

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية  
République Algérienne démocratique et populaire

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

جامعة سعد دحلب البلدية  
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا  
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك  
Département d'Électronique



## Mémoire de Master

Mention Électronique  
Spécialité Electronique des Systèmes Embarqués  
présenté par

BOUMEGOUAS Rahil

&

IZRI Mouloud

# Annulation du bruit acoustique par un nouvel algorithme APA Backward bi-capteurs

Proposé par : Pr. DJENDI Mohamed

Année Universitaire 2019-2020

## Remerciements

---

*Nous tenons à remercier en premier lieu le Dieu Le Tout-Puissant qui nous a accordé la volonté, la santé et le courage d'accomplir ce travail.*

*Nous adressons toute notre reconnaissance et nos plus vifs remerciements à notre promoteur Pr Djendi Mohammed pour avoir accepté de nous encadrer, nous le remercions énormément pour ses précieux conseils qu'il nous a prodigués tout au long de ce projet, pour sa disponibilité sa patience et son soutien, et surtout pour ses qualités professionnelles et humaines.*

*Un grand remerciement aux membres du jury pour l'honneur et l'intérêt qu'ils nous ont accordé en acceptant d'examiner et d'évaluer notre mémoire.*

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

*On ne saurait oublier de remercier nos chers parents, qui étaient toujours à nos côtés et nous a aidé et soutenu, nous leur souhaitons la bonne santé et la longue vie, InchaAllah on vous dit tous.*

*MERCI*

# *Dédicace*

*Je dédie ce modeste travail, tout d'abord à mes chers parents pour leur amour, leurs sacrifices et leur encouragement, qui m'ont suivi pendant toute ma carrière d'étudiant, en me préparant de petits plats et en me raccompagnant à la gare de train tous les jours qu'il vente où qu'il pleuve.*

*À mon frère et ma sœur, avec qui je partage les moments de joies et de peines.*

*À ma deuxième famille que j'ai à l'université de Blida : A.Kirimí, H.Híber, Y.Kaddour, H.Kechtíl, E.Bachtoubdji, F.Guettari, R.Saou, M.Ikhlef, L.Si Mohammed.*

*À tous mes enseignants et spécialement mon encadreur Pr Djendí Mohammed*

## *Mouloud*

# *Dédicace*

*En premier lieu, je remercie Allah de m'avoir permis d'acquérir une infime partie de sa science sans limite.*

*Je dédie ce modeste travail à :*

*Mes très chers parents*

*Vous avez fait plus qu'une maman et papa puissent faire pour que leurs enfants suivent le bon chemin dans leur vie et leur étude. Je vous dédie ce travail en témoignage de mon profond amour.*

*Mon frère Farouk, son épouse Roumaïssa et mes deux petits ange Sarmed et Aous.*

*Mon frère Abdelfattah et ma belle Sirine.*

*Toute la famille Boumegouas et Koriche et spécialement mes deux oncles Ali et Ilyes.*

*Mes chers amis : Ibtissam, Manel, Imane, Sara, Mariam, Ilyes et Mondhir.*

*Mon encadreur M. Djendi.*

*A tous ceux qui cherche le savoir partout dans le monde.*

*Que Allah nous aide tous à faire que le bien.*

## *Rahil*

---

**ملخص:** يهدف مشروعنا إلى تحسين إشارة الكلام المضمنة بالضوضاء من خلال خوارزمية إسقاط جديدة مزدوجة الاتجاه ومنقرة على بنية الفصل التكراري للمصدر الأعمى (إسقاط تكراري مزدوج محسن). ميزة هذه الخوارزمية هي سرعة التقارب العالية مقارنة بخوارزميات تكيفية أخرى مثل (تسوية مربع الوسط الأقل). تؤكد نتائج المحاكاة لهذه الخوارزمية الجديدة فعالية الخوارزمية المقترحة.

**كلمات المفاتيح:** تقليل التشويش السمعي؛ بنية الاستشعار الثنائي المتكررة؛ الإسقاط المزدوج المكرر.

---

### **Résumé :**

Notre projet de fin d'étude de Master consiste à rehausser le signal de parole noyé dans le bruit par un nouvel algorithme de projection affine double basé sur la structure de séparation aveugle de source réursive (DBAPA). L'avantage de cet algorithme est sa grande vitesse de convergence par rapport à d'autres algorithmes adaptatifs comme le NLMS. Les résultats de simulation de ce nouvel algorithme confirment l'efficacité de l'algorithme proposé.

**Mots clés :** Réduction du bruit acoustique ; Structure bi-capteurs Réursive ; Projection Affine double.

---

### **Abstract:**

Our Master Completion Project is to enhance the noise-embedded speech signal by a new dual-based, refined projection algorithm based on the Recursive Source Blind Separation Structure (DBAPA).

The advantage of this algorithm is its high convergence speed compared to other adaptive algorithms such as NLMS. The simulation results of this new algorithm confirm the effectiveness of the proposed algorithm.

**Keywords :** Acoustic noise reduction; Backward Bi-sensor Structure; double affine projection.

---

## Listes des acronymes et abréviations

- APA : Affine Projection Algorithme
- BBSS: Backward Blind Source Separation
- LMS : Least Mean Square.
- NLMS: Normalized Least Mean Square.
- DBNLMS: Double Backward Normalized Least Mean Square.
- DSP : Densités spectrales de puissance.
- USASI: United States of American Standard Institute.
- EQM : Erreur Quadratique Moyenne.
- SAS : Séparation aveugle de source.
- DBAPA: Double Backward Affine Projection Algorithme.
- SegMSE: Segmental Mean Square Error.
- SegSNR : Segmental Signal Noise Rate.
- SM : System Mismatch.
- CD : Cepstral Distance.
- DAV : Détection d'Activité Vocale.
- ANC : Adaptive Noise Cancellation.

# Table des matières

<i>Introduction générale</i> .....	1
<i>Chapitre 1 Généralités sur les techniques de réduction du bruit acoustique</i> .....	3
<b>1.1 Introduction</b> .....	<b>3</b>
<b>1.2 Définitions</b> .....	<b>3</b>
1.2.1 Généralité sur le bruit.....	3
1.2.1.1 Définition du bruit.....	3
1.2.1.2 Sources de bruit.....	4
1.2.1.3 Types de bruit.....	4
1.2.2 Définition du signal parole .....	5
1.2.3 Le silence.....	6
1.2.4 La différence entre le signal et le bruit .....	6
1.2.5 Le rapport signal sur bruit.....	6
1.2.6 La stationnarité .....	6
<b>1.3 Techniques de réduction du bruit acoustique</b> .....	<b>7</b>
1.3.1 Introduction .....	7
1.3.2 Méthode mono-capteur.....	7
1.3.3 Méthodes bi-capteurs.....	9
1.3.3.1 Annulation adaptative de bruit (ANC).....	10
1.3.4 Méthodes multi-capteurs .....	11
<b>1.4 Conclusion</b> .....	<b>13</b>
<b>2 Chapitre 2 Généralités sur les algorithmes de filtrage adaptatifs</b> .....	<b>14</b>
<b>2.1 Introduction</b> .....	<b>14</b>
<b>2.2 Filtre de Wiener</b> .....	<b>14</b>
<b>2.3 Algorithme adaptatif</b> .....	<b>18</b>
2.3.1 Algorithme du gradient stochastique LMS .....	18
2.3.2 Algorithme de gradient stochastique normalisé (NLMS) .....	20
2.3.3 L'algorithme de Projection Affine (APA).....	22
<b>2.4 Conclusion</b> .....	<b>24</b>
<i>Chapitre 3 Proposition d'un nouvel algorithme de projection affine double avec la structure Récursive (DBAPA)</i> .....	<b>26</b>

<b>3.1</b>	<b>Introduction.....</b>	<b>26</b>
<b>3.2</b>	<b>La séparation aveugle de sources SAS.....</b>	<b>26</b>
3.2.1	Les structures de séparations aveugle de sources SAS .....	27
3.2.1.1	La structure directe (Forward).....	27
3.2.1.2	La structure Recursive (Backward): .....	29
<b>3.3</b>	<b>Proposition d'un nouvel algorithme de projection affine double avec la structure Réursive (DBAPA).....</b>	<b>31</b>
3.3.1	Le développement du nouvel algorithme proposé DBAPA .....	31
3.3.2	Conditions de stabilité du nouvel algorithme proposé DBAPA .....	34
<b>3.4</b>	<b>Conclusion .....</b>	<b>34</b>
	<b><i>Chapitre 4 Résultats des simulations .....</i></b>	<b><i>35</i></b>
<b>4.1</b>	<b>Introduction.....</b>	<b>35</b>
<b>4.2</b>	<b>Présentation des signaux de simulation.....</b>	<b>35</b>
4.2.1	Signal de parole .....	35
4.2.2	Signal bruit.....	36
4.2.2.1	Signal bruit blanc.....	36
4.2.2.2	Bruit USASI.....	37
4.2.3	Les réponses impulsionnelles .....	37
4.2.4	Détection d'activation vocale (DAV).....	38
<b>4.3</b>	<b>Evaluation du nouvel algorithme proposé DBAPA avec différents types de bruit, ordres de projection et pas d'adaptation.....</b>	<b>39</b>
4.3.1	Comparaison entre différents types de bruit utilisés .....	40
4.3.2	Comparaison entre différents ordres de projection.....	43
4.3.3	Comparaison entre différents pas d'adaptation .....	45
<b>4.4</b>	<b>Évaluation de la performance du nouvel algorithme proposé DBAPA par rapport à l'algorithme DBNLMS.....</b>	<b>46</b>
<b>4.5</b>	<b>Conclusion .....</b>	<b>48</b>
	<b><i>Conclusion générale.....</i></b>	<b><i>49</i></b>
<b>5</b>	<b><i>Bibliographie.....</i></b>	<b><i>50</i></b>

## Liste des figures

<i>Figure 1-1 Principe de débruitage mono-capteur.</i>	8
<i>Figure 1-2 La structure complète d'un mélange convolutif bi-capteurs</i>	9
<i>Figure 1-3 La structure simplifiée d'un mélange convolutif bi-capteur.</i>	10
<i>Figure 1-4 Structure d'annulation adaptative de bruit avec référence.</i>	10
<i>Figure 1-5 Réduction de bruit par les techniques multi-capteurs</i>	12
<i>Figure 2-1 Représentation du filtre de Wiener</i>	14
<i>Figure 3-1 Configuration générale de la séparation aveugle de source SAS.</i>	27
<i>Figure 3-2 Structure de séparation de source directe (Forward).</i>	28
<i>Figure 3-3 Structure de séparation de source directe (Forward) avec post-filtres.</i>	29
<i>Figure 3-4 Structure de séparation de source récursive (Backward).</i>	30
<i>Figure 3-5 Schéma bloc du nouvel algorithme proposé DBAPA.</i>	31
<i>Figure 4-1 Signal de parole utilisée (original), <math>F_e=8kHz</math>.</i>	35
<i>Figure 4-2 le spectrogramme du signal parole, <math>F_e=8kHz</math>.</i>	36
<i>Figure 4-3 Signal du bruit blanc.</i>	36
<i>Figure 4-4 Spectrogramme du bruit blanc</i>	36
<i>Figure 4-5 Signal du bruit USASI</i>	37
<i>Figure 4-6 Le spectrogramme du bruit USASI</i>	37
<i>Figure 4-7 La réponse impulsionnelle de <math>h_{12}</math></i>	38
<i>Figure 4-8 La réponse impulsionnelle de <math>h_{21}</math></i>	38
<i>Figure 4-9 Le signal de parole utilisé avec la segmentation manuelle(DAV).</i>	39
<i>Figure 4-10 Signal de mélange convolutif <math>P_1(n)</math> avec un bruit blanc.</i>	40
<i>Figure 4-11 Signal de mélange convolutif <math>P_2</math> avec un bruit blanc.</i>	40
<i>Figure 4-12 Critère SegMSE pour <math>P=5</math>. Cas d'un bruit blanc.</i>	41
<i>Figure 4-13 Critère SegMSE pour <math>P=5</math>. Cas d'un bruit USASI.</i>	41
<i>Figure 4-14 Critère SegSNR pour <math>P=5</math>. Cas d'un bruit blanc.</i>	41
<i>Figure 4-15 Critère SegSNR pour <math>P=5</math>. Cas d'un bruit USASI.</i>	41
<i>Figure 4-16 Critère SM pour <math>P=5</math>. Cas d'un bruit blanc.</i>	42
<i>Figure 4-17 Critère SM pour <math>P=5</math>. Cas d'un bruit USASI.</i>	42
<i>Figure 4-18 Critère CD pour <math>P=5</math>. Cas d'un bruit blanc.</i>	42
<i>Figure 4-19 Critère CD pour <math>P=5</math>. Cas d'un bruit USASI.</i>	42
<i>Figure 4-20 Critère SegMSE par DBAPA. Cas d'un <math>P=2</math> en vert et <math>P=5</math> en rouge.</i>	43
<i>Figure 4-21 Critère SegSNR par DBAPA. Cas d'un <math>P=2</math> en vert et <math>P=5</math> en rouge.</i>	43
<i>Figure 4-22 Critère SM par DBAPA. Cas d'un <math>P=2</math> en vert et <math>P=5</math> en rouge.</i>	44

<i>Figure 4-23 Critère CD par DBAPA. Cas d'un <math>P=2</math> en vert et <math>P=5</math> en rouge.</i>	44
<i>Figure 4-24 Évolution du signal de parole estimé par l'algorithme DBAPA avec <math>P=5</math>.</i>	44
<i>Figure 4-25 Évolution du signal de parole estimé par l'algorithme DBAPA avec <math>P=2</math>.</i>	44
<i>Figure 4-26 Critère SegMSE par DBAPA. Cas d'un <math>\mu = 0.1</math> en vert, <math>\mu = 0.5</math> en magenta, <math>\mu = 1</math> en bleu et <math>\mu = 1.5</math> en rouge.</i>	45
<i>Figure 4-27 Critère SegSNR par DBAPA. Cas d'un <math>\mu = 0.1</math> en vert, <math>\mu = 0.5</math> en magenta, <math>\mu = 1</math> en bleu et <math>\mu = 1.5</math> en rouge.</i>	45
<i>Figure 4-28 Critère SM par DBAPA. Cas d'un <math>\mu = 0.1</math> en vert, <math>\mu = 0.5</math> en magenta, <math>\mu = 1</math> en bleu et <math>\mu = 1.5</math> en rouge.</i>	46
<i>Figure 4-29 Critère CD par DBAPA. Cas d'un <math>\mu = 0.1</math> en vert, <math>\mu = 0.5</math> en magenta, <math>\mu = 1</math> en bleu et <math>\mu = 1.5</math> en rouge.</i>	46
<i>Figure 4-30 Critère SegMSE par DBAPA en vert et par DBNLMS en noir. Cas d'un <math>P=2</math>, bruit USASI.</i>	47
<i>Figure 4-31 Critère SegSNR par DBAPA en vert et par DBNLMS en noir. Cas d'un <math>P=2</math>, bruit USASI.</i>	47
<i>Figure 4-32 Critère SM par DBAPA en vert et par DBNLMS en noir. Cas d'un <math>P=2</math>, bruit USASI.</i>	47
<i>Figure 4-33 Critère CD par DBAPA en vert et par DBNLMS en noir. Cas d'un <math>P=2</math>, bruit USASI.</i>	47
<i>Figure 4-34 Le signal parole traité en vert et le bruit atténuer en noir. Cas de DBAPA.</i>	48
<i>Figure 4-35 Le signal parole traité en vert et le bruit atténuer en noir. Cas de DBNLMS.</i>	48

## Liste des tableaux

<i>Tableau 1-1 Propriété du bruit .....</i>	<i>4</i>
<i>Tableau 2-1 Résumé des équations du filtre de Wiener .....</i>	<i>18</i>
<i>Tableau 2-2 Résumé des équations du filtre adaptatif LMS .....</i>	<i>19</i>
<i>Tableau 2-3 Résumé des équations du filtre adaptatif NLMS .....</i>	<i>22</i>
<i>Tableau 2-4 Résumé des équations du filtre adaptatif APA .....</i>	<i>24</i>
<i>Tableau 2-5 Avantage et inconvénient des algothme LMS, NLMS et APA .....</i>	<i>25</i>

# Introduction générale

---

Le problème de la présence du bruit, de provenances multiples, dans les signaux est un problème qui persiste depuis l'apparition de la communication au 20<sup>e</sup> siècle, et représente encore aujourd'hui un sujet de recherche très vaste et riche d'idées.

D'autant plus que durant les dernières années, les services et applications de communication ont explosé auprès du grand public. De nos jours l'utilisation des communications mobiles peu se faire de partout et par extension dans différente situation et endroit. Ce qui fait que la demande d'une plus grande qualité de son se fait de plus en plus présente. Et ceci nous amène au domaine des techniques de réduction de bruit.

Le sujet de la réduction de bruit a été abondamment abordé dans la littérature scientifique et plusieurs techniques ont été proposées pour remédier à ce problème. Son but est d'améliorer la qualité et l'intelligibilité du signal vocal bruité en utilisant divers filtre et algorithme.

Afin d'arriver à avoir une amélioration de la qualité du signal, il est nécessaire d'utiliser un traitement qui permet la réduction du bruit et conserver de plus, la qualité du signal. Plusieurs méthodes ont été proposées pour avoir une réduction du bruit efficace et qui conserve l'intelligibilité du signal vocal.

Par le biais de ce projet de fin d'études, nous contribuons dans le domaine de la réduction du bruit et le rehaussement du signal de parole, issu des observations bruitées, par la proposition d'un nouvel algorithme de réduction de bruit de type APA (Algorithme de Projection Affine).

Le but de ce mémoire est de fournir une solution efficace de réduction du bruit acoustique. En se posant cette objective, nous présentons un nouvel algorithme basé sur la structure de séparation aveugle de source BBSS (Backward Blind Source Separation) bi-capteur combiné avec un algorithme adaptatif APA (Affine Projection Algorithm). Pour cela notre travail sera présenté comme suit :

- **Le premier chapitre : Généralités sur les techniques de réduction de bruit**

Dans ce chapitre il sera présenté les notions de base du bruit, du signal parole et leurs propriétés et les différentes techniques de débruitage qui existe.

