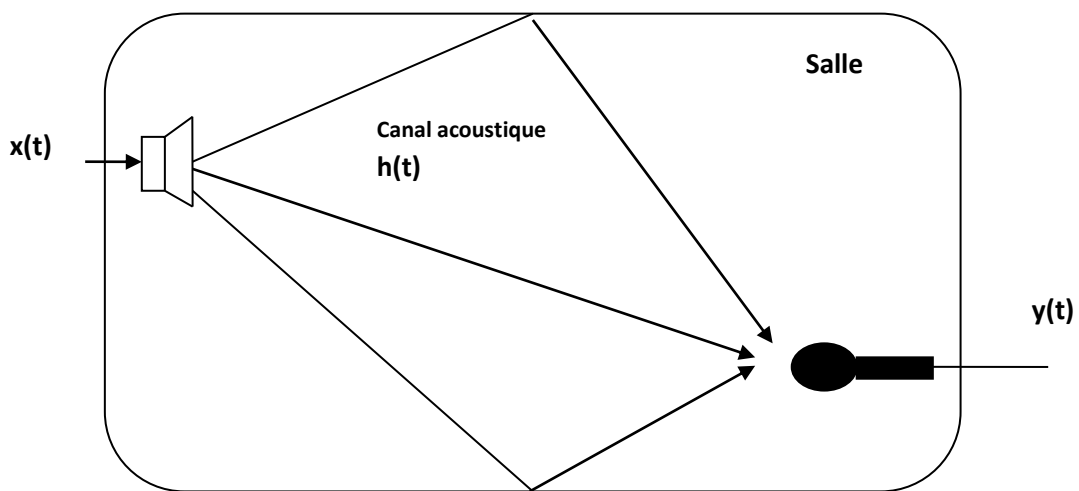
Les phénomènes dans un milieu acoustique sont mesurés à partir de la notion du canal acoustique figure 2.1, ce dernier dépend de trois éléments principaux [16]:

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

Dans l'approximation de l'acoustique linéaire ce canal est un filtre linéaire dont l'entrée est le signal  $x(t)$  et la sortie  $y(t)$  [16]:

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

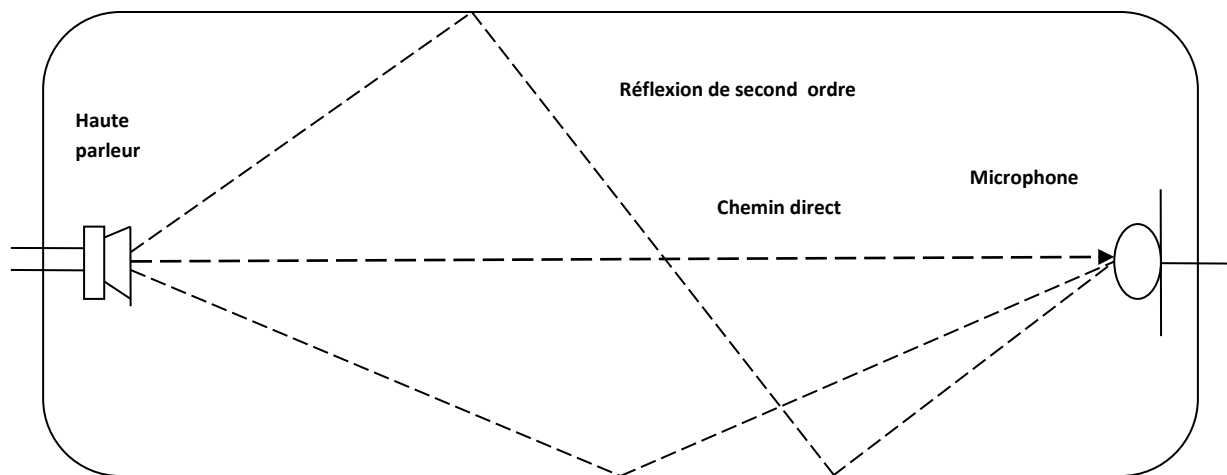
Où  $h(t)$  est la réponse impulsionnelle (RI) du canal acoustique, (\*) est la convolution.



**Figure 2.1.** Canal acoustique.

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

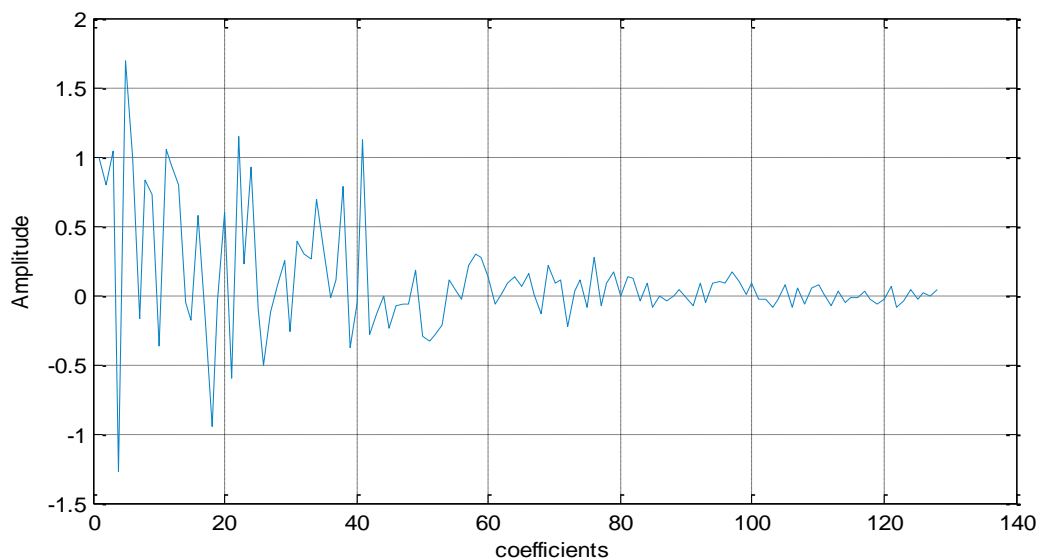




**Figure 2.2.** Propagation du son dans salle acoustique.

### 2.2.1 Réponse impulsionnelle dispersive

Le signal réfléchi a une énergie qui dépend des dimensions de la salle ainsi que des objets qu'elle contient [17]. La réponse impulsionnelle dispersive est une réponse impulsionnelle qui a une proportion presque égale parmi tous ces coefficients qui a distribues a partir du trajet de l'écho dispersive [18]. La réponse impulsionnelle dispersive de la salle montrée ci-dessus à la figure 2.3:



**Figure 2.3.** Réponse impulsionnelle dispersive.

Les effets d'échos peuvent être réduits en ayant des absorbeurs autour du mur. Dans ce cas, la réponse impulsionnelle a coefficients moins actifs, comme le montre la figure 2.4 avec ces derniers la réponse impulsionnelle serait sparse.

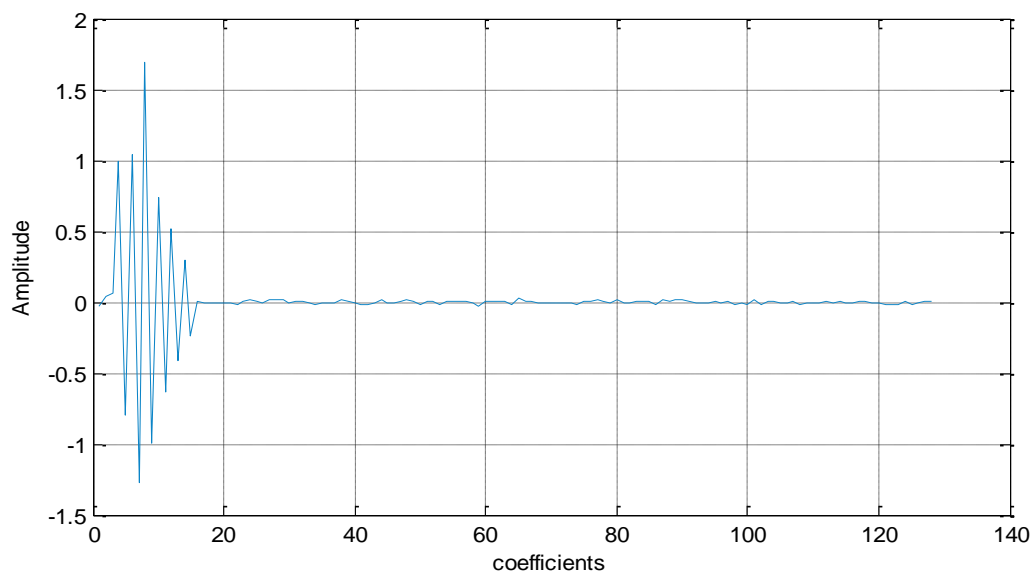
### 2.2.2 Réponse impulsionnelle sparse

Dans de nombreuses applications, telles que les systèmes d'annulation d'écho acoustique, le système en cours de modélisation présente la réponse impulsionnelle sparse, c'est-à-dire que la plupart de ses coefficients ont des petites magnitudes.

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 nuls ou suffisamment petits pour être ignorés est celui dans lequel un grand pourcentage de l'énergie est distribué par seulement quelques coefficients [18].

Ce pendant La longueur du chemin d'écho sparse du réseau est généralement compris entre 32 et, 128 millisecondes, caractérisées par un retard important selon le chargement du système [19]. Pour cette raison, la région "active" du chemin d'écho est entre 8 et 12 millisecondes, il contient donc composants «inactifs» dont le coefficient des magnitudes sont proches de zéro, ce qui rend la réponse impulsionnelle plus clairsemée.

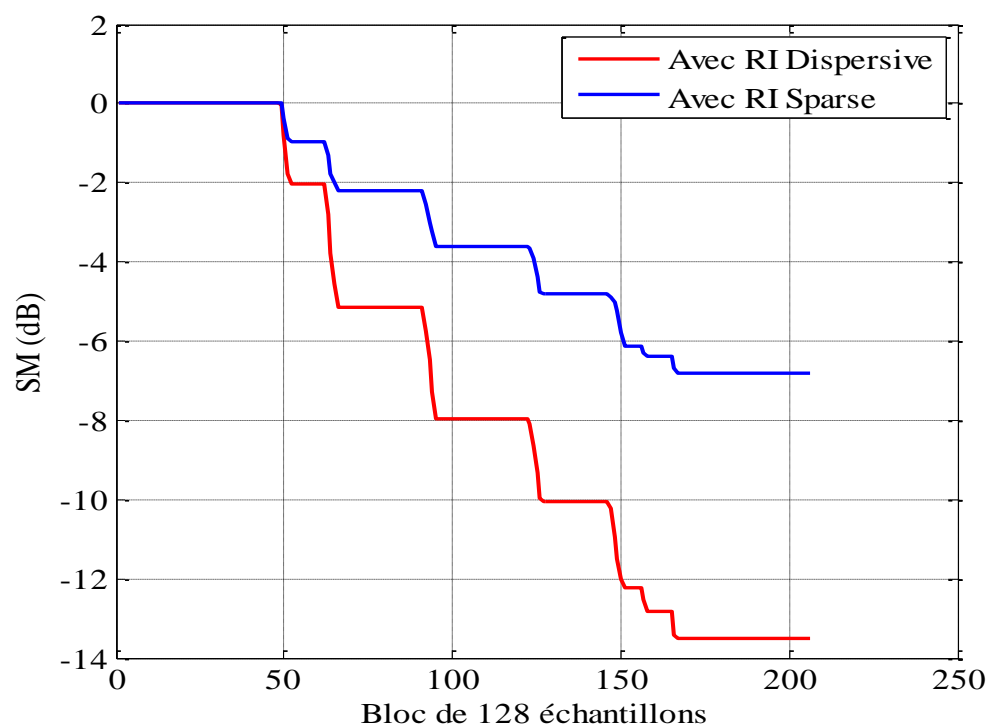
Par conséquent, la réponse impulsionnelle sparse d'une salle est donnée par la figure 2.4:



**Figure 2.4.** Réponse impulsionnelle sparse.

## 2.3 Problème de l'algorithme FORWARD adaptatif classique

Le problème de l'identification du système dans les algorithmes FORWARD adaptatifs classiques (FLMS) et (FNLMS) est subissant une convergence lente dans les systèmes acoustiques sparse et longues, car ils attribuent une même taille de pas à tous les coefficients de système [18]. Ces algorithmes ont un faible taux de convergence, diminué considérablement par rapport à un algorithme qui met à jour uniquement la région active de la réponse impulsionnelle, lorsque la réponse impulsionnelle est sparse, cela est dû à le bruit d'adaptation qui se produit pour la région inactive de la réponse impulsionnelle estimée, pour résoudre ce problème les filtres adaptatifs proportionnelles ont été proposés.



**Figure 2.5.** Convergence de l'algorithme Forward NLMS, avec deux types des Réponses impulsionnelles: dispersive et sparse.

La figure 2.5 montre que l'algorithme Forward NLMS présente faible performance en ce qui concerne la vitesse de convergence des coefficients du filtre adaptatif vers les coefficients de la réponse impulsionnelle de type sparse.

## 2.4 Technique Forward proportionnelle

L'identification du système SPARSE a attiré beaucoup d'attention dans le domaine des algorithmes adaptatifs, La famille des algorithmes proportionnés exploite cette rareté d'un système donné pour améliorer les performances de convergence des algorithmes normalisé des moindres carrés moyens, également appelé projection de moindre carré normalisé (NLMS) [19] [20].

En général, les filtres adaptatifs ont été utilisés pour estimer le chemin d'écho inconnu en utilisant un algorithme tel que NLMS. Mais, comme la longueur des chemins d'écho est plus longue, NLMS nécessite plus de prises (jusqu'à 1024 prises), ce qui rend la convergence de NLMS devient pauvre [10]. Plusieurs approches ces dernières années pour obtenir de meilleures performances que NLMS pour l'annulation d'écho ceux-ci incluent une taille de pas variable. Contrairement à ces algorithmes, des algorithmes adaptatifs clairsemés ont été développé pour répondre aux performances des filtres adaptatifs identification du système clairsemé [21].

Le premier algorithme adaptatif clairsemé est NLMS proportionnel (PNLMS) l'algorithme NLMS proportionnel (PNLMS) proposé par Duttweiler il y a une décennie, était l'un des premiers qui propose des algorithmes de type proportionnel [22]. Par rapport à ses prédécesseurs, la règle de mise à jour de l'algorithme PNLMS est basée uniquement sur l'estimation actuelle du filtre adaptatif, ne nécessitant aucun a priori informations sur le chemin d'écho.

Cependant, le PNLMS algorithme a été développé de manière «intuitive», parce que les équations utilisées pour calculer la taille du pas les facteurs de contrôle ne sont basées sur aucun critère d'optimisation mais sont conçus de manière ad hoc. Pour cette raison, après une première phase de convergence rapide, le taux de convergence de l'algorithme PNLMS ralentit considérablement. Outre, il est sensible au degré de rareté du système, c'est-à-dire le taux de convergence est réduit lorsque les trajets d'écho sont pas très clairsemé.

Pour faire face à ces problèmes, de nombreux algorithmes de type proportionnel ont été développés en la dernière décennie [23]. L'idée derrière PNLMS est de mettre à jour chaque coefficient du filtre indépendamment en ajustant la taille de l'étape d'adaptation proportionnellement au coefficient estimé du filtre [23]. Les algorithmes adaptatifs conventionnels attribuent une même valeur de pas à tous les coefficients, quelle que soit l'information de la structure [18].

Il est bien connu que le NLMS proportionné (PNLMS) par rapport au NLMS a très rapidement convergence initiale et un suivi très rapides lorsque le chemin d'écho est clairsemé. Cependant, de grands coefficients convergent rapidement (convergence initiale rapide), les petits coefficients s'adaptent à un rythme plus lent que le NLMS. Pour ces algorithmes, les grands coefficients ont besoin de plus d'itérations pour converger que les petits [22].

### 2.4.1 Structure générale

Les algorithmes du filtrage adaptatif classique ont une convergence lente lorsque le système acoustique est caractérisé par des réponses impulsionnelles sparses et longues, où les amplitudes sont nulles au proche de zéro. Pour améliorer la vitesse de convergence des filtres adaptatifs vers les réponses impulsionnelles sparses, la technique FORWARD proportionnelle consiste d'assigner à chaque coefficient dans le système un paramètre de taille de pas différent. En générale, la technique FORWARD proportionnelle mise à jour chaque coefficient individuellement et avec une taille de pas proportionnelle à la magnitude des coefficients des filtres estimées [18]. La structure générale de l'algorithme FPNLMS est donnée par la figure 2.6.

