

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية  
République Algérienne démocratique et populaire

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

جامعة سعد د حلب البليدة  
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا  
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك  
Département d'Électronique



## Mémoire de Master

Filière : Électronique

Spécialité : Systèmes des télécommunications

Présenté par

BENHAMMOU SARRA

---

# Algorithme adaptatif bi-capteurs en sous-bandes à pas d'adaptations variables pour la réduction du bruit acoustique

---

Proposé par : Mr. BENDOUMIA REDHA

Année Universitaire 2020-2021

## Remerciements

---

*Je remercie dieu tout puissant et miséricordieux pour m'avoir donné le courage et la volonté pour surmonter les différents obstacles que j'ai dû affronter en essayant d'accomplir ce modeste travail.*

*J'exprime ma plus profonde gratitude à Monsieur BENDOUMIA REDHA, mon encadreur de mémoire de fin d'études qui m'a dirigé et accompagné tout au long de la préparation de la thèse, il m'est agréable de lui remercier pour sa disponibilité et ses encouragements qui m'ont été d'une aide précieuse.*

*Mes vifs remerciements vont aux membres du jury pour avoir accepté d'examiner ce travail et de l'enrichir par leurs propositions.*

*Je remercie particulièrement ma très chère mère qui est la cause de ma réussite, ces quelques lignes ne pourraient exprimer l'affection et l'amour que je vous porte  
Mes remerciements vont également à mon cher mari pour m'avoir soutenu tout au long de cette année*

*Je remercie également mes frères et sœurs ainsi que mes enfants WAEL, ASSEM et AKRAM pour leurs soutien inconditionnel*

*À la mémoire de mon père qui m'a appris toutes les bonnes valeurs*

---

## ملخص:

العمل المقدم في هذه المذكرة يتعلق باقتراح خوارزمية فصل مصدر ثنائي الإستشعار في النطاقات الفرعية، باستعمال مرشح واحد بخطوة تكيف متغيرة، مطبقة على إشارة صوتية مرسله خلال محادثة هاتفية لاسلكية متأثرة بالضوضاء. هذه الخوارزمية أعطت نتائج جيدة مقارنة بخوارزميات أخرى، معايير قياس الأداء تدعم هذه النتيجة.

**كلمات المفاتيح:** تعزيز الخطاب، التصفية التكيفية، خطوة تكيف متغيرة.

---

## Résumé :

Le travail présenté dans ce mémoire porte sur la proposition d'un nouvel algorithme de séparation de sources forward bi -capteurs en sous bandes à pas d'adaptation variable avec un seul filtre adaptatif, appliqué pour le rehaussement d'un signal parole transmis lors d'une communication téléphonique en main libre et qui a été perturbé par la présence du bruit.

Cet algorithme a donné de très bons résultats en comparaison avec d'autres algorithmes. Des critères de mesure de performances appuient cette conclusion.

**Mots clés :** Rehaussement de la parole ; filtrage adaptatif ; Pas d'adaptation variable.

---

## Abstract:

The work presented in this thesis concerns the proposal of a new algorithm for separating forward bi-sensor sources into sub-bands with variable adaptation steps and a single adaptive filter, applied for the enhancement of a speech signal transmitted during a hands-free telephone communication which was disturbed by the presence of noise.

This algorithm has given very good results compared to other algorithms.

Performance measurement criteria support this conclusion.

**Keywords:** Speech enhancement, Adaptive filtering, Variable step-size

---

## Listes des acronymes et abréviations

**MMSE:** Minimum Mean Square Error.

**RIF:** Réponse impulsionnelle finie.

**RII :** Réponse Impulsionnelle Infinie.

**LMS :** Least Mean Square.

**NLMS :** Normalized Least Mean Square.

**SAS:** Séparation Aveugle de sources.

**USASI :** United States Of American Standard Institute.

**DAV:** Détection d'Activité Vocale.

**SFF :** Structure Forward En Pleine Bande.

**SFS:** Structure Forward En Sous Bandes.

**VSS SSF:** Variable Step Size Simplified Subband Forward.

## Table des matières

Introduction générale.....	1
Chapitre 01 : Notions d'acoustique.....	2
1.1 Introduction.....	2
1.2 Le son.....	2
1.2.1 Définition.....	2
1.2.2 Propagation du son.....	2
1.2.3 Fréquences sonores.....	3
1.2.4 Onde sonore.....	4
1.2.5 Caractéristiques du son.....	4
a L'intensité acoustique.....	4
b Sa fréquence.....	6
c Les octaves.....	7
d Sa célérité.....	8
e Son timbre.....	9
i Sons purs.....	9
ii Sons complexes.....	10
1.2.6 L'écho.....	10
1.3 Bruit acoustique.....	11
1.3.1 Définition.....	11
1.3.2 Sources de bruit.....	11
a Source extérieure.....	11
b Source interne.....	12
1.3.3 Couleur du bruit.....	12
a Bruit blanc.....	12
B Bruit rose.....	13
1.4 Conclusion.....	14

Chapitre 2 : Méthodes de réduction du bruit et rehaussement de la parole.....	15
2.1 Introduction.....	15
2.2 Filtrage adaptatif .....	15
2.2.1 Définition.....	15
2.2.2 Principe du filtrage adaptatif.....	16
2.2.3 Applications du filtrage adaptatif.....	17
a Identification du système.....	17
b Prédiction linéaire .....	18
c La modélisation inverse.....	18
d L'annulation d'interférences.....	19
2.2.4 Critères de performance d'un filtre adaptatif.....	19
a Taux de convergence.....	19
b Erreur quadratique moyenne minimale.....	19
c L'erreur d'ajustement.....	20
d Précision de l'estimation des paramètres du filtre.....	20
e Charge de calcul.....	20
f Stabilité.....	20
g Robustesse.....	20
h Ordre du filtre.....	20
2.2.5 Algorithmes de filtrage adaptatif.....	21
a Choix de l'algorithme .....	21
b L'algorithme LMS .....	21
c Convergence et stabilité de l'algorithme LMS.....	22
d Algorithme LMS normalisé.....	22
2.3 Séparation aveugle de sources.....	25
2.3.1 Nature des mélanges.....	25
a Mélange linéaire instantané.....	25
b Mélange linéaire convolutif.....	25
2.3.2 Séparation aveugle de sources dans le cas d'un mélange convolutif bi - capteurs.....	26

A	Modèle de mélange convolutif d'une prise de son.....	26
2.3.3	Solution de la séparation aveugle.....	27
A	Structure directe.....	27
B	Structure récursive.....	28
2.4	Conclusion.....	28
Chapitre 03 : Proposition d'un nouvel algorithme pour la réduction du bruit acoustique...		29
3.1	Introduction.....	29
3.2	Structure forward bi-capteurs en pleine bande avec un seul filtre.....	29
3.3	Structure forward bi-capteurs en sous bandes.....	31
3.3.1	Filtrage adaptatif en sous bandes.....	31
A	Décimation.....	33
B	Interpolation.....	34
C	Banc de filtres.....	36
d	Algorithme forward NLMS en sous -bandes.....	37
3.4	Algorithme NLMS en sous bandes à pas d'adaptation variable avec un seul filtre.....	39
3.5	Conclusion.....	43
Chapitre 04 : Résultats de simulation.....		44
4.1	Introduction.....	44
4.2	Signaux utilisés en simulation.....	44
4.2.1	Signal de parole.....	44
4.2.2	Signal bruit.....	45
4.2.3	Les réponses impulsionnelle.....	46
4.2.4	Signaux des mélanges.....	46
4.3	Détection d'activité vocale.....	48
4.4	Signaux estimés.....	49
4.5	Comparaison entre le signal de parole bruité et le signal estimé en sortie du traitement.....	53
4.6	Evaluation des critères de mesure des performances.....	55
4.6.1	Evaluation du MSE.....	55
4.6.2	Effet du pas d'adaptation.....	56
4.6.3	Effet de la taille du filtre sur l'algorithme proposé.....	57

4.7 Conclusion..... 58

Conclusion générale..... 59



## Liste des figures

### Chapitre 01 : Notions d'acoustique

Figure 1.1	Propagation du son.....	3
Figure 1.2	Différentes gammes de fréquences sonores.....	3
Figure 1.3	Signal sinusoïdal.....	4
Figure 1.4	Variations des sons selon l'amplitude.....	5
Figure 1.5	Ordres de grandeur des niveaux sonores.....	6
Figure 1.6	Différence entre son grave et son aigu.....	7
Figure 1.7	Représentation d'un son pur.....	9
Figure 1.8	Signal complexe quelconque.....	10
Figure 1.9	Principe de l'écho.....	11
Figure 1.10	Bruit blanc avec spectrogramme.....	13
Figure 1.11	Bruit rose avec spectrogramme.....	13

### Chapitre 02 : Méthodes de réduction du bruit et rehaussement de la parole

Figure 2.1	Principe d'un filtrage adaptatif.....	17
Figure 2.2	Identification du système.....	18
Figure 2.3	Prédiction linéaire.....	18
Figure 2.4	La modélisation inverse.....	18
Figure 2.5	Annulation d'interférences.....	19
Figure 2.6	Modèle du mélange convolutif bi- capteurs.....	26
Figure 2.7	Modèle simplifié du mélange convolutif bi-capteurs.....	27
Figure 2.8	Structure directe forward.....	27
Figure 2.9	Structure récursive backward.....	28

## **Chapitre 03 : Proposition d'un nouvel algorithme pour la réduction du bruit acoustique**

Figure 3.1	Structure forward bi-capteurs en pleine bande avec un seul filtre...	30
Figure 3.2	Principe du filtrage adaptatif en sous bandes.....	32
Figure 3.3	Décomposition d'un signal en quatre sous-bandes.....	32
Figure 3.4	Spectre des signaux échantillonnés en amont et en aval.....	33
Figure 3.5	Processus de décimation pour $D=2$ .....	35
Figure 3.6	Processus d'interpolation pour $I=2$ .....	35
Figure 3.7	Banque de filtres à canal $N$ décimée de manière critique.....	37
Figure 3.8	Structure de l'algorithme SFS-NLMS.....	39
Figure 3.9	Structure de l'algorithme VSS-SSF.....	41

## **Chapitre 04 : Résultats de simulation**

Figure 4.1	Signal de parole originale.....	45
Figure 4.2	Le bruit USASI.....	45
Figure 4.3	Réponse impulsionnelle simulée $h_{12}(n)$ .....	46
Figure 4.4	Réponse impulsionnelle simulée $h_{21}(n)$ .....	46
Figure 4.5	Signal du mélange $p_1(n)$ .....	47
Figure 4.6	Signal du mélange $p_2(n)$ .....	47
Figure 4.7	Comparaison entre le signal du mélange $p_1(n)$ et le signal parole original.....	48
Figure 4.8	Signal de parole avec DAV.....	48
Figure 4.9	Signal de parole en sortie du traitement de l'algorithme NLMS en pleine bande avec $\mu=0.2$ .....	49
Figure 4.10	Signal de parole en sortie du traitement de l'algorithme NLMS en pleine bande avec $\mu=0.6$ .....	50

Figure 4.11	Signal de parole en sortie du traitement de l'algorithme NLMS en pleine bande avec $\mu=0.9$ .....	50
Figure 4.12	Signal de parole en sortie du traitement de l'algorithme NLMS en sous bandes avec $\mu=0.2$ .....	51
Figure 4.13	Signal de parole en sortie du traitement de l'algorithme NLMS en sous bandes avec $\mu=0.6$ .....	51
Figure 4.14	Signal de parole en sortie du traitement de l'algorithme NLMS en sous bandes avec $\mu=0.9$ .....	52
Figure 4.15	Signal de parole en sortie du traitement de l'algorithme VSS-SSF avec $\mu=0.2$ .....	52
Figure 4.16	Comparaison entre le signal du mélange $p_1(n)$ et le signal parole estimé en pleine bande.....	53
Figure 4.17	Comparaison entre le signal du mélange $p_1(n)$ et le signal parole estimé en sous bandes.....	54
Figure 4.18	Comparaison entre le signal du mélange $p_1(n)$ et le signal parole estimé en sous bandes, à pas d'adaptation variable.....	54
Figure 4.19	Evaluation du critère MSE entre les algorithmes SFF NLMS, SFS NLMS et VSS-SSF.....	56
Figure 4.20	Influence du pas d'adaptation sur l'algorithme SFS NLMS.....	57
Figure 4.21	Effet de la taille du filtre sur l'algorithme proposé.....	58

## Liste des tableaux

### **Chapitre 01 : Notions d'acoustique**

Tableau 1.1	Découpage en octaves.....	7
Tableau 1.2	Vitesse du son dans quelques milieux.....	8
Tableau 1.3	Célérité du son dans l'air en fonction de la température.....	9

### **Chapitre 03 : Proposition d'un nouvel algorithme pour la réduction du bruit acoustique**

Tableau 3.1	Algorithme VSS-SSF.....	42
-------------	-------------------------	----

# Introduction générale

---

Les efforts déployés par les chercheurs pour mettre au point des méthodes et des techniques permettant le traitement de la parole, afin d'extraire le maximum d'informations utiles dans un signal perturbé par un bruit ne cessent d'accroître.

En effet, pour l'usage du téléphone mobile dans un véhicule ou dans un environnement bruité en utilisant le système main libre, le signal transmis sera soumis à des perturbations et interférences causés par le couplage entre le microphone et le haut-parleur ainsi que l'effet de l'écho, ce qui aura pour conséquence la dégradation du rapport signal bruit et de la qualité du signal reçu. Ces dégradations peuvent conduire à des erreurs d'interprétation du signal reçu par le récepteur.

Pour y remédier à cette situation, et pouvoir restaurer un signal utile qui a été superposé à un bruit, nous proposons dans ce mémoire un algorithme basé sur le filtrage à coefficients adaptatifs en sous bandes à pas d'adaptation variable définis par des critères d'optimisations pour le débruitage d'un signal parole.

Le présent travail est organisé en 4 chapitres :

- Le premier chapitre intitulé : Notions d'acoustiques, comporte des notions fondamentales sur le son et le bruit.
- Le deuxième chapitre est consacré aux différentes méthodes de réduction du bruit.
- La formulation du problème et la solution proposée sera traitée en chapitre 03.
- Le chapitre 4 est réservée à la partie simulation et présentation des résultats de l'algorithme employé pour la réduction du bruit acoustique.

# Chapitre 1 Notions d'acoustique

---

## 1.1 Introduction

On trouve le bruit un peu partout, pour bien traiter son processus, il est indispensable de comprendre ses mécanismes de transmission en plus de la maîtrise des connaissances de base des phénomènes acoustiques.

On définit l'acoustique comme étant la science qui étudie les vibrations sonores et qui se rapporte à la propagation, la nature et à la perception des sons.

Ce chapitre rassemble les notions de bases de l'acoustique.

## 1.2 Le Son

### 1.2.1 Définition

Le son est toute vibration produite par un environnement physique tel que : l'eau, l'air ... etc et qu'on appelle : onde sonore. Elle est perçue par l'oreille comme sensation auditive qui se propage dans tous les milieux physiques. Les éléments qui permettent l'existence du son sont :

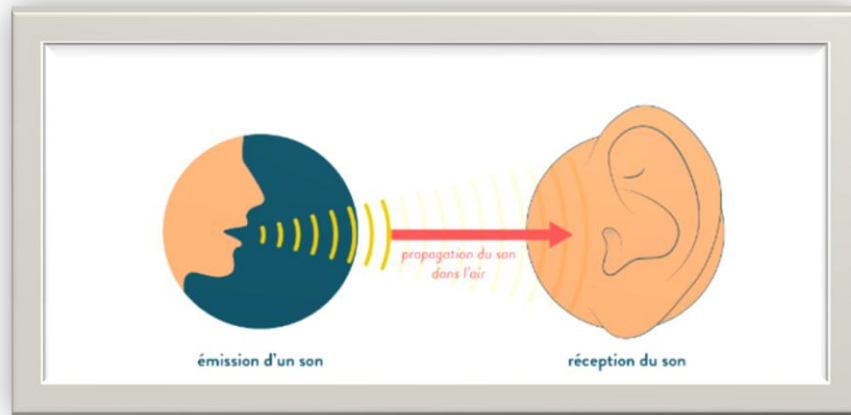
- ❖ **Une source** : Elle produit une vibration.
- ❖ **Un milieu porteur** : pour la transmission de la vibration.
- ❖ **Un récepteur** : L'oreille qui reçoit la vibration.

### 1.2.2 Propagation du son

La propagation du son résulte de la compression et décompression des molécules qui constitue la matière, plus les particules sont proches plus le son se propage rapidement.

Les variations de pression sonore seront captées par l'oreille dans laquelle les sons seront convertis en influx nerveux qui génère par la suite la sensation auditive.

Ce phénomène est souvent comparé au jette d'une pierre dans l'eau.

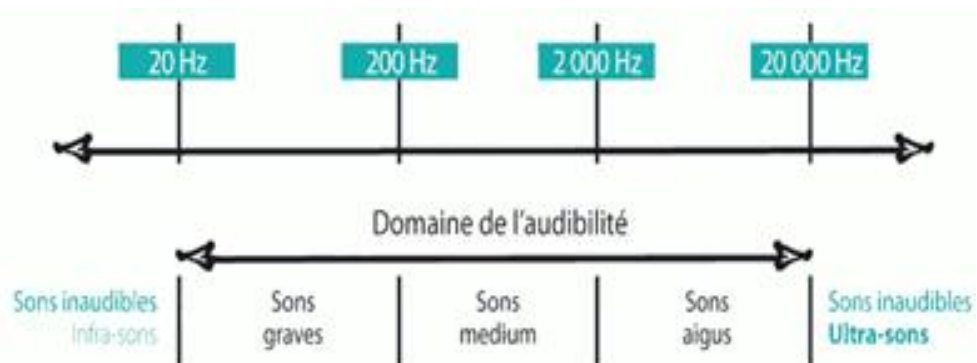


**Figure1.1 .Propagation du son [1].**

### 1.2.3 Fréquences sonores

La figure 1.2 montre que l'oreille humaine perçoit des sons compris entre 20 à 20 000Hz, c'est ce qu'on appelle le champ auditif.

Au-dessus de 20 000 Hz, on parle des ultrasons, et au -dessous se situent les infrasons, tous deux inaudibles pour l'homme, la parole est positionnée entre 200 et 2000 Hz.



**Figure1.2.Différentes gammes de fréquences sonores [2].**

### 1.2.4 Onde sonore

L'onde sonore spécifie la manière dont le son se propage dans un milieu acoustique, elle permet la transmission de l'information et de l'énergie.

Les ondes sonores ne peuvent pas exister dans le vide car elles s'appuient nécessairement sur un milieu matériel pour se déplacer. On trouve des matériaux bons conducteurs comme l'air et d'autres mauvais.

Lorsque la vibration est identique, l'onde sera représentée sous forme cyclique.



Figure1.3. Signal sinusoïdal

### 1.2.5 Caractéristiques du son

Un son est caractérisé par :

#### a) L'intensité acoustique

Appelé volume sonore ou sonie, elle permet de distinguer un son fort d'un son faible, et est liée à l'amplitude des vibrations sonores.

Plus l'amplitude de l'onde est grande, plus l'intensité de l'onde est grande, plus le son est fort et vice versa. On la mesure sur une échelle exprimée  $W/m^2$ .

On associe l'intensité sonore au niveau sonore **L** qui représente la pression acoustique exercée sur l'oreille par la vibration d'air et est mesuré en décibel acoustique (**dB**A) à l'aide d'un sonomètre, l'oreille humaine perçoit les sons de 0 à 130 dB.

Ces deux grandeurs sont définies par les relations suivantes :



$$I = \frac{P_{\text{reçue}}}{S} \quad (1.1)$$

Avec

I: intensité sonore  $\left(\frac{\text{Watt}}{\text{m}^2}\right)$

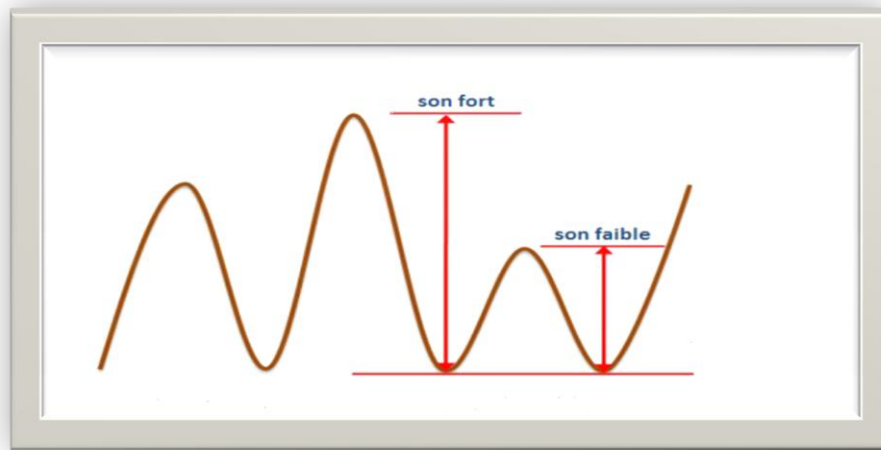
$P_{\text{reçue}}$  : Puissance reçue

S : Surface ( $\text{m}^2$ ),  $S=4\pi R^2$  (1.2)

$$L = 10 \log \frac{I}{I_0} \quad (1.3)$$

Avec  $I / I_0$  : intensité de référence (seuil d'audibilité)

$$I_0 = 10^{-12} \text{W}/\text{m}^2 \quad (1.4)$$



**Figure 1.4.** Variations des sons selon l'amplitude.

D'après l'échelle du niveau sonore qui est représentée en figure 1.4, on peut dire que l'intensité sonore peut représenter un danger pour l'oreille si elle est très élevée. Ainsi il existe deux seuils pour le tympan de l'oreille :

- Seuil d'audibilité :  $I_0 = 10^{-12} \text{W}/\text{m}^2$ .
- Seuil de douleur :  $I = 100 \text{W}/\text{m}^2$ .