- **Le deuxième chapitre : Généralités sur les algorithmes de filtrage adaptatifs**

Dans ce chapitre, nous allons présenter les algorithmes de filtrages les plus répandus comme le LMS, NLMS et APA.

- **Le troisième chapitre : Proposition d'un nouvel algorithme Backward APA bi-capteur**

Ce chapitre présente l'algorithme que nous développons dans le cadre de ce projet de fin d'études pour la réduction du bruit acoustique en utilisant la structure BBSS combinée avec l'algorithme APA.

- **Quatrième chapitre : Résultat et simulation**

Dans ce chapitre, il sera présenté les résultats obtenus lors de la simulation de l'algorithme proposé ainsi que sa comparaison avec l'algorithme DBNLMS en termes de plusieurs critères de performance.

# Chapitre 1 Généralités sur les techniques de réduction du bruit acoustique

---

## 1.1 Introduction

Avant d'entamer le chapitre sur les techniques de réduction de bruit, il faut bien éclairer les idées sur les notions de base du bruit, du signal parole et leurs propriétés, car cela fait aujourd'hui partie du bagage culturel de tout ingénieur électronicien.

Dans nombreuse application du traitement de la parole, la présence d'un bruit superposé au signal utile dégrade la qualité et l'intelligibilité de la parole et peut donc perturber les performances de l'application envisagée. Le but des algorithmes de débruitage de la parole est de réduire le bruit et par conséquent d'améliorer la qualité de la parole.

Dans ce chapitre, nous présentons quelques définitions de base de traitement de signal pour la bonne compréhension du mémoire, et par la suite nous allons citer les différentes techniques de débruitage qui existe.

## 1.2 Définitions

### 1.2.1 Généralité sur le bruit

#### 1.2.1.1 *Définition du bruit*

Le bruit est défini au sens large comme étant tout signal perturbateur entachant à un degré ou un autre l'intégrité d'un signal utile (dans notre cas le signal parole). En physique, acoustique et en traitement de signal, bien que le bruit soit par nature aléatoire, il possède certaines caractéristiques statistiques, spectrales ou spatiales [1].

Le tableau suivant représente des exemples des différentes classes auxquelles un bruit peut appartenir :

*TABLEAU 1-1 PROPRIETE DU BRUIT*

<b>Propriétés</b>	<b>Types</b>
<b>Structure</b>	Continu / Intermittent / Impulsif
<b>Type d'interaction</b>	Additif / Convolutif
<b>Comportement temporel</b>	Stationnaire / Non-stationnaire
<b>Bande de fréquence</b>	Étroite / Large
<b>Dépendance</b>	Corrélé / Décorrélé
<b>Propriétés spatiales</b>	Cohérent / Incohérent

1.2.1.2 *Sources de bruit*

- *Les bruits Additifs (bruit Externe)*

Les bruits additifs sont causés par des agents agresseurs extérieurs au trinôme « source-voie-destinataire » [2].

- *Les bruits Convolutionnels (bruit Interne)*

Les bruits convolutionnels ou multiplicatifs sont dus à la distorsion induite par la voie de communication (bruit de fond) [2].

Ces perturbations externes ou internes peuvent être éliminées ou fortement diminuées par des blindages pour le premier group ou un mode de construction soigné en ce qui concerne les parasites impulsionnels, mais le bruit de fond est irréductible pour une température donnée.

1.2.1.3 *Types de bruit*

- *Bruit blanc*

Ce type de bruit est un processeur aléatoire, a une densité spectrale de puissance(DSP) constante [3].

$$B(f) = B_0 , avec B_0 = \frac{1}{2}KT \tag{1.1}$$

Et :

$K$  : Constante de Boltzman ( $1.38 \cdot 10^{-23} J/K$ ).

$T$  : Température en ( $K$ ).

Un bruit à DSP constante est dit blanc, par analogie avec la lumière blanche qui contient toutes les longueurs d'ondes de la lumière visible. Sa fonction d'autocorrélation temporelle  $C_{bb}(\tau)$  est une impulsion de Dirac ( $C_{bb}(\tau) = 0$  sauf pour  $\tau = 0$ ).

$$C_{bb}(\tau) = B_0\delta(\tau) \quad (1.2)$$

Pratiquement un tel bruit n'existe pas, il correspond à un modèle purement théorique, car il contient des fréquences infinies ayant une puissance moyenne infinie.

- **Bruit Rose**

Si la condition n'est pas satisfaite ( $DSP \neq 0$ ), on parlera donc de bruit rose. Ce type de bruit contient seulement les grandes longueurs d'onde [3].

La fonction d'autocorrélation impulsionnelle très étroite centrée sur  $\tau = 0$ , alors elle est donnée par :

$$C_{bb}(\tau) = B_0(2f_0) \frac{\sin(2\pi f_0 \tau)}{2\pi f_0 \tau} \quad (1.3)$$

Il est possible de modéliser la DSP d'un bruit rose par une fonction porte de largeur  $2f_b$ . ( $f_b$  : fréquence maximale du bruit rose ).

$$B(f) = B_0\Pi_{2f_b}(f) \quad (1.4)$$

- **Bruit USASI**

Le bruit USASI (United states of American standerd Institute), est un signal aléatoire stationnaire dont ses échantillons sont des variables aléatoires corrélées. Il est utilisé dans le domaine du rehaussement de la parole et la réduction du bruit pour évaluer la vitesse de convergence des algorithmes adaptatifs [4].

### 1.2.2 Définition du signal parole

La parole est un signal réel, continue, d'énergie finie et non stationnaire à long terme, mais il est considéré comme stationnaire dans des fenêtres temporelles d'analyse de l'ordre de 20 à 30 ms.

Le signal vocal ou la parole humaine sont des spécificités du signal sonore. Il est statistiquement établi que la plage des fréquences du signal vocal allant de 100 HZ à 400 HZ suffit amplement pour identifier une personne [5].

### 1.2.3 Le silence

Ce sont des intervalles où le signal utile est absent. En pratique il s'agit des bruits d'origines divers, d'énergie négligeable devant celle du signal utile.

### 1.2.4 La différence entre le signal et le bruit

La différenciation entre le signal et le bruit est artificielle et dépend de l'intérêt de l'utilisateur, par exemple : les ondes électromagnétiques d'origine galactique sont du bruit pour un ingénieur des télécommunications par satellites et un signal pour les radioastronomes [3].

### 1.2.5 Le rapport signal sur bruit

Le rapport signal sur bruit exprimé en décibel (dB), correspond à l'écart mesuré entre un signal fourni à l'entrée d'un appareil et le bruit de fond généré par l'électronique de l'appareil, qui est mesuré à sa sortie.

Il s'obtient en comparant le signal original de la source avec le signal obtenu en sortie du périphérique, pour mesurer le niveau de bruit (signal parasite).

$$SNR_{db} = (S/B)_{db} = 10 \log_{10}(P_s/P_b) \quad (1.5)$$

Avec :

$P_s$ : la puissance du signal.

$P_b$ : la puissance du bruit.

Plus le rapport signal / bruit est élevé, moins le bruit de fond impacte la qualité des signaux originaux.

### 1.2.6 La stationnarité

Un signal est stationnaire si ses propriétés statistiques sont invariantes pour toute translation de l'origine des temps [3].

Si  $X(t)$  est stationnaire alors :

$$\forall \tau \in \mathbb{R}, P_{X(t)}(x, t) = P_{X(t+\tau)}(x, t + \tau) \quad (1.6)$$

## 1.3 Techniques de réduction du bruit acoustique

### 1.3.1 Introduction

Le rehaussement de la parole est un domaine du traitement de signal qui prend de plus en plus d'ampleur. En effet dans un monde où la télécommunication connaît un véritable essor, les technologies ce doivent être de plus en plus performants afin de satisfaire au plus grand nombre.

Les applications qui nécessitent un rehaussement de la parole sont très nombreuses (Téléphonie, Restauration d'enregistrement audio ancien, Analyse des signaux biomédicale...), la plus évidente étant sans doute celle de la téléphonie mobile, ou de nombreux bruits environnementaux peuvent gêner la qualité et l'intelligibilité du signal de la parole transmit.

La réduction du bruit est une étape très importante dans les systèmes de télécommunication. Il existe à ce jour de nombreuses techniques de débruitage proposé pour améliorer les conditions de la communication càd en transmettant le signal de parole le moins bruité possible, celle-ci se décline en deux catégories distinctes. En effet certaines techniques utilisent plusieurs microphones et sont qualifiées de multi-capteurs, tandis que d'autres techniques n'en utilisent qu'un seul et sont qualifiées de mono-capteur. Dans le cas des modèles multi-capteurs, les techniques utilisent soit un réseau de microphone soit deux microphones seulement (bi-capteurs).

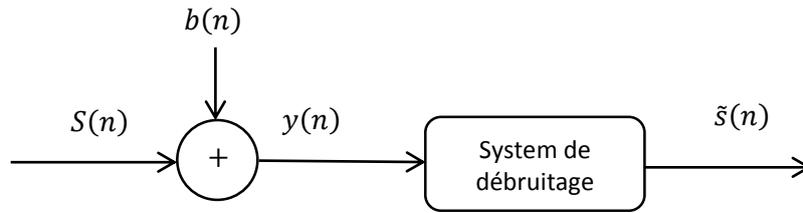
Dans la suite de ce chapitre, nous allons présenter les méthodes de débruitage de la parole mono-capteur, bi-capteurs et multi-capteurs.

### 1.3.2 Méthode mono-capteur

Dans cette partie, nous allons analyser la technique la plus ancienne pour l'annulation du bruit dite la méthode mono-capteur. Dans les systèmes monovoies, une seule observation est disponible pour séparer la parole du bruit par un algorithme de rehaussement.

Au départ, on peut considérer que le signal qui arrive au microphone est composé d'un signal utile qui est la parole et d'un bruit qui est ce que l'on doit atténuer [7].

On considère le problème de débruitage schématisé par la figure 1.1 suivante :



**FIGURE 1-1** PRINCIPE DE DEBRUITAGE MONO-CAPTEUR.

D'où :

$\tilde{s}(n)$  : est le signal parole.

$b(n)$  : est le bruit.

$y(n)$  : est le signal parole bruitée (signal observé).

Avec :  $y(n) = s(n) + b(n)$

La plupart des techniques de débruitage monovoie consiste à réaliser un filtrage dans le domaine fréquentiel du signal microphone  $Y(n)$ . Le filtrage atténue l'amplitude de chaque composante spectrale du signal bruité en fonction de l'estimation du rapport signal à bruit de cette composante.

Les méthodes différencier en fonction de l'atténuation requise, de la méthode d'estimation du niveau du bruit et du niveau de parole sur chaque composante spectrale [7].

Les techniques supposent que le bruit et le signal sont décorrélés sur la durée de la trame d'analyse, que le signal de parole utile est intermittent et que l'oreille humaine est insensible à la phase du signal.

Ces techniques peuvent être classées en deux types :

- Réduction basée sur le modèle Autorégressif (AR).
  - Le filtrage de Wiener.
  - Le filtrage de kalman.
- Approche par Soustraction Spectrale.
  - Soustraction Spectrale de Puissance (SSP).
  - Soustraction Spectrale d'amplitude (SSA).

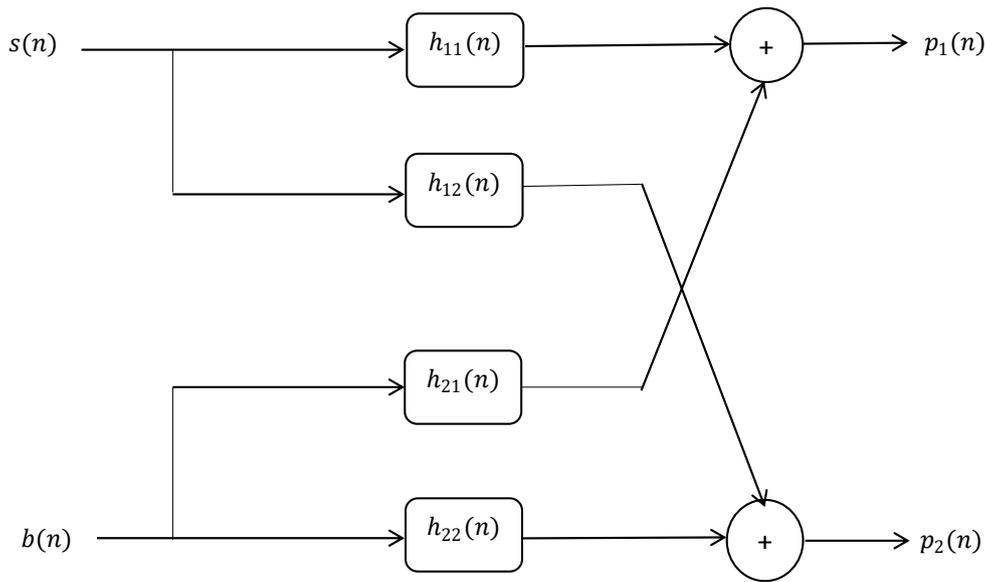
Ces techniques se basent sur les transformées des signaux à temps discret comme :

- La transformée en cosinus discret (DCT).
- La transformée en ondelette.
- La transformée de Fourier discrète (DFT).

### 1.3.3 Méthodes bi-capteurs

Contrairement à la méthode présentée dans la partie précédente qui permet de filtrer le bruit d'un signal enregistré avec un seul microphone, la méthode bi-capteurs nécessite l'utilisation de deux microphones pour annuler le bruit, une pour la source de parole (locuteur), et l'autre pour la source de perturbation (le bruit) [4].

Le mélange convolutif linéaire entre le signal de parole et le bruit peut être représenté par un modèle complet donné par la figure 1.2:



**FIGURE 1-2** LA STRUCTURE COMPLETE D'UN MELANGE CONVOLUTIF BI-CAPTEURS

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

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

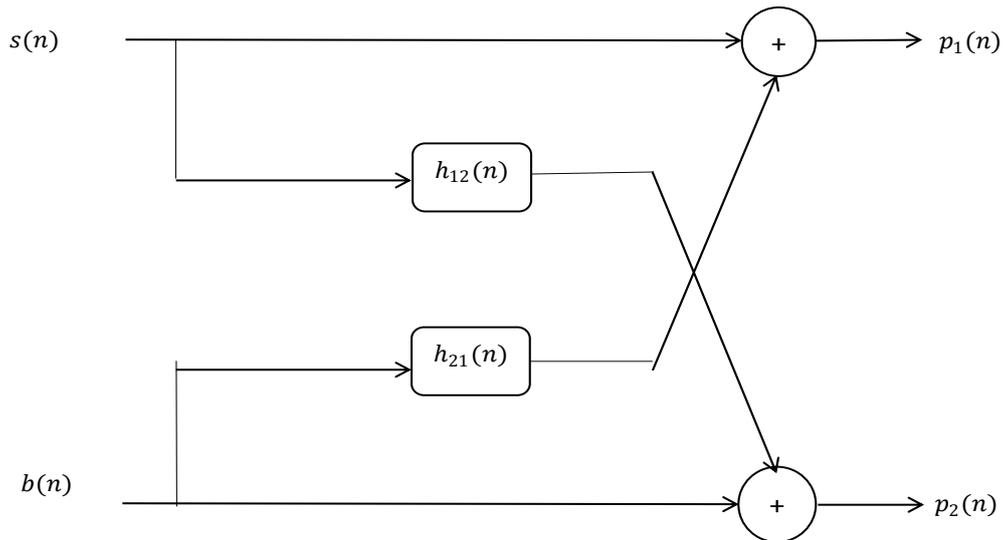
$$p_2(n) = b(n) * h_{22}(n) + s(n) * h_{12}(n) \quad (1.8)$$

Nous pouvons prendre un modèle du mélange convolutif simplifié dans lequel :

$$h_{11}(n) = h_{22}(n) = \delta(n) , \text{ Où } \delta(n) \text{ est l'impulsion du Dirac.}$$

Nous supposons que les sources sont ponctuelles et que le premier microphone est placé près du locuteur et le deuxième près de la source de bruit et la distance entre les deux microphones est petite [10].

Donc le modèle du mélange convolutif simplifié sera donné par la figure 1.3 :



**FIGURE 1-3** LA STRUCTURE SIMPLIFIEE D'UN MELANGE CONVOLUTIF BI-CAPTEUR

Les équations deviennent :

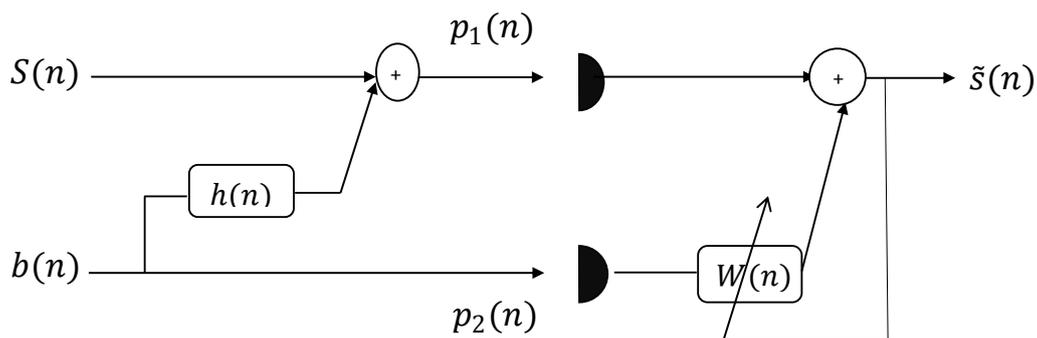
$$p_1(n) = s(n) + b(n) * h_{21}(n) \quad (1.9)$$

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

Parmi les techniques qui utilisent la méthode bi-capteurs on cite la technique d'annulation adaptative de bruit (ANC : Adaptativ noise cancellation).

### 1.3.3.1 Annulation adaptative de bruit (ANC)

La structure de cette technique est donnée par :



**FIGURE 1-4** STRUCTURE D'ANNULATION ADAPTATIVE DE BRUIT AVEC REFERENCE

Considérons une observation bruité  $p_1(n)$  d'un signal  $s(n)$ , c.-à-d:

$$p_1(n) = s(n) + b_1(n) \quad (1.11)$$

Avec :

$$b_1(n) = b(n) * h(n)$$

Supposant que l'on dispose au niveau d'un deuxième capteur d'un bruit  $p_2(n)$  fortement corrélé à  $b_1(n)$  mais décorrélié avec le signal  $s(n)$ . La relation entre  $b_1(n)$  et  $b(n)$  est supposé linéaire.