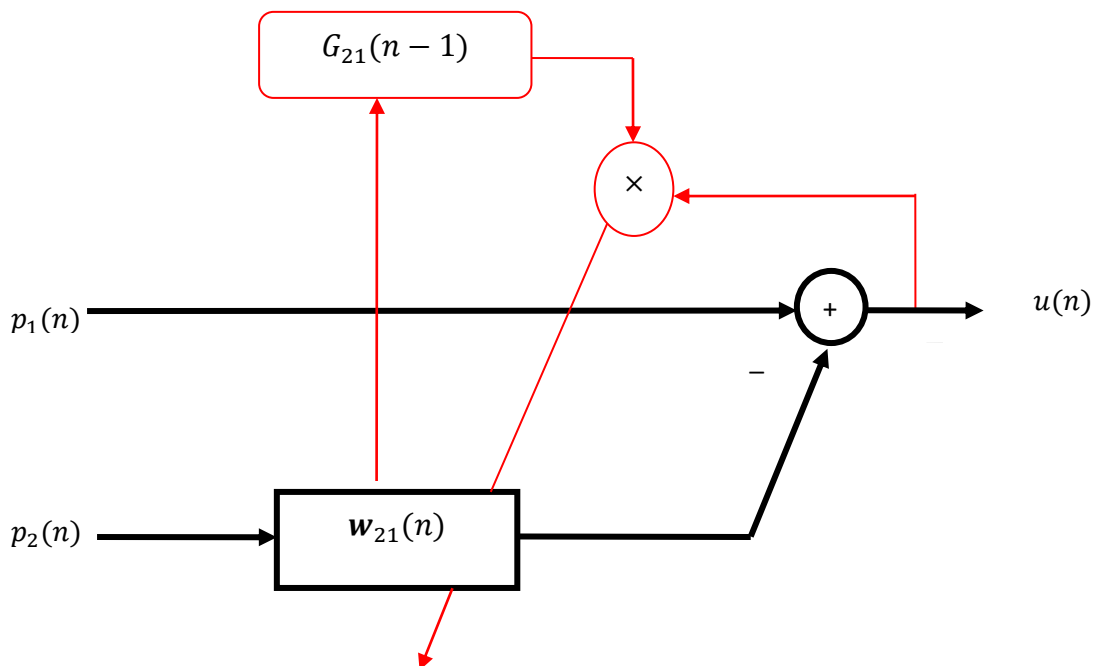


Figure 2.6. Structure générale de l'algorithme FPNLMS.

## 2.4.2 Algorithme FORWARD adaptatif proportionnel FPNLMS

La structure détaillée de l'algorithme Forward proportionnel NLMS est donnée par la figure 2.7 [24].

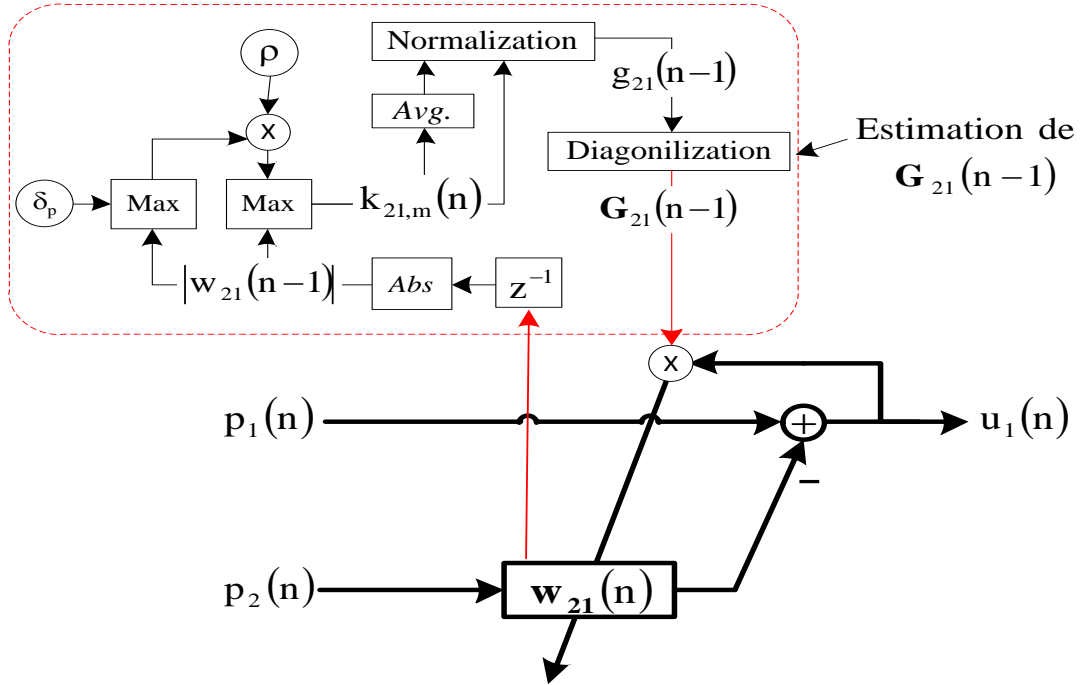


Figure 2.7: Structure détaillée de l'algorithme FPNLMS [24].

Le PNLMS utilise l'ensemble d'équation suivant pour mettre des éléments de la matrice de contrôle de pas d'adaptations dans le temps  $G(n)$  lors de l'adaptation une version normalisée peut être obtenue en normalisant l'équation de mise à jour avec la norme euclidienne du vecteur d'entrée afin d'éliminer l'influence de la puissance du signal d'entrée [18].

$$\mathbf{w}_{21}(n) = \mathbf{w}_{21} + \mu_{21} \frac{\mathbf{p}_2^T(n) \mathbf{G}_{21}(n-1) u_1(n)}{\mathbf{p}_2^T(n) \mathbf{G}_{21}(n-1) \mathbf{p}_2(n) + \varepsilon} \quad (2.2)$$

Où  $\varepsilon$  est un paramètre pour éviter la division par zéro.

$$G_{21}(n) = \text{dig}[g_{21,0}(n) \dots \dots g_{21,M-1}(n)] \quad (2.3)$$

Est  $G_{21}(n)$  la matrice diagonale ( $M \times M$ )

La définition de l'élément diagonal de la matrice  $G_{21}(n)$  dans l'algorithme PNLMS est décrite comme suit:

$$k_{21,1}(n) = \max\{|w_{21,1}(n)|, \rho \max\{\delta_p, |w_{21,0}(n)|, \dots, |w_{21,M-1}(n)|\}\} \quad (2.4)$$

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

$$g_{21l}(n) = \frac{k_{21l}(n)}{\frac{1}{M} \sum_{i=0}^{M-1} |k_{21,i}(n)|}, l = 0, 1, \dots, M - 1 \quad (2.5)$$

$\delta_p$  est utilisé pour empêcher le blocage de  $w(n)$  pendant l'étape d'initialisation. Sa valeur typique est  $\delta_p=0.01$ . Le paramètre  $\rho$  est utilisé pour empêcher les coefficients quand ils sont beaucoup plus petits que les plus grands, sa valeur typique est de  $1 / M$  à  $5 / M$ .

On peut voir que si l'amplitude actuelle d'un coefficient est grande, un grand paramètre du pas d'adaptation sera attribué, pour un petit coefficient un pas d'adaptation petite sera attribué [18].

**Initialisation:**

$$-1 \leq \alpha \leq 1, \rho = \frac{5}{M}, \delta_p = 0.01$$

L: la taille du filtre d'analyse et de synthèse.

$\varepsilon$ : Constant positive.

Paramètre de pas:  $0 < \mu_{21} < 2$

$$\mathbf{w}_{21}(0) = [w_{21,1}(0), w_{21,2}(0), \dots, w_{21,M}(0)] = \mathbf{0}_{M \times 1}$$

**Mise à jour, adaptation et processus**

Pour  $n = 1, 2, \dots$  (iterations)

$$\mathbf{u}(n) = \mathbf{p}_1(n) - \mathbf{w}_{21}(n) * \mathbf{p}_2^T(n)$$

$$\mathbf{G}_{21}(n) = \text{diag}\{g_{21,0}(n), g_{21,1}(n), \dots, g_{21,M-1}(n)\}$$

$$k_{21l}(n) = \max\{|w_{21,l}(n)|, \rho \max\{\delta_p, |w_{21,0}(n)|, \dots, |w_{21,M-1}(n)|\}\}$$

$$g_{21l}(n) = \frac{k_{21l}(n)}{\frac{1}{M} \sum_{i=0}^{M-1} |k_{21,i}(n)|}, l = 0, 1, \dots, M - 1$$

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

**Fin**

**Tableau 2.1.** Pseudo code de l'algorithme FPNLMS.

## 2.5 Conclusion

Le filtrage adaptatif est une partie très importante dans les systèmes de rehaussement de la parole et la réduction du bruit acoustique. Son principal intérêt consiste à éliminer un bruit dont les caractéristiques évoluent dans le temps par différentes algorithmiques.

Dans ce chapitre, nous avons présenté deux types des réponses impulsionnelles acoustiques, sparse et dispersive. Puis, nous avons discuté le problème des algorithmes bi-capteurs adaptatifs dans un système acoustique sparse. A la fin de ce chapitre, nous avons présenté un algorithme proportionnel proposé dernièrement pour résoudre les problèmes des algorithmes classiques.

Dans le prochain chapitre, nous allons présenter un nouvel algorithme bi-capteurs adaptatif proportionnel basé sur la structure de séparation aveugle de sources Forward et les techniques de filtrage adaptatif NLMS en sous-bandes.



## 3.1 Introduction

Les algorithmes adaptatifs ont été largement utilisés dans le traitement de signal pour la réduction de bruit et le rehaussement de la parole. Dans ce chapitre, nous allons proposer un nouvel algorithme direct (Forward) qui permet d'améliorer l'algorithme FPNLMS en pleine bande. Dans ce nouvel algorithme, nous proposons d'utiliser un algorithme proportionnel en sous-bandes appliqué pour la réduction du bruit acoustique et le rehaussement de la parole. Comme nous allons présenter aussi la description de l'algorithme proposé et sa complexité de calcul.

## 3.2 Performance de l'algorithme FPNLMS en pleine bande

Le fonctionnement de l'algorithme Forward proportionnel normalisé LMS (FPNLMS) en plain bande, consiste à associer un paramètre pas à chaque coefficient. Et rendre ainsi la convergence plus rapide que FNLMS pour une réponse impulsionnelle sparse. La figure 3.1 représente la structure de FPNLMS en pleine bande.

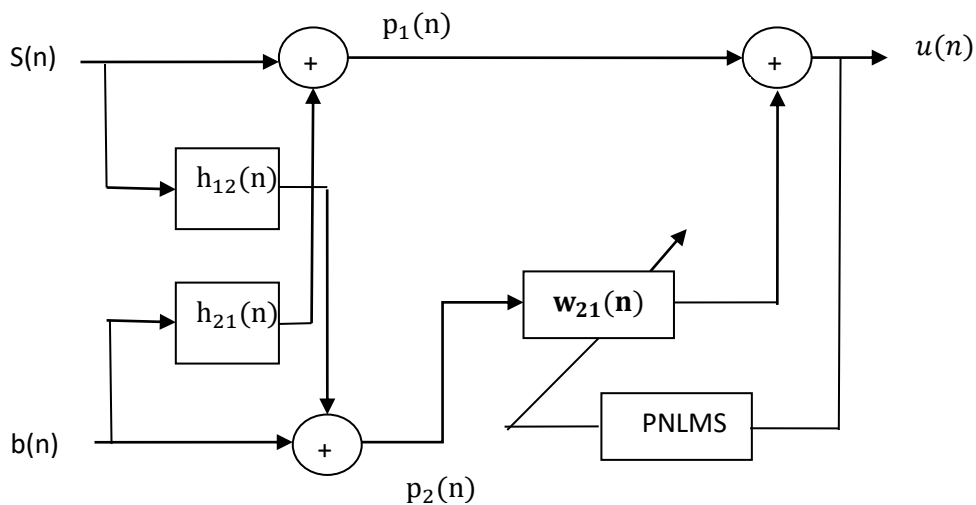


Figure 3.1. Structure de FPNLMS en pleine bande.

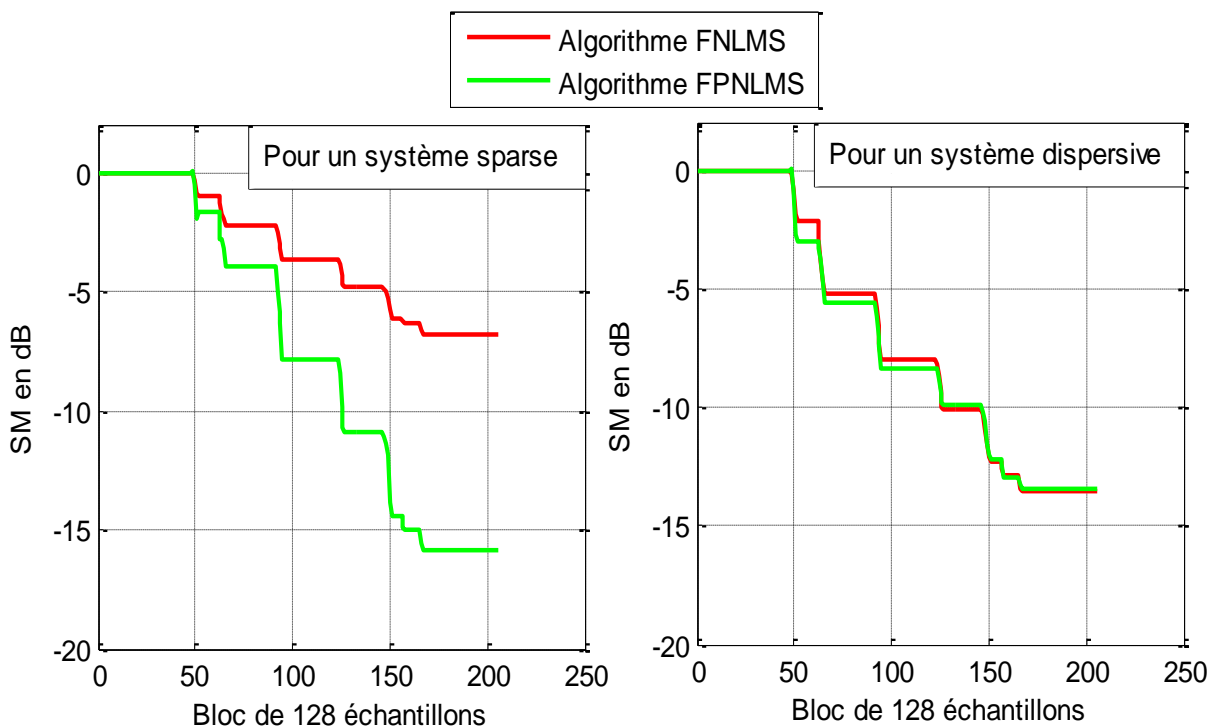
Il y a plusieurs critères de mesure de performances de l'algorithme FPNLMS comme le SM (Système Mismatch), ce dernier est utilisé pour mesurer la vitesse de convergence des systèmes de réduction du bruit.

Le critère de désajustement (ou SM) est un critère robuste pour l'évaluation des performances des algorithmes. Nous allons évaluer la caractéristique de la vitesse de convergence de l'algorithme FPNLMS et l'algorithme FNLMS par l'utilisation du critère SM qui est calculé entre la réponse impulsionnelle réelle et celle estimée.

Ce critère est défini par l'expression suivante :

$$SM_{dB} = 10 \log_{10} \left[ \frac{\|h_{21} - w_{21}(k)\|^2}{\|h_{21}\|^2} \right] \quad (3.1)$$

La figure suivante représente les résultats obtenus de l'évaluation du critère SM des deux algorithmes (FPNLMS et le FNLMS) avec un bruit USASI à l'entrée du système. Le SNR d'entrée est de 0 dB.



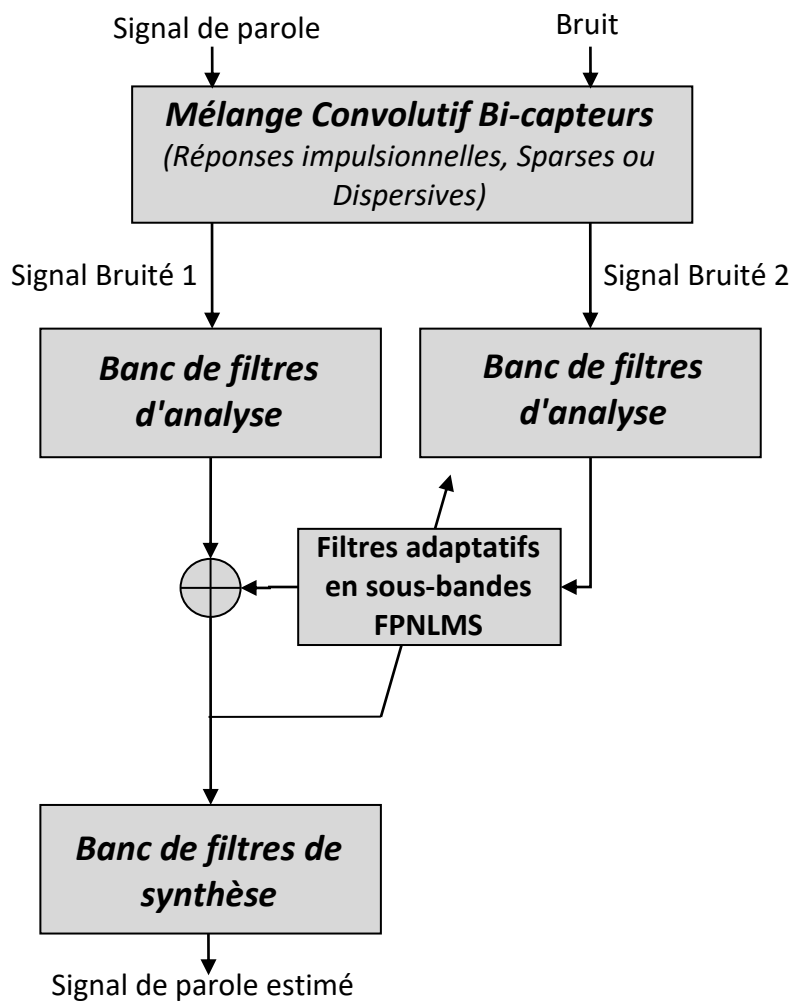
**Figure 3.2.** Convergence entre FPNLMS et FNLMS.

