

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

Filière Télécommunication
Spécialité Réseaux & Télécoms

Présenté par

MEGUENNI Maroua

&

MAMMOU Rania

Un nouvel algorithme automatique de projection affine (APA) dédié pour la réduction bi-capteurs du bruit acoustique

Proposé par : Pr DJENDI Mohamed

Année Universitaire 2020-2021

Remerciements

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

Nous adressons toute notre reconnaissance et nos plus vifs remerciements à notre encadreur, Monsieur DJENDI Mohamed, professeur à l'université de Blida 1, pour nous avoir dirigés pendant cette année. C'était un honneur de travailler avec une précieuse assistance, disponibilité et soutien durant toute la période du déroulement de ce projet. Nous espérons avoir encore l'occasion de travailler avec lui dans le futur. Qu'il trouve ici l'expression de travailler avec lui dans le futur. Qu'il trouve ici l'expression de notre sincère gratitude.

Nous remercions très vivement les membres jury pour l'honneur et l'intérêt qu'ils nous ont accordé en acceptant d'examiner et d'évaluer ce mémoire.

Nos remerciements les plus sincères à toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin à l'élaboration de ce mémoire.

Dédicaces

Avec un énorme plaisir, je dédie ce travail :

A mes très chers parents MEGUENNI Abde el hakim et BOUCHENAFI Karima qui depuis mon plus jeune Age ont toujours fait leur maximum, en consacrant temps et argent, pour m'éveiller et m'encourager dans mes passions. C'est grave à vous et pour vous que je me donne à fond dans mes études.

Aucun mot ne saurait exprimer ce que je vous dois, ni combien je vous aime.

Qu'Allah vous bénisse.

A ma sœur que j'adore.

A mes deux petits frères.

A mon promoteur Monsieur DJENDI Mohamed qui m'a facilité le chemin de mes études, par ses précieux conseils et orientations bénéfiques.

A mon cher binôme et amie Rania pour sa bonne compagnie et les meilleurs moments que nous avons passés ensemble.

A tous mes amis, sources de mon inspiration et mon courage, qui ont contribué à la réussite de ce travail d'une manière indirecte, d'y avoir apporté tant d'humeur et d'amour et pour tout le soutien moral prodigué dans mes moments mes plus difficiles.

MAROUA

Dédicaces

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

*A l'homme de ma vie, mon exemple éternel, celui qui s'est toujours
sacrifié pour me voir réussir, que dieu te garde dans son vaste
paradis, à toi **mon père NOUR EDDINE.***

*A la lumière de mes jours, la source de mes efforts, la flamme de mon
cœur, ma vie et mon bonheur **ma mère DJAZIA** que j'adore.*

*A ma petite sœur HIBA et mon frère ABDELHADI je vous aime très
fort.*

A ma sœur HINDE, et son époux REDOUANE et ma petite ange Hana.

*A mon fiancé LOTFI mon soutien moral et source de joie et de
bonheur.*

A mes meilleurs amis : chafika et mounia.

A toute la famille MEGUENNI et spécialement MAROUA.

*Aux personnes qui m'ont toujours aidé et encouragé, qui étaient
toujours à mes côtés, et qui m'ont accompagné durant mon chemin
d'études.*

Merci à vous

RANIA

الملخص: في هذه المذاكرة، تناولنا مشكلة الحد من الضوضاء الصوتية التكيفية ثنائية الاستشعار وتحسين إشارة الكلام في أنظمة الهاتف اليدوي. في هذا السياق، نقترح خوارزمية جديدة تكيفية مباشرة لفصل المصدر الأعمى تسمى الإسقاط التلقائي ألي بناء على كاشف ألي لنشاط الصوتي التلقائي.

نتائج المحاكاة لهذه الخوارزمية بالمقارنة مع خوارزمية التدرج العشوائي المعياري الكلاسيكية تؤكد كفاءة الخوارزمية المقترحة. معايير قياس الأداء تدعم هذا الاستنتاج.

الكلمات الرئيسية: تحسين الكلام، الخوارزمية التكيفية

Résumé : Dans ce mémoire, on a traité le problème de réduction adaptative bi-capteur du bruit acoustique et le rehaussement du signal parole dans les systèmes téléphonique main-libre. Dans ce contexte, nous proposons un nouvel algorithme adaptatif de séparation aveugle de source de type direct nommée projection affine automatique basé sur un détecteur automatique d'activité vocale.

Les résultats de simulation de cet algorithme en comparaison avec l'algorithme du gradient stochastique normalisé classique confirment l'efficacité de l'algorithme proposé. Des critères de mesure de performances appuient cette conclusion.

Mots clés : Rehaussement de la parole, Algorithme adaptatif

Abstract: In this thesis, we dealt with the problem of adaptive bi-sensor acoustic noise reduction and speech signal enhancement in hands-free telephone systems. In this context, we propose a new adaptive direct type blind source separation algorithm called automatic affine projection based on an automatic voice activity detector.

The simulation results of this algorithm in comparison with the classical normalized stochastic gradient algorithm confirm the efficiency of the proposed algorithm. Performance measurement criteria support this conclusion.

Keywords: Speech enhancement, Adaptive algorithm

Liste des acronymes et abréviations

- **ANC** : Adaptive Noise Cancellation.
- **ANSI** : American National Standards Institute.
- **APA** : Algorithme de Projection Affine.
- **BBSS** : Backward Blind Source Separation.
- **DAV** : Détection d'Activité Vocale.
- **DB** : decibel.
- **DSP** : Densités Spectrales de Puissance.
- **EQM** : Erreur Quadratique Moyenne.
- **FBBS** : Forward Blind Source Separation.
- **LMS** : Least Mean Square.
- **Log** : Logarithme.
- **MIPS** : Multi-directional Impact Protection System.
- **MSE** : Mean Square Error.
- **NLMS** : Normalized Least Mean Square.
- **RIF** : Réponse Impulsionnelle Finie.
- **RII** : Réponse Impulsionnelle Infinie.
- **RSB** : Rapports Signal sur Bruit.
- **SAS** : Séparation Aveugle de Source.
- **SM** : System Mismatch.
- **TFD** : Transformé de Fourier Discrète.
- **USASI** : United States of American Standard Institute.
- **VLSI** : Very-Large-Scale Integration.

Table des matières

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

Chapitre 1 Généralité sur la parole et le bruit acoustique.

1.1 Introduction	3
1.2 Notions générales sur la parole	3
1.2.1 Définition de la parole.....	3
1.2.2 Production de la parole.....	3
1.2.2 Perception de la parole	4
1.2.4 Classification du son de la parole	5
1.2.5 Mesure de son	6
1.2.6 Canal acoustique	7
1.3 Notions générales sur le bruit acoustique	9
1.3.1 Bruit acoustique	9
1.3.2 Sources de bruit	9
1.3.3 Types de bruit	10
1.3.4 Rapport Signal sur Bruit	11
1.4 Techniques de réduction de bruit.....	11
1.4.1 Technique de réduction Mono-capteur de bruit	11
1.4.2 Technique de réduction Bi-capteurs de bruit	13
1.4.3 Technique de réduction multi-capteur de bruit	16
1.5 Conclusion.....	18

Chapitre 2: Les filtres et les algorithmes adaptatifs.

2.1 Introduction	19
2.2 Insuffisance du filtrage classique.....	20
2.3 Filtre de Wiener	20
2.3.1 Principe de filtrage de Wiener.....	21
2.3.2 Principe d'orthogonalité	23
2.3.3 Equation de Wiener-Hopf	24

2.3.4 Matrice d'autocorrélation	24
2.4 Filtre adaptatif.....	25
2.4.1 Définition	25
2.4.2 Principes de base et fonctionnement du filtre adaptatif	26
2.4.3 Types des structures des filtres programmables	27
2.4.4 Rôle du filtre adaptatif	27
2.5 Algorithmes adaptatifs	27
2.5.1 Définition	27
2.5.2 Le choix d'un algorithme adaptatif.....	27
2.5.3 Algorithme du gradient stochastique LMS	28
2.5.4 Algorithme du gradient stochastique normalisé NLMS	30
2.5.5 Algorithme de projection affine APA.....	32
2.6 Conclusion.....	36

Chapitre 3 : Proposition d'un nouvel algorithme du APA automatique.

3.1 Introduction	37
3.2 Bref rappel sur la technique de réduction de bruit bi-capteurs.....	37
3.3 Séparation de sources	37
3.3.1 Propriétés des signaux sources	39
3.3.2 Extraction des signaux sources.....	39
3.4 Proposition d'un nouvel algorithme de projection affine automatique... 41	
3.4.1 Principe du nouvel algorithme de projection affine automatique	41
3.4.2 Développement d'un nouvel algorithme de projection affine automatique.....	43
3.5 Conclusion.....	47

Chapitre 4 : Résultats des simulations.

4.1 Introduction	48
4.2 Présentation des signaux test des simulations	48
4.2.1 Signal de parole.....	48
4.2.2 Signaux de bruit	48

4.2.3 Réponses impulsionnelles	50
4.3 Signaux de mélange	50
4.4 Principe de détection d'activité vocale.....	51
4.5 Evaluation du nouvel algorithme proposé.....	52
4.6 Conclusion.....	61
Conclusion générale	62
Bibliographie.....	63

Table des figures

Figure 1.1: Modèle simple de production de la parole	4
Figure 1.2: Comparaison d'un son voisé et d'un son non voisé	5
Figure 1.3: Principe du fonctionnement du microphone.....	6
Figure 1.4: Principe du fonctionnement du Haut-parleur	7
Figure 1.5: Trajets acoustiques entre source et récepteur.....	8
Figure 1.6: Exemple de réponse impulsionnelle du canal acoustique.....	8
Figure 1.7: Principe de débruitage mono-capteur	12
Figure 1.8: structure du mélange convolutif bi-capteur complète	14
Figure 1.9: Structure d'annulation adaptative de bruit avec référence	15
Figure 1.10: Reduction de bruit par les techniques multi-capteurs	16
Figure 2.1: Représentation du problème statistique du filtre.....	21
Figure 2.2: Principe d'un filtre adaptatif.....	26
Figure 3.1: Configuration générale de la séparation aveugle des sources	38
Figure 3.2: Schéma de la séparation directe.....	39
Figure 3.3: Schéma de la séparation récursive	40
Figure 3.4: Schéma bloc représentant le système du nouvel algorithme	42
Figure 3.5: Schéma bloc détaillé	42
Figure 3.6: Schéma détaillé du système.....	43
Figure 3.7: Structure du mélange simplifiée	44
Figure 4.1: Signal de parole utilisé et son spectrogramme.....	48
Figure 4.2: Signal de bruit blanc et son spectrogramme	49
Figure 4.3: Signal de bruit USASI et son spectrogramme	49
Figure 4.4: Réponse impulsionnelle $h_{12}(n)$ avec $L=64$	50
Figure 4.5: Réponse impulsionnelle $h_{21}(n)$ avec $L=64$	50
Figure 4.6: Signal de mélange $m_1(n)$ et son spectrogramme	50
Figure 4.7: Signal de mélange $m_2(n)$ et son spectrogramme	51
Figure 4.8: Signal de parole original avec sa DAV.....	51
Figure 4.9: Evaluation temporelle des signaux pour un $SNR=-3$ dB et $L=64$	53
Figure 4.10: EQM pour un $SNR=-3$ dB et $L=64$	53
Figure 4.11: système mismatch pour un $SNR=-3$ dB et $L=64$	53
Figure 4.12: Evaluation temporelle des signaux pour un $SNR= 0$ dB et $L=64$	54
Figure 4.13: EQM pour un $SNR= 0$ dB et $L=64$	54
Figure 4.14: système mismatch pour un $SNR=0$ dB et $L=64$	55
Figure 4.15: Evaluation temporelle des signaux pour un $SNR=3$ dB et $L=64$	56
Figure 4.16 : EQM pour un $SNR=3$ dB et $L=64$	56
Figure 4.17: système mismatch pour un $SNR=3$ dB et $L=64$	56

Figure 4.18 : Evaluation temporelle des signaux pour un SNR=-3 dB et L=128.....	57
Figure 4.19: EQM pour un SNR=-3dB et L=128	57
Figure 4.20: système mismatch pour un SNR=-3 dB et L=128	57
Figure 4.21 : Evaluation temporelle des signaux pour un SNR= 0 dB et L=128	58
Figure 4.22: EQM pour un SNR=0 dB et L= 128.....	58
Figure 4.23: système mismatch pour un SNR=0 dB et L=128.....	59
Figure 4.24: Évaluation temporelle des signaux pour un SNR=3 dB et L=128	60
Figure 4.25: EQM pour un SNR= 3 et L= 128.....	60
Figure 4.26: système mismatch pour un SNR=3 dB et L=128.....	60

Liste des tableaux

Tableau 2.1 : Résumé des équations du filtre adaptatif LMS	30
Tableau 2.2 : Résumé des équations du filtre adaptatif NLMS.....	32
Tableau 2.3 : Résumé des équations du filtre adaptatif APA	35
Tableau 2.4 : Avantage et inconvénient des algorithmes LMS, NLMS et APA	35

Introduction générale

Les télécommunications font partie des technologies qui ont révolutionné notre mode de vie au vingtième siècle. L'essor des télécommunications mobiles stimule aujourd'hui les efforts de recherche, le développement des systèmes performants et l'amélioration de prise de son qui se fait de plus en plus présente. Afin d'apporter un certain confort d'utilisation, les télécommunications doivent assurer malgré les perturbations une bonne qualité du signal transmis ; signal de parole dans notre étude. Certains services des télécommunications considèrent le milieu acoustique (salle, cabiné téléphonique, habitacle d'une voiture ou d'un avion) comme faisant partie de la chaîne de communication. Ces services correspondent à l'apparition des postes de haut-parleurs, des postes main-libres et des systèmes de téléconférence (audio ou vidéo-conférence).

La communication avec les systèmes main-libres est souvent affectée par le bruit ambiant qui nuit et dégrade la qualité vocale, ce qui rend le traitement de réduction de bruit indispensable pour assurer une communication de bonne qualité. Ce traitement qui consiste à la suppression du bruit acoustique, est une application typique du filtrage adaptatif.

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.

L'étude principale présentée dans ce mémoire consiste à fournir une solution efficace pour la réduction de bruit acoustique. Nous proposons donc un nouvel algorithme de projection affine automatique basé sur la séparation aveugle de sources FBSS (Forward Blind Source separation) bi-capteurs et un détecteur automatique d'activité vocale utilisant le rapport signal à bruit (SNR) comme un paramètre clés de segmentation.

Pour cela notre travail sera présenté comme suit :

Dans le premier chapitre, nous allons présenter quelques généralités sur la parole et le bruit acoustique. Puis nous allons détailler les différentes méthodes de réduction de bruit avec acquisition mono-capteur, bi-capteur et multi-capteur.

Dans le deuxième chapitre nous allons présenter le filtrage optimal de Wiener et le filtrage adaptatif avec ces algorithmes de base les plus répandus **LMS**, **NLMS** et **APA**.

Dans le troisième chapitre, Nous allons présenter un bref rappel sur la technique de réduction de bruit bi-capteur, le principe de séparation des sources avec ses deux structures : la structure direct « Forward blind source separation ou FBBS » et la structure récursive « Backward blind source separation ou BBSS », et enfin Nous allons présenter le développement de notre nouvel algorithme proposé.

