

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية  
République Algérienne démocratique et populaire

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

جامعة سعد دحلب البلدية  
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا  
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك  
Département d'Électronique



## Mémoire de Master

Filière Télécommunications

Spécialité Réseaux & Télécommunications

Présenté par

REZAK Sara

&

KOULOUGLI Amina

---

# Proposition d'un nouvel algorithme adaptatif pour la réduction automatique du bruit acoustique

---

Proposé par : Pr DJENDI Mohamed

Année Universitaire : 2019-2020

## Remerciements

---

*Nos remerciements vont premièrement à DIEU tout  
Puissant pour la volonté, la santé, et la patience, qu'il nous a données*

*Durant toutes ces années d'étude.*

*Nous exprimons nos profondes gratitudee à nos parents pour  
Leurs encouragements, leur Soutient et pour les sacrifices qu'ils ont enduré.*

*Ainsi, nous tenons également à exprimer nos vifs remerciements  
À notre encadreur « Mr. Mohamed Djendi » pour avoir d'abord proposé*

*Ce thème, pour le suivi continuel tout le long de la réalisation de*

*Ce mémoire, et qui n'a pas cessé de nous donner ses conseils et*

*Remarques.*

*Nous tenons à remercier vivement toutes les personnes qui nous  
Ont aidés à élaborer et réaliser ce mémoire, ainsi à tous ceux qui*

*Nous ont aidés, de près ou de loin, à accomplir ce travail.*

*Nos remerciements vont aussi à tous les enseignants du*

*Département d'électrotechnique qui a contribué à notre*

*Formation.*

*Enfin nous tenons à exprimer notre*

*Reconnaissance à tous nos amis et collègues*

*Pour le soutien Moral ....*

*De tout mon cœur,*

*Je dédie ce modeste travail dans le premier lieu à :*

*Mes très chers parents, ma mère qui a consacré toute sa vie pour  
Notre éducation et notre bien-être, mon père qui a sacrifié sa vie chaque  
seconde pour nous et qui travaille nuit jour pour qu'on soit toujours les  
meilleurs. Tout en espérant qu'il soit fier de moi.*

*A mes frères "Karim" & "Redhouane"*

*A ma sœur "Sonia"*

*Qui m'ont donné le courage et qui ont été pour moi un grand soutien.*

*A mon binôme et sa famille.*

*A Mes copines que j'ai partagé avec elles des bons moments*

*Et aussi à tous mes amis de l'université.*

*Tous ceux qui sont présents dans mon cœur et absents*

*Entre ces lignes.*

*Sara*

*Avec un énorme plaisir,*

*Je dédie ce modeste travail:*

*À mes parents pour leur amour, leurs sacrifices et leurs encouragements.*

*À mes frères SifEddine, Saïd et ma sœur Ikram, avec qui je partage les  
moments de joies et de peines.*

*À mes oncles, mes tantes et toutes mes cousines.*

*À toutes les familles KOULOUGLI et BOUKHARI.*

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

*À toutes mes amies, mes connaissances sans exceptions.*

*Amina*

---

**ملخص:** في أنظمة الاتصالات الرقمية، هناك عدة تطبيقات للتصفية التكيفية، مثل إلغاء الضوضاء وتحسين الإشارة الصوتية. في هذه المذكرة، قمنا بمعالجة مشكلة الحد من الضوضاء وتعزيز إشارة الكلام في أنظمة الهاتف اللاسلكي. نقترح خوارزمية فعالة جديدة بناء على الهيكل المعاكس لفصل المصدر الأعمى الذي يستند على كاشف تلقائي للنشاط الصوتي، هذه الخوارزمية الجديدة لديها أداء جيد مقارنة بخوارزمية DFNLMS .

**كلمات المفاتيح** تعزيز إشارة الكلام، فصل مصدر أعمى، كاشف تلقائي للنشاط الصوتي، DFNLMS.

---

**Résumé :** Dans les systèmes de télécommunications, il existe plusieurs applications du filtrage adaptatif, comme l'annulation du bruit, rehaussement de la parole .... Dans ce mémoire, nous traitons le problème de la réduction adaptative du bruit acoustique et rehaussement de la parole dans les systèmes téléphoniques à mains-libre. Nous proposons un nouvel algorithme efficace basé sur la structure de séparation aveugle de source récursif basé sur un détecteur automatique d'activité vocal. Ce nouvel algorithme possède de bonnes performances en comparaison avec l'algorithme DFNLMS.

**Mots clés :** Rehaussement de la parole, Séparation aveugle de source, détecteur automatique d'activité vocal, DFNLMS.

---

**Abstract:** In telecommunication systems, there are several applications of adaptive filtering, such as noise cancellation, speech enhancements... In this thesis, we treat the issue of adaptive acoustic noise reduction and speech enhancement in hands-free telephone systems.

We propose a new efficient algorithm on Backward Blind source separation structure (BSS) and on an automatic voice activity detector. This new algorithm has good performance in comparison with DFNLMS.

**Keywords:** speech enhancement, Blind source separation, Automatic voice activity detector, DFNLMS.

---

## Listed'abréviations

- ANC : Adaptive Noise Concellation.
- ASFTF : Automatic Simplified Fast Transversal Filter.
- BBSS : Backward Blind Source Separation.
- CD : Cepstrale Distance.
- DAV : Détection d'Activité Vocale.
- DFNLMs : Dual ForwardNormalized Least Mean Square.
- EQM : Erreur Quadratique Moyenne.
- FBSS : Forward Blind Source Separation.
- LMS : Least Mean Square.
- NLMS : Normalized Least Mean Square.
- MSE : Mean Square Error.
- RSB : Rapports Signal sur Bruit.
- SAS : Séparation Aveugle de Source.
- Seg MSE : Segmentation Mean Square Error.
- Seg SNR : Segmentation Signal to Noise Ratio.
- SM : System Mismatch.
- SNR : Signal to Noise Ratio.
- USASI : United States of American Standard Institute.

# Table des matières

Introduction général .....	1
----------------------------	---

## Chapitre 1 : Généralités sur la parole et le bruit

1.1. Introduction.....	2
1.2. Parole .....	2
1.2.1 Définition .....	2
1.2.2 Paramètre du signal de parole .....	2
1.2.3 Classification des sons de la parole .....	3
1.2.4 Caractéristiques du signal de parole .....	3
1.3. Bruit .....	4
1.3.1. Définition .....	4
1.3.2. Nature et caractéristiques du bruit .....	4
1.3.3. Modèles du bruit .....	5
1.3.4. Rapport signal à bruit.....	6
1.4. Effet du bruit sur le signal utile .....	6
1.5. Nature de mélange .....	6
1.5.1. Mélange linéaire instantané .....	6
1.5.2. Mélange linéaire convolutif .....	7
1.6. Méthode de débruitage bi-capteurs .....	9
1.6.1. Structure d'annulation adaptative de bruit (ANC).....	10
1.6.2. Séparation aveugle de sources (SAS).....	11

## Chapitre 2 : Filtres et Filtrages adaptatifs

2.1 Introduction.....	15
2.2 Filtre de Wiener .....	15
2.3. Filtrage adaptatif.....	18
2.3.1. Définition .....	18
2.3.2. Principe de base .....	18

2.4.	Applications du filtrage adaptatif.....	20
2.5.	Définition d'un algorithme adaptatif .....	20
2.6.	Critères de comparaison et choix des algorithmes adaptatifs .....	20
2.7.	Algorithmes du gradient.....	21
2.7.1.	Algorithme du gradient stochastique LMS .....	21
2.7.2.	Algorithme du gradient stochastique normalisé (NLMS).....	23

### **Chapitre 3 : Nouvel algorithme de réduction automatique du bruit acoustique**

3.1	Introduction.....	25
3.2.	Réduction du bruit par l'algorithme ASFTF.....	25
3.2.1.	principe .....	<b>Erreur ! Signet non défini.</b>
3.3.	Conclusion.....	31

### **Chapitre 4 : Résultats de simulations**

4.1.	Introduction.....	32
4.2.	Descriptions des signaux de simulations.....	32
4.2.1.	Signal de parole .....	32
4.2.2.	Signal du bruit.....	33
4.2.3.	Réponses impulsionnelles .....	35
4.2.4.	Signaux de mélanges .....	36
4.3.	Critère d'évaluations utilisées en simulations .....	38
4.3.1.	Critère du SNR segmenté (SegSNR).....	38
4.3.2.	Critère du MSE segmenté.....	38
4.3.3.	Critère de désajustement (Système Mismatch) .....	38
4.3.4.	Critère de la Distance Cepstrale (DC).....	39
4.4.	Résultats de simulations de l'algorithme proposé .....	39
4.4.1.	Paramètres de simulation .....	39
4.4.2.	Simulations des signaux de parole et du bruit en sortie de l'algorithme proposé	40



4.5. Comparaison entre les résultats de simulations de l'algorithme DFNLMS et l'algorithme proposé.....	41
4.5.1. Signal de parole.....	42
4.5.2. Signal du bruit.....	43
4.6. Evaluation des performances du nouvel algorithme ASFTF proposé.....	45
4.6.1. Effet de la taille du filtre adaptatif.....	45
4.6.2. Résultats de l'évaluation du SNR segmenté (SegSNR).....	45
4.6.3. Résultats de l'évaluation du MSE segmenté (SegMSE).....	47
4.6.4. Résultats de l'évaluation du System Mismatch (SM).....	48
4.6.5. Résultats de l'évaluation de la distance cepstrale (DC).....	49
4.7. Conclusion.....	51
<b>Conclusion générale.....</b>	<b>52</b>
<b>Bibliographie.....</b>	<b>53</b>

## Liste des figures

<b>Figure1. 1</b> : Représentation d'un signal sinusoïdale bruité. ....	4
<b>Figure1. 2</b> : Exemple d'un mélange instantané de sources. ....	7
<b>Figure1. 3</b> : Illustration d'un mélange convolutif acoustique. ....	7
<b>Figure1. 4</b> : Schéma équivalent d'un mélange linéaire convolutif à deux capteurs.....	8
<b>Figure1. 5</b> : Schéma équivalent d'u modèle simplifié du mélange linéaire convolutif bi-capteurs.....	9
<b>Figure1. 6</b> : Filtre adaptatif pour l'annulation du bruit.....	10
<b>Figure1. 7</b> : Structure de séparation de source Direct (Forward). ....	12
<b>Figure1. 8</b> : Structure de séparation de source récursive (Backword). ....	13
<b>Figure 2. 1</b> : Schéma du filtrage de Wiener.....	15
<b>Figure 2. 2</b> : Principe d'un filtre adaptatif. ....	19
<b>Figure 2. 3</b> : Schéma représentatif de l'algorithme LMS. ....	21
<b>Figure 3. 1</b> : Structure de l'annulation de bruit par l'algorithme proposé.....	26
<b>Figure 4. 1</b> : Signal de parole original avec son spectrogramme, $F_e=8\text{KHz}$ . ....	33
<b>Figure 4. 2</b> : Bruit blanc avec son spectrogramme, $F_e=8\text{KHz}$ . ....	34
<b>Figure 4. 3</b> : Bruit USASI avec son spectrogramme, $F_e=8\text{KHz}$ . ....	34
<b>Figure 4. 4</b> : Exemple d'une réponse impulsionnelle $h_{12n}$ avec $L=32$ . ....	35
<b>Figure 4. 5</b> : Exemple d'une réponse impulsionnelle $h_{21n}$ avec $L=32$ . ....	35
<b>Figure 4. 6</b> : Signal de mélange $p_1(n)$ avec son spectrogramme.....	36
<b>Figure 4. 7</b> : Signal de mélange $p_2(n)$ avec son spectrogramme.....	37
<b>Figure 4. 8</b> : Comparaison entre le signal de mélange $p_1(n)$ et le signal de parole original.....	37
<b>Figure 4. 9</b> : Signal de parole en sortie avec son spectrogramme.....	40
<b>Figure 4.10</b> : Signal bruit en sortie de traitement avec son spectrogramme.....	41
<b>Figure 4. 11</b> : Comparaison entre le signal de parole original et celui à la sortie du traitement de l'algorithme DFNLMS.....	42
<b>Figure 4. 12</b> : Comparaison entre le signal de parole original et celui à la sortie du traitement de l'algorithme proposé. ....	42

<b>Figure 4. 13</b> : Comparaison entre le signal de parole en sortie du traitement des deux algorithmes.....	43
<b>Figure 4. 14</b> : Comparaison entre le signal du bruit à l'entrée et en sortie du traitement de l'algorithme DFNLMS.....	43
<b>Figure 4. 15</b> : Comparaison entre le signal du bruit à l'entrée et en sortie du traitement de l'algorithme proposé. ....	44
<b>Figure 4. 16</b> : Comparaison entre le signal du bruit en sortie du traitement des deux algorithmes.....	44
<b>Figure 4. 17</b> : Effet de la taille du filtre sur l'algorithme proposé .....	45
<b>Figure 4. 18</b> :Évaluation du SNR segmenté des deux algorithmes DFNLMS et l'algorithme proposé avec SNR d'entrée de 5 dB. ....	46
<b>Figure 4. 19</b> :Évaluation du SNR segmenté des deux algorithmes DFNLMS et l'algorithme proposé avec SNR d'entrée de 0 dB. ....	46
<b>Figure 4. 20</b> :Évaluation du SNR segmenté des deux algorithmes DFNLMS et l'algorithme proposé avec SNR d'entrée de -5 dB.....	46
<b>Figure 4. 21</b> : Evaluation du critère MSE segmenté des deux algorithmes DFNLMS et l'algorithme proposé avec SNR d'entrée de 5 dB. ....	47
<b>Figure 4. 22</b> :Évaluation du critère MSE segmenté des deux algorithmes DFNLMS et l'algorithme proposé avec SNR d'entrée de 0 dB. ....	47
<b>Figure 4. 23</b> : Évaluation du critère MSE segmenté des deux algorithmes DFNLMS et l'algorithme proposé avec SNR d'entrée de -5 dB.....	48
<b>Figure 4. 24</b> :Évaluation du critère de désajustement (SM) des deux algorithmes DFNLMS et l'algorithme proposé avec SNR d'entrée de 5 dB. ....	48
<b>Figure 4. 25</b> :Évaluation du critère de désajustement (SM) des deux algorithmes DFNLMS et l'algorithme proposé avec SNR d'entrée de 0 dB. ....	49
<b>Figure 4. 26</b> : Évaluation du critère de désajustement (SM) des deux algorithmes DFNLMS et l'algorithme proposé avec SNR d'entrée de -5 dB. ....	49
<b>Figure 4.27</b> :Évaluation du critère de la distance cepstrale (DC) des deux algorithmes DFNLMS et l'algorithme proposé avec SNR d'entrée de 5 dB. ....	50
<b>Figure 4. 28</b> :Évaluation du critère de la distance cepstrale (DC) des deux algorithmes DFNLMS et l'algorithme proposé avec SNR d'entrée de 0 dB. ....	50
<b>Figure 4. 29</b> : Évaluation du critère de la distance cepstrale (DC) des deux algorithmes DFNLMS et l'algorithme proposé avec SNR d'entrée de -5 dB. ....	50

## Liste des Tableaux

<b>Tableau1.1</b> : Différentes classes du bruit [5].....	4
<b>Tableau1. 2</b> : Comparaison entre les deux structures FBSS et BBSS [15].....	11
<b>Tableau 2. 1</b> : Critères de comparaison des algorithmes adaptatifs [6]. .....	20
<b>Tableau 2. 2</b> : Algorithme LMS [15].....	23
<b>Tableau 2. 3</b> : Algorithme NLMS [15].....	24
<b>Tableau 3. 1</b> : Algorithme ASFTF. ....	30
<b>Tableau 4. 1</b> : Paramètres de simulation utilisés pour les deux algorithmes.....	39

# Introduction générale

---

L'environnement entourant la parole d'un locuteur peut générer des bruits qui ont un effet de superposition sur le signal de la parole comme c'est souvent le cas du bruit ambiant. Cela fait, actuellement, du rehaussement de la parole et la réduction du bruit acoustique un sujet de recherche très important et actif dans plusieurs domaines de l'activité humaine.

Les applications où l'on retrouve la nécessité du rehaussement de la parole sont variées ; à titre d'exemple, mentionnons le domaine des télécommunications mobiles grand public, les applications du multimédia, des radios...etc.

L'objectif de ce mémoire est de développer un nouvel algorithme automatique (ASFTF: automatic simplified fast transversal filter) basé sur la structure de séparation aveugle de source en s'intéressant à la variable de vraisemblance afin de minimiser le bruit acoustique à un seuil inaudible.

Pour cela ce mémoire sera présenté comme suit :

Dans le premier chapitre, nous présentons des généralités sur la parole, le bruit et étudions théoriquement leurs principales caractéristiques.

Le deuxième chapitre présente une étude générale sur le filtrage adaptatif avec ses algorithmes classiques tels que LMS et NLMS.

Le troisième chapitre traite la réduction du bruit acoustique en utilisant l'algorithme automatique de séparation aveugle de sources directes.

Le quatrième chapitre est consacré pour la présentation des résultats de simulation de l'algorithme proposé ainsi que la comparaison de ce dernier avec l'algorithme DFNLMS en termes de plusieurs critères objectifs de performances.

# Chapitre 1 : Généralités sur la parole et le bruit

---

## 1.1. Introduction

La parole est l'un des principaux moyens de communication entre les êtres humains, or notre environnement est souvent bruité, pour cela plusieurs algorithmes de réduction de bruit et de rehaussement de la parole ont été proposés.

Dans ce premier chapitre nous allons résumer les principales caractéristiques des signaux parole et bruit, comme nous allons présenter la méthode de débruitage de la parole bi-capteurs dans la dernière section du chapitre.

## 1.2. Parole

### 1.2.1 Définition

La parole apparait physiquement comme une variation de la pression d'air causée et émise par le système articulaire, c'est un signal réel, continue d'énergie finie non stationnaire. Sa structure est complexe et variable avec le temps [1].

### 1.2.2 Paramètre du signal de parole

La parole est représentée par un signal vocal qui met en évidence des traits acoustiques qui sont : sa fréquence fondamentale, son spectre et son énergie.

#### a. Fréquence fondamentale

Elle représente la fréquence du cycle d'ouverture/fermeture des cordes vocales. Cette fréquence caractérise seulement les sons voisés, elle peut varier :

- De 80Hz à 200Hz pour une voix masculine.
- De 150Hz à 450Hz pour une voix féminine.
- De 200Hz à 600Hz pour une voix d'enfant [2].

#### b. Energie

Elle est représentée par l'intensité du son qui est liée à la pression de l'air en amont du larynx. L'amplitude du signal de la parole varie au cours du temps selon le type de son, et son énergie dans une trame est donnée par [2]:

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

avec  $N$  : la taille de la trame et  $s(n)$  est le signal de parole.

### **c. Spectre**

L'enveloppe spectrale ou spectre, représente l'intensité de la voix selon la fréquence, elle est généralement obtenue par une analyse de Fourier à court terme. La quasi stationnarité du signal de parole permet de mettre en œuvre des méthodes efficaces d'analyse et de modélisation utilisées pour le traitement à court terme du signal vocal sur des fenêtres de durée généralement comprise entre 20ms et 30ms appelées trames, avec un recouvrement entre ces fenêtres qui assure la continuité temporelle des caractéristiques de l'analyse [2].

## **1.2.3 Classification des sons de la parole**

### **a. Sons voisés**

Les sons voisés, tels que les voyelles, sont produits par le passage de l'air qui met en vibration les cordes vocales. Ce mode, qui représente 80% du temps de phonation, est caractérisé en général par une quasi-périodicité très riche en harmonique d'une fréquence fondamentale, appelée pitch et une énergie élevée [9].

### **b. Sons non voisés**

Les sons non-voisés sont des signaux qui ne présentent pas de structure périodique et obtenus par resserrement du conduit vocal, et sont habituellement d'énergie inférieure aux sons voisés. Les consonnes sont un exemple de son non voisé, apériodique. Ces sons sont considérés comme ayant les mêmes caractéristiques que le bruit, donc le signal considère comme aléatoire [9].

### **c. Silence**

Les silences sont tout simplement des intervalles où le signal utile est absent. En pratique il s'agit de bruit, d'énergie négligeable devant celle du signal utile [3].

## **1.2.4 Caractéristiques du signal de parole**

- Le signal de parole est un processus aléatoire non-stationnaire à long terme, mais il est considéré comme stationnaire dans des fenêtres temporelles d'analyse de l'ordre de 20 à 30ms [4].
- La parole est 70 % du temps (pseudo-) périodique (bruit ou silence: le reste du temps) [5].