D'après la figure 3.2, on note que les algorithmes proportionnels convergent très rapidement par rapport à l'algorithme FNLMS lorsque le mélange convolutif est caractérisé

par des réponses impulsionnelles sparse. Pour un système dispersive, nous observons le problème de l'algorithme FPNLMS en terme de vitesse de convergence.

### 3.3 Diagramme général de l'algorithme FPNLMS en sous-bande

La figure 3.3 illustre le Diagramme général de l'algorithme FPNLMS en sous-bande.



**Figure 3.3.** Diagramme général de l'algorithme FPNLMS en sous-bande.

Premièrement en décomposant les deux signaux du mélange convolutif en ensemble des sous-signaux par deux bancs de filtres d'analyse. Deuxièmes ces sous-signaux sont décimés par un facteur de décimation égale le nombre de sous-bandes.

Alors on obtient les nouveaux signaux décimés qui sont utilisés dans les sous-filtres adaptatifs  $w_i(k)$ . Chaque sous-filtre a une boucle d'adaptation indépendante avec un signal

de sortie calculé localement. Le signal de parole estimé en pleine bande est finalement obtenu en interpolant les sous-signaux de sortie en utilisant un banc de filtres de synthèse.

### 3.4 Contrôle par le détecteur d'activité vocal (DAV)

Le détecteur d'activité vocal (DAV) est d'indiquer la présence de la parole ou non dans une trame. Dans notre travail, nous utilisons le système DAV pour contrôler et adapter les sous-filtres adaptatifs.

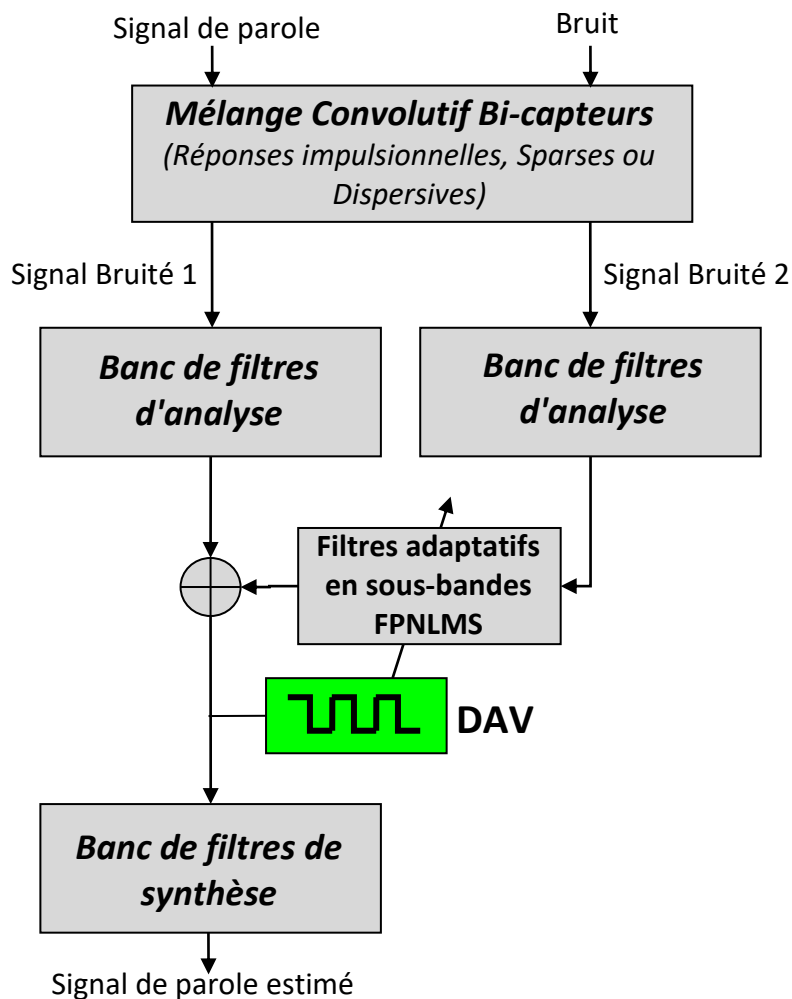


Figure 3.4. Diagramme général de l'algorithme proposé contrôlé par un DAV.

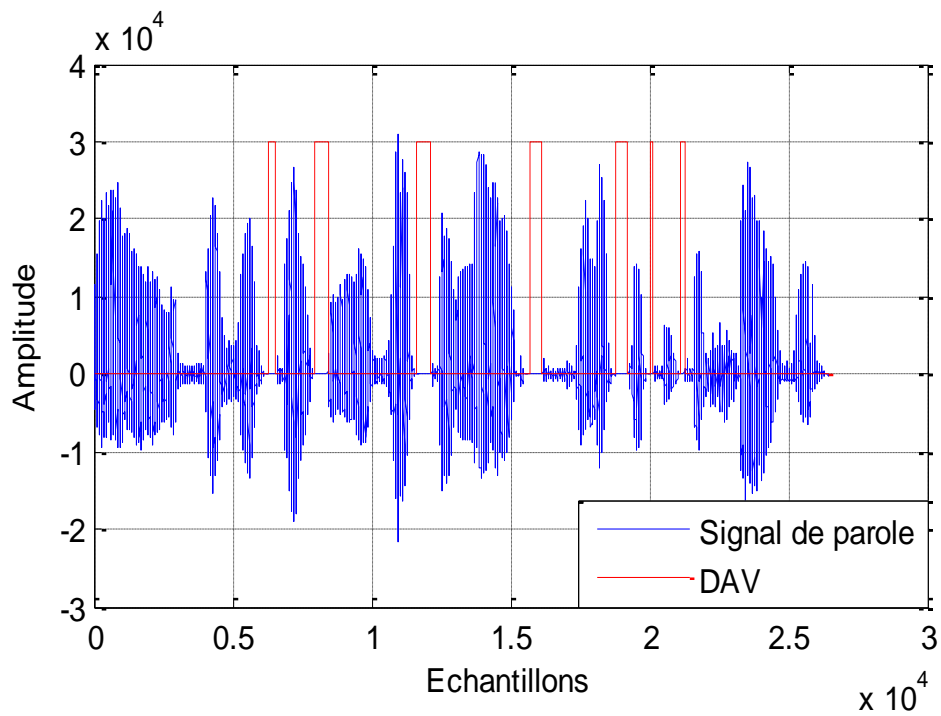


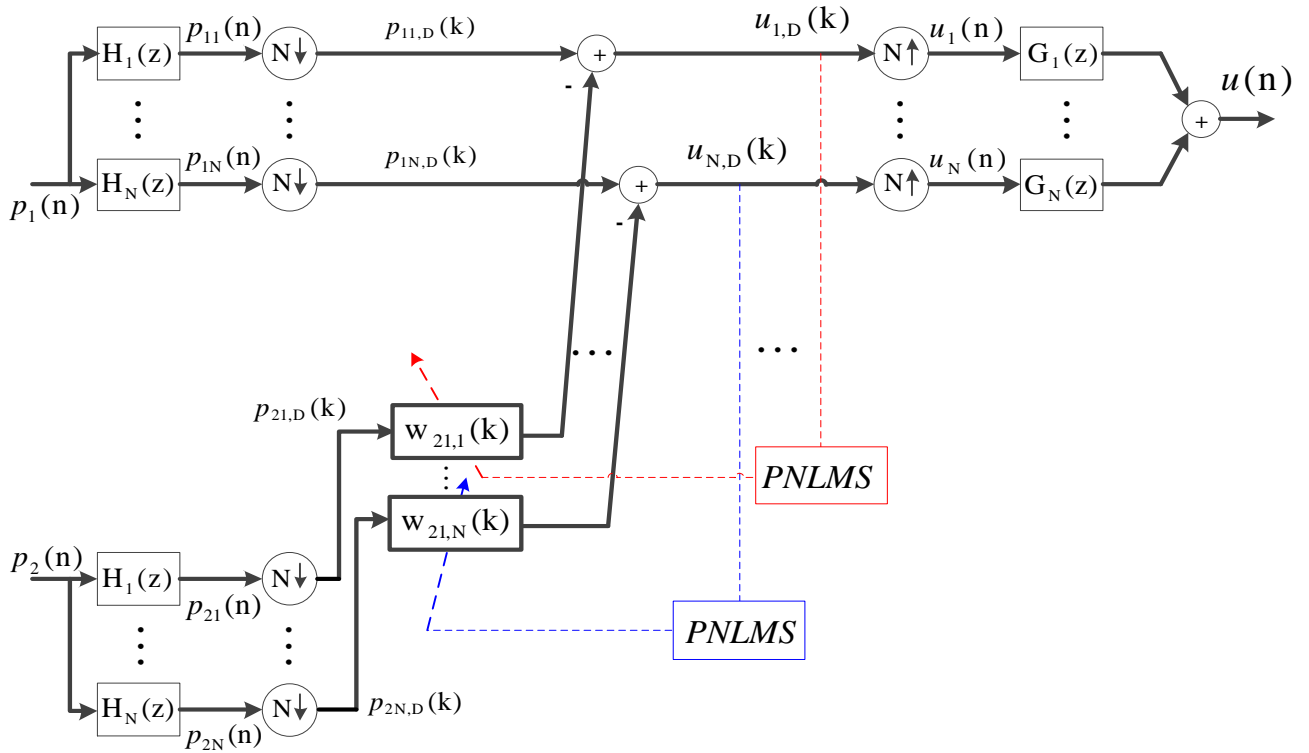
Figure 3.5. Signal de parole avec DAV.

### 3.5 Description de l'algorithme propose

Dans le domaine de réduction du bruit acoustique et le rehaussement de la parole, l'algorithme FPNLMS en sous-bande représente une solution très efficace pour obtenir une vitesse de convergence acceptable car cet algorithme consiste à faire varier le pas d'adaptation  $\mu_{21,i}$  (pas à chaque coefficient).

Dans cette section, nous allons présenter l'algorithme de Forward PNLMS en sous-bandes en utilisant N sous filtres (S-FPNLMS en anglais Subband Forward PNLMS). 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 3.6.** Structure détaillée de l'algorithme S-FPNLMS en sous bandes.

### Etape 1: Sous-signaux bruités

L'idée principale de l'algorithme proposé S-FPNLMS est de décomposer les deux signaux du mélange en  $N$  sous-bandes. Donc, les deux signaux  $p_1(n)$  et  $p_2(n)$  sont partitionnés à  $N$  sous-bandes par les filtres d'analyse  $H_1(z), H_2(z), \dots, H_N(z)$ . Nous notons que les filtres d'analyse sont des filtres passe-bas et passe-bande pour décomposer chaque signal du mélange  $p_1(n)$   $p_2(n)$  en  $N$  sous-signaux.

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

### Etape 2: Sous-filtres adaptatifs

Nous proposons dans la deuxième étape d'utiliser  $N$  sous-filtres adaptatifs basant sur l'algorithme NLMS proportionnel. Les équations de mise à jour des sous-filtres adaptatifs proposées dans cet algorithme sont données:

$$\mathbf{w}_{21,1}(k) = \mathbf{w}_{21,1}(k-1) + \mu_{21,1} \frac{\mathbf{p}_{21,D}(k)G_1(k-1)u_{1,D}(k)}{\mathbf{p}_{21,D}(k)G_1(k-1)\mathbf{p}_{21,D}(k) + \varepsilon} \quad (3.2)$$

$$\begin{aligned} & \vdots \\ & \vdots \\ \mathbf{w}_{21,N}(k) &= \mathbf{w}_{21,N}(k-1) + \mu_{21,N} \frac{\mathbf{p}_{2N,D}(k)G_N(k-1)u_{N,D}(k)}{\mathbf{p}_{2N,D}(k)G_N(k-1)\mathbf{p}_{2N,D}(k) + \varepsilon} \end{aligned} \quad (3.3)$$

Dans le cas général:

$$\mathbf{w}_{21,i}(k) = \mathbf{w}_{21,i}(k-1) + \mu_{21,i} \frac{\mathbf{p}_{2i,D}(k)G_i(k-1)u_{i,D}(k)}{\mathbf{p}_{2i,D}(k)G_i(k-1)\mathbf{p}_{2i,D}(k) + \varepsilon} \quad (3.4)$$

Où

$$\mathbf{G}_i(k) = \text{diag}\{g_{i0}(k), g_{i1}(k), \dots, g_{iM-1}(k)\} \quad (3.5)$$

$\mathbf{G}_i(k)$  est une matrice diagonale qui ajuste les tailles de pas de les prises individuelles du filtre,  $\mu_{21,i}$  est le pas d'adaptation de l'algorithme S-FPNLMS:

$$0 < \mu_{21,i} < 2$$

Et  $\varepsilon$  est le paramètre pour éviter la division par zéro.

Les éléments diagonaux de  $\mathbf{G}_i(k)$  sont calculés comme suit:

$$k_{il}(k) = \max\{|w_{21,il}(k)|, \rho \max\{\delta_p, |w_{21,i0}(k)|, \dots, |w_{21,iM-1}(k)|\}\} \quad (3.6)$$

$$g_{il}(k) = \frac{k_{il}(k)}{\frac{1}{M} \sum_{s=0}^{M-1} |k_{is}(k)|}, \quad 0 \leq l \leq M-1 \quad (3.7)$$

Les paramètres  $\delta_p$  et  $\rho$  sont des nombres positifs avec des valeurs typiques  $\delta_p=0.01$ ,  $\rho = 5/M$ .

### Etape 3: Sous-signaux de parole estimés

Les sous-signaux de parole estimés  $u_{i,D}(k)$  sont calculés par la soustraction des sous-signaux décimés du mélange  $\mathbf{p}_{1i,D}(k)$  et les sous-signaux  $y_{i,D}(k)$  de la sortie du filtre adaptatif  $\mathbf{w}_{21,i}(k)$ . Les formules des sous-signaux décimés de parole sont données par:

$$u_{1,D}(k) = p_{11,D}(k) - \mathbf{w}_{21,1}(k-1)\mathbf{p}_{21,D}(k) \quad (3.8)$$

$\vdots$   
 $\vdots$   
 $\vdots$

$$u_{N,D}(k) = p_{1N,D}(k) - \mathbf{w}_{21,N}(k-1)\mathbf{p}_{2N,D}(k) \quad (3.9)$$

Dans le cas général:

$$u_{i,D}(k) = p_{1i,D}(k) - \mathbf{w}_{21,i}(k-1)\mathbf{p}_{2i,D}(k) \quad (3.10)$$

$$\text{Où: } \mathbf{p}_{2i,D}(k) = [p_{2i,D}(k), p_{2i,D}(k-1), \dots, p_{2i,D}(k-M+1)]^T \quad (3.11)$$

$$\text{Et } \mathbf{w}_{21,i}(k) = [w_{21,i}(k), w_{21,i}(k-1), \dots, w_{21,i}(k-M+1)]^T \quad (3.12)$$

En utilisant les deux étages, l'interpolation avec un facteur N et le banc de filtres de synthèse  $G_1(z), G_2(z), \dots, G_N(z)$  pour reconstruire le signal de parole estimé en pleine bande qui est donné par les formules suivantes:

$$u(n) = \sum_{i=0}^{N-1} \mathbf{g}_i^T \mathbf{u}_i(n) \quad (3.13)$$

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

$$\text{Et } \mathbf{u}_i(n) = [u_i(n), u_i(n-1), \dots, u_i(n-M+1)]^T$$

Le tableau suivant représente le résumé de l'algorithme FPNLMS en sous bande:

<p><b>Initialisation :</b></p> <p><math>\delta_p = 0.01, \rho = 5/M.</math>  M : Taille des filtres adaptatifs <math>\mathbf{w}_{21,i}(k)</math> avec <math>i = 1, 2, \dots, N.</math>  N : Nombre de sous-bande.  L : Taille des filtres d'analyse et de synthèse.  <math>\mu_{21,i}(k)</math>: Pas d'adaptation.  <math>\varepsilon</math> : Petite constante positive.  paramètre de pas : <math>0 &lt; \mu_{21,i} &lt; 2</math></p> <p><b>Mise à jour, adaptation et processus</b></p> $u_{i,D}(k) = \mathbf{p}_{1i,D}(k) - \mathbf{w}_{21,i}(k-1)\mathbf{p}_{2i,D}(k)$ $\mathbf{G}_i(k) = \text{diag}\{g_{i0}(n), g_{i1}(n), \dots, g_{iM-1}(n)\}$ $k_{il}(k) = \max\{ w_{21,il}(k) , \rho \max\{\delta_p,  w_{21,i0}(k) , \dots,  w_{21,iM-1}(k) \}\}$ $g_{il}(k) = \frac{k_{il}(k)}{\frac{1}{M} \sum_{s=0}^{M-1}  k_{is}(k) }, \quad 0 \leq l \leq M-1$ <p>Equation de mise à jour des filtres :</p> $\mathbf{w}_{21,i}(k) = \mathbf{w}_{21,i}(k-1) + \mu_{21,i} \frac{\mathbf{p}_{2i,D}(k)\mathbf{G}_i(k-1)u_{i,D}(k)}{\mathbf{p}_{2i,D}(k)\mathbf{G}_i(k-1)\mathbf{p}_{2i,D}(k) + \varepsilon}$ <p><b>Fin</b></p>
----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

**Tableau 3.1.** Algorithme FPNLMS en sous bande.



## 3.6 Complexité algorithmique

La complexité des algorithmes en termes de nombre total des opérations de calcul. Le nombre d'opérations par itération de l'algorithme FNLMS est comportant  $2M+1$  additions et  $3M+1$  multiplications et 1 divisions. Le FPNLMS en pleine bande comportant  $3M+1$  additions et  $6M+4$  multiplications et 2 divisions. Et pour l'algorithme FPNLMS en sous bande il à la même complexité des calculs par rapport aux algorithmes en pleine bande.