Le principe de la technique d'annulation adaptative de bruit (ANC) est de filtrer la référence  $p_2(n)$  de manière adéquate afin d'obtenir la meilleure estimation de  $b_1(n)$  (au sens de l'erreur quadratique) ce qui apporte une réduction du bruit en sortie [10].

En tenant compte de la relation linéaire entre les bruits dans les deux observations, le signal de sortie peut s'écrire sous la forme :

$$\tilde{s}(n) = p_1(n) - p_2(n) * w(n) \quad (1.12)$$

Les deux signaux  $p_1(n)$  et  $p_2(n)$  sont données par les relations suivantes :

$$p_1(n) = s(n) + h(n) * b(n) \quad (1.13)$$

$$p_2(n) = b(n) \quad (1.14)$$

Alors, on trouve :

$$\tilde{s}(n) = s(n) + h(n) * b(n) - w(n) * b(n) \quad (1.15)$$

$$\tilde{s}(n) = s(n) + (h(n) - w(n)) * b(n) \quad (1.16)$$

À l'optimum, on a  $w_{opt}(n) = h(n)$  et pour cette dernière égalité, le signal parole estimée égale exactement le signal original.

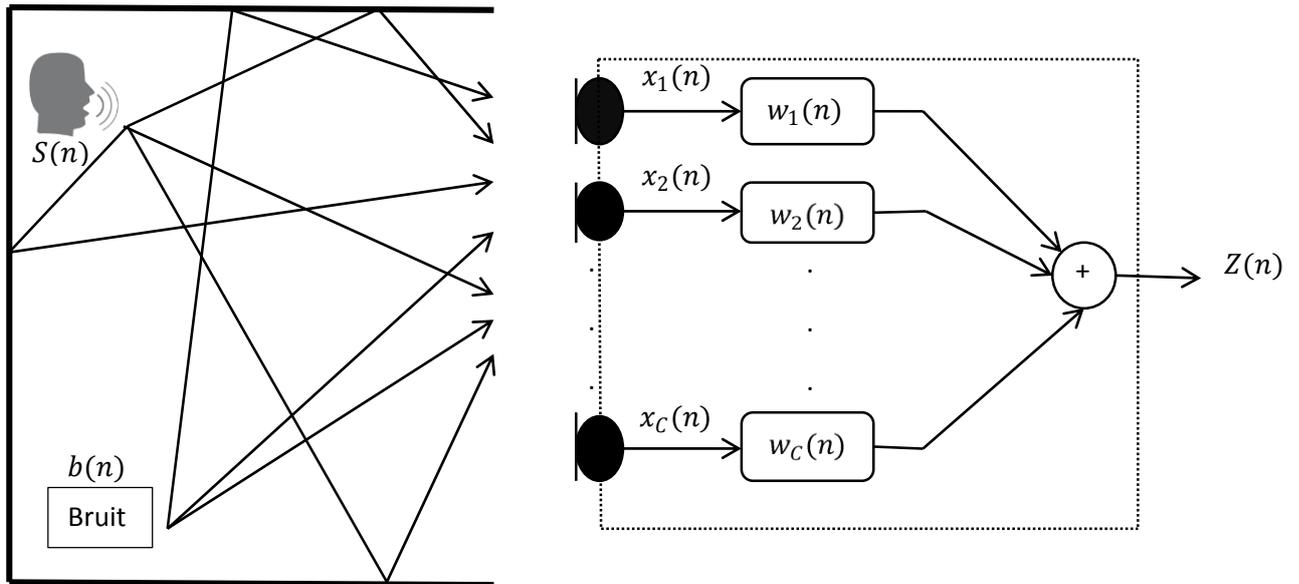
$$\tilde{s}(n) = s(n) \quad (1.17)$$

#### 1.3.4 Méthodes multi-capteurs

Dans cette section, nous allons présenter une étude générale sur la réduction multi-capteurs. Le rôle principal des techniques multi-capteurs dans le problème de débruitage est d'améliorer la qualité du signal de parole estimé en utilisant plusieurs capteurs.

Considérent un système de réduction de bruit avec « C » capteurs dans un milieu acoustique bruité fermé. Supposant que le milieu contient deux sources, la première est le signal de parole  $s(n)$  prononcée par un locuteur et l'autre le bruit  $b(n)$ . Ces deux signaux se propagent dans un milieu fermé vers les capteurs (ondes directes et indirectes) [10].

Le système considéré est représenté par la figure 1.5.



**FIGURE 1-5** REDUCTION DE BRUIT PAR LES TECHNIQUES MULTI-CAPTEURS

Chaque observation  $x_i(n)$  est constitué de deux composantes, partie du signal parole  $s_i(n)$  et l'autre du bruit  $b_i(n)$ , avec :  $i = 1, 2, \dots, C$

$$x_i(n) = s_i(n) + b_i(n) \quad (1.18)$$

Avec :

$$s_i(n) = s(n) * h_{s_i}(n), i = 1, 2, \dots, C$$

$$b_i(n) = b(n) * h_{b_i}(n), i = 1, 2, \dots, C$$

Donc les signaux observés  $x_i(n)$  peuvent s'écrire par les équations suivantes :

$$x_1(n) = s(n) * h_{s1}(n) + b(n) * h_{b1}(n)$$

$$x_2(n) = s(n) * h_{s2}(n) + b(n) * h_{b2}(n)$$

.

.

.

$$x_{iC}(n) = s(n) * h_{sC}(n) + b(n) * h_{bC}(n) \quad (1.19)$$

Les réponses impulsionnelles sont des coefficients du filtre RIF de longueur M et qui est donnée par :

$$\mathbf{h}_{si}(n) = [ h_{si,1}(n) \ h_{si,2}(n) \ . \ . \ . \ h_{si,M}(n) ]^T \quad , \text{ Avec } i = 1, 2, \dots, C$$

$$\mathbf{h}_{bi}(n) = [ h_{bi,1}(n) \ h_{bi,2}(n) \ . \ . \ . \ h_{bi,M}(n) ]^T \quad , \text{ Avec } i = 1, 2, \dots, C$$

Dans la figure 1.5, tous les signaux observés  $x_i(n)$  sont filtrés par les filtres  $\mathbf{w}_i(n)$  et combinés pour obtenir le signal de parole rehaussé  $z(n)$ .

$$z(n) = \sum_{i=1}^C \mathbf{w}_i(n) * x_i(n) \tag{1.20}$$

Ou les filtres  $w_i(n)$  sont des filtres de type RIF de longueur M et sont données par :

$$\mathbf{w}_i(n) = [ w_{i,1}(n), w_{i,2}(n) \ . \ . \ . \ w_{i,M}(n) ]^T \quad , \text{ Avec } i = 1, 2, \dots, C$$

Donc le signal de parole estimé  $z(n)$  peu s'écrire sous la forme suivante :

$$z(n) = \sum_{i=1}^C \mathbf{w}_i^T(n) \mathbf{x}_i(n) \tag{1.21}$$

Les filtres utilisés dans les techniques de réduction de bruit multi-capteurs peuvent être des filtres adaptatifs [10].

## 1.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons donné une vue générale sur le bruit acoustique, la parole avec ces caractéristiques, puis nous avons présenté une revue détaillée sur quelques méthodes (mono-, bi- et multi-capteurs) les plus utilisées pour la réduction du bruit acoustique et le rehaussement de la parole. Dans le prochain chapitre, nous allons présenter une étude du filtrage adaptatif ainsi que ces algorithmes les plus utilisés dans la littérature.

# Chapitre 2 Généralités sur les algorithmes de filtrage adaptatifs

## 2.1 Introduction

Dans le domaine du traitement du signal, les filtres adaptatifs occupent une part importante dans la reconnaissance de système et l'annulation du bruit et de l'écho.

Les filtres adaptatifs sont une sorte de système d'apprentissage qui peut automatiquement changer les coefficients de sa fonction de transfert. Ces changements sont réalisés suivant des algorithmes d'adaptation. Il met à jour les coefficients du filtre chaque fois qu'un nouvel échantillon du signal d'entrée arrive de sorte que l'amplitude de l'erreur entre le signal de sortie du filtre et le signal désiré diminue.

Dans ce chapitre nous allons présenter les algorithmes de filtrage les plus répandus LMS, NLMS et APA.

## 2.2 Filtre de Wiener

Le filtre de Wiener s'appuie sur la réduction de l'erreur quadratique moyenne (EQM) [11]. L'approche consiste alors à minimiser l'EQM entre le signal désiré et la sortie du filtre linéaire. Ce filtre est très utilisé dans les méthodes de débruitage, mais généralement il est employé dans les signaux stationnaires.

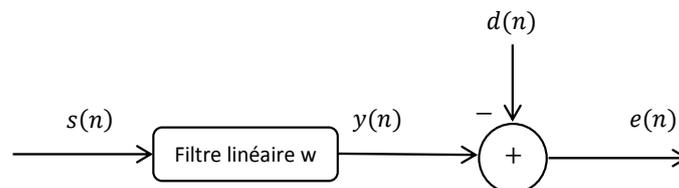


FIGURE 2-1 REPRÉSENTATION DU FILTRE DE WIENER

$s(n)$  : Signal d'entrée  
 $y(n)$  : Signal de sortie  
 $d(n)$  : Signal désiré  
 $e(n)$  Signal d'erreur

On note  $e(n) = d(n) - y(n)$  L'erreur entre la réponse désirée  $d(n)$  et la sortie  $y(n)$ . On note également  $w(n)$  la réponse impulsionnelle du filtre. On définit la sortie du filtre dans le cas général comme suit :

$$y(n) = \sum_{k=0}^{M-1} w(n_k)^* s(n - k) \quad (2.1)$$

Et la représentation de l'équation (2.1) sous forme vectorielle est comme suit :

$$y(n) = \mathbf{w}^H(n) \mathbf{s}(n) \quad (2.2)$$

avec :

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

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

$H$  : represent la transposé conjugué

La formule (2.2) peut s'écrire sous forme réelle comme suit

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{w}^T(n) \mathbf{s}(n) \quad (2.3)$$

avec  $\mathbf{w}(n)$  est un vecteur de longueur M contenant les coefficients du filtre,  $\mathbf{s}(n)$  est le vecteur des M échantillons récents du signal d'entrée  $s(n)$ . Alors le signal d'erreur  $e(n)$  peu s'écrire comme suite :

$$e(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n) \mathbf{s}(n) \quad (2.4)$$

Pour une séparation optimisée entre le signal et le bruit, on minimise la fonction coût

$$J = E[|e(n)|^2] \quad (2.5)$$

En introduisant la relation (2.3) dans la fonction coût elle devient :

$$J = [(d(n) - \mathbf{w}^T(n) \mathbf{s}(n))(d^*(n) - \mathbf{w}^T(n) \mathbf{s}^*(n))]$$

$$J = E[|d(n)|^2] - E[d(n) \mathbf{w}^T(n) \mathbf{s}(n)^*] - E[\mathbf{w}^T(n) \mathbf{s}(n) d^*(n)] + E[\mathbf{w}^T(n) \mathbf{s}(n) \mathbf{w}^T(n) \mathbf{s}^*(n)]$$

$$J = E[|d(n)|^2] - \mathbf{w}^T(n) E[\mathbf{s}(n)^* d(n)] - \mathbf{w}^T(n) E[\mathbf{s}(n) d^*(n)] + E[\mathbf{w}^T(n) \mathbf{s}(n) \mathbf{s}^*(n)] \mathbf{w}^T(n)$$

$$J = \sigma_d^2 - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{R}_{sd} - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{R}_{sd}^* + \mathbf{w}^H(n)\mathbf{R}_{ss}\mathbf{w}(n) \quad (2.6)$$

Avec :

$\mathbf{R}_{sd}$  : Matrice d'inter-corrélation entre  $d(n)$  et  $\mathbf{s}(n)$ .

$\mathbf{R}_{ss}$  : Matrice d'autocorrélation du signal  $\mathbf{s}(n)$ .

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

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} = 0 \quad (2.7)$$

On a :

$$\begin{aligned} \frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} &= \frac{\partial E[e(n)^2]}{\partial \mathbf{w}} \\ \frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} &= 2E[e(n) \frac{\partial e(n)}{\partial \mathbf{w}}] \\ \frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} &= -2E[e(n)\mathbf{s}(n)] \end{aligned} \quad (2.8)$$

Par conséquent, à l'optimum, on a :

$$E[e_{min}(n)\mathbf{s}(n)] = 0 \quad (2.9)$$

D'après la relation (2.8), on peut en tirer une interprétation géométrique qui est que toutes les entrées  $\mathbf{s}(n)$  sont orthogonales par rapport à l'erreur  $e_{min}(n)$  c'est ce qu'on appelle le principe d'orthogonalité signifiant que toutes les entrées  $\mathbf{s}(n)$  sont décorréliées de l'erreur  $e_{min}(n)$  [12]. A l'optimum on a aussi le signal d'erreur  $e_{min}(n)$  est orthogonale à la sortie du filtre  $y(n)$ .

En développant l'équation (2.8), nous obtenons :

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

Alors l'équation devine :

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

Soit :

$$\mathbf{R}_{ss} \mathbf{w}_{opt} = \mathbf{R}_{sd} \quad (2.10)$$

La relation (2.10) est appelée formule de Wiener ou équation de Wiener Hopf. La solution de cette relation donne le filtre optimal de Wiener :

$$\mathbf{w}_{opt} = (\mathbf{R}_{ss})^{-1} \mathbf{R}_{sd} \quad (2.11)$$

Quand on essaye de résoudre l'équation de Wiener Hopf (2.10) pour trouver le filtre de Wiener optimal nous nous confrontons à un problème de taille, et très nuisible. Qui est celui de résoudre un système de  $M$  équations à  $M$  inconnus, et une inversion d'une matrice, ce qui peut devenir très désavantageux. Mais une solution peut être suggérée si l'on remarque que la fonction coût est quadratique, ce qui veut dire que le minimum est unique. La manœuvre consiste alors à résoudre ce système par une méthode itérative. Les algorithmes adaptatifs, permettent l'évaluation du filtre adaptatif en utilisant le vecteur  $\mathbf{w}(n)$  de taille  $M$  à l'aide d'un critère basé sur l'estimation de l'erreur a priori (Algorithme du gradient) [13].

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

On a :

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

À l'optimum on a :

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

Alors la valeur de l'EQMM est :

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

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

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

On déduit par le théorème de Pythagore :

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

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

$$J_{min} = \sigma_d^2 - \sigma_{y_{opt}}^2 \quad (2.11)$$

## Résumé

**TABLEAU 2-1** RESUME DES EQUATIONS DU FILTRE DE WIENER

• Signal d'entrée	$\mathbf{s}(n)$
• Sortie désirée	$d(n)$
• Coefficient du filtre	$\mathbf{w}(n)$
• Signal d'erreur	$e(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{s}(n)$
• Matrice d'autocorrélation	$\mathbf{R}_{ss}$
• Matrice d'inter-corrélation	$\mathbf{R}_{sd}$
• Equation d Wiener-Hopf	$\mathbf{R}_{ss} \mathbf{w}_{opt} = \mathbf{R}_{sd}$
• EQMM	$J_{min} = \sigma_d^2 - \sigma_{y_{opt}}^2$

## 2.3 Algorithme adaptatif

Dans cette section, nous allons aborder les algorithmes adaptatifs les plus utilisés dans le traitement de signal.

### 2.3.1 Algorithme du gradient stochastique LMS

Dans la résolution de l'équation de Wiener Hopf avec l'algorithme du gradient on rencontre un problème à savoir que les grandeurs  $\mathbf{R}_{ss}$  et  $\mathbf{R}_{sd}$  sont inconnues. C'est alors que l'algorithme du gradient stochastique LMS (Least Mean Square) a été introduit par Widrow-Hoff [14]. L'LMS découle de l'algorithme du gradient qui consiste à remplacer les grandeurs  $\mathbf{R}_{ss}$  et  $\mathbf{R}_{sd}$  par une estimation à l'instant  $n$ .

dans le cas du LMS, on choisit les estimations les plus simples possible, a savoir :

$$\widehat{\mathbf{R}}_{ss}(n) = \mathbf{s}(n)\mathbf{s}^T(n) \quad (2.12)$$

$$\widehat{\mathbf{R}}_{sd}(n) = d(n)\mathbf{s}(n) \quad (2.13)$$

Alors le gradient de la fonction coût devient :

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} = \frac{\partial (e(n)^2)}{\partial \mathbf{w}}$$

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} = -2e(n)\mathbf{s}(n) \quad (2.14)$$

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} = -2\widehat{\mathbf{R}}_{sd}(n) + 2\widehat{\mathbf{R}}_{ss}(n)\mathbf{w}(n) \quad (2.15)$$

Étant donné que l’LMS dérive de l’algorithme du gradient déterministe, la mise à jour du filtre est donnée par :

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

Avec :

$\mu$  : Pas d’adaptation

En remplaçant la relation (2.13) dans (2.15) alors la formule de mise à jour du filtre devient :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu e(n) \mathbf{s}(n) \quad (2.17)$$

Pour que cette formule (2.17) converge il existe une condition nécessaire et suffisante qui est [15] :

$$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{max}} \quad (2.17)$$

Avec  $\lambda_{max}$  représente la valeur propre maximale appartenant à la matrice d’autocorrélation du signal d’entrée. Mais cette condition repose sur l’hypothèse d’indépendance, entre  $\mathbf{s}(n)$  et  $\mathbf{w}(n)$ . Et cette hypothèse ne correspond pas à la réalité. Il existe une autre condition plus précise, mais qui s’appuie également sur des hypothèses contestables [16] :

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

Avec :

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

### **Résumé**

**TABLEAU 2-2 RESUME DES EQUATIONS DU FILTRE ADAPTATIF LMS**

• Signal d’entrée	$\mathbf{s}(n)$
• Signal de sortie	$y(n) = \mathbf{w}^T(n) \mathbf{s}(n)$
• Signal d’erreur	$e(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n) \mathbf{s}(n)$
• Equation de mise à jour	$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu e(n) \mathbf{s}(n)$