Dans le quatrième et le dernier chapitre, nous allons tester l'algorithme (**APA-automatique**) proposé dans ce mémoire, ainsi que les algorithmes vus dans le deuxième chapitre, et conclure par une étude comparative entre les performances de ces derniers. Ces performances sont exprimées en qualité de vitesse de convergence et d'erreur de désalignement (mismatch).

Enfin notre travail sera finalisé par une conclusion générale.

Chapitre 1 ---

**1 Généralité sur la parole et le
bruit acoustique**

1.1 Introduction

La parole a toujours été le meilleur moyen de communication entre les êtres humains, or notre environnement est souvent bruité.

L'ingénieur acousticien cherche toujours à réduire les bruits et à améliorer la qualité des sons ; pour cela plusieurs techniques de réduction de bruit et de rehaussement de la parole ont été proposées.

Dans ce chapitre, nous allons présenter des notions de base du signal parole, du bruit et leurs propriétés ainsi que les différentes techniques de débruitage.

1.2 Notions générales sur la parole

1.2.1 Définition de la parole

La parole est un signal structuré qui permet aux êtres humains de communiquer entre eux, sa simplicité en fait d'ailleurs le moyen de communication le plus populaire dans le monde.

Elle apparait physiquement comme une variation de la pression de l'air causée et émise par le système articulatoire, c'est un signal réel, continu d'énergie fini non stationnaire. Sa structure est complexe et variable avec le temps [1].

1.2.2 Production de la parole

La parole nait de l'excitation de la cavité résonante. L'appareil respiratoire fournit l'énergie nécessaire à la production de sons en poussant l'air à travers l'appareil phonatoire vers la source du résonateur [2].

Selon Joseph Campbell, la source du résonateur est en réalité décomposable en deux émissions distinctes d'origines différentes [3] :

Les cordes vocales, qui possèdent la particularité de produire, en plus de leur fréquence fondamentale, un spectre riche en harmoniques ; elles produisent les sons voisés.

Le bruit d'écoulement de l'air en provenance des poumons, dont le spectre est similaire à un bruit blanc ; il crée les sons non-voisés.

L'évolution temporelle de la fréquence fondamentale F_0 ou pitch est une information spécifique à chaque locuteur, qui varie en fonction des phonèmes qu'il prononce au cours d'une phrase.

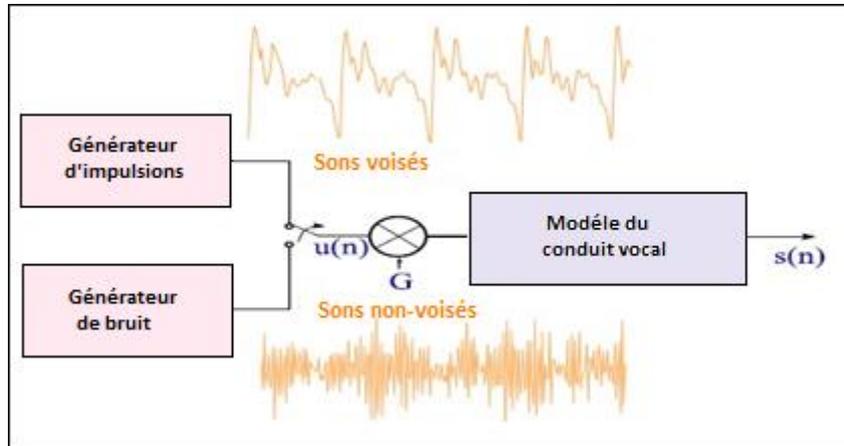


Figure 1: Modèle simple de production de la parole

1.2.2 Perception de la parole

Le signal de parole est un vecteur acoustique porteur d'informations d'une grande complexité, variabilité et redondance. Les caractéristiques de ce signal sont appelées traits acoustiques. Chaque trait acoustique a une signification sur le plan perceptuel. Le premier trait est la fréquence fondamentale, fréquence de vibration des cordes vocales. Ses variations définissent le pitch qui constitue la perception de la hauteur (où les sons s'ordonnent de grave à aigu). Seuls les sons quasi-périodiques (voisés) engendrent une sensation de hauteur tonale bien définie.

Le deuxième trait est le spectre fréquentiel dont dépend principalement le timbre de la voix.

Le timbre est une caractéristique permettant d'identifier une personne à la simple écoute de sa voix. Le timbre dépend de la corrélation entre la fréquence fondamentale et les harmoniques qui sont les multiples de cette fréquence.

Le dernier trait acoustique est l'énergie correspondant à l'intensité sonore. Elle est habituellement plus forte pour les segments voisés de la parole que pour les segments non voisés [4].

1.2.4 Classification du son de la parole

Le signal de parole est fortement non-stationnaire. En fait, la parole est composée de phonèmes et peut être considérée comme stationnaire sur des durées allant de 10 à 30 ms. Les sons de la parole peuvent être classés, en trois catégories :

- **Sons voisés** : Les sons voisés représentent les voyelles, sont des signaux quasi-périodiques très riches en harmoniques d'une fréquence fondamentale appelée pitch [5]. (Figure 1.2 (a))
- **Sons non voisés** : Les sons non voisés sont remarquables par leur absence totale de périodicité, il peut être considéré comme un bruit blanc filtré par le conduit vocal. Son spectre ne possède donc pas de structure particulière et c'est souvent dans les hautes fréquences que le spectre est le plus énergétique [6]. (Figure 1.2 (b))

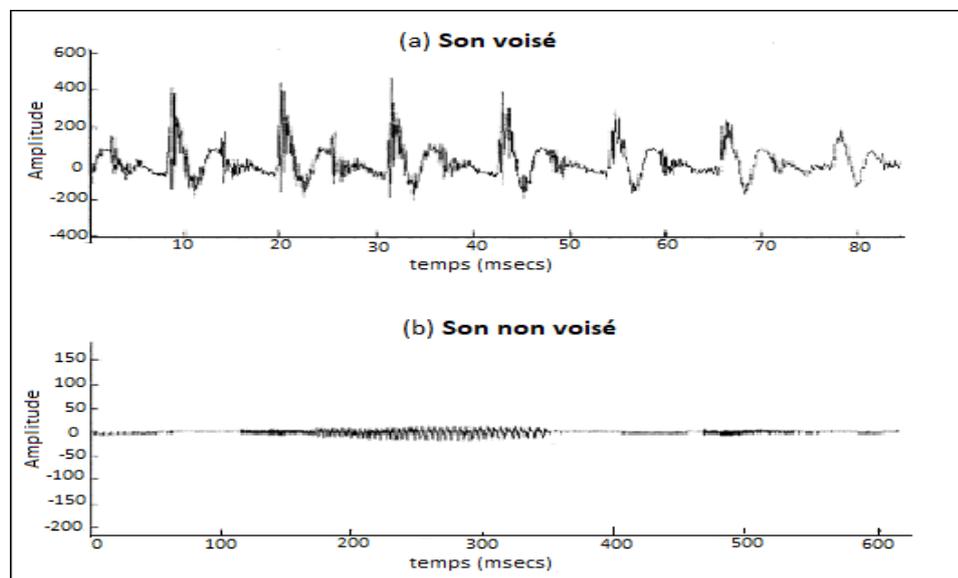


Figure 1. 2 Comparaison d'un son voisé et d'un son non voisé

- **Silences** : Les silences sont tout simplement des intervalles où le signal utile est absent. En pratique, il s'agit de bruit, d'origines diverses, d'énergie négligeable devant celle du signal utile [7].

1.2.5 Mesure de son

- **Microphone**

Un microphone (souvent appelé micro par apocope) est un transducteur électroacoustique ; c'est-à-dire un appareil capable de convertir un signal acoustique en signal mécanique [8].

Une onde acoustique provoquée par une source sonore met en action un système mécanique (la membrane du microphone) qui va lui-même créer un signal électrique. Ainsi, un micro transforme une vibration acoustique (où onde sonore) en un signal électrique. Plus cette vibration acoustique fort la membrane du microphone, plus le signal électrique résultant sera élevé en tension [9].

L'usage de microphone est aujourd'hui largement répandu et concourt à de nombreuses applications pratiques, tel que les télécommunications, la radiodiffusion, les enregistrements sonores, et les mesures acoustique ...etc.

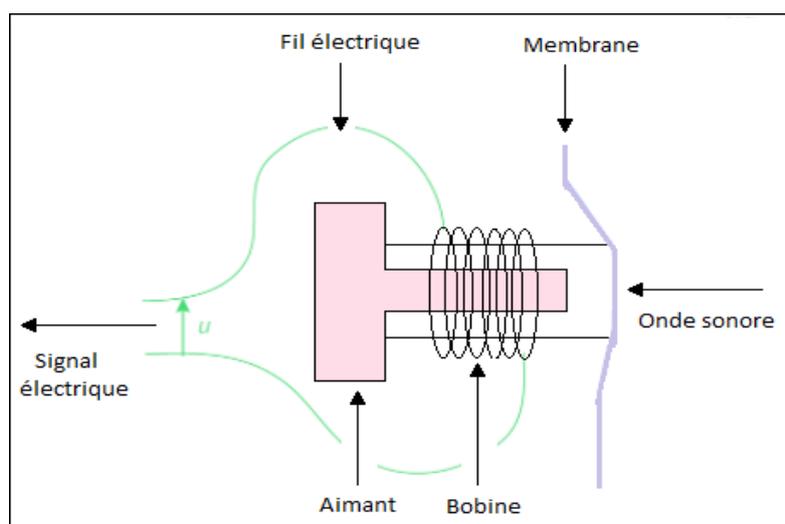


Figure 1. 3 Principe du fonctionnement du microphone

➤ Haut-parleur

Un haut-parleur est un transducteur électroacoustique destiné à produire des sons à partir d'un signal électrique.

On peut noter qu'un haut-parleur où enceinte à en fait le même principe de fonctionnement qu'un microphone ; il effectue simplement la transduction dans le sens inverse. En effet une enceinte reçoit un courant électrique qui actionne un électro-aimant, lui-même actionnant la membrane de l'enceinte, qui se met à vibrer, et donc à créer une onde sonore ; du son [9].

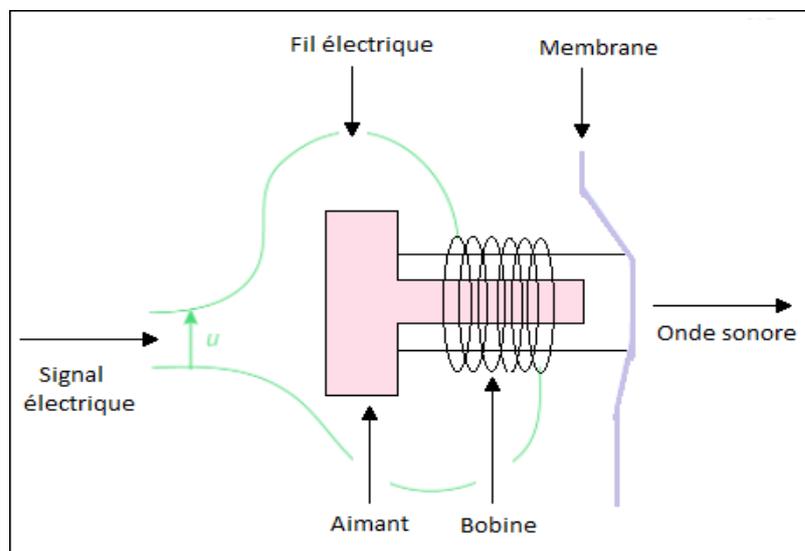


Figure 1. 4 Principe du fonctionnement du Haut-parleur

1.2.6 Canal acoustique

Un canal de transmission est tout simplement un support ou un milieu de transmission (rayonnement en espace libre où Onde Hertzienne, ligne de transmission ...etc.) qui relie l'émetteur (la source) et le récepteur (dans notre cas il s'agit du microphone et d'Hautparleur).

Dans une même salle on peut obtenir des canaux acoustiques extrêmement variés en jouant sur les derniers éléments : La source et le récepteur.

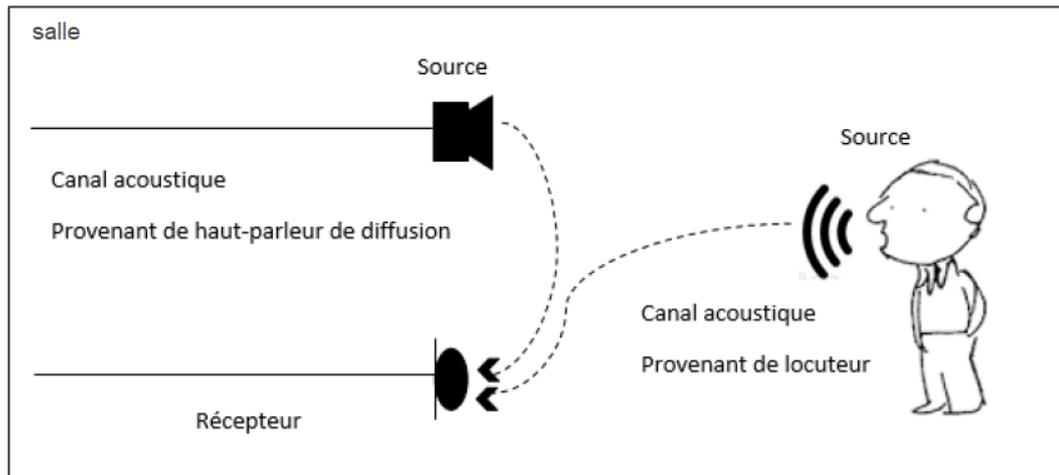


Figure 1. 5 Trajets acoustiques entre source et récepteur

Le canal acoustique est caractérisé par sa réponse impulsionnelle qui interprète le phénomène physique comme étant une suite de réflexions, de diffractions et de diffusions sur les murs dont l'effet global décroît exponentiellement en fonction du temps, et qui constitue le phénomène de réverbération [10].

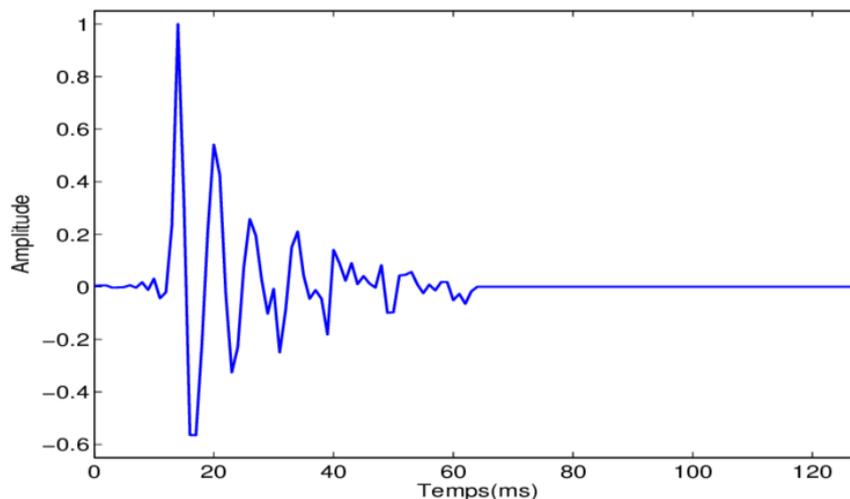


Figure 1. 6 Exemple de réponse impulsionnelle du canal acoustique

✚ Exemple de canaux acoustique

Dans le service de téléconférence, chaque salle a ses propres caractéristiques acoustiques, celles-ci dépendent non seulement de la salle, mais aussi du système de prise et de restitution du son qui est installé. Afin de décrire les performances du système complet, salle et système de sonorisation, on distingue trois types de canaux

acoustiques et qui sont : l'émission, la réception et le bouclage.