Le tableau suivant résume les opérations de calcul pour les trois algorithmes FNLMS et FPNLMS en pleine bande et PNLMS en sous bande.

Algorithme	FNLMS	FPNLMS	S-FPNLMS
Addition	$2M+1$	$3M+1$	$3M+1$
Multiplication	$3M+1$	$6M+4$	$6M+4$
Division	1	2	2

**Tableau 3.2.** La Complexité des trois d'algorithme.

## 3.7 Conclusion

Au cours de ce chapitre, nous avons conclu que l'algorithme proportionnel converge très rapidement par rapport à l'algorithme FNLMS dans un environnement sparse. Et pour un système dispersive, nous observons le problème de l'algorithme FPNLMS en terme de vitesse de convergence. Pour résoudre ce problème, nous avons présenté notre nouvel algorithme proposé.

Le chapitre suivant est dédié pour les résultats de simulation de l'algorithme proposé.

## 4.1 Introduction

L'objectif des travaux effectués dans le cadre de ce chapitre est de fournir une solution efficace de réduction de bruit et rehaussement de la parole.

Ce chapitre est entièrement consacré aux résultats de simulation de l'algorithme proposé ainsi que la comparaison de ce dernier avec les algorithmes FNLMS et FPNLMS, en termes de réduction du bruit et la vitesse de convergence. En commençant par définir le cadre expérimentale de nous simulation avec des différents signaux de source utilisés tels que le signal de parole, signal de bruit, les réponses impulsionnelles dispersives et sparses, les signaux de parole bruités.

Ensuite nous allons représenter les différents résultats de simulations des algorithmes FNLMS, FPNLMS et S-FPNLMS. Nous avons fait aussi une étude comparative entre ces derniers algorithmes et notre nouvel algorithme, en utilisant le critère de erreur quadratique moyenne (EQM). Puis nous présentons également l'influence des paramètres (l'effet de la taille de filtre, l'effet de pas d'adaptation et l'effet de nombre de sous bandes).

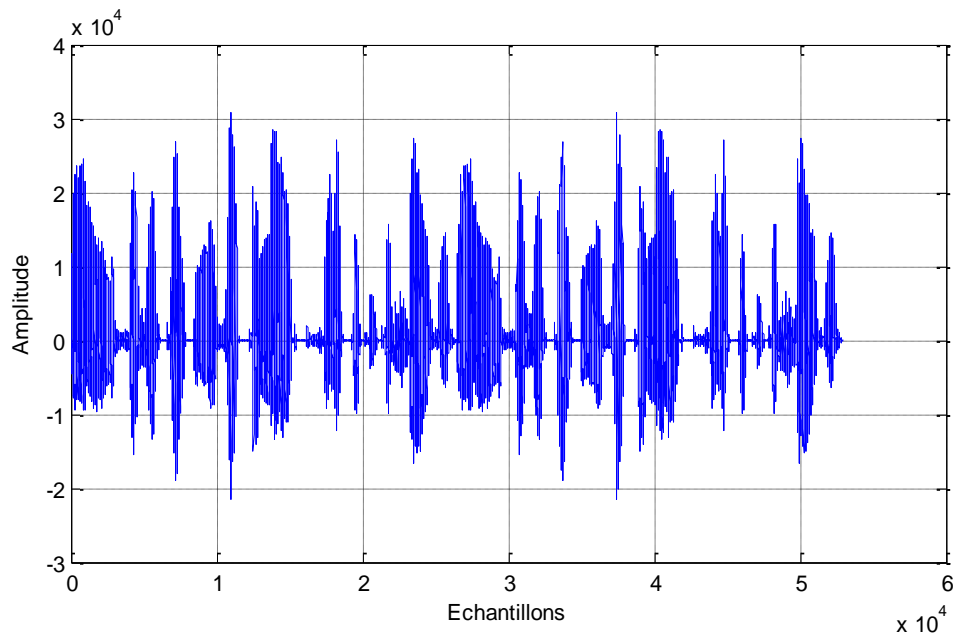
## 4.2 Signaux de simulation

Pour obtenir les résultats de l'ensemble des simulations dans ce chapitre. Nous avons besoin des fichiers représentant les signaux d'entrée à une fréquence d'échantillonnage de 8 KHZ, et un mélange convolutif bi-capteur pour produire les signaux du mélange.

### 4.2.1 Signal de parole

Dans ce travail nous avons utilisé un signal de parole prononcé par un locuteur masculin, « un loup s'est jeté immédiatement sur la petite chèvre » avec une fréquence d'échantillonnage égale 8 KHZ et d'environ 4 secondes.

La figure 4.2 représente le signal de parole.

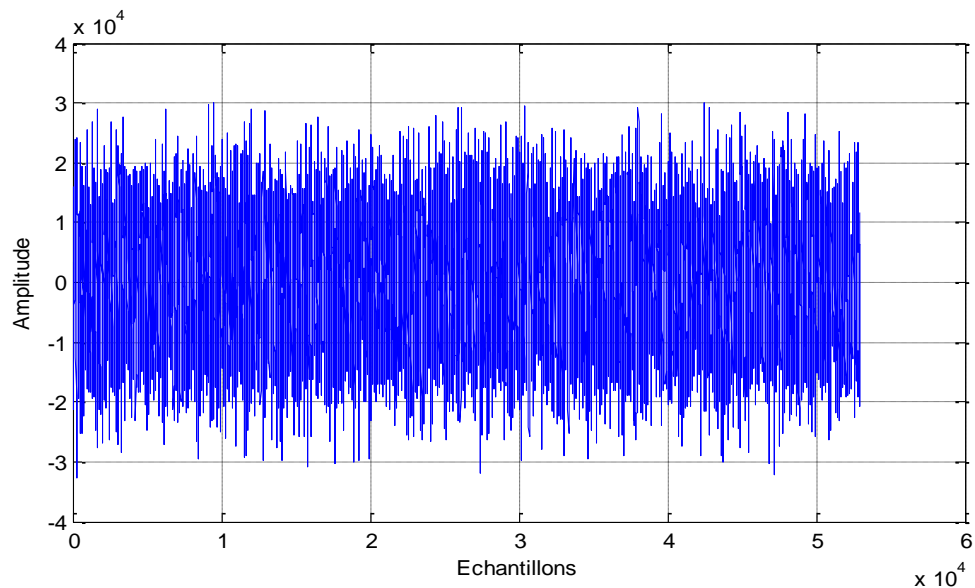


**Figure 4.1.** Signal de parole utilisé.

### 4.2.2 Signal de bruit

Un bruit USASI (United states of American standard Institute) est un signal aléatoire stationnaire qui a un spectre moyen. Nous allons considérer le signal de bruit comme un signal de test pour évaluer les performances de notre algorithme.

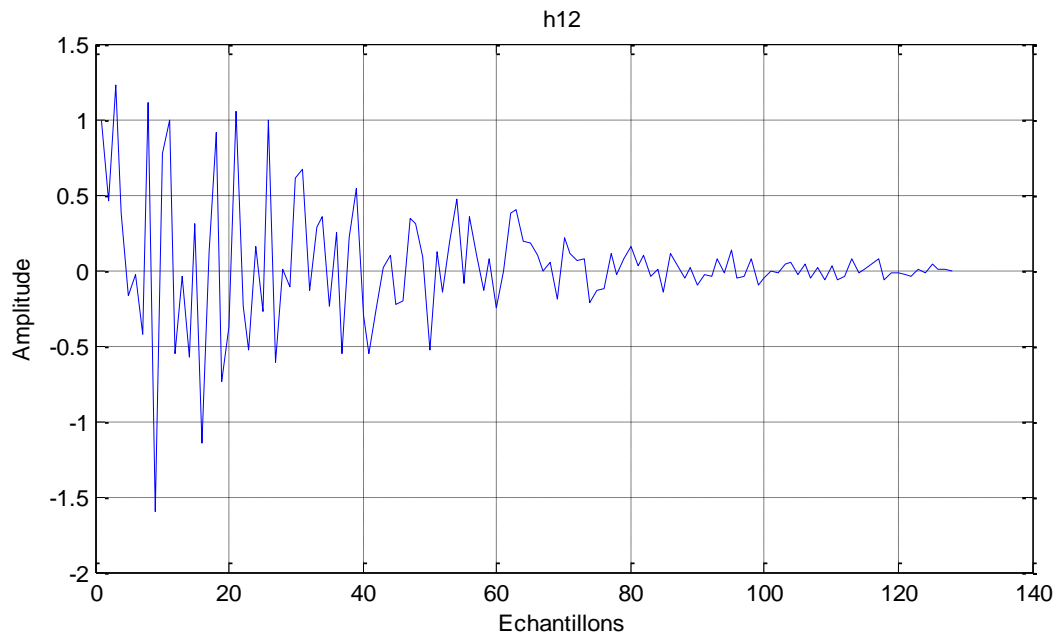
Ce signal est présenté par la figure 4.2.



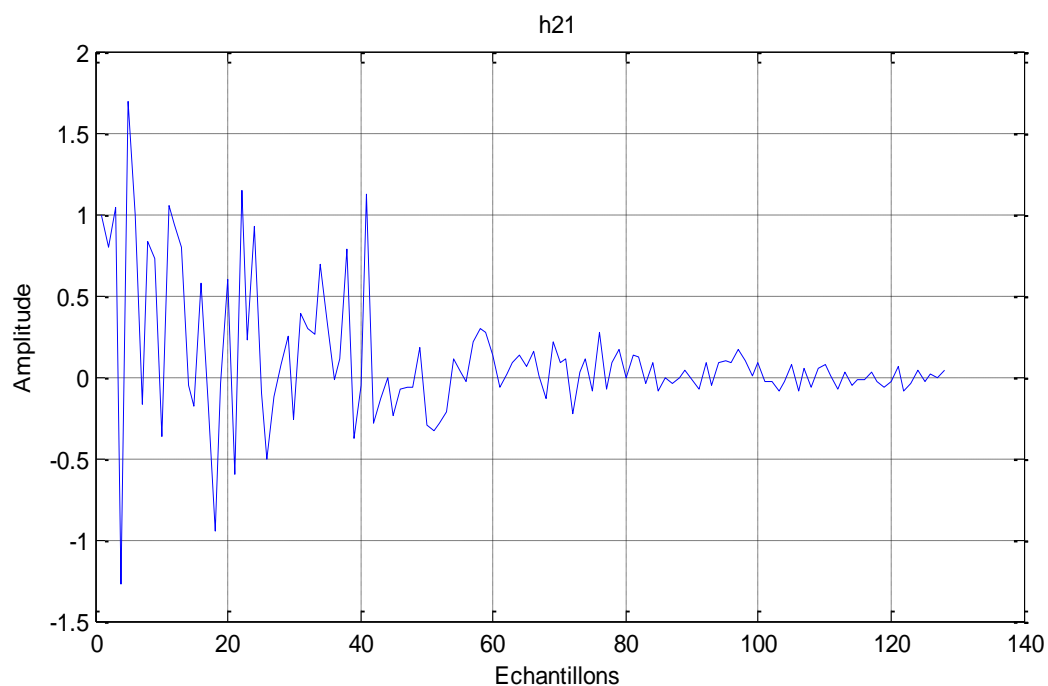
**Figure 4.2.** Le bruit USASI.

### 4.2.3 Réponses impulsionnelles dispersives

Dans notre travail nous avons utilisé deux exemples de réponses impulsionnelles dispersives  $h_{12}(n)$  et  $h_{21}(n)$ . Les deux figures 4.3 et 4.4 montrent les RI dispersives avec une taille de  $M=128$ .



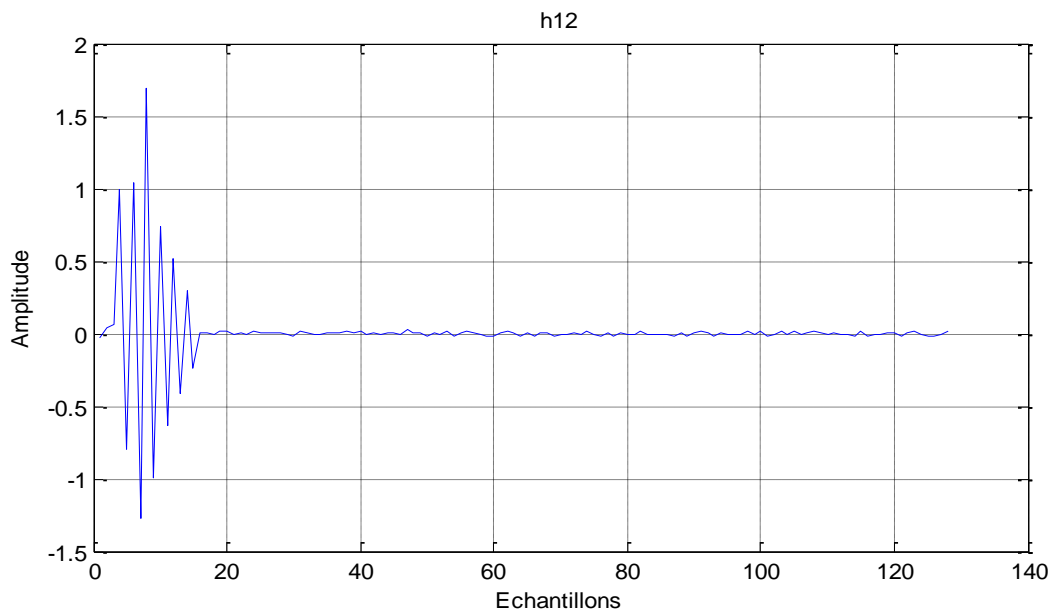
**Figure 4.3.** Exemple de la réponse impulsionnelle dispersive simulée  $h_{12}(n)$ .



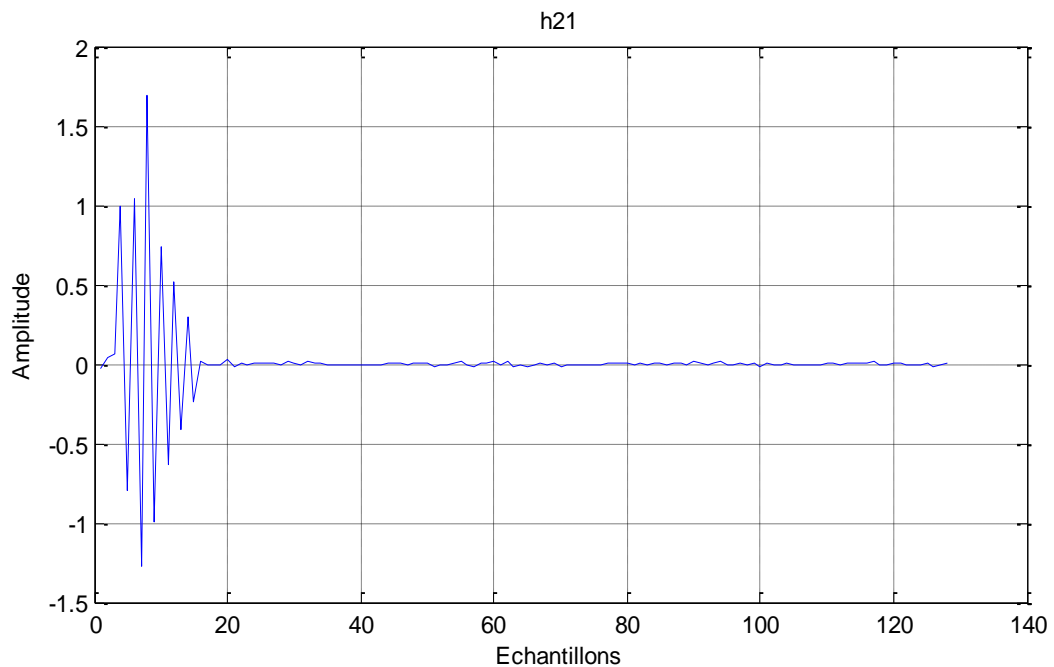
**Figure 4.4.** Exemple de la réponse impulsionnelle dispersive simulée  $h_{21}(n)$ .