- Nous pouvons avoir un signal de parole à large bande (il remplit toute la largeur de bande) ou à bande limitée (0-8000 Hz essentiellement) [5].

### 1.3. Bruit

#### 1.3.1. Définition

Le bruit est tout un signal nuisible qui se superpose au signal utile. Aussi, le bruit est tout phénomène perturbateur gênant la perception ou l'interprétation d'un signal utile (la parole) [6].

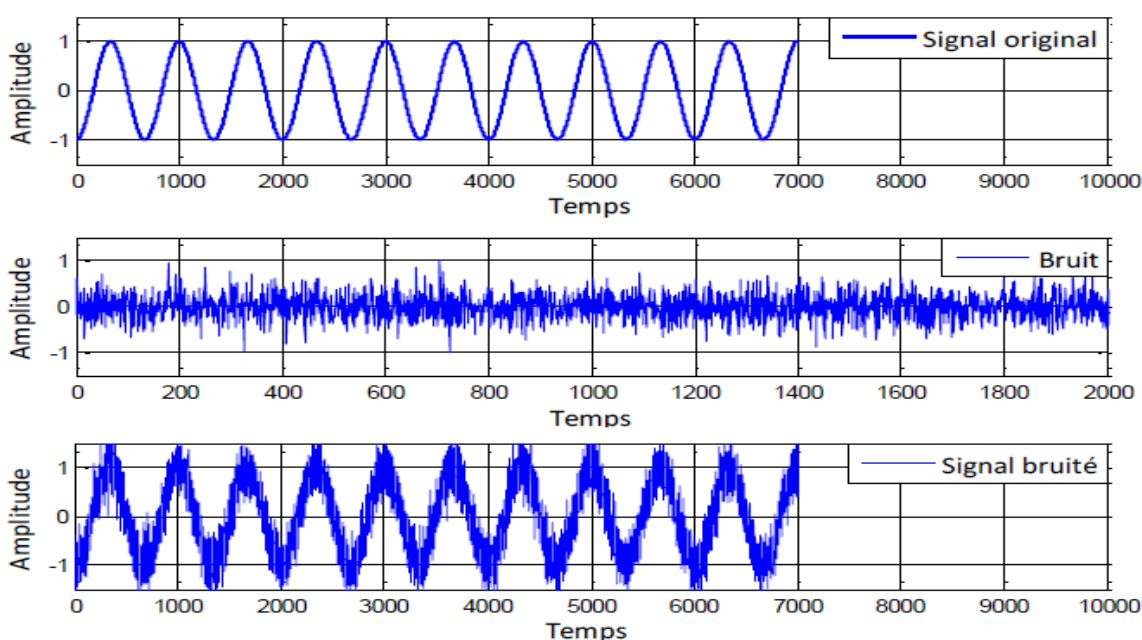


Figure1. 1 :Représentation d'un signal sinusoïdale bruité.

#### 1.3.2. Nature et caractéristiques du bruit

En traitement du signal, bien que le bruit soit, par nature, aléatoire, il possède certaines caractéristiques statistiques, spectrales ou spatiales. Le tableau1.1 représente les différentes classes auxquelles un bruit peut appartenir.

Propriétés	Type
Structure	Continu / Impulsif/Périodique
Type d'interaction	Additif / Multiplicatif /Convolutif
Comportement temporel	Stationnaire/Non-stationnaire
Bande de fréquence	étroite/large
Dépendance	Corrélé/ Décorrélé
Propriétés spatiales	Cohérent/Incohérent

Tableau1.1 :Différentes classes du bruit [5].



On se limite dans notre étude aux mélanges convolutifs utilisant différents types de bruits, stationnaires, faiblement et fortement corrélés. Les différents types de bruit sont:

- **Bruit acoustique** : il est généré par les mouvements des sources telles que le vent, ce dernier peut altérer la qualité de la communication et engendrer une perte de l'information transmise [7].
- **Bruit blanc** : on appelle bruit blanc un processus aléatoire stationnaire dont les échantillons sont des variables aléatoires non corrélées, sa densité spectrale de puissance est constante [7].
- **Bruit USASI** : (United States of American Standard Institute) c'est un signal aléatoire stationnaire dont ses échantillons sont des variables aléatoires corrélés. Il est utilisé dans le domaine du rehaussement de la parole et la réduction de bruit pour évaluer la vitesse de convergence des algorithmes adaptatifs [8].

### 1.3.3. Modèles du bruit

#### a. Bruits additifs, bruits de fond

Soit un signal  $b(n)$  de bruit, ce bruit est dit additif dès qu'il interfère avec la parole, ou le signal  $s(n)$  cible suivant la loi simple [9] :

$$x(n) = s(n) + b(n) \quad (1.2)$$

Où  $x(n)$  est le signal de parole bruité.

Un bruit de fond est un bruit additif, continu et non corrélé à la parole. La caractéristique spectrale d'un tel bruit est aléatoire, mais le plus souvent dominante en basses fréquences.

#### b. Bruit convolutif

Les phénomènes convolutifs apparaissent surtout lorsqu'il y a des fonctions de transfert, des échos et des délais. Ce type de bruit correspond à un mélange acoustique et non à une somme de signaux simplement décalés [9].

### 1.3.4. Rapport signal à bruit

Le rapport signal à bruit est un moyen pour caractériser un système de transmission en comparant sa valeur à l'entrée du système avec sa valeur en sortie de ce système, ou pour comparer la qualité des diverses méthodes de traitement des signaux [10]. Il mesure la quantité de bruit contenue dans le signal. Il s'exprime par le rapport des puissances du signal ( $p_s$ ) et du bruit ( $p_N$ ). Il est souvent donné en décibels (dB)

$$(RSB)_{dB} = 10 \log_{10} \left( \frac{p_s}{p_N} \right) \quad (1.3)$$

### 1.4. Effet du bruit sur le signal utile

Les conséquences du bruit sur la parole sont doubles : dégradation de la qualité, c'est-à-dire du caractère naturel et agréable du signal, et dégradation de l'intelligibilité du message. Naturellement, ces deux effets sont souvent liés [17].

### 1.5. Nature de mélange

On trouve dans la littérature plusieurs types de mélange. Une première catégorie, largement étudiée, concerne les mélanges « linéaires », c'est-à-dire le cas où les observations sont des mélanges linéaires des signaux sources. Cette catégorie est elle-même divisée en deux sous-catégories

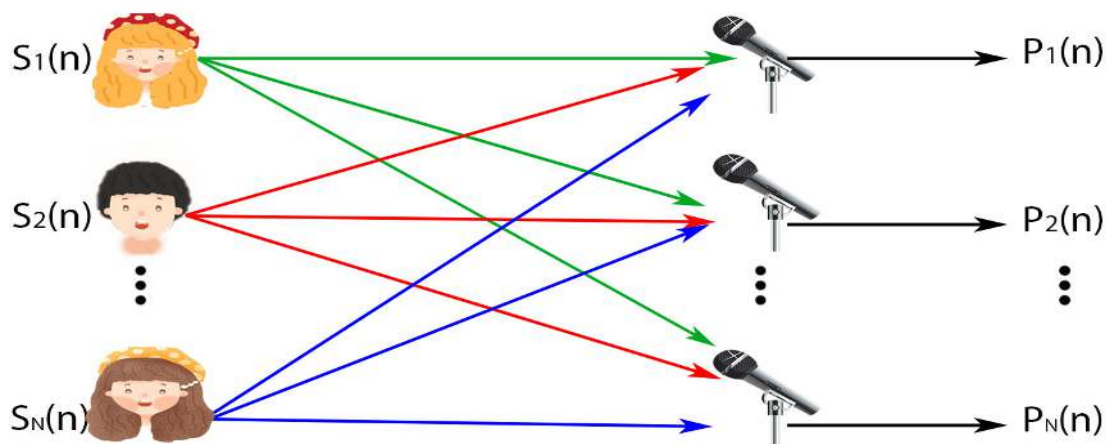
#### 1.5.1. Mélange linéaire instantané

On parle du mélange « linéaire instantané » 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 [6].

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

$$p_i(n) = \sum_{j=1}^N h_{ji} s_j(n) \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (1.4)$$

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

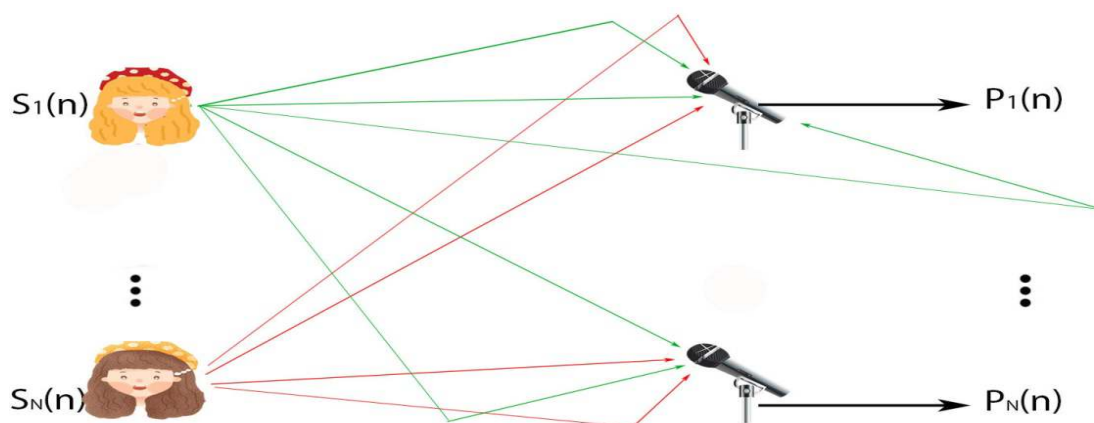


**Figure1. 2** : Exemple d'un mélange instantané de sources.

### 1.5.2. Mélange linéaire convolutif

On parle de mélange convolutif, lorsque les observations s'écrivent comme la somme des sources convoluées par un filtre de propagation.

Ce type de mélange est le plus général puisque le capteur reçoit plusieurs ondes issues d'une même source qui sont toutes identiques à une atténuation et un retard.



**Figure1. 3** : Illustration d'un mélange convolutif acoustique.

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

$$p_i(n) = \sum_{j=1}^N h_{ji}(n) * s_j(n) + \xi_i(n) \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (1.5)$$

Où

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

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

### a. Mélange convolutif bi-capteurs

On considère qu'il y a deux microphones et deux sources, on observe à la sortie des microphones, une superposition des signaux primitifs inconnus selon un mélange inconnu (figure 1.4). 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 [11].

Les équations des signaux du mélange :

$$p_1(n) = s(n) * h_{11}(n) + b(n) * h_{21}(n) \quad (1.6)$$

$$p_2(n) = b(n) * h_{22}(n) + s(n) * h_{12}(n) \quad (1.7)$$

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

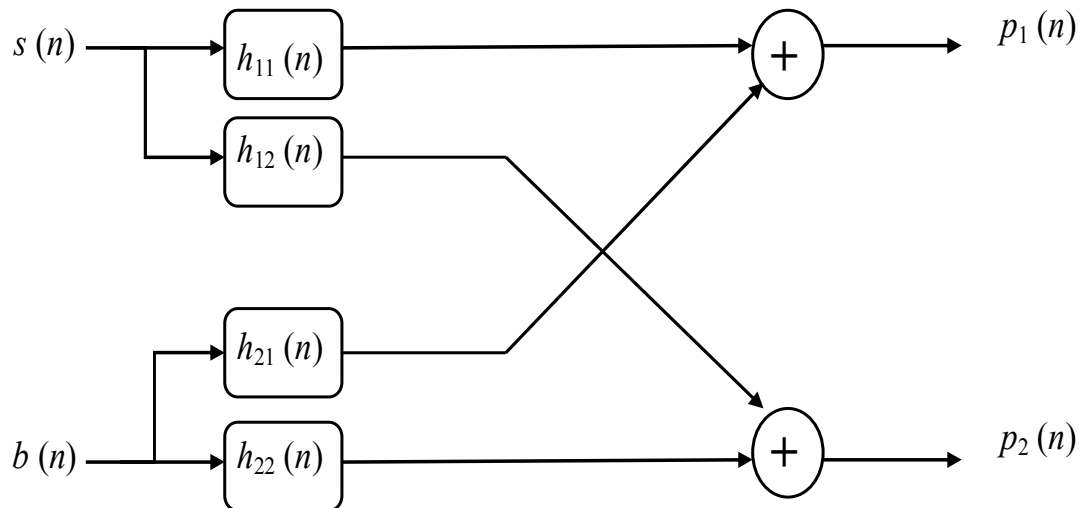
$s(n)$  : Le signal de la parole.

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

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

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

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



**Figure 1. 4** : Schéma équivalent d'un mélange linéaire convolutif à deux capteurs.

## b. Modèle convolutif bi-capteurs simplifié

Pour simplifier le modèle de mélange convolutif bi-capteurs on prend en compte certaines suppositions [12] :

- 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  $\delta(n)$ .

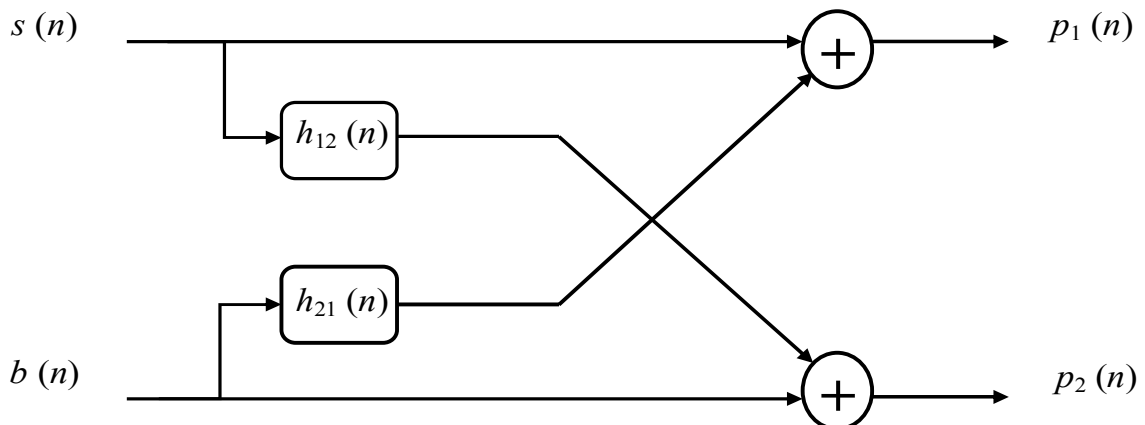
Selon cette hypothèse et si les signaux d'entrées sont réels, les relations (1.6) et (1.7) deviennent :

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

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

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

Donc la structure devient comme suite :



**Figure 1. 5** : Schéma équivalent d'un modèle simplifié du mélange linéaire convolutif bi-capteurs.

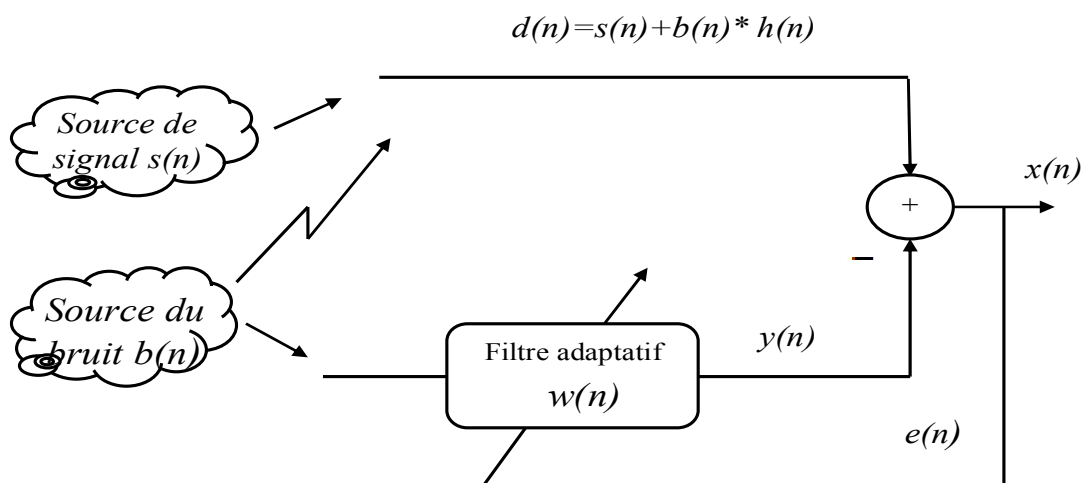
## 1.6. Méthode de débruitage bi-capteurs

Nous présentons la méthode bi-capteurs la plus utilisée dans le domaine de réduction du bruit et le rehaussement du signal de la parole, elle nécessite l'utilisation de deux microphones pour supprimer le bruit. L'un des microphones appelés entrée primaire et l'autre appelé entrée de référence.

### 1.6.1. Structure d'annulation adaptative de bruit (ANC)

L'annulation de bruit adaptative (ANC en anglais : Adaptive Noise Cancelling) est la méthode la plus connue et ancienne, elle consiste à utiliser le filtrage adaptatif pour annuler le bruit [13].

On a un système à deux entrées, la première entrée contient le signal qui nous intéresse  $d(n)$ , la seconde entrée contient uniquement le bruit  $b(n)$ .



**Figure1. 6** : Filtre adaptatif pour l'annulation du bruit.

Avec un microphone nous enregistrons une conversation du signal  $d(n)$ , dans un lieu particulièrement bruyant (salle de machines, intérieur d'un véhicule motorisé). La qualité de l'enregistrement sera alors fortement affectée par la présence du parasite. Cependant, nous pouvons placer un second microphone éloigné du premier, qui n'enregistre que le parasite : C'est le signal  $b(n)$ . Bien sûr qu'il est corrélé au bruit accompagnant le signal bruité  $b(n)$  mais il n'est pas  $b(n)$  lui-même, donc il peut être envisagé d'extraire le signal en effectuant une simple soustraction [13] :

$$x(n) = d(n) - y(n) \quad (1.10)$$

avec :

$$d(n) = s(n) + b(n) * h(n) \quad (1.11)$$

$$\text{et } y(n) = b(n) * w(n) \quad (1.12)$$

L'équation (1.10) devient :

$$x(n) = [s(n) + b(n) * h(n)] - b(n) * w(n) \quad (1.13)$$

À l'optimal on a  $w_{opt}(n) = h(n)$ ; on remplace la formule dans l'équation 1.13 :

$$x(n) = s(n) + b(n) * w_{opt}(n) - b(n) * w_{opt}(n) \quad (1.14)$$

On obtient :

$$x(n) = s(n) \quad (1.15)$$

Le filtre adaptatif ajuste et adapte ses coefficients pour réduire la valeur de la différence entre  $y(n)$  et  $d(n)$ , supprime le bruit et entraîne un signal propre en  $e(n)$ .

### 1.6.2. Séparation aveugle de sources (SAS)

La SAS est une technique qui consiste à restaurer un ensemble des signaux de sources à partir d'observations bruitées, qui sont des mélanges entre les signaux de sources et les réponses impulsionnelles du milieu. Cette séparation est dite "Aveugle" parce qu'aucune information a priori n'est disponible sur les signaux de sources ni sur le système du mélange [15].