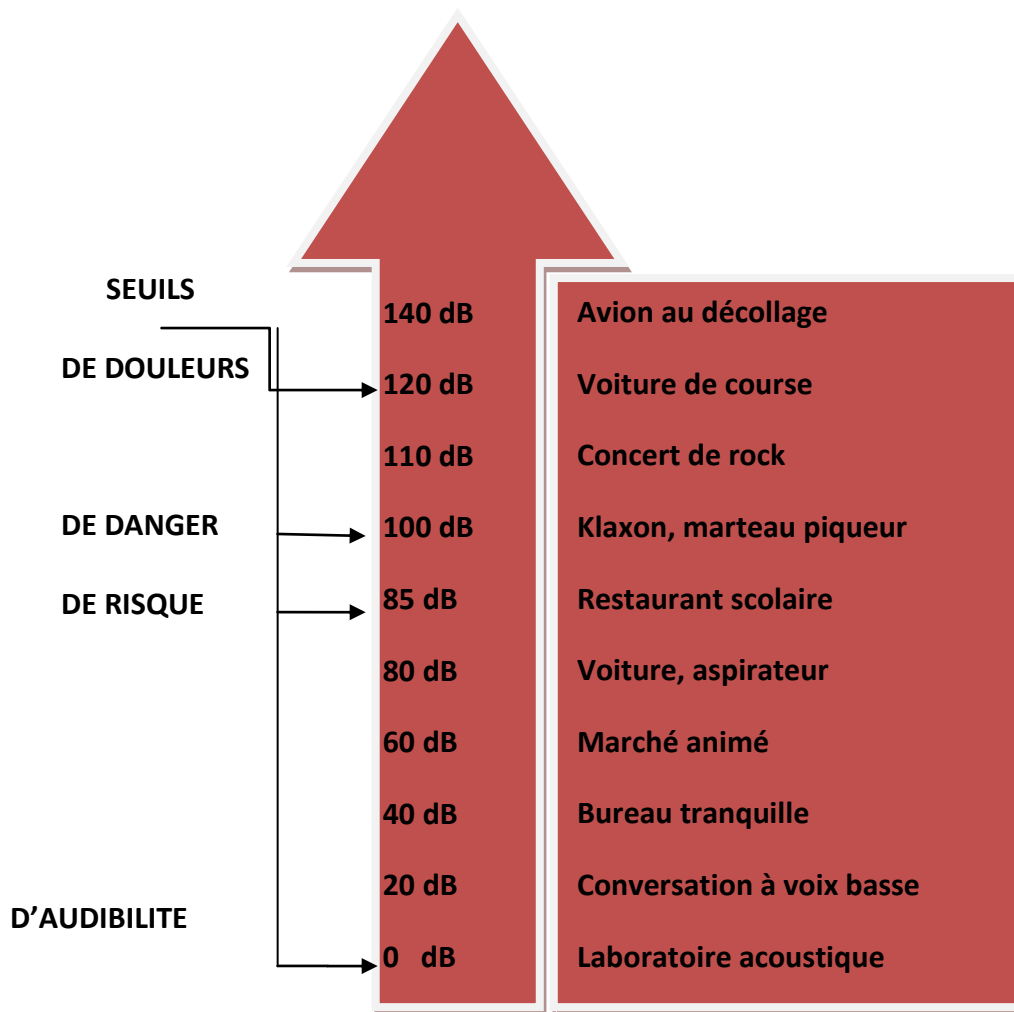


Figure 1.5. Ordres de grandeur des niveaux sonores.

### b) Sa fréquence

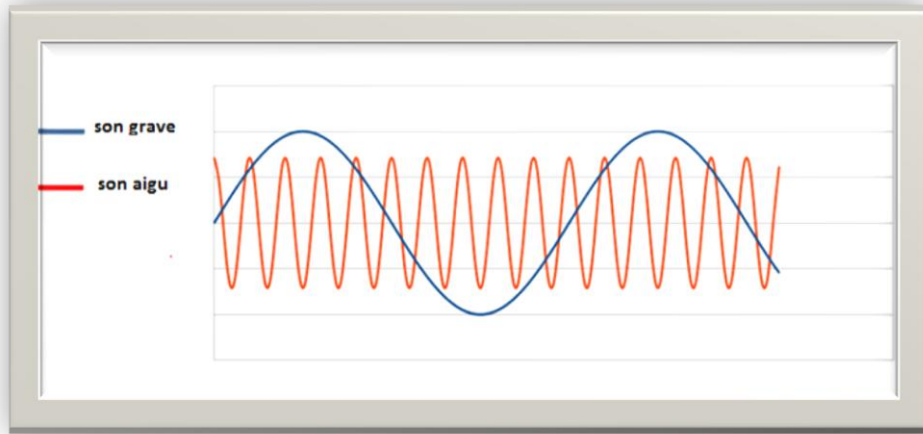
Elle correspond à la hauteur du son, elle est égale aux nombres de vibrations par unité de temps, elle représente la fréquence fondamentale et est exprimé en Hz. Cette grandeur définit la qualité du son, c'est elle qui le rend grave ou aigu.

Pour des fréquences de son élevées, on aura des vibrations rapides ainsi le son sera aigu. Pour des fréquences de son basses, on aura des vibrations lentes ainsi le son sera grave.

On décrit la fréquence par la loi suivante :

$$v = \frac{1}{T} \quad (1.5)$$

Où T représente la période ou bien le temps qui s'écoule entre deux vibrations consécutives.



**Figure 1.6.** Différence entre son grave et son aigu.

### c) Les octaves

Les octaves sont des intervalles qui séparent deux sons de même nom et dont la fréquence du plus aigu est le double du celle du grave, définies par une fréquence centrale, et regroupant l'ensemble suivant des fréquences:

$$\frac{f_c}{\sqrt{2}} < f < f_c\sqrt{2} \quad (1.6)$$

Les octaves		
44	63	88
89	125	176
177	250	353
353	500	707
708	1k	1414
1415	2k	2828
2829	4k	5656
5657	8k	11313
11314	16k	20000

**Tableau 1.1.** Découpage en octaves (Hz).

#### d) Sa célérité (vitesse de propagation)

Elle représente la vitesse de l'onde tout au long de sa direction et dépend de la nature du milieu et de son état (température et pression du milieu dans lequel l'onde acoustique se propage).

Dans les conditions normales de température et de pression, la vitesse du son dans l'air est de **340m/s**.

Lorsqu'un objet se déplace plus vite que le son dans un milieu donné, on dit qu'il franchit le mur du son.

D'après le tableau 1.2, on peut constater que plus le milieu est dense plus la vitesse est importante, c'est-à-dire que le son se propage plus vite dans un milieu solide que liquide, et dans les liquides plus que dans les gaz.

MILIEU	Vitesse du son
L'air	340m/s
L'eau	1450m/s
Tissus	1540m/s
Glace	3200m/s
Verre	5300 m/s
Acier	5750 m/s

**Tableau 1.2.** Vitesse du son dans quelques milieux.

Température	Vitesse du son
-10 C°	325 m/s
0 C°	330 m/s
10 C°	337 m/s
20 C°	343 m/s
30 C°	349 m/s

**Tableau 1.3.** Célérité du son dans l'air en fonction de la température.

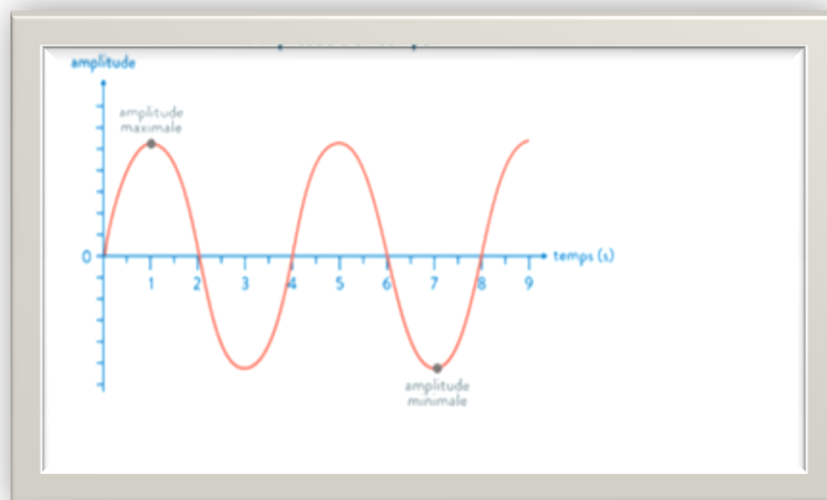
D'après le tableau 1.3, on peut voir que la vitesse du son est proportionnelle à la température.

### e) Son timbre

Il est directement lié à la nature du son, c'est-à-dire la forme de l'onde : On distingue deux types de son :

#### i. Sons purs

Ce sont des sons qui correspondent à une vibration dite simple et dont la fréquence est unique, c'est une onde sonore parfaitement sinusoïdale et périodique, ainsi l'amplitude maximale et l'amplitude minimale restent constantes au cours du temps.



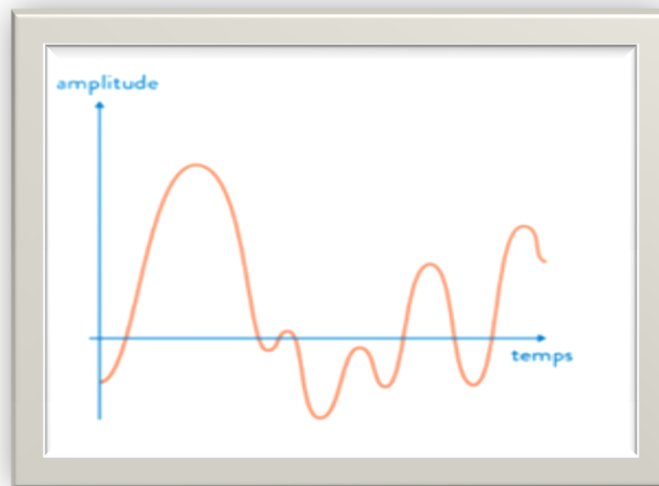
**Figure 1.7.** Représentation d'un son pur

## ii. Sons complexes

Contrairement aux sons purs, les sons complexes sont des sons non sinusoïdaux constitués d'une superposition de plusieurs sons purs. D'après la figure 1.8, on peut dire que chaque son pur composant le son complexe est représenté par un segment dont l'abscisse représente sa fréquence et l'ordonnée représente son amplitude.

La fréquence du signal sonore pur ayant la plus grande amplitude est appelée **fréquence fondamentale**, et les autres fréquences complexes sont les **harmoniques**, qui sont des multiples entiers de la fréquence fondamentale.

Parmi les sons complexes on trouve le bruit qui ne possède pas de fréquences caractéristiques.

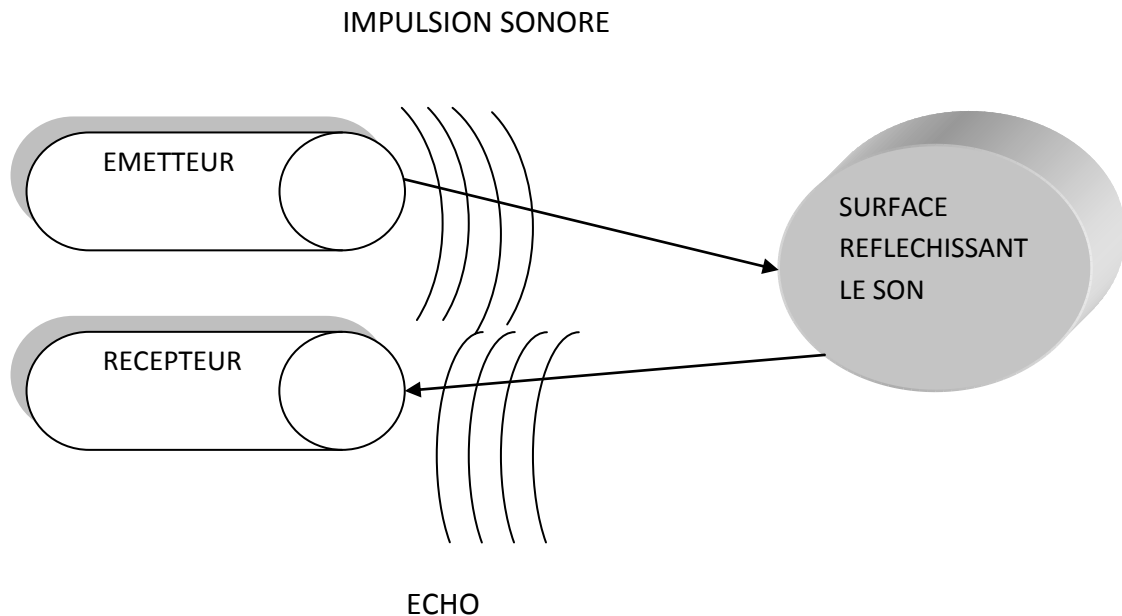


**Figure 1.8.** Signal complexe quelconque

### 1.2.6 L'Echo

On dit qu'un son est réfléchi, lorsqu'il rebondit sur certains obstacles, c'est le principe de l'écho.

Une source sonore émet un son qui est renvoyé à une surface réfléchissante, cet écho est alors capté par un récepteur proche de l'émetteur, comme indiqué sur la figure 1.9.



**Figure1.9.** Principe de l'écho

## 1.3 Bruit acoustique

### 1.3.1 Définition

Le bruit est un ensemble de vibrations sonores qui produisent une perception auditive qui peut être désagréable ou gênante voir dangereuse. Dans le traitement d'un signal il désigne une composante indéfinie à caractère aléatoire qu'on qualifie de complexe. Il est caractérisé par sa fréquence, son intensité et sa longueur d'onde.

La perception du bruit peut varier selon : sa répétitivité, sa continuité et l'impuissance à agir dessus.

D'autres facteurs entrent également en jeu : le lieu du bruit, le moment ou la personne.

Le niveau de bruit perçu réellement par l'oreille se mesure en décibel pondéré, dont l'abréviation est **dB(A)**.

### 1.3.2 Sources de bruit

On distingue deux grandes sources de bruits :

#### a) Source extérieur

C'est un bruit dont la source est localisée dans un espace acoustique ouvert, sa propagation se fait en champ libre, et son intensité diminue avec l'éloignement de la source sonore, elle peut être divisée en deux classes :

➤ **les interférences naturelles**

Parasites solaires et cosmiques, bruits thermodynamiques.

➤ **Les Interférences artificielles**

Parasites produits par les équipements électriques industriels.

**b) Source interne**

Les sources de bruit internes sont des sources liées à l'électronique du système, on les divise en deux catégories :

➤ **Les interférences d'impulsions**

Générées par le courant de commutation.

➤ **le bruit de fond**

C'est un bruit qui existe en un point pendant une certaine durée telle que : les bruits de machines, les bruits de ventilations, dans les câbles et les composants électroniques.

Il est composé de :

➤ **Bruit thermique** : comme celui présent dans une résistance.

➤ **Bruit grenaille** : On le trouve dans les composants actifs comme les transistors.

Les interférences externes peuvent être diminuées grâce à un blindage, et en ce qui concerne les sources de bruit internes celles-ci peuvent être éliminées par un mode de construction bien déterminé, cependant on ne pourra pas remédier au problème du bruit de fond pour certaines températures.

### **1.3.3 Couleur du bruit**

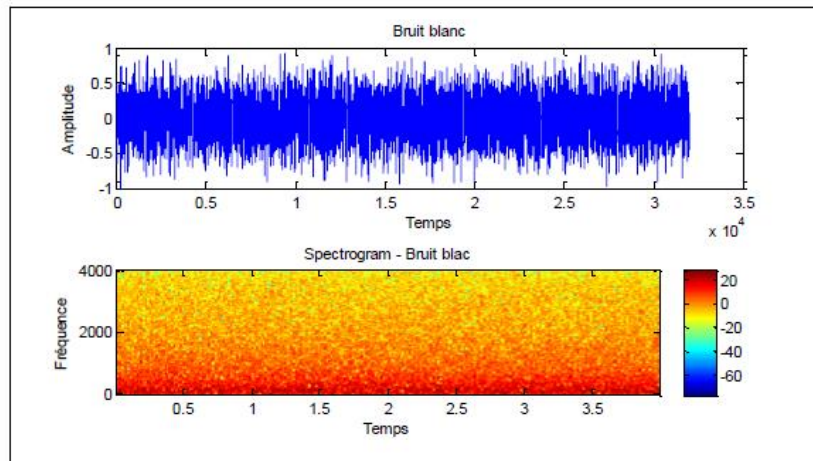
La couleur du bruit définit certains types de signaux de bruit suivant l'analogie entre la densité spectrale du signal, c'est à dire la distribution de puissance du signal sur les fréquences et les spectres de couleurs différentes de la lumière, on les représente à l'aide d'histogrammes.

**a) bruit blanc**

Un bruit blanc est un signal dont le spectre d'amplitude et la densité spectrale d'énergie sont constants sur toute la gamme de fréquences audibles (de 20 à 20 000 Hz) et sa valeur moyenne est nulle, ce qui signifie que toutes les fréquences sont présentes avec la même intensité.



Ce bruit ressemble à celui qui est produit par une chute d'eau à fort débit ; la fonction d'auto corrélation temporelle du bruit blanc est une impulsion de Dirac.



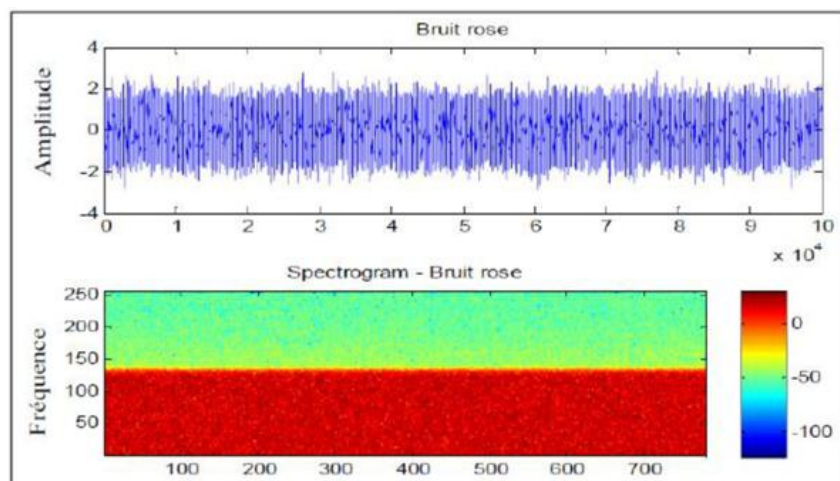
**Figure1.10.** Bruit blanc avec spectrogramme

### b) Bruit rose

Un bruit rose est un bruit blanc dont la densité spectrale de puissance est modélisée par une fonction porte  $F_b$  qui représente la fréquence maximale du bruit rose.

C'est un bruit dont le spectre d'amplitude est inversement proportionnel à la fréquence.

La fonction d'auto corrélation du bruit rose est très étroite et centrée sur  $t=0$ .



**Figure 1.11.** Bruit rose avec spectrogramme

## **1.4 Conclusion**

Le bruit est une nuisance acoustique insupportable qui génère des effets négatifs sur notre vie et sante comme : le stress, la nervosité et l'insomnie.

Dans le prochain chapitre, nous allons présenter les différentes méthodes de réduction du bruit acoustique et rehaussement de la parole.

# Chapitre 2 Méthodes de réduction du bruit et rehaussement de la parole

---

## 2.1 Introduction

Les techniques qui permettent la réduction du bruit et le rehaussement de la parole sont devenues de plus en plus performants, afin d'obtenir un signal utile qui a été modifié par un bruit ou ce qu'on appelle parasites d'un son.

D'ailleurs, leur utilisation s'est élargie sur plusieurs domaines de la télécommunication, à savoir la téléphonie mobile.

Dans ce chapitre, nous allons présentés les différentes techniques de filtrage adaptatif et ses algorithmes LMS et NLMS ainsi que les différentes méthodes de réduction du bruit acoustique.

## 2.2 Filtrage adaptatif

### 2.2.1 Définition

Un filtre adaptatif est un système numérique qu'on applique sur des signaux entachés d'une interférence ou d'un bruit non désiré pour modifier ou annuler des perturbations situées dans le domaine fréquentiel du signal utile, ce que les filtres classiques ne peuvent pas faire. Ces filtres varient en fonction du temps car leurs coefficients changent en permanence[03].

Le filtre adaptatif est composé de :

- Un filtre numérique où les coefficients sont réglables.

- Un algorithme adaptatif qui nous indique la manière de changer ces coefficients afin de minimiser l'énergie à la sortie du filtre.

Le filtrage adaptatif sert à reconstituer un signal en milieu bruité en utilisant un ensemble de techniques, on cite :

- Le filtrage au sens de Wiener.
- le filtrage au sens des moindres carrés.
- le filtrage de Kalman.

### 2.2.2 Principe du filtrage adaptatif

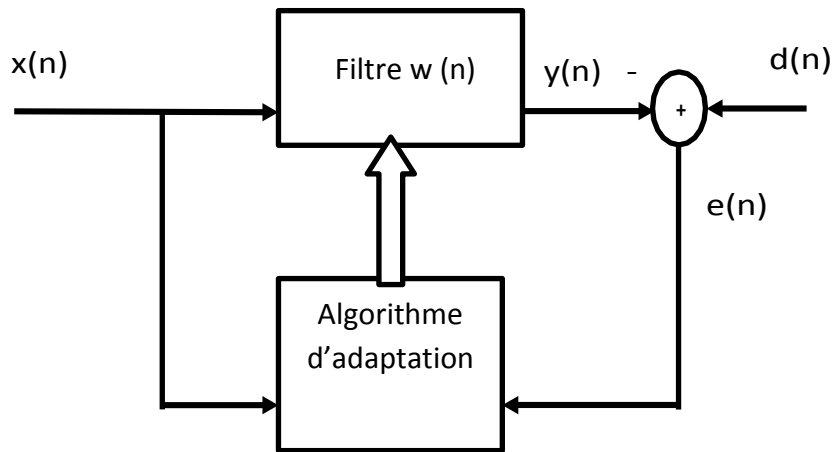
Le filtrage adaptatif ainsi que ses méthodes d'application ont connu un développement considérable depuis les années 60. Ce développement est né de l'essor du traitement numérique, de la croissance soutenue de la puissance des processeurs de traitement qui permettent la mise en œuvre en temps réel, d'algorithmes de plus en plus complexes et qui vont à des cadences de plus en plus élevées. Les méthodes adaptatives en traitement du signal, ont pour objectif :

L'adaptation des outils de traitement aux propriétés statistiques des signaux et des systèmes, ainsi que l'adaptation à leurs fluctuations dans le temps. Il s'agit donc d'un mélange bien équilibré, entre la stationnarité et la non-stationnarité.