➤ **Emission**

Le canal acoustique de l'émission décrit la transformation du signal entre son point d'émission, c'est-à-dire la bouche du locuteur et le point sur la ligne juste avant la transmission. Donc, dans une salle il y a autant de canaux acoustiques d'émission qu'il y a de places dans la salle. Pour les mesurer, le locuteur peut être simulé par un petit haut-parleur.

➤ **Réception**

Le canal acoustique de la réception transforme le signal issu du haut-parleur en un signal reçu à l'oreille d'un auditeur, simulé par un microphone.

➤ **Bouclage acoustique**

Le canal acoustique de bouclage représente la transformation du signal diffusé par le haut-parleur et capté de nouveau par le microphone du système de prise du son, principalement dû aux réflexions de la salle.

1.3 Notions générales sur le bruit acoustique

1.3.1 Bruit acoustique

Le bruit est défini comme tout signal nuisible et perturbateur qui se superpose au signal utile en un point quelconque d'une chaîne de mesure ou d'un système de transmission ; En effet il constitue donc une gêne dans la compréhension du signal utile. Dans notre étude, il s'agit du signal parole.

1.3.2 Sources de bruit

➤ **Bruits Additifs**

Les bruits additifs ou les bruits externes sont causés par des agents agresseurs extérieurs, au trinôme « sources-voie-destinataire ». [2]

Les origines de ces bruits sont généralement : les perturbations naturelles (bruit cosmiques, bruit atmosphérique) et les perturbations artificielles (parasites générés par des équipements électriques industriels).

➤ **Bruits multiplicatifs**

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

On peut classer les causes des perturbations internes en deux groupes : les perturbations impulsionnelles engendrées par des commutations de courants et le bruit de fond généré dans les câbles et les composants électroniques en raison des mécanismes statistiques de la conduction électrique. Deux composant principales le constituent : bruit thermique (dans les circuits passifs comme les résistances), bruit de grenaille (dans les composants actifs comme les diodes, transistors,).

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

1.3.3 Types de bruit

➤ **Bruit Blanc**

Un bruit blanc est un signal aléatoire stationnaire dont la fonction d'autocorrélation est l'impulsion de Dirac (c'est-à-dire un spectre complexe constant sur toute la plage de fréquences) [5].

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

➤ **Bruit coloré**

Un bruit coloré est un bruit blanc filtré, la fonction d'autocorrélation d'un tel bruit ne sera pas une impulsion de Dirac, mais plutôt une courbe étroite. Un bruit coloré de basse fréquence est parfois appelé bruit rose car il ne conserve que les grandes longueurs d'onde [5].

Dans ce cas la DSP n'est pas constante en fonction de fréquence.

➤ **Bruit musical**

Un bruit musical est un bruit résiduel perpétuellement gênant qui apparaît suite au débruitage de la parole par des algorithmes d'atténuation spectrale à court terme comme le filtrage de Wiener. Le spectre du bruit musical est particulièrement tonal, d'où le caractère musical [15].

➤ **Bruit USASI**

Le bruit USASI (United states of America standards Institute ; devenu ANSI : American National Standards 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].

1.3.4 Rapport Signal sur Bruit

Le rapport signal sur bruit (ou Signal to noise ratio en anglais), est un indicateur de la qualité de la transmission d'une information. Il mesure la quantité de bruit contenue dans le signal. Il s'exprime par le rapport des puissances du signal (P_s) et les puissances du bruit (P_b). Il est souvent donné en décibels (dB).

$$SNR_{dB} = \left(\frac{S}{B}\right)_{dB} = 10 \log_{10} \left(\frac{P_s}{P_b}\right) \quad (1.1)$$

- P_s : Puissance du signal
- P_b : Puissance du bruit

1.4 Techniques de réduction de bruit

1.4.1 Technique de réduction Mono-capteur de bruit

Dans cette partie, nous allons analyser la technique la plus ancienne pour la réduction du bruit, où un seul capteur est utilisé. On cherche à améliorer la qualité de l'écoute, 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 [11]. On considère le problème de débruitage schématisé par la figure (1.7) [11].

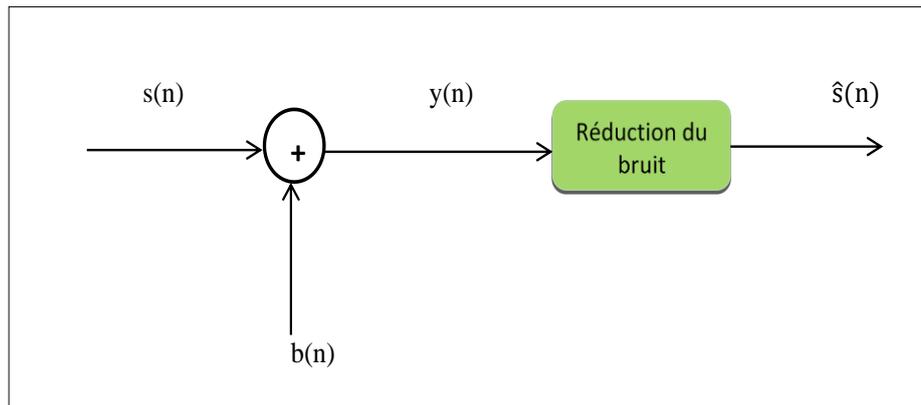


Figure 1. 7 Principe de débruitage mono-capteur

Soit :

- $s(n)$: signal d'entrée.
- $b(n)$: signal de bruit.
- $y(n)$: signal de parole bruité et échantillonné.

Le filtrage dans le domaine fréquentiel du signal microphonique :

$$y(n) = s(n) + b(n).$$

$y(n)$ est divisé en trames successives, d'indice k , qui comporte le même nombre d'échantillons noté N , qui est choisi de manière à ce que la durée d'une trame soit de l'ordre de 10 à 30ms. On construit ainsi des trames où la parole est supposée stationnaire [12]

$$y_k(n) = s_k(n) + b_k(n) \quad (1.2)$$

On cherche à restituer le signal propre $s_k(n)$ à partir du signal observé $y_k(n)$.

Les transformées de Fourier discrètes (TFD) des signaux $y_k(n)$, $s_k(n)$ et $b_k(n)$ sont notées respectivement, $Y(f,k)$, $S(f,k)$ et $B(f,k)$ où f représente la fréquence, donc :

$$Y(f, k) = S(f, k) + B(f, k) \quad (1.3)$$

On peut définir les densités spectrales de puissance des signaux par la relation suivante :

$$\gamma_y(f,k) = \gamma_s(f,k) + \gamma_b(f,k) \quad (1.4)$$

Où $\gamma_y(f, k)$, $\gamma_s(f, k)$, et $\gamma_b(f, k)$ représentent respectivement les densités spectrales de puissance (DSP) des signaux $y(n)$, $s(n)$ et $b(n)$, Cette représentation sous forme de DSP n'est malheureusement pas exploitable en raison de la non-stationnarité du signal de parole.

Chaque signal temporel $y(n)$ peut donc être représenté dans le domaine fréquentiel par son module $|Y(f,k)|$ et sa phase $|\Phi_y(f,k)|$, Où k l'indice fréquentiel.

Cette dernière notation est justifiée sous l'hypothèse de la non-corrélation entre le bruit et le signal.

Dans le domaine fréquentiel, l'équation (1.4) peut donc s'exprimer ainsi :

$$|Y(f,k)|e^{-j\phi_y(f,k)} = |S(f,k)|e^{-j\phi_s(f,k)} + |B(f,k)|e^{-j\phi_b(f,k)} \quad (1.5)$$

Alors, le spectre du signal rehaussé, s'exprime par la relation suivante :

$$\hat{s}(f,k) = |\hat{s}(f,k)|e^{-j\phi_s(f,k)} \quad (1.6)$$

Pour résoudre ce problème une méthode de débruitage est utilisé c'est la soustraction spectrale, son principe est de soustraire une estimée du bruit à partir du signal observé ; Il existe deux versions de base de la soustraction spectrale l'une utilise la puissance et l'autre utilise l'amplitude [13]

1.4.2 Technique de réduction Bi-capteurs de bruit

Dans cette partie, Nous présentons les méthodes bi-capteurs les plus utilisées dans le domaine de réduction du bruit et le rehaussement de la parole.

La méthode bi-capteur nécessite l'utilisation de deux microphones pour annuler le bruit, un pour la source de parole (locuteur), et l'autre pour la source de perturbation (le bruit). [14].

a- Mélange convolutif bi-capteur

Le mélange convolutif linéaire entre le signal de parole et le bruit peut être représenté par un modèle complet donné par la figure (1.8)

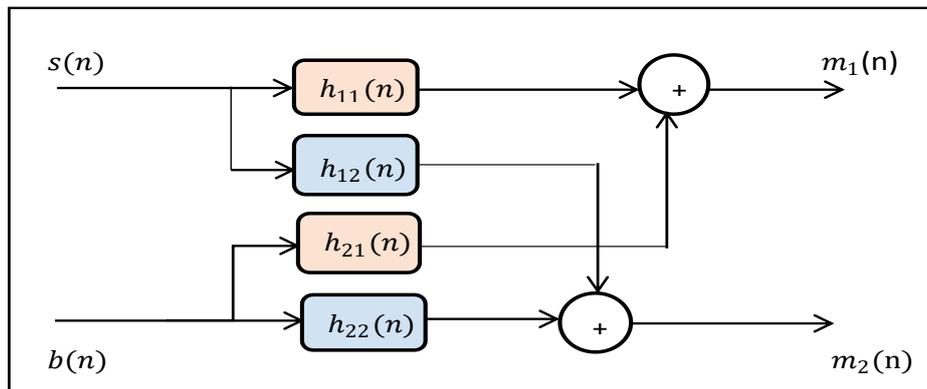


Figure 1. 8 structure du mélange convolutif bi-capteur complète

Dans cette structure les deux microphones captent deux signaux bruités $m_1(n)$ et $m_2(n)$. On a les équations des signaux observés à la sortie de ce mélange sont écrit comme suit :

$$m_1(n) = s(n) * h_{11}(n) + b(n) * h_{21}(n) \quad (1.7)$$

$$m_2(n) = b(n) * h_{22}(n) + s(n) * h_{12}(n) \quad (1.8)$$

Où

- $h_{11}(n)$ et $h_{22}(n)$: Représentent les réponses impulsionnelles des canaux directs de couplage.
- $h_{21}(n)$ et $h_{12}(n)$: Représentent les effets du couplage mutuel entre les signaux.
- $s(n)$: Signal parole.
- $b(n)$: Signal du bruit.
- $m_1(n)$ et $m_2(n)$: Représentent les deux signaux bruités obtenus à la sortie du mélange convolutif bi-capteurs.

Parmi les techniques qui utilisent la méthode bi-capteurs on cite la technique d'annulation adaptative de bruit (ANC : Adaptive noise cancellation), c'est-à-dire qu'on utilise le filtrage adaptatif pour annuler le bruit.

b-Annulation adaptative de bruit (ANC)

La structure de cette technique est donnée par :

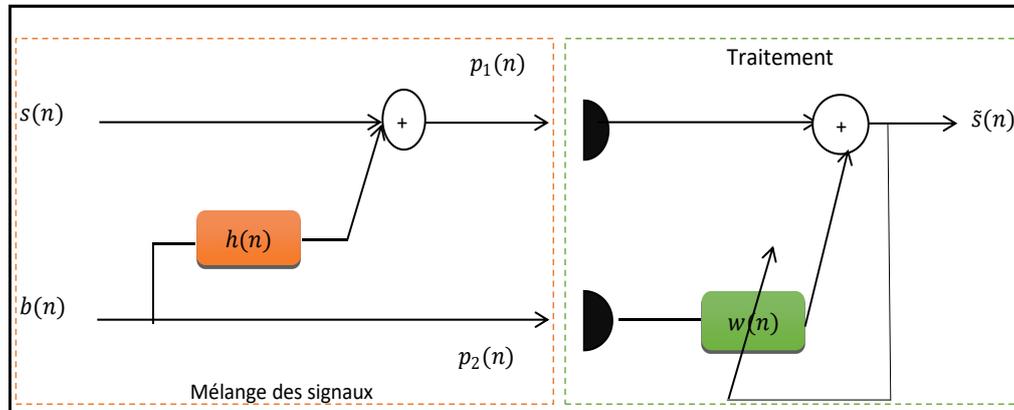


Figure 1. 9 Structure d'annulation adaptative de bruit avec référence

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

$$p_1(n) = s(n) + b_1(n) \quad (1.9)$$

avec :

$$b_1(n) = b(n) * h(n) \quad (1.10)$$

Supposant que l'on dispose au niveau d'un deuxième capteur d'un bruit $p_2(n)$ fortement corrélé à $b_1(n)$, mais décorrélé 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 [15]. En tenant compte de la relation linéaire entre les bruits dans les deux observations, le signal de sortie peut s'écrire sous la forme :

$$\tilde{s}(n) = p_1(n) - p_2(n) * w(n) \quad (1.11)$$

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

$$p_1(n) = s(n) + h(n) * b(n) \quad (1.12)$$

$$p_2(n) = b(n) \tag{1.13}$$

alors, on trouve :

$$\tilde{s}(n) = s(n) + h(n) * b(n) - w(n) * b(n) \tag{1.14}$$

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

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

$$\tilde{s}(n) = s(n) \tag{1.15}$$

1.4.3 Technique de réduction multi-capteur de bruit

Dans cette partie, nous allons analyser 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.

Considérons un système de réduction de bruit avec « C » capteurs dans un milieu acoustique bruité fermé. Supposons 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) [15].

Le système considéré est représenté par la figure (1.10).

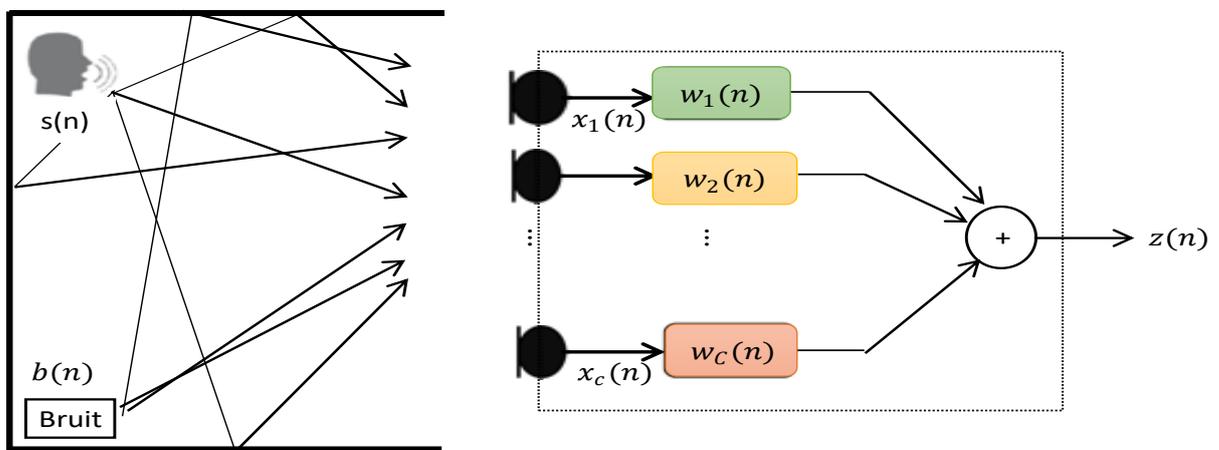


Figure 1. 10 Réduction de bruit par les techniques multi-capteurs

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

$$x_i(n) = s_i(n) + b_i(n) \quad (1.16)$$

avec :

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

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

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

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

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

⋮

$$x_{iC}(n) = s(n) * h_{sC}(n) + b(n) * h_{bC}(n) \quad (1.17)$$

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

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

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

Dans la figure (1.10), 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 $z(n)$.

$$z(n) = \sum_{i=1}^C w_i(n) * x_i(n) \quad (1.18)$$

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

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

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

$$z(n) = \sum_{i=1}^C \mathbf{w}_i^T(n) \mathbf{x}_i(n) \quad (1.19)$$

Les filtres utilisés dans les techniques de réduction de bruit multi-capteurs peuvent être

Des filtres adaptatifs [15].