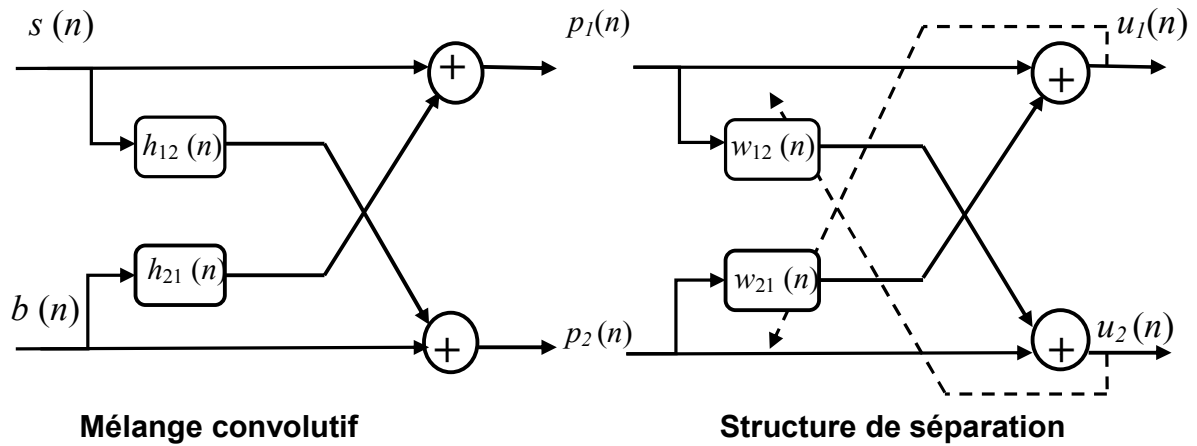
Il existe deux structures appelées Direct « Forward » (FBSS) et Récursive « Backward » (BBSS) qui sont utilisées pour extraire les signaux de sources à partir de la seule connaissance des signaux de mélange. Chaque architecture représente des propriétés bien particulières que nous allons détailler dans le tableau 1.2 :

Propriétés	
FBSS	BBSS
<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ L'estimation ne dépend pas de la sortie.</li> <li>▪ Simplicité du calcul.</li> <li>▪ Nécessite des post-filtres.</li> <li>▪ Permet d'utiliser les filtres non causaux d'une manière naturelle, il suffit d'introduire un retard à l'instant 'n' pour calculer la partie non causal.</li> <li>▪ Le système est toujours causal car on ne fait pas intervenir les différentes sorties du système.</li> <li>▪ Stabilité de l'algorithme</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ L'estimation dépend de la sortie.</li> <li>▪ Plus complexe que la FBSS.</li> <li>▪ Ne nécessite pas des post-filtres.</li> <li>▪ Les filtres doivent être causaux et stables.</li> <li>▪ Obtention d'une solution exacte à l'aide de deux filtres.</li> <li>▪ Non causalité à l'instant 'n' de la sortie, c'est dû à la valeur futur inconnue.</li> <li>▪ La stabilité est non garantie.</li> </ul>

**Tableau 1. 2** : Comparaison entre les deux structures FBSS et BBSS [15].

#### a. Structure directe (Forward)

C'est la structure la plus utilisée, dans cette structure on a deux microphones et deux sorties, chaque sortie du système est une combinaison linéaire des observations. Le schéma de la séparation est donné par la figure 1.7 [14]



**Figure1. 7** : Structure de séparation de source Direct (Forward).

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

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

$$u_1(n) = p_1(n) - p_2(n) * w_{21}(n) \quad (1.16)$$

$$u_2(n) = p_2(n) - p_1(n) * w_{12}(n) \quad (1.17)$$

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

$$u_1(n) = b(n) * [h_{21}(n) - w_{21}(n)] + s(n) * [\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n)] \quad (1.18)$$

$$u_2(n) = s(n) * [h_{12}(n) - w_{12}(n)] + b(n) * [\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n)] \quad (1.19)$$

En appliquant le critère d'optimalisé pour les deux filtres adaptatifs, c'est-à-dire :  $w_{12opt}(n) = h_{12}(n)$  et  $w_{21opt}(n) = h_{21}(n)$ , on obtient :

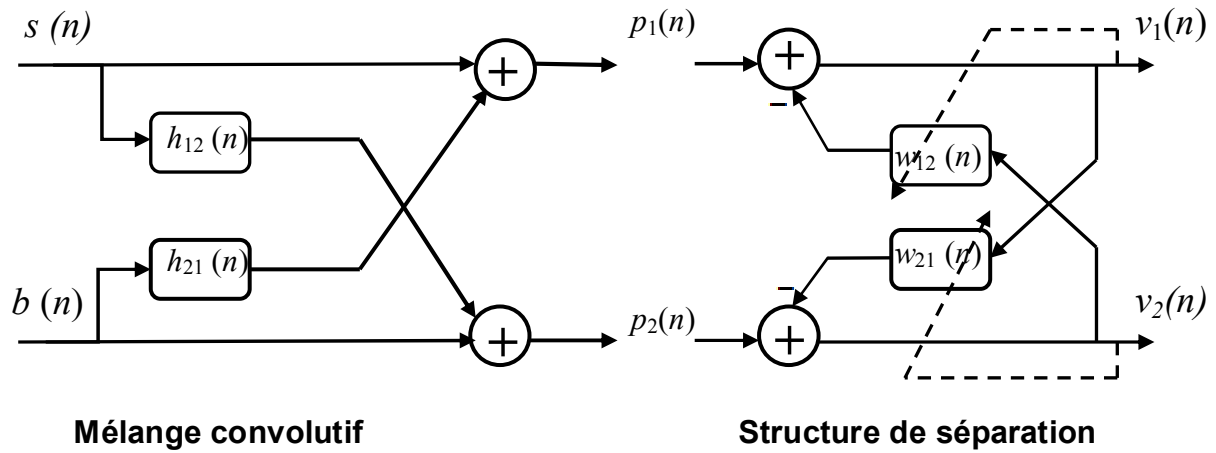
$$u_1(n) = s(n) * [\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n)] \quad (1.20)$$

$$u_2(n) = b(n) * [\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n)] \quad (1.21)$$

## b. Structure réursive (Backward)



Dans cette structure, on a deux microphones et deux sorties, chaque sortie du système de séparation est une combinaison linéaire d'une observation  $p_i(n)$  et de l'autre sortie  $v_i(n)$ , l'analyse de cette structure est complexe [21].



**Figure1. 8** : Structure de séparation de source réursive (Backword).

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

$$v_1(n) = p_1(n) - v_2(n) * w_{21}(n) \quad (1.22)$$

$$v_2(n) = p_2(n) - v_1(n) * w_{12}(n) \quad (1.23)$$

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

$$v_1(n) = [b(n) * (h_{21}(n) - w_{21}(n)) + s(n) * (\delta(n) - h_{21}(n) * w_{21}(n))] * (\delta(n) - w_{12}(n) * w_{21}(n)) - 1 \quad (1.24)$$

$$v_2(n) = [s(n) * (h_{12}(n) - w_{12}(n)) + b(n) * (\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n))] * (\delta(n) - w_{21}(n) * w_{12}(n)) - 1 \quad (1.25)$$

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

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

$$v_1(n) = s(n) \quad (1.26)$$

$$v_2(n) = b(n) \quad (1.27)$$

## 1.7. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons passé en revue des notions fondamentales du signal de parole, ses applications, ainsi que les différents types du bruit pouvant affecter ce signal. Pour débruiter le signal de parole, plusieurs techniques existent dans la littérature. Nous présentons donc une de ces techniques, filtrage adaptatif, dans le prochain chapitre.

## Chapitre 2 : Filtrage et Filtrages adaptatifs

---

### 2.1 Introduction

Dans le domaine du traitement de la parole plusieurs techniques ont été proposées pour la réduction du bruit et le rehaussement de la parole.

Ce chapitre présente les principales techniques adaptatives et les algorithmes du gradient stochastique LMS et NLMS.

### 2.2 Filtre de Wiener

Le filtrage de Wiener est parmi les méthodes de débruitage classiques les plus utilisées. Il est adéquat pour les situations dans lesquelles le signal ou le bruit sont stationnaires. L'approche consiste alors à minimiser l'erreur quadratique moyenne (EQM) entre le signal désiré et la sortie du filtre linéaire. Supposant que le signal original et le bruit sont décorrélés (c'est-à-dire :  $E\{b(n)x(n)\} = 0$ ) [15].

La représentation du problème statistique du filtrage est donnée par la figure 2.1 :

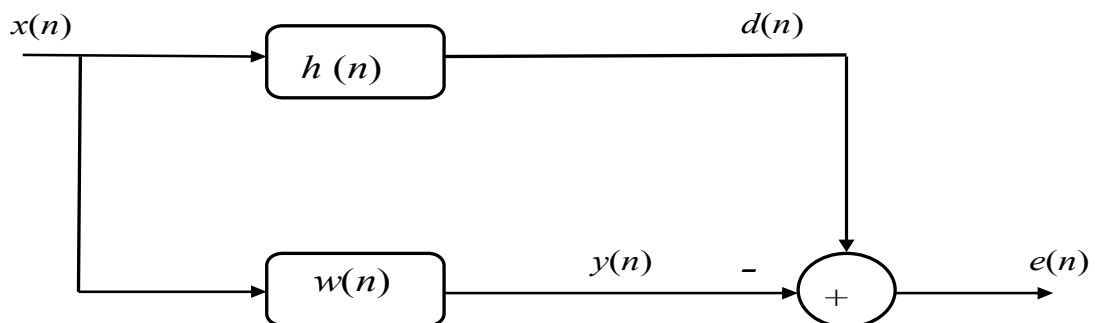


Figure 2. 1 :Schéma du filtrage de Wiener.

Où :

$x(n)$  : Le signal d'entrée.

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

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

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

$e(n)$  : Le signal d'erreur entre la réponse désirée et la sortie du filtre.

$d(n)$  : Le signal désiré (référence).

Donc, le principe du filtre de Wiener est de trouver en sortie une réponse  $y(n)$ , la plus proche possible d'une réponse désirée  $d(n)$ , en minimisant l'erreur quadratique moyenne (EQM) [16].

### a. Formulation du problème

On a un ensemble d'échantillons d'un signal d'entrée  $\{x(0), x(1), x(2) \dots\}$  et un ensemble d'échantillons d'une réponse désirée  $\{d(0), d(1), d(2) \dots\}$  [17].

Le signal de sortie  $y(n)$  est :

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

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

avec :  $L$  la longueur du filtre  $w(n)$

Pour optimiser la séparation d'un signal et d'un bruit et atténuer la distorsion apportée par un filtre à un signal, pour trouver les paramètres  $\{w_0, w_1, w_2 \dots\}$  on doit minimiser l'erreur quadratique moyenne (EQM ou MSE en anglais) selon le principe du filtre de Wiener.

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

où

$j$ : La fonction cout « l'erreur quadratique moyenne »

$E$ : L'espérance mathématique.

Le signal d'erreur est donné par :

$$e(n) = d(n) - y(n) = d(n) - \sum_{i=0}^{L-1} w(n)x(n-i) \quad (2.3)$$

C'est plus pratique d'utiliser une notation vectorielle pour la sortie du filtre

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

$$= \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n) = \mathbf{x}^T(n) \mathbf{w}(n) \quad (2.4)$$

où :

$$\mathbf{w}(n) = [w_0(n), w_1(n) \dots w_{L-1}(n)]^T \quad (2.5)$$

$$\mathbf{x}(n) = [x(n), x(n-1) \dots x(n-L+1)]^T \quad (2.6)$$

$\mathbf{w}(n)$  : est un vecteur de longueur  $L$  contenant les coefficients du filtre adaptatif.

$\mathbf{x}(n)$  : est le vecteur des  $L$  données d'entrée les plus récentes.

### b. Principe d'orthogonalités

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

On va dériver le critère de l'EQM par rapport aux coefficients du filtre, et en posant ce dernier égale à zéro [17] .

$$\frac{\partial j}{\partial \mathbf{w}} = \mathbf{0}_{L \times 1} \quad (2.7)$$

On a:

$$\frac{\partial j}{\partial \mathbf{w}} = 2E \left\{ e(n) \frac{\partial e(n)}{\partial \mathbf{w}} \right\} \quad (2.8)$$

$$= -2E \{ e(n) \mathbf{x}(n) \} \quad (2.9)$$

Par conséquent, à l'optimum, on a:

$$E \{ e_{min}(n) \mathbf{x}(n) \} = \mathbf{0}_{L \times 1} \quad (2.10)$$

Avec :  $e_{min}(n)$  est l'erreur pour laquelle  $j$  est minimisé (c.à.d. pour le filtre optimal).

Le principe d'orthogonalité signifiant que toutes les entrées  $x(n-i)$ ,  $0 \leq i \leq L-1$  sont décorrélées de l'erreur  $e_{min}(n)$  [18]. À l'optimum on a aussi le signal d'erreur  $e_{min}(n)$  est orthogonale à la sortie du filtre  $y(n)$ .

### c. Equation de Wiener-Wopt

En développant l'équation (2.10), nous obtenons :

$$E \{ \mathbf{x}(n) [d(n) - \mathbf{x}^T(n) \mathbf{w}_{opt}] \} = \mathbf{0}_{L \times 1} \quad (2.11)$$

Il est possible d'écrire :

$$E \{ \mathbf{x}(n) \mathbf{x}^T(n) \} \mathbf{w}_{opt} = E \{ \mathbf{x}(n) d(n) \} \quad (2.12)$$

Le filtre optimal ou la solution optimale de Wiener est donnée par :

$$R\mathbf{w}_{opt} = \mathcal{P} \leftrightarrow \mathbf{w}_{opt} = R^{-1} \mathcal{P} \text{ .[Equation de Wiener-Wopt]}$$

$$R = E\{\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)\} \text{ (2.13)}$$

$$\mathcal{P} = E\{\mathbf{x}(n)d(n)\} \text{ (2.14)}$$

$R$  : est la matrice d'autocorrélation du signal d'entrée  $x(n)$ . Cette matrice est définie positive, de Toeplitz et symétrique.

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

Dans un environnement stationnaire, le filtre de Wiener est la solution linéaire dite optimale au sens EQM au problème de filtrage. Le filtre de Wiener nécessite la connaissance de certains paramètres statistiques, en réalité ces derniers peuvent être inconnus.

Pour surmonter cette limitation, on utilise un filtre adaptatif qui estime périodiquement, le plus souvent à chaque échantillon, les coefficients du filtre selon un algorithme choisi.

## 2.3. Filtrage adaptatif

### 2.3.1. Définition

Le filtrage adaptatif est très connu dans le domaine du traitement de signal. Il intervient quand il faut réaliser, simuler ou modéliser un système dont les caractéristiques évoluent dans le temps. Il conduit à la mise en œuvre du filtre à coefficients variables dans le temps. Les variations des coefficients sont définies par des critères d'optimisations et réalisées suivant des algorithmes d'adaptations, qui sont déterminés en fonction de l'application. Il est utilisé dans de nombreux systèmes, par exemple, dans le domaine de l'annulation d'écho acoustique, la réduction du bruit et le rehaussement de la parole [22].

### 2.3.2. Principe de base

Un filtre adaptatif est un filtre numérique dont les coefficients se modifient eux-mêmes en fonction des signaux extérieurs. Il est utilisé chaque fois qu'un environnement est mal connu ou changeant, ou pour supprimer des perturbations situées dans le domaine des fréquences du signal utile [23]. Le principe du filtrage adaptatif est donné par la figure 2.2 :

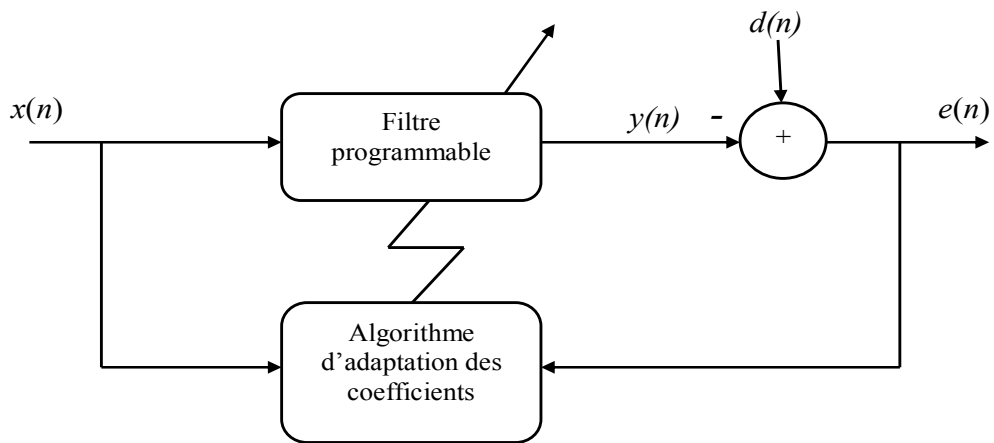


Figure 2. 2 : Principe d'un filtre adaptatif.

Avec :

$x(n)$  : Le signal d'entrée.

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

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

$e(n)$  : Le signal d'erreur entre la réponse désirée et la sortie du filtre.

$d(n)$  : Le signal désiré (référence).

La technique de filtrage adaptatif se décompose classiquement en deux étapes [23] :

- 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  $w$ .
- L'erreur d'estimation  $e(n) = d(n) - y(n)$  utilisée dans la partie adaptation pour mettre à jour les coefficients du filtre.
- Une étape d'adaptation qui permet d'ajuster les coefficients du filtre adaptatif  $w$  suivant un algorithme donné.

Les filtres adaptatifs peuvent être classés en fonction des choix qui sont faits sur les points suivants [19] :

- 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.

## 2.4. Applications du filtrage adaptatif

Le filtrage adaptatif est un outil puissant en traitement du signal, communications numériques, et contrôle automatique, on peut identifier quatre classes d'applications [19] :

- ✓ L'annulation d'interférences (réduction du bruit, annulation d'écho) : Le signal d'entrée est corrélé avec un signal de référence.
- ✓ Identification de système : Le filtre adaptatif et le système à identifier reçoivent le même signal.
- ✓ La modélisation inverse : Le filtre adaptatif est en série avec un système inconnu.
- ✓ Prédiction linéaire : Le signal désiré est le signal d'entrée avant un délai.

## 2.5. Définition d'un algorithme adaptatif

Un algorithme est une procédure utilisée pour ajuster les coefficients du filtre adaptatif par ordre pour minimiser un critère prescrite ; il est déterminé par la définition de la méthode de recherche (ou algorithme de minimisation) [6].

## 2.6. Critères de comparaison et choix des algorithmes adaptatifs

Le choix de l'algorithme se fera en fonction des critères qui sont résumés dans la table 2.1 :

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

**Tableau 2. 1** : Critères de comparaison des algorithmes adaptatifs [6].



## 2.7. Algorithmes du gradient

### 2.7.1. Algorithme du gradient stochastique LMS

L'algorithme LMS est l'un des algorithmes adaptatifs les plus populaires pour le calcul des coefficients d'un filtre grâce à sa robustesse et sa simplicité de calcul. C'est un algorithme qui minimise l'erreur quadratique moyenne entre un signal désiré et celui d'estimation, c'est-à-dire l'erreur [15].

La figure (2.3) représente un schéma du principe de l'algorithme LMS :

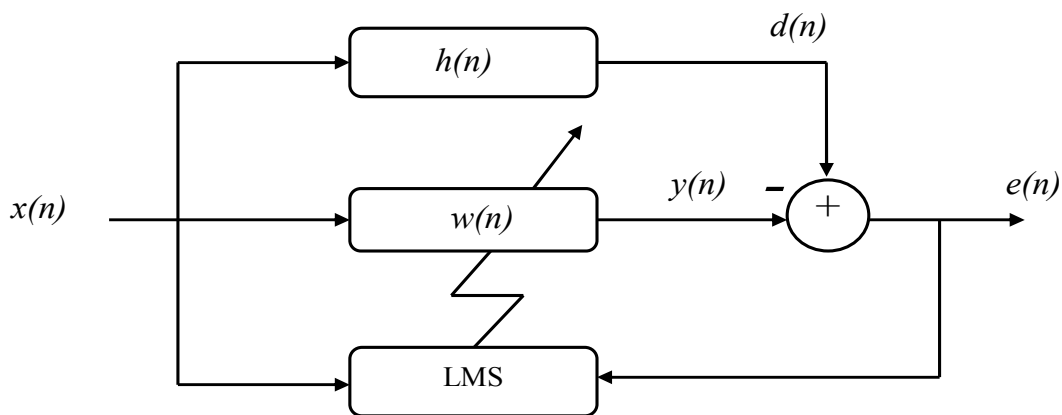


Figure 2. 3 :Schéma représentatif de l'algorithme LMS.

où :

$x(n)$  : Le signal d'entrée.

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

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

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

$e(n)$  : Le signal d'erreur entre la réponse désirée et la sortie du filtre.

$d(n)$  : Le signal désiré (référence).

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

$$e(n) = d(n) - y(n) = d(n) - \mathbf{x}^T(n) \mathbf{w}(n) \quad (2.15)$$

où :

$T$  : est la transposée du vecteur.

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

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

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \frac{1}{2} \mu \frac{\partial j[\mathbf{w}(n)]}{\partial \mathbf{w}(n)} \quad (2.16)$$

avec :  $\mu$  est le pas d'adaptation qui contrôle la convergence du filtre adaptatif  $\mathbf{w}(n)$ .