La stationnarité permet de maintenir de façon permanente dans le temps, les propriétés statistiques, grâce auxquelles sont éliminées ou au moins réduites les fluctuations purement aléatoires. La non-stationnarité est la variation lente ou rapide, au cours du temps des propriétés statistiques, sans lesquelles, il n'y aurait nul besoin d'adaptation.

En l'absence de fluctuation des signaux et systèmes, le filtre optimal pourrait être calculé une seule fois. Les filtres peuvent être classifiés comme étant linéaires ou non linéaires [04].

Comme le montre la Figure 2.1, un filtre adaptatif est un filtre numérique avec des coefficients qui sont déterminés et mis à jour par un algorithme adaptatif.



**Figure 2.1.** Principe d'un filtrage adaptatif

Les différents signaux utilisés dans le filtre adaptatif sont:

- $x(n)$  : le signal d'entrée du filtre.
- $w(n)$  : les coefficients du filtre.
- $y(n)$  : le signal de la sortie du filtre.
- $d(n)$  : le signal de référence.
- $e(n)$  : le signal d'erreur qui représente la différence entre  $d(n)$  et  $y(n)$ , et qui sert au contrôle des valeurs des coefficients du filtre.

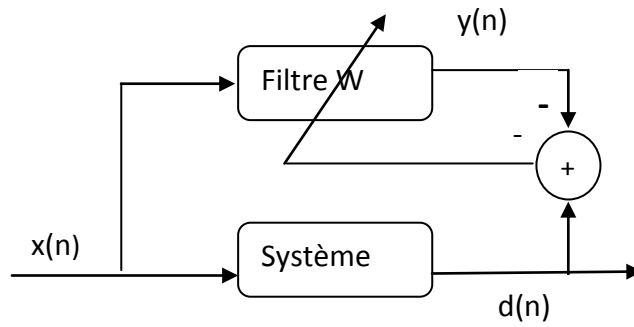
### 2.2.3 Applications du filtrage adaptatif

Le filtrage adaptatif est un outil puissant en traitement du signal, communications numériques et contrôle automatique. Les applications sont diverses mais présentent les caractéristiques suivantes: on dispose d'une entrée  $x(n)$  ainsi que de la réponse désirée (référence)  $d(n)$  et l'erreur  $e(n)$ , qui est la différence entre  $d(n)$  et la sortie du filtre  $y(n)$ , et qui sert à contrôler (adapter) les valeurs des coefficients du filtre [05].

Ce qui différencie essentiellement les applications provient de la façon de définir la réponse désirée  $d(n)$ . On peut distinguer quatre grandes classes d'applications [06]:

#### a) Identification de système

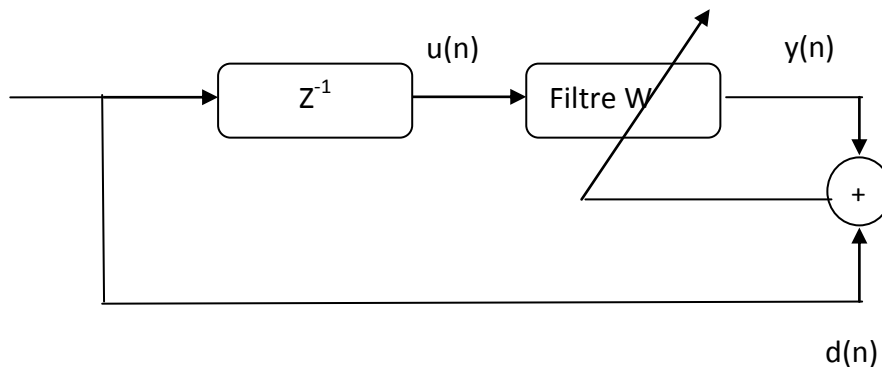
Elle consiste à déterminer un filtre modélisant au mieux le comportement d'un système inconnu, le filtre sera estimé à partir de la différence entre la sortie du processus et son estimation à la sortie du filtre. Avec  $d(n)$  est la sortie du système que l'on souhaite identifier.



**Figure 2.2.** Identification du système

**b) prédiction linéaire**

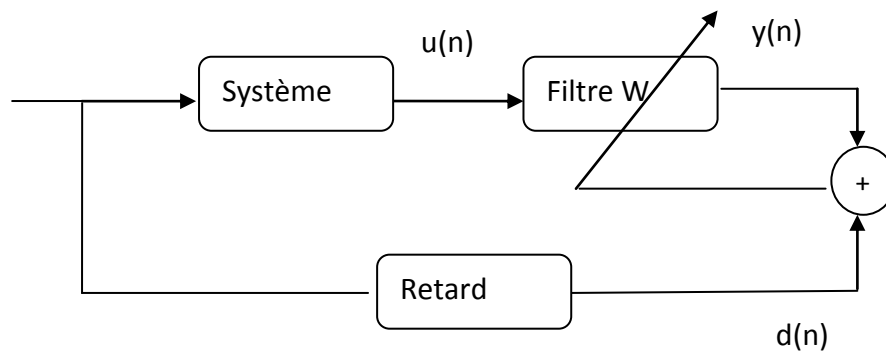
Elle consiste à estimer la valeur future d'un signal à partir de l'information passée, le signal désiré est le signal d'entrée avant un délai. Avec  $d(n)$  est le signal à l'instant  $n$  et  $y(n)$  est le signal prédit à partir du signal aux instants précédents.



**Figure 2.3.** Prédiction linéaire

**c) La modélisation inverse**

Il s'agit de reconstruire un signal de référence déformé par un processus inconnu, ce problème est désigné sous le nom de problème d'égalisation.  $d(n)$  est l'entrée (retardée) du système que l'on cherche à « inverser ».



**Figure 2.4.** Modélisation inverse

#### d) L'annulation d'interférences (réduction du bruit, annulation d'écho)

Le signal d'entrée est corrélé avec un signal de référence.

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

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

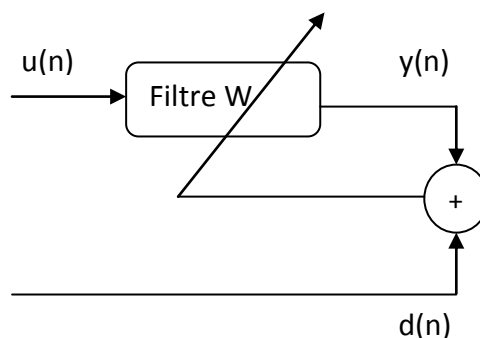


Figure 2.5. Annulation d'interférences.

### 2.2.4 Critères de performance d'un filtre adaptatif

#### a) Taux de convergence

Dans un système adaptatif, une convergence rapide vers la solution optimale est un critère désiré, cependant, une convergence ne peut être considérée seule mais en conjonction avec d'autres critères.

Par conséquent, il faut retenir que la convergence rapide :

- ❖ ne veut pas forcément dire meilleure solution.
- ❖ est recommandée pour des applications à haute fréquence (radiocommunications mobiles, téléphone portable (GSM), télévision numérique à haute définition ou HDTV et Asymptotique Digital Subscriber line ou ADSL).
- ❖ est un critère important pour évaluer la performance d'un algorithme.

#### b) Erreur quadratique moyenne minimale (Minimum Mean Square Error, MMSE)

Indique dans quelle mesure le système est apte à exécuter sa tâche de filtrage.

Une MMSE faible indique que le système adaptatif a précisément convergé vers la solution désirée. Les paramètres qui peuvent affecter ce critère sont mais ne se limitent pas à : l'ordre du système adaptatif, l'erreur de quantification et le bruit de mesure [07].

L'erreur quadratique moyenne excédante (excédante MSE) est définie comme étant la différence entre l'erreur quadratique moyenne (MSE) réelle à la sortie du filtre adaptatif et

ce qu'elle devrait être si les coefficients du filtre adaptatif étaient maintenus à leurs valeurs optimales.

### **c) L'erreur d'ajustement (mis ajustement)**

Dépend essentiellement de :

- ❖ Bruit du gradient.
- ❖ La sensibilité des coefficients à l'effet de quantification (distorsion).
- ❖ L'ordre du filtre adaptatif.
- ❖ L'amplitude (grandeur) du bruit de la mesure.

### **d) Précision de l'estimation des paramètres du filtre**

La précision de l'estimation des coefficients du filtre est plutôt importante dans la mesure où elle permet des conditions acceptables de l'erreur d'ajustement.

### **e) Charge de calcul**

Une faible charge de calcul est particulièrement intéressante pour une implémentation matérielle en temps réel (DSP) et les applications où une faible consommation d'énergie est exigée.

### **f) Stabilité**

Les filtres RIF sont intrinsèquement stables aussi longtemps que le facteur de convergence et constantes de gain sont appropriés. La stabilité devient un problème majeur lorsqu'il s'agit de filtres RII.

### **g) Robustesse**

Il est difficile de mesurer quantitativement ce critère tant robustesse est directement reliée avec la stabilité du système adaptatif. Elle indique à quelle mesure le système peut résister aussi bien aux aléas du signal d'entrée qu'aux effets de quantification.

### **h) Ordre du filtre**

L'ordre du filtre désigné par  $N$ , est intrinsèquement relié aux autres critères d'évaluation de la performance. Il indique à quel degré de précision le filtre adaptatif peut modéliser le système. Pour les systèmes surdéterminés, (l'ordre du filtre est supérieur à l'ordre du système), ou autrement, quand il y a trop de pôles/zéros dans le modèle du système, l'erreur quadratique moyenne aura la possibilité de converger vers zéro mais au prix d'une charge de calcul excessive. De la même manière, lorsque le système est sous déterminé, (l'ordre du filtre est inférieur à l'ordre du système), peu de calculs seront



nécessaires. Par contre, l'erreur quadratique moyenne va converger vers un constant non nul [08].

## 2.2.5 Algorithmes de filtrage adaptatif

### a) Choix de l'algorithme

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

- ❖ La rapidité de convergence qui sera le nombre d'itérations nécessaires pour converger assez près de la solution optimale.
- ❖ La mesure de cette proximité entre cette solution optimale et la solution obtenue.
- ❖ La capacité de poursuite (tracking) des variations (non-stationnarités) du système.
- ❖ La robustesse au bruit.
- ❖ La complexité.
- ❖ La structure (modularité, parallélisme, ...).
- ❖ Les propriétés numériques (stabilité et précision) dans le cas d'une précision limitée sur les données et les coefficients du filtre[09].

### b) L'algorithme LMS

L'algorithme des moindres carrés LMS (Least Mean Square) a été présenté pour la première fois par Widrow et Hoff en 1959, il est le plus utilisé des algorithmes adaptatifs. Il est basé sur la méthode du gradient qui calcule et remet à jour les pondérations de façon récursive [10].

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

#### ❖ Étape de filtrage

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

$$y(n) = w^T(n) * x(n) \tag{2.1}$$

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

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (2.2)$$

#### ❖ **Étape d'adaptation**

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

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mu \mathbf{x}(n)e(n) \quad (2.3)$$

$\mu$  est le pas d'adaptation de l'algorithme qui démarre avec une initialisation quelconque  $\mathbf{w}(0)$ .

Les valeurs des coefficients futurs sont calculées à partir des valeurs courantes de ces mêmes coefficients et de l'erreur. La vitesse de convergence et la stabilité dépendent du pas d'adaptation, on doit le choisir suffisamment petit pour que l'algorithme converge et suffisamment grand pour que l'algorithme atteigne sa valeur optimale le plus rapidement possible. Les principaux avantages de l'algorithme LMS, est sa simplicité et ses performances, mais sa convergence est lente par rapport aux autres algorithmes [12].

L'algorithme LMS est très simple : il nécessite seulement  $2L + 1$  multiplication et  $2L$  additions par itération, où  $L$  est le nombre de coefficients du filtre.

#### **c) Convergence et stabilité de l'algorithme LMS**

L'algorithme LMS engagé avec certaines valeurs arbitraires pour le poids est perçu comme vecteur de convergence : Si  $\mu$  est choisie pour être très faible alors l'algorithme converge très lentement. Une grande valeur de  $\mu$  peut conduire à une accélération de convergence, mais peut-être moins stable, autour de la valeur minimale.

Habituellement  $\mu$  est choisie dans la marge:

$$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{\max}} \quad (2.4)$$

Où  $\lambda_{\max}$  représente la valeur propre maximale de la matrice d'auto corrélation.

La convergence de l'algorithme est inversement proportionnelle à la propagation des valeurs propres de la matrice d'auto corrélation  $\Phi_{yy}$  [13].

#### **d) Algorithme LMS normalisé (NLMS)**

Pour des signaux non stationnaires l'énergie du signal  $x(n)$  varie avec le temps,

l'algorithme LMS aura du mal à fonctionner correctement puisque  $\mu$  est constant.

L'algorithme LMS normalisé (Normalized LMS – NLMS) est créé pour remédier ce Problème en minimisant la fonction coût suivante:

$$J(n) = \|\mathbf{w}(n) - \mathbf{w}(n - 1)\|^2 \quad (2.5)$$

Avec la contrainte:

$$\mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n) = d(n) \quad (2.6)$$

Cela revient à minimiser la mise à jour des coefficients du filtre tout en minimisant le signal d'erreur pour  $\mathbf{x}(n)$ .

La solution de ce problème est obtenue en utilisant la technique des multiplieurs de Lagrange. En effet, on cherchera à minimiser par rapport à  $\mathbf{w}(n + 1)$ :

$$J(n) = \|\mathbf{w}(n) - \mathbf{w}(n - 1)\|^2 + \lambda[d(n) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n)] \quad (2.7)$$

Où  $\lambda$  est le multiplieur de Lagrange. On obtient:

$$\frac{\partial J(n)}{\partial \mathbf{w}(n)} = 2[\mathbf{w}(n) - \mathbf{w}(n - 1)] - \lambda \mathbf{x}(n) \quad (2.8)$$

$$\frac{\partial J(n)}{\partial \mathbf{w}(n)} = 0 \quad (2.9)$$

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n - 1) + \frac{\lambda}{2} \mathbf{x}(n) \quad (2.10)$$

Or, d'après la contrainte de l'équation (2.5):

$$d(n) = \mathbf{w}^T(n - 1)\mathbf{x}(n) + \frac{\lambda}{2} \mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n) \quad (2.11)$$

Ce qui donne :

$$\lambda = \frac{2e(n)}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)} \quad (2.12)$$

Finalement, on obtient l'algorithme NLMS en remplaçant l'équation (2.12) dans l'équation (2.10):

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n - 1) + \frac{1}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)} \mathbf{x}(n)e(n) \quad (2.13)$$

Pratique, pour mieux contrôler la mise à jour des coefficients du filtre, on introduit un facteur positif  $\alpha$  où  $(0 < \alpha < 2)$  :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n - 1) + \frac{\alpha}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)} \mathbf{x}(n)e(n) \quad (2.14)$$

En fait, pour  $L$  assez grand et pour un signal stationnaire, on a:

$$\frac{\alpha}{x^T(n)x(n)} = \frac{\alpha}{\sum_{l=0}^{L-1} x^2(n-l)} \quad (2.15)$$

$$\frac{\alpha}{x^T(n)x(n)} \approx \frac{\alpha}{L\sigma_x^2} = \mu \quad (2.16)$$

Qui est le pas d'adaptation du LMS.

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

$$w(n) = w(n-1) + \frac{\alpha}{\delta + x^T(n)x(n)} x(n)e(n) \quad (2.17)$$

Où  $\delta > 0$  est un paramètre pour éviter la division par zéro.

Concernant la stabilité de l'algorithme NLMS, on suppose que  $\delta=0$ . L'erreur du signal:

$$e(n) = d(n) - w^T(n-1)x(n) \quad (2.18)$$

Est aussi appelée erreur à priori car elle utilise les coefficients du filtre avant la mise à jour.

L'erreur à posteriori est définie par:

$$\epsilon(n) = d(n) - w^T(n)x(n) \quad (2.19)$$

Et se calcule une fois que la mise à jour a été effectuée.

L'algorithme peut être considéré comme stable si la valeur absolue de l'erreur à posteriori est plus petite que celle de l'erreur à priori, ce qui est logique puisque  $\epsilon(n)$  exploite d'avantage d'informations.

En remplaçant l'équation du NLMS (2.14) dans l'équation (2.19) de l'erreur à posteriori, on obtient:

$$\epsilon(n) = d(n) - w^T(n)x(n) - \alpha e(n) \quad (2.20)$$

$$\epsilon(n) = e(n)[1 - \alpha] \quad (2.21)$$

Donc :

$$|\epsilon(n)| < |e(n)| \quad (2.22)$$

$$|e(n)[1 - \alpha]| < |e(n)| \quad (2.23)$$

$$|1 - \alpha| < 1 \quad (2.24)$$

$$0 < \alpha < 2 \quad (2.25)$$

## 2.3 Séparation aveugle de sources

Le principe de la séparation aveugle de sources peut être énoncé comme suit : il s'agit de reconstituer les  $N$  signaux sources émis à partir de la seule connaissance de  $M$  signaux d'observations reçus correspondant à des mélanges de ces sources. Le traitement est alors aveugle, on ne possède aucune information sur le système de mélange et les sources sont inobservables. Il est nécessaire d'avoir une hypothèse supplémentaire, C'est pourquoi la plupart des techniques de la séparation aveugle de sources reposent sur l'hypothèse de l'indépendance des sources. Initialement, elle a été modélisée à base d'un simple produit, autrement dit les capteurs reçoivent à chaque instant une combinaison linéaire des signaux sources. Plus tard, des modélisations proches de la réalité ont été introduites. L'une de ces modélisations considère le canal de transmission comme un système reposant sur une opération de filtrage. En d'autres termes, les signaux captés dépendent linéairement à la fois des sources et de leurs versions retardées, Le système de mélange est dit linéaire convolutif [14].

### 2.3.1 Nature des Mélanges

Une première catégorie largement étudiée concerne le cas où les observations sont des mélanges linéaires des signaux sources. Cette catégorie est divisée en 02 sous-catégories :

#### a) Mélange linéaire instantané

On parle de mélanges linéaires instantanés lorsque les observations s'écrivent comme des combinaisons linéaires des sources. C'est à dire que les signaux sources arrivent en même temps sur tous les capteurs mais avec des intensités différentes. Pour ce type du mélange les observations à un instant  $n$  sont des combinaisons linéaires des sources à l'instant  $n$  [15].

#### b) Mélange linéaire convolutif

On parle de mélange convolutif lorsque les sources s'écrivent comme la somme de sources convoluées par un filtre de propagation. Le capteur reçoit plusieurs ondes issues d'une même source qui sont toutes identiques à une atténuation et un retard. On prend en considération aussi les multiples réflexions des signaux sources sur les parois du milieu.

## 2.3.2 Séparation de sources dans le cas d'un mélange convolutif bi-capteurs

La classe générale des mélanges convolutifs tient 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.

### a) Modèle de mélange convolutif d'une prise de son

Pour une prise de son par deux microphones on aura 2 sources : une source de parole (locuteur) se situe près du 1<sup>er</sup> microphone, l'autre source de perturbation (un bruit) est près du 2<sup>ème</sup> microphone. A la sortie des microphones, on observe une superposition des signaux primitifs inconnus selon un mélange inconnu (figure 2.6). 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.

Les équations des signaux du mélange s'écrivent alors:

$$p_1(n) = h_{11}(n) * s(n) + h_{21}(n) * b(n) \quad (2.30)$$

$$p_2(n) = h_{22}(n) * b(n) + h_{12}(n) * s(n) \quad (2.31)$$

Où,  $s(n)$  et  $b(n)$  sont respectivement, les deux sources ponctuelles de parole et du bruit.  $p_1(n)$  et  $p_2(n)$  représentent les deux signaux de la sortie du mélange,  $h_{11}(n)$  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 mutuel entre les signaux.

Le symbole "\*" représente l'opérateur de convolution linéaire.