1.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté dans une première partie, quelques généralités sur la parole et le bruit acoustique et leurs différents types. Pour la deuxième partie de ce chapitre nous avons détaillé les différentes méthodes de réduction de bruit avec acquisition mono-capteur, bi-capteur et multi-capteur.

Dans le prochain chapitre, nous allons présenter le filtrage et les algorithmes adaptatifs.

Chapitre 2 ---

Les filtres et les algorithmes adaptatifs

2.1 Introduction

Le filtrage adaptatif est devenu une branche très importante dans le domaine du traitement numérique du signal. Le concept du filtrage adaptatif a été proposé par Bernard Widrow et Marcian Hoff de l'université de Stanford à la fin des années 1950 [16]. Un filtre adaptatif est un système auto-ajustable qui se réalise par l'association d'un filtre numérique et d'un algorithme de mise-à-jour. De plus, le filtrage adaptatif résout plusieurs problèmes en télécommunications qui ont pour objectif : le traitement et rehaussement de la parole, la modélisation et l'identification des systèmes, l'égalisation des canaux, la réduction de bruit et l'annulation d'écho, etc.

Les filtres adaptatifs sont des systèmes appliqués sur des données bruitées pour obtenir une information utile à un certain instant t , ils servent à améliorer le rapport signal sur bruit sous l'hypothèse où la bande de fréquence de bruit est supérieure à celle du signal. Dans ce cas, un filtre passe-bande centré sur la fréquence principale du signal permettra d'extraire le signal.

Les filtres de Wiener développés à partir de concepts temporels et non fréquentiels visent à minimiser l'erreur quadratique moyenne entre leur sortie et une sortie désirée. Ils sont dits optimaux au sens du critère de l'erreur quadratique moyenne et nous verrons que dans ce cas les coefficients des filtres sont liés à la fonction d'autocorrélation du signal d'entrée et à l'intercorrélation entre les signaux d'entrée et de sortie désirée.

Quand les fonctions d'auto et d'intercorrélation ne sont pas connues (cas le plus fréquent), alors on va rapprocher le filtre optimal de Wiener en utilisant une boucle de retour et un algorithme de minimisation : c'est ce que l'on appelle le filtrage adaptatif. Dans ce cas, on remplacera la connaissance des fonctions de corrélation par une phase d'apprentissage permettant de modifier itérativement la réponse impulsionnelle du filtre. [17]

Dans ce chapitre, nous allons présenter une étude détaillée sur le filtrage de Wiener et le principe du filtrage adaptatif avec ses algorithmes les plus répandus LMS, NLMS et APA.

2.2 Insuffisance du filtrage classique

Le filtrage a pour but d'extraire d'un signal acquis un signal contenant une information qui nous intéresse. Le reste est soit lié à une autre application soit simplement du bruit.

Le signal se décompose en :

$$x_a(t) = x(t) + r(t) \quad (2.1)$$

avec :

- $x_a(t)$: Signal dont nous avons réalisé l'acquisition.
- $x(t)$: Signal que nous cherchons à extraire.
- $r(t)$: Signal restant.

Soit $x_a(t)$ un signal traité par un système linéaire invariant où filtre. Ce système est caractérisé par une fonction de transfert $H(z)$. Le filtre sera choisi de manière que $H(e^{j\omega t})$ ait un gain voisin de 1 pour les fréquences du signal $x_a(t)$ et voisin de zéro pour celles du signal $r(t)$, Ce système de filtrage ne fonctionne que lorsque les spectres fréquentiels de $x(t)$ et $r(t)$ sont bien séparés.

Malheureusement, ce n'est pas toujours le cas, en particulier lorsque $r(t)$ est un bruit aléatoire. Le filtrage adaptatif a pour but de répondre à ce type de problème et se généralise à tout problème d'extraction d'une information d'un signal lorsque le filtrage fréquentiel classique s'avère impuissant.

2.3 Filtre de Wiener

Dans cette partie, Nous allons présenter l'approche statistique du problème (filtrage de Wiener) qui suppose la disponibilité de certaines grandeurs statistiques (moyenne et autocorrélation).

L'approche consiste alors à minimiser la moyenne statistique du carré de l'erreur (EQM) entre l'information désirée et la sortie du filtre.

Le filtrage de Wiener est adéquat pour des situations dans lesquelles le signal et le bruit sont stationnaires.

2.3.1 Principe de filtrage de Wiener

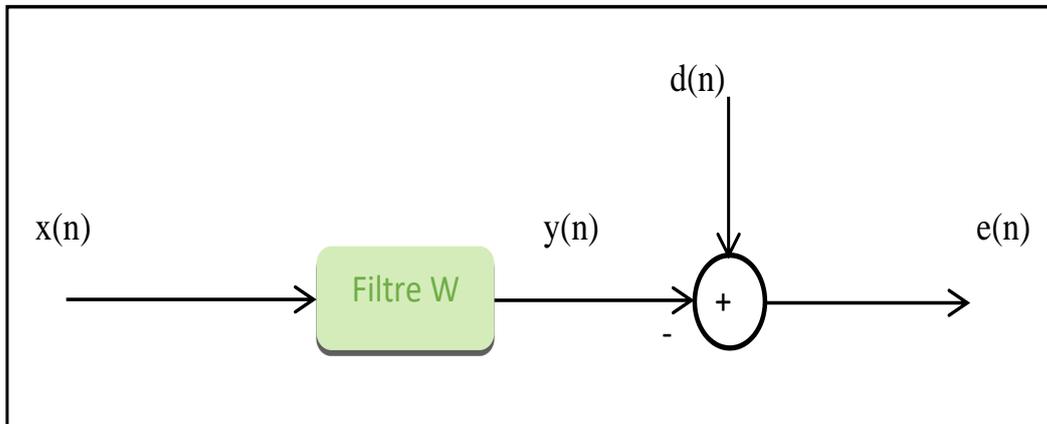


Figure 2. 1 Représentation du problème statistique du filtre

Le principe du filtre de Wiener est de trouver en sortie une réponse $y(n)$ la plus proche possible d'une réponse désirée $d(n)$, lorsque l'entrée $x(n)$ est perturbée par un bruit [30].

On note :

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

Avec $e(n)$ l'erreur entre la réponse désirée $d(n)$ et la sortie $y(n)$; $w(n)$ le vecteur des coefficients ajustables du filtre.

Pour optimiser la séparation d'un signal et d'un bruit et atténuer la distorsion apportée par un filtre à un signal, on doit minimiser l'erreur quadratique moyenne selon le principe du filtre de Wiener :

$$J = E (|e(n)|^2) \quad (2.3)$$

- J : Erreur Quadratique Moyenne (EQM).
- E : Espérance mathématique

Le signal estimé $y(n)$ est :

$$y(n) = \sum_{i=0}^{L-1} w_i x(n-i) \quad (2.4)$$

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

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

avec :

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

Est un vecteur de longueur L contenant les coefficients du filtre RIF.

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

Est un vecteur des L données d'entrée les plus récentes.

Le signal d'erreur est :

$$e(n) = d(n) - y(n) = d(n) - \sum_{i=0}^{L-1} w_i x(n-i) \quad (2.7)$$

A partir des coefficients du filtre $\{w_1, w_2, w_3, \dots, w_L\}$ on peut minimiser l'erreur quadratique moyenne « EQM »

$$J = E[(e(n)e^*(n))] = E[e(n)^2] \quad (2.8)$$

D'où

$$J = E[(d(n) - \mathbf{w}_n^T \mathbf{x}_n)(d^*(n) - \mathbf{w}_n^T \mathbf{x}_n^*)] \quad (2.9)$$

$$J = E[d_n^2] - \mathbf{w}_n^T E[\mathbf{x}_n d_n^*] - \mathbf{w}_n^T E[\mathbf{x}_n^* d_n] + \mathbf{w}_n^T E[\mathbf{x}_n \mathbf{x}_n^T] \mathbf{w}_n$$

$$J = \sigma^2(d) - \mathbf{w}^T(n) \mathbf{r} - \mathbf{w}^T(n) \mathbf{r}^* + \mathbf{w}^T(n) \mathbf{R} \mathbf{w}(n) \quad (2.10)$$

Avec :

- \mathbf{r} : le vecteur d'intercorrélation entre la sortie désirée $d(n)$ et l'entrée x_n .
- \mathbf{R} : la matrice d'autocorrélation de l'entrée x_n . Cette matrice est définie positive, de Toeplitz et à symétrie hermitienne ($\mathbf{R} = \mathbf{R}^H$)

2.3.2 Principe d'orthogonalité

Le vecteur optimum w_{opt} est celui qui annule le gradient du critère :

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} = 0_{L \times 1} \quad (2.11)$$

On a :

$$\begin{aligned} \frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} &= 2E \left\{ e(n) \frac{\partial e(n)}{\partial \mathbf{w}} \right\} \\ \frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} &= -2E \{ e(n) \mathbf{x}(n) \} \end{aligned} \quad (2.12)$$

Par conséquent, à l'optimum on a :

$$E \{ e_{min}(n) \mathbf{x}(n) \} = 0_{L \times 1} \quad (2.13)$$

Avec $e_{min}(n)$ est l'erreur pour laquelle J est minimisée (c.à.d. pour le filtrage optimal).

C'est le principe d'orthogonalité signifiant que toutes les entrées $x(n-i), 0 \leq i \leq L-1$, sont décorrélés de l'erreur $e_{min}(n)$.

En d'autres termes, le critère J atteint son minimum si et seulement si l'erreur $e(n)$ est orthogonale aux échantillons du signal d'entrée $x(n-i)$.

A l'optimum, on a aussi :

$$\begin{aligned} E \{ e_{min}(n) y(n) \} &= E \left\{ e_{min}(n) \sum_{i=0}^{L-1} w_{opt,i} x(n-i) \right\} \\ E \{ e_{min}(n) y(n) \} &= \sum_{i=0}^{L-1} w_{opt,i} E \{ e_{min}(n) x(n-i) \} \\ E \{ e_{min}(n) y(n) \} &= 0 \end{aligned} \quad (2.14)$$

C'est le corollaire du principe d'orthogonalité. $w_{opt,i}$ sont les coefficients du filtre optimal

\mathbf{w}_{opt} :

$$\mathbf{w} = [w_{opt,0} \ w_{opt,1} \ \dots \ w_{opt,L-1}]^T$$

En d'autres termes, quand le critère J atteint son minimum alors l'erreur $e_{min}(n)$ est orthogonale à la sortie du filtre $y(n)$ [30].

2.3.3 Equation de Wiener-Hopf

Nous savons que pour le filtre optimum \mathbf{w}_{opt} , nous avons $E\{e_{min}(n) \mathbf{x}(n)\} = \mathbf{0}_{L \times 1}$ [30]. En développant cette équation nous obtenons :

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

avec :

$$E\{\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)\}\mathbf{w}_{opt} = E\{\mathbf{x}(n)d(n)\} \quad (2.15)$$

Ou encore :

$$\mathbf{R}\mathbf{w}_{opt} = \mathbf{r} \quad \text{Avec} \quad \mathbf{w}_{opt} = \mathbf{R}^{-1}\mathbf{r} \quad (2.16)$$

$\mathbf{R} = E\{\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)\}$ Est la matrice d'autocorrélation du signal d'entrée $x(n)$. Cette matrice est définie positive, de Toeplitz et symétrique.

$\mathbf{r} = E\{x(n)d(n)\}$ Est le vecteur d'intercorrélation entre la sortie désirée $d(n)$ et l'entrée $x(n)$.

La dernière équation $\mathbf{w}_{opt} = \mathbf{R}^{-1}\mathbf{r}$ est appelée le Weiner-Hopf [30].

2.3.4 Matrice d'autocorrélation

Soit une série temporelle stationnaire réelle $x(n)$, le vecteur correspondant aux L données les plus récentes est :

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

Et la matrice d'autocorrélation de dimension $L \times L$ est

$$\mathbf{R}_L = \{\mathbf{x}_L(n) \quad \mathbf{x}_L^T(n)\} \quad (2.17)$$

$$\mathbf{R}_L = \begin{bmatrix} r(0) & \dots r(1) & \dots r(L-1) \\ \dots & r(0) & \dots \\ r(L-1) & \dots r(L-1) & \dots r(0) \end{bmatrix} \quad (2.18)$$

Pour un vecteur de longueur $L + 1$:

$$\mathbf{x}_{L+1} = [x(n) \quad x(n-1) \quad \dots \quad x(n-L)]$$

La matrice d'autocorrélation de dimension $(L+1) \times (L+1)$ est :

$$R_{L+1} = \{\mathbf{x}_L(n) \quad \mathbf{x}_{L+1}^T(n)\} \quad (2.19)$$

$$R_{L+1} = \begin{bmatrix} r(0) & r^T \\ r & R_L \end{bmatrix} \quad (2.20)$$

$$R_{L+1} = \begin{bmatrix} R_L & r_b \\ r_b & r(0) \end{bmatrix} \quad (2.21)$$

$$r = [r(1) \quad r(2) \quad \dots \quad r(L)]^T \quad (2.22)$$

Est un vecteur d'autocorrélation à L éléments et :

$$r_b = [r(L) \quad r(L-1) \quad \dots \quad r(1)]^T \quad (2.23)$$

On voit bien donc comment les deux matrices R_{L+1} et R_L sont reliées [30].

2.4 Filtre adaptatif

2.4.1 Définition

Les premiers travaux sur les filtres adaptatifs ont commencé vers la fin des années 1950.

Un filtrage est dit adaptatif si ses paramètres et ses coefficients sont modifiés selon un critère donné dès qu'une nouvelle valeur du signal devient disponible. Ces modifications doivent suivre l'évolution des systèmes dans leur environnement aussi rapidement que possible. Le filtrage adaptatif est généralement associé avec un fonctionnement en temps réel [17].