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

$$\begin{aligned} \frac{\partial j[\mathbf{w}(n)]}{\partial \mathbf{w}(n)} &= -2E\{\mathbf{x}(n)e(n)\} \\ &= -2E\{\mathbf{x}(n)d(n)\} + 2E\{\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)\}\mathbf{w}(n) \\ &= -2\mathbf{P} + 2\mathbf{R}\mathbf{w}(n) \end{aligned} \quad (2.17)$$

Dans le cas de l'algorithme LMS, ( $\mathbf{P}$  le vecteur d'intercorrélation entre le vecteur du signal d'entrée et le signal désiré), et ( $\mathbf{R}$  la matrice d'autocorrélation du signal) sont estimé par :

$$\hat{\mathbf{R}}(n) = \mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n) \quad (2.18)$$

$$\hat{\mathbf{P}}(n) = \mathbf{x}(n)d(n) \quad (2.19)$$

L'équation de mise à jour est donnée par :

$$\begin{aligned} \mathbf{w}(n+1) &= \mathbf{w}(n) + \mu[\hat{\mathbf{P}}(n) - \hat{\mathbf{R}}(n)\mathbf{w}(n)] \\ &= \mathbf{w}(n) + \mu \mathbf{x}(n)[d(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n)] \\ &= \mathbf{w}(n) + \mu \mathbf{x}(n)e(n) \end{aligned} \quad (2.20)$$

En outre, la condition de la stabilité nécessaire pour assurer le bon fonctionnement et la convergence de l'algorithme LMS vers la solution optimale, est donnée par :

$$0 < \mu \leq \frac{1}{\lambda_{max}} \quad (2.21)$$

avec  $\lambda_{max}$  représente la valeur propre maximale de la matrice d'autocorrélation du signal d'entrée.

Toutes les équations de l'algorithme LMS sont résumées dans le tableau 2.2 :

<p><math>L</math> : la taille du filtre</p> <p><math>\mu</math> : pas d'adaptation</p> $\mathbf{w}(n) = [w(n), w(n-1) \dots w(n-L+1)]$ $\mathbf{x}(n) = [x(n-1), x(n-2) \dots x(n-L)]$
<p>Calcul de la sortie de filtre</p> $\mathbf{y}(n) = \mathbf{x}^T(n) \mathbf{w}(n)$ <p>Calcul de l'erreur</p> $e(n) = d(n) - y(n)$ <p>Mise à jour des coefficients de filtre</p> $\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu \mathbf{x}(n)e(n)$

**Tableau 2. 2** :Algorithme LMS [15].

### 2.7.2.Algorithme du gradient stochastique normalisé (NLMS)

Une variante de l'algorithme LMS appelée algorithme LMS normalisé (Normalized LMS : NLMS), permet d'éviter l'inconvénient de l'algorithme LMS dont le pas d'adaptation est normalisé par l'énergie du signal d'entrée. Pour éviter des difficultés numériques (division par des petits nombres) quand l'énergie du signal d'entrée est petite, on ajoute un paramètre  $\varepsilon$ , où  $\varepsilon > 0$  est un paramètre de régularisation [9].

L'algorithme NLMS est résumé dans le tableau 2.3 :

<p><math>L</math> : la taille du filtre</p> <p><math>\mu</math> : pas d'adaptation</p> $\mathbf{w}(n) = [w(n), w(n-1) \dots w(n-L+1)]$ $\mathbf{x}(n) = [x(n-1), x(n-2) \dots x(n-L)]$
--

<p>Calcul de la sortie du filtre</p> $y(n) = \mathbf{x}^T(n) \mathbf{w}(n)$ <p>Calcul de l'erreur</p> $e(n) = d(n) - y(n)$ <p>Mise à jour des coefficients de filtre</p> $\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\mu}{\varepsilon + \mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)} \mathbf{x}(n)e(n)$ <p>Où : <math>\mu</math> est le pas d'adaptation de l'algorithme NLMS, la condition suffisante de stabilité et de convergence est donnée par</p> $0 < \mu < 2$
--

**Tableau 2. 3** :Algorithme NLMS [15]

## 2.8. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le principe du filtrage adaptatif et ses applications, puis nous avons fait une étude sur les deux algorithmes adaptatifs du gradient stochastique (LMS et LMS Normalisé).

Dans le prochain chapitre, nous allons présenter notre nouvel algorithme automatique dédié pour la réduction du bruit acoustique bi-capteurs.

# Chapitre 3 :Nouvelalgorithmede réduction automatique du bruit acoustique

---

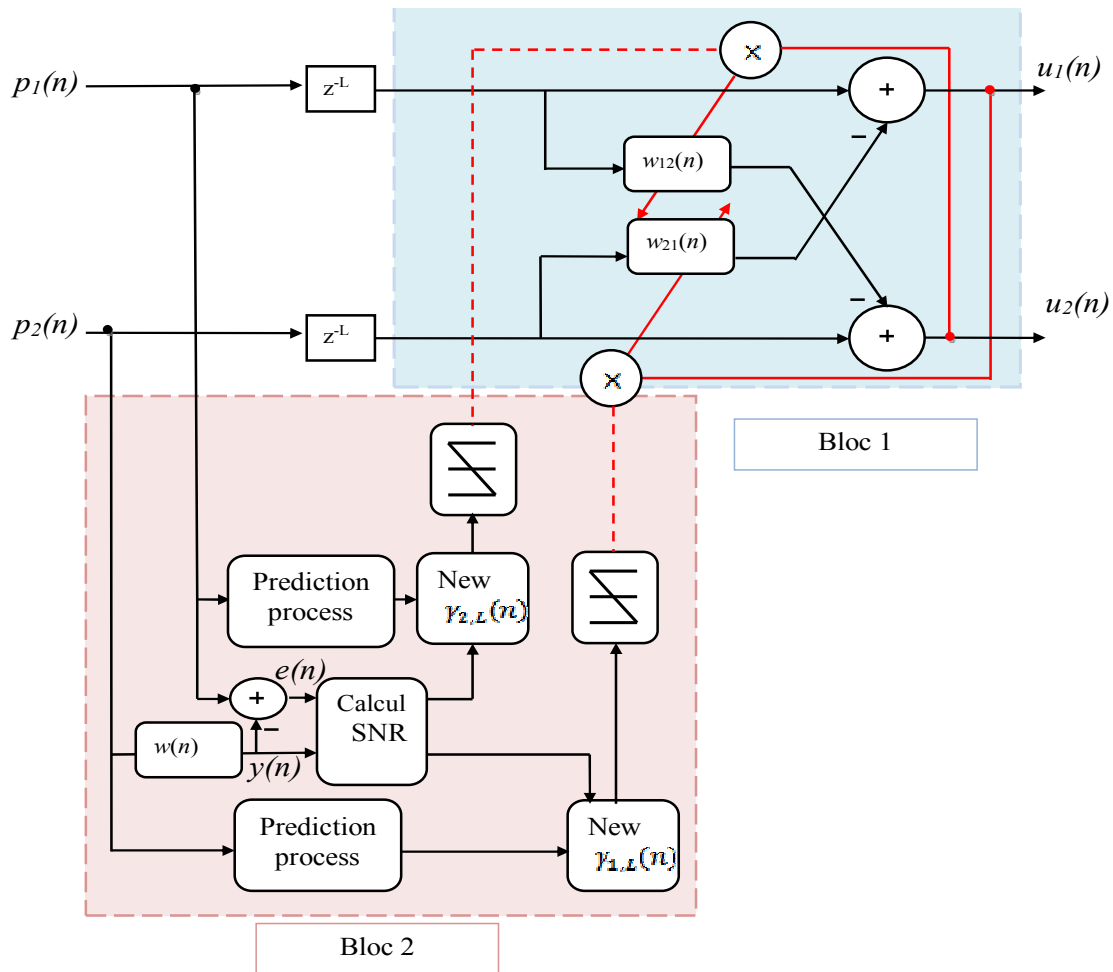
## 3.1 Introduction

Dans le présent chapitre, nous traitons le problème de la réduction de bruit et le rehaussement de la parole par un nouvel algorithme de filtrage adaptatif utilisant la structure de séparation de source aveugle directe (FBSS) en se basant sur la variable de vraisemblance.

## 3.2. Réduction du bruit par l'algorithme ASFTF

### 3.2.1. Principe

Dans ce travail, nous proposons une nouvelle approche pour l'amélioration de la parole et la réduction du bruit illustrée dans la figure 3.1. L'approche que nous proposons dans le cadre de ce projet de fin d'étude est basée sur l'exploitation de la maîtrise de certains paramètres de l'algorithme FTF simplifié (SFTF) afin d'automatiser son mécanisme de fonctionnement avec le signal de parole. Nous nous sommes orienter vers la variable de vraisemblance pour contrôler automatiquement son fonctionnement en utilisant le rapport signal à bruit (SNR). Cette idée est bien schématisée dans la figure donnée ci-dessous.



**Figure 3. 1** : Structure de l'annulation du bruit par l'algorithme proposé.

avec :

$w_{12}(n), w_{21}(n)$  : les filtres adaptatifs.

$u_1(n)$  et  $u_2(n)$  : les sorties de l'algorithme proposé.

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

$\gamma_{1,L}(n)$  et  $\gamma_{2,L}(n)$  : les deux variables de vraisemblance.

Ce schéma est composé de deux Bloc synchronisés par des retards qui sont donnés comme suit :

- **Le premier Bloc** : représente la structure FBSS dont on utilise deux filtres adaptatifs. Ces deux filtres adaptatifs seront adaptés avec des gains de Kalman et qui seront délivrés par le Bloc 2 où un algorithme SFTF automatique est proposé.

- **Le deuxième Bloc** : représente la structure de notre algorithme automatique proposé(ASFTF) combiné avec la structure de séparation de source Forward (voir Figure 3.1) et qui est basé sur la formulation mathématique suivante:

D'après cette nouvelle structure modifiée, les équations des deux signaux obtenus en sortie de cet algorithme ASFTF sont décrites comme suit :

$$u_1(n) = p_1(n) - \mathbf{w}_{21}^T(n)\mathbf{p}_2(n) \quad (3.1)$$

$$u_2(n) = p_2(n) - \mathbf{w}_{12}^T(n)\mathbf{p}_1(n) \quad (3.2)$$

avec :  $\mathbf{p}_1(n) = [p_1(n), p_1(n-1) \dots \dots \dots, p_1(n-L+1)]$

$$\mathbf{p}_2(n) = [p_2(n), p_2(n-1) \dots \dots \dots, p_2(n-L+1)]$$

Les équations de mise à jour des deux filtres adaptatifs sont données par :

$$\mathbf{w}_{21}(n) = \mathbf{w}_{21}(n-1) + \mathbf{k}_2(n)u_1(n) \quad (3.3)$$

$$\mathbf{w}_{12}(n) = \mathbf{w}_{12}(n-1) + \mathbf{k}_1(n)u_2(n) \quad (3.4)$$

avec  $\mathbf{k}_1(n)$  et  $\mathbf{k}_2(n)$  représentent les vecteurs de gains d'adaptation qui sont donnés par :

$$\mathbf{k}_1(n) = \gamma_{1,L}(n)\widehat{\mathbf{k}}_1(n) \quad (3.5)$$

$$\mathbf{k}_2(n) = \gamma_{2,L}(n)\widehat{\mathbf{k}}_2(n) \quad (3.6)$$

où, les variables  $\gamma_{1,L}(n)$  et  $\gamma_{2,L}(n)$  représentent les premières variables de vraisemblance qui sont utilisées pour mettre à jour les deux filtres et sont données par la suite.

$\widehat{\mathbf{k}}_1(n)$ ,  $\widehat{\mathbf{k}}_2(n)$  sont des vecteurs de gains de Kalman qui sont donnés par :

$$\begin{bmatrix} \widehat{\mathbf{k}}_1(n) \\ c_1(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \widehat{\mathbf{k}}_1(n-1) \end{bmatrix} + \varphi_1(n) \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{a}_{1,p} \\ 0_{L-p} \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

$$\begin{bmatrix} \widehat{\mathbf{k}}_2(n) \\ c_2(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \widehat{\mathbf{k}}_2(n-1) \end{bmatrix} + \varphi_2(n) \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{a}_{2,p} \\ 0_{L-p} \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

où,  $c_1(n)$  et  $c_2(n)$  sont les dernières composantes inutilisées des deux vecteurs gains de Kalman.

Les variables  $\varphi_1(n)$  et  $\varphi_2(n)$  sont données respectivement par :

$$\varphi_1(n) = \frac{e_1(n)}{\lambda\alpha_1(n)+c_a} \quad (3.9)$$

$$\varphi_2(n) = \frac{e_2(n)}{\lambda\alpha_2(n)+c_a} \quad (3.10)$$

où  $\lambda$  est le facteur d'oubli qui permet d'oublier le passé le plus lointain, il doit être choisi entre 0 et 1. Le paramètre  $c_a$  est une petite constante utilisée pour éviter la division par 0.

Les paramètres  $\alpha_1$  et  $\alpha_2$  représentent les variances d'erreur de prédiction et sont données par :

$$\alpha_1(n) = \lambda\alpha_1(n-1) + \gamma_{1,p}e^2_1(n) \quad (3.11)$$

$$\alpha_2(n) = \lambda\alpha_2(n-1) + \gamma_{2,p}e^2_2(n) \quad (3.12)$$

où,  $\gamma_{1,p}$  et  $\gamma_{2,p}$  sont les secondes variables de vraisemblance qui sont utilisées pour mettre à jour  $\alpha_1(n)$  et  $\alpha_2(n)$ .

Les erreurs de prédiction  $e_1(n)$  et  $e_2(n)$  sont calculées par les équations suivantes :

$$e_1(n) = p_1(n) - \mathbf{a}_{1,p}(n)\mathbf{p}_{1,p}(n-1) \quad (3.13)$$

$$e_2(n) = p_2(n) - \mathbf{a}_{2,p}(n)\mathbf{p}_{2,p}(n-1) \quad (3.14)$$

Où,  $\mathbf{p}_{1,p}$  et  $\mathbf{p}_{2,p}$  sont deux vecteurs qui représentent les derniers P échantillons des deux signaux de mélange  $p_1(n)$  et  $p_2(n)$  respectivement.

$\mathbf{a}_{1,p}$  et  $\mathbf{a}_{2,p}$  sont les paramètres prédicteurs directs de l'ordre P qui sont donnés par :

$$\mathbf{a}_{1,p}(n) = \eta(\mathbf{a}_{1,p}(n-1) - \gamma_{1,L}(n)\hat{\mathbf{k}}_{1,p}(n-1)e_1(n)) \quad (3.15)$$

$$\mathbf{a}_{2,p}(n) = \eta(\mathbf{a}_{2,p}(n-1) - \gamma_{2,L}(n)\hat{\mathbf{k}}_{2,p}(n-1)e_2(n)) \quad (3.16)$$

Où,  $\hat{\mathbf{k}}_{1,p}(n)$  et  $\hat{\mathbf{k}}_{2,p}(n)$  sont les premiers P éléments de  $\hat{\mathbf{k}}_1(n)$  et  $\hat{\mathbf{k}}_2(n)$  respectivement.

Et la constante  $\eta$  qui est proche de un est appelée le facteur de régularisation (facteur de contrôle du prédicteur) qui permet aux prédicteurs d'avoir des valeurs inférieures à un. Les premières variables de vraisemblance sont données par :



$$\gamma_{1,L}(n) = \frac{1}{1-\psi_1(n)} ; \text{ Dans chaque période de N échantillons on fait : } \gamma_{1,L}(n) = \eta\gamma_{1,L} \quad (3.17)$$

$$\gamma_{2,L}(n) = \frac{1}{1-\psi_2(n)} ; \text{ Dans chaque période de N échantillons on fait : } \gamma_{2,L}(n) = \eta\gamma_{2,L} \quad (3.18)$$

Où,  $\psi_1(n)$  et  $\psi_2(n)$  sont données par les formules suivantes :

$$\psi_1(n) = \psi_1(n-1) - \varphi_1(n)e_1(n) + \varphi_1(n-L)e_1(n-L) \quad (3.19)$$

$$\psi_2(n) = \psi_2(n-1) - \varphi_2(n)e_2(n) + \varphi_2(n-L)e_2(n-L) \quad (3.20)$$

Les secondes variables de vraisemblance sont données par :

$$\gamma_{1,p}(n) = \frac{1}{1-\phi_1(n)} ; \text{ Dans chaque période de N échantillons on}$$

$$\text{fait : } \gamma_{1,p} = \eta\gamma_{1,p}(n) \quad (3.21) \quad \gamma_{2,p}(n) = \frac{1}{1-\phi_2(n)} ; \text{ Dans chaque période de N échantillons on}$$

$$\text{fait : } \gamma_{2,p} = \eta\gamma_{2,p}(n) \quad (3.22)$$

Avec  $\phi_1(n)$  et  $\phi_2(n)$  sont donnés par :

$$\phi_1(n) = \phi_1(n-1) - \varphi_1(n)e_1(n) + \varphi_1(n-L+P)e_1(n-L+P) \quad (3.23)$$

$$\phi_2(n) = \phi_2(n-1) - \varphi_2(n)e_2(n) + \varphi_2(n-L+P)e_2(n-L+P) \quad (3.24)$$

**Prise de décision** : dans le nouvel algorithme proposé, les variables de vraisemblance

$\gamma_{1,L}(n)$  et  $\gamma_{2,L}(n)$ , sont modifiées selon le schéma de décision donné par la relation (3.25) suivante :

$$\begin{cases} \text{Si } SNR > SNR_{seuil} \rightarrow \begin{cases} \gamma_{1,L} \neq 0 & , w_{21}(n) \rightarrow \text{adaptation} \\ \gamma_{2,L} = 0 & , w_{12}(n) \rightarrow \text{pas d'adaptation} \end{cases} \\ \text{sinon} \rightarrow \begin{cases} \gamma_{1,L} = 0 & , w_{21}(n) \rightarrow \text{pas d'adaptation} \\ \gamma_{2,L} \neq 0 & , w_{12}(n) \rightarrow \text{adaptation} \end{cases} \end{cases} \quad (3.25)$$

Le mécanisme automatique de la relation (3.25) permet l'adaptation des filtres adaptatifs  $w_{12}(n)$  et  $w_{21}(n)$  alternativement. Les principaux paramètres de commande des deux variables de vraisemblances sont déterminés en fonction de l'estimation du SNR par rapport à un seuil  $SNR_{seuil}$ , cette comparaison permet de déterminer les périodes de l'activité vocale (adaptation) et les périodes de silence (pas d'adaptation).

Nous notons que la prise de décision est fonction du RSB qui est calculé comme suit:

$$SNR = 10 \log_{10} \left( \frac{E_y}{E_e} \right) \quad (3.25)$$

avec  $E_y = \sum_{n=1}^M y^2(n)$  et  $E_e = \sum_{n=1}^M e^2(n)$  représentent l'énergie de la sortie du filtre  $w(n)$  et l'énergie de l'erreur du filtrage de ce dernier. On note que dans notre algorithme, nous avons utilisé l'algorithme NLMS pour adapter le filtre  $w(n)$  [5].

Toutes les équations de l'algorithme ASFTF sont résumées dans le tableau 3.1 :

<p><math>L</math> : la taille du filtre</p> <p><math>N</math> : nombre d'itérations</p> <p><math>\lambda</math> : facteur d'oubli</p> <p><math>\mathbf{w}_{21}(n) = [w_{21}(n), w_{21}(n-1) \dots w_{21}(n-L+1)]</math></p> <p><math>\mathbf{w}_{12}(n) = [w_{12}(n), w_{12}(n-1) \dots w_{12}(n-L+1)]</math></p> <p><math>\mathbf{p}_1(n) = [p_1(n), p_1(n-1) \dots \dots, p_1(n-L+1)]</math></p> <p><math>\mathbf{p}_2(n) = [p_2(n), p_2(n-1) \dots \dots, p_2(n-L+1)]</math></p> <p><b>Calcul des vecteurs de gains d'adaptation :</b></p> $\mathbf{k}_1(n) = \gamma_{1,L}(n) \widehat{\mathbf{k}}_1(n)$ $\mathbf{k}_2(n) = \gamma_{2,L}(n) \widehat{\mathbf{k}}_2(n)$ <p><math>\widehat{\mathbf{k}}_1(n)</math>, <math>\widehat{\mathbf{k}}_2(n)</math> sont des vecteurs de gains de Kalman.</p>
<p><b>Calcul de la sortie du filtre</b></p> $u_1(n) = p_1(n) - \mathbf{w}_{21}^T(n) \mathbf{p}_2(n)$ $u_2(n) = p_2(n) - \mathbf{w}_{12}^T(n) \mathbf{p}_1(n)$ <p><b>Calcul de l'erreur</b></p> $e_1(n) = p_1(n) - \mathbf{a}_{1,p}(n) \mathbf{p}_{1,p}(n-1)$ $e_2(n) = p_2(n) - \mathbf{a}_{2,p}(n) \mathbf{p}_{2,p}(n-1)$ <p><b>Mise à jour des coefficients de filtre</b></p> $\mathbf{w}_{21}(n) = \mathbf{w}_{21}(n-1) + \mathbf{k}_2(n) u_1(n)$ $\mathbf{w}_{12}(n) = \mathbf{w}_{12}(n-1) + \mathbf{k}_1(n) u_2(n)$

**Tableau 3.1** : Algorithme ASFTF.

### **3.3. Conclusion**

Dans cette partie nous avons proposé un nouvel algorithme de réduction du bruit acoustique (ASFTF), expliqué son principe de fonctionnement et donné ses formules mathématiques.