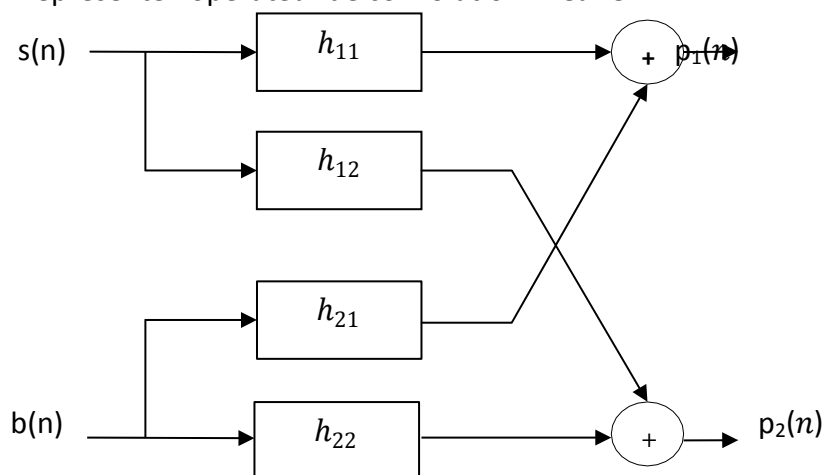
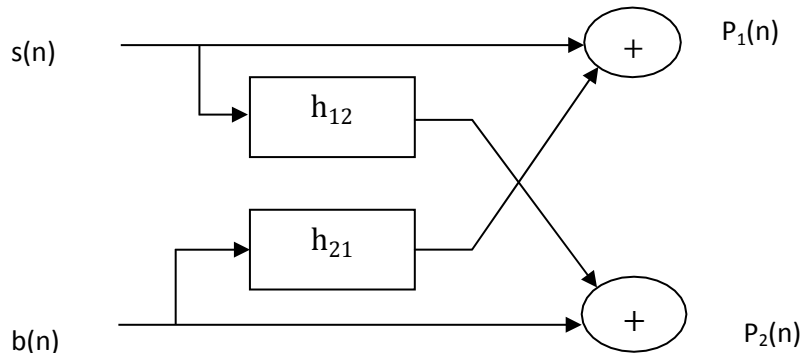


Figure 2.6. Modèle du mélange convolutif bi-capteurs

Pour simplifier le modèle du mélange convolutif on suppose que:

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

Donc le modèle convolutif devient :



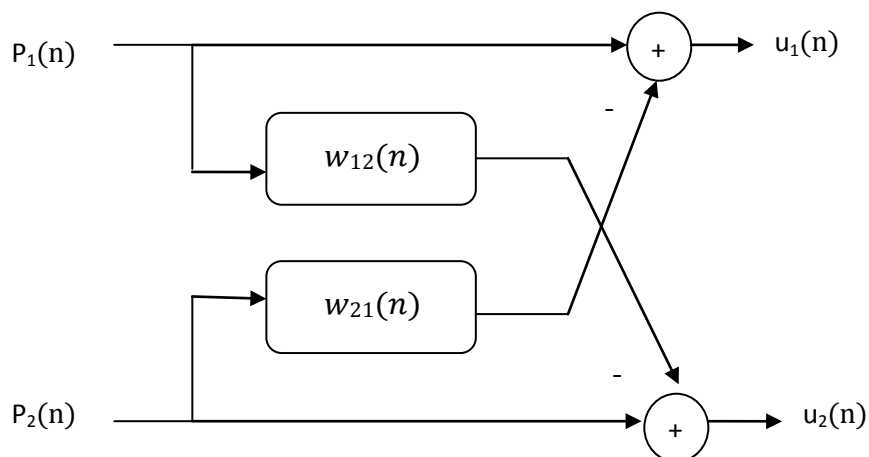
**Figure 2.7.** Modèle simplifié du mélange convolutif bi -capteurs

### 2.3.3 Solution de la séparation aveugle de sources

Le système de séparation devra réaliser une combinaison linéaire convolutive entre les observations afin d'extraire une seule composante indépendante par sortie. Dans ce but deux structures bien connues sont disponibles:

#### a) Structure directe

La structure directe ou bien feed forward en anglo-saxon comporte deux sources et deux observations, Chaque sortie du système de séparation est une simple combinaison linéaire des observations.



**Figure 2.8.** Structure directe forward

### b) Structure réursive

Le terme réursive provient du retro bouclage entre les entrées et les sorties du dispositif de séparation, à la sortie de chaque voie est combinée aux entrées des autres voies.

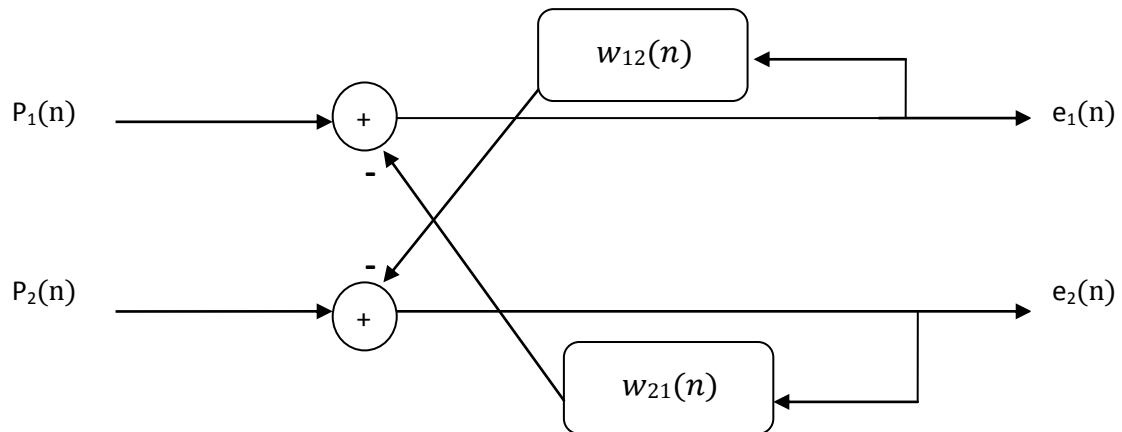


Figure2.9. Structure réursive backward

## 2.4 Conclusion

Au cours de ce chapitre, nous avons présenté le principe de base du filtrage adaptatif en décrivant les algorithmes de types stochastique LMS et NLMS.

Nous avons présenté aussi les structures les plus utilisées pour la réduction du bruit et rehaussement de la parole qui sont basées sur le filtrage adaptatif et la séparation aveugle de sources(SAS).

Dans le prochain chapitre nous allons présenter les algorithmes adaptatifs en pleine bande et en sous bandes à pas d'adaptation fixe et variable.



# Chapitre 03 Proposition d'un nouvel algorithme pour la réduction du bruit acoustique

---

## 3.1 Introduction

La séparation aveugle de sources (SAS) est basée sur l'indépendance statistique des sources, elle consiste à identifier des signaux sources à partir des signaux mélanges.

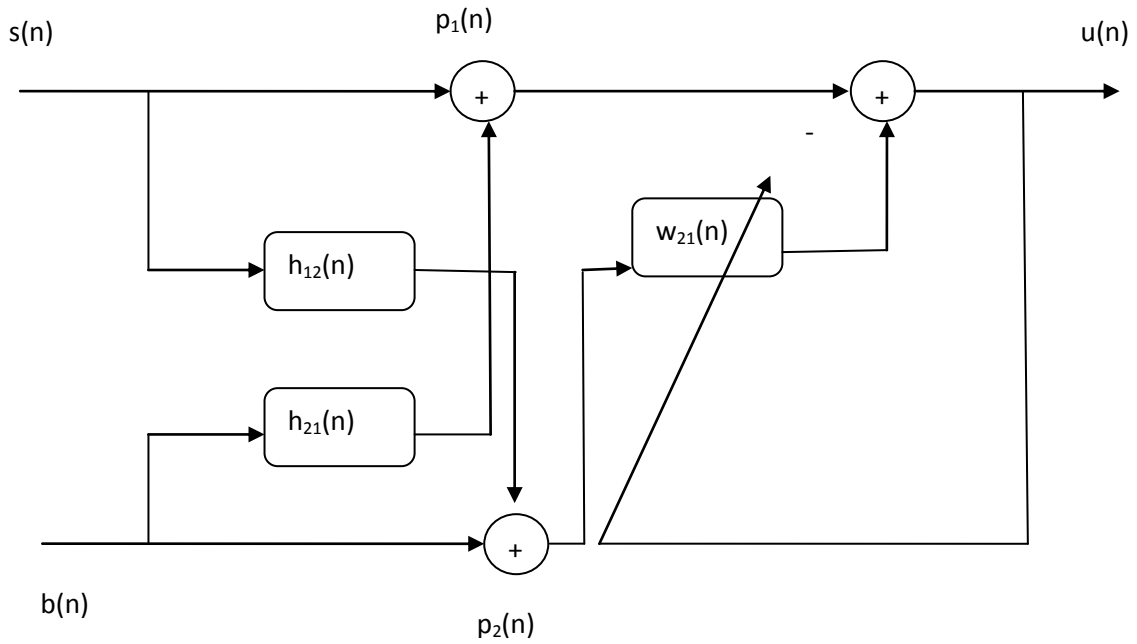
Elle est l'une des méthodes les plus utilisées pour le traitement des signaux car elle ne nécessite aucune information ni sur les signaux sources ni sur le mélange des signaux reçus.

Une autre technique s'avère intéressante pour le traitement des signaux, qui est l'adaptation en sous bandes en raison de sa simplicité d'implantation.

Dans ce chapitre nous allons définir quelques notions de base sur l'adaptation en pleine bande et en sous bandes ainsi que la structure forward puis nous présenterons l'algorithme proposé pour la réduction du bruit acoustique.

## 3.2 Structure FORWARD Bi-capteurs en pleine Bande avec un seul filtre

La structure Forward bi-capteurs en pleine bande est utilisée pour estimer le signal original à partir des signaux observés sans la moindre information, on la représente selon la figure 3.1 en utilisant un seul filtre adaptatif symétrique  $w_{21}(n)$ , avec  $w_{21}(n) = h_{21}(n)$ .



**Figure 3.1.** Structure Forward bi-capteurs en pleine bande avec un seul filtre.

Où :

$s(n)$  : Signal de parole.

$b(n)$  : Signal de bruit.

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

$p_1(n)$  et  $p_2(n)$  : signaux du mélange.

$w_{21}(n)$  : Filtre adaptatif.

$u(n)$  : Signal de la parole estimé.

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

$$p_1(n) = s(n) + b(n) * h_{21}(n) \quad (3.1)$$

$$p_2(n) = b(n) + s(n) * h_{12}(n) \quad (3.2)$$

Le signal estimé  $u(n)$  est donné par la formule suivante :

$$u(n) = p_1(n) - p_2(n) * w_{21}(n) \quad (3.3)$$

En remplaçant les équations (3.1) et (3.2) dans (3.3), nous obtiendrons :

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

D'après l'équation (3.4) on peut conclure que le signal de sortie estimé  $u(n)$  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 [16].

### 3.3 Structure FORWARD Bi-capteurs en sous Bandes

#### 3.3.1 Filtrage adaptatif en sous-bandes (FAS)

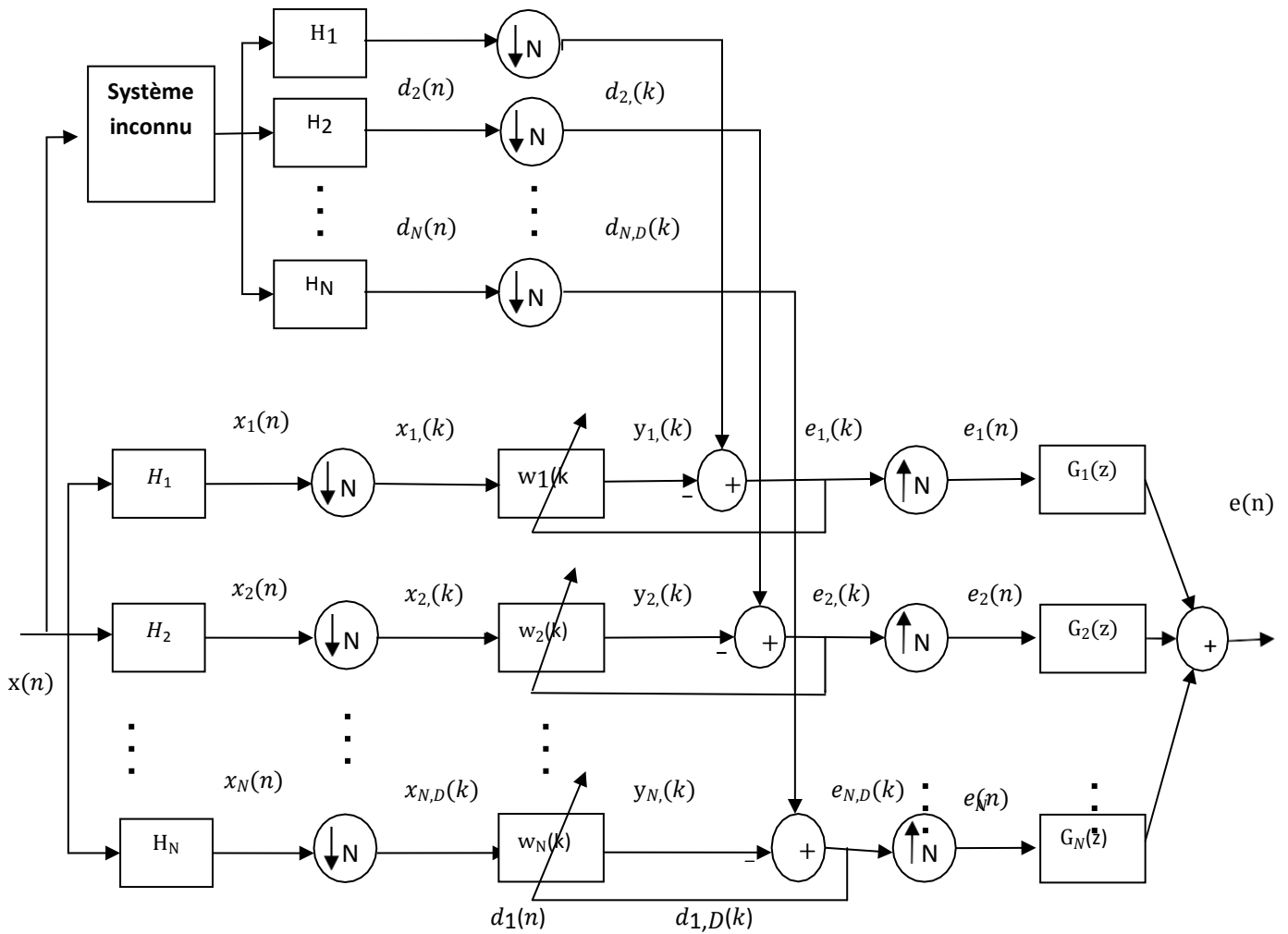
Le filtrage adaptatif en sous bandes consiste à décomposer le signal à traiter en plusieurs bandes de fréquences afin d'avoir le plus d'informations possibles en conservant la même complexité des calculs. Cette technique permet d'améliorer le comportement de convergence des algorithmes (taux et vitesse de convergence).

Son principe est représenté par la figure 3.2, il consiste à l'identification d'une réponse impulsionnelle par le filtrage adaptatif en sous-bandes en décomposant le signal désiré  $d(n)$  en sous-bandes par le filtre d'analyse et la même chose pour le signal d'entrée  $x(n)$ , la mise à jour de chaque filtre adaptatif  $w_i(k)$  se fait par l'ensemble d'erreurs  $e_{i,D}(k)$ .

L'équation de la mise à jour des filtres  $w_i(k)$  [17]:

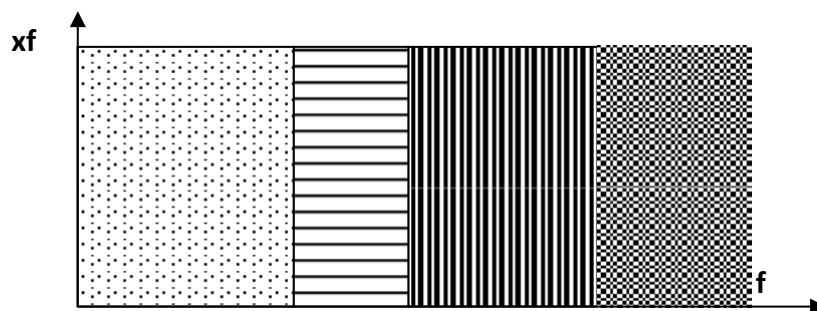
$$\mathbf{w}_i(k) = \mathbf{w}_i(k-1) + \mu_i e_{i,D}(k) \mathbf{x}_{i,D}(k) \quad (3.5)$$

$$\text{Où } i=1,2,\dots,N \text{ et } 0 < \mu < 2/\lambda_{max} \quad (3.6)$$



**Figure 3.2.** Principe du filtrage adaptatif en sous bandes.

La figure 3.3 montre un exemple de signal décomposé en 4 sous signaux et qui correspondent chacun à une partie du spectre du signal original, et qui a été obtenu grâce au filtrage du signal par un ensemble de 4 filtres passe - bande à supports disjoints en supposant que le filtre idéal existe. [17].



**Figure3.3.**Décomposition d'un signal en quatre sous-bandes.

### a) Décimation

La décimation (également appelée sous échantillonnage ou compression) d'un signal numérique  $x(n)$  d'un facteur  $D$ , signifie réduire son taux d'échantillonnage  $D$  fois. La décimation est réalisée en ne conservant que chaque  $D^{\text{ième}}$  échantillon du signal.

Le signal décimé est alors :

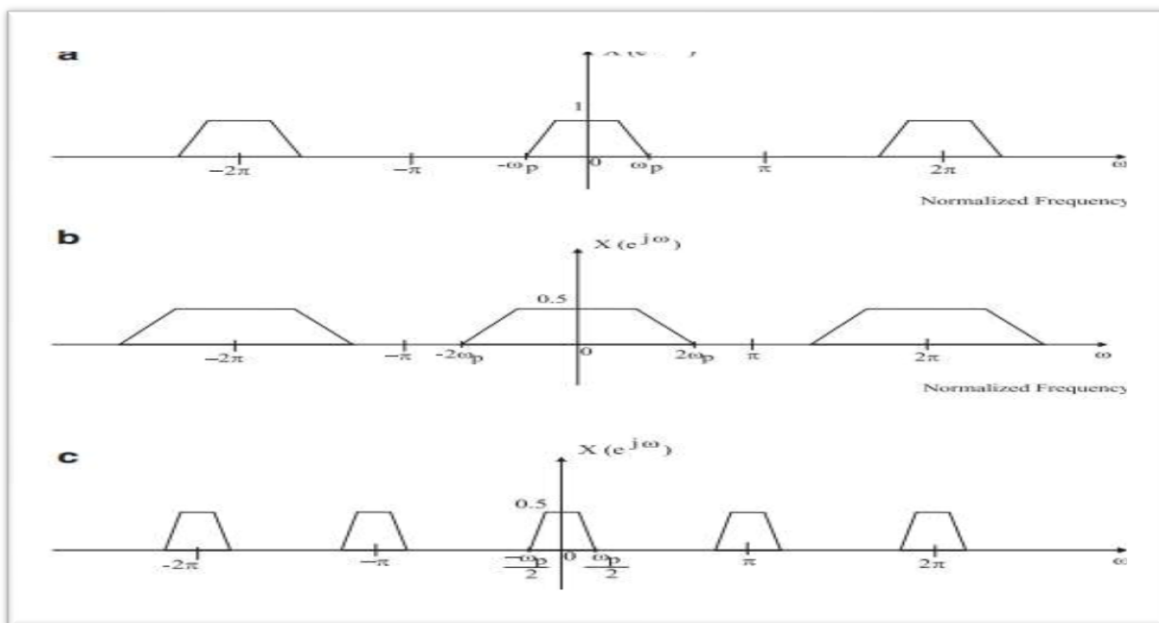
$$x_D(k) = x(kD) \quad (3.7)$$

Dans le domaine des fréquences, si le spectre de  $x(n)$  est  $X(e^{j\omega})$ , le spectre du signal sous-échantillonné  $X_D(e^{j\omega})$  est donné par :

$$X_D(e^{j\omega}) = \frac{1}{D} \sum_{n=0}^{D-1} X(e^{j(\omega - 2\pi n/D)}) \quad (3.8)$$

L'équation (3.8) indique que le spectre de  $x_D(k)$  est composé de copies du spectre de  $x(n)$  élargi par  $D$  et répété avec la période  $2\pi$ .

L'effet du sous-échantillonnage sur le spectre  $x(n)$  pour  $D=2$  est représenté par la figure 3.4.



**Figure 3.4.** Spectres des signaux échantillonnés en amont et en aval.

(a) Spectre original, (b) Spectre d'un signal sous-échantillonné, (c) Spectre d'un signal sur-échantillonné [18].

## b) Interpolation

L'interpolation (ou le sur-échantillonnage) d'un signal numérique  $x(k)$  par un facteur de  $I$  implique l'inclusion de  $I - 1$  zéros entre les échantillons. Le signal interpolé est alors:

$$x_I(n) = \begin{cases} x\left(\frac{n}{I}\right), & \text{si } n = nI, n \in \mathbb{Z} \\ 0, & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (3.9)$$

Si le spectre de  $x(k)$  est  $X(e^{j\omega})$ , il est facile de montrer que le spectre du signal sur-échantillonné,  $X(e^{j\omega})$  est donné par:

$$X(e^{j\omega}) = X(e^{j\omega I}) \quad (3.10)$$

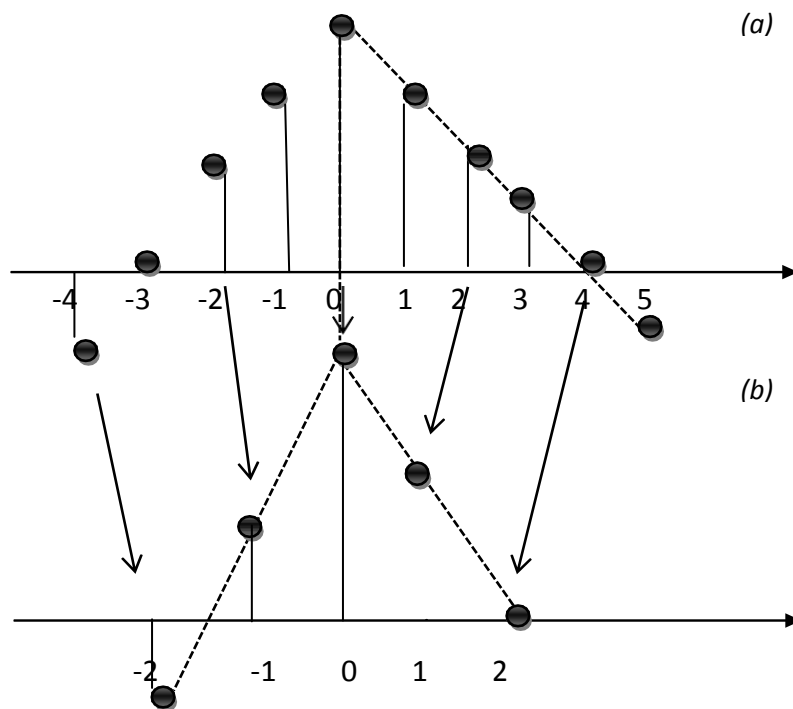
Comme le spectre du signal d'entrée est périodique avec la période  $2\pi$ , le spectre du signal interpolé aura la période  $\frac{2\pi}{I}$ .

La figure 3.5 illustre comment est modifié le spectre du signal après l'opération de sur-échantillonnage. Si l'on souhaite obtenir une version interpolée de  $x(k)$ , le spectre du signal interpolé doit avoir la même forme du spectre de  $x(k)$  [18].