## 4.2.4 Réponses impulsionnelles sparse

Les figures 4.5 et 4.6 représentent deux exemples de réponses impulsionnelles sparse avec une taille de  $M=128$ .



**Figure 4.5.** Exemple de la réponse impulsionnelle sparse simulée  $h_{12}(n)$ .



**Figure 4.6.** Exemple de la réponse impulsionnelle sparse simulée  $h_{21}(n)$ .

## 4.2.5 Signaux de parole bruités

Dans cette partie nous présentons dans les figures ci-dessous les deux signaux de parole bruités  $p_1(n)$ ,  $p_2(n)$ . Ils sont obtenus à la sortie du mélange convolutif avec une valeur de  $RSB1 = RSB2 = 0$  dB. Ces signaux définissent par les formules (1.9) et (1.10).

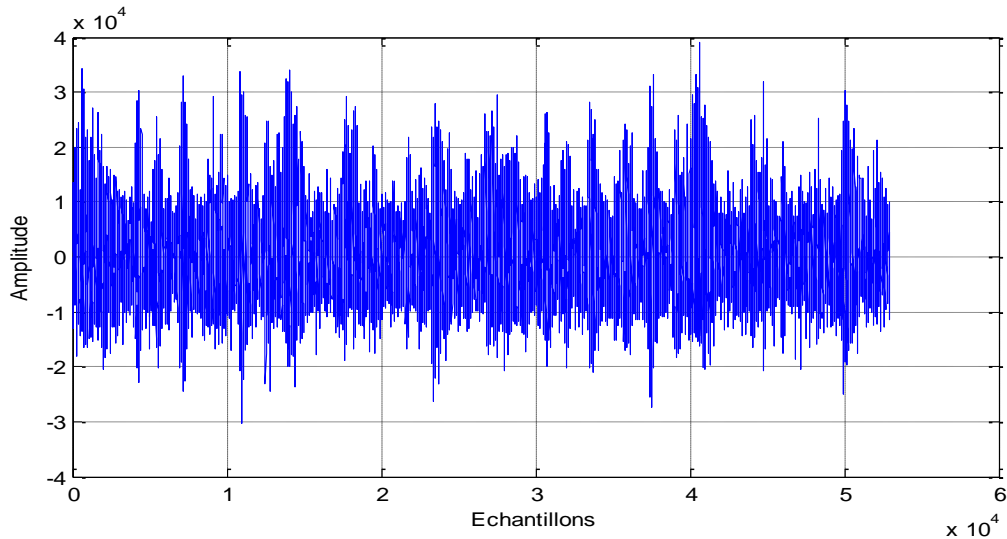


Figure 4.7. Signal de mélange  $p_1(n)$ .

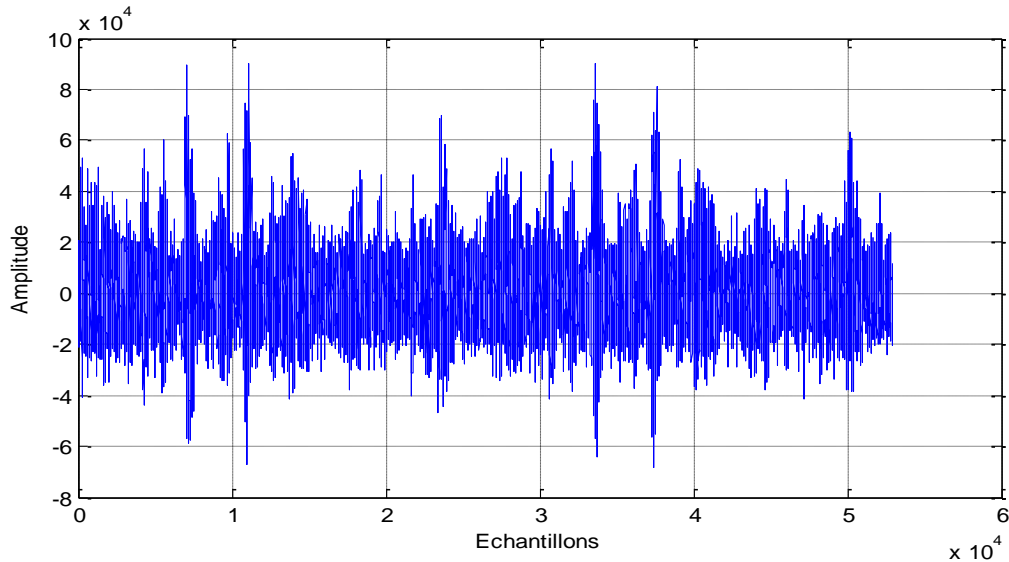


Figure 4.8. Signal de mélange  $p_2(n)$ .

La figure 4.9 représente une comparaison entre le signal de mélange  $p_1(n)$  et le signal de parole original  $s(n)$ .

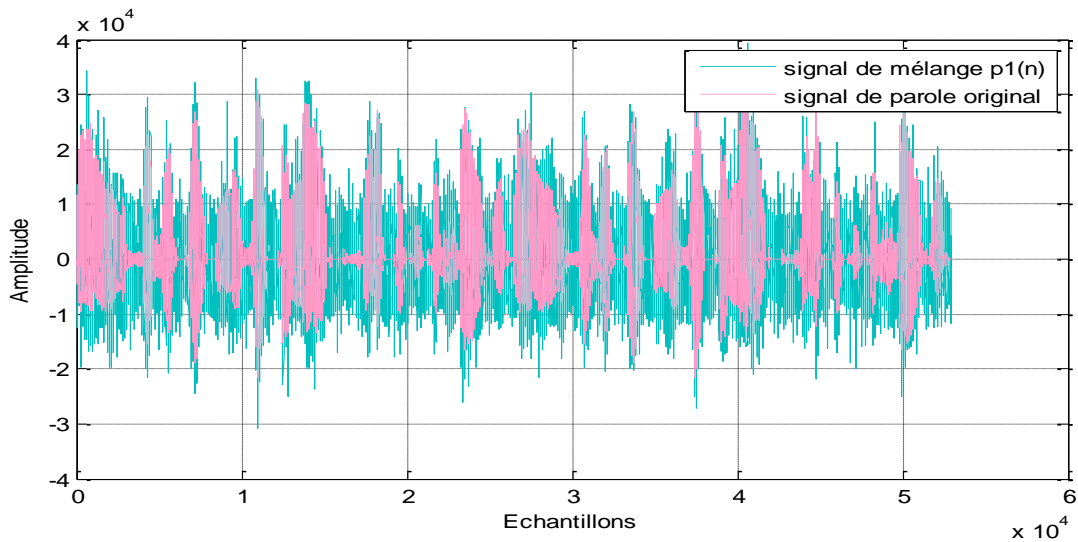


Figure 4.9. Comparaison entre le signal de mélange  $p_1(n)$  et le signal de parole original.

### 4.3 Banc de filtre

Pour décomposer les deux signaux bruités  $p_1(n)$  et  $p_2(n)$ , et pour reconstruire les deux signaux estimés. Nous avons utilisé respectivement un banc de filtre d'analyse et synthèse. Dans notre travail l'intervalle de la bande de fréquence de banc entre 0 et 1.

#### 4.3.1 Filtres d'analyse

Dans la partie de simulation de l'algorithme proposé, nous présentons dans les figures 4.10, 4.11 et 4.12 les filtre d'analyse qui décompose les deux signaux du mélange  $p_1(n)$  et  $p_2(n)$ .

Nous notons que dans cette partie de simulations, nous avons utilisons différentes sous-bandes (deux, quatre et huit sous-bandes) qui sont représentés dans les figures suivantes:

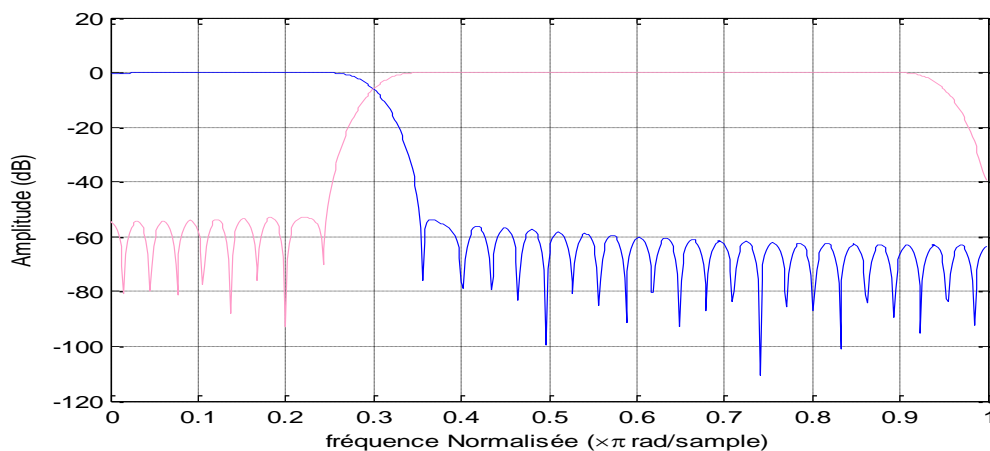
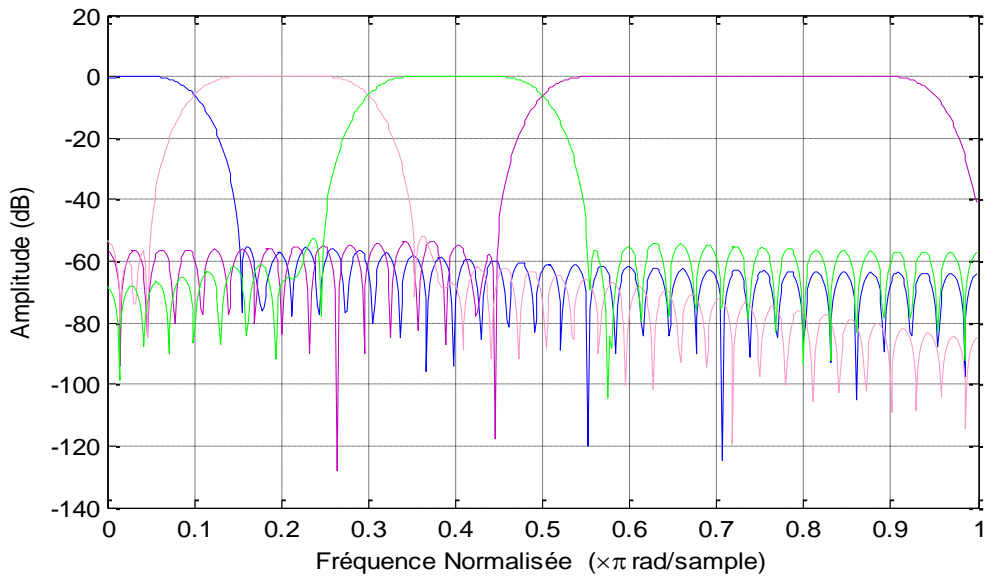
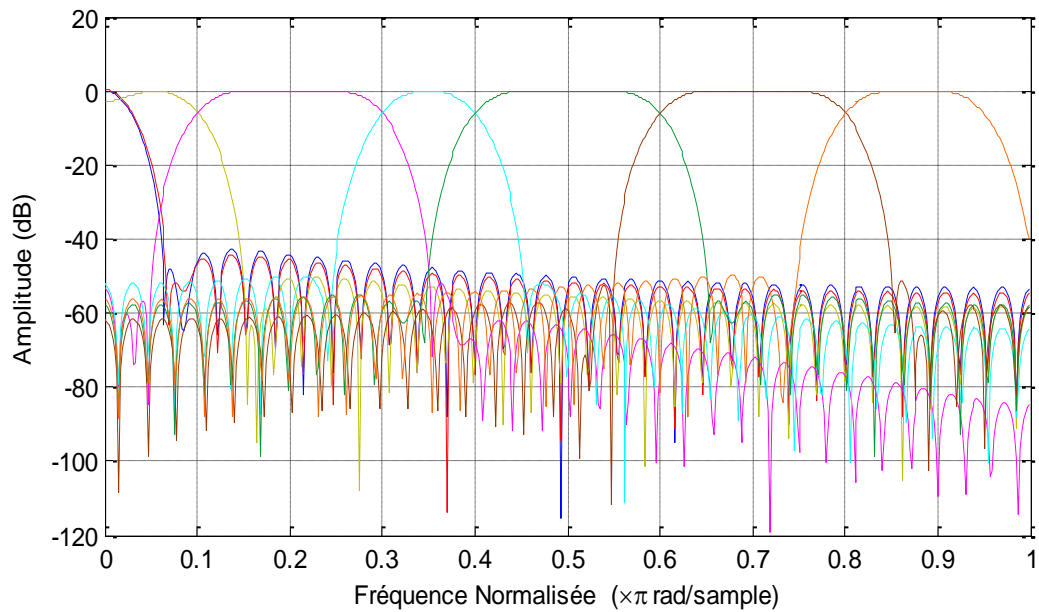


Figure 4.10. Caractéristiques des réponses fréquentielles des filtres d'analyse avec deux sous-bandes.



**Figure 4.11.** Caractéristiques des réponses fréquentielles des filtres d'analyse avec quatre sous-bandes.



**Figure 4.12.** Caractéristiques des réponses fréquentielles des filtres d'analyse avec huit sous-bandes.



### 4.3.2 Filtrés de synthèse

Le filtre de synthèse et recombine les deux signaux du mélange  $p_1(n)$ . Nous avons utilisé différentes sous-bandes (deux, quatre et huit sous-bandes), ils sont représentés par les figures 4.13, 4.14 et 4.15:

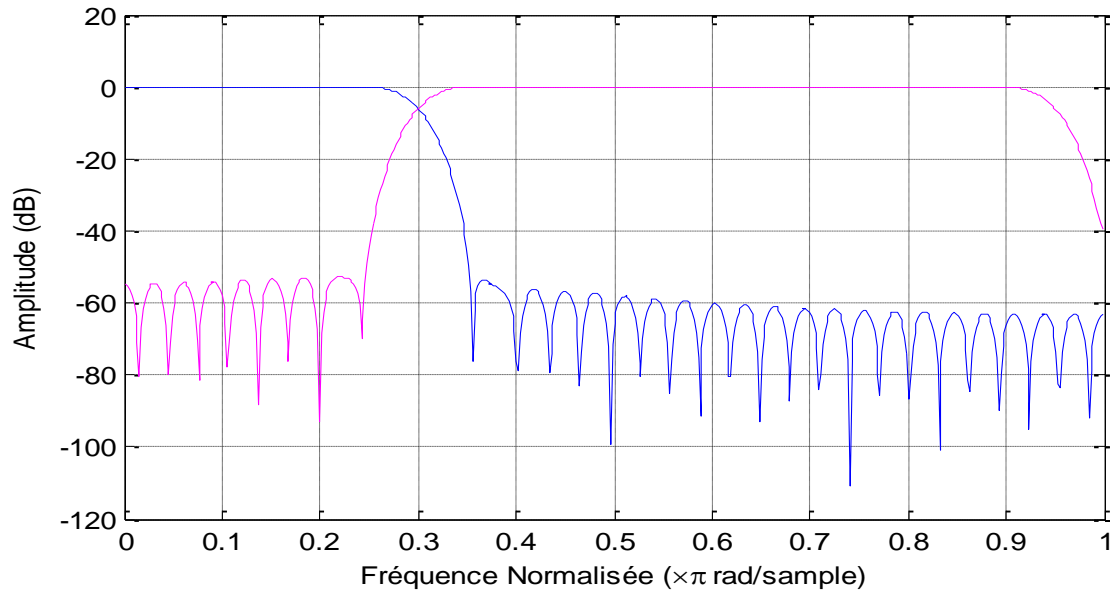


Figure 4.13. Caractéristiques des réponses fréquentielles des filtres de synthèse avec deux sous-bandes.