2.4.2 Principes de base et fonctionnement du filtre adaptatif

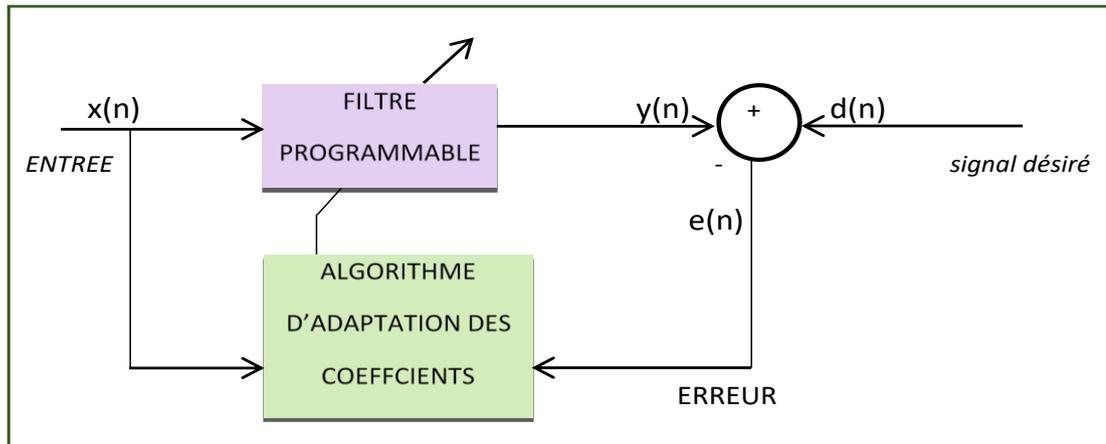


Figure 2. 2 Principe d'un filtre adaptatif

- $x(n)$: Signal de l'entrée.
- $y(n)$: Signal de sortie du filtre.
- $d(n)$: écho ou signal désiré.
- $e(n)$: Erreur obtenu par la méthode de filtrage adaptatif qui consiste que les deux ensembles de coefficients sont égaux

Le fonctionnement du filtre adaptatif se décrit de la façon suivante :

Le signal d'entrée $x(n)$ est convolué avec le filtre W_n . Le résultat de cette convolution donne $y(n)$. Le signal à la sortie du filtre $y(n)$ est comparé au signal désiré $d(n)$. La différence entre le signal désiré $d(n)$ et le signal à la sortie du filtre $y(n)$ donne le signal d'erreur $e(n)$, permet de faire la mise à jour des coefficients du filtre adaptatif W_n .

A chaque itération les coefficients du filtre varient en du signal d'erreur $e(n)$ et ce pour faire diminuer la différence entre la sortie du filtre $y(n)$ et le signal désiré $d(n)$.

Le signal d'erreur diminue jusqu'à atteindre dans certain cas une valeur nulle. À ce moment les coefficients du filtre adaptatif cessent de s'adapter.

Les filtres adaptatifs peuvent être classés en fonction des choix qui sont faits sur les points suivants [30]:

- Le critère d'optimisation

- L'algorithme de mise à jour des coefficients,
- La structures du filtre programmable
- Le de signal traité, mono ou multidimensionnel.

2.4.3 Types des structures des filtres programmables

La structure du filtre qu'on doit la programmer peut-être de type RIF (réponse impulsionnelle finie) ou RII (réponse impulsionnelle infinie). Cependant, les effets de la limitation de la précision des calculs et de complexité arithmétique variant avec la structure comme pour les filtres des coefficients fixes. En outre, la structure des filtres influe sur la complexité des algorithmes. La structure RIF directe ou transversale est pratiquement simple à étudier et à réaliser [18].

2.4.4 Rôle du filtre adaptatif

Le rôle principal d'un filtre adaptatif est d'ajuster le paramètre w , dans le but de minimiser l'EQM (erreur quadratique moyenne). La figure (2.2) représente le principe d'un filtre adaptatif bouclé par un algorithme d'adaptation.

2.5 Algorithmes adaptatifs

Nous allons présenter dans cette partie une brève définition d'algorithme adaptatif, le choix d'un algorithme adaptatif, et Les trois algorithmes les plus utilisées en filtrage adaptatifs, soit la famille algorithme de projection affine APA. La famille de gradient stochastique LMS (Least Mean Square) et sa version normalisé NLMS.

2.5.1 Définition

Un algorithme adaptatif est une procédure utilisée pour ajuster les coefficients du filtre adaptatif par ordre pour minimiser un critère prescrire ; il est déterminé par la définition de la méthode de recherche (ou algorithme de minimisation). [19]

Le détail de ces algorithmes dépasse le cadre du traitement de signal

2.5.2 Le choix d'un algorithme adaptatif

Le choix d'un algorithme adaptatif se fera en fonction des critères suivants [30]:

- La rapidité de convergence qui sera le nombre d'itérations nécessaire pour converger assez près de la solution optimale de Wiener dans le cas stationnaire.
- La mesure de cette (proximité) entre cette solution optimale et la solution obtenue.
- La capacité de poursuite (tracking) des variations (non stationnarité) du processus, on examinera quels sont les algorithmes vraiment adaptatifs à la robustesse du bruit.
- La complexité du calcul (en nombre de MIPS).
- La structure (se prêtant plus ou moins à l'implémentation en VLSI).
- Les propriétés numérique (stabilité-precision) dans le cas d'une précision limitée sur les données et les coefficients (problème d'implémentation en virgule fixe).

2.5.3 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 [20]. 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, à savoir :

$$\widehat{\mathbf{R}}_{ss}(n) = \mathbf{s}(n)\mathbf{s}^T(n) \quad (2.24)$$

$$\widehat{\mathbf{R}}_{sd}(n) = d(n)\mathbf{s}(n) \quad (2.25)$$

Alors le gradient de la fonction coût devient :

$$\begin{aligned} \frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} &= \frac{\partial (e(n)^2)}{\partial \mathbf{w}} \\ \frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} &= -2e(n)\mathbf{s}(n) \end{aligned} \quad (2.26)$$

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} = -2\widehat{\mathbf{R}}_{sd}(n) + 2\widehat{\mathbf{R}}_{ss}(n)\mathbf{w}(n) \quad (2.27)$$

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

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \frac{1}{2}\mu \frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} \quad (2.28)$$

avec : μ : pas d'adaptation.

En remplaçant la relation (2.24) dans (2.26) alors la formule de mise à jour du filtre devient :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu e(n)\mathbf{s}(n) \quad (2.29)$$

Pour que la formule (2.28) converge il existe une condition nécessaire et suffisante qui est :

$$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{max}} \quad (2.30)$$

Avec λ_{max} représente la valeur propre maximale appartenant à la matrice d'autocorrélation du signal d'entrée. Mais cette condition repose sur l'hypothèse l'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 [21] :

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

avec :

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

Tableau 2. 1 Résumé des équations du filtre adaptatif LMS [24].

Résumé :	
• 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	$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{max}}$

2.5.4 Algorithme du 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 LMS est moins efficace que ce dernier. 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 [24]. On trouve l'équation de NLMS en minimisant la fonction coût suivante :

$$J(n) = \|\mathbf{w}(n + 1) - \mathbf{w}(n)\|^2 \quad (2.31)$$

Avec la contrainte :

$$d(n) = \mathbf{w}^T(n + 1)\mathbf{s}(n) \quad (2.32)$$

En utilisant la technique des multiplieurs de Lagrange et en minimisant par rapport à $\mathbf{w}(n + 1)$ on obtient :

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

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

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

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\lambda}{2} \mathbf{s}(n) \quad (2.33)$$

avec :

- λ : Multiplieur de Lagrange

Or :

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

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

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

$$\lambda = \frac{2e(n)}{\mathbf{s}^T(n)\mathbf{s}(n)} \quad (2.34)$$

En remplaçant (2.33) dans (2.32) on obtient :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{1}{\mathbf{s}^T(n)\mathbf{s}(n)} \mathbf{s}(n)e(n) \quad (2.35)$$

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

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\alpha}{\mathbf{s}^T(n)\mathbf{s}(n)+\delta} \mathbf{s}(n)e(n) \quad (2.36)$$

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 :

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

Chapitre 2 : Les filtres et les algorithmes adaptatifs

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

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

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 [22].

Tableau 2. 2 Résumé des équations du filtre adaptatif NLMS [24].

Résumé :	
• 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	$\mathbf{w}(n + 1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\alpha}{\mathbf{s}^T(n)\mathbf{s}(n) + \delta} \mathbf{s}(n)e(n)$
• Condition de convergence	$0 < \alpha < 2$

2.5.5 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. Dans cette section nous présentons les différentes relations et équations qui définissent l'APA [23].

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

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

Chapitre 2 : Les filtres et les algorithmes adaptatifs

Contenant les P vecteurs les plus récents du signal d'entrée $s(n)$.

Soit le vecteur de longueur P suivants :

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

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

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 contraintes :

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

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 :

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

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{1}{2}\mathbf{S}(n)\boldsymbol{\lambda} \tag{2.37}$$

D'après les contraintes :

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

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

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

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

$$\boldsymbol{\lambda} = 2(\mathbf{S}^T(n)\mathbf{S}(n))^{-1}\mathbf{e}(n) \tag{2.38}$$

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 (2.37) dans (2.36) on a :

$$\begin{aligned}\mathbf{w}(n+1) &= \mathbf{w}(n) + \mathbf{S}(n)(\mathbf{S}^T(n)\mathbf{S}(n))^{-1}\mathbf{e}(n) \\ \mathbf{w}(n+1) &= \mathbf{w}(n) + \mathbf{S}(n)(\mathbf{S}^T(n)\mathbf{S}(n))^{-1}(\mathbf{d}(n) - \mathbf{S}^T(n)\mathbf{w}(n)) \\ \mathbf{w}(n+1) &= (1 - \mathbf{P}(n))\mathbf{w}(n) + \mathbf{S}(n)(\mathbf{S}^T(n)\mathbf{S}(n))^{-1}\mathbf{d}(n)\end{aligned}\quad (2.39)$$

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

$$\mathbf{w}(n+1) = (1 - \mathbf{P}(n))\mathbf{w}(n) + \alpha\mathbf{S}(n)(\delta\mathbf{I} + \mathbf{S}^T(n)\mathbf{S}(n))^{-1}\mathbf{d}(n)\quad (2.40)$$

avec : $0 < \alpha < 2$ et δ est le facteur de régulation.

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

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \alpha\mathbf{S}(n)(\delta\mathbf{I} + \mathbf{S}^T(n)\mathbf{S}(n))^{-1}\mathbf{e}(n)\quad (2.41)$$

On pose l'erreur apriori :

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

Et l'erreur a posteriori :

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

L'APA est stable si :

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

Chapitre 2 : Les filtres et les algorithmes adaptatifs

$$0 < \alpha < 2 \tag{2.41}$$

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

Tableau 2. 3 Résumé des équations du filtre adaptatif APA [24].

Résumé :	
• 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	$0 < \alpha < 2$

+ AVANTAGE ET INCONVENIENT DES ALGORITHMES LMS, NLMS ET APA

Tableau 2. 4 Avantages et inconvénients des algorithmes LMS, NLMS et APA [24].

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

2.6 Conclusion

Dans ce chapitre, Nous avons présenté en premier lieu une étude détaillée sur les différents algorithmes de filtrage adaptatif utilisés pour la mise à jour des coefficients du filtre dans le but d'améliorer les résultats en s'approchant au maximum au signal d'entrée. Plus précisément, les algorithmes LMS, NLMS, APA sont explicités et dont les performances sont récapitulées ci-après :

Dans le prochain chapitre, nous allons présenter un nouvel égaliseur basé sur un nouvel algorithme automatique de projection affine dédié par la réduction de bruit bi-capteurs et qui fait l'objet de ce travail de fin d'étude.

Chapitre 3 ---

Proposition d'un nouvel algorithme du APA automatique

3.1 Introduction

Dans ce chapitre nous allons proposer un nouvel algorithme de APA automatique par la technique de réduction de bruit bi-capteurs qui représente une des solutions au problème de rehaussement de la parole et de l'annulation de bruit acoustique à travers une séparation de source aveugle dans un système de mélange qui utilise deux capteurs.

Vu que nous avons présenté les techniques de réduction de bruit détaillées dans le premier chapitre de ce mémoire, Nous allons commencer par un bref rappel sur la technique de réduction de bruit bi-capteurs. Puis nous allons présenter quelques notions sur la séparation de sources, et finalement on s'intéressera à l'étude du nouvel algorithme : APA automatique.

3.2 Bref rappel sur la technique de réduction de bruit bi-capteurs

Le principe de la réduction adaptative bi-capteurs de bruit remonte aux contributions de Howells vers la fin des années 50 [25]. Certaines méthodes basées sur l'utilisation des techniques bi-capteurs ont considéré l'environnement comme un modèle du mélange convolutif très simple avec deux sources (parole et bruit), le premier microphone capte le signal de parole (n) et le bruit $b(n)$ convolé avec la réponse impulsionnelle $h(n)$, et en prenant le deuxième capteur comme le bruit seul.

3.3 Séparation de sources

La séparation de sources est une technique de traitement numérique des signaux permettant d'obtenir les composantes élémentaires (sources) à partir d'une combinaison linéaire de ces dernières telles que reçues par les capteurs utilisés. L'exemple classique est l'effet cocktail où un bruit ambiant et plusieurs conversations sont présentes simultanément. La capacité de l'oreille humaine à se concentrer sur la compréhension d'une discussion particulière et d'ignorer les autres représente bien le processus de séparation. L'objectif de ce processus est l'isolation d'une source de l'ensemble des sources présentes. Notre cerveau, avec l'aide de notre système auditif est en mesure d'effectuer ce travail complexe. Le niveau de détection accompli par le système binaural peut à lui seul dans des conditions parfaites atteindre un niveau de 25

dB. Cette capacité nous permet entre autres d'entretenir une conversation dans un milieu où le bruit ambiant est relativement élevé [26].

Dans notre étude La séparation de sources consiste à restaurer un ensemble des signaux de sources à partir d'observations bruitées, qui sont des mélanges entre les signaux de sources et les réponses impulsionnelles du milieu.

Cette séparation est dite "Aveugle" parce qu'aucune information a priori n'est disponible ni sur les signaux de sources ni sur le système du mélange.

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

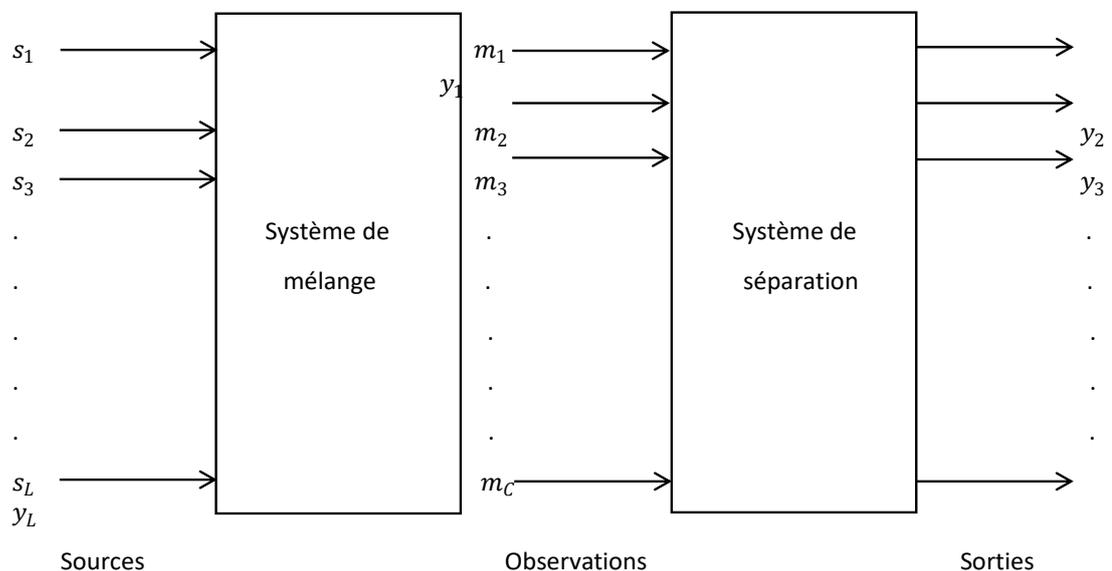


Figure 3. 1 Configuration générale de la séparation aveugle des sources [24]

3.3.1 Propriétés des signaux sources

Les signaux peuvent être divisés en deux grandes classes : les signaux déterministes et les signaux aléatoires. La première classe regroupe les signaux générés par des fonctions dont tous les paramètres sont connus. La valeur du signal est connue pour toutes les valeurs du temps. Par exemple le signal produit par la fonction sinus est déterministe. La deuxième classe regroupe les signaux dont leurs valeurs futures ne peuvent pas être

odérées. Les valeurs de ces signaux sont aléatoires. La théorie sur les signaux aléatoires permet de définir des paramètres entourant leur comportement [27].