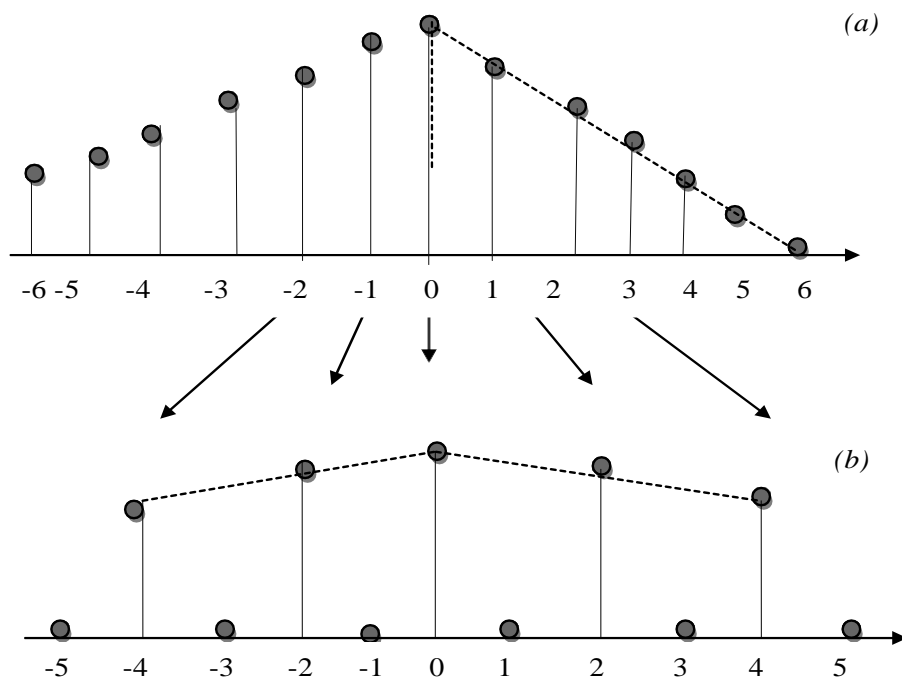
Ainsi, l'opération de sur-échantillonnage est généralement suivie d'un filtre passe-bas dont la réponse fréquentielle est suivante:

$$x_I(n) = \begin{cases} I, & \text{si } \omega \in \left[-\frac{\pi}{I}, \frac{\pi}{I}\right] \\ 0, & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (3.11)$$

Graphiquement, Ces opérateurs sont représentés par les figures suivantes:



**Figure 3.5.** Processus de décimation pour  $D=2$   
 (a) séquence originale, (b) séquence décimée.



**Figure 3.6.** Processus d'interpolation pour  $I=2$   
 (a) séquence originale, (b) séquence interpolé

### c) Banc de filtres

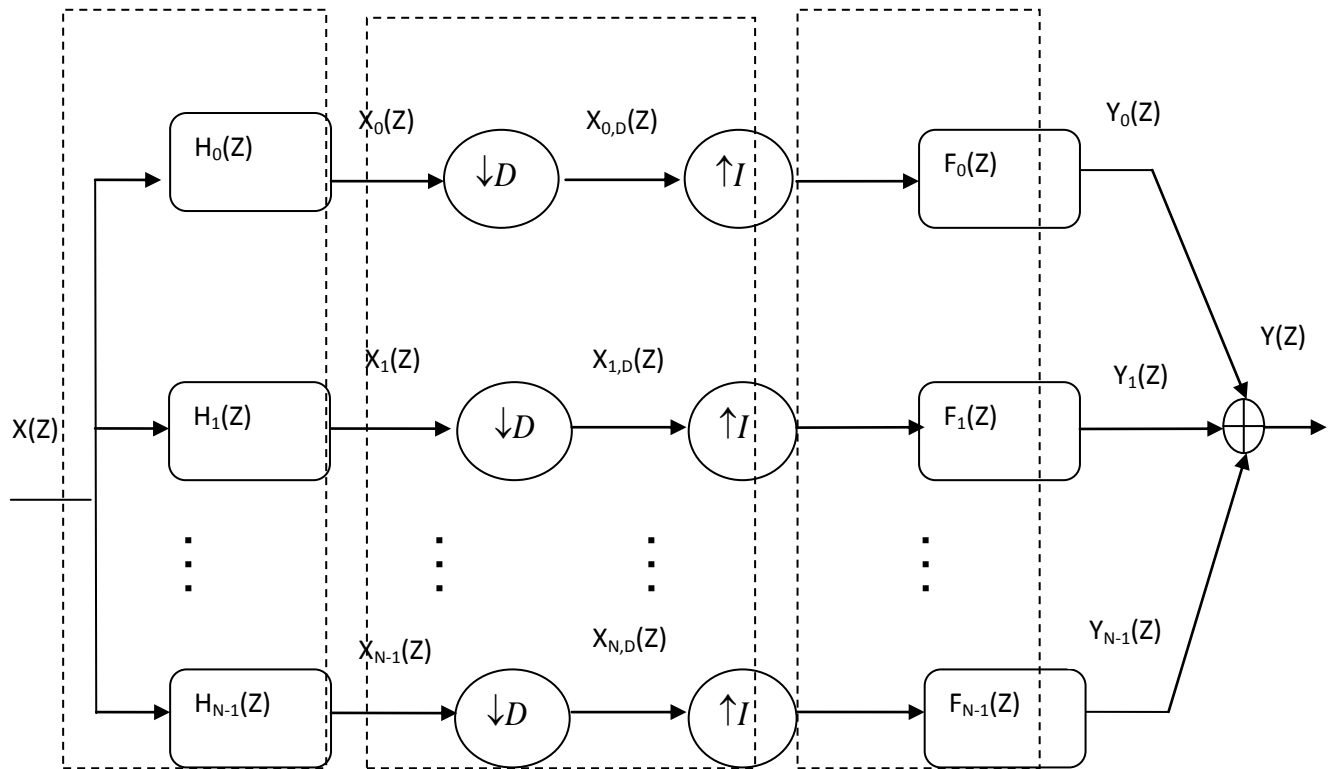
Un banc de filtres est un ensemble de filtres passe-bande avec une entrée commune pour le banc de filtres d'analyse ou une somme de sortie pour le banc de filtres de synthèse. La figure 3.7 montre un banc de filtres à N canal (ou N bande) utilisant la notation du domaine  $z$ , où  $H_i(z)$  et  $F_i(z)$  sont les filtres d'analyse et de synthèse, respectivement, et la variable  $i = 0, 1, \dots, N - 1$  est utilisé comme indice de sous-bandes. Le banc de filtres d'analyse partitionne le signal entrant  $x(z)$  en N signaux de sous-bandes  $X_i(z)$ , chacun occupant une partie de la bande de fréquences d'origine. Le banc de filtres de synthèse reconstruit le signal de sortie  $Y(z)$  à partir de N signaux de sous-bandes  $Y_i(z)$  pour approximer le signal d'entrée.

Un banc de filtres est appelée banc de filtres uniforme si les fréquences centrales des filtres passe-bande sont uniformément espacés et tous les filtres ont une largeur de bande égale. En décomposant une bande complète en utilisant un banc de filtres uniformes à canal N, chaque signal de sous bandes  $X_i(z)$  contient  $\frac{1}{N}$  de la bande spectrale d'origine. Comme la largeur de bande des signaux de la sous –bande  $X_i(z)$  est  $\frac{1}{N}$  du signal original  $X(z)$ .

Ces signaux en sous-bandes peuvent être décimés à  $\frac{1}{N}$  du taux d'échantillonnage original tout en préservant les informations originales.

Un banc de filtres est appelé un banc de filtres décimés de manière critique, si le facteur de décimation est égal au nombre de sous-bandes, c'est-à-dire  $D = N$ . La décimation critique préserve le taux d'échantillonnage effectif avec N signaux de sous-bandes décimés,  $X_{i,D}(z)$ , chacun avec  $\frac{1}{N}$  du taux d'échantillonnage initial, de sorte que le nombre total d'échantillons de sous-bandes soit identique à celle du signal pleine bande  $X(z)$ . Dans la section synthèse, les signaux en sous-bandes décimés  $X_{i,D}(z)$  sont interpolés par le même facteur avant d'être combiné par le banc de filtres de synthèse[18].





**Figure 3.7.** Banque de filtres à canal N décimée de manière critique.

**d) Algorithme Forward NLMS en sous-bandes**

L'algorithme de gradient stochastique normalisé NLMS consiste à normaliser les pas d'adaptations  $\mu_{21,i}$  de l'algorithme LMS par l'énergie des signaux d'entrée  $p_{2i,D}(n)$ , ceci va permettre de rendre la convergence uniforme en passant d'une étape d'adaptation à une autre en réduisant l'effet de la variation de la puissance du signal d'entrée .

Le schéma de cet algorithme est donné par la figure 3.8, son principe est de décomposer les deux signaux bruités  $p_1(n)$  et  $p_2(n)$  en  $N$  sous bandes :  $p_{1i}(n)$  et  $p_{2i}(n)$  avec  $i = 0, 1, \dots, N - 1$ , grâce à des filtres d'analyse  $H_1(z), H_2(z), \dots, H_N(z)$  qui sont généralement des filtres passe-bas et passe-bande.

Ensuite, les signaux de sortie de chaque sous-bande seront décimés par un facteur de décimation  $D$  qui générera les nouveaux sous-signaux  $p_{1i,D}(k)$  et  $p_{2i,D}(k)$  respectivement.

On appliquera alors, un banc de filtre de synthèse:  $G_1(z), G_2(z), \dots, G_N(z)$  à ce signal de sortie afin d'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:

$$Y_{2i,D}(k) = \sum_{m=0}^{M-1} w_{21,i}(k) p_{2i}(kN-m) \quad (3.12)$$

Ou bien sous la forme vectorielle:

$$Y_{2i,D}(k) = w_{21,i}^T(k) p_{2i}(k) \quad (3.13)$$

Les expressions des sous-signaux décimés sont données par:

$$u_{i,D}(k) = p_{1i,D}(k) - w_{21,i}^T(k) p_{2i}(k) \quad (3.14)$$

Les équations de mise à jour des filtres  $w_{21,i}(k)$  sont données comme suit:

$$w_{21,i}(k) = w_{21,i}(k-1) - \mu_{21n,i} u_{i,D}(k) \frac{p_{2i}(k)}{p_{2i}^T(k) p_{2i}(k) + \epsilon} \quad (3.15)$$

Où:  $w_{21,i}(k)$  est le filtre de la  $i^{\text{ème}}$  sous-bandes, et  $0 < \mu_{21n,i} < 2$

$$u_i(k) = [u_{i,D}(k), \dots, u_{i,D}(k-M+1)]^T \quad (3.16)$$

$\mu_{21n,i}$ : Pas d'adaptation fixe normalisée de  $i^{\text{ème}}$  sous-bandes.

$\epsilon$ : Une petite constante positive utilisée pour éviter la division par zéro.

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:

$$u(n) = \sum_{i=0}^{N-1} g_i^T u_i(n) \quad (3.17)$$

Où

$$x_l(n) = \begin{cases} u(n/N), & \text{si } n = 0, \pm N, \pm 2N, \dots \\ 0, & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (3.18)$$

$$\text{Et } u_i(n) = [u_i(n), u_i(n-1), \dots, u_i(n-M+1)]^T \quad (3.19)$$

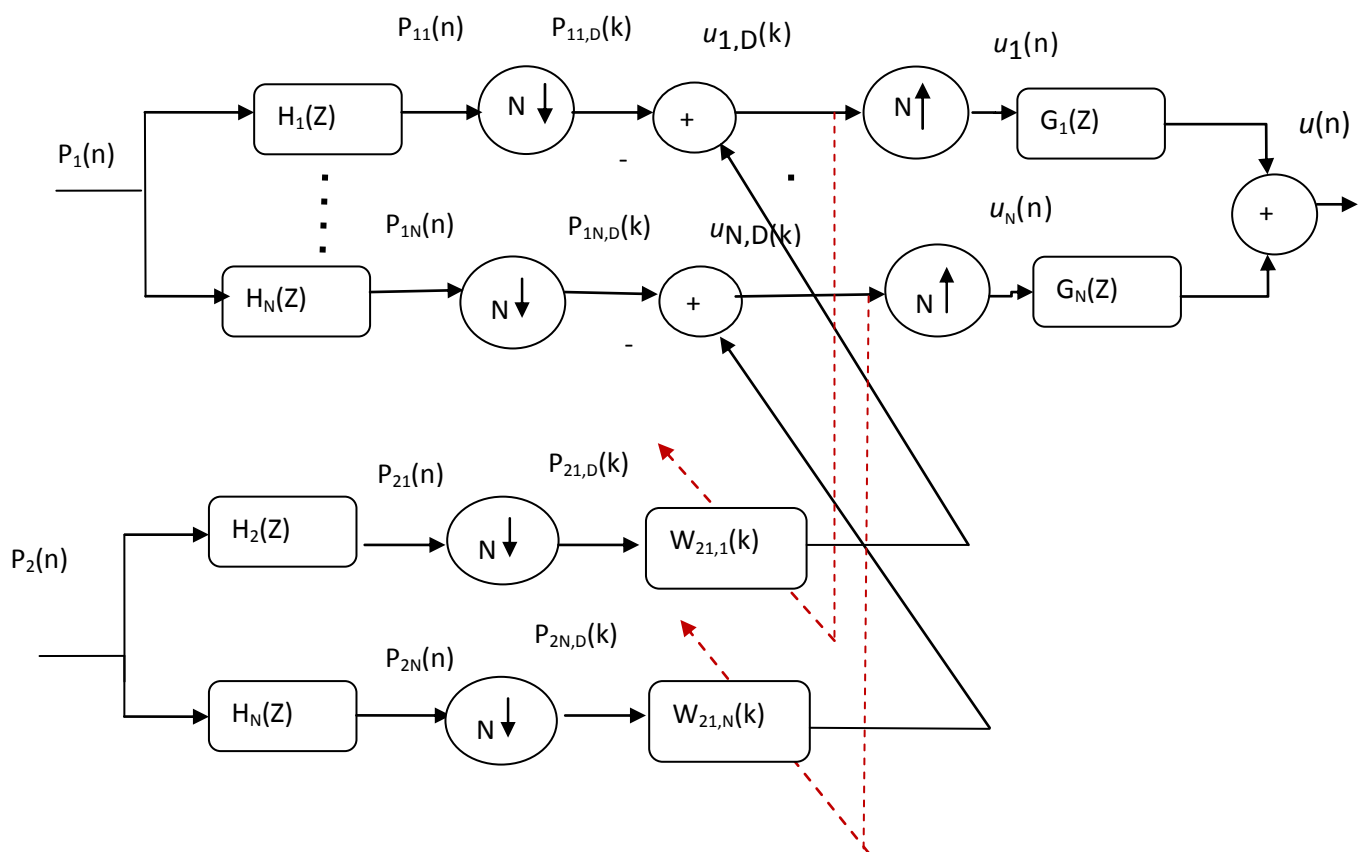


Figure 3.8. Structure de l'algorithme SFS-NLMS.

### 3.4 Algorithme NLMS en sous-bande à pas d'adaptation variable avec un seul filtre

Nous proposons un nouvel algorithme Forward à pas d'adaptation variable (VSS-SSF : Variable Step-Size Simplified Subband Forward) en utilisant un seul filtre  $w_{21}$  qui permettra d'obtenir une bonne vitesse de convergence.

La figure 3.9 représente la structure détaillée de l'algorithme appliqué à la réduction du bruit acoustique, nous utiliserons en premier lieu des filtres passe-bas et des filtres passe-bande pour décomposer chaque signal du mélange  $p_1(n)$  et  $p_2(n)$  en  $N$  sous-signaux en utilisant des filtres d'analyse  $h_1(n), h_2(n), h_3(n) \dots \dots h_N(n)$ , puis tous les sous-signaux seront décimés par un facteur de décimation  $D$  qui est égale au nombre de sous-bandes ( $D=N$ ), on obtiendra de nouveaux sous-signaux décimés  $p_{1,i,D}(k)$  et  $p_{2,i,D}(k)$ .

Les sous-signaux de parole estimés  $u_{1,i,D}(k)$  seront calculés par la soustraction des sous-signaux décimés du mélange  $p_{1,i,D}(k)$  et les sous-signaux  $y_{21,D}(k)$  de la sortie du filtre adaptatif  $w_{21}(k)$ .

Après avoir effectué le traitement proposé, il est intéressant de reconstituer le signal estimé  $u_1(n)$  en pleine bande à la même fréquence que celle des signaux originaux ( le signal de parole original).

En appliquant l'opération d'interpolation sur tous les sous -signaux estimés  $u_{1i,D}(k)$  par un facteur d'interpolation  $l$ , où  $l=N=D$ , nous obtiendrons les nouveaux sous- signaux estimés  $u_{1i}(n)$ , le dernier etage est le banc de filtre de synthèse qui permet d'obtenir le signal estimé  $u_1(n)$  en pleine bande.

Les sous signaux décimés à la sortie du filtre adaptatif  $w_{21}(k)$  sont donnés par la relation suivante :

$$y_{2i,D}(k) = y_{2i}(kN) \text{ Avec } i= 1,2,\dots\dots\dots N \quad (3.20)$$

Où  $y_{2i,D}(k)$  peut s'écrire selon la relation suivante :

$$y_{2i,D}(k) = \sum_{m=0}^{M-1} w_{21}(k)p_{2i}(kN - m) \quad (3.21)$$

Sous la formule vectorielle la relation (3.21) s'écrit :

$$y_{2i,D}(k) = w_{21}^T(k - 1)p_{2i}(k) \quad (3.22)$$

A la sortie de la structure forward en sous bandes avec un seul filtre, nous obtiendrons les sous signaux parole estimés qui sont donnés par :

$$u_{1i,D}(k) = p_{1i,D}(k) - w_{21}^T(k - 1)p_{2i}(k) \text{ Avec } i= 1,2,\dots\dots\dots N \quad (3.23)$$

La formule de mise à jour du filtre adaptatif  $w_{21}(k)$  est donnée par l'équation suivante :

$$w_{21}(k) = w_{21}(k - 1) + \mu_{21n,i}(k) \frac{p_{2i,D}(k)}{\|p_{2i}(k)\|^2 + \epsilon} \mu_{1i}(k) \quad (3.24)$$

Où  $\epsilon$  est une petite constante positive utilisée pour éviter la division par zéro.

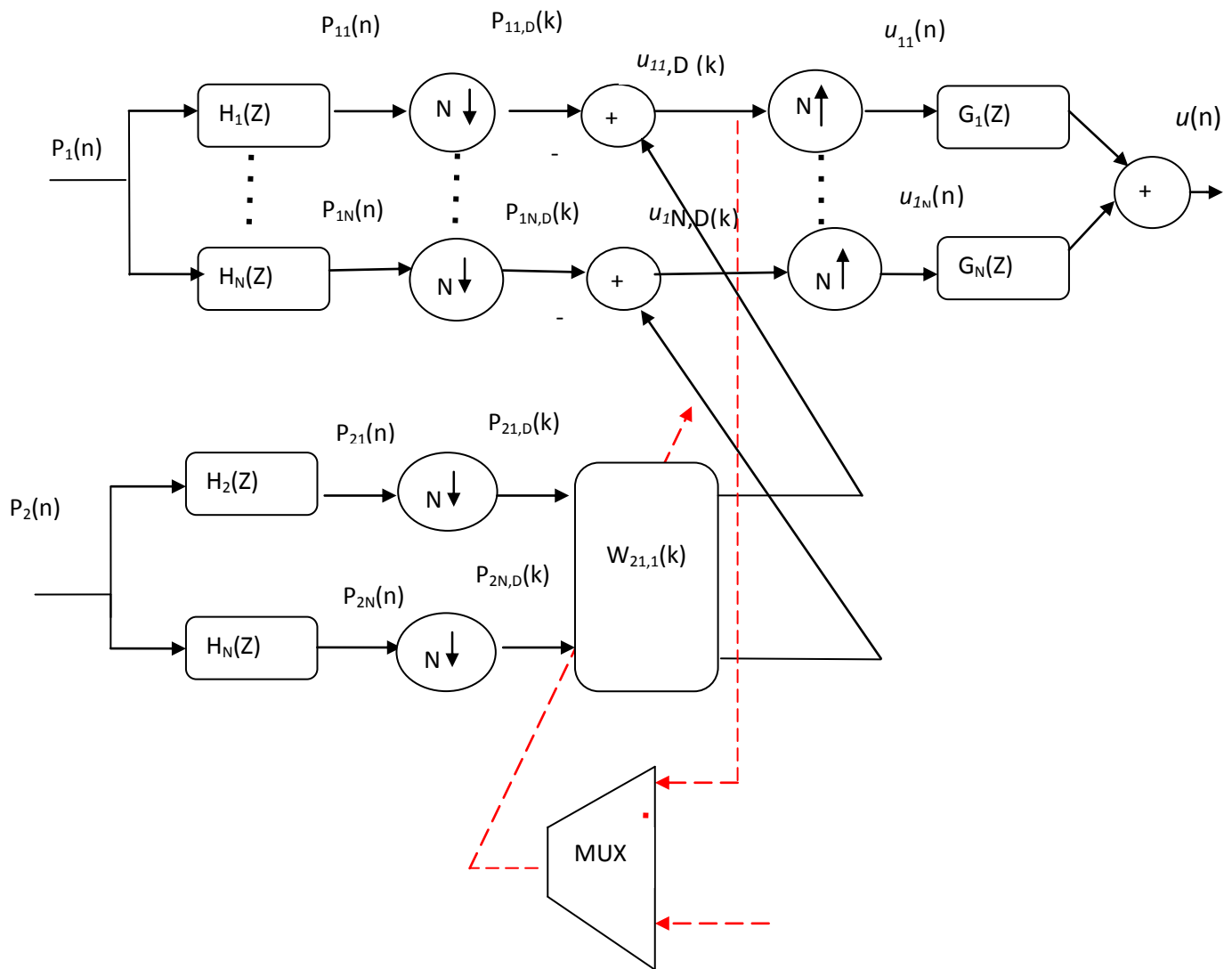
Le paramètre  $\mu_{21n,i}(k)$  est le pas d'adaptation variables qui assure la stabilité et la convergence du filtre adaptatif  $w_{21}(k)$ . Nous proposons d'estimer les pas d'adaptation variable comme suit:

$$\mu_{21n,i}(k) = \mu_{imax} \frac{\|k_i(n)\|^2}{\|k_i(n)\|^2 + c} \quad (3.25)$$

Avec :

$$k_i(n) = \beta k_i(n - 1) + (1 - \beta) \mu_{1i}(n) \frac{p_{2i}(k)}{\|p_{2i}(k)\|^2 + c} \quad (3.26)$$

Dans l'algorithme proposé nous utiliserons un détecteur d'activité vocale DAV pour ajuster le filtre  $w_{21}(k)$ , qui sera adapté seulement dans les périodes du bruit seul.