Dans le chapitre prochain nous allons présenter les résultats de simulation de cet algorithme.

## Chapitre 4 : Résultats de simulations

---

### 4.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous allons présenter les différents signaux utilisés dans ce travail tels que les signaux de parole, le bruit, les réponses impulsionnelles et les signaux de mélanges. Par la suite, nous donnerons les résultats de simulation de comparaison entre les deux algorithmes ASFTF et DFNLMS en évaluant les critères de mesures de performances.

### 4.2. Descriptions des signaux de simulations

Les signaux utilisés dans les simulations que nous allons détailler dans ce chapitre sont :

#### 4.2.1. Signal de parole

La Figure 4.1 illustre le signal de la parole originale  $s(n)$ , avec son spectrogramme. Ce signal correspond à un extrait prononcé par un locuteur masculin, de durée de 4 secondes, échantillonné à une fréquence d'échantillonnage de 8 kHz, le scénario de ce signal est : « Un loup s'est jeté immédiatement sur la petite chèvre »[13].

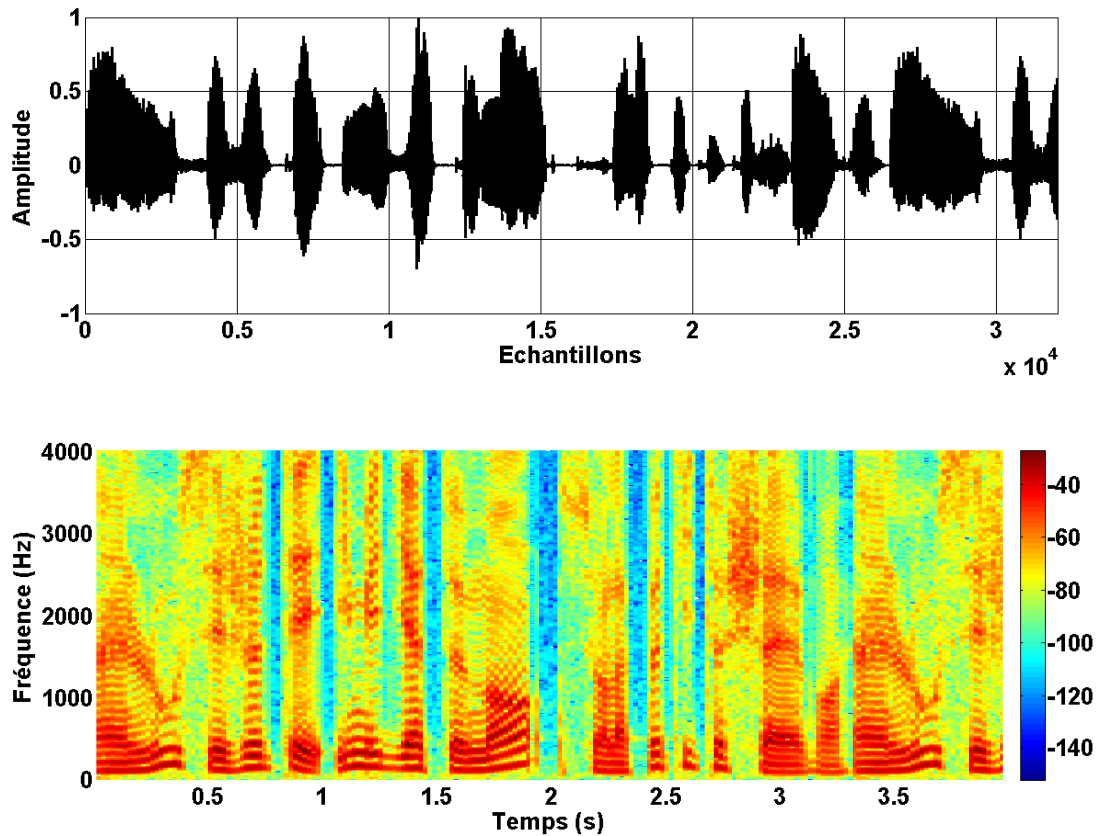


Figure 4. 1 : Signal de parole original avec son spectrogramme,  $F_e=8\text{KHz}$ .

#### 4.2.2. Signal du bruit

Nous avons utilisé deux types du bruit pour évaluer les performances des deux algorithmes qui sont : le bruit blanc et le bruit USASI (United States of American Standard Institute).

- Bruit blanc représenté dans la figure 4.2.
- Bruit USASI est souvent utilisé comme signal de test dans les applications acoustiques en raison de sa densité spectrale de puissance dont l'allure est relativement proche de celle de la parole [5]. Ce signal est représenté dans le domaine temporel par la Figure 4.3 :

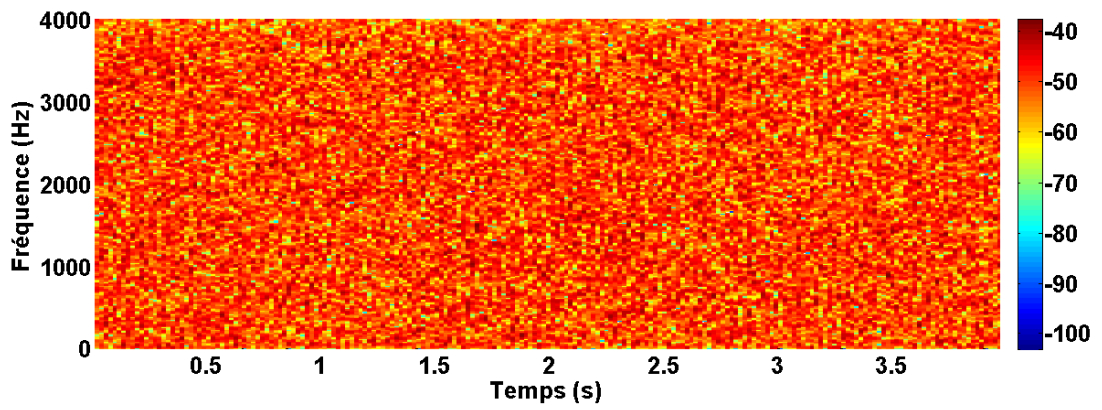
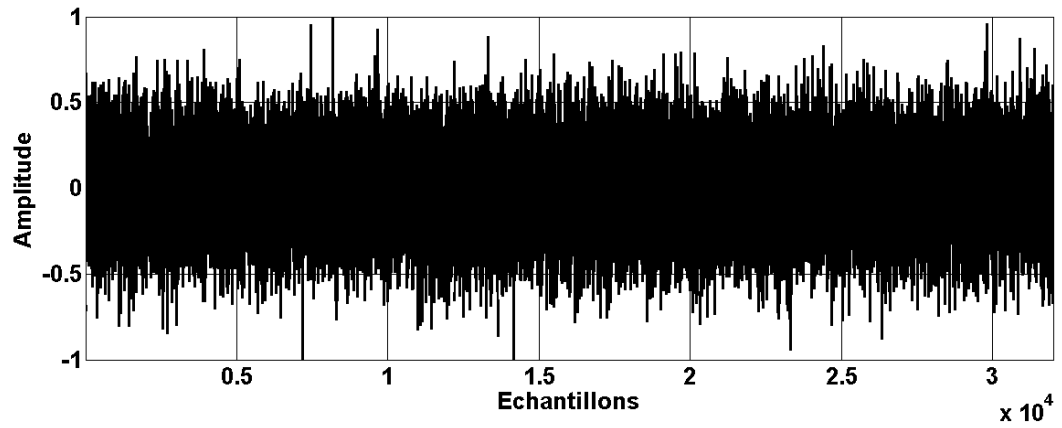


Figure 4. 2: Bruit blanc avec son spectrogramme, Fe=8KHz.

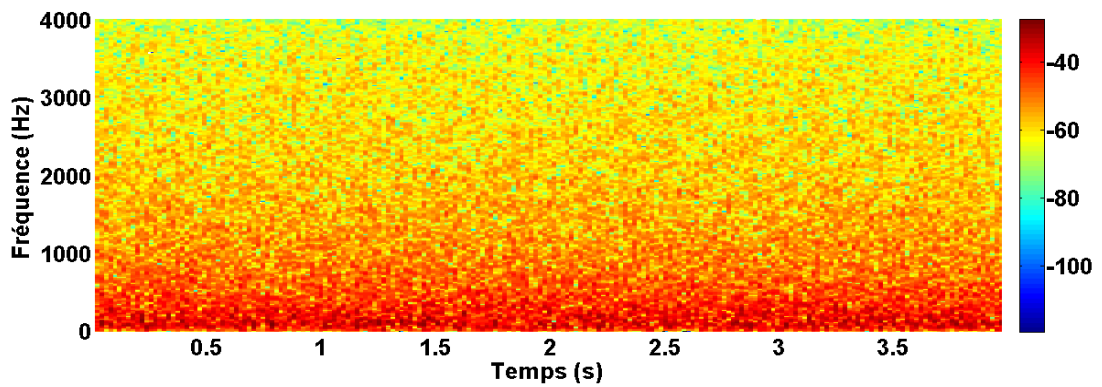
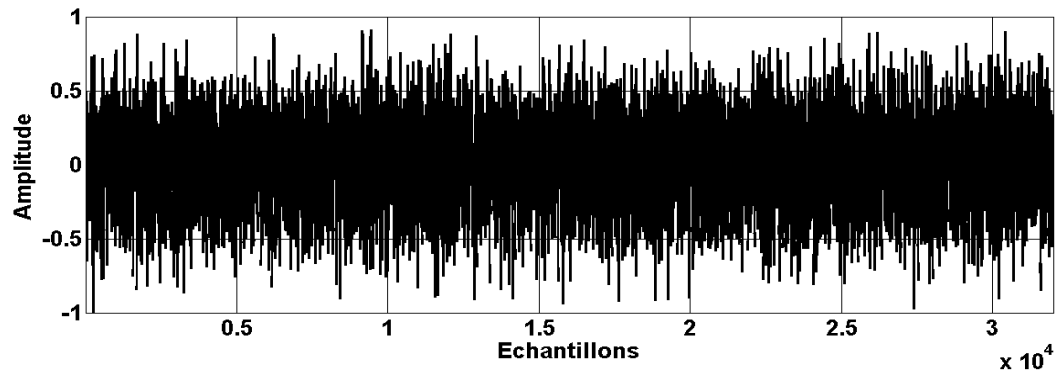


Figure 4. 3: Bruit USASI avec son spectrogramme, Fe=8KHz.

### 4.2.3. Réponses impulsionnelles

Nous avons utilisé deux exemples de réponses impulsionnelles  $h_{12}(n)$  et  $h_{21}(n)$ , elles sont représentées par des signaux aléatoires modulés avec une fonction exponentielle. Elles sont données par les figures 4.3 et 4.4, respectivement :

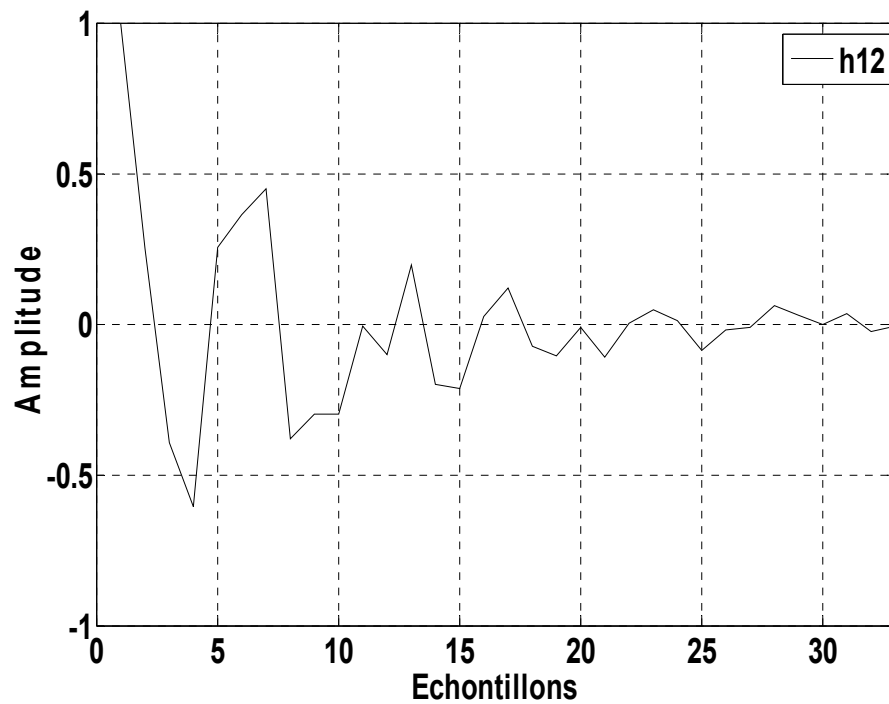


Figure 4. 4 :Exemple d'une réponse impulsionnelle  $h_{12}(n)$  avec  $L=32$ .

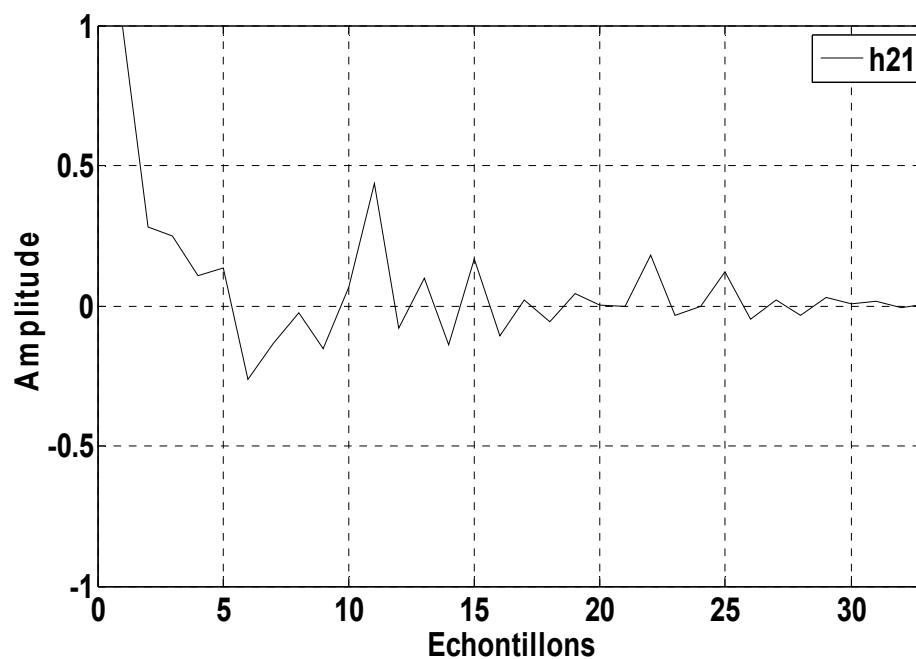


Figure 4. 5: Exemple d'une réponse impulsionnelle  $h_{21}(n)$  avec  $L=32$ .

#### 4.2.4. Signaux de mélanges

Nous présentons dans les figures 4.6 et 4.7 deux exemples de signaux de mélanges  $p_1(n)$  et  $p_2(n)$  dans le domaine temporel avec une valeur de  $SNR = 0 \text{ dB}$  sur les deux voies.

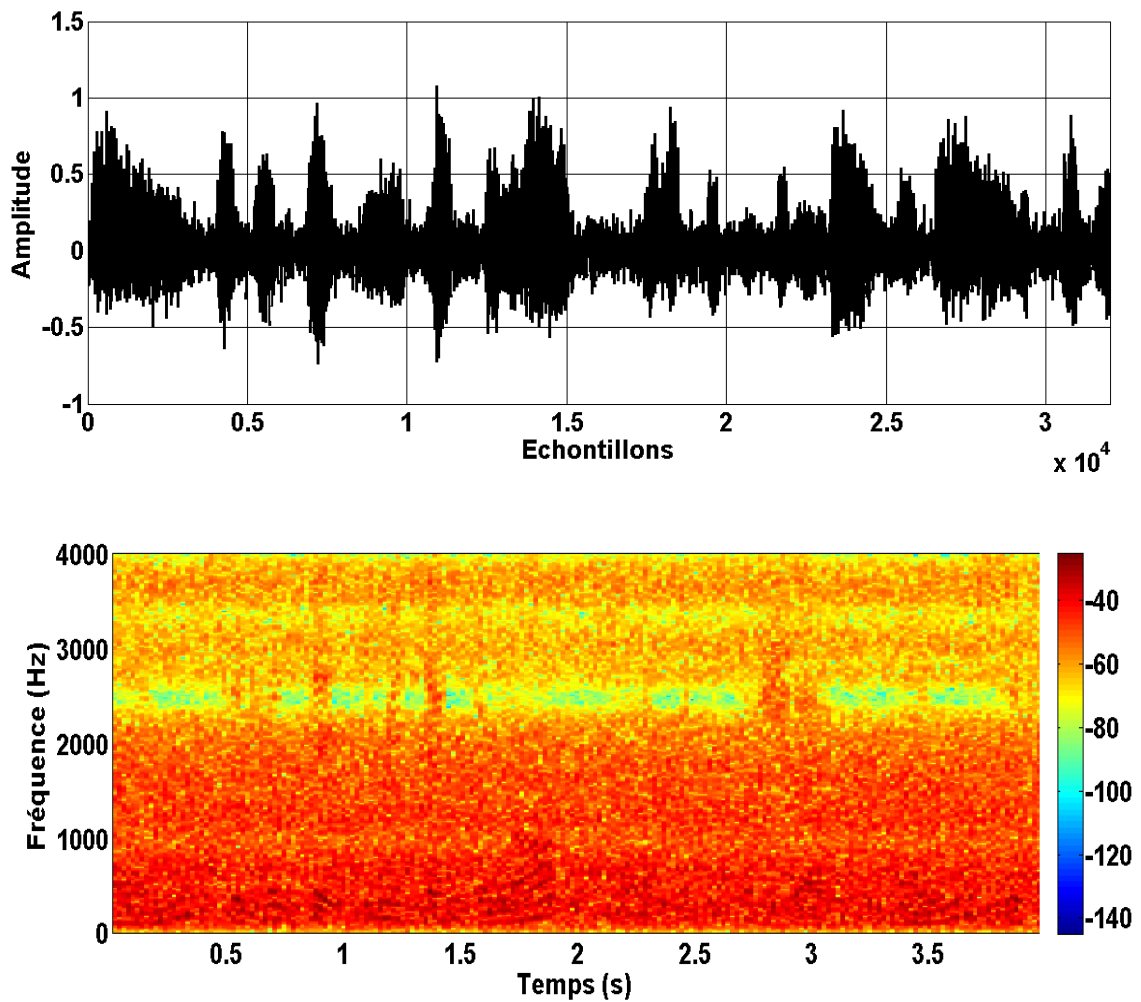
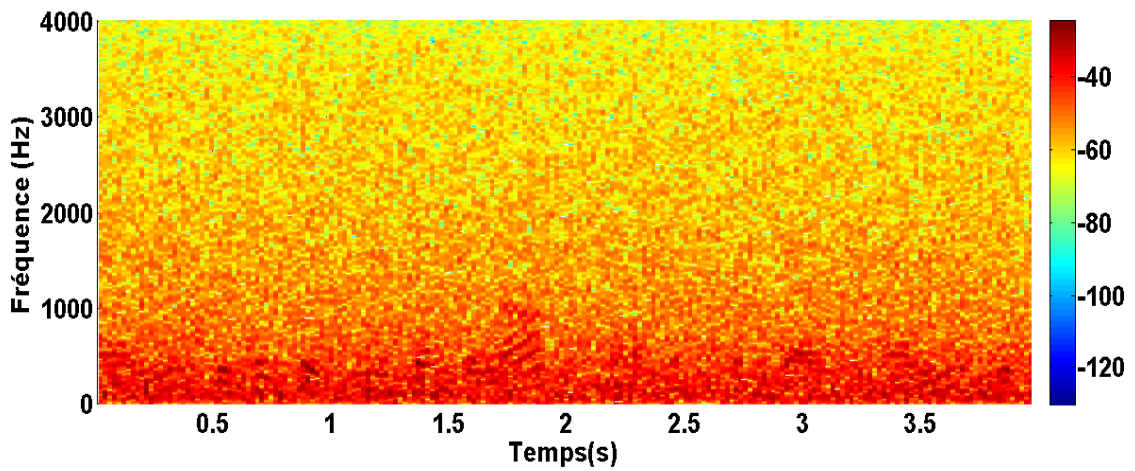
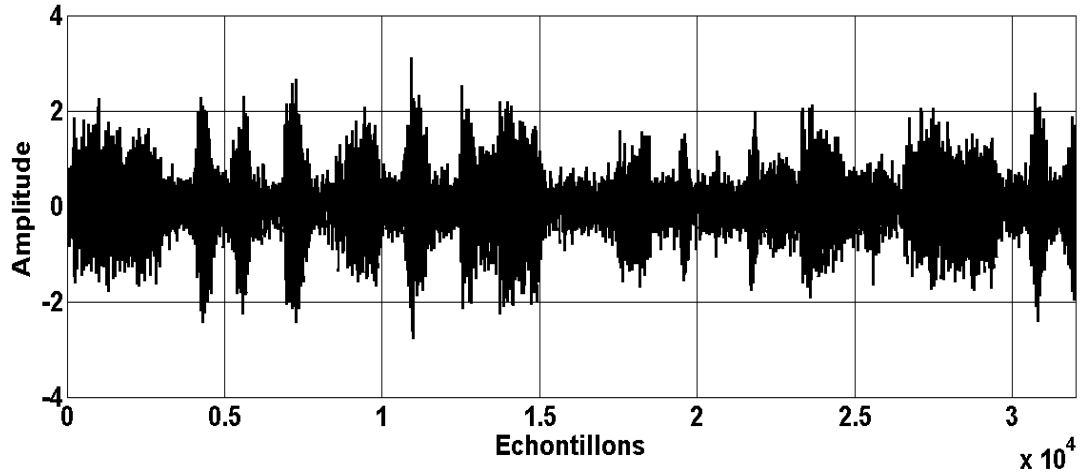