- Condition de convergence

$$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{max}}$$

### 2.3.2 Algorithme de gradient stochastique normalisé (NLMS)

Une variante de l'algorithme LMS existe, qui s'appelle NLMS (Normalised Least Mean Square). Cet algorithme permet de mieux s'adapter aux signaux qui ont une grande variation d'énergie, alors que l'LMS est moins efficace que ce dernier. L'NLMS a été introduit pour résoudre le problème de la variation d'énergie contenue dans la voix. La solution apportée consiste à normaliser le pas d'adaptation en fonction de l'énergie d'entrée. On trouve l'équation de NLMS en minimisant la fonction coût suivante :

$$J(n) = \|\mathbf{w}(n+1) - \mathbf{w}(n)\|^2 \quad (2.18)$$

Avec la contrainte :

$$d(n) = \mathbf{w}^T(n+1)\mathbf{s}(n) \quad (2.19)$$

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

$\mathbf{w}(n+1)$  [15] on obtient :

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

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

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

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\lambda}{2}\mathbf{s}(n) \quad (2.20)$$

Avec :

$\lambda$  : Mutiplieur de Lagrange

Or :

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

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

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

$$\lambda = \frac{2e(n)}{\mathbf{s}^T(n)\mathbf{s}(n)} \quad (2.21)$$

En remplaçant (2.21) dans (2.20) on obtient :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{1}{\mathbf{s}^T(n)\mathbf{s}(n)} \mathbf{s}(n)e(n) \quad (2.22)$$

On rajoute deux facteurs,  $\alpha$  comme étant un paramètre de régularisation et  $\delta$  pour qu'il n'y est pas de division sur zéro ou sur de petits nombres

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\alpha}{\mathbf{s}^T(n)\mathbf{s}(n) + \delta} \mathbf{s}(n)e(n) \quad (2.23)$$

L'étude de la stabilité de NLMS se fait en posant l'erreur a priori  $e(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{s}(n)$  soit supérieur à l'erreur a posteriori  $\epsilon(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n+1)\mathbf{s}(n)$

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

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

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

$$\epsilon(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{s}(n) - \alpha e(n)$$

$$\epsilon(n) = e(n)(1 - \alpha)$$

Donc :

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

$$|e(n)(1 - \alpha)| < |e(n)|$$

$$|1 - \alpha| < 1$$

$$0 < \alpha < 2$$

Qui est la condition de stabilité de l'NLMS [17]

## Résumé

TABLEAU 2-3 RESUME DES EQUATIONS DU FILTRE ADAPTATIF NLMS

- Signal d'entré  $\mathbf{s}(n)$
- Signal de sortie  $y(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{s}(n)$
- Signal d'erreur  $e(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{s}(n)$
- Equation de mise à jour  $\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\alpha}{\mathbf{s}^T(n)\mathbf{s}(n)+\delta} \mathbf{s}(n)e(n)$
- Condition de convergence  $0 < \alpha < 2$

### 2.3.3 L'algorithme de Projection Affine (APA)

L'algorithme APA a été introduit pour pallier au problème de l'NLMS qui est la convergence de ce dernier est ralentie lorsque le signal d'entrée est corrélé. APA est généralement considéré comme l'extension de l'NLMS qui utilise P vecteur (appelé ordre de projection) du signal d'entrée au lieu d'un seul vecteur comme algorithme NLMS [18]. Dans cette section nous allons présenter les différentes relations et équations qui définissent l'APA.

Soit la matrice de dimension  $L \times P$  :

$$\mathbf{S}(n) = [\mathbf{s}(n), \mathbf{s}(n-1), \dots, \mathbf{s}(n-p+1)]$$

Contenant les P vecteurs les plus récents du signal d'entrées  $\mathbf{s}(n)$ .

Soit le vecteur de longueur P suivants :

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

Dont les éléments sont les P derniers échantillons du signal désiré  $\mathbf{d}(n)$ .

On trouve l'équation de APA en minimisant la fonction coût suivante :

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

Avec les P constraints :

$$\mathbf{d}(n-P) = \mathbf{w}^T(n+1)\mathbf{S}(n-P) \quad ; \quad P = 0, 1, \dots, P-1$$

Ces contraintes peuvent s'écrire sous forme vectorielle :

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

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

$\mathbf{w}(n+1)$  On obtient :

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

Où :  $\boldsymbol{\lambda} = [\lambda_0, \lambda_1, \dots, \lambda_{p-1}]^T$

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{1}{2}\mathbf{S}(n)\boldsymbol{\lambda} \quad (2.24)$$

D'après les contraintes :

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

$$\mathbf{d}(n) = \mathbf{S}^T(n)\mathbf{w}(n) + \frac{1}{2}\mathbf{S}^T(n)\mathbf{S}(n)\boldsymbol{\lambda}$$

$$\mathbf{d}(n) - \mathbf{S}^T(n)\mathbf{w}(n) = \frac{1}{2}\mathbf{S}^T(n)\mathbf{S}(n)\boldsymbol{\lambda}$$

$$\mathbf{e}(n) = \frac{1}{2}\mathbf{S}^T(n)\mathbf{S}(n)\boldsymbol{\lambda}$$

$$\boldsymbol{\lambda} = 2(\mathbf{S}^T(n)\mathbf{S}(n))^{-1}\mathbf{e}(n) \quad (2.25)$$

Avec :

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

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

$\mathbf{e}(n)$  : est le vecteur d'erreur apriori.

En remplaçant la relation (2.25) dans (2.24) on a :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mathbf{S}(n)(\mathbf{S}^T(n)\mathbf{S}(n))^{-1}\mathbf{e}(n)$$

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

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

Où

$$\mathbf{P}(n) = \mathbf{S}(n)(\mathbf{S}^T(n)\mathbf{S}(n))^{-1}\mathbf{S}^T(n)$$

Est la matrice de projection.

La relation (2.26) représente l'équation de mise à jour de l'algorithme APA et on rajoute un facteur de régulation et la relation devient :

$$\mathbf{w}(n+1) = (1 - \mathbf{P}(n))\mathbf{w}(n) + \alpha\mathbf{S}(n)(\delta\mathbf{I} + \mathbf{S}^T(n)\mathbf{S}(n))^{-1}\mathbf{d}(n) \quad (2.27)$$

Avec :  $0 < \alpha < 2$  et  $\delta$  est le facteur de régulation.

On propose de modifier légèrement l'algorithme, l'équation de mise à jour devient :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \alpha\mathbf{S}(n)(\delta\mathbf{I} + \mathbf{S}^T(n)\mathbf{S}(n))^{-1}\mathbf{e}(n) \quad (2.28)$$

On pose l'erreur a priori :  $\mathbf{e}(n) = \mathbf{d}(n) - \mathbf{S}^T\mathbf{w}(n)$

Et l'erreur a posteriori :  $\boldsymbol{\epsilon}(n) = \mathbf{d}(n) - \mathbf{S}^T(n)\mathbf{w}(n+1)$

L'APA est stable si :

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\epsilon}^T(n)\boldsymbol{\epsilon}(n) &< \mathbf{e}^T(n)\mathbf{e}(n) \\ (1 - \alpha)\mathbf{e}^T(1 - \alpha)\mathbf{e}(n) &< \mathbf{e}^T(n)\mathbf{e}(n) \\ (1 - \alpha)^2 &< 1 \\ 0 < \alpha < 2 & \end{aligned} \quad (2.29)$$

Alors l'APA est stable quand  $\alpha$  est contenue dans l'intervalle  $0 < \alpha < 2$

**Résumé :**

*TABLEAU 2-4 RESUME DES EQUATIONS DU FILTRE ADAPTATIF APA*

- |                            |  |
|----------------------------|--|
| • Signal d'entrée          | $\mathbf{S}(n)$  |
| • Signal de sortie         | $\mathbf{y}(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{S}(n)$   |
| • Signal d'erreur          | $\mathbf{e}(n) = \mathbf{d}(n) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{S}(n)$   |
| • Equation de mise à jour  | $\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \alpha\mathbf{S}(n)(\delta\mathbf{I} + \mathbf{S}^T(n)\mathbf{S}(n))^{-1}\mathbf{e}(n)$ |
| • Condition de convergence | $0 < \alpha < 2$   |

## 2.4 Conclusion

Au cours de ce chapitre, nous avons vu une étude détaillée sur les filtres adaptatifs les plus utilisés dans le domaine du traitement du signal qui sont la famille des gradients (LMS et

NLMS) et l'algorithme de projection affine. Dans le prochain chapitre sera présenté le nouvel algorithme DBAPA.

*TABLEAU 2-5 AVANTAGE ET INCONVENIENT DES ALGORITHMES LMS, NLMS ET APA*

algorithme	Avantage	inconvenient
LMS	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Facile à implémenter</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Inefficace pour les signaux non stationnaires</li> </ul>
NLMS	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Facile à implémenter</li> <li>• Adapter aux signaux non stationnaires</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Convergence lente pour les signaux à forte corrélation</li> </ul>
APA	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Plus adapter que l'NLMS aux signaux non stationnaires.</li> <li>• Convergence rapide par rapport à l'NLMS.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Difficile à implémenter</li> </ul>

# Chapitre 3 Proposition d'un nouvel algorithme de projection affine double avec la structure Récursive (DBAPA).

---

## 3.1 Introduction

Les techniques du traitement du signal trouvent des applications dans pratiquement tous les domaines de la technologie, particulièrement en audio. Une bonne partie des signaux audio sont des mélanges auxquels contribuent plusieurs sources.

L'étude des mélanges audio a de nombreuses applications dont la plus populaire est le problème du cocktail (cocktail party problem). Ce nom provient quand il y a plusieurs signaux se propagent dans un environnement. Ainsi le terme « cocktail party » est devenu le surnom de la séparation aveugle de sources dans le domaine audio.

La SAS est un problème générique qui consiste à restaurer un ensemble de signaux sources à partir des observations qui sont des mélanges de ces signaux sources. Cette séparation est dite « Aveugle » puisqu'on admet le peu d'information a priori sur ces signaux originaux et aussi sur les mélanges.

Dans ce chapitre, nous avons choisi de présenter la discipline de la séparation aveugle de sources. Puis nous allons présenter les deux méthodes (structures) de séparation Directe et Récursive (Forward et Backward) les plus utilisées dans le cas d'un mélange convolutif. Ainsi on va représenter un nouvel algorithme de réduction de bruit basé sur la structure récursive par l'implémentation de l'algorithme APA.

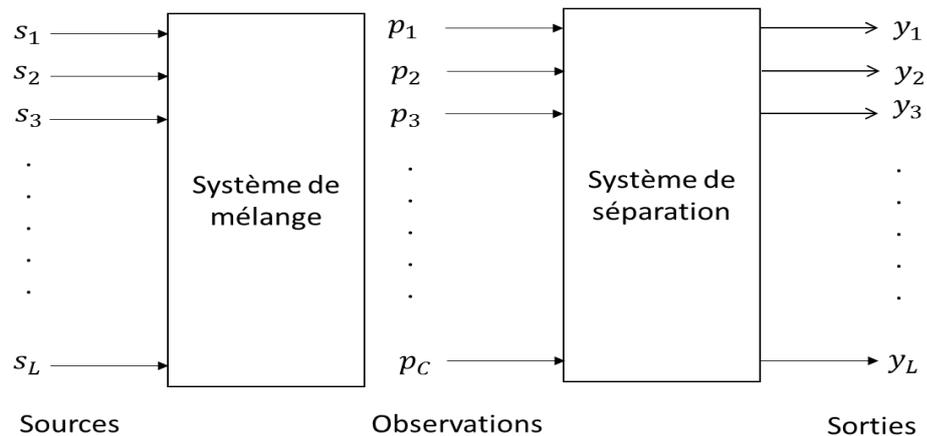
## 3.2 La séparation aveugle de sources SAS

La séparation de sources a commencé à susciter l'intérêt de la communauté scientifique, qui y a vu une solution potentielle pour plusieurs problèmes dans des applications très variées. Traitement des signaux biomédicaux, les signaux de communications numériques, les images d'astrophysique, et bien entendu, les signaux acoustiques considérés dans la présente mémoire.

Dans un contexte tout à fait général, la séparation de source consiste à restaurer  $L$  signaux sources inconnus  $s_j$  à partir de  $C$  observation  $p_i$ , ces observations sont des mélanges des signaux sources qui proviennent généralement de capteur, tels que les microphones, les antennes radiofréquences...

L'objectif ambitieux de la SAS est de construire un système capable de fournir des sorties  $y_i$  égale aux signaux sources  $s_j$ .

La configuration générale de la séparation aveugle de sources est donnée dans la figure (3.1)



**FIGURE 3-1** CONFIGURATION GENERALE DE LA SEPARATION AVEUGLE DE SOURCE SAS.

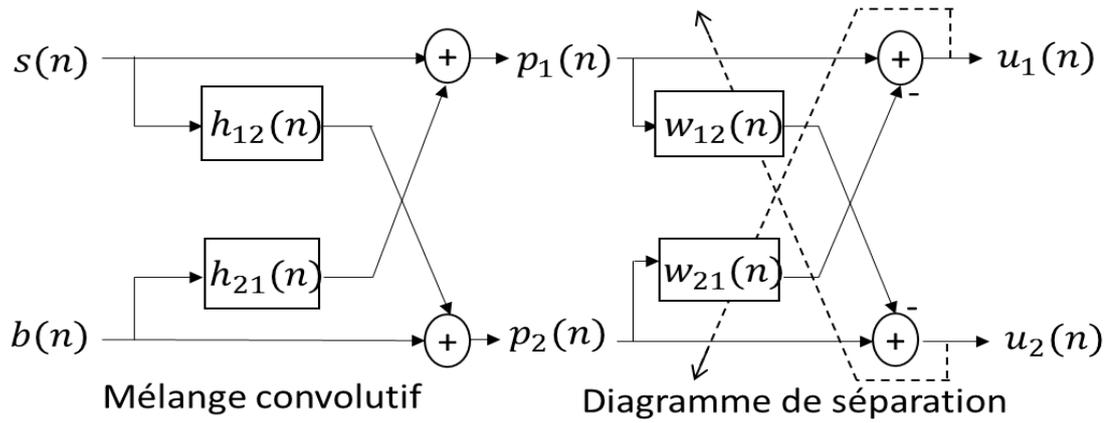
### 3.2.1 Les structures de séparations aveugle de sources SAS

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

#### 3.2.1.1 La structure directe (Forward)

La structure directe est la structure la plus utilisée lorsque chaque sortie du système de séparation est une simple combinaison des observations. Elle permet d'utiliser des filtres non-causaux de manière naturelle vu qu'elle ne fait pas intervenir les différentes sorties du système dans le calcul des sorties des filtres de séparation [11].

Le schéma est illustré par la figure (3.2).



**FIGURE 3-2** STRUCTURE DE SEPARATION DE SOURCE DIRECTE (FORWARD).

Avec :

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

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

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

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

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

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

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

Donc

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

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

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

$$w_{12}^{opt}(n) = h_{12}(n) \text{ et } w_{21}^{opt}(n) = h_{21}(n) \quad (3.7)$$

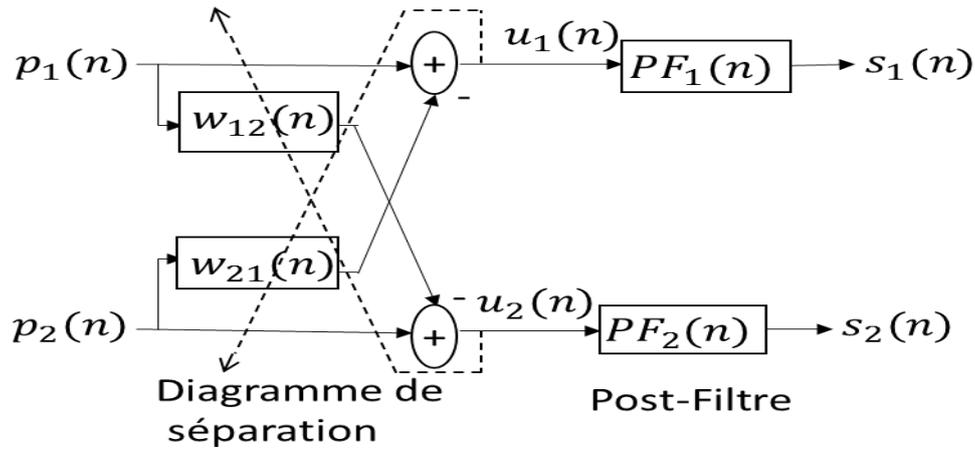
Alors

$$u_1(n) = s(n) * [\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n)] \quad (3.8)$$

$$u_2(n) = b(n) * [\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n)] \quad (3.9)$$

On remarque que les signaux  $u_1(n)$  et  $u_2(n)$  convergent respectivement vers les signaux sources mais avec une petite distorsion. C'est l'inconvénient majeur de cette structure. Pour éliminer cette distorsion une solution a été proposée consiste à placer des post-filtres en sortie de la structure.

La structure directe avec les post-filtres est donnée par la figure 3.3.



**FIGURE 3-3** STRUCTURE DE SEPARATION DE SOURCE DIRECTE (FORWARD) AVEC POST-FILTRES.

Les deux postes filtres  $PF_1(n)$  et  $PF_2(n)$  sont donnés par :

$$PF_1(n) = PF_2(n) = \frac{1}{\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n)} \quad (3.10)$$

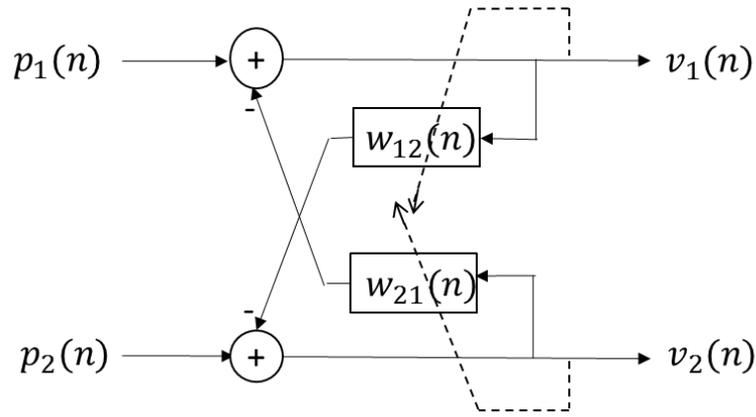
A la sortie des post-filtres  $PF_1(n)$  et  $PF_2(n)$  les deux signaux  $s_1(n)$  et  $s_2(n)$  convergent respectivement vers les signaux  $s(n)$  et  $b(n)$  sans aucune distorsion.