**Figure 3.9.** Structure de l'algorithme VSS-SSF

## Algorithme VSS-SSF

### Paramètres et variables

---

**M** : Taille du filtre adaptatif  $w_{21}(k)$ , **N** : Nombre de sous-bandes,

$\epsilon$  : Petite constante positive, **L**: Taille des filtres d'analyse et de synthèse,

$\mu_{21n,i}(k)$  : Pas d'adaptations variables

**C** et  **$\beta$** : Paramètres de contrôle.

$$p_1(n) = [p_1(n), p_1(n-1), \dots \dots p_1(n-M+1)]^T$$

$$p_2(n) = [p_2(n), p_2(n-1), \dots \dots p_2(n-M+1)]^T$$

$$u(n) = [u_1(n), u_1(n-1), \dots \dots u_1(n-M+1)]^T$$

Pour  $n = 1 : iter$

---

Signaux de sortie du filtre:

$$y_{1i}(k) = w_{21}(k-1)p_{2i,D}(k)$$

Estimation des sous-signaux décimés de sortie:

$$u_{1i,D}(k) = p_{1i,D}(k) - w_{21}^T(k-1)p_{2i}(k) \text{ Avec } i = 1, 2, \dots, N$$

Équation de mise à jour du filtre:

$$w_{21}(n) = w_{21}(n-1) + \mu_{21n,i}(k) \sum_{i=0}^{N-1} \frac{p_{2i,D}(k)}{\|p_{2i}(k)\|^2 + \epsilon} \mu_{1i}(k)$$

Equation du pas d'adaptation :

$$\mu_{21n,i}(k) = \mu_{imax} \frac{\|k_i(n)\|^2}{\|k_i(n)\|^2 + c}$$

$$\text{Avec } : k_i(n) = \beta k_i(n-1) + (1 - \beta) \mu_{1i}(n) \frac{p_{2i}(k)}{\|p_{2i}(k)\|^2 + c}$$

**fin**

---

**Tableau 3.1.** Algorithme VSS-SSF

### 3.5 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté La structure forward en pleine bande ainsi que les différents banc de filtres (d'analyse et de synthèse) pour améliorer la convergence des algorithmes adaptatifs, puis nous avons présentés la nouvelle méthode utilisée pour le traitement du problème du bruit acoustique qui est la structure forward en sous bandes avec un seul filtre en utilisant un pas d'adaptation variable, comme nous avons détaillé leurs formules mathématiques et les équations de mise à jour du filtre adaptatif.

Le chapitre suivant est dédié aux résultats de simulation de l'algorithme du filtrage adaptatif développé sous matlab proposé pour le rehaussement du signal bruité.

# Chapitre 04 Résultats de simulation

---

## 4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons les résultats de l'algorithme proposé pour la réduction du bruit acoustique qui est le VSS-SSF (variable step size simplified forward subband).

Tout d'abord, nous présenterons les différents signaux sources utilisés dans la structure du mélange convolutif : parole et bruit, les réponses impulsionnelles et les signaux du mélange. Ensuite, nous allons visualiser la simulation de notre algorithme proposé VSS-SSF afin de faire une comparaison en utilisant les critères de mesures de performances (MSE).

## 4.2 Signaux utilisés en simulation

Dans l'ensemble des simulations présentées dans ce chapitre, une fréquence d'échantillonnage de 8 kHz est utilisée et un mélange convolutif bi-capteurs entre les signaux d'entrée, les signaux utilisés dans la simulation sont donnés comme suit :

### 4.2.1 Signal de parole

Un signal de parole échantillonné à 8 kHz d'environ 4 secondes prononcé par un locuteur masculin qui dit « Un loup s'est jeté immédiatement sur la petite chèvre », utilisé pour obtenir les résultats dans ce chapitre, il est représenté par la figure 4.1.



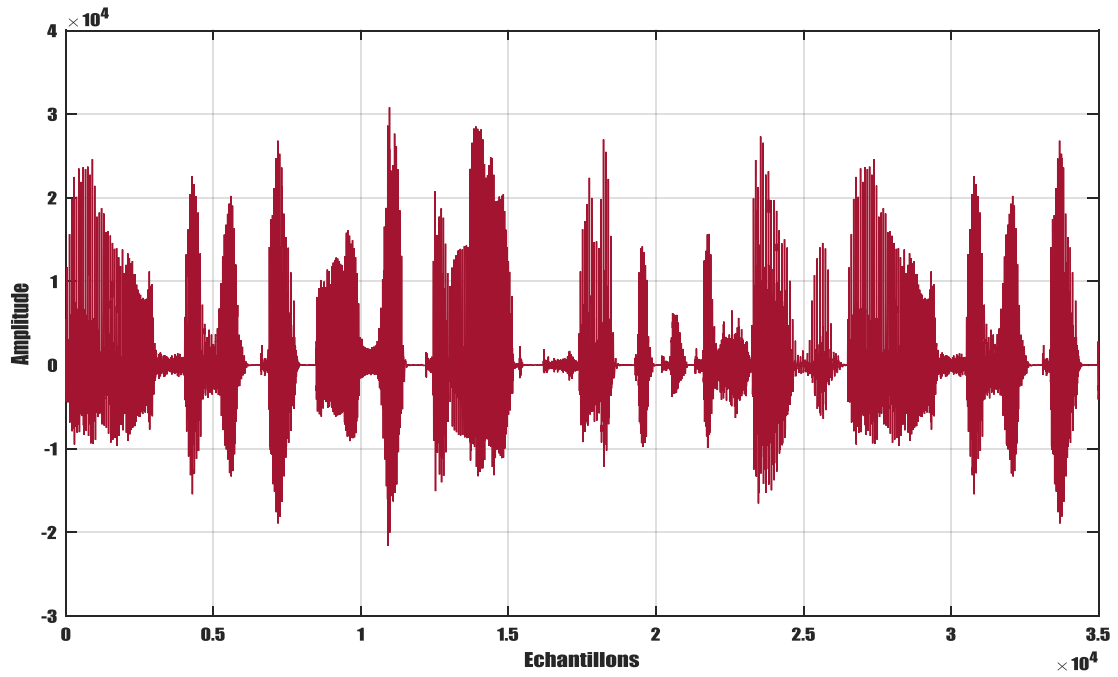


Figure 4.1. Signal de parole originale

#### 4.2.2 Signal bruit

Nous considérons le signal bruit USASI (united states of american standard institute) qui est représenté par la figure 4.2, comme un signal test qui nous permettra d'évaluer les performances de l'algorithme proposé.

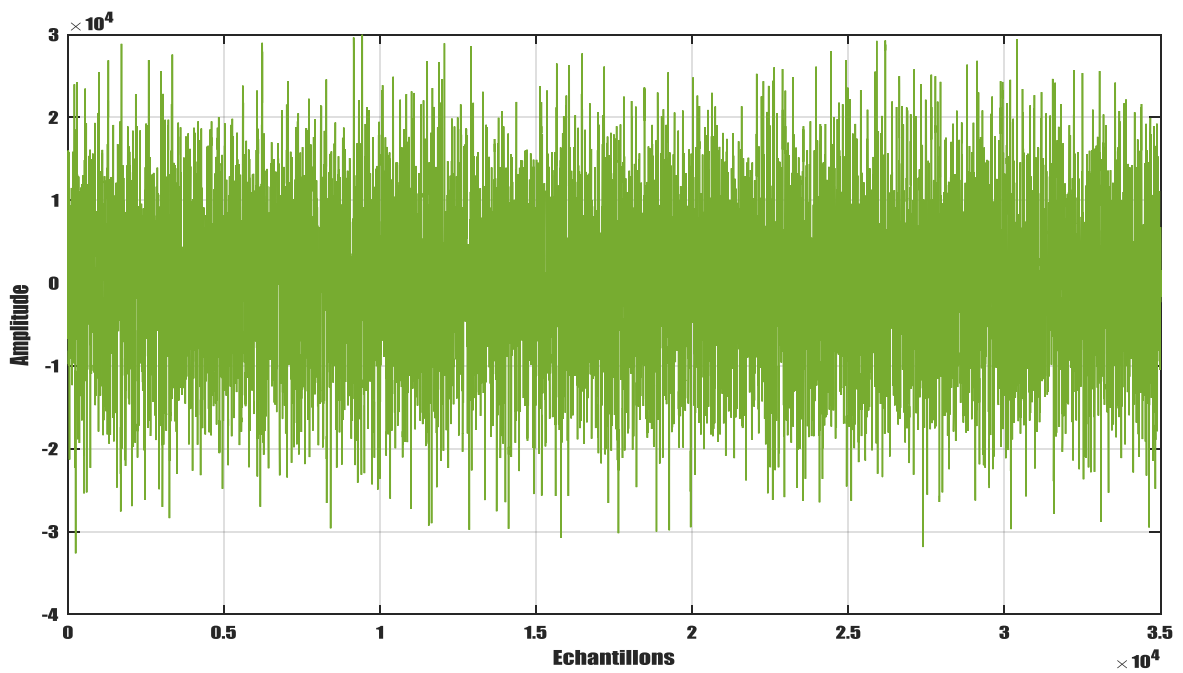


Figure 4.2. Le bruit USASI

### 4.2.3 Les réponses impulsionnelles

Nous avons utilisé deux exemples de réponses impulsionnelles  $h_{12}(n)$  et  $h_{21}(n)$  avec une taille de  $M=128$ . Elles sont représentées respectivement par les figures 4.3 et 4.4:

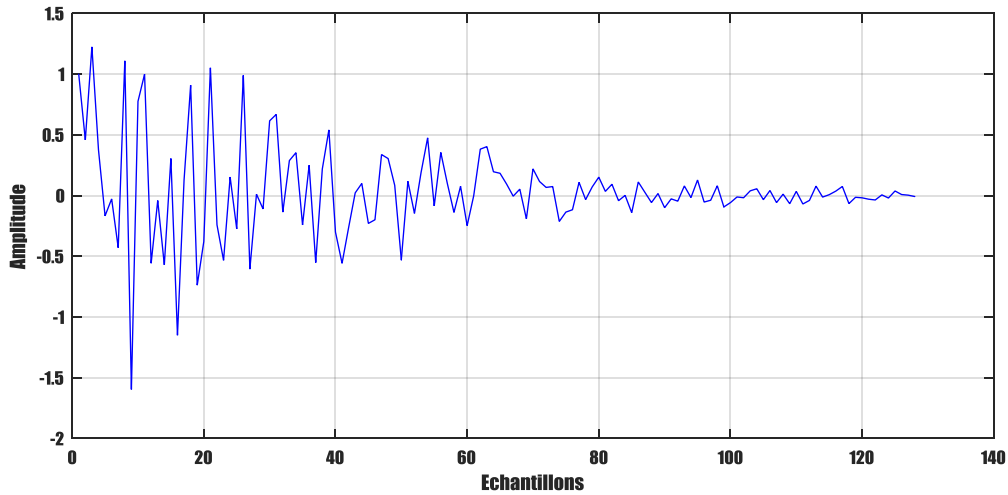


Figure 4.3. Réponse impulsionnelle simulée  $h_{12}(n)$ .

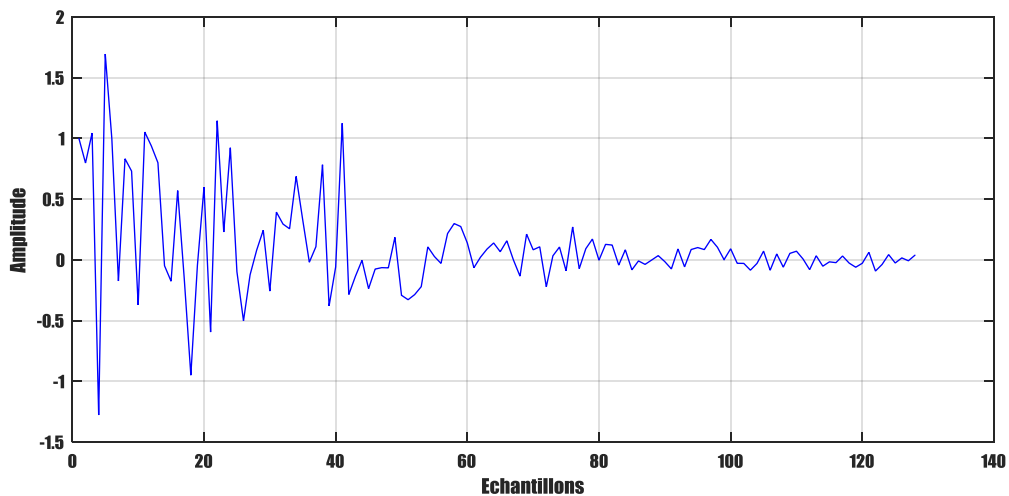


Figure 4.4. Réponse impulsionnelle simulée  $h_{21}(n)$ .

### 4.2.4 Signaux des mélanges

Nous présentons dans les figures 4.5 et 4.6 les deux signaux de parole bruités  $p_1(n)$  et  $p_2(n)$  obtenus à la sortie du mélange convolutif avec  $RSB1=RSB2=3$ .

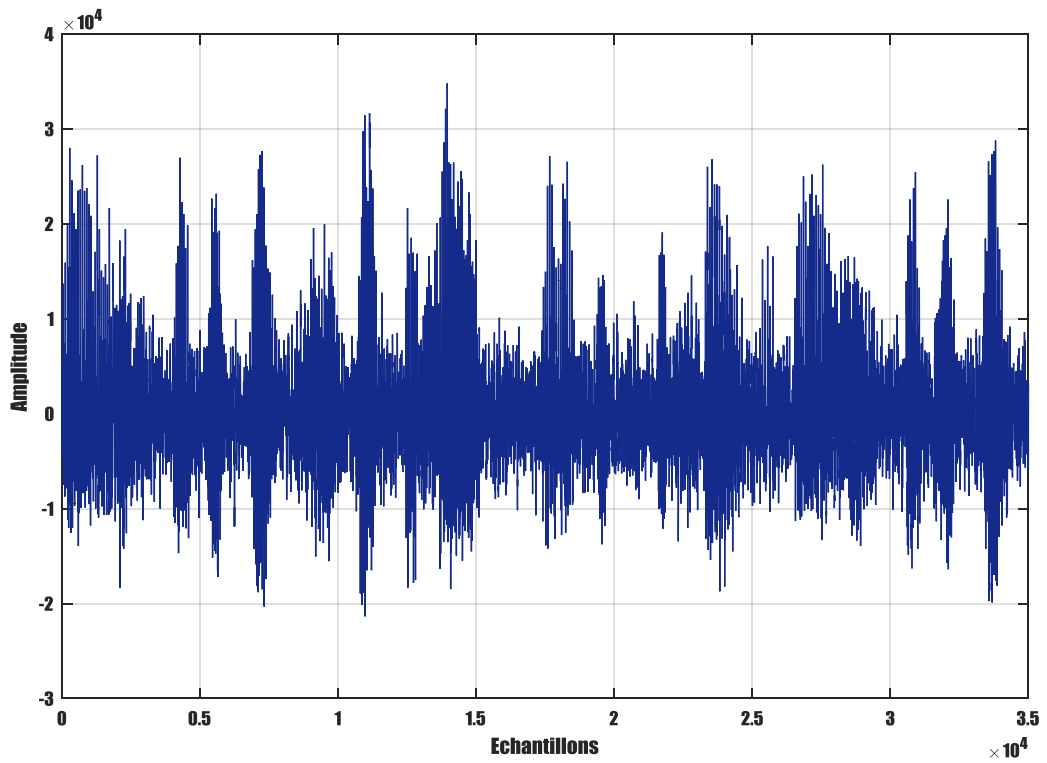


Figure 4.5. Signal du mélange  $p_1(n)$ .

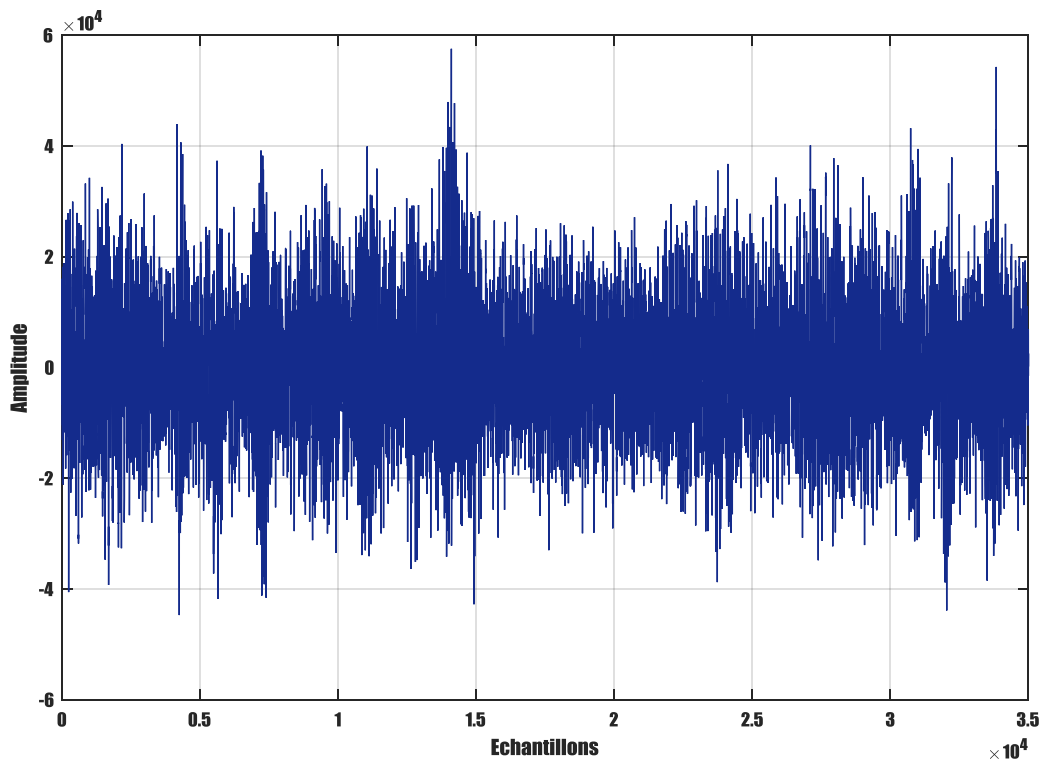


Figure 4.6. Signal du mélange  $p_2(n)$ .

La figure 4.7 représente la comparaison entre le signal bruité  $p_1(n)$  et le signal de parole original.

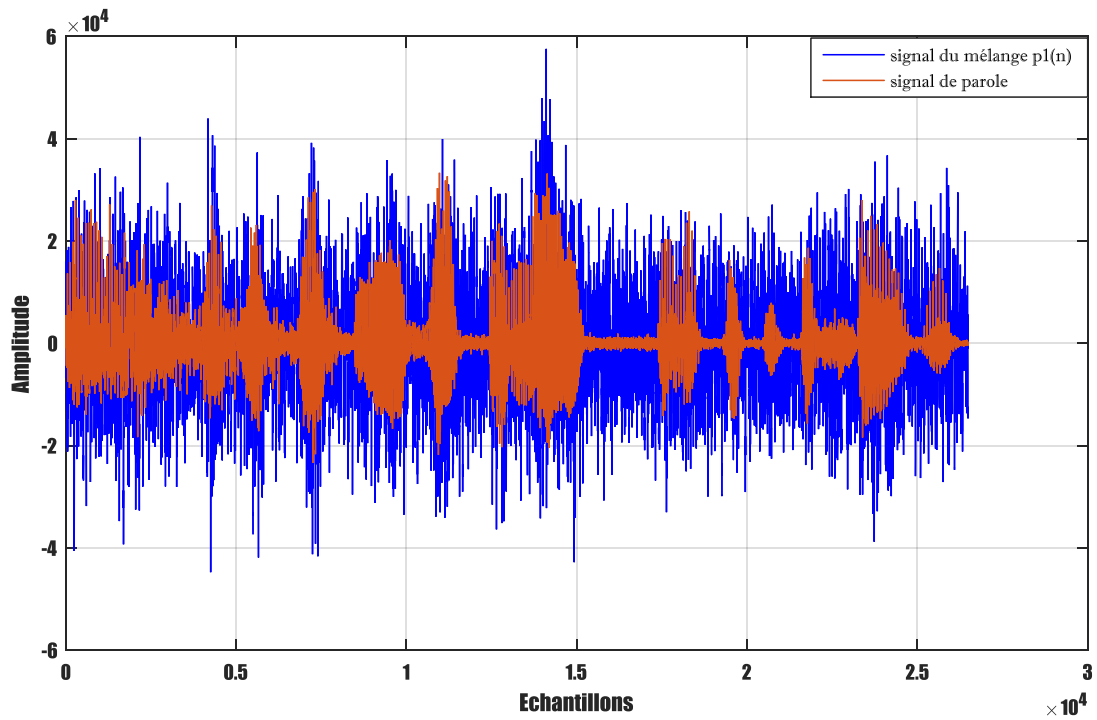


Figure 4.7. Comparaison entre le signal du mélange  $p_1(n)$  et le signal de parole original.

### 4.3 Détection d'activité vocale ( DAV)

Le système de détection d'activité vocale a pour rôle le contrôle de l'adaptation du filtre adaptatif  $w_{21}(n)$  en période de silence c'est-à-dire en période du bruit seul. La figure 4.8 représente un exemple du signal DAV sur le même signal de parole.