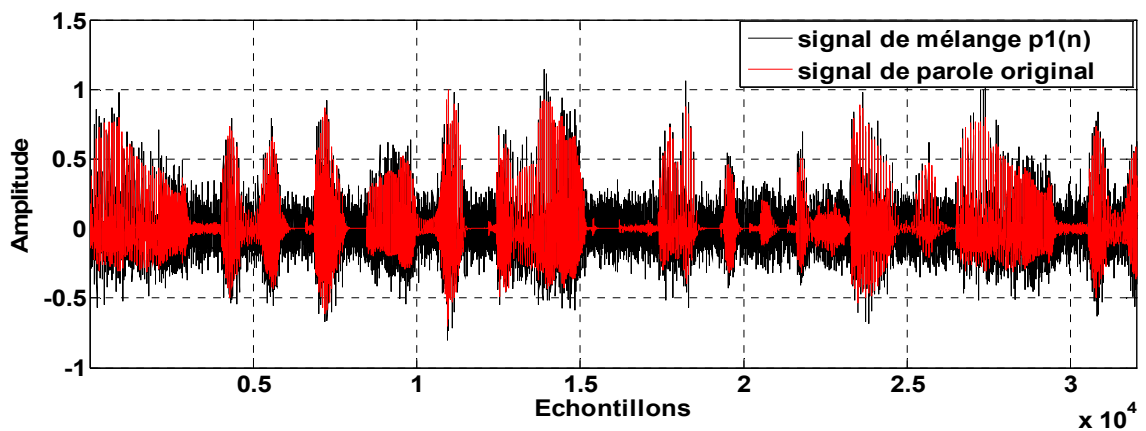
Figure 4. 6:Signal de mélange  $p_1(n)$  avec son spectrogramme.





**Figure 4. 7:**Signal de mélange  $p_2(n)$  avec son spectrogramme.

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



**Figure 4. 8:** Comparaison entre le signal de mélange  $p_1(n)$  et le signal de parole original.

### 4.3. Critère d'évaluations utilisées en simulations

Nous avons évalué quatre critères de mesure de performances des deux algorithmes qui sont le SegSNR (Segmental Signal to Noise Ratio), Le SegMSE (Segmental Mean Square Error), le SM (Système Mismatch) et la CD (Cepstrale Distance). Afin de faire une comparaison entre ces deux algorithmes (ASFTF et DFNLMS) en termes de ces quatre critères, nous utilisons un bruit USASI à l'entrée du système.

#### 4.3.1. Critère du SNR segmenté (SegSNR)

Ce critère du rapport signal sur bruit (SNR) permet de comparer les signaux de parole originaux et traités échantillon par échantillon. Pour quantifier la performance de réduction de bruit des deux algorithmes nous avons évalué SNR segmenté (SegSNR) donné par la formule suivante [24] :

$$SegSNR(dB) = 10 \log_{10} \frac{\sum_{n=0}^{T-1} |s(n)|^2}{\sum_{n=0}^{T-1} |s(n) - u_1(n)|^2} \quad (4.1)$$

Où :  $s(n)$  est le signal de parole original et  $u_1(n)$  est le signal de parole estimé, T est la longueur de la trame (nombre d'échantillons).

#### 4.3.2. Critère du MSE segmenté

Afin de quantifier le niveau du bruit résiduel en sortie de traitement, nous optons pour le critère de l'erreur quadratique moyenne segmenté (SegMSE) [17] :

$$SegMSE_{dB} = (20 \log_{10} \sum_{k=0}^{M-1} |u_1(k)|) \quad (4.2)$$

Où : M est la longueur de trame de la sortie  $u_1(n)$ .

#### 4.3.3. Critère de désajustement (Système Mismatch)

Le critère de désajustement est un critère robuste pour l'évaluation des performances des algorithmes, généralement utilisé pour comparer la vitesse de convergence des systèmes de réduction par des algorithmes adaptatifs ; nous utilisons l'abréviation SM (SM : System Mismatch) ce critère est défini par l'expression suivante :

$$SM_{dB} = 10 \log_{10} \left[ \frac{\|h_{21}(n) - w_{21}(n)\|^2}{\|h_{21}(n)\|^2} \right] \quad (4.3)$$

où :  $h_{21}$  représente le vecteur des coefficients du filtre réel (coefficients d'une réponse impulsionnelle, et  $w_{21}(k)$  représente le vecteur des coefficients du deuxième filtre adaptatif estimé [6].

#### 4.3.4. Critère de la Distance Cepstrale (DC)

Le critère de la distance cepstrale (CD : Cepstral Distance) est un critère de mesure objective pour valider la qualité du signal de parole traitée. Ce critère peut s'écrire par la formule suivante [6] :

$$DC(k) = \sum_{i=1}^T [TFI(\log(\|S(f_i, k)\|) - \log(\|U_1(f_i, k)\|))]^2 \quad (4.4)$$

Où :  $S(f_i, k)$  et  $U_1(f_i, k)$  sont les transformées de Fourier à court terme des signaux  $s(n)$  et  $u(n)$  respectivement, et  $f_i$  est la fréquence (discrétisée) de la transformée de Fourier.

### 4.4. Résultats de simulations de l'algorithme proposé

#### 4.4.1. Paramètres de simulation

Le tableau 4.1, représente les valeurs des paramètres utilisés pour la simulation des deux algorithmes DFNLMs et celui que nous avons proposé

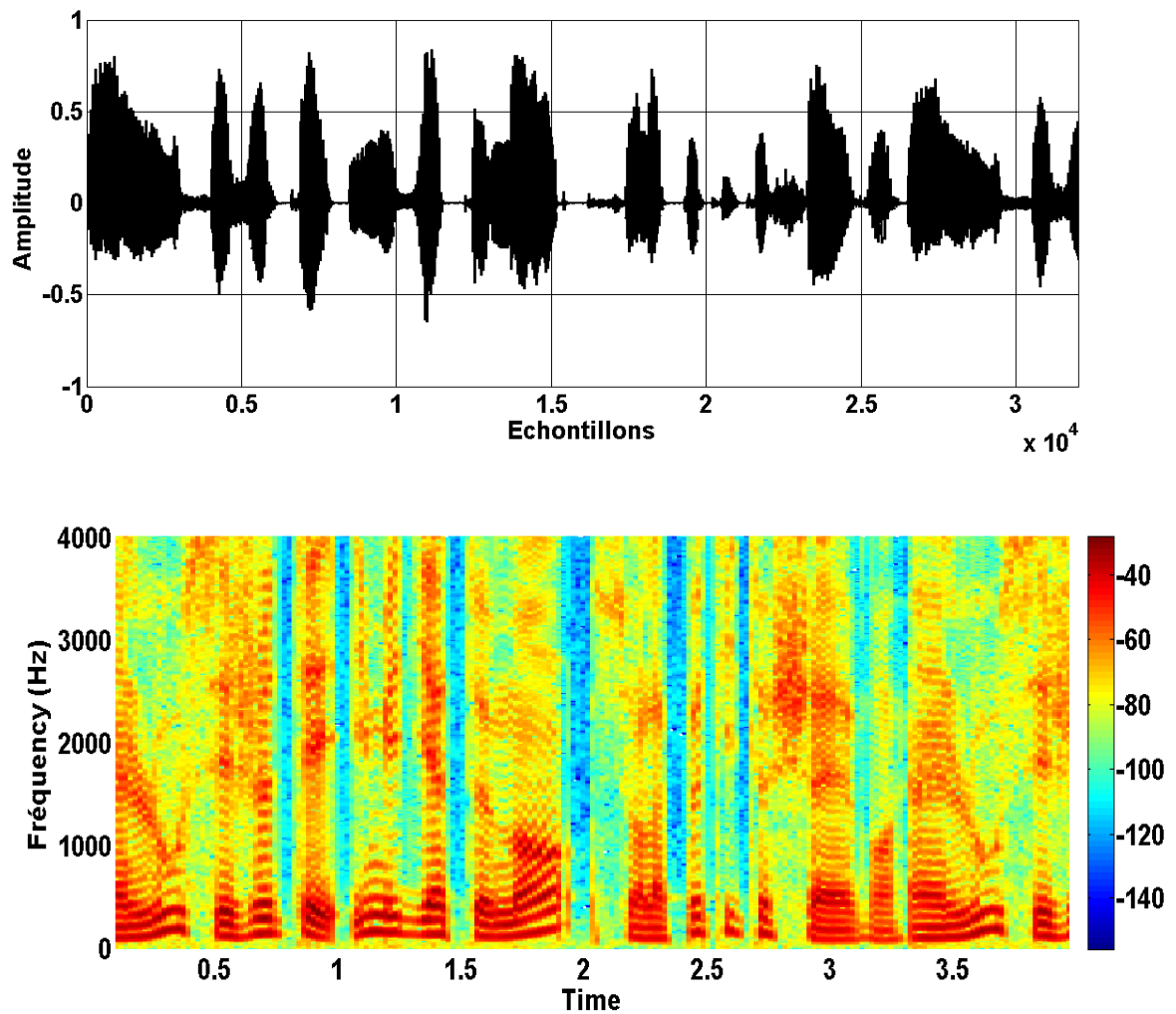
Paramètre	Signification	Valeur
L	Longueur du filtre	32
N	Nombre d'itérations	128000
Fs	Fréquence d'échantillonnage	8000
SNR <sub>1</sub> =SNR <sub>2</sub>	Rapport signal sur bruit à l'entrée	5 dB, 0 dB, -5 dB
$\gamma$	Variable de vraisemblance	Variable selon le SNR
SNRseuil	Rapport signal sur bruit seuil	Variable

**Tableau 4. 1** : Paramètres de simulation utilisés pour les deux algorithmes.

## 4.4.2. Simulations des signaux de parole et du bruit en sortie de l'algorithme proposé

### a. Signal de parole

La figure 4.9, représente le signal de parole et son spectrogramme en sortie du traitement de l'algorithme proposé (ASFTF).

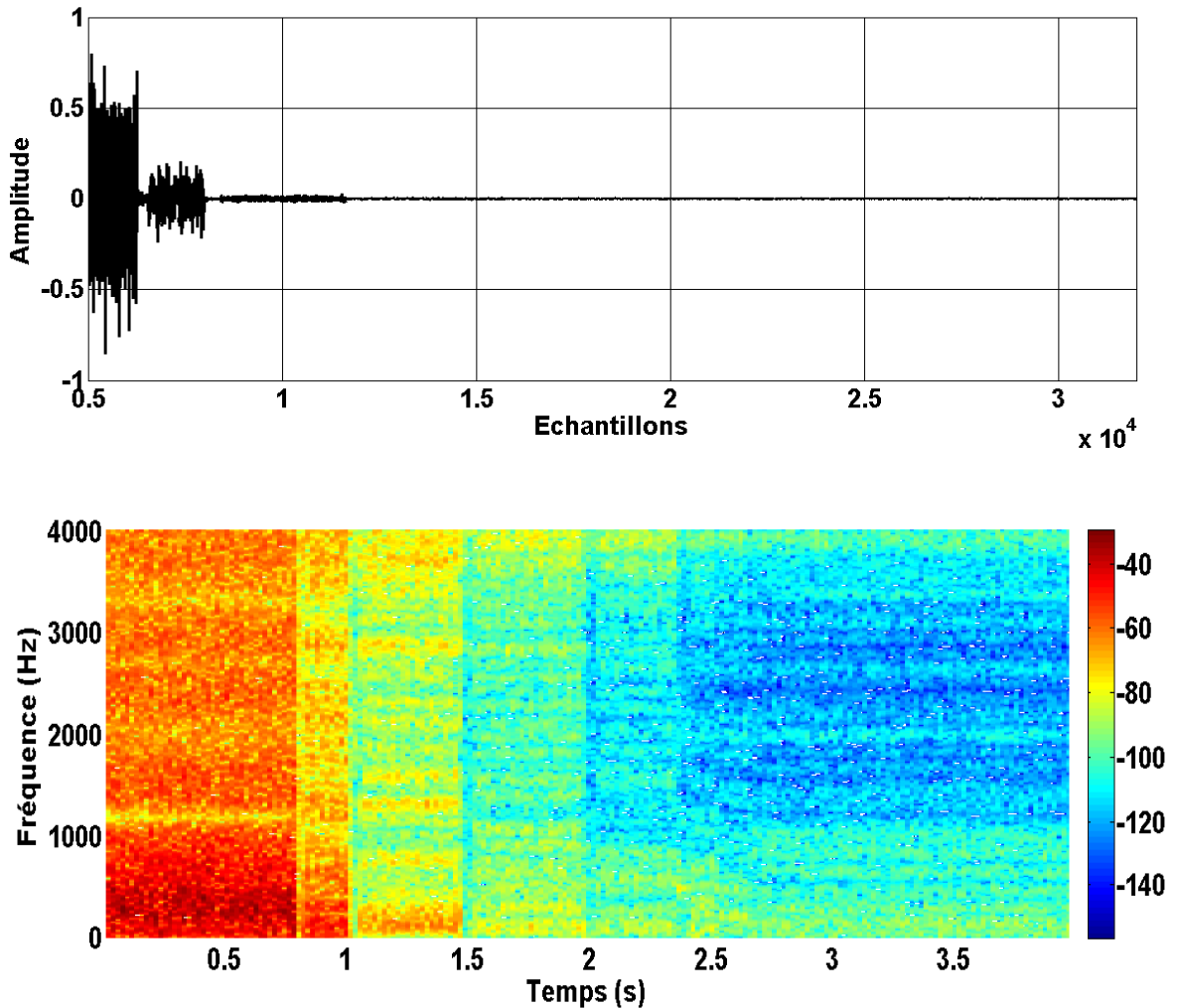


**Figure 4. 9 :** Signal de parole en sortie avec son spectrogramme.

Après l'analyse de la figure 4.9, nous observons que le signal de parole en sortie du traitement est pratiquement nettoyé du bruit, cela montre que l'algorithme proposé a réussi à atténuer le bruit sans que le signal de parole soit distordu.

## b. Signal du bruit

Le signal bruit et son spectrogramme en sortie du traitement de l'algorithme proposé sont représentés à la figure 4.10 :



**Figure 4.10:** Signal bruit en sortie de traitement avec son spectrogramme.

Nous remarquons d'après la figure 4.10 que le bruit a été automatiquement réduit grâce à l'efficacité de l'algorithme proposé.

## 4.5. Comparaison entre les résultats de simulations de l'algorithme DFNLMS et l'algorithme proposé

Dans cette partie, nous présentons une comparaison entre les signaux de parole et les signaux bruit en sortie de l'algorithme DFNLMS et l'algorithme proposé.

### 4.5.1. Signal de parole

Dans les figures 4.11 et 4.12, nous présentons les résultats de simulations du signal de parole original et celui en sortie du traitement des deux algorithmes :

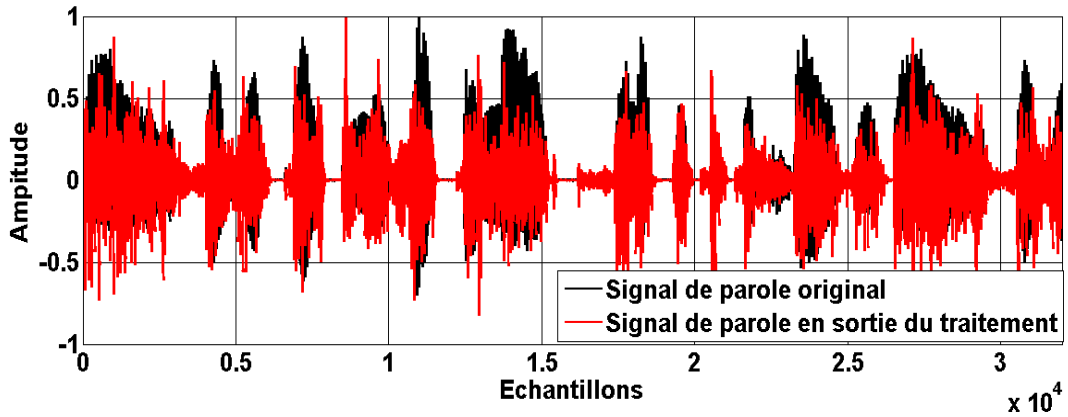


Figure 4. 11: Comparaison entre le signal de parole original et celui à la sortie du traitement de l'algorithme DFNLMs.

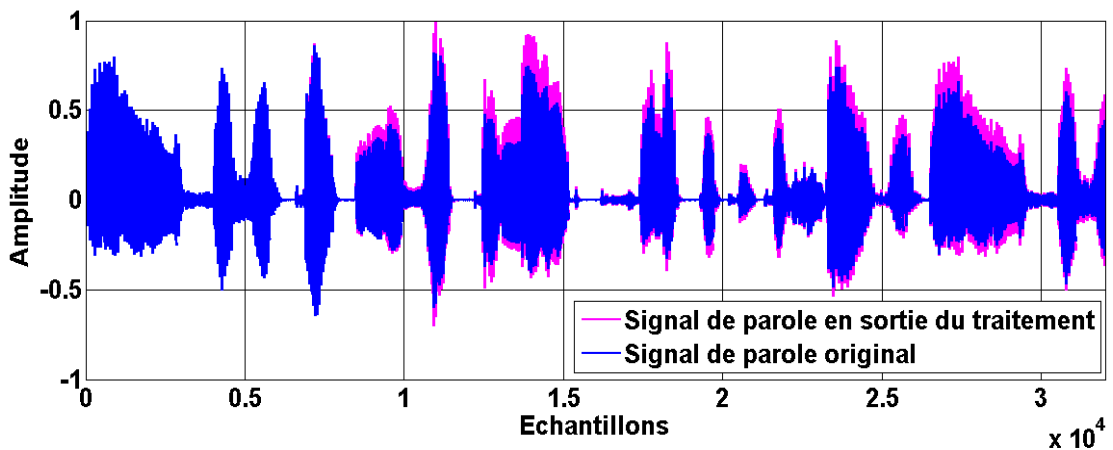
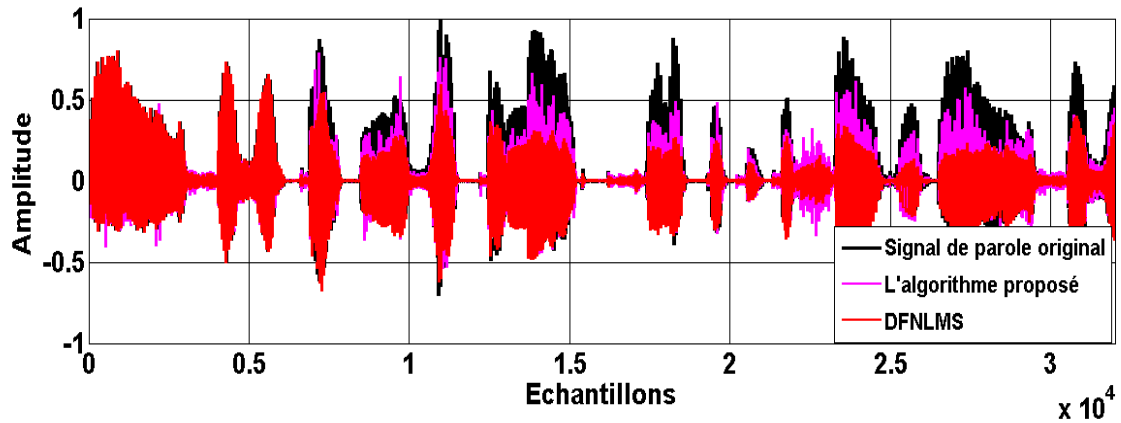


Figure 4. 12: Comparaison entre le signal de parole original et celui à la sortie du traitement de l'algorithme proposé.