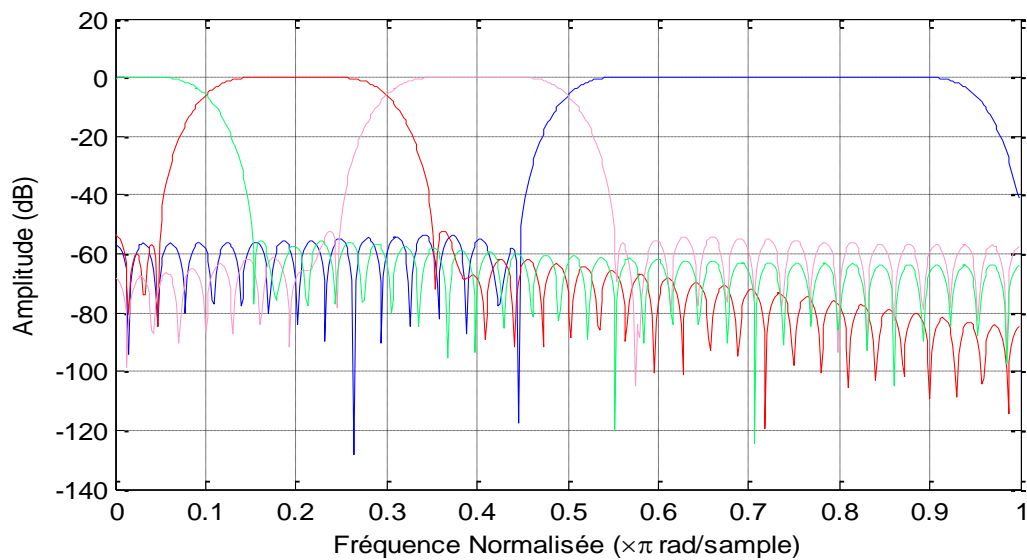
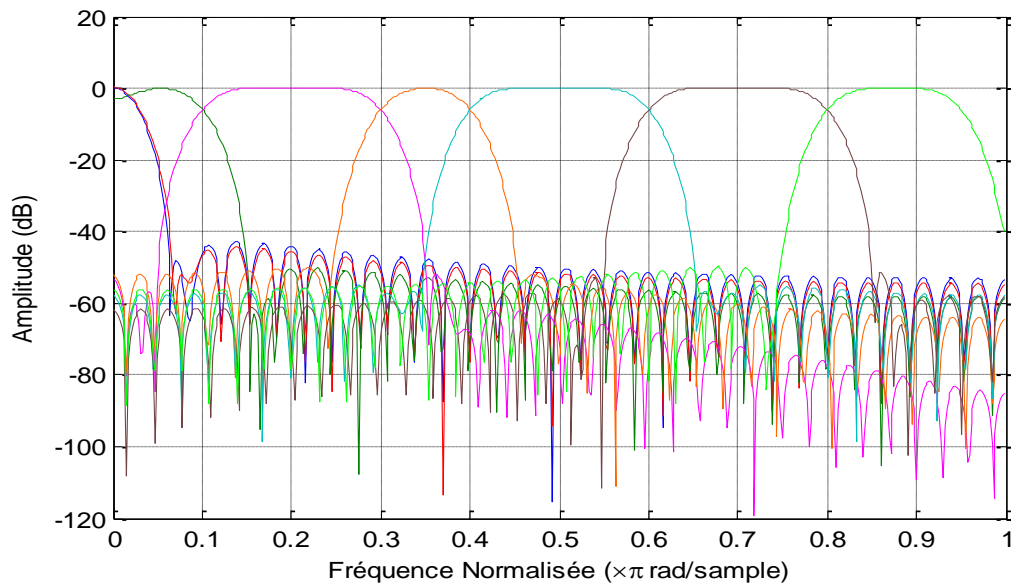


Figure 4.14. Caractéristiques des réponses fréquentielles des filtres de synthèse avec quatre sous-bandes.



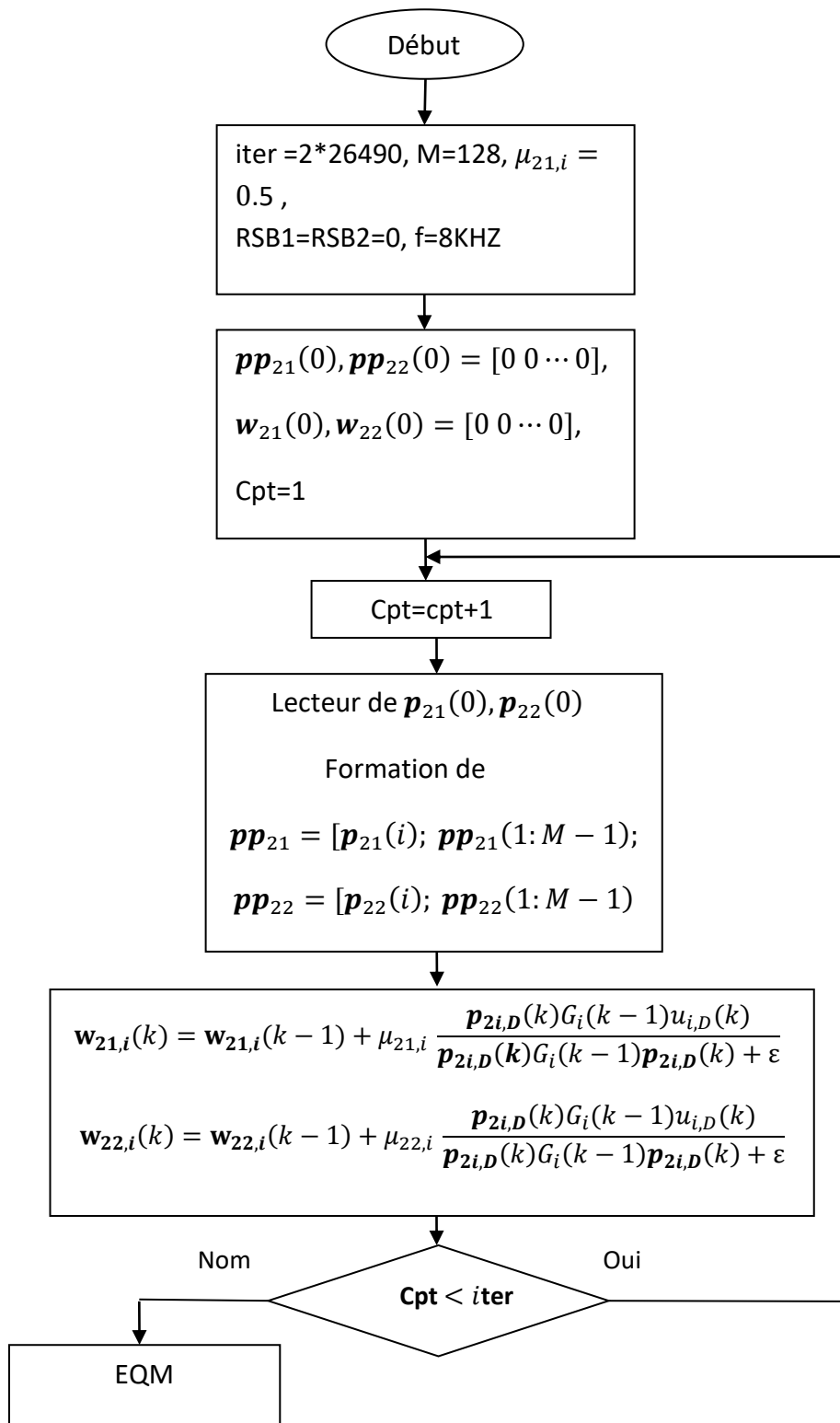
**Figure 4.15.** Caractéristiques des réponses fréquentielles des filtres de synthèse avec huit sous-bandes.

## 4.4 Performance de l’algorithme proposé

Afin de voir les performances de l’algorithme proposé pour la réduction de bruit et le rehaussement de la parole. Nous avons tracé l’EQM (Erreue quadratique moyenne), pour RI dispersive, et RI sparse. Et aussi nous avons tracé l’EQM de l’effet de la taille des filtres, l’effet du pas d’adaptation et l’effet du nombre de sous-bande.

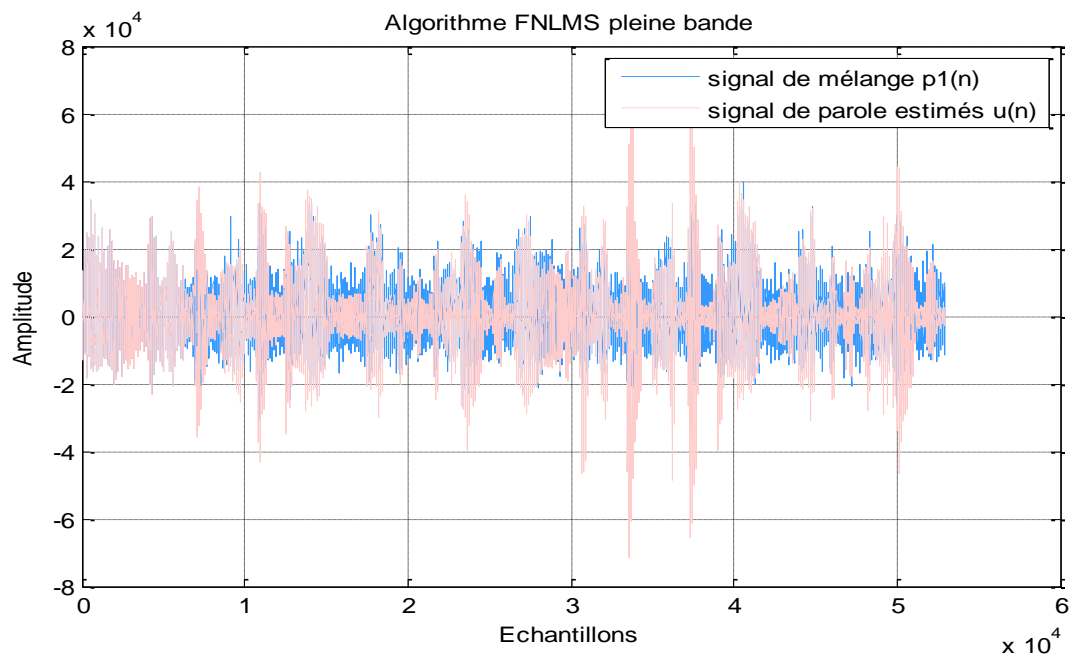
### 4.4.1 Signaux temporels estimés

Nous allons voir dans cette partie la comparaison entre le signal de parole estimé  $u(n)$  avec le signal de mélange  $p_1(n)$ , et  $u(n)$  avec le signal de parole original. Nous allons tester les algorithmes (FNLMS, FPNLMS et S-FPNLMS) pour les réponses impulsionnelle de type sparse. Les paramètres utilisés et déroulement de l’algorithme proposé dans la simulation sont représentés dans l’organigramme suivant:

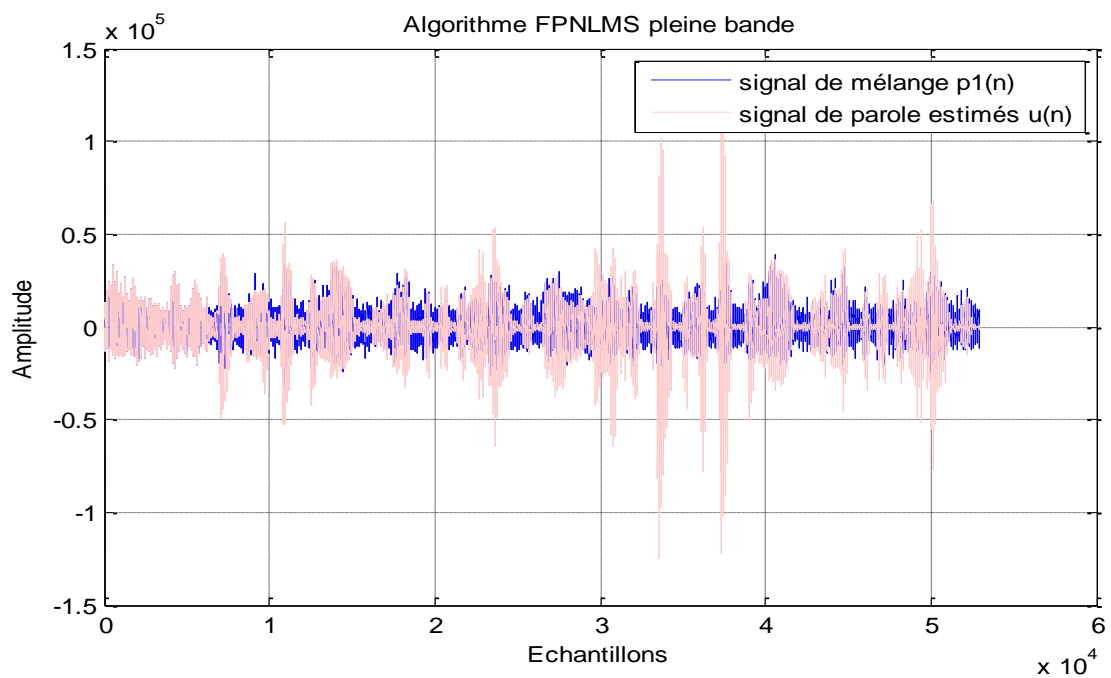


**Figure 4.16.** Organigramme d'implémentation de l'algorithme S-FPNLMS avec 2 sous-bandes.

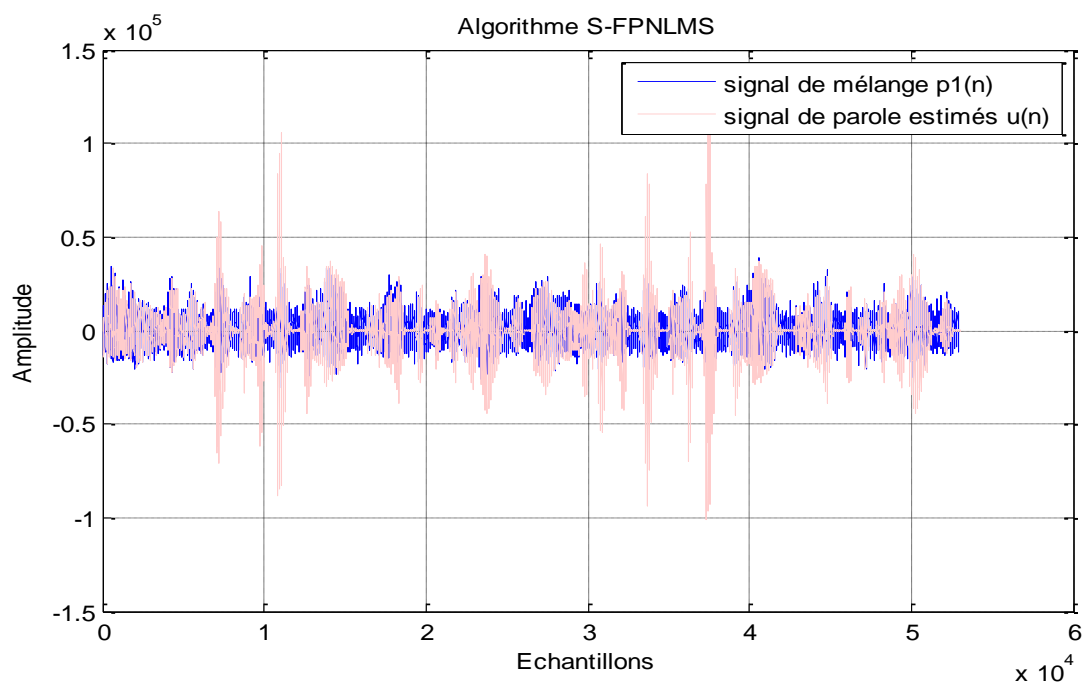
Les figures ci-dessous représentent la comparaison entre le signal de parole estimé  $u(n)$  avec le signal de mélange  $p_1(n)$ :