### 3.2.1.2 La structure Recursive (Backward):

BBSS: Backward Blind Source Separation

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

La structure Backward est donnée par la figure 3.4.



**FIGURE 3-4** STRUCTURE DE SEPARATION DE SOURCE RECURSIVE (BACKWARD).

Les signaux de sortie de mélange convolutif ( $p_1(n)$  et  $p_2(n)$ ), qui seront utilisés comme des entrées de la structure de séparation de sources réursive de la figure 3.3, sont données par les équations (1.9) et (1.10).

La structure Réursive conduit aux relations suivantes :

$$v_1(n) = p_1(n) - v_2(n) * w_{21}(n) \quad (3.11)$$

$$v_2(n) = p_2(n) - v_1(n) * w_{12}(n) \quad (3.12)$$

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

$$v_1(n) = [s(n) * (\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n)) + b(n) * (h_{21}(n) - w_{21}(n))] * (\delta(n) - w_{12}(n) * w_{21}(n))^{-1} \quad (3.13)$$

$$v_2(n) = [b(n) * (\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n)) + s(n) * (h_{12}(n) - w_{12}(n))] * (\delta(n) - w_{21}(n) * w_{12}(n))^{-1} \quad (3.14)$$

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

$$v_1(n) = s(n) \quad (3.15)$$

$$v_2(n) = b(n) \quad (3.16)$$

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

### 3.3 Proposition d'un nouvel algorithme de projection affine double avec la structure Récursive (DBAPA).

Plusieurs améliorations de l'algorithme de projection affine ont été proposées pour rendre plus efficace et plus polyvalent en termes de performance, c'est pour cela que nous avons développé cet algorithme de double projection affine avec la structure récursive.

Le schéma bloc du nouvel algorithme proposé DBAPA est donné par la figure 3.5.

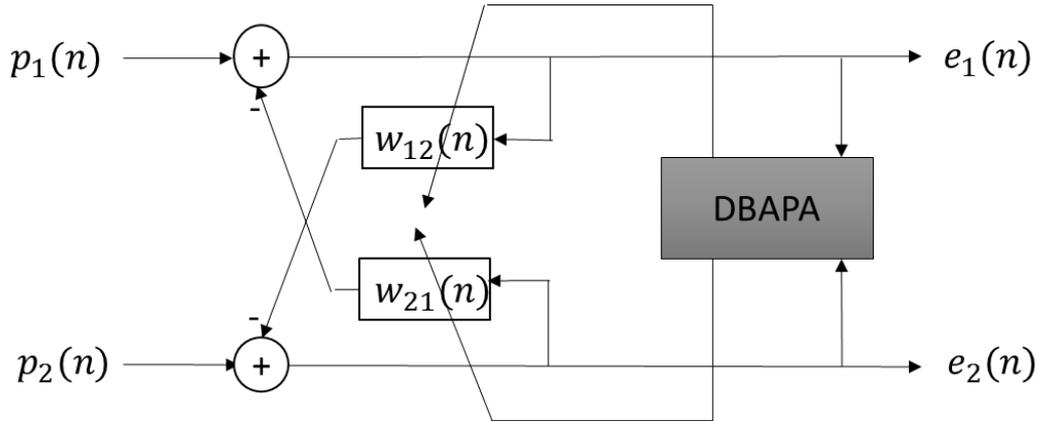


FIGURE 3-5 SCHEMA BLOC DU NOUVEL ALGORITHME PROPOSE DBAPA.

#### 3.3.1 Le développement du nouvel algorithme proposé DBAPA

Soit les deux matrices de dimension  $L \times P$  et contenant les  $P$  vecteurs les plus récents des signaux d'entrée  $p_1(n)$  et  $p_2(n)$  :

$$\mathbf{P}_1(n) = [\mathbf{p}_1(n), \mathbf{p}_1(n-1), \dots, \mathbf{p}_1(n-P+1)] \quad (3.17)$$

$$\mathbf{P}_2(n) = [\mathbf{p}_2(n), \mathbf{p}_2(n-1), \dots, \mathbf{p}_2(n-P+1)] \quad (3.18)$$

L'algorithme DBAPA est obtenu en minimisant les fonctions cout suivantes :

$$J_1(n) = \|\mathbf{w}_{21}(n+1) - \mathbf{w}_{21}(n)\|^2 \quad (3.19)$$

$$J_2(n) = \|\mathbf{w}_{12}(n+1) - \mathbf{w}_{12}(n)\|^2 \quad (3.20)$$

Avec les doubles  $P$  contraintes suivantes :

$$\mathbf{w}_{21}^T(n+1)\mathbf{E}_2(n-p) = \mathbf{p}_1(n-p) \quad , p = 0, 1, \dots, P-1 \quad (3.21)$$

$$\mathbf{w}_{12}^T(n+1)\mathbf{E}_1(n-p) = \mathbf{p}_2(n-p) \quad , p = 0, 1, \dots, P-1 \quad (3.22)$$

Avec

$$\mathbf{E}_1(n) = [\mathbf{e}_1(n), \mathbf{e}_1(n-1), \dots, \mathbf{e}_1(n-P+1)]$$

$$\mathbf{E}_2(n) = [\mathbf{e}_2(n), \mathbf{e}_2(n-1), \dots, \mathbf{e}_2(n-P+1)]$$

Ces contraintes peuvent s'écrire sous forme vectorielle :

$$\mathbf{E}_2^T(n) \mathbf{w}_{21}(n+1) = \mathbf{p}_1(n) \quad (3.23)$$

$$\mathbf{E}_1^T(n) \mathbf{w}_{12}(n+1) = \mathbf{p}_2(n) \quad (3.24)$$

La solution de ce problème est obtenue en utilisant la technique des multiplicateurs de Lagrange.

En effet, on cherche à minimiser par rapport à  $\mathbf{w}_{21}(n+1)$  et  $\mathbf{w}_{12}(n+1)$  :

$$J_1(n) = \|\mathbf{w}_{21}(n+1) - \mathbf{w}_{21}(n)\|^2 + \boldsymbol{\lambda}^T [\mathbf{p}_1(n) - \mathbf{E}_2(n) \mathbf{w}_{21}^T(n+1)] \quad (3.25)$$

$$J_2(n) = \|\mathbf{w}_{12}(n+1) - \mathbf{w}_{12}(n)\|^2 + \boldsymbol{\beta}^T [\mathbf{p}_2(n) - \mathbf{E}_1(n) \mathbf{w}_{12}^T(n+1)] \quad (3.26)$$

Avec  $\boldsymbol{\lambda}$  et  $\boldsymbol{\beta}$  sont les vecteurs multiplicateur de Lagrange :

$$\boldsymbol{\lambda} = [\lambda_0, \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{P-1}]^T \quad \text{et} \quad \boldsymbol{\beta} = [\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_{P-1}]^T$$

Les dérivés partiels de ces deux fonctions de cout sont donnés par :

$$\frac{\partial J_1(n)}{\partial \mathbf{w}_{21}(n+1)} = 2(\mathbf{w}_{21}(n+1) - \mathbf{w}_{21}(n)) - \mathbf{E}_2(n) \boldsymbol{\lambda} = \mathbf{0}_{L \times 1} \quad (3.27)$$

$$\frac{\partial J_2(n)}{\partial \mathbf{w}_{12}(n+1)} = 2(\mathbf{w}_{12}(n+1) - \mathbf{w}_{12}(n)) - \mathbf{E}_1(n) \boldsymbol{\beta} = \mathbf{0}_{L \times 1} \quad (3.28)$$

On a :

$$\mathbf{w}_{21}(n+1) = \mathbf{w}_{21}(n) + \frac{1}{2} \mathbf{E}_2(n) \boldsymbol{\lambda} \quad (3.29)$$

$$\mathbf{w}_{12}(n+1) = \mathbf{w}_{12}(n) + \frac{1}{2} \mathbf{E}_1(n) \boldsymbol{\beta} \quad (3.30)$$

En remplaçant  $\mathbf{w}_{21}(n+1)$  et  $\mathbf{w}_{12}(n+1)$  dans les équations des contraintes d'écris ci-dessus, on obtient :

$$\mathbf{p}_1(n) = \mathbf{E}_2^T(n) \mathbf{w}_{21}(n) + \frac{1}{2} \mathbf{E}_2^T(n) \mathbf{e}_2(n) \boldsymbol{\lambda} \quad (3.31)$$

$$\mathbf{p}_2(n) = \mathbf{E}_1^T(n) \mathbf{w}_{12}(n) + \frac{1}{2} \mathbf{E}_1^T(n) \mathbf{e}_1(n) \boldsymbol{\beta} \quad (3.32)$$

Alors

$$\boldsymbol{\lambda} = 2(\mathbf{E}_2^T(n)\mathbf{E}_2(n))^{-1}\mathbf{e}_1(n) \quad (3.33)$$

$$\boldsymbol{\beta} = 2(\mathbf{E}_1^T(n)\mathbf{E}_1(n))^{-1}\mathbf{e}_2(n) \quad (3.34)$$

Et

$$\mathbf{e}_1(n) = \mathbf{p}_1(n) - \mathbf{E}_2^T(n)\mathbf{w}_{21}(n) \quad (3.35)$$

$$\mathbf{e}_2(n) = \mathbf{p}_2(n) - \mathbf{E}_1^T(n)\mathbf{w}_{12}(n) \quad (3.36)$$

Sont les vecteurs des erreurs a priori ou bien les sorties du DBAPA.

Où

$$\mathbf{e}_1(n) = [e_1(n), e_1(n-1), \dots, e_1(n-P+1)]^T \quad (3.37)$$

$$\mathbf{e}_2(n) = [e_2(n), e_2(n-1), \dots, e_2(n-P+1)]^T \quad (3.38)$$

En remplace les équations (3.39) et (3.40) dans les équations des mises à jour des filtres  $\mathbf{w}_{21}(n+1)$  et  $\mathbf{w}_{12}(n+1)$  de l'algorithme DBAPA, on trouve :

$$\mathbf{w}_{21}(n+1) = [1 - \mathbf{B}_1] \mathbf{w}_{21}(n) + \mathbf{E}_2(n)(\mathbf{E}_2^T(n)\mathbf{E}_2(n))^{-1}\mathbf{p}_1(n) \quad (3.41)$$

$$\mathbf{w}_{12}(n+1) = [1 - \mathbf{B}_2] \mathbf{w}_{12}(n) + \mathbf{E}_1(n)(\mathbf{E}_1^T(n)\mathbf{E}_1(n))^{-1}\mathbf{p}_2(n) \quad (3.42)$$

Où

$$\mathbf{B}_1 = \mathbf{e}_2(n)(\mathbf{e}_2^T(n)\mathbf{e}_2(n))^{-1}\mathbf{e}_2^T(n) \quad (3.43)$$

$$\mathbf{B}_2 = \mathbf{e}_1(n)(\mathbf{e}_1^T(n)\mathbf{e}_1(n))^{-1}\mathbf{e}_1^T(n) \quad (3.44)$$

Sont les matrices de projection.

On propose de modifier légèrement l'algorithme DBAPA, on obtient :

$$\mathbf{w}_{21}(n+1) = \mathbf{w}_{21}(n) + 2\alpha_1\mathbf{E}_2(n)(\delta_1\mathbf{I} + \mathbf{E}_2^T(n)\mathbf{E}_2(n))^{-1}\mathbf{e}_1(n) \quad (3.45)$$

$$\mathbf{w}_{12}(n+1) = \mathbf{w}_{12}(n) + 2\alpha_2\mathbf{E}_1(n)(\delta_2\mathbf{I} + \mathbf{E}_1^T(n)\mathbf{E}_1(n))^{-1}\mathbf{e}_2(n) \quad (3.46)$$

Où

$\alpha_1, \alpha_2$  : sont les pas d'adaptation normalisés du nouvel algorithme proposé DBAPA qui démarre avec des initialisations quelconques  $\mathbf{w}_{21}(0)$  et  $\mathbf{w}_{12}(0)$ .

$\delta_1, \delta_2$  : sont les facteurs de régularisation.

### 3.3.2 Conditions de stabilité du nouvel algorithme proposé DBAPA

On suppose que :  $\delta_1 = \delta_2 = 0$

On définit les vecteurs des erreurs a posteriori suivants :

$$\boldsymbol{\epsilon}_1(n) = \mathbf{p}_1(n) - \mathbf{E}_2^T(n)\mathbf{w}_{21}(n+1) \quad (3.47)$$

$$\boldsymbol{\epsilon}_2(n) = \mathbf{p}_2(n) - \mathbf{E}_1^T(n)\mathbf{w}_{12}(n+1) \quad (3.48)$$

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

Le nouvel algorithme proposé DBAPA est stable si :

$$\boldsymbol{\epsilon}_1^T(n)\boldsymbol{\epsilon}_1(n) < \mathbf{e}_1^T(n)\mathbf{e}_1(n) \quad (3.49)$$

$$\boldsymbol{\epsilon}_2^T(n)\boldsymbol{\epsilon}_2(n) < \mathbf{e}_2^T(n)\mathbf{e}_2(n) \quad (3.50)$$

On va réécrire les équations en dessus comme suit :

$$\boldsymbol{\epsilon}_1(n) = (1 - 2\alpha_1)\mathbf{e}_1(n) \quad (3.51)$$

$$\boldsymbol{\epsilon}_2(n) = (1 - 2\alpha_2)\mathbf{e}_2(n) \quad (3.52)$$

Alors

$$(1 - 2\alpha_1)^2 < 1 \quad (3.53)$$

$$(1 - 2\alpha_2)^2 < 1 \quad (3.54)$$

Donc les conditions de stabilité de l'algorithme DBAPA sont :

$$0 < \alpha_1 < 1 \quad (3.55)$$

$$0 < \alpha_2 < 1 \quad (3.56)$$

## 3.4 Conclusion

Dans cette partie du mémoire, nous avons présenté la discipline de la séparation aveugle de sources SAS, les deux méthodes (structures) de séparation Directe et Récursive (Forward et Backward), et finalement nous avons présenté le nouvel algorithme DBAPA que nous proposons dans le cadre de notre projet de fin d'études.

Dans le chapitre suivant, nous allons présenter les résultats des simulations de notre nouvel algorithme proposé DBAPA.

# Chapitre 4 Résultats des simulations

---

## 4.1 Introduction

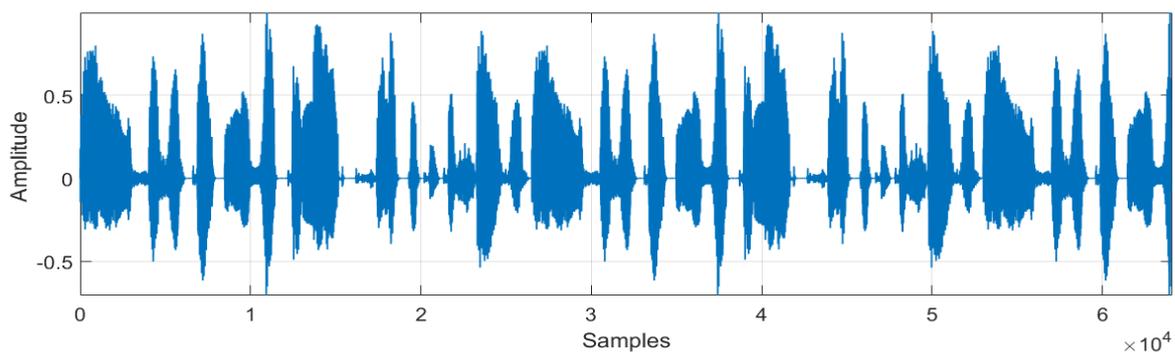
Dans ce chapitre, nous présenterons les résultats des simulations de la réduction du bruit obtenus par le nouvel algorithme proposé de projection affine double DBAPA.

Pour évaluer les performances du nouvel algorithme proposé DBAPA, nous avons choisi de faire deux études comparatives. La première étude présente l'évaluation du nouvel algorithme proposé DBAPA avec différents types de bruit, ainsi que l'évaluation de l'influence de l'ordre de projection et du pas d'adaptation en utilisant les critères objectifs de qualité (SegMSE, SegSNR, System Mismatch et la Distance Cepstral). La deuxième sert à comparer le nouvel algorithme proposé DBAPA avec l'algorithme DBNLMS en utilisant les mêmes critères cités précédemment.