D'après les figures 4.11 et 4.12, nous remarquons que le signal de parole en sortie du traitement de l'algorithme ASFTF est plus proche au signal de parole original par rapport au celui en sortie de l'algorithme DFNLMs.

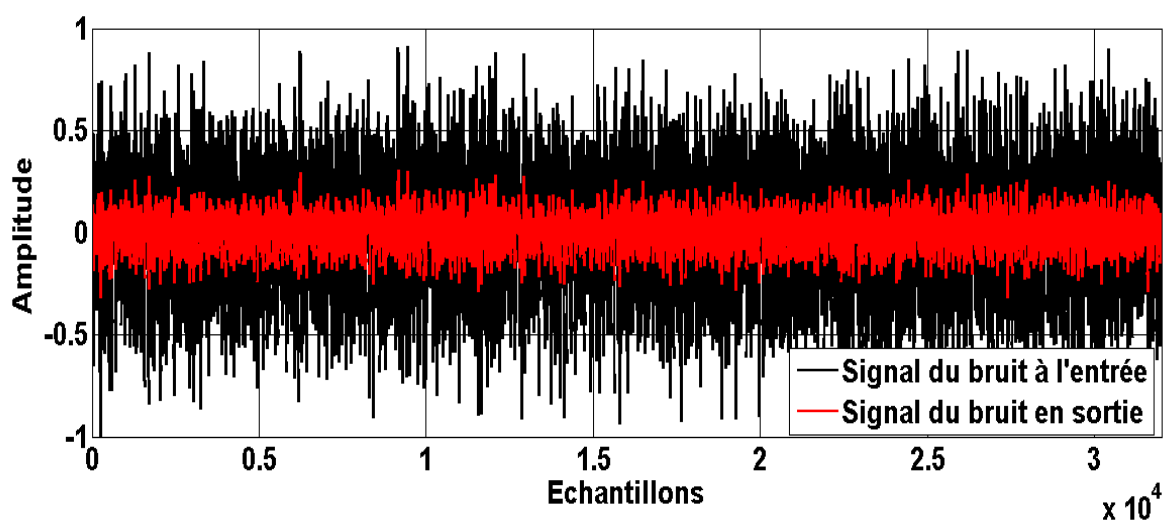


**Figure 4. 13:** Comparaison entre le signal de parole en sortie du traitement des deux algorithmes.

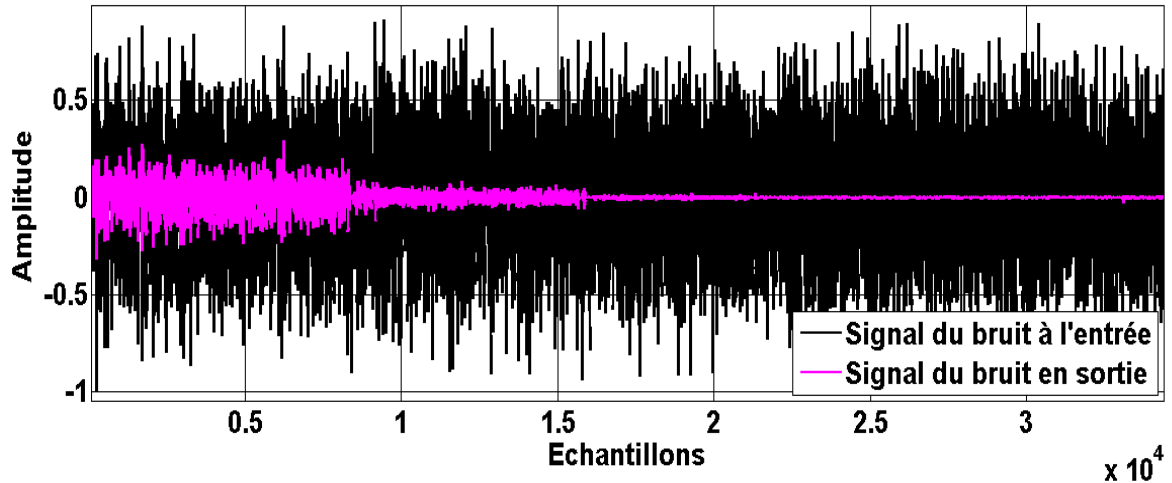
D'après la figure 4.13, nous remarquons que le signal de parole en sortie du traitement de l'algorithmme ASFTF proposé est plus proche du signal original ce qui montre qu'il est moins bruité et distordu que celui obtenu par l'algorithmme DFNLMS.

#### 4.5.2. Signal du bruit

Les figures 4.14 et 4.15 représentent les résultats de simulations du signal bruit à l'entrée et en sortie du traitement des deux algorithmes (DFNLMS et ASFTF), respectivement :



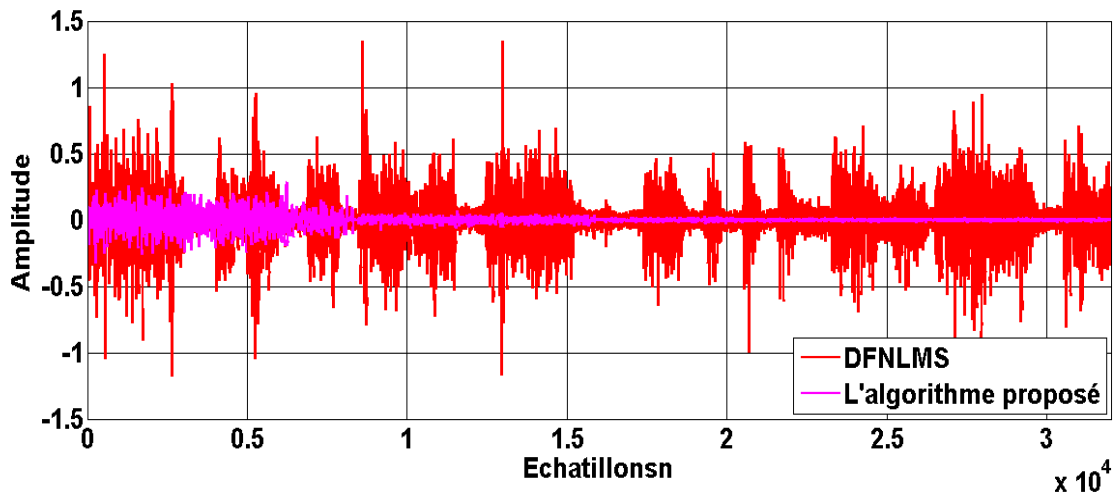
**Figure 4. 14 :** Comparaison entre le signal du bruit à l'entrée et en sortie du traitement de l'algorithmme DFNLMS.



**Figure 4. 15 :** Comparaison entre le signal du bruit à l'entrée et en sortie du traitement de l'algorithme proposé.

Nous remarquons d'après la figure 4.14, que le bruit en sortie de l'algorithme DFNLMS n'est pas bien supprimé alors que dans la figure 4.15, le bruit est supprimé d'une manière rapide et efficace.

La figure 4.16 représente les résultats de simulations du signal du bruit en sortie des deux algorithmes (ASFTF et DFNLMS) :



**Figure 4. 16 :** Comparaison entre le signal du bruit en sortie du traitement des deux algorithmes.

D'après la figure 4.16, nous remarquons bien la supériorité de l'algorithme proposé ASFTF par rapport au DFNLMS en termes de rapidité de la suppression du bruit et la quantité du bruit supprimé.



## 4.6. Evaluation des performances du nouvel algorithme ASFTF proposé

Pour étudier le comportement de notre algorithme proposé, nous devons procéder à la simulation suivante :

### 4.6.1. Effet de la taille du filtre adaptatif

Dans cette simulation nous avons évalué l'effet de la taille des deux filtres adaptatif  $w_{12}(n)$  et  $w_{21}(n)$  sur la performance de notre algorithme proposé (ASFTF).

Les paramètres de cette simulation sont obtenus avec  $SNR_1 = SNR_2 = 5dB$  et nous avons fait varier la taille du filtre L, en prenons trois valeurs : L=64 ; L=128 ; L=256.

Pour réaliser cette comparaison, nous avons tracé l'évolution temporelle du désajustement (SM) pour les trois tailles représentées par la figure 4.17 :

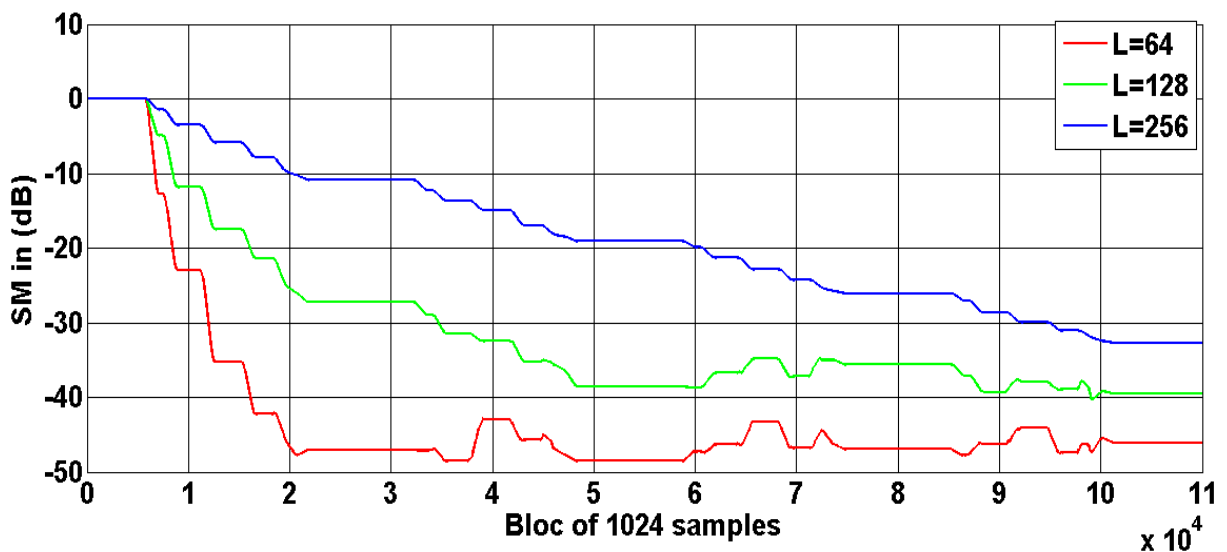


Figure 4. 17 : Effet de la taille du filtre sur l'algorithme proposé

Cette figure montre que la vitesse de convergence de l'algorithme proposé (ASFTF) est inversement proportionnelle à la taille du filtre adaptatif.

### 4.6.2. Résultats de l'évaluation du SNR segmenté (SegSNR)

Les figure 4.18, 4.19, 4.20 représentent l'évaluation temporelle du SegSNR des deux algorithmes (ASFTF et DFNLMs) en utilisant un bruit USASI à l'entrée du système. Le RSB d'entrée est de 5 dB, 0 dB et -5 dB respectivement.

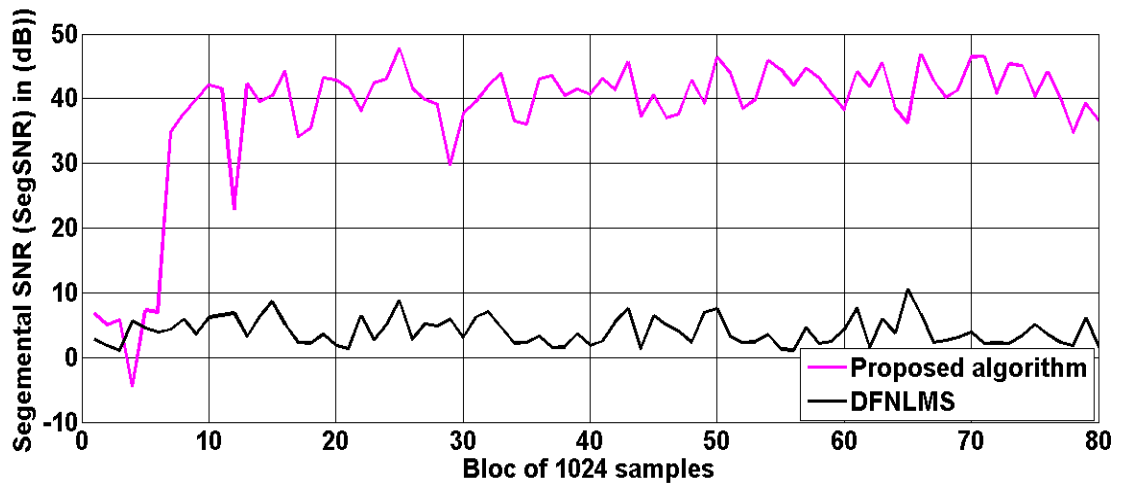


Figure 4. 18 :Évaluation du SNR segmenté des deux algorithmes DFNLMS et l’algorithme proposé avec SNR d’entrée de 5dB.

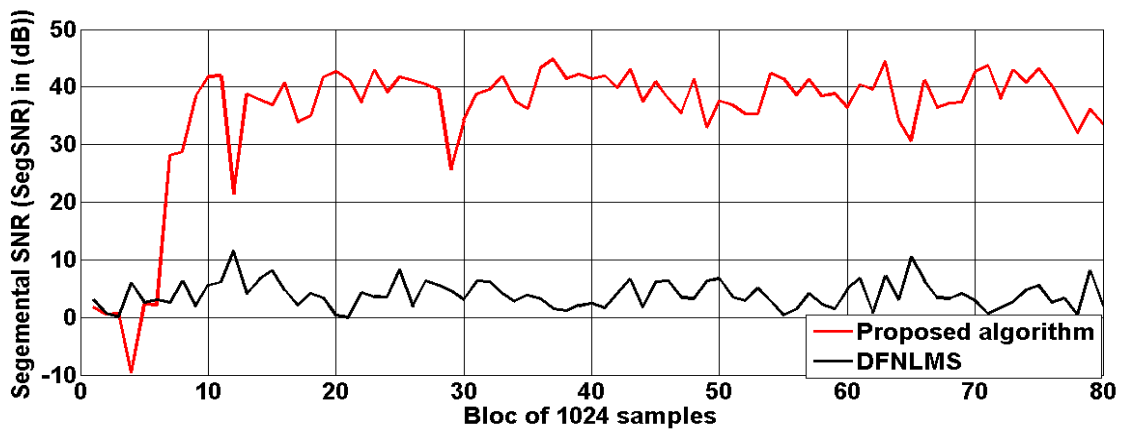


Figure 4. 19 :Évaluation du SNR segmenté des deux algorithmes DFNLMS et l’algorithme proposé avec SNR d’entrée de 0dB.

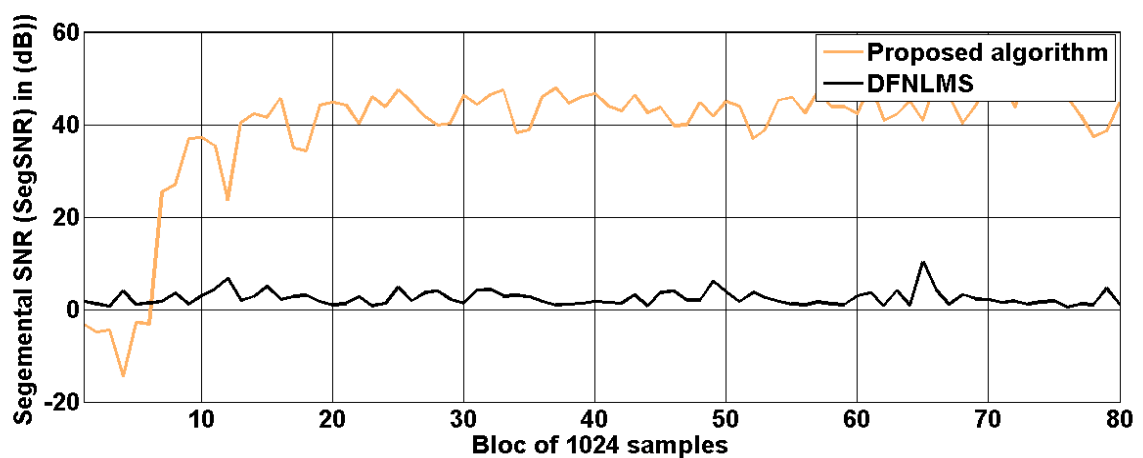


Figure 4. 20 :Évaluation du SNR segmenté des deux algorithmes DFNLMS et l’algorithme proposé avec SNR d’entrée de -5dB.

D'après les résultats obtenus dans les figure 4.18, 4.19, 4.20 précédentes, nous remarquons que les valeurs du SegSNR en sortie du traitement de l'algorithme proposé sont plus élevées que celles du DFNLMS avec un écart de 40dB et ce quelque soit le niveau du RSB d'entrée. Cela montre que notre algorithme donne de bons résultats sur le plan gain en réduction du bruit.

### 4.6.3. Résultats de l'évaluation du MSE segmenté (SegMSE)

Les figures 4.21, 4.22, 4.23 représentent les résultats obtenus de l'évaluation du SegMSE des deux algorithmes (ASFTF et DFNLMS) avec un bruit USASI à l'entrée du système. Le SNR d'entrée est de 5 dB, 0dB, -5dB respectivement.

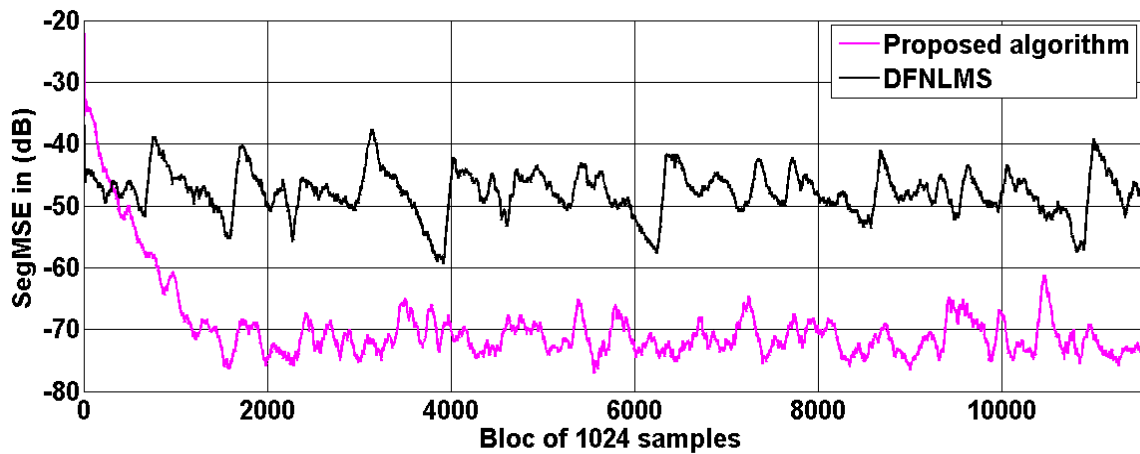


Figure 4. 21 :Évaluation du critère MSE segmenté des deux algorithmes DFNLMS et l'algorithme proposé avec SNR d'entrée de 5dB.