**Figure 4.17.** Signal de parole estimé  $u(n)$  en fonction du signal bruité  $p_1(n)$ .

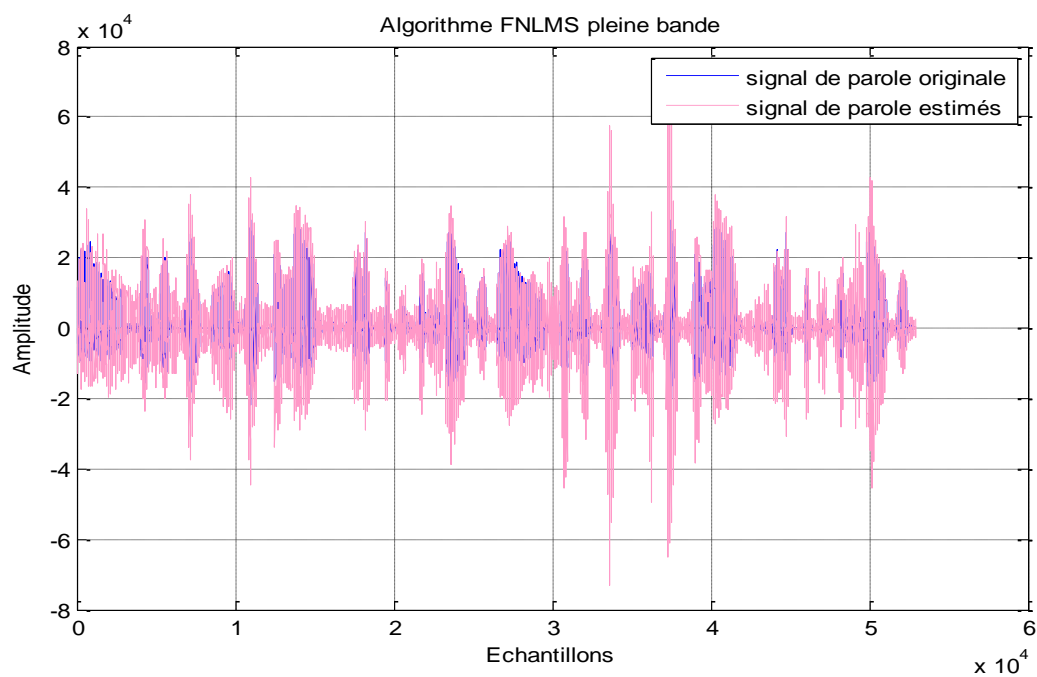


**Figure 4.18.** Signal de parole estimé  $u(n)$  en fonction du signal bruité  $p_1(n)$ .

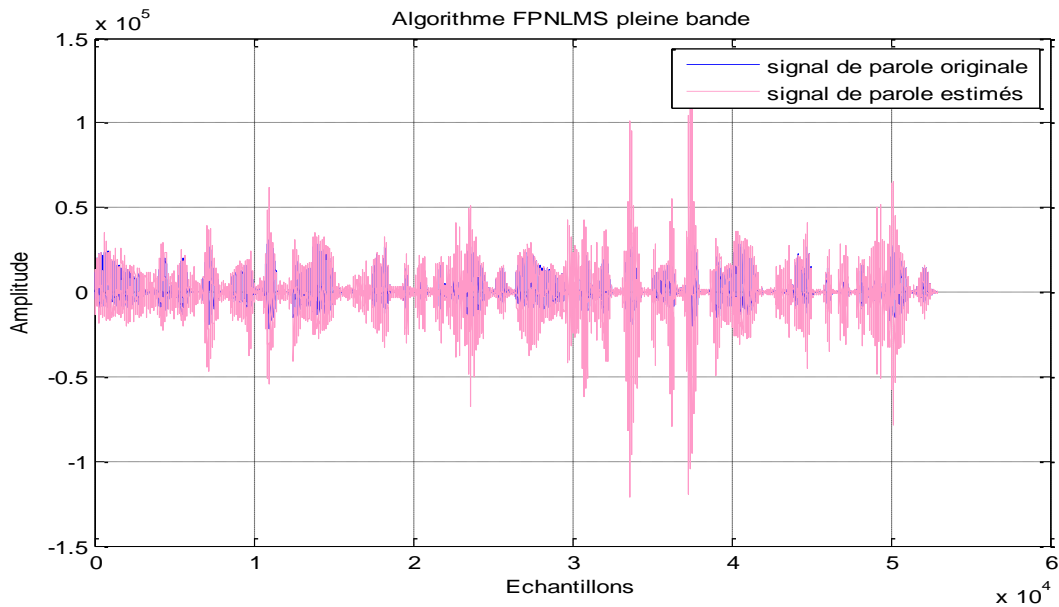


**Figure 4.19.** Signal de parole estimé  $u(n)$  en fonction du signal bruité  $p_1(n)$ .

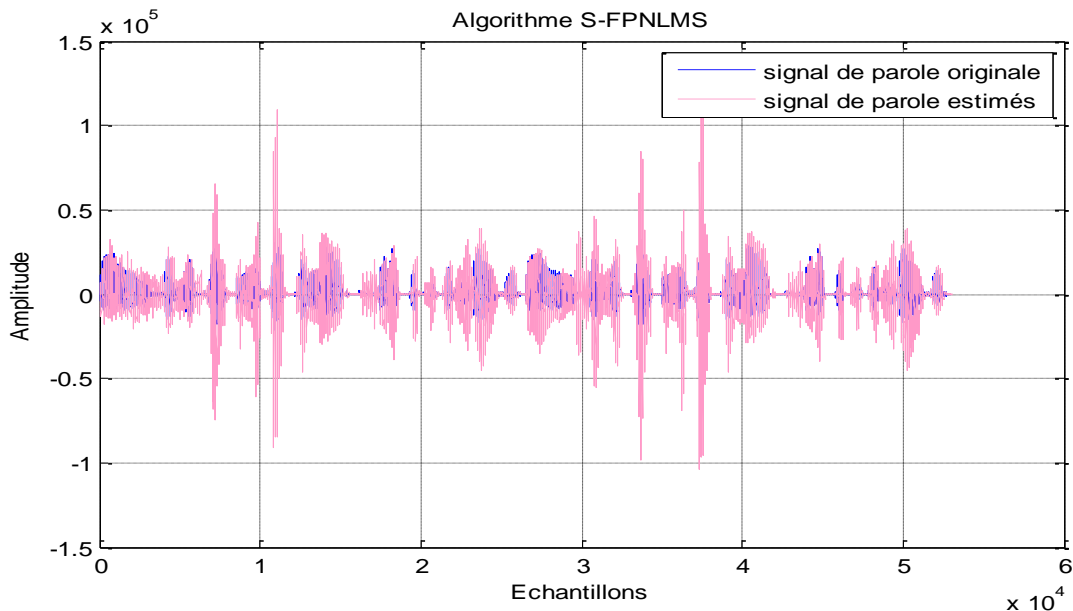
Dans cette partie nous avons représenté la comparaison entre le signal de parole estimé  $u(n)$  avec le signal de parole originale pour l'algorithme (FNLMS, FPNLMS et S-FPNLMS):



**Figure 4.20.** Signal de parole estimé  $u(n)$  en fonction du signal de parole originale.



**Figure 4.21.** Signal de parole estimé  $u(n)$  en fonction du signal de parole original.



**Figure 4.22.** Signal de parole estimé  $u(n)$  en fonction du signal de parole original.

D'après les résultats de simulations représentées dans les figures 4.17, 4.18, 4.19, 4.20, 4.21, 4.22, nous remarquons que l'algorithme proposé, donne un bon résultat par rapport à FNLMS et FPNLMS, c'est-à-dire que le signal de parole en sortie est presque totalement d'ébruité est très proche du signal de parole original.

Donc, l'algorithme S-FPNLMS sont très efficace pour l'annulation de bruit acoustique.

#### 4.4.2 Critère de l'erreur quadratique moyenne EQM

Dans ce chapitre nous quantifions la convergence des trois algorithmes FNLMS, FPNLMS en plein bande et S-FPNLMS, en termes de critère l'EQM.

Ce critère est donné par:

$$EQM(n) = 10 \log(\sigma^2)$$

Où:

$\sigma$ : Une moyenne temporelle de M échantillons consécutifs, avec:

$$\sigma^2 = \frac{1}{M} e^2(N)$$

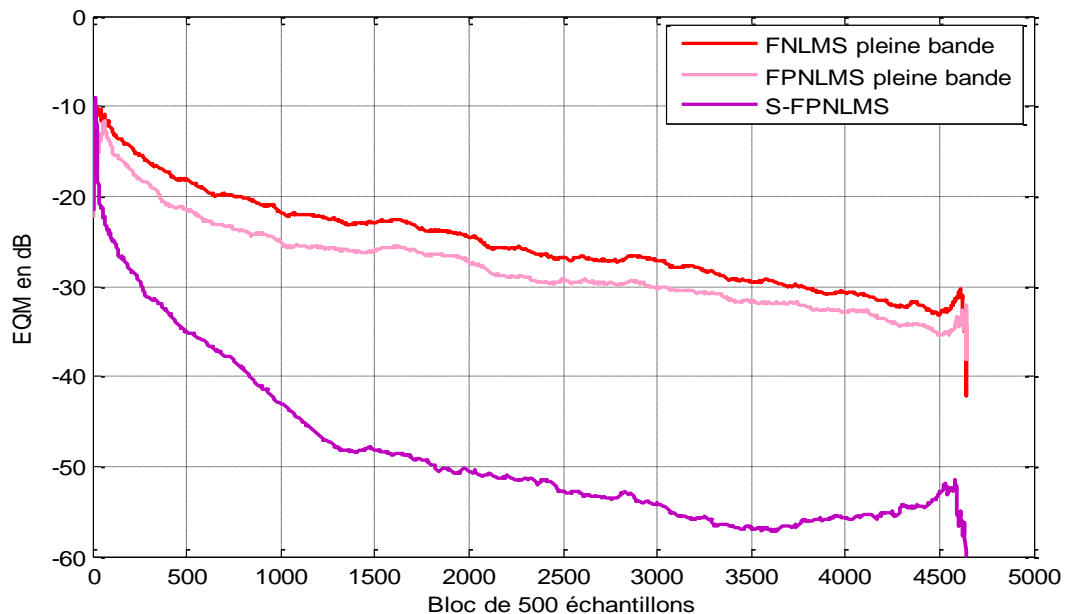
Où:

$e(n)$ : L'erreur de filtrage à priori calculé avant la mise à jour du filtre.

### 4.4.3 Système acoustique dispersif

Pour réaliser une comparaison entre les algorithmes FNLMS, FPNLMS et S-FPNLMS dans le système acoustique dispersif, nous avons tracé l'évolution temporelle de l'EQM. Et nous avons utilisé pas d'adaptation fixe  $\mu_{21,i} = 0.5$ , la taille de filtre  $M=128$  et rapport signal à bruit  $RSB_1 = RSB_2 = 0$ .

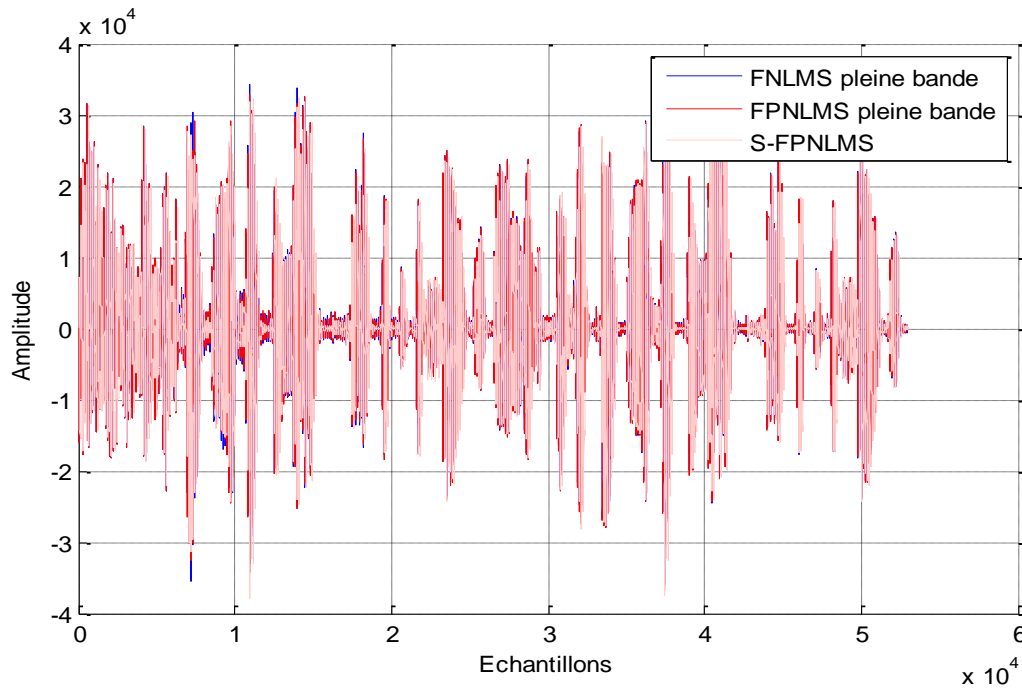
Nous obtenons le résultat montré sur la figure 4.23.



**Figure 4.23.** Evaluation du critère EQM entre les algorithmes FNLMS et FPNLMS en pleine bande avec S-FPNLMS en sous-bande (RI dispersive)

D'après les résultats obtenus dans la figures 4.23, on remarque que l'algorithme S-FPNLMS converge très rapidement que les algorithmes FNLMS et FPNLMS dans RI dispersive.

La figure 4.24 représente une comparaison entre le signal de sortie  $u(n)$  de trois algorithmes FNLMS, FPNLMS et S-FPNLMS:



**Figure 4.24** Comparaison entre le signal de sortie  $u(n)$  de trois algorithmes FNLMS, FPNLMS et S-FPNLMS.

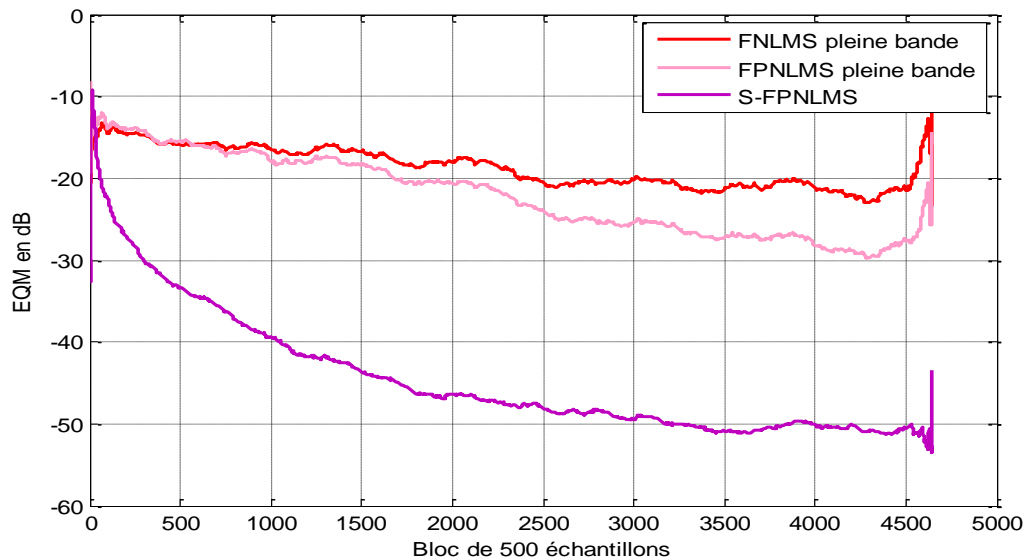
Les résultats que nous avons obtenus dans les figures 4.23, 4.24 confirment l'efficacité de notre nouvel algorithme.

#### 4.4.4 Système acoustique sparse

Pour réaliser une comparaison entre les algorithmes FNLMS, FPNLMS et S-FPNLMS dans le système acoustique sparse, nous avons tracé l'évolution temporelle de l'EQM. Et nous avons utilisé pas d'adaptation fixe  $\mu_{21,i} = 0.5$ , la taille de filtre  $M=128$  et rapport signal à bruit  $RSB_1 = RSB_2 = 0$ .

Nous obtenons le résultat montré sur la figure 4.25:

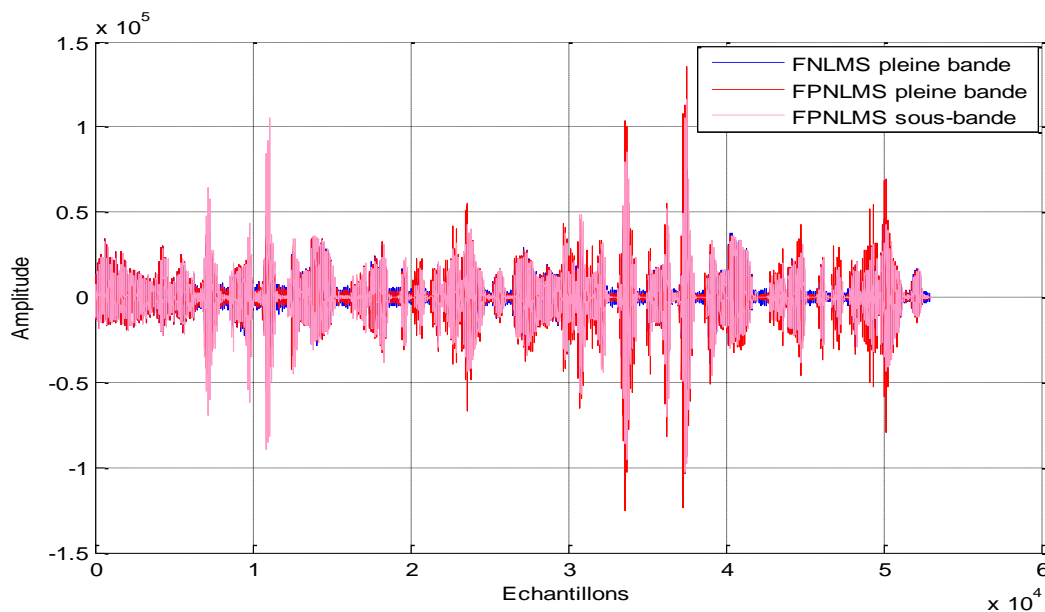




**Figure 4.25.** Evaluation du critère EQM entre les algorithmes FNLMS et FPNLMS en pleine bande avec S-FPNLMS en sous-bande (RI sparse).