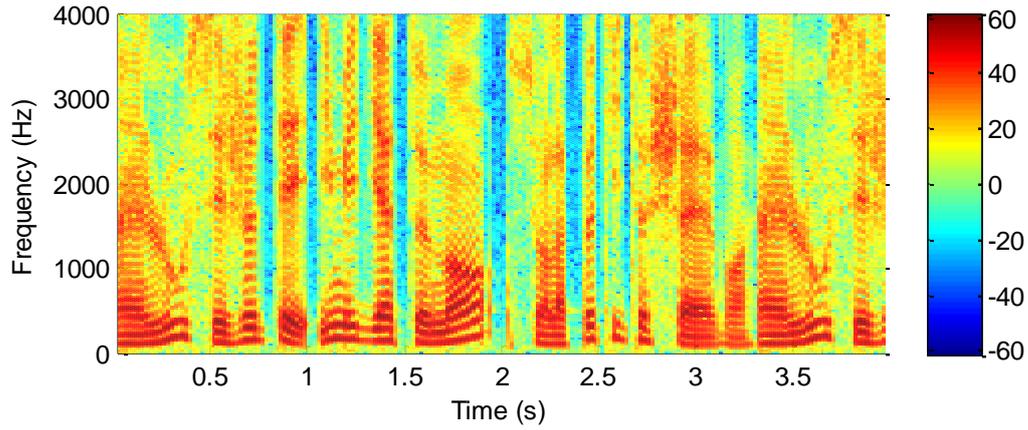
## 4.2 Présentation des signaux de simulation

### 4.2.1 Signal de parole

Le signal de parole utilisé dans ce travail est un signal prononcé par un locuteur masculin, échantillonné à 8 kHz et de 4 secondes, le scénario est le suivant : «Un loup s'est jeté immédiatement sur la petite chèvre ». La figure 4.1 présente le signal de parole utilisé dans ce travail :



*FIGURE 4-1 SIGNAL DE PAROLE UTILISEE (ORIGINAL), FE=8KHZ.*

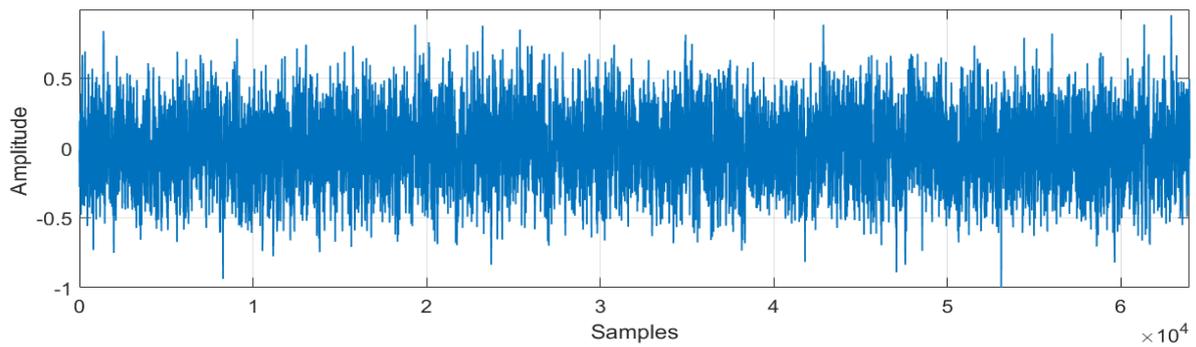


**FIGURE 4-2** LE SPECTROGRAMME DU SIGNAL PAROLE,  $F_E=8\text{KHZ}$ .

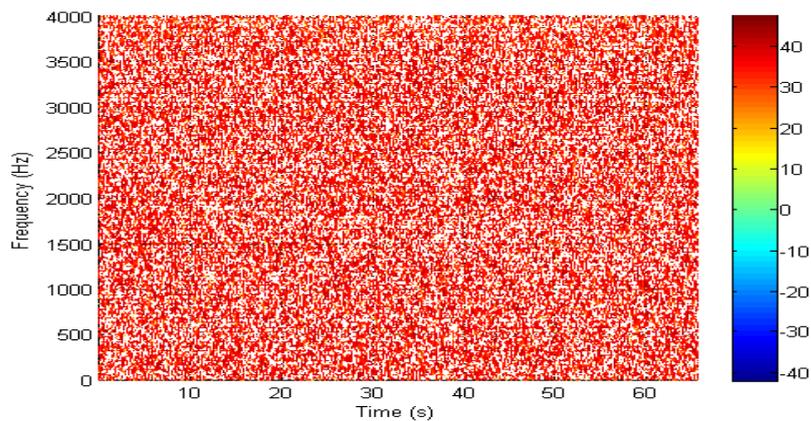
### 4.2.2 Signal bruit

#### 4.2.2.1 *Signal bruit blanc*

Ci-dessous on trouve la représentation du signal de bruit blanc utilisé et son spectrogramme.



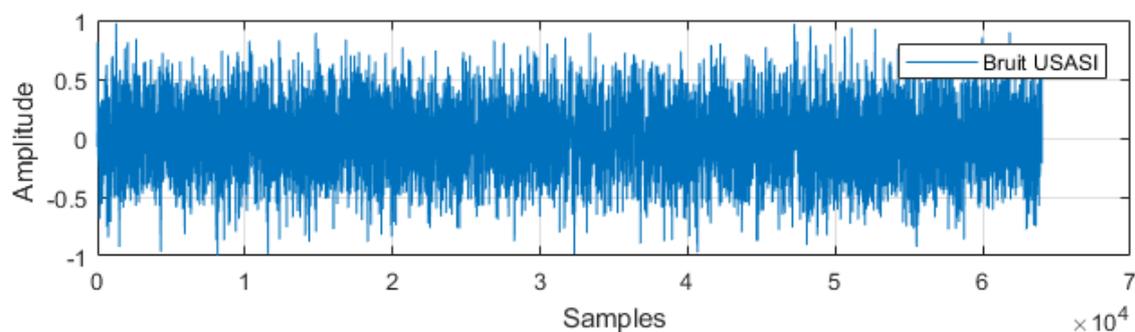
**FIGURE 4-3** SIGNAL DU BRUIT BLANC.



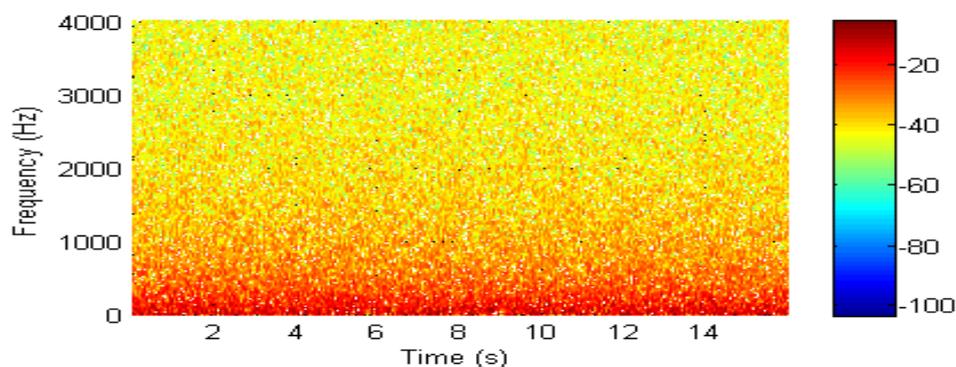
**FIGURE 4-4** SPECTROGRAMME DU BRUIT BLANC.

#### 4.2.2.2 *Bruit USASI*

Ci-dessous on trouve la représentation du signal de bruit USASI utilisé et son spectrogramme.



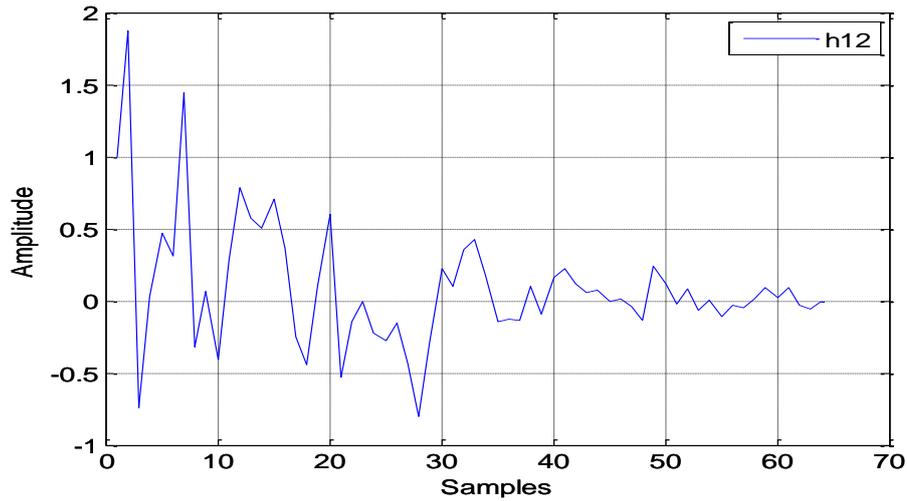
*FIGURE 4-5 SIGNAL DU BRUIT USASI*



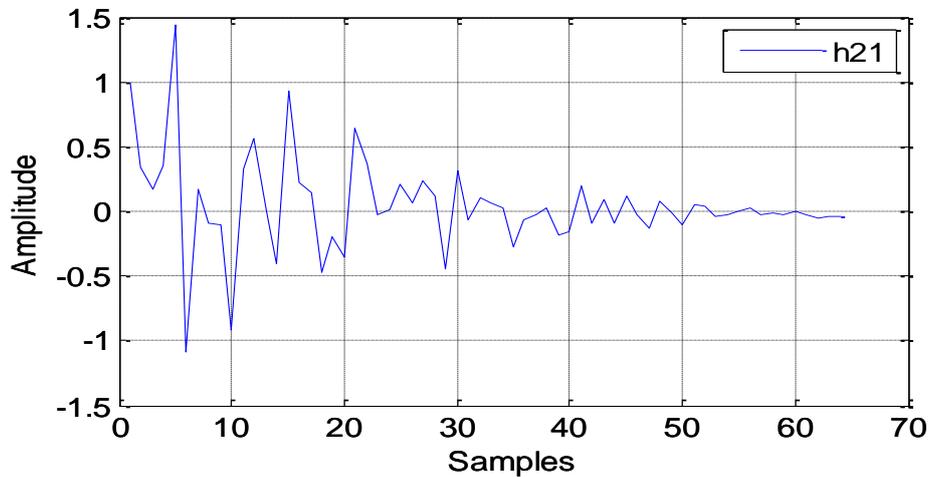
*FIGURE 4-6 LE SPECTROGRAMME DU BRUIT USASI*

#### 4.2.3 Les réponses impulsionnelles

Les figures ci-dessous, représentent la modélisation de réponse impulsionnelle des filtres  $h_{12}$  et  $h_{21}$ . ces réponses impulsionnelles sont générées à partir d'un bruit gaussien modulé avec une fonction exponentielle à un support temporel d'environ  $L=64$  échantillons à la fréquence d'échantillonnage  $F_e = 8 \text{ kHz}$  [19]. Le but de ces deux modèles est de représenter mieux les conditions réelles de propagation des signaux à travers une salle et l'effet de la distance entre les deux microphones.



**FIGURE 4-7** LA REPONSE IMPULSIONNELLE DE  $h_{12}$



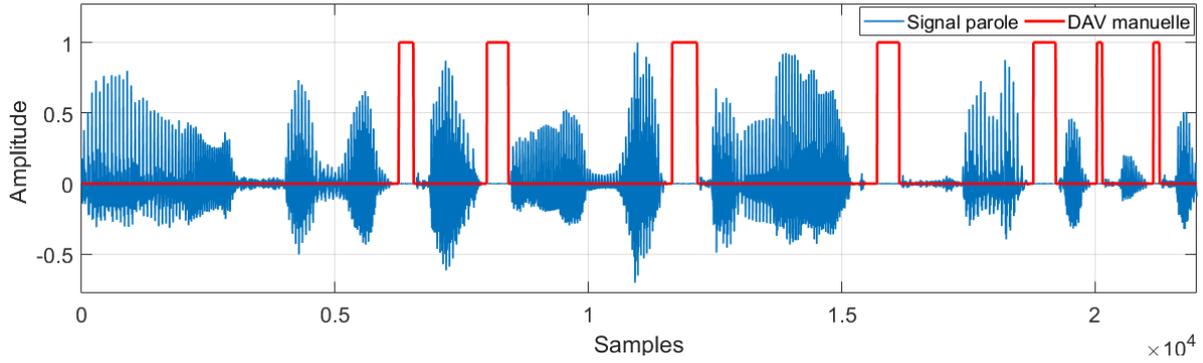
**FIGURE 4-8** LA REPONSE IMPULSIONNELLE DE  $h_{21}$

#### 4.2.4 Détection d'activation vocale (DAV)

La fonction de détection d'activité vocale (DAV) est utilisée pour faire la distinction entre la parole active et la parole inactive. Nous utilisons dans la simulation un mécanisme de détection d'activité vocale (DAV) manuel pour contrôler l'adaptation des filtres  $w_{12}$  et  $w_{21}$ .

Ce contrôle adaptatif est le suivant :

Le filtre  $w_{21}$  s'adapte uniquement à la période de bruit, alors que le filtre  $w_{12}$  s'adapte pendant les périodes de présence du signal de parole utile. La figure 4.9 illustre l'exemple de DAV manuel qu'on a utilisé.



**FIGURE 4-9** LE SIGNAL DE PAROLE UTILISE AVEC LA SEGMENTATION MANUELLE(DAV).

### 4.3 Evaluation du nouvel algorithme proposé DBAPA avec différents types de bruit, ordres de projection et pas d'adaptation.

Dans cette partie nous allons évaluer la performance de notre nouvel algorithme proposé DBAPA par rapport à différent type de bruit, différents ordres de projection et aussi différents pas d'adaptation.

Pour cela, nous avons évalué l'algorithme DBAPA proposé, on utilise quatre critères objectifs de qualité.

Les critères sont :

- L'erreur quadratique moyenne segmentée (Segmental-MSE) qui indique le bruit résiduel qui reste dans le signal après le rehaussement, il se calcule pendant le silence. L'estimation de SegMSE est basée sur la relation suivante :

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

où M est la longueur de trame de la sortie  $e_1(n)$ .

- Le rapport signal à bruit segmenté (Segmental-SNR) qui indique le niveau de l'amplification du signal par rapport au bruit résiduel. L'estimation de SegSNR est basée sur la relation suivante :

$$SegSNR(dB) = \frac{10}{M} \sum_{m=0}^{M-1} 10 \log_{10} \frac{\sum_{n=Lm}^{Lm+L-1} \tilde{s}^2(n)}{\sum_{n=Lm}^{Lm+L-1} \tilde{b}^2(n)} \quad (4.2)$$

avec  $\tilde{s}^2(n)$  et  $\tilde{b}^2(n)$  sont les deux signaux de parole et bruit. L est la longueur de la trame (nombre d'échantillons), et M est le nombre de trames dans le signal.

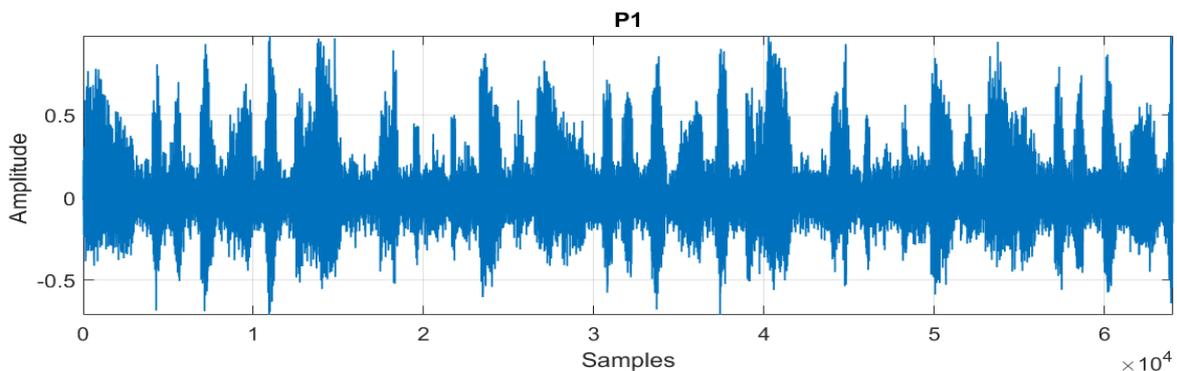
- Le système Mismatch qui mesure la convergence de l'algorithme vers les coefficients optimaux. L'estimation de SM est basée sur la relation suivante :

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

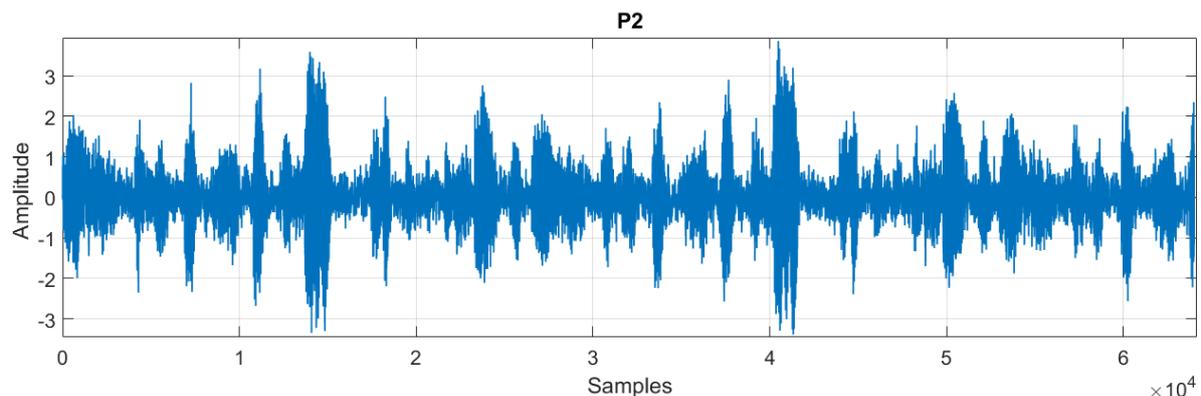
- La distance Cepstral (CD) qui mesure la distorsion du signal traité et indique la distance entre le signal original et le signal traité.

$$CD = 10 \log_{10}(S(n) - \tilde{S}(n)) \quad (4.4)$$

Les figures 4.10 et 4.11 présentent les signaux des deux mélanges convolutif  $P_1(n)$  et  $P_2(n)$ .



**FIGURE 4-10** SIGNAL DE MELANGE CONVOLUTIF  $P_1(n)$  AVEC UN BRUIT BLANC.



**FIGURE 4-11** SIGNAL DE MELANGE CONVOLUTIF  $P_2(n)$  AVEC UN BRUIT BLANC.

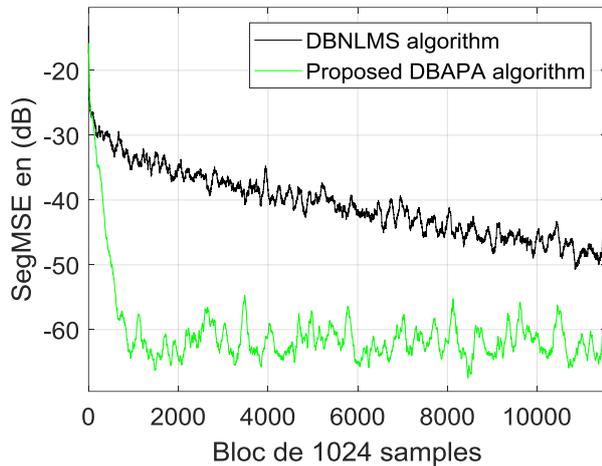
#### 4.3.1 Comparaison entre différents types de bruit utilisés

❖ Dans ce qui suit, nous avons utilisé les paramètres suivants :

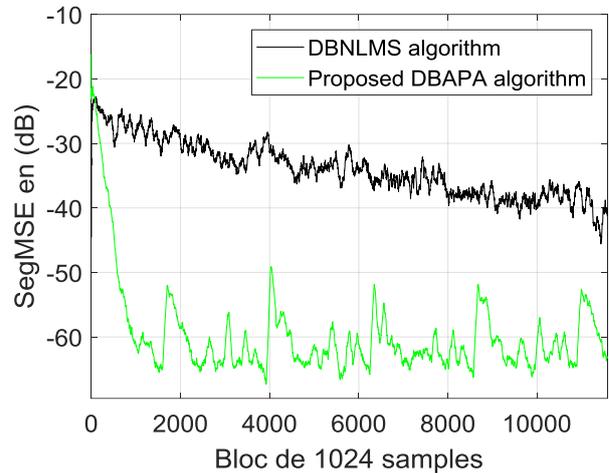
- Signal parole source (Figure 4.1).
- Source de bruit (bruit blanc et bruit USASI).
- Taille de filtres ( $L=64$ ).