La parole, les signaux vidéo et audio sont des signaux aléatoires. Leurs caractéristiques sont définies par un ensemble de paramètres statistique. Ces paramètres sont nécessaires au développement mathématique des algorithmes de séparation de sources [26].

3.3.2 Extraction des signaux sources

Il existe deux structures appelées Direct « Forward blind source separation ou FBBS » et Récursive « Backward blind source separation ou BBSS» qui sont utilisées pour extraire les signaux de sources à partir de la seule connaissance des signaux de mélange.

a-Structure directe (Forward)

C'est la structure la plus utilisée, dans cette structure on a deux microphones et deux sorties, chaque sortie du système est une combinaison linéaire des observations. Le schéma de la séparation est donné par la figure (3.2) [28].

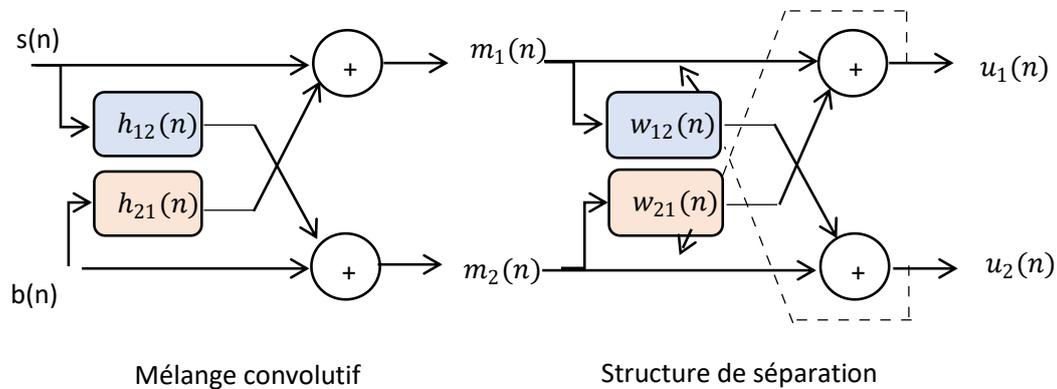


Figure 3. 2 Schéma de la séparation directe

Dans la structure directe, nous utilisons deux filtres adaptatifs symétriques $w_{12}(n)$ et

$w_{21}(n)$ Pour identifier respectivement les deux réponses impulsionnelle $h_{12}(n)$ et $h_{21}(n)$.

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

$$u_{1(n)} = m_1(n) - m_2(n) * w_{21}(n) \tag{3.1}$$

$$u_2(n) = m_2(n) - m_1(n) * w_{12}(n) \quad (3.2)$$

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

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

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

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

$$w_{12}opt(n) = h_{12}(n) \text{ et } w_{21}opt(n) = h_{21}(n),$$

On obtient :

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

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

b-Structure réursive (Backward)

Dans cette structure, on a deux microphones et deux sorties, chaque sortie du système de séparation est une combinaison linéaire d'une observation $p_i(n)$ et de l'autre sortie $v_i(n)$, l'analyse de cette structure est complexe [29].

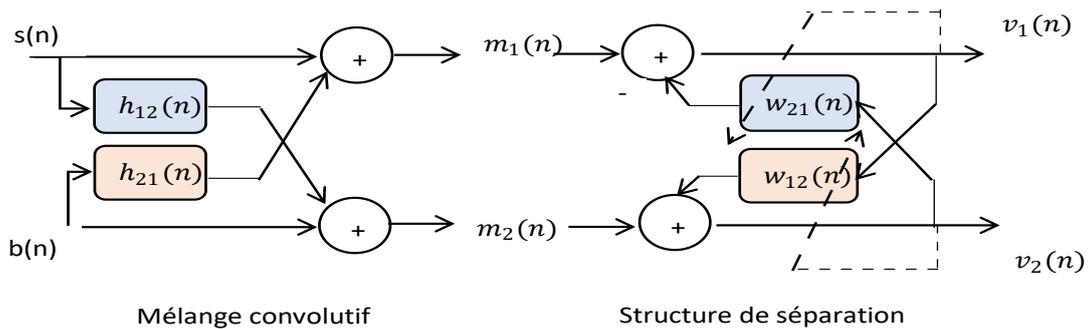


Figure 3. 3 Schéma de la séparation réursive

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

$$v_1(n) = m_1(n) - v_2(n) * w_{21}(n) \quad (3.7)$$

$$v_2(n) = m_2(n) - v_1(n) * w_{12}(n) \quad (3.8)$$

En remplaçant les expressions $m_1(n)$ et $m_2(n)$ dans les expressions $v_1(n)$ et $v_2(n)$

Respectivement, nous trouvons :

$$v_1(n) = [b(n) * (h_{21}(n) - w_{21}(n)) + s(n) * (\partial(n) - h_{21}(n) * w_{21}(n))] * (\partial(n) - w_{12}(n) * w_{21}(n))^{-1} \quad (3.9)$$

$$v_2(n) = [s(n) * (h_{12}(n) - w_{12}(n)) + b(n) * (\partial(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n))] * (\partial(n) - w_{21}(n) * w_{12}(n))^{-1} \quad (3.10)$$

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

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

$$v_1(n) = s(n) \quad (3.11)$$

$$v_2(n) = b(n) \quad (3.12)$$

3.4 Proposition d'un nouvel algorithme de projection affine automatique

Dans le but de rendre l'algorithme de projection affine plus efficace, plus polyvalent et plus performant, Nous proposons un nouvel algorithme de projection affine automatique.

3.4.1 Principe du nouvel algorithme de projection affine automatique

Dans la figure (3.4), Nous présentons un schéma bloc d'un système où l'algorithme de projection affine est relié avec un bloc de contrôle afin d'automatiser le système.

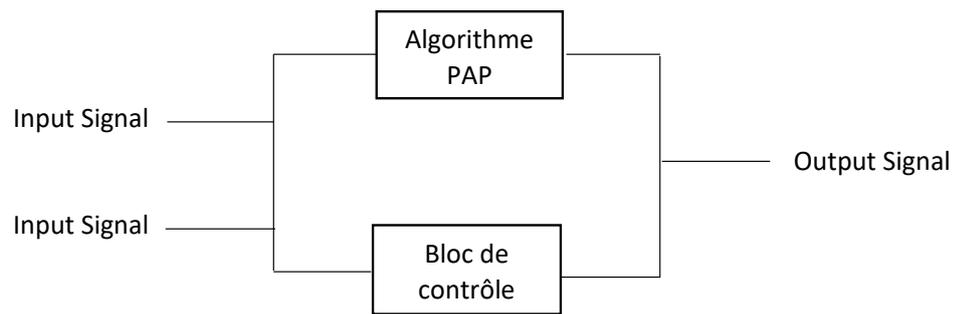


Figure 3.4 Schéma bloc représentant le système du nouvel algorithme

- **Bloc de contrôle**

C'est un bloc qui possède un mécanisme automatique, En faisant certaines comparaisons de certains paramètres qui vont être expliqués prochainement ; il sert à déterminer si la sortie du bloc sera égale à "1" ou à "0" (Silence ou activité vocale).

Une autre figure qui donne plus de détails sur le système :

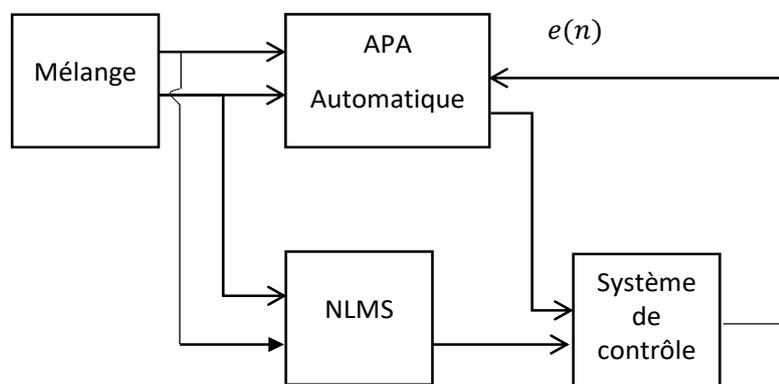


Figure 3. 4 Schéma bloc détaillé

Comme le montre la figure (3.5) ; Nous avons comme un premier bloc, le bloc de mélange avec 2 signaux à la sortie, puis le bloc de l'algorithme principale dont nous allons utiliser l'algorithme de projection affine ; Aussi un troisième bloc de l'algorithme NLMS.

La sortie de l'algorithme NLMS avec la sortie de L'algorithme APA vont être combinés pour avoir un système de control de APA ayant une meilleure sortie et une erreur minimale.

3.4.2 Développement d'un nouvel algorithme de projection affine automatique

Pour une meilleure compréhension de notre système proposé, nous présentons les détails de chaque bloc dans la figure (3.6).

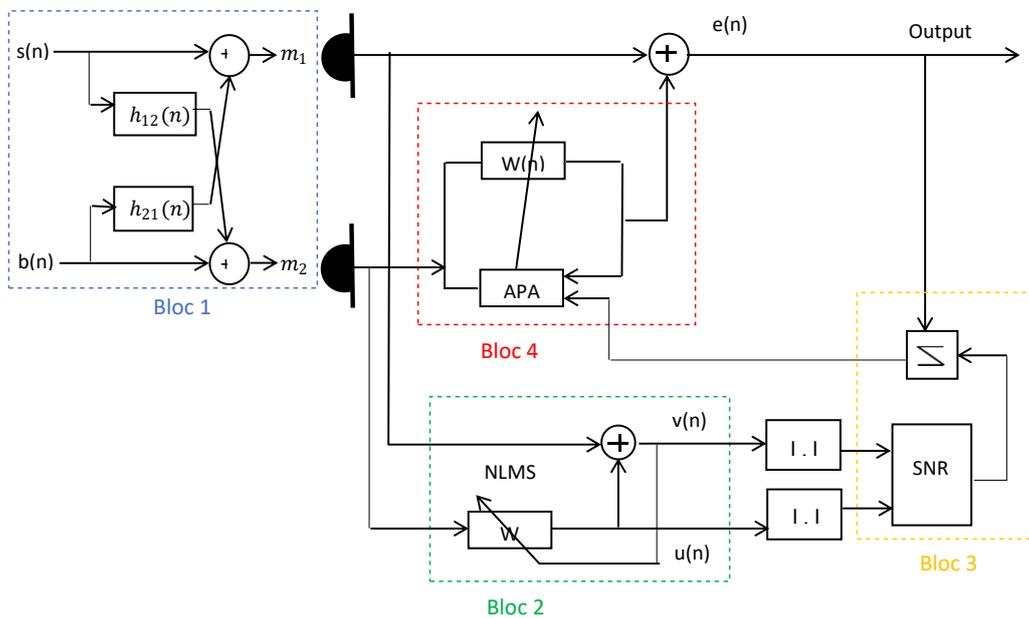


Figure 3. 5. Schéma détaillé du système proposé

- **Bloc 1 : Bloc de mélange**

Le modèle du mélange utilisé est celui-ci, ce modèle donne les deux mélanges convolutifs suivants :

$$m_1 = h_{11}(n) * s(n) + h_{21}(n) * b(n) \tag{3.13}$$

$$m_2 = h_{22}(n) * b(n) + h_{12}(n) * s(n) \tag{3.14}$$

Tel que $s(n)$ représente un signal de parole (signal utile), $b(n)$ représente un signal de bruit qu'on veut supprimer. h_{11} Et h_{22} représente les réponses impulsionnelles directe de chaque canal, h_{12} et h_{21} représente l'effet du

couplage croisé entre canaux et l'opérateur, le * représente l'opération de convolution.

Dans ce qui suit, nous supposons que h_{11} et h_{22} égalent à une impulsion de Dirac, i.e. :

$h_{11} = h_{22} = \delta(n)$, cette supposition n'a pas d'impact sur l'utilité pratique de ce modèle, nous pouvons supposer aussi que l'opérateur n'est pas très loin des microphones et nous n'avons pas *a priori* d'informations sur la source de bruit [26], on obtient la structure équivalente donné par la figure (3.7) suivante :

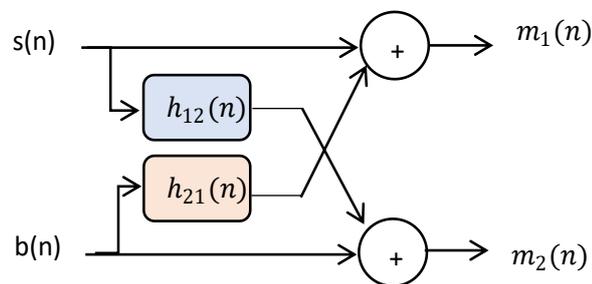


Figure 3. 6 Structure du mélange simplifiée

Les équations (3.13) et (3.14) deviennent :

$$m_1(n) = s(n) + h_{21} * b(n) \quad (3.15)$$

$$m_2(n) = b(n) + s(n) * h_{12}(n) \quad (3.16)$$

On introduit le rapport signal sur bruit :

$$RSB = 10 \log \frac{E_s}{\alpha E_b}$$

avec :

$$\alpha = \frac{E_s}{E_b} 10^{-\frac{RSB}{10}}$$

Et :

E_s : Représente l'énergie du signal de parole $s(n)$

E_b : Représente l'énergie du bruit $b(n)$.

Par la suite on obtient deux valeurs pour α :

$$\alpha_1 = \frac{E_s}{E_b} 10^{-\frac{RSB1}{10}}$$

$$\alpha_2 = \frac{E_s}{E_b} 10^{-\frac{RSB2}{10}}$$

Les deux RSBs, RSB1 et RSB2, représentent les valeurs du RSB sur les deux voix, respectivement. Les équations (3.15) et (3.16) deviennent :

$$m_1(n) = s(n) + (h_{21} * b(n))\alpha_{21} \quad (3.17)$$

$$m_2(n) = b(n)\alpha_{12} + h_{12} * s(n) \quad (3.18)$$

- **Bloc 2 : Bloc de l'Algorithme NLMS**

L'algorithme NLMS met à jour les coefficients du réponse impulsionnelle $w(n)$ d'un filtre FIR de manière à minimiser la MSE entre la sortie du filtre et une réponse souhaitée signal $d(n)$. La règle de mise à jour est :

$$v(n) = d(n) - u(n) \quad (3.19)$$

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\alpha}{\mathbf{m}_2^T(n)\mathbf{m}_2(n) + \delta} \mathbf{m}_2(n)v(n) \quad (3.20)$$

Avec $u(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{m}_2(n)$, et $\mathbf{m}_2(n) = [m_2(n), \dots, m_2(n-L+1)]^T$ est le vecteur de signal d'entrée de L échantillons, et μ est la taille du pas, qui doit être choisie entre 0 et 2 pour obtenir la convergence. Ce bloc est utilisé pour fournir deux composantes qui sont proportionnelles au signal de parole et le bruit, et sur lesquelles nous allons estimer, par la suite, le SNR.