D'après les résultats obtenus dans la figure 4.25, dans le système acoustique sparse, on remarque que l'algorithme FPNLMS converge mieux que FNLMS, et l'algorithme proposé S-FPNLMS converge plus rapidement et donne meilleure vitesse de convergence que FNLMS et FPNLMS.

D'après les figures 4.23, 4.25 on remarque que l'algorithme proposé et sont meilleurs dans le système acoustique dispersive et sparse en ce qui concerne la rapidité de convergence. La figure 4.26 représente une comparaison entre le signal de sortie  $u(n)$  de trois algorithmes FNLMS, FPNLMS et S-FPNLMS:

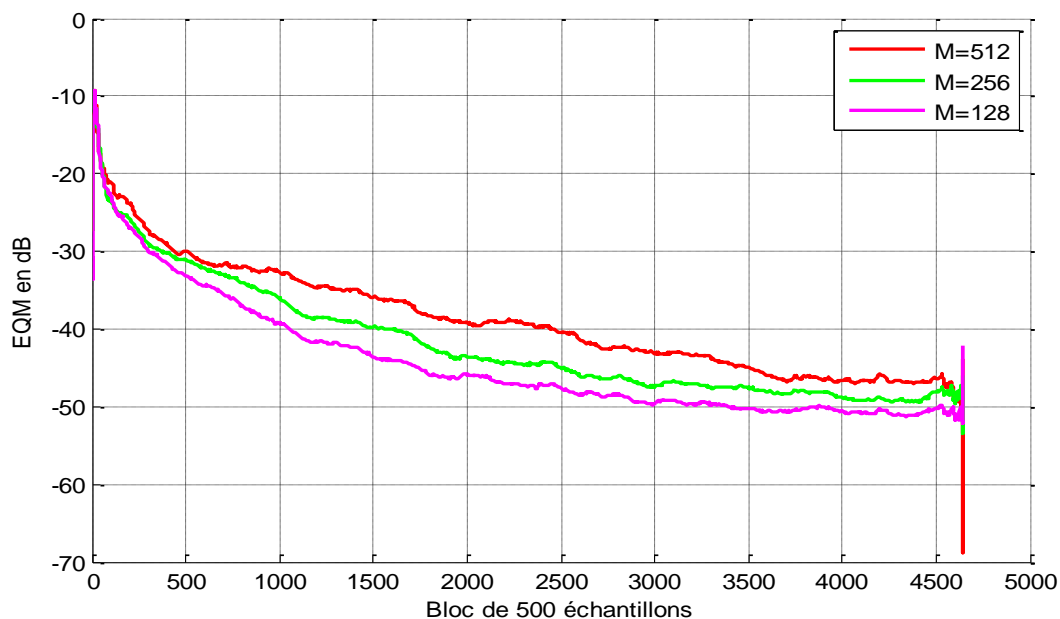


**Figure 4.26.** Comparaison entre le signal de sortie  $u(n)$  de trois algorithmes FNLMS, FPNLMS et S-FPNLMS.

Alors nous avons prouvé la supériorité de notre algorithme proposé qui donne de bons résultats sur le plan de la vitesse de convergence et la réduction du bruit acoustique et le rehaussement de la parole.

#### 4.4.5 Effet de la taille des filters

Dans la simulation suivante, Nous avons testés l'influence de la taille des filters sur notre algorithme proposé, on variant la taille du filtre et en prenant les valeurs suivantes  $M=128$ ,  $M=256$ ,  $M=500$ . Avec un pas d'adaptation fixe ( $\mu_{21,i}=0.5$ ).

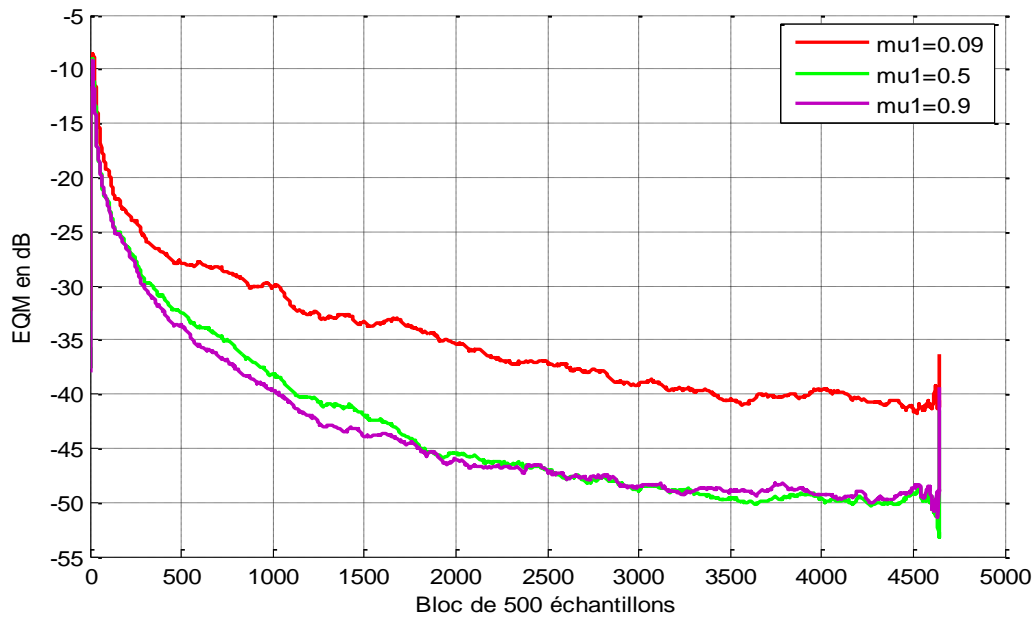


**Figure 4.27.** Influence de la taille de filtre sur l'algorithme S-FPNLMS pour (2SB).

La figure 4.27 représente les variations de la vitesse de convergence pour l'algorithme S-FPNLMS. Nous montrons que notre nouvel algorithme proposé, converge lent lorsque la taille du filtre a chaque fois est augmente, c'est-à-dire la vitesse de convergence à été dégradé (proportion inverse).

#### 4.4.6 Effet du pas d'adaptation

Afin de voir l'effet du pas d'adaptation sur l'algorithme proposé, nous avons tracé le EQM, et on prend ( $\mu_{21,i}=0.09$ ,  $\mu_{21,i}=0.5$ ,  $\mu_{21,i}=0.9$ ) avec une taille de filtre fixe  $M=128$ .



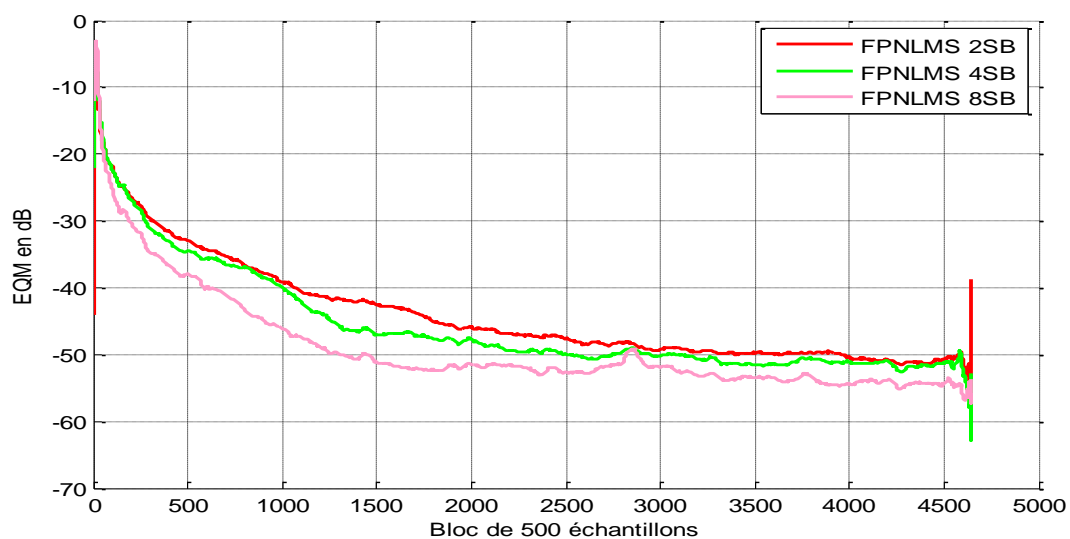
**Figure 4.28.** Influence du pas d'adaptation sur l'algorithme S-FPNLMS pour (2SB).

Pour un pas d'adaptation très petit on remarque que la vitesse de convergence est très lente, est lorsqu'on augmente le pas d'adaptation de 0.5 et de 0.5 à 0.9 on remarque une amélioration des résultats.

#### 4.4.7 Effet du nombre de sous bande

Pour testés l'effet du nombre de sous-bande sur l'algorithme proposé pour (2,4 et 8 sous-bandes). Nous avons fixé la taille du filtre à  $M=128$  et pas d'adaptation ( $\mu_{21,i}=0.5$ ).

La figure 4.29 représente une comparaison entre l'algorithme S-FPNLMS pour (2,4 et 8 sous-bandes).



**Figure 4.29.** Influence du nombre de sous-bande sur l'algorithme S-FPNLMS pour (2SB).

D'après la figure 4.29 on remarque que la vitesse de convergence augmente avec l'augmentation du nombre de bandes utilisées.

## **4.8 Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons présenté les résultats de l'algorithme S-FPNLMS qui appliqués à la réduction du bruit et le rehaussement de la parole.

Les résultats obtenus montrent que l'algorithme proposé donne des bons résultats pour la réduction du bruit, nous avons aussi remarqué après plusieurs simulations comparatives, la supériorité de l'algorithme proposé par rapport aux FNLMS, FPNLMS dans les environnements dispersive et sparse, en termes de la rapidité de convergence.

# Conclusion générale

---

Dans ce projet de fin d'étude nous avons tenté de présenter ce travail ayant pour l'objectif de la réduction de bruit acoustique et le rehaussement de la parole dans les systèmes de communication main libres.

Nous avons fait une étude théorique sur la généralité de filtrage adaptatif, et les technique de la réduction du bruit acoustique en (pleine bande, et en sous bandes). Puis nous avons traités le problème des algorithmes de filtrage adaptatif dans le cas des réponses impulsionnelles sparses.

Dans notre travail nous avons proposé notre nouvel algorithme bi-capteur adaptatif proportionnel basé sur la structure de séparation aveugle de sources Forward en sous-bandes qui permet d'améliorer l'algorithme FPNLMS en pleine bande. Et pour résoudre le problème de l'algorithme bi-capteurs adaptatif classique dans un système acoustique sparse et long.

Dans la suite, nous avons fait une étude comparative entre les algorithmes (FNLMS, FPNLMS en pleine bande, et S-FPNLMS) en évaluant le critère de mesure de performances l'erreur quadratique moyenne (EQM). Si on utilise l'algorithme FNLMS dans un système sparse, nous remarquons la vitesse de convergence sera très faible par rapport FPNLMS.

D'après l'étude des performances de l'algorithme S-FPNLMS, nous avons remarqué que cet algorithme donne des bons résultats pour le rehaussement du signal de parole. Nous avons également remarqué à travers ces résultats de comparaison, que l'algorithme S-FPNLMS converge rapidement par rapport FNLMS et FPNLMS en pleine bande car la technique en sous-bandes dans son fonctionnement est plus efficace que celle employé en pleine bandes. L'avantage majeur de ce algorithme, et que converge rapidement dans les environnements dispersive et sparse. Donc, cette étude nous a montré également la supériorité de l'algorithme S-FPNLMS en ce qui concerne la vitesse de convergence.

Pour valider le bon fonctionnement de l'algorithme forward proportionnel en sous-bande dans un système de réduction du bruit acoustique, nous proposons de tester ce dernier en temps réel en utilisant des cartes DSP ou des circuits FPGA.

# Bibliographie

---

- [1] J. Benesty : 'Traitement des signaux numériques, Filtrage adaptatif et analyse Spectrale', INRS-EMT Canada, Note technique, 2005.
- [2] R.Bendoumia : 'Annulation du bruit par les méthodes de séparation de sources aveugles. Application aux systèmes de télécommunications numériques', Thèse de doctorat, Université Blida 1, Blida 2014.
- [3] Z.A.ABIDAT : 'Conception d'un système anti-bruit pour des systèmes de ventilation (partie software)', IUP Génie Electrique et Informatique Industrielle, Science et technologie de Languedoc, Université de MONTPELLIER II , Rapport de recherche, Septembre 2006.
- [4] J.-F.Bercher & P.Jardin : 'Introduction au filtrage adaptatif', ESIEE Paris, Rapports de recherche, 2003.
- [5] M.BELLANGER : 'Traitement numérique du signal Théorie et pratique', Science sup, 8 ème édition, Dunop, Livre, 2006.
- [6] Safi.M, BENSAFIA.S : 'Rehaussement du signal de parole par un algorithme fréquentiel de type Backward' Mémoire de master, USDB 2016.
- [7] J. Benesty : 'Traitement des signaux numériques, II Filtrage adaptatif et analyse Spectrale', INRS-EMT Canada INRS-EMT, Not technique, 2005.
- [8] Kong-Aik Lee, Woon-Seng Gan, Sen M. Kuo 'Subband Adaptive Filtering: Theory and Implementation', Livre, 2009, John Wiley & Sons.
- [9] H.Bekkouche : 'Synthèse de bancs de filtres adaptés, application à la compression des images', Thèse de Doctorat, 18 juin 2007 UNIVERSITÉ PARIS-SUD XI Faculté des Sciences d'Orsay.
- [10] Kong A. Lee and Woon S. Gan, Senior Member, IEEE. IEEE SIGNAL PROCESSING LETTERS, VOL. 11, NO. 9, Journal, SEPTEMBER 2004.

- [11] M.Djendi : 'Advanced techniques for two-microphone noise reduction in mobile Communications', Thèse de Doctorat, Université de Rennes 1, France, (Jan. 2010).
- [12] F.KHEMIES & A.MORSLI : 'Réduction du bruit acoustique par un algorithme fréquentiel de décorrélation', Master en électronique spécialité Réseaux et Télécommunications, Université Blida 1, 2015.
- [13] H.Nguyen Thi, J. Caelen, C. Jutten : 'Rehaussement de la parole par la séparation de sources dans un mélange convolutif' Journal de Physique IV Colloque C5, supplément au Journal de Physique III, Volume 4, mai 1994.
- [14] DAASSI-GNABA Hela : 'Annulation d'écho acoustique centralisée dans les réseaux radio mobile', université des Saint Pières, U.F.R de mathématiques et informatique, thèse de doctorat, 2006.
- [15] A.TEDJNI : 'Study of Sparse adaptive Algorithms for the identification of acoustic impulse responses', Magister report university of Saad Dahleb Blida ,2016.
- [16] Guy-Bart Stan, Jean-Jacques Embrechts, Dominique Archambeau : 'Comparison of different impulse response measurement techniques', Journal of the Audio Engineering Society 50 (2002).
- [17] REBIFFIE Fabien : 'Etude, implémentation et validation d'algorithmes d'annulation d'écho acoustique', Université de Sherbrooke, majeure de traitement du signal et télécommunication, Rapports de recherche, 2003.
- [18] Ligang LIU : 'On Improvement of Proportionate Adaptive Algorithms for Sparse Impulse Response', A dissertation submitted to Kochi University of Technology in partial fulfillment of the requirements for the degree of Doctor of Philosophy,Thèse de doctorat, Kochi, Japan, September 2009.
- [19] K.Wagner et M.Doroslovački, de type proportionnel Algorithmes normalisés des moindres carrés moyens: John Wiley & Fils, Publication, 2013.
- [20] FDC De Souza, JO Tobias, R.Seara et al : 'UN PNLM Salgorithme avec des facteurs d'activation individuels ', Signal Processing, IEEE Transactions on, vol, Pubication, 2010.
- [21] Krishna Samalla, G.Mallikarjuna Rao, Ch.Stayanarayana : 'Survey of Sparse Adaptive Filters for Acoustic Echo Cancellation', I.J. Image, Graphics and Signal Processing, 16-24 Published Online January 2013 in MECS (<http://www.mecs-press.org/>).

[22] J. Radecki, Z. Zilic et K. Radecka : 'Echoannulation dans IPnetworks, dans Actes de la45th Midwest Symposium o Circuits and Systems,vol. Publication, Tulsa, Okla, USA, août 2002.

[23] DLDuttweiler : 'Proportionné normalisé le moins -adaptation des carrés moyens dans les annuleurs d'écho', ||IEEETrans. Discours, traitement audio, vol. 8, Publication, septembre 2000.

[24] M. Bouzidi & O. Bouchkouk : ' Annulation du bruit par les algorithmes proportionnels implémentés sur la structure forward de séparation de sources'. Université Blida 1, Mémoire de Master 2 Blida 2018.