- L'ordre de projection ( $P=5$ ).
- Pas d'adaptation ( $\mu_{12} = \mu_{21} = 0.1$ ).

Les figures suivantes présentent l'effet du type de bruit sur chaque critère, à droite le bruit blanc et à gauche le bruit USASI.

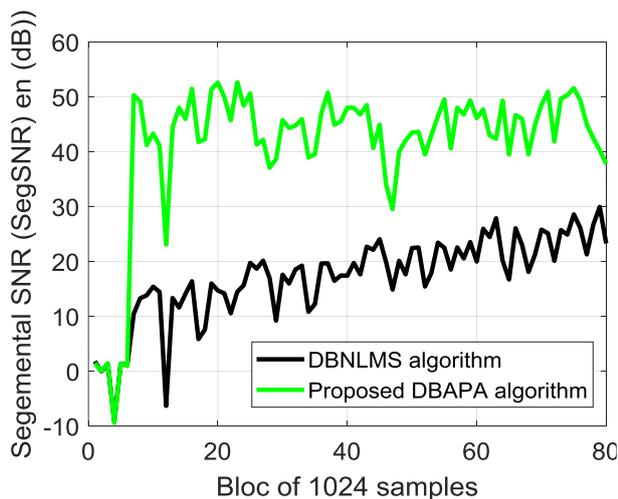


**FIGURE 4-12** CRITERE SEGMSE POUR  $P=5$ . CAS D'UN BRUIT BLANC.

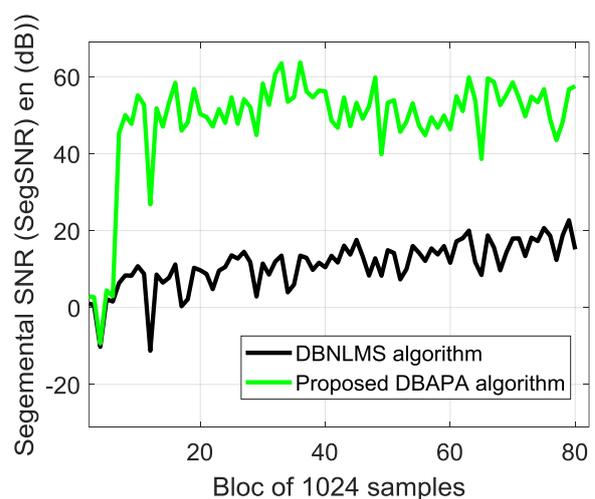


**FIGURE 4-13** CRITERE SEGMSE POUR  $P=5$ . CAS D'UN BRUIT USASI.

Les figures (4.12 et 4.13) représentent le critère SegMSE l'ors de l'utilisation d'un bruit blanc et un bruit USASI pour un ordre de projection ( $p=5$ ). On remarque que l'algorithme DBAPA converge rapidement vers une valeur autour de (-50 db) dès l'élanement du système.

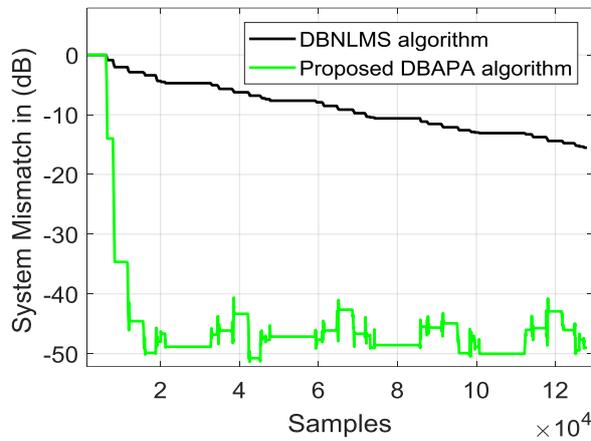


**FIGURE 4-14** CRITERE SEGSNR POUR  $P=5$ . CAS D'UN BRUIT BLANC.

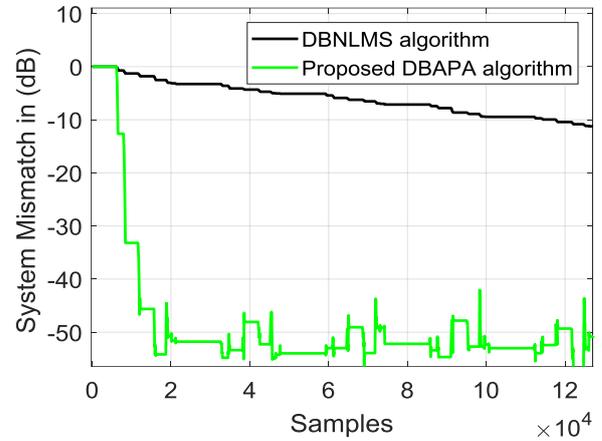


**FIGURE 4-15** CRITERE SEGSNR POUR  $P=5$ . CAS D'UN BRUIT USASI.

Les figures (4.14 et 4.15) représentent le critère SegSNR lors de l'utilisation d'un bruit blanc et un bruit USASI pour un ordre de projection ( $p=5$ ). On remarque que l'algorithme DBAPA converge directement vers un gain de (50db) avec les deux types de bruit.

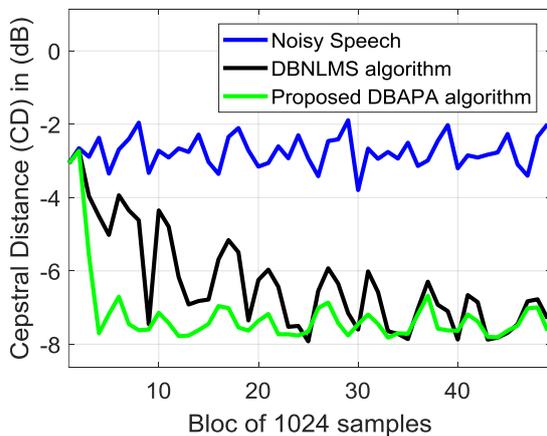


**FIGURE 4-16** CRITERE SM POUR  $P=5$ . CAS D'UN BRUIT BLANC.

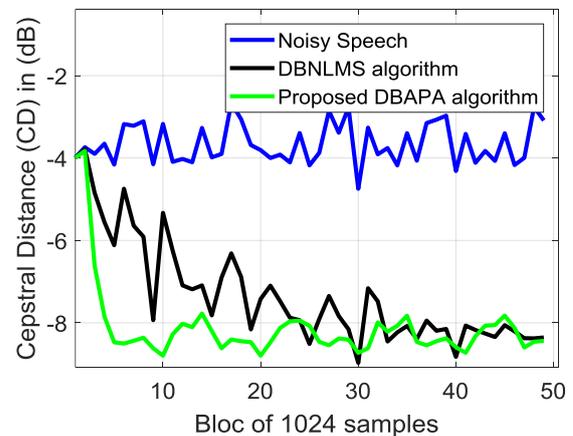


**FIGURE 4-17** CRITERE SM POUR  $P=5$ . CAS D'UN BRUIT USASI.

Les figures (4.16 et 4.17) représentent le critère SM lors de l'utilisation d'un bruit blanc et un bruit USASI pour un ordre de projection ( $p=5$ ). On remarque que l'algorithme DBAPA converge dans un petit laps de temps vers une valeur de (-50db) avec les deux types de bruit.



**FIGURE 4-18** CRITERE CD POUR  $P=5$ . CAS D'UN BRUIT BLANC.



**FIGURE 4-19** CRITERE CD POUR  $P=5$ . CAS D'UN BRUIT USASI.

Les figures (4.18 et 4.19) représentent le critère CD lors de l'utilisation d'un bruit blanc et un bruit USASI pour un ordre de projection ( $p=5$ ). On remarque que la Distance Cepstral de l'algorithme DBAPA aller jusqu'à (-8 db), c'est-à-dire que l'algorithme DBAPA donne à la sortie un signal avec une distorsion très faible pour les deux types de bruit utilisé.

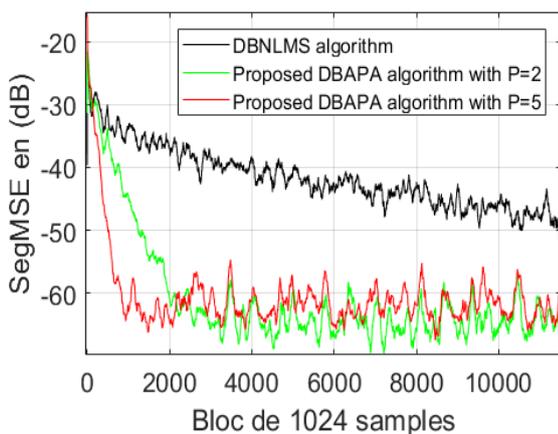
D'après les résultats obtenus ci-dessus, nous remarquons que l'algorithme proposé DBAPA est stable et que sa vitesse de convergence est grande. Alors nous pouvons conclure que le DBAPA donne des bons résultats pour la réduction du bruit acoustique, quel que soit le type de bruit utilisé.

#### 4.3.2 Comparaison entre différents ordres de projection

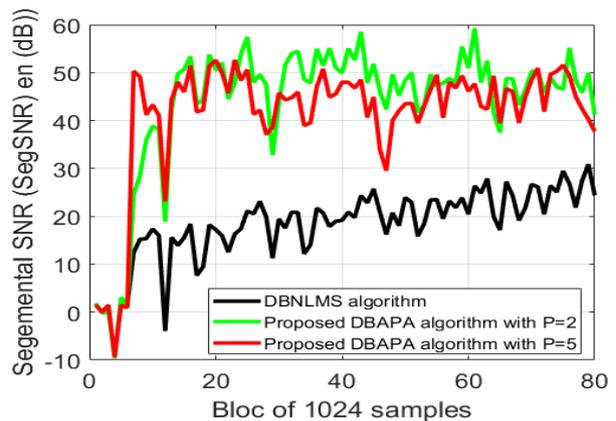
❖ Dans ce qui suit, nous avons utilisé les paramètres suivants :

- Signal parole source (Figure 4.1).
- Source de bruit (USASI).
- Taille de filtres ( $L=64$ ).
- L'ordre de projection ( $P=5$  et  $P=2$ ).
- Pas d'adaptation ( $\mu_{12} = \mu_{12} = 0.1$ ).

Les figures suivantes présente l'effet de l'ordre de projection sur chaque critère.

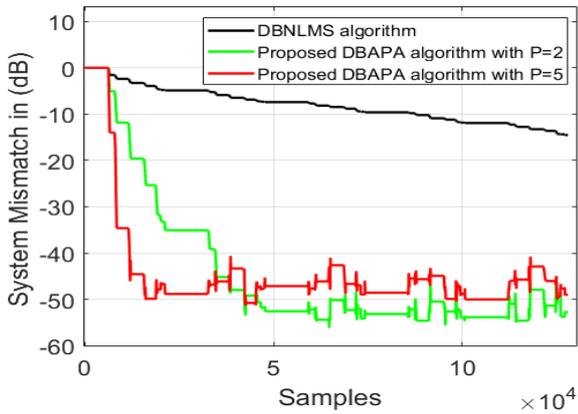


**FIGURE 4-20** CRITERE SEGMSE PAR DBAPA. CAS D'UN  $P=2$  EN VERT ET  $P=5$  EN ROUGE.

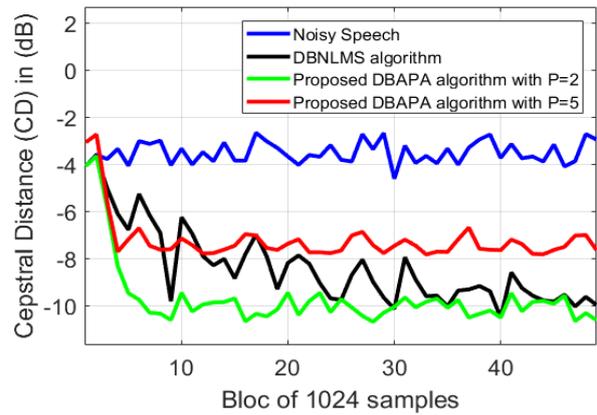


**FIGURE 4-21** CRITERE SEGSNR PAR DBAPA. CAS D'UN  $P=2$  EN VERT ET  $P=5$  EN ROUGE.

Les figure (4.20,4.21) représente respectivement les critères SegMSE et SegSNR obtenue par l'algorithme DBAPA à deux différents ordres de projection. Le vert représente l'algorithme à ( $P=2$ ) alors que le rouge à ( $P=5$ ). Avec les deux ordres utilisés l'erreur quadratique moyenne(SegMSE) atteint directement un gain de (-50db). La même chose pour le SegSNR, il atteint un gain de (-50db) au début de traitement.

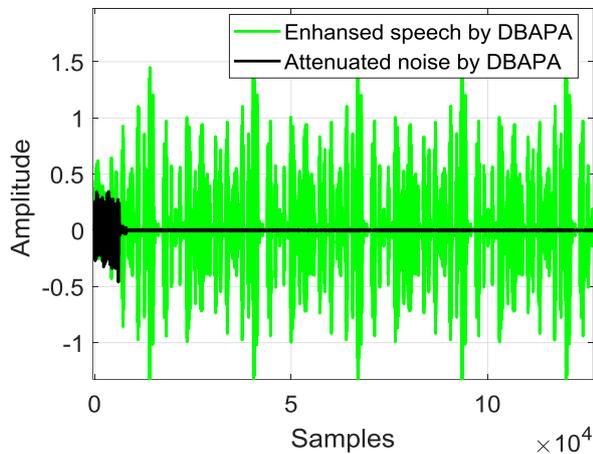


**FIGURE 4-22** CRITERE SM PAR DBAPA. CAS D'UN  $P=2$  EN VERT ET  $P=5$  EN ROUGE.

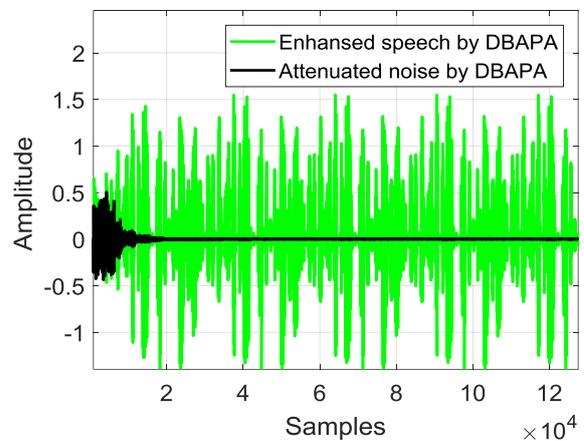


**FIGURE 4-23** CRITERE CD PAR DBAPA. CAS D'UN  $P=2$  EN VERT ET  $P=5$  EN ROUGE.

Les figures (4.22,4.23) représentent respectivement les critères SM et CD obtenue par l'algorithme DBAPA à deux différentes ordres de projection. Le vert représente l'algorithme à ( $P=2$ ) alors que le rouge à ( $P=5$ ). Avec le critère SM le DBAPA converge vers (-50db) avec ( $P=5$ ) plus rapidement qu'avec ( $P=2$ ), et pour la Distance Cepstral on remarque que la distorsion du signal traité avec ( $P=2$ ) est petite par rapport à celle de ( $P=5$ ).



**FIGURE 4-24** ÉVOLUTION DU SIGNAL DE PAROLE ESTIME PAR L'ALGORITHME DBAPA AVEC  $P=5$ .



**FIGURE 4-25** ÉVOLUTION DU SIGNAL DE PAROLE ESTIME PAR L'ALGORITHME DBAPA AVEC  $P=2$ .

Les deux figures représentés ci-dessus expriment l'évolution du signal de parole estimé, à gauche avec ( $P=5$ ) et à droite avec ( $P=2$ ). On remarque que le DBAPA réduire le bruit dès la première DAV dans les deux cas mais avec le ( $P=5$ ) la vitesse augmente.

A partir les résultats obtenus ci-dessus, nous pouvons remarquer facilement l'influence de l'ordre de projection sur la vitesse de convergence de l'algorithme proposé. On remarque aussi

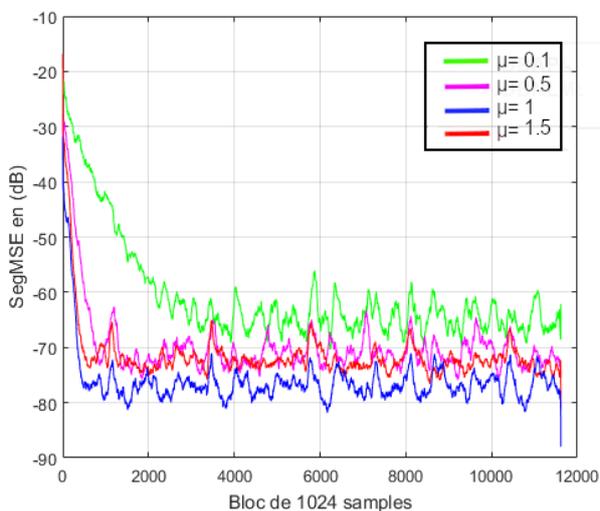
que la distorsion du signal traité augmente d'une façon proportionnelle avec l'ordre de projection.