- **Bloc 3 : Bloc de calcul du SNR et le circuit de prise de décision**

Ce bloc est utilisé pour estimer, dans un premier temps, le SNR, puis nous allons utiliser ce paramètre du SNR afin de prendre une décision concernant l'activité vocale ou le silence. Ce SNR est calculé comme suit :

$$SNR = 10 \log\left(\frac{E_v}{E_u}\right) \quad (3.21)$$

Avec E_v et E_u sont les valeurs des énergies du signal et du bruit et qui sont calculé comme suit

$$E_v = \sum_{i=0}^{L-1} |v(i)|^2 \quad (3.22)$$

et

$$E_u = \sum_{i=0}^{L-1} |u(i)|^2 \quad (3.23)$$

Une fois le SNR est estimé, nous allons fixer un SNR seuil (SNRseuil) qui permettra de distinguer entre les grandes valeurs du SNR (qui vont correspondre aux périodes du silence) et les valeurs inférieures qui correspondent aux périodes d'activité vocale. Cela peut être formulé mathématiquement de la manière suivante :

$$\begin{cases} \text{si } SNR > SNR_{seuil} \rightarrow \beta = 1 \\ \text{si } SNR \leq SNR_{seuil} \rightarrow \beta = 0 \end{cases} \quad (3.24)$$

Le résultat de ce circuit de décision (la décision β) va être combiné avec l'erreur du filtrage de l'algorithme APA ($e(n)$) pour donner une nouvelle valeur de l'erreur de filtrage et qui est donné par l'expression suivante :

$$\hat{e}(n) = \beta e(n) \quad (3.25)$$

Cette erreur va être utilisée par l'algorithme APA afin de l'automatiser. Cela est bien illustré dans le bloc 4.

- **Bloc 4 : Nouvel algorithme APA automatique**

Le nouvel algorithme de projection affine (APA) que nous avons automatisé est très prometteur et a de bonnes performances de convergence lorsque le signal d'entrée est corrélé. Il est basé sur un multiple de projections de l'erreur de filtrage ou chaque erreur de filtrage *a posteriori* est inférieure à celle d'*a priori*. Dans ce bloc 4, on calcule l'erreur de filtrage comme suit :

$$\mathbf{e}(n) = \mathbf{d}(n) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{s}(n) \quad (3.26)$$

La nouvelle expression de l'erreur de filtrage utilisé dans le nouvel algorithme APA est donné par l'expression (3.26). Et la nouvelle expression de l'équation de mise à jour du filtre de l'algorithme APA automatique est donnée comme suit :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \alpha \mathbf{S}(n)(\delta \mathbf{I} + \mathbf{S}^T(n)\mathbf{S}(n))^{-1} \hat{\mathbf{e}}(n) \quad (3.27)$$

avec : $0 < \alpha < 2$ et δ est le facteur de régulation.

3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la formulation mathématique de notre nouvel algorithme de projection affine automatique. L'automatisation de notre algorithme lui permet de fonctionner sans avoir besoin d'une DAV manuelle. Cela lui rend pratique et très utile dans le monde des télécommunications. Dans le prochain chapitre, nous allons présenter l'évaluation des performances de ce nouvel algorithme à travers des simulations intensives exprimées en fonction de plusieurs critères objectifs.

Chapitre 4 --- Résultats des simulations

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons tester et comparer les performances des algorithmes adaptatifs et leurs critères présentés dans le deuxième et le troisième chapitre de ce mémoire en faisant des représentations graphiques sous Matlab

Nous présentons aussi dans ce chapitre les résultats et simulation du nouvel algorithme proposé : Algorithme de Projection pseudo affine automatique.

4.2 Présentation des signaux test des simulations

4.2.1 Signal de parole

La parole est un signal non stationnaire, décorrélé. Le signal de parole utilisé dans notre simulation est constitué d'une seule phrase phonétiquement équilibrée, échantillonnée à 8 kHz, codée sur 32 bits, elle est prononcée par un locuteur masculin. « Un loup se jeta immédiatement sur la petite chèvre ».

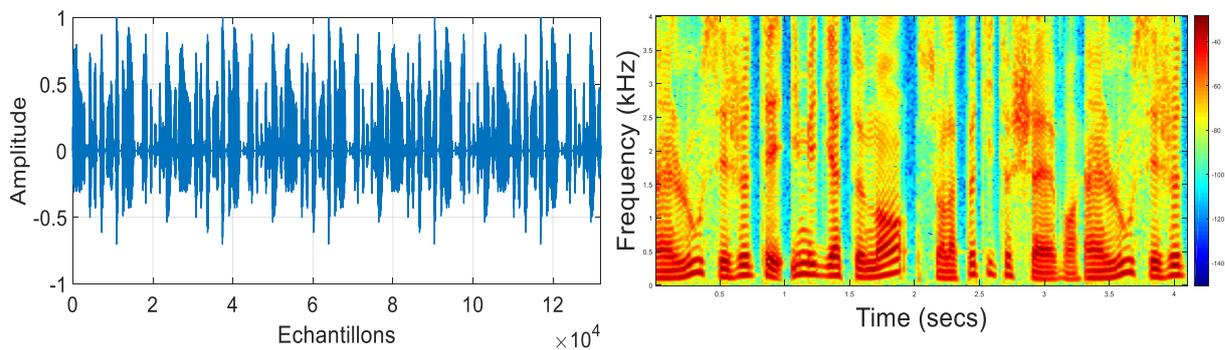


Figure 4. 1 Signal de parole utilisé et son spectrogramme

4.2.2 Signaux de bruit

a- Bruit blanc

Un bruit blanc est un processus aléatoire stationnaire, décorrélé dans lequel la densité spectrale de puissance est la même pour toutes les fréquences et sert surtout à vérifier la stabilité numérique de l'algorithme utilisé.

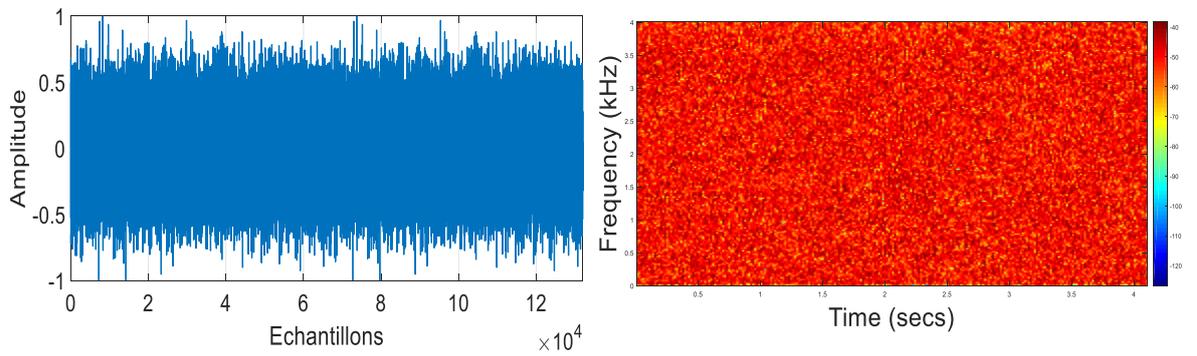


Figure 4. 2 Signal de bruit blanc et son spectrogramme

b- Bruit USASI

le bruit usasi est un processus aléatoire stationnaire dont les échantillons sont des variables aléatoires corrélées, il a un spectre similaire au spectre moyen de la parole, il est souvent utilisé comme signal de test pour évaluer la vitesse de convergence des algorithmes adaptatifs.

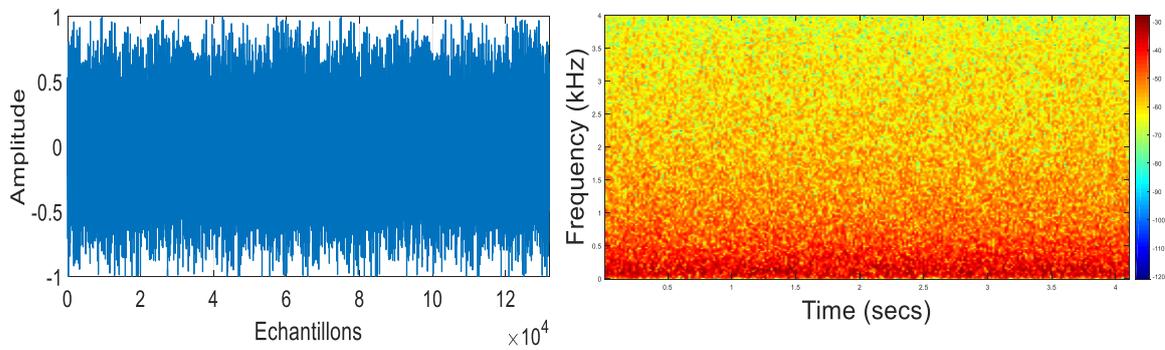


Figure 4. 3 Signal de bruit USASI et son spectrogramme

4.2.3 Réponses impulsionnelles

Nous présentons deux exemples de réponses impulsionnelles h_{12} et h_{21} générées par une fonction exponentielle amortie avec une taille de $L=64$. Ces deux modèles représentent l'effet de la distance entre les deux microphones sur les caractéristiques des signaux, elles sont représentées par les figures (4.4) et (4.5) respectivement.

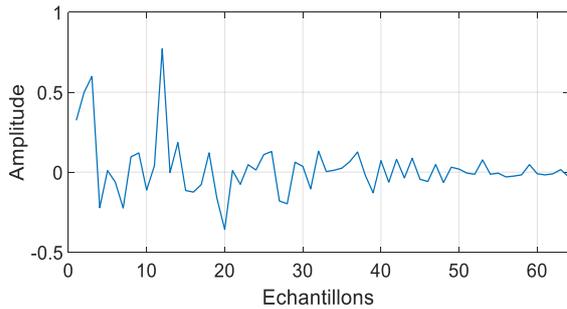


Figure 4. 4 Réponse impulsionnelle $h_{12}(n)$ avec $L=64$

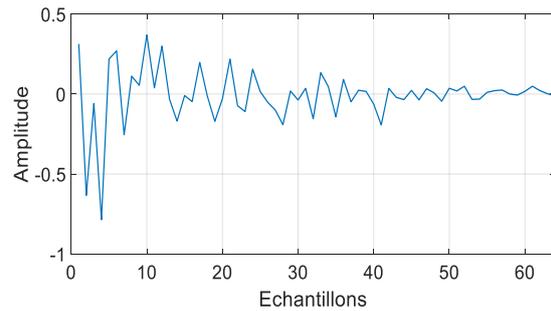


Figure 4. 5 Réponse impulsionnelle $h_{21}(n)$ avec $L=64$

4.3 Signaux de mélange

Dans cette partie, nous présentons les signaux de sortie de la structure de mélange convolutif, les signaux sources sont la parole et le bruit, dans les deux figures ci- dessous, nous représentons un exemple de signaux de mélange $m_1(n)$ et $m_2(n)$ avec un SNR d'entrée égale à 6 dB sur les deux voies, et une longueur de filtre $L=64$.

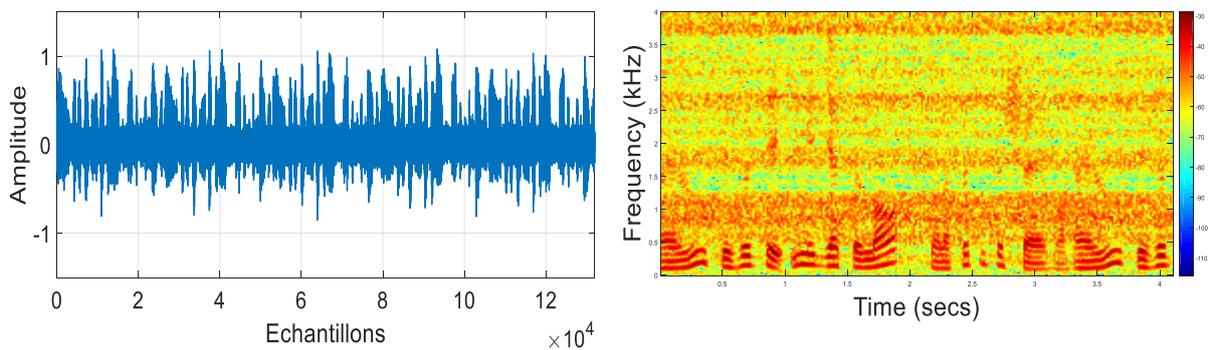


Figure 4. 4 Signal de mélange $m_1(n)$ et son spectrogramme

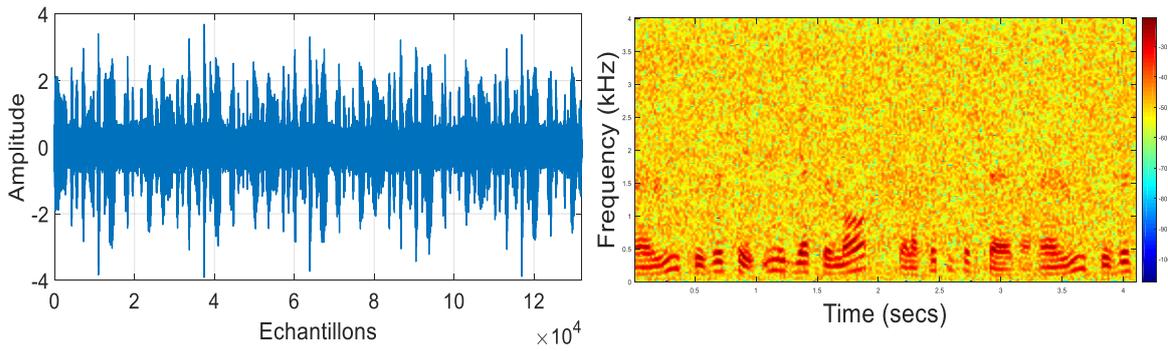


Figure 4. 5 Signal de mélange $m_2(n)$ et son spectrogramme

4.4 Principe de détection d'activité vocale

Un algorithme de détection d'activité vocale (DAV) est capable de distinguer entre les régions d'absence et de présence d'activité vocale dans le signal de parole analysé. Dans notre travail, nous utilisons un système de DAV manuel pour contrôler l'adaptation du filtre $w_1(n)$. Cette adaptation est contrôlée de la manière suivante : le filtre $w_1(n)$ est adapté uniquement en période de bruit seul (période d'absence du signal de parole utile).