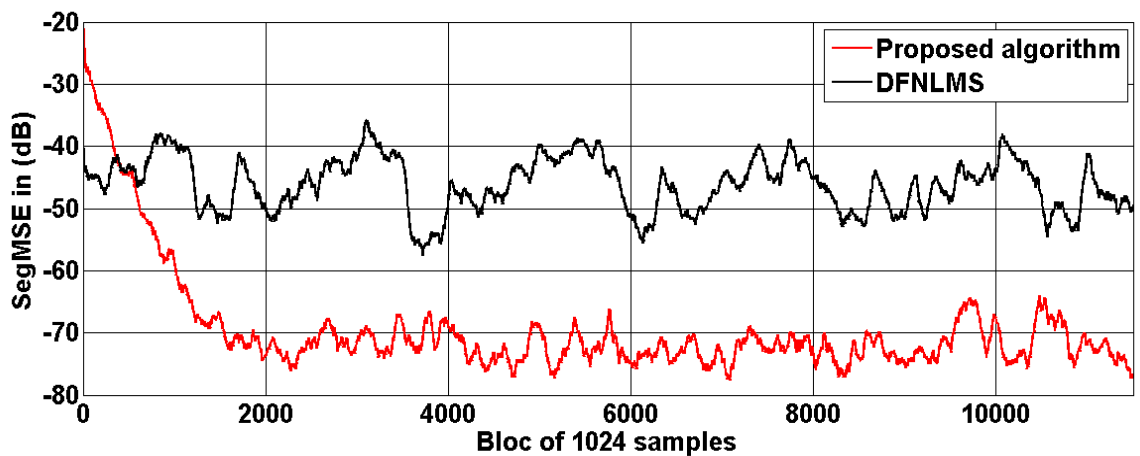
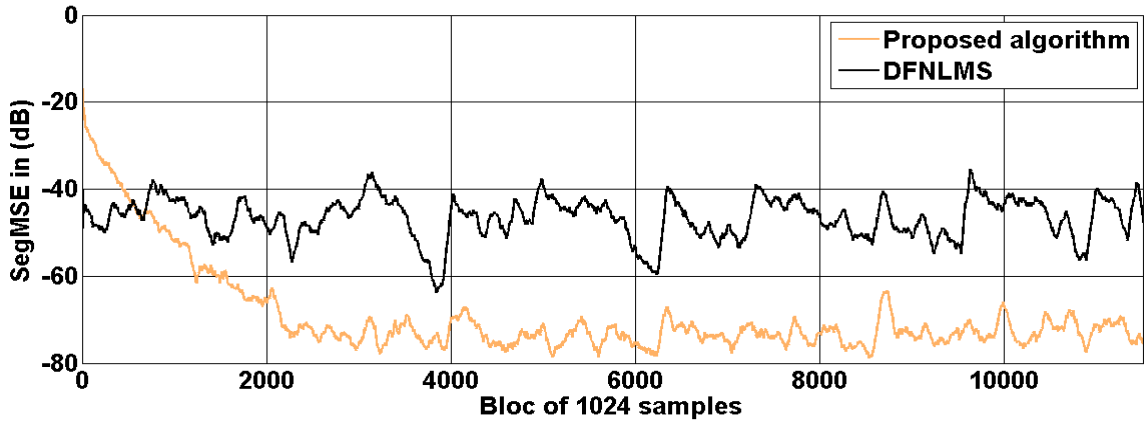


Figure 4. 22 :Évaluation du critère MSE segmenté des deux algorithmes DFNLMS et l'algorithme proposé avec SNR d'entrée de 0dB.

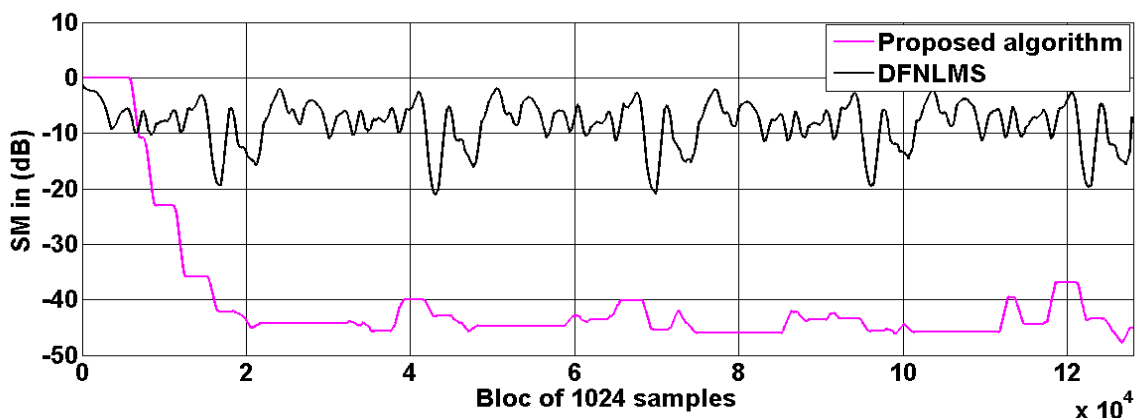


**Figure 4. 23 :**Évaluation du critère MSE segmenté des deux algorithmes DFNLMS et l'algorithme proposé avec SNR d'entrée de -5dB.

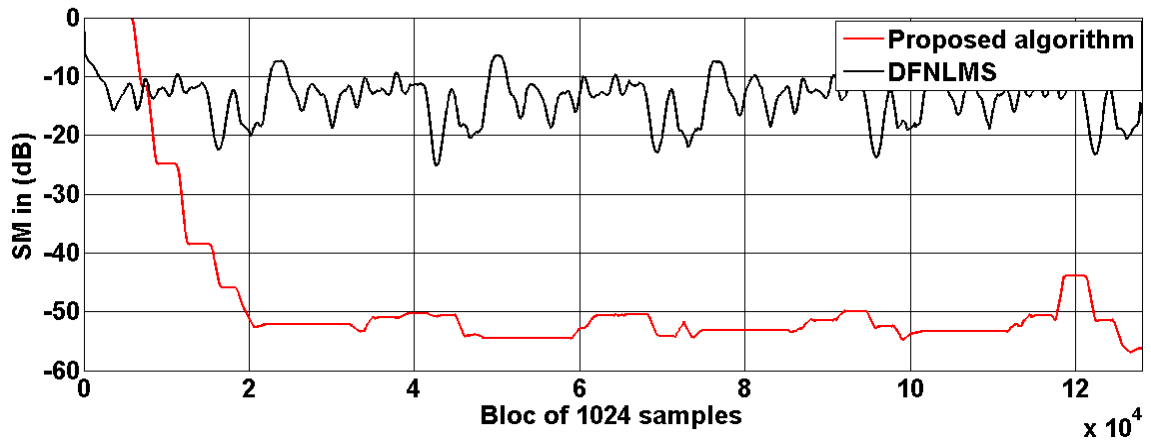
D'après les résultats obtenus dans les figures précédentes 4.21, 4.22, 4.23, nous remarquons la supériorité de l'algorithme proposé ASFTF par rapport au DFNLMS en termes de bruit résiduel en sortie de traitement.

#### 4.6.4. Résultats de l'évaluation du System Mismatch (SM)

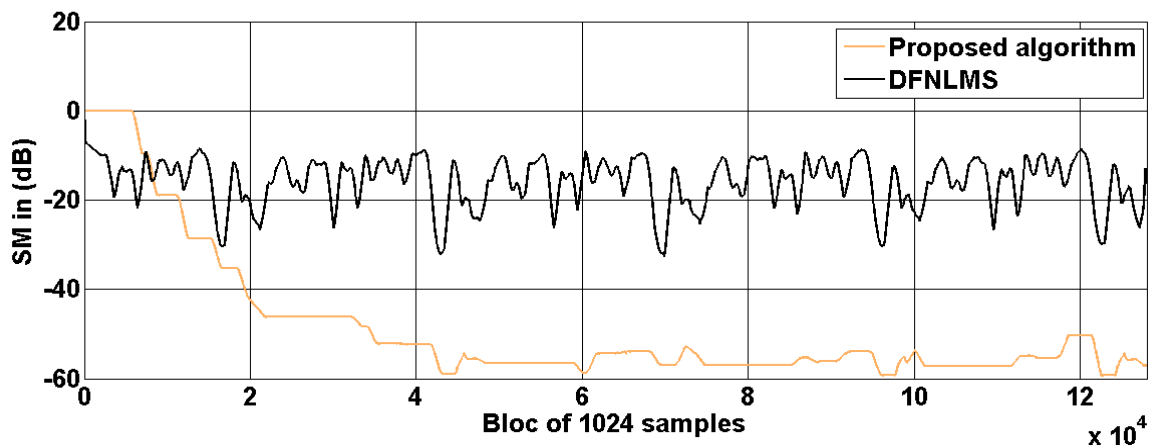
Nous présentons sur les figures 4.24, 4.25, 4.26 l'évolution temporelle du désajustement mesuré sur les coefficients du filtre adaptatif  $w_{21}(n)$  pour les deux algorithmes (ASFTF et DFNLMS). Le SNR d'entrée est 5 dB, 0dB, -5dB respectivement.



**Figure 4. 24 :**Évaluation du critère de désajustement (SM) des deux algorithmes DFNLMS et l'algorithme proposé avec SNR d'entrée de 5dB.



**Figure 4. 25 :**Évaluation du critère de désajustement (SM) des deux algorithmes DFNLMS et l’algorithme proposé avec SNR d’entrée de 0dB.



**Figure 4. 26 :**Évaluation du critère de désajustement (SM) des deux algorithmes DFNLMS et l’algorithme proposé avec SNR d’entrée de -5dB.

Les résultats de l’évaluation temporelle du désajustement présentés dans les figures précédentes 4.24, 4.25, 4.26, montrent bien les performances excellentes de l’algorithme proposé par rapport au DFNLMS en terme de vitesse de convergence.

#### 4.6.5. Résultats de l’évaluation de la distance cepstrale (DC)

Pour évaluer la qualité du signal de parole estimé en sortie de l’algorithme proposé (ASFTF), nous utilisons la DC comme une mesure objective.

Dans cette section, nous allons évaluer la DC entre le signal de parole original et le signal de sortie obtenu par les deux algorithmes (ASFTF et DFNLMS), les résultats sont illustrée dans les figures 4.27, 4.28, 4.29 :

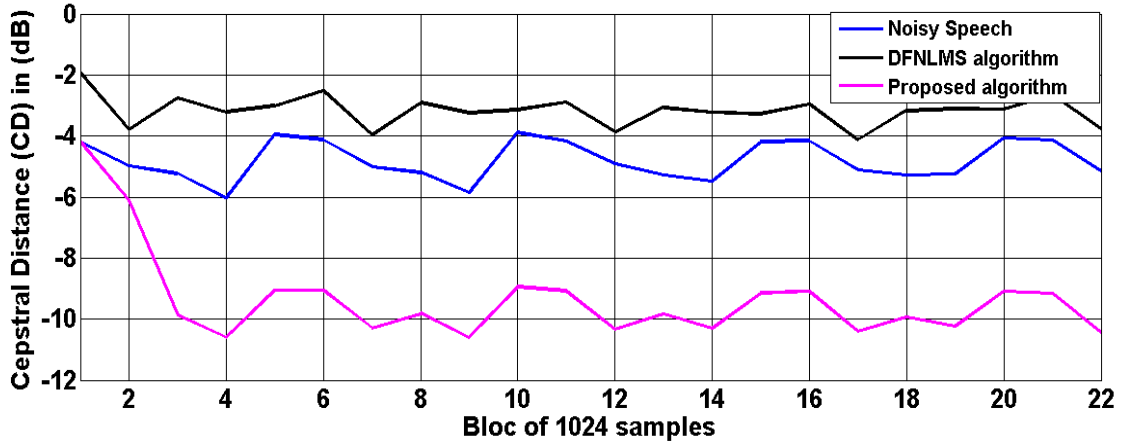


Figure 4.27 :Évaluation du critère de la distance cepstrale (DC) des deux algorithmes DFNLMS et l’algorithme proposé avec SNR d’entrée de 5dB.

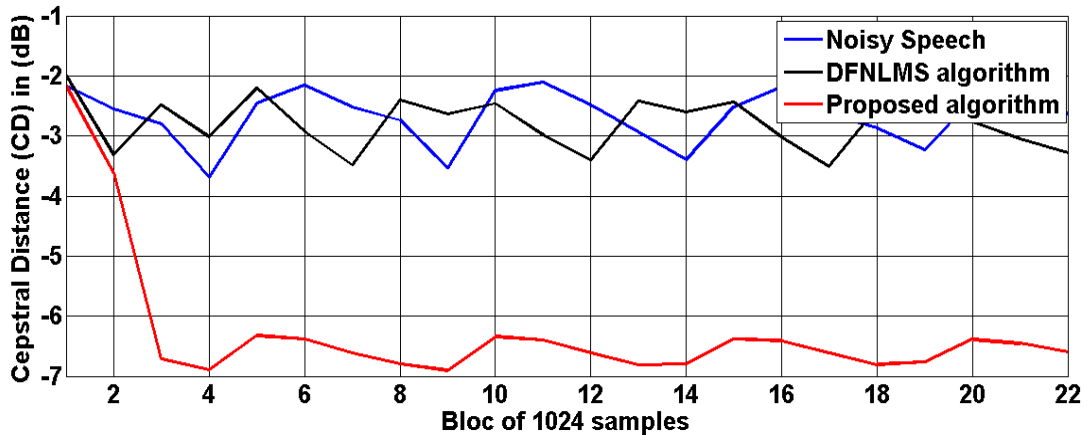


Figure 4. 28 :Évaluation du critère de la distance cepstrale (DC) des deux algorithmes DFNLMS et l’algorithme proposé avec SNR d’entrée de 0dB.

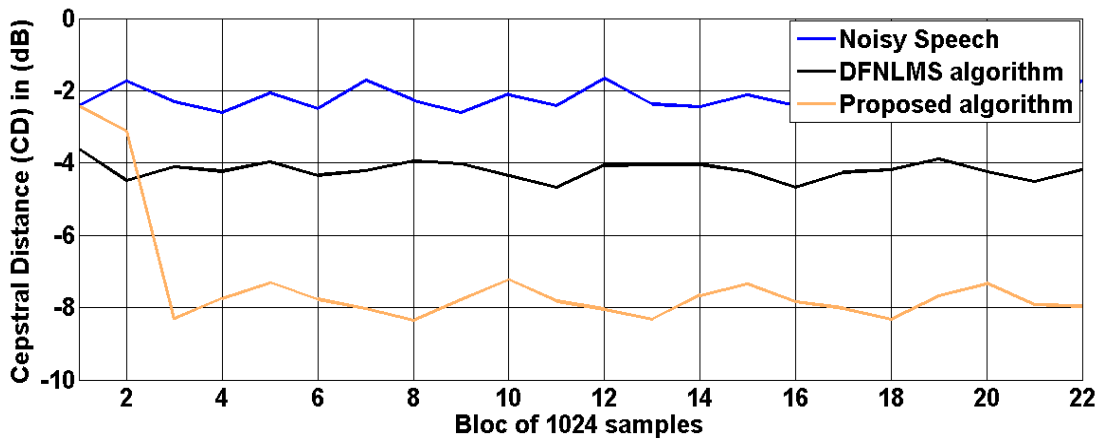


Figure 4. 29 :Évaluation du critère de la distance cepstrale (DC) des deux algorithmes DFNLMS et l’algorithme proposé avec SNR d’entrée de -5dB.

D'après les résultats présentés dans les figures 4.27, 4.28, 4.29, nous observons que la qualité du signal de parole estimé en sortie de traitement de l'algorithme proposé (ASFTF) est meilleure que celle du signal estimé par l'algorithme DFNLMS.

#### **4.7. Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons présenté les résultats de simulations obtenus par le nouvel algorithme ASFTF dont nous avons utilisé plusieurs critères de mesure pour montrer les bonnes performances de notre algorithme ASFTF proposé. Ces résultats montrent bien que l'algorithme ASFTF est une solution très efficace pour le débruitage et l'élévation du signal parole.

## Conclusion générale

---

Ce mémoire traite le problème de réduction du bruit acoustique et le rehaussement de la parole dans les systèmes de télécommunication modernes, en proposant un nouvel algorithme adaptatif basé sur le principe de séparation aveugle de source.

Il a fallu dans un premier temps définir les notions générales de traitement de la parole et examiner les caractéristiques principales de la parole et celles du bruit afin de donner une étude théorique sur ces éléments.

En deuxième lieu, une étude générale sur le filtrage adaptatif avec ses algorithmes classiques tels que LMS et NLMS a été faite.

Au moyen du logiciel MATLAB, il a été possible de faire une simulation de l'algorithme proposé ASFTF et voir ses performances.

Finalement, une étude comparative entre les algorithmes (DFNLMS et ASFTF) a été faite en évaluant les critères de mesure des performances tels que l'erreur quadratique moyenne (MSE) et le rapport signal sur bruit segmenté (SegSNR) la CD et le SM.

Tous les résultats obtenus avec l'algorithme ASFTF ont prouvé son efficacité dans le domaine de la réduction du bruit acoustique et le rehaussement du signal de parole, cela fait de lui une bonne alternative dans ce type d'applications.



## Bibliographie

---

- [1] B. Boulakdem, Y. R. Hocine : 'Réduction du bruit acoustique par une approche non quadratique de l'erreur', mémoire de master, Université Saad DAHLEB, Blida, 2017.
- [2] Y. Aziza : 'Modélisation AR et ARMA de la parole pour une vérification robuste du locuteur dans un milieu bruité en mode dépendant du texte', mémoire de Magister, Université FERHAT ABBAS Setif, 2013.
- [3] F. KHEMIES et A. MORSLI : 'Réduction du bruit acoustique par un algorithme fréquentiel de décorrélation', mémoire de projet de fin d'étude pour l'observation du diplôme master en électronique spécialité Réseaux et Télécommunications, Université Blida 1, 2015
- [4] A. Amehraye : 'Débruitage perceptuel de la parole', Thèse de doctorat, Ecole nationale supérieure des télécommunications de Bretagne, 2009.
- [5] M. Zoulikha, KH. Moukhnache : 'Rehaussement de signal de parole par les méthodes adaptatives de réduction de bruit', mémoire de projet de fin d'études pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en électronique, Université Saad DAHLEB, Blida, 2010.
- [6] 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, 2014.
- [7] F. Bouderbala, O. Chabouni, Proposition d'un algorithme rapide à deux canaux pour la réduction du bruit dans les systèmes téléphoniques à mains-libres, mémoire de master, USDB, 2018.
- [8] O. Bouchekouk, M. Bouzidi, « Annulation du bruit par les algorithmes proportionnels simplémentés sur la structure Forward de séparation de sources », mémoire de master, Université Saad Dahleb BLIDA, 2018.
- [9] M. Hamidia. Rehaussement de la parole par filtrage adaptatif pour les applications en télécommunications, mémoire de magister. Université des sciences et la technologie Houari Boumediene, 2012.
- [10] Francis Cottet : 'Aide-Mémoire Traitement du signal', ISBN 2 10 049690 5, Dunod Paris 2000, Nouvelle présentation, 2005.
- [11] H. Nguyen Thi, J. Caelen, C. Jutten 'Rehaussement de la parole par la séparation des sources dans un mélange convolutif' Journal de Physique IV Colloque C5, supplément au Journal de Physique III, Volume 4, mai 1994.

- [12] Djendi, M., "Advanced techniques for two-microphone noise reduction in mobile communications", thèse de doctorat, Université de Rennes 1, France, (Jan. 2010).
- [13] A.Sayoud, H.Rahima : "Réduction du bruit acoustique par un algorithme RLS bi-capteur", mémoire de master, Université SAAD DAHLEB, Blida, 2016.
- [14] F.Abrard "Méthodes de séparation aveugle de sources et application" thèse de doctorat, Université Paul Sabatier (spécialité Traitement du Signal) ,Mars 2003.
- [15] K.Ghribi. "Etude d'un modèle de séparation des sources et d'annulation de bruit acoustique basé sur la transformée en ondelettes", thèse de doctorat, Ecole Nationale Polytechnique ENP, 2018.
- [16] R.Bendoumia, A.Deba, " Rehaussement du signal parole par l'algorithme de decorrélation symétrique ", mémoire de master, USDB, 2011.
- [17] K.Mekfoudji, I.Mahi , "Proposition d'une nouvelle technique automatique de rehaussement du signal de parole pour les communications mains-libres", mémoire de master, USDB 2019.
- [18] Bellenger, M., "Traitement numérique du signal", 2ème édition, MASSON, 1987.
- [19] J.Benesty : "Traitement des signaux numériques – II Filtrage adaptatif et analyse spectrale", INRS-EMT, 2005.
- [20] M.OUSERIR et A.OUSERIR : "Réduction du bruit par des techniques mono-capteurs", mémoire de projet de fin d'étude pour l'obtention du diplôme master en électronique spécialité Réseaux et Télécommunications, 2013.
- [21] Meriem ZOULIKHA, "Méthodes améliorées pour la réduction du bruit acoustique et le rehaussement du signal de parole ", mémoire de magister, USDB, Avril 2014.
- [22] J.-F. Bercher, P. Jardin. "Introduction au filtrage adaptatif".- ESIEE Paris, I4-TTS 2003.
- [23] Z.Laid, A.Daraoui : "Filtrage adaptatif du signal électrocardiogramme (ECG)", mémoire de master, Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen, 2014.
- [24] Kondo, K., "Subjective quality measurement of speech", signals and communication technology, Springer-Verlag, Berlin, (2012).