### 4.3.3 Comparaison entre différents pas d'adaptation

❖ Dans ce qui suit, nous avons utilisé les paramètres suivants :

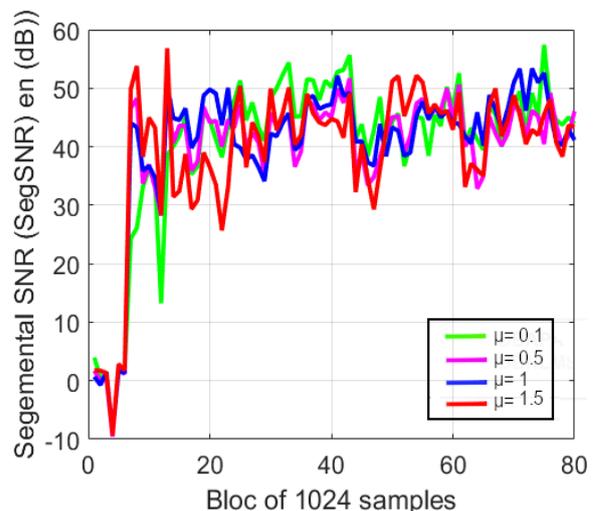
- Signal parole source (Figure 4.1).
- Source de bruit (USASI).
- Taille de filtres  $L=64$ .
- L'ordre de projection  $P=2$ .
- Pas d'adaptation ( $\mu_{12} = \mu_{12} = \mu = 0.1 ; 0.5 ; 1$ ).

Les figures suivantes représentent l'effet du pas d'adaptation sur chaque critère.



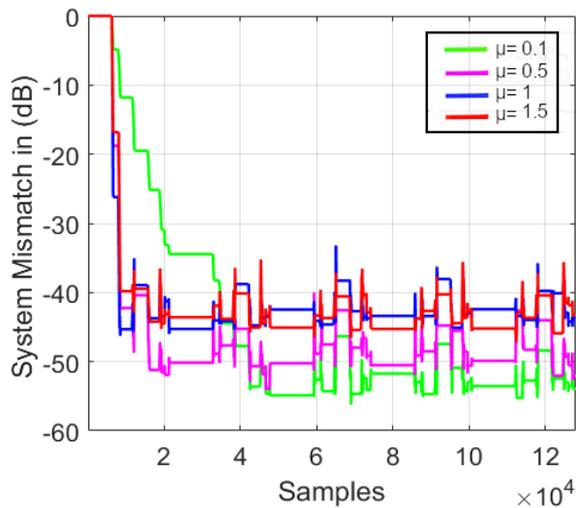
**FIGURE 4-26** CRITERE SEGMSE PAR DBAPA.  
CAS D'UN  $\mu = 0.1$  EN VERT,  $\mu = 0.5$  EN  
MAGENTA,  $\mu = 1$  EN BLEU ET  $\mu = 1.5$  EN  
ROUGE.

La figure 4.26 montre que la vitesse de convergence augmente jusqu'à la valeur  $\mu = 1$  et diminue pour la valeur  $\mu = 1.5$  ce qui veut dire que la valeur du pas d'adaptation est optimale entre  $0.5 < \mu < 1.5$ .

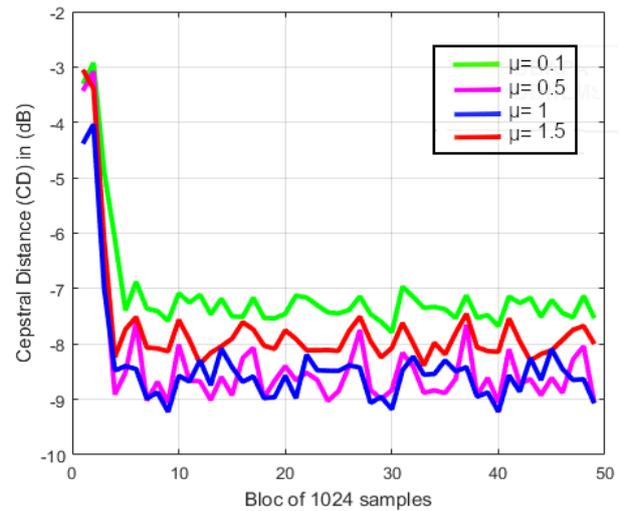


**FIGURE 4-27** CRITERE SEGSNR PAR DBAPA.  
CAS D'UN  $\mu = 0.1$  EN VERT,  $\mu = 0.5$  EN  
MAGENTA,  $\mu = 1$  EN BLEU ET  $\mu = 1.5$  EN  
ROUGE.

La figure 4.27 montre que le pas d'adaptation n'a pas une grande influence sur la vitesse de convergence du critère SegSNR.



**FIGURE 4-28 CRITERE SM PAR DBAPA. CAS D'UN  $\mu = 0.1$  EN VERT,  $\mu = 0.5$  EN MAGENTA,  $\mu = 1$  EN BLEU ET  $\mu = 1.5$  EN ROUGE.**



**FIGURE 4-29 CRITERE CD PAR DBAPA. CAS D'UN  $\mu = 0.1$  EN VERT,  $\mu = 0.5$  EN MAGENTA,  $\mu = 1$  EN BLEU ET  $\mu = 1.5$  EN ROUGE.**

Les figures (4.28,4.29) représentent respectivement les critères SM et CD obtenue par l'algorithme DBAPA à quatre différentes pas d'adaptation. Nous remarquons que la vitesse de convergence va jusqu'à (-50db) et la distorsion du signal traité est minimale pour  $\mu = 0.5$

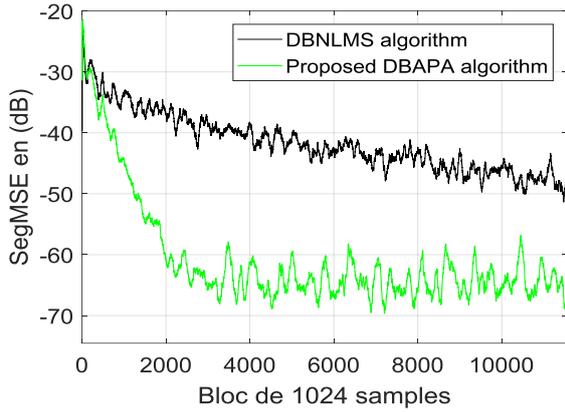
Les figures représentées ci-dessus, nous montrons que le pas d'adaptation à un effet significatif sur la vitesse de convergence de l'algorithme proposé DBAPA, et nous pouvons déduire que le pas d'adaptation optimal de ce nouvel algorithme est  $0.5 < \mu < 1.5$ .

#### 4.4 Évaluation de la performance du nouvel algorithme proposé DBAPA par rapport à l'algorithme DBNLMS

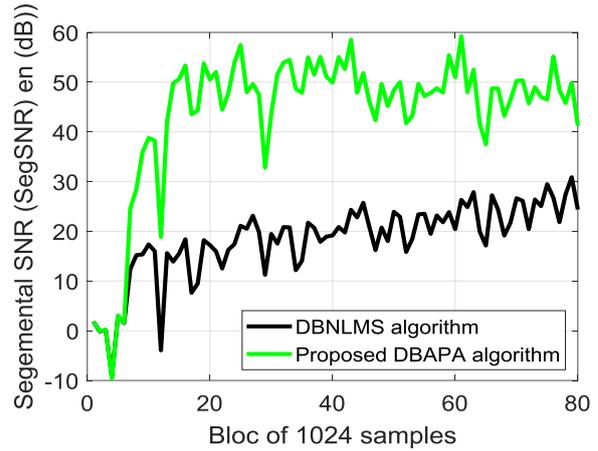
Dans cette partie nous allons évaluer le comportement de notre nouvel algorithme proposé DBAPA par rapport à l'algorithme DBNLMS.

- ❖ Dans ce qui suit, nous avons utilisé les paramètres suivants :
  - Signal parole source (Figure.1).
  - Source de bruit (USASI).
  - Taille de filtres ( $L=64$ ).
  - L'ordre de projection ( $P=2$ ).
  - Pas d'adaptation ( $\mu_{12} = \mu_{12} = 0.1$ ).

Les figures suivantes représentent la comparaison entre l'algorithme proposé DBAPA et DBNLMS sur chaque critère.

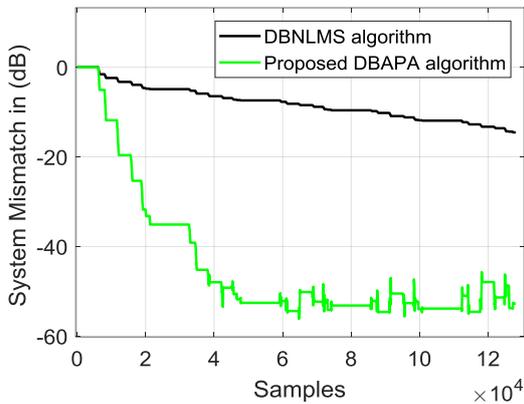


**FIGURE 4-30** CRITERE SEGMSE PAR DBAPA EN VERT ET PAR DBNLMS EN NOIR. CAS D'UN  $P=2$ , BRUIT USASI.

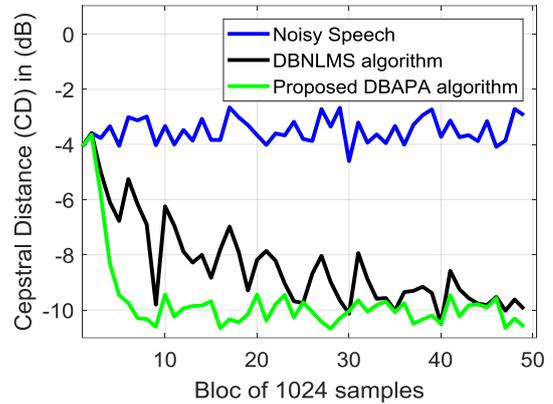


**FIGURE 4-31** CRITERE SEGSNR PAR DBAPA EN VERT ET PAR DBNLMS EN NOIR. CAS D'UN  $P=2$ , BRUIT USASI.

Les figures (4.30, 4.31) ci-dessus illustrent les deux critères SegMSE à gauche et SegSNR à droite. L'algorithme DBAPA est représenté en vert et le DBNLMS est représenté en noir. Nous remarquons que SegMSE donné par DBAPA est arrivé à avoir un gain d'environ (-45 dB) dans une courte période, par contre l'algorithme DBNLMS arrive à un gain de (-30 dB) pendant une longue durée du temps. Pour SegSNR, le DBAPA permet d'atteindre rapidement une valeur tourne autour d'un (50 dB) alors que le DBNLMS a pris une durée importante pour arriver à une valeur autour de (30 dB).

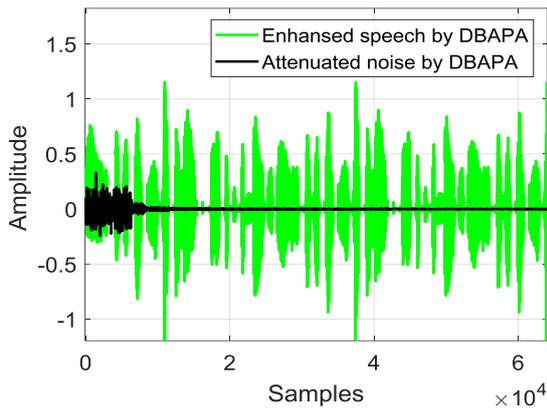


**FIGURE 4-32** CRITERE SM PAR DBAPA EN VERT ET PAR DBNLMS EN NOIR. CAS D'UN  $P=2$ , BRUIT USASI.

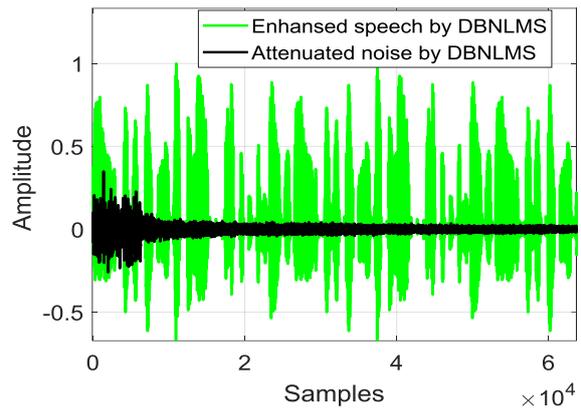


**FIGURE 4-33** CRITERE CD PAR DBAPA EN VERT ET PAR DBNLMS EN NOIR. CAS D'UN  $P=2$ , BRUIT USASI.

D'après les figures (4.32, 4.33) on remarque que la convergence du nouvel algorithme proposé DBAPA est rapide, elle atteint une valeur autour de (-50 dB) dans un petit laps de temps, au contraire l'algorithme DBNLMS converge lentement vers une valeur autour de (-20 dB). La distorsion du signal traité par DBAPA est minimale dès le début du signal alors que le signal traité par DBNLMS s'améliore progressivement.



**FIGURE 4-34** LE SIGNAL PAROLE TRAITÉ EN VERT ET LE BRUIT ATTENUÉ EN NOIR. CAS DE DBAPA.



**FIGURE 4-35** LE SIGNAL PAROLE TRAITÉ EN VERT ET LE BRUIT ATTENUÉ EN NOIR. CAS DE DBNLMS.

Les deux algorithmes DBAPA et DBNLMS permettent d'annuler le bruit dès la première DAV, mais le DBAPA réussit à arriver à un niveau d'annulation du bruit acoustique très élevé, alors que le DBNLMS n'arrive pas à atteindre le même résultat.

Nous avons remarqué à partir des figures précédentes que l'utilisation du nouvel algorithme proposé DBAPA rehausse le signal de parole plus rapidement que l'algorithme DBNLMS, et tous les critères confirment cette remarque, ce qui montre clairement la supériorité de l'algorithme DBAPA par rapport à l'algorithme DBNLMS.

## 4.5 Conclusion

L'évaluation de la performance d'annulation du bruit acoustique et le rehaussement de la parole par le nouvel algorithme proposé DBAPA dans différents types de bruit, ordre de projection et plusieurs pas d'adaptation, et par la comparaison avec l'algorithme DBNLMS a permis de mettre en exergue les bonnes capacités de ce nouvel algorithme proposé DBAPA.

# Conclusion générale

---

Ce projet de fin d'études traite le problème de réduction du bruit acoustique et le rehaussement du signal de parole dans une communication très bruitée par l'application de la technique de séparation aveugle de source réursive bi-capteurs, en utilisant les algorithmes du filtrage adaptatif.

Nous avons commencé par présenter tout ce qui concerne le son et le bruit dont une attention particulière a été réservée pour l'étude des différentes techniques utilisées pour la réduction du bruit, mono-capteur, bi-capteurs et multi-capteurs.

En deuxième lieu, nous avons donné une étude générale sur les filtrages adaptatifs avec ses algorithmes classiques tels que LMS, NLMS et APA. Puis nous avons présenté la technique de séparation aveugle des sources Directe et Réursive (Forward et Backward).

Nous avons présenté par la suite le développement de notre nouvel algorithme proposé de projection affine double avec la structure réursive (DBAPA). Après plusieurs tests avec différents paramètres de réglage tels que l'ordre de projection, le pas d'adaptation et le type de bruit et par la comparaison avec l'algorithme (DBNLMS), nous avons pu prouver que l'algorithme proposé est nettement supérieur sur l'algorithme DBNLMS en terme de vitesse de convergence exprimé à travers les critères objectifs d'évaluation tels que le SegSNR, SegMSE, SM et la CD. Tous ces critères ont montré que notre nouvel algorithme peut efficacement rehausser la parole bruitée et atténuer le bruit acoustique dans des conditions très défavorables.

Ce projet de fin d'études nous a permis de travailler dans le domaine de la réduction du bruit pour la communication et le rehaussement du signal vocal. Ces dernières années, l'industrie a une énorme demande pour ce domaine afin d'améliorer les performances de ces systèmes.

Nous prévoyons de poursuivre le développement de notre algorithme DBAPA et de le rendre automatique.

# Bibliographie

- 
- [1] Abderrahmane Bendahmane, Traitement parole, cours Master 2014.
- [2] Pierre Olivier, Traitement de signal, cours Master2.
- [3] Francis Cottet, Aide-mémoire « traitement du signal », Livre, 3<sup>ème</sup> édition Dunod, septembre 2017
- [4] M. Omari, S. Abdat « Nouvelle version proportionnelle de l'algorithme Backward bi-capteurs pour la réduction du bruit acoustique », mémoire de master, USDB 2019.
- [5] M. T. Benhabile, Télécommunication Fondamentales, cours Master, université des frères Mentouri, Constantine1.
- [6] Y. Benftima, M. Ikhlef, Annulation d'écho acoustique en sous bande, mémoire de master, USDB 2014.
- [7] A. Amrane, K. ould ammer, nouvelle technique automatique de réduction de bruit basée sur la séparation aveugle de sources, USDB, 2019.
- [8] M. Safi, S. Bensafia, Rehaussement du signal parole par l'algorithme fréquentiel de type Backward, mémoire de master, USDB, 2016.
- [9] Christian Jutten « Filtrage Linéaire Optimal », cours image et signaux et automatique, université Joseph Fourier-Plytech Grenoble, 2010.
- [10] R. Bendoumia, Annulation de bruit par les méthodes de séparation de sources aveugles, thèse de doctorat, USDB, 2014.
- [11] Wiener, N., "Extrapolation, interpolation and smoothing of stationary time series", John Wiley & Sons, New York, (1949).
- [12] Bellenger, M., "Traitement numérique du signal", 2<sup>ème</sup> édition, MASSON, (1987).
- [13] Manolakis, D.G., Ingle, V.K., Kogon, S.M., "Statistical and adaptive signal processing", Artech House, (2005)
- [14] Widrow, B., Hoff, M.E., "Adaptive switching circuits", WESCOM Conv. Rec., V.4, (1960), 96-140
- [15] Zaknich A. Principles of Adaptive Filters and Self-learning Systems . London: Springer-Verlag; 2005.
- [16] J.-F. Bercher & P. Jardin « Introduction au filtrage adaptatif », ESIEE Paris, I4-TTS
- [17]. S.Haykin, Adaptive Filter Theory, 4th edition, Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall, 2002.
- [18] Ozeki K. Theory of Affine Projection Algorithms for Adaptive Filtering . Springer Japan; 2016. (Mathematics for Industry).

[19] Djendi.M, Gilloire.A, Scalart.P. (2006). "Noise Cancellation Using Two Closely Spaced Microphones, Experimental Study with a Specific Model and Two Adaptive Algorithms". Proceedings - ICASSP, IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. 3. 10.1109/ICASSP.2006.1660761.