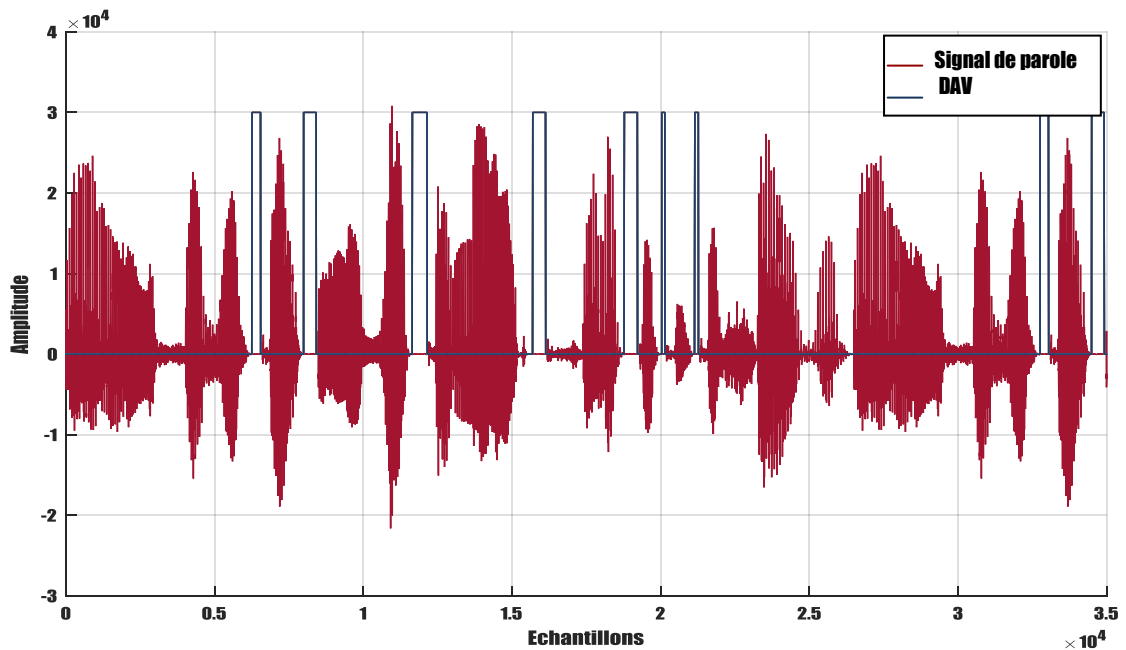
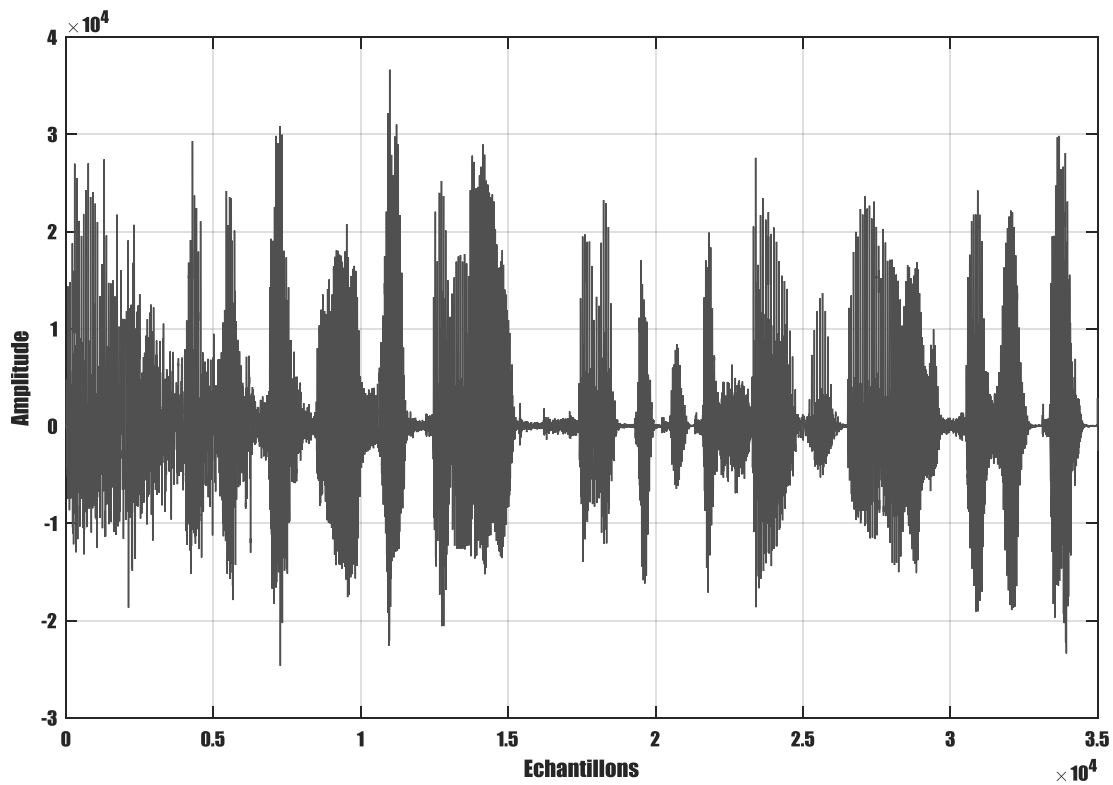


Figure 4.8. Signal de parole avec DAV.

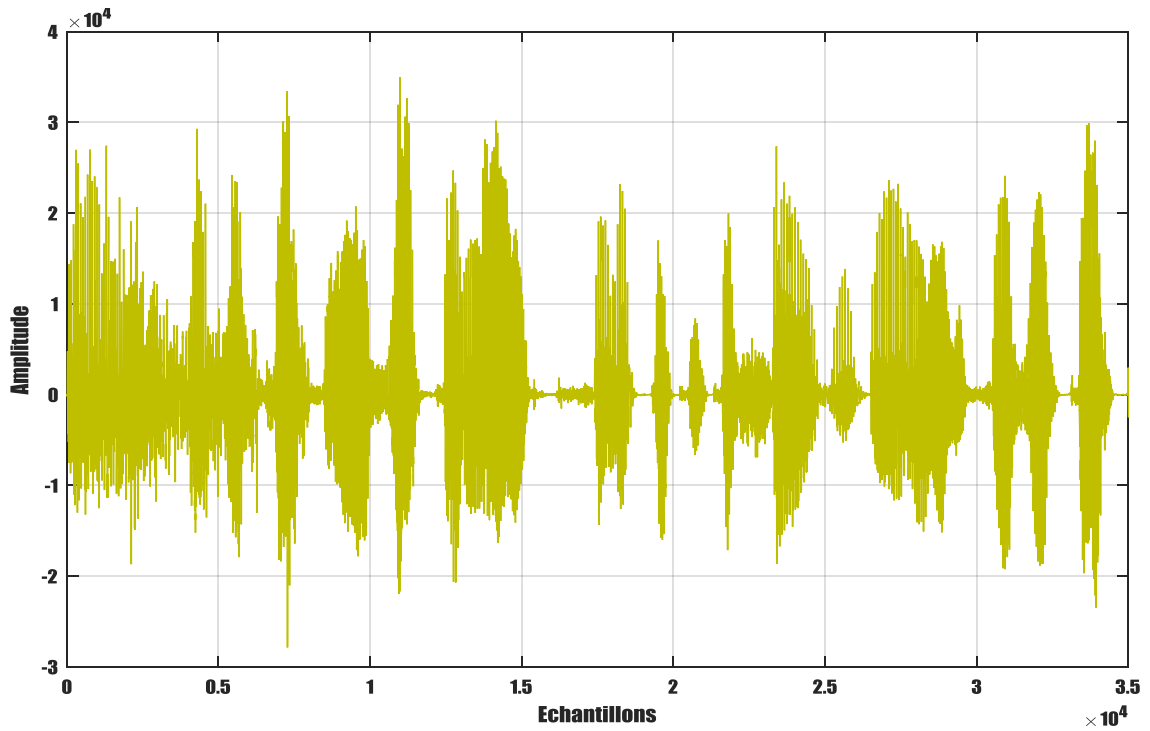
## 4.4 Signaux estimés

Nous allons représenter le signal de sortie  $u_1(n)$  obtenu après la convergence des algorithmes : NLMS en pleine bande, en sous bandes ainsi qu'avec l'algorithme VSS-SSF, en utilisant le bruit USASI et en variant à chaque fois le pas d'adaptation, selon les figures ci-dessous :

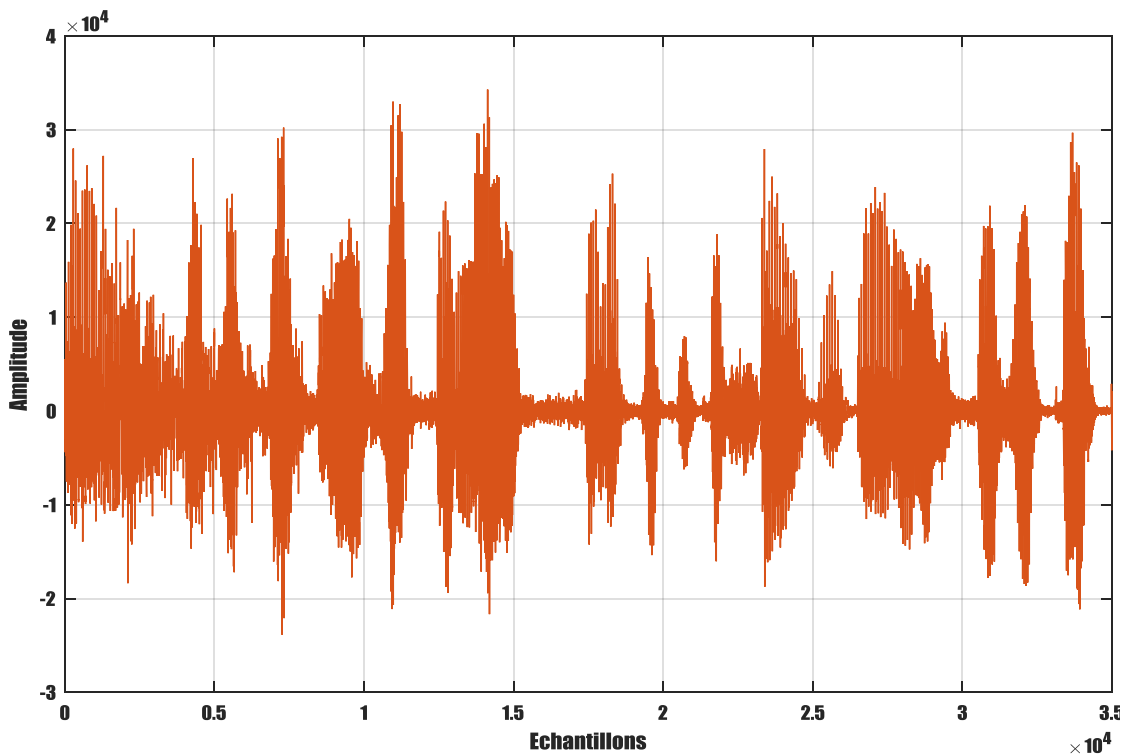


**Figure 4.9.** Signal de parole en sortie du traitement de l'algorithme NLMS

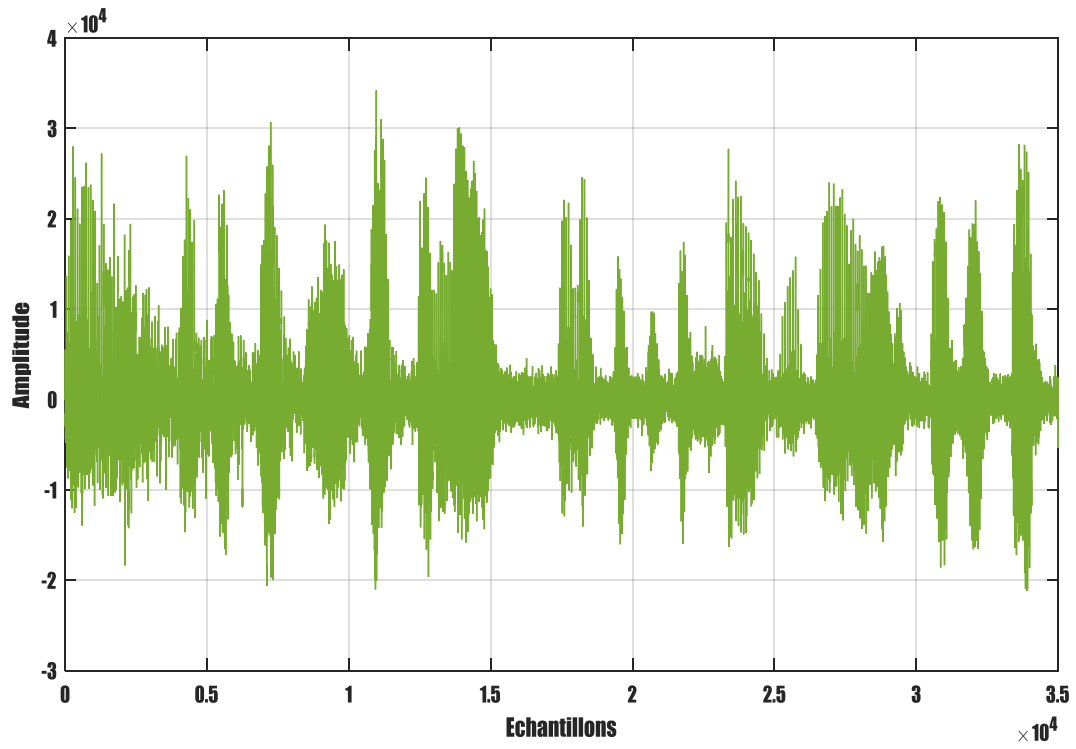
en pleine bande avec  $\mu=0.2$



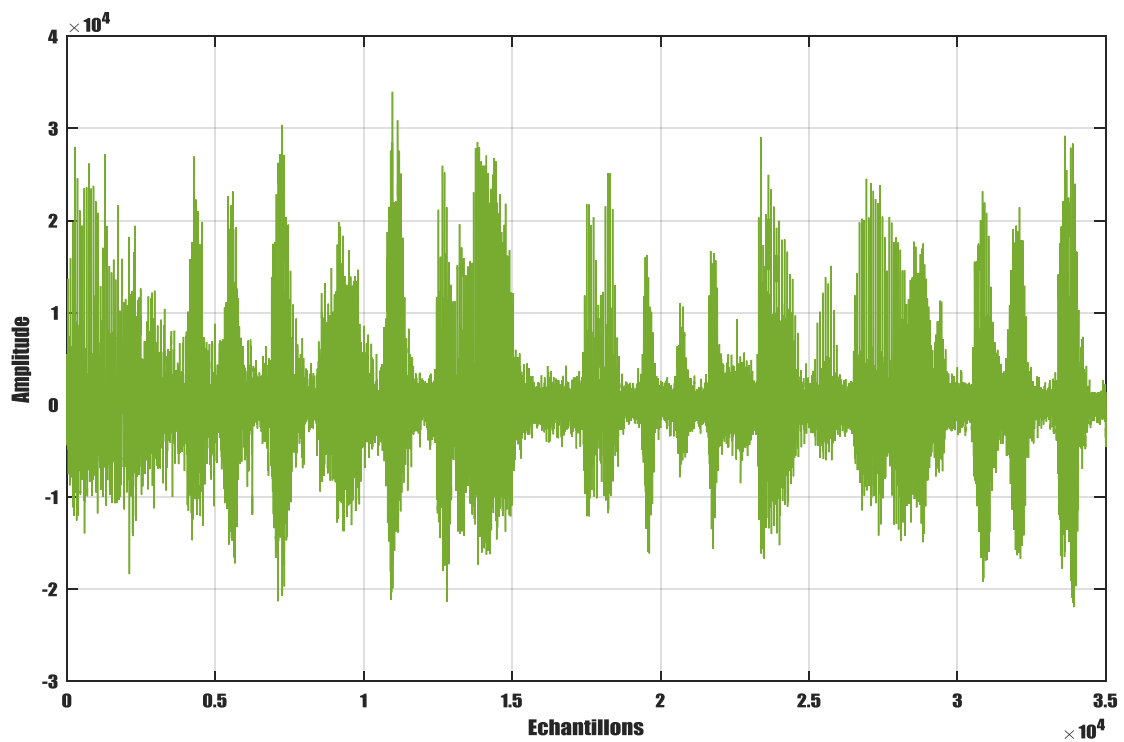
**Figure 4.10.** Signal de parole en sortie du traitement de l'algorithme NLMS en pleine bande avec  $\mu=0.6$



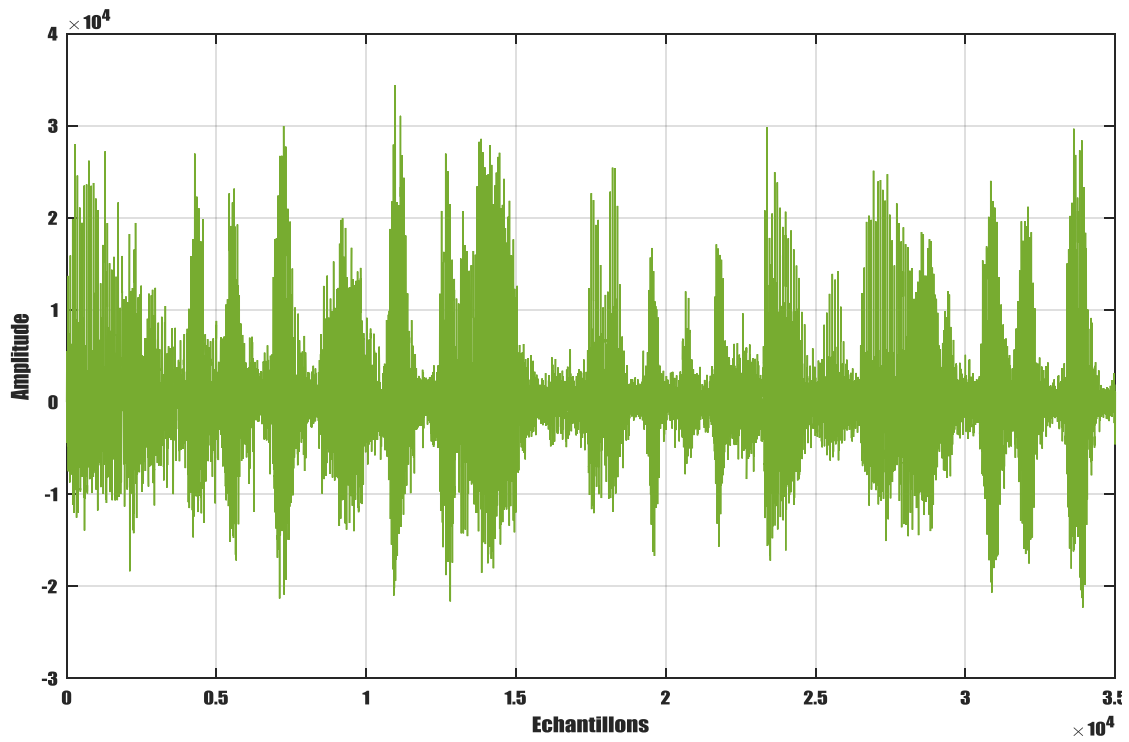
**Figure 4.11.** Signal de parole en sortie du traitement de l'algorithme NLMS en pleine bande avec  $\mu=0.9$



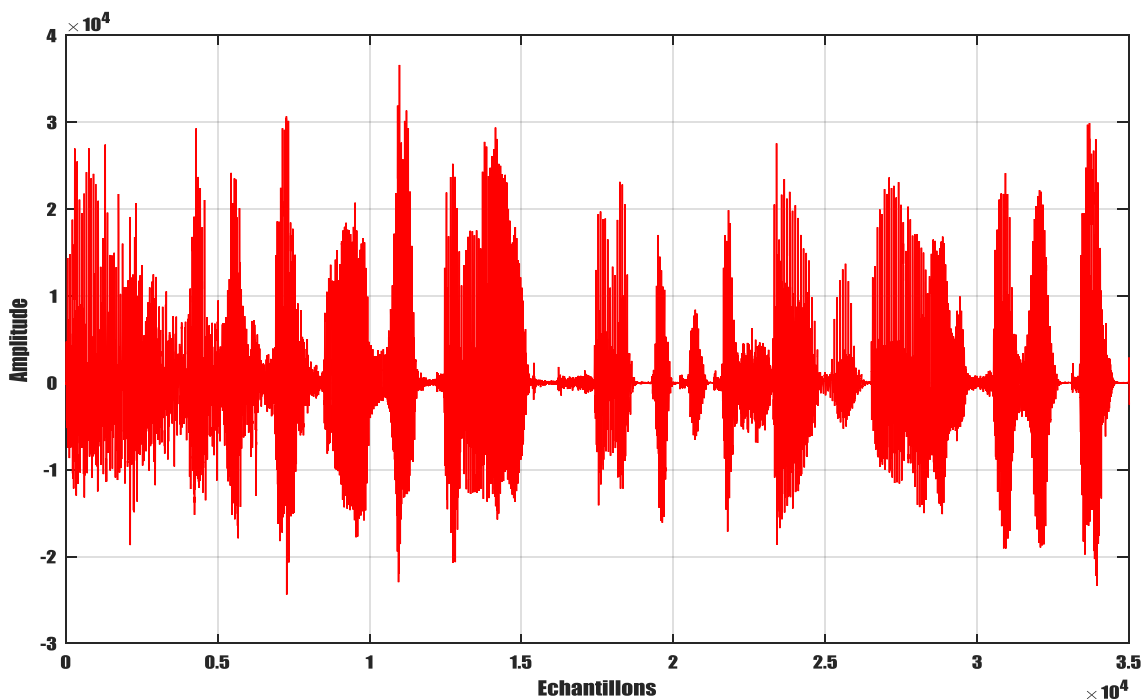
**Figure 4.12.** Signal de parole en sortie du traitement de l'algorithme NLMS  
en sous bandes avec  $\mu=0.2$



**Figure 4.13.** Signal de parole en sortie du traitement de l'algorithme NLMS  
en sous bandes avec  $\mu=0.6$



**Figure 4.14.** Signal de parole en sortie du traitement de l'algorithme NLMS  
en sous bandes avec  $\mu=0.9$

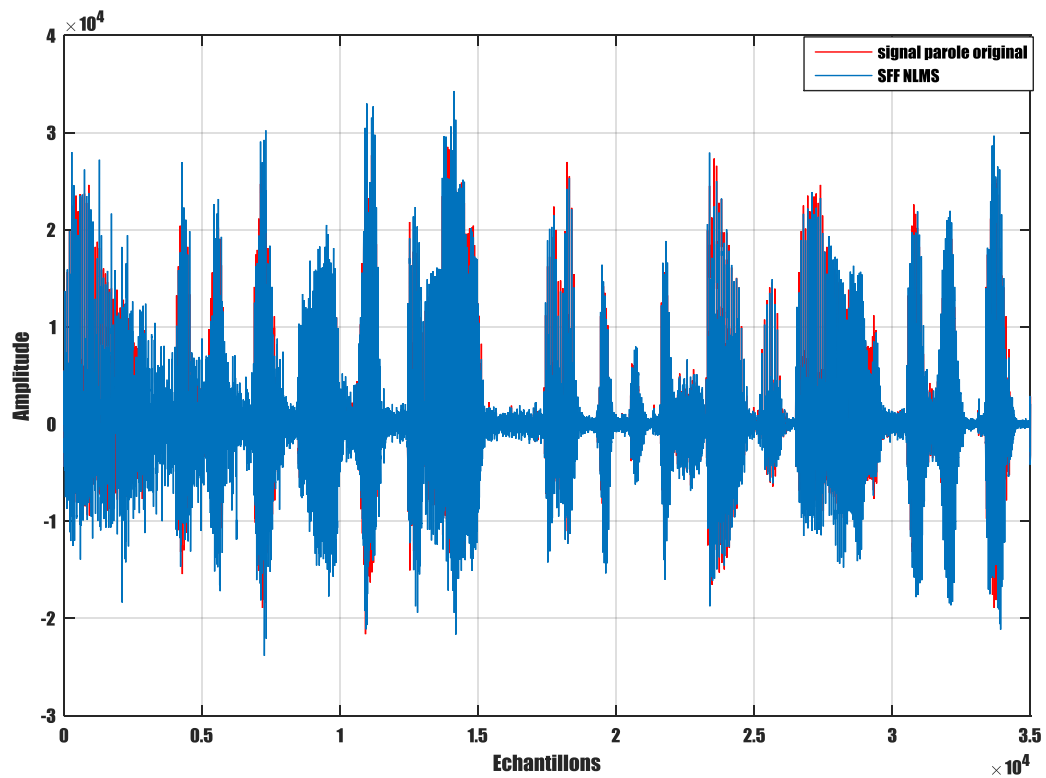


**Figure 4.15.** Signal de parole en sortie du traitement de l'algorithme VSS-SSF  
avec  $\mu=0.2$



## 4.5 Comparaison entre le signal de parole bruité et le signal estimé en sortie du traitement

Pour les simulations ci-dessous nous avons comparé les signaux de parole estimés pour les algorithmes SFF NLMS, SFS NLMS et VSS SSF respectivement avec le signal du mélange  $p_1(n)$ .



**Figure 4.16.** Comparaison entre le signal du mélange  $p_1(n)$  et le signal de parole estimé en pleine bande

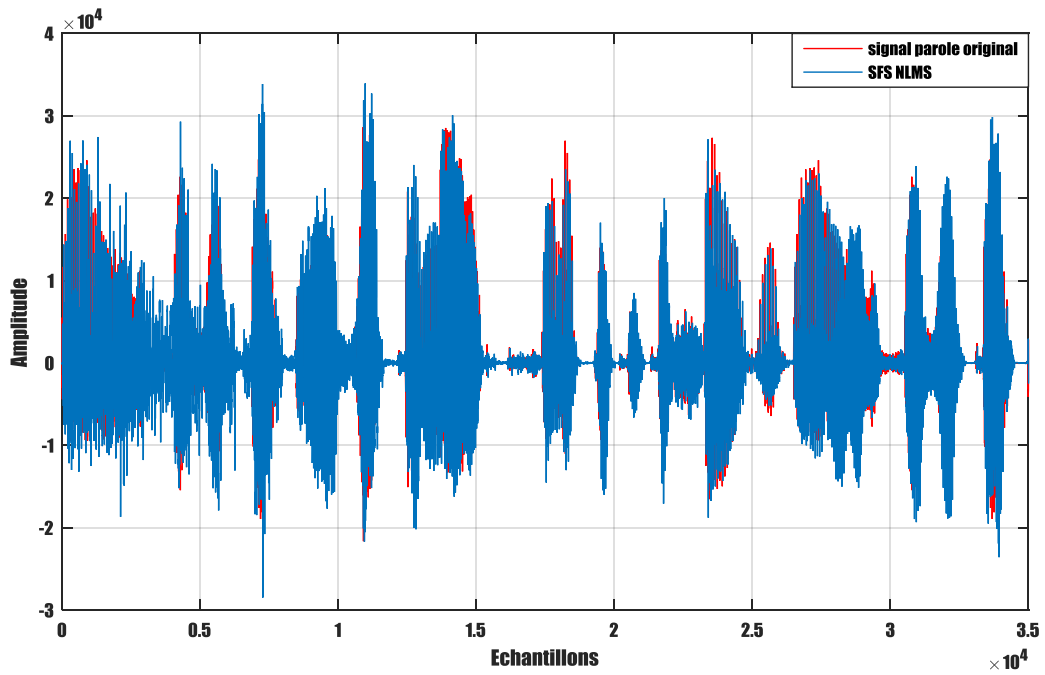


Figure 4.17. Comparaison entre le signal du mélange  $p_1(n)$  et le signal de parole estimé en sous bandes

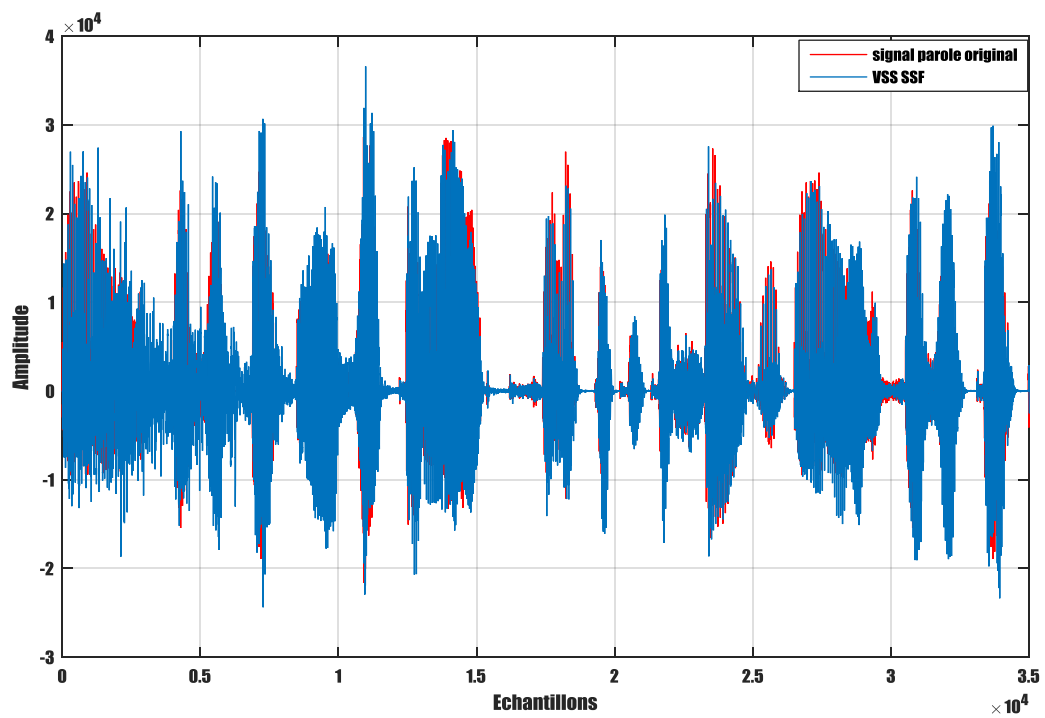


Figure 4.18. Comparaison entre le signal du mélange  $p_1(n)$  et le signal de parole estimé en sous bandes, à pas d'adaptation variable

D'après les résultats de simulations représentées dans les figures 4.16, 4.17, 4.18, nous remarquons que l'algorithme proposé, donne un bon résultat par rapport à SFF NLMS et SFS NLMS, c'est-à-dire que le signal de parole en sortie est le plus proche du signal de parole original.

On peut dire que l'algorithme VSS SSF est très efficace pour la réduction du bruit acoustique et rehaussement de la parole.

## 4.6 Evaluation des critères de mesure des performances

### 4.6.1 Evaluation du MSE

Ce critère est donné par :

$$MSE = 10 \log (\sigma^2) \quad (4.1)$$

Où :  $\sigma$  représente une moyenne temporelle de M échantillons consécutifs, avec :

$$\sigma^2 = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M e^2(N) \quad (4.2)$$

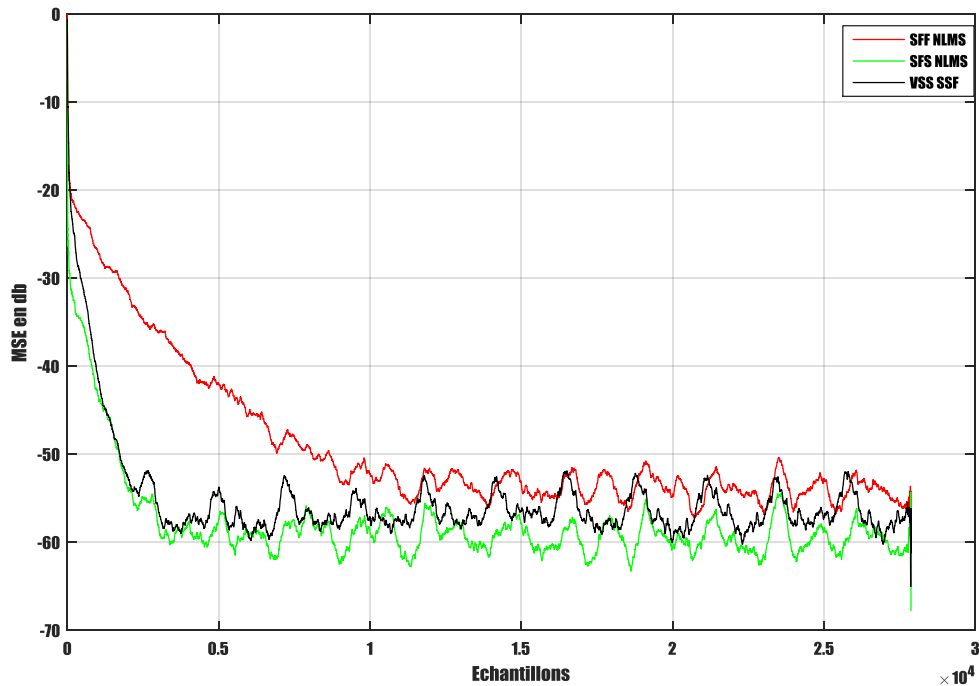
Avec:

$e$  : L'erreur du filtrage calculé avant la mise à jour du filtre.

La figure 4.19 représente l'évaluation du critère MSE des algorithmes NLMS en pleine bande, en sous bandes et à pas d'adaptation variable avec un bruit USASI à l'entrée du système. Nous avons utilisé le pas d'adaptation fixe  $\mu_{max}=0.8$  pour les deux premiers algorithmes, la taille du filtre  $M=128$  et le  $RSB_1=RSB_2=3$ .

Pour l'algorithme VSS SSF le pas d'adaptation est borné entre  $[\mu_{min}, \mu_{max}]$  et les paramètres de contrôle  $C$  et  $\gamma$  ont été choisis comme suit :

- $\gamma=0.9999$ .
- $C=0.00000002$ .

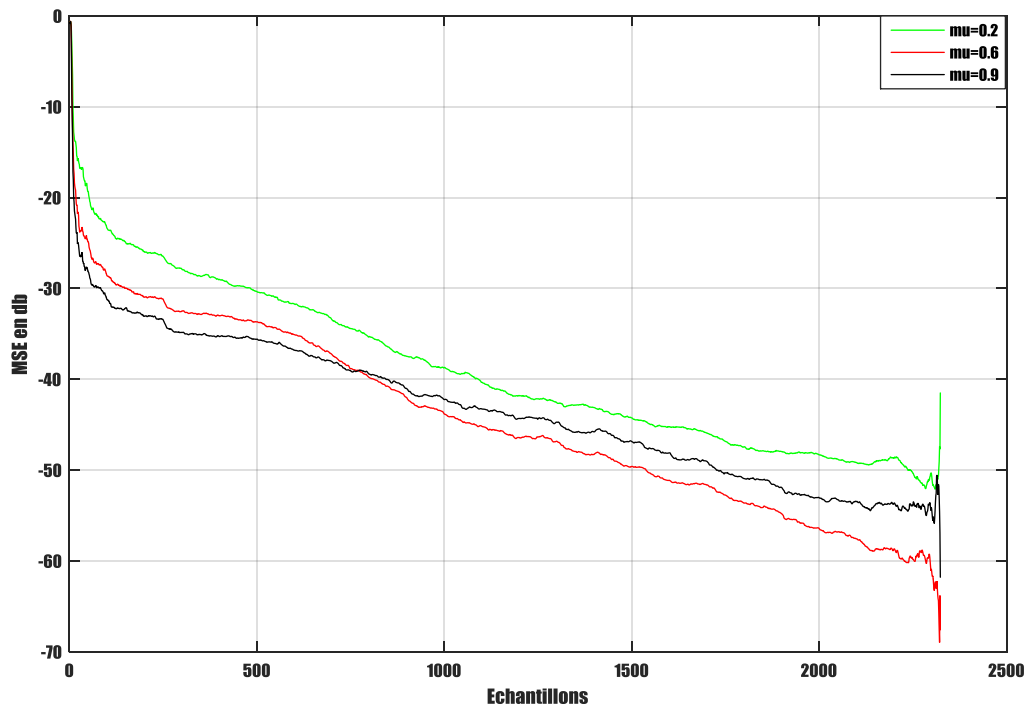


**Figure 4.19.** Evaluation du critère MSE entre les algorithmes SFF NLMS,SFS NLMS et VSS-SSF

D'après le résultat obtenu dans la figure 4.19, on remarque que l'algorithme VSS-SSF converge plus rapidement que les algorithmes SFF NLMS et SFS NLMS et cela grâce au pas d'adaptation qui est variable.

#### 4.6.2 Effet du pas d'adaptation

Afin de tester l'influence du pas d'adaptation, nous avons varié les valeurs de  $\mu_{21}$  (0.2, 0.6 et 0.9) avec une taille du filtre de 128 et nous l'avons appliqué sur l'algorithme SFS NLMS, les résultats sont représentés selon la figure 4.20.



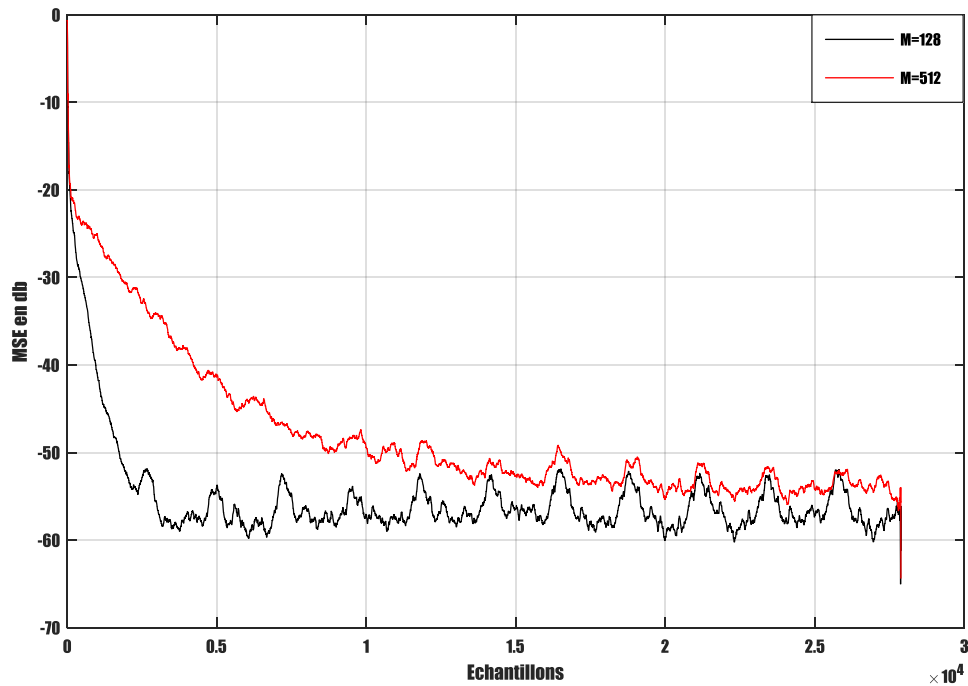
**Figure 4.20** Influence du pas d'adaptation sur l'algorithme SFS NLMS.

Nous pouvons voir que pour un pas d'adaptation très petit la vitesse de convergence est très lente, et lorsqu'on augmente ce dernier une amélioration des résultats est remarquée.

#### 4.6.3 Effet de la taille du filtre sur l'algorithme proposé

Pour la simulation suivante, nous avons testé l'influence de la taille du filtre sur notre algorithme proposé, en variant la taille de ce dernier et en prenant les valeurs  $M=128$  et  $M=512$ , avec un pas d'adaptation fixe et qui est égal à 0.9.

Les résultats sont représentés en figure 4.21.



**Figure 4.21** .Effet de la taille du filtre sur l’algorithme proposé

La figure 4.21 représente les variations de la vitesse de convergence pour l’algorithme VSS-SSF. Nous montrons qu’à chaque fois que la taille du filtre augmente notre algorithme proposé converge lentement, c’est-à-dire que la vitesse de convergence se dégrade.

## 4.7 Conclusion

Les simulations comparatives nous ont permis de conclure que l’algorithme proposé VSS-SSF est supérieur aux algorithmes SFF-NLMS et SFS-NLMS soit concernant la rapidité de convergence, ou bien la qualité du signal estimé, car ce dernier a donné de bons résultats pour la réduction du bruit acoustique.

# Conclusion générale

---

Dans ce mémoire de fin d'étude, nous avons proposé un algorithme Forward simplifié adaptatif en sous bandes avec un seul filtre en utilisant un pas d'adaptation variable, pour traiter le problème de réduction du bruit acoustique et le rehaussement de la parole dans les systèmes de téléphonie main- libre.

Dans le premier volet, nous avons rappelé quelques notions de base sur le son et le bruit.

En deuxième lieu, nous avons présenté les techniques de débruitage, en citant le principe du filtrage adaptatif, ses applications ainsi que ses algorithmes, puis nous avons parlé du principe de séparation aveugle de sources pour des mélanges convolutifs en évoquant la structure forward.

Ensuite, nous avons expliqué La structure forward NLMS en pleine bande ainsi que les différents bancs de filtres, puis nous avons présenté l'algorithme proposé pour le traitement du problème du bruit acoustique.

Les performances de notre algorithme ont été prouvées à travers les résultats de simulation présentés dans ce mémoire. Une étude comparative entre l'algorithme proposé et les algorithmes SFF-NLMS et SFS-NLMS a été effectuée.

A travers les simulations et les résultats obtenus, nous avons observé que le nouvel algorithme a permis d'obtenir de meilleurs résultats en terme de vitesse de convergence et de qualité du signal estimé en sortie de traitement par rapport aux deux autres algorithmes.

## Annexes

---



# Bibliographie

---

[01] <http://www.schoolmouv.fr/cours/les-signaux-sonores/fiche-de-cours>.

[02] <https://www.easyzic.com/dossiers/frequence-du-son,h24.html>

[03] J.Mhamdi,F.Regragui,M.Harnafi : 'traitement adaptatif appliqué au signal sismique', 2008.

[04] K.ALee,W.SGan et SenM.Kuo : 'Subband Adaptive Filtering : Theory and Implementation' ,JohnWiley & Sons ,2009.

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

[06] J.F.BERCHER et P.Jardin : ' cours du filtrage adaptatif'.

[07] M.CHARBIT : 'Filtre de Wiener ', Juin 2002.

[08] W.J Jemaii , K. Abderrahim, F. Msahli : 'Comparaison de deux méthodes adaptatives LMS & RLS du modèle de Volterra', The seventh international conference on Sciences and Techniques of Automatic control STA, december 17-19 2006,Tunisia

[09] : S. BOUSSAN : ' Filtrage adaptatif ', Master I, UFR SITEC ville d'Avray, Mars 2009

[10] F.Michaut : 'méthodes adaptatives pour le signal : outils mathématiques et mise en œuvre des algorithmes',1992

[11],[13]FEKIH Raina : 'commande et diagnostic de la machine asynchrone à l'aide', mémoire master académique, Université Kasdi Merbah Ouargla, 2016

[12] A.Ibrahimi : 'étude et conception et simulation d'un égaliseur DFE pour un système multi niveau',l'école de technologie supérieure ,université du quebec,2001 .

[14] Y.benabderrahmane : 'séparation aveugle de signaux de parole utilisant les statistiques

d'ordre supérieur et la décomposition en sous-espaces, thèse de doctorat institut national de la recherche scientifique université du quebec ,2011

[15][http://fr.wikipedia.org/wiki/M%C3%A9thode\\_de\\_s%C3%A9paration\\_aveugle\\_de\\_source](http://fr.wikipedia.org/wiki/M%C3%A9thode_de_s%C3%A9paration_aveugle_de_source)

[16] M.Djendi : 'Advanced techniques for two-microphone noise reduction in mobile Communications', Thèse de Doctorat, Université de Rennes 1, France, (Jan. 2010).

[17] M. BELLANGER : 'Traitement numérique du signal Théorie et pratique', Science sup, 8ème édition, Dunop, 2006

[18] Paulo .S.R.Diniz : 'Adaptive Filtering Algorithms and Practical Implementation', Springer Science Business Media New York 1997,2002,2008,2013.