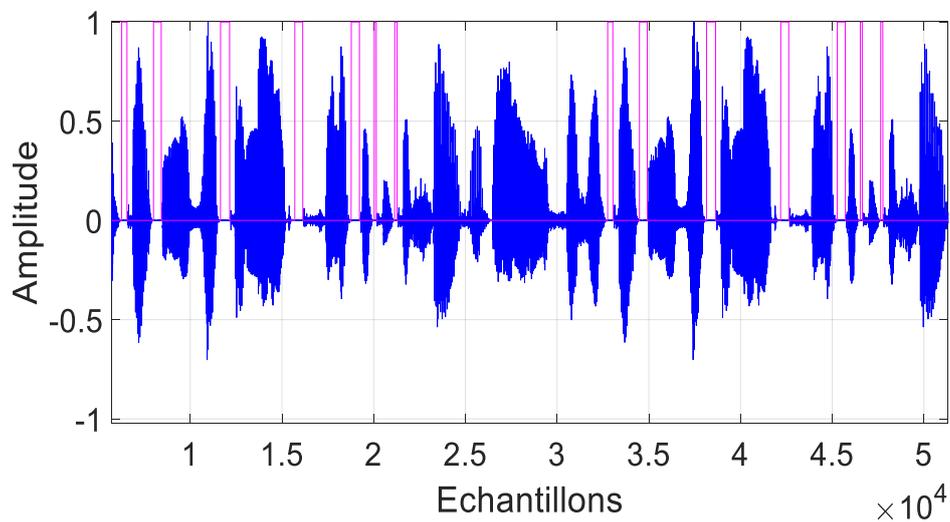


Figure 4. 6 Signal de parole original avec sa DAV

4.5 Evaluation du nouvel algorithme proposé

Dans cette partie, Nous allons évaluer la performance du nouvel algorithme proposé APA automatique par rapport aux différentes tailles de filtre, différents SNR d'entrés et différentes longueurs de trame de moyennage lors de l'utilisation de signal de parole décrit précédemment avec un bruit blanc.

Pour évaluer cet algorithme, Nous allons utiliser les critères objectifs de qualité suivants :

- Erreur quadratique moyenne : qui indique le bruit résiduel qui reste dans le signal après le rehaussement.
- Système mismatch : qui indique le niveau de l'amplification du signal par rapport au bruit résiduel.

Les paramètres intervenants dans le comportement du APA automatique ceux du APA à savoir le pas d'adaptation, l'ordre de projection P , et le paramètre de régularisation α .

Dans cette simulation, on a fixé ces paramètres comme suit : $\mu = 0.8$, $P = 3$, $\alpha = 0.8$.

L'effet du SNR avec une taille de filtre $L=64$

Dans cette partie, Nous allons présenter plusieurs comparaisons.

Pour une longueur fixe de filtre de 64 bits, on varie le SNR d'entrés ; nous avons pris la longueur de trame de moyennage égale à 3 fois la valeur de la longueur du filtre, et un SNR_{seuil} de 30 dB.

- **$L=64$, $SNR = -3$ dB**

La figure (4.9) représente une évolution temporelle où nous faisons une comparaison entre la sortie du mélange et la sortie de l'algorithme proposé.

Dans cette figure on remarque bien la bonne qualité du signal de sortie d'APA automatique par rapport au signal de sortie du mélange.

La figure (4.10) représente l'erreur quadratique moyenne des algorithmes NLMS, APA, et APA proposé.

D'après cette figure, Nous remarquons que notre algorithme proposé maintien une meilleure EQM faible qui a pu atteindre à plusieurs pique une valeur de -80 dB.

Dans la figure (4.11), Nous représentons le système mismatch des algorithmes NLMS, APA, et APA proposé, sur la même figure, nous allons superposer le signal de segmentation.

Nous remarquons bien que notre système maintien un niveau très faible de système mismatch, et ce qui montre qu'il converge bien et reste stable autour d'une valeur de -30 dB. Alors que les autres algorithmes restent instables par rapport à l'évolution.

En faisant un zoom dans une partie de cette figure, On remarque plus clairement que la convergence de notre algorithme proposé se fait automatiquement dans les zones où il y a du silence (absence du signal parole).

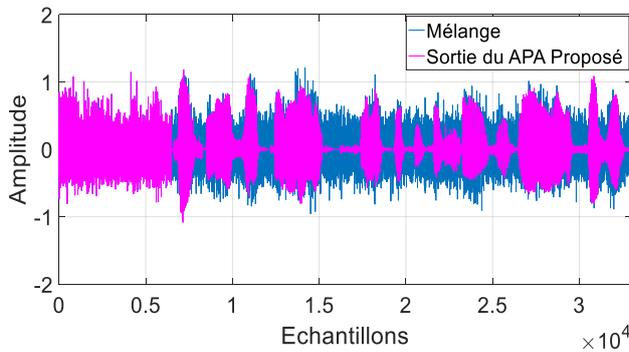


Figure 4. 9 Evaluation temporelle signaux pour un SNR=-3 dB et L=64

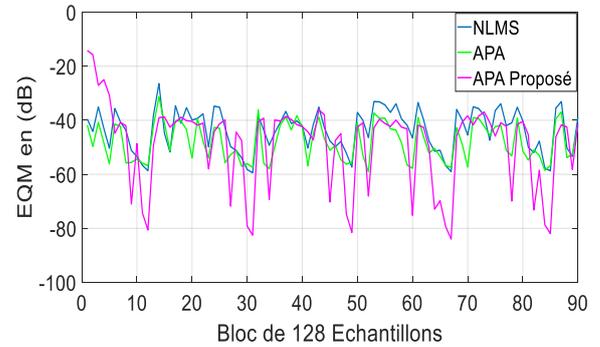


Figure 4. 10 EQM pour un SNR=-3 dB et L=64

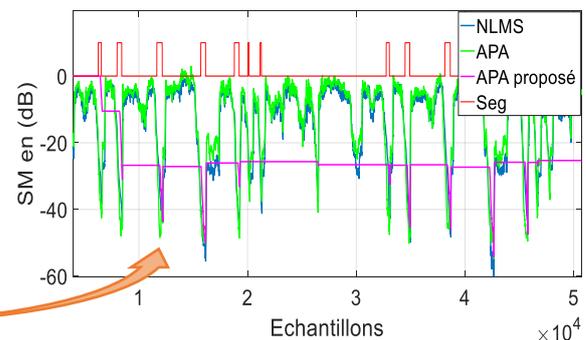
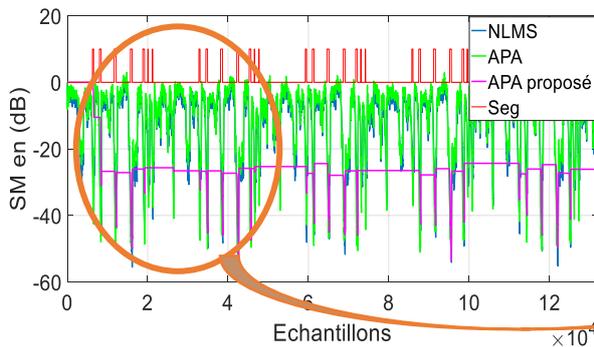


Figure 4. 7 système mismatch pour un SNR=-3 dB et L=64

- $L=64$, $SNR = 0$ dB

Nous représentons dans la figure (4.12) une comparaison entre la sortie du mélange et la sortie de l'algorithme proposé. Où nous remarquons bien la bonne qualité du signal de sortie d'APA automatique par rapport au signal de sortie du mélange.

Nous représentons dans la figure (4.13) l'erreur quadratique moyenne des algorithmes NLMS, APA, et APA proposé. D'après cette figure, Nous remarquons que notre algorithme proposé maintient une meilleure EQM faible qui a pu atteindre à plusieurs reprises une valeur de -80 dB.

Et enfin, Dans la figure (4.14), Nous représentons le système mismatch des algorithmes NLMS, APA, et APA proposé, sur la même figure, nous allons superposer le signal de segmentation.

Nous remarquons bien que notre système maintient un niveau très faible de système mismatch, et ce qui montre qu'il converge bien et reste stable autour d'une valeur de -30 dB. Alors que les autres algorithmes restent instables par rapport à l'évolution.

En faisant un zoom sur cette figure, Nous remarquons plus clairement que la convergence de notre algorithme proposé se fait automatiquement dans les zones où il y a du silence (absence du signal parole).

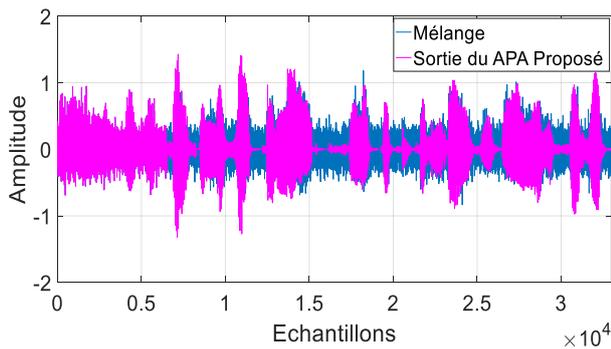


Figure 4. 9 Evaluation temporelle des signaux pour un $SNR= 0$ dB et $L=64$

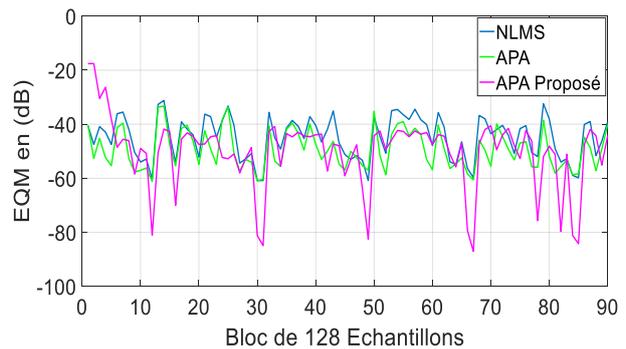


Figure 4. 8 EQM pour un $SNR= 0$ dB et $L=64$

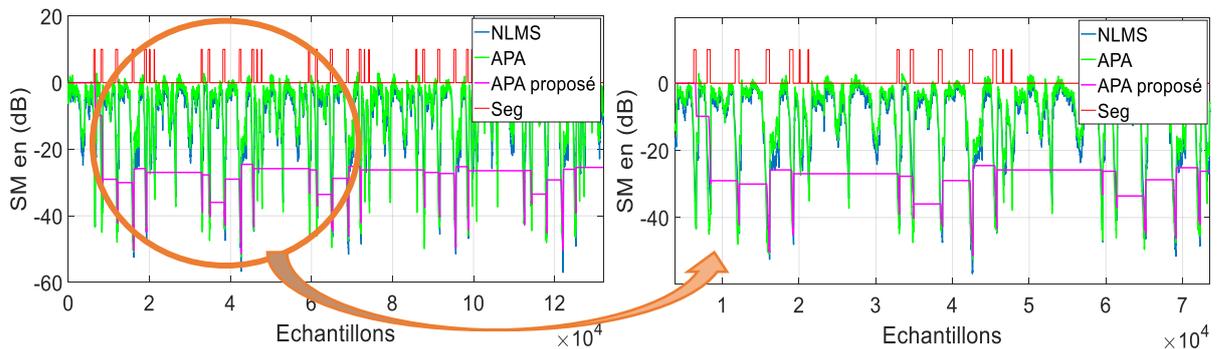


Figure 4. 10 système mismatch pour un SNR=0 dB et L=64

- **L=64, SNR = 3 dB**

Nous représentons dans la figure (4.15) une comparaison entre la sortie du mélange et la sortie de l'algorithme proposé. Où nous remarquons bien la bonne qualité du signal de sortie d'APA automatique par rapport au signal de sortie du mélange.

Nous représentons dans la figure (4.16) l'erreur quadratique moyenne des algorithmes NLMS, APA, et APA proposé. D'après cette figure, Nous remarquons que notre algorithme proposé maintien une meilleure EQM faible qui a pu atteindre à plusieurs pique une valeur de -80 dB.

Et enfin, Dans la figure (4.17), Nous représentons le système mismatch des algorithmes NLMS, APA, et APA proposé, sur la même figure, nous allons superposer le signal de segmentation.

Nous remarquons bien que notre système maintien un niveau très faible de système mismatch, et ce qui montre qu'il converge bien et reste stable autour d'une valeur de -30 dB. Alors que les autres algorithmes restent instables par rapport à l'évolution.

En faisant un zoom sur cette figure, Nous remarquons plus clairement que la convergence de notre algorithme proposé se fait automatiquement dans les zones où il y a du silence (absence du signal parole).

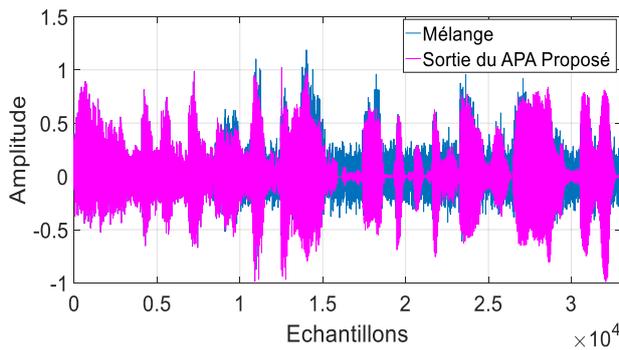


Figure 4. 12 Evaluation temporelle des signaux pour un SNR=3 dB et L=64

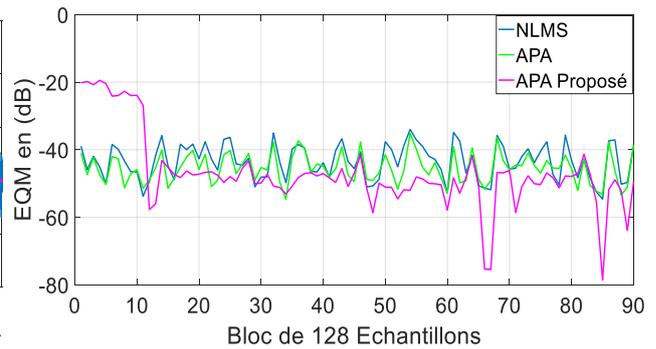


Figure 4. 11 EQM dB pour un SNR=3 dB et L=64

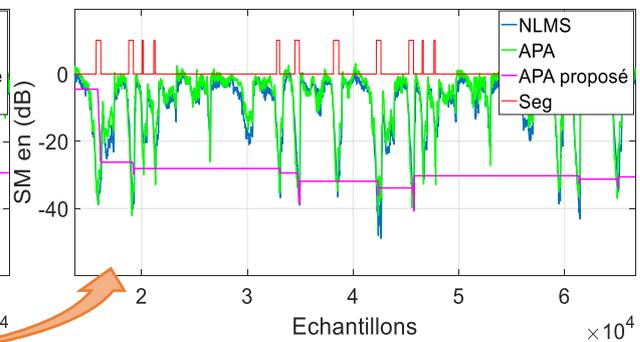
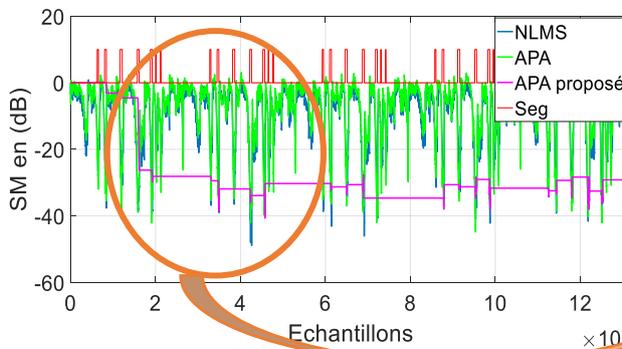


Figure 4. 13 système mismatch pour un SNR=3 dB et L=64

L'effet SNR sur une taille de filtre L=128

Dans cette partie, Nous allons présenter plusieurs comparaisons.

Pour une longueur fixe de filtre de 128 bits, on varie le SNR d'entrés ; nous avons pris la longueur de trame de moyennage égale à 3 fois la valeur de la longueur du filtre, et un SNR_{seuil} de 20 dB.

- **L=128, SNR = -3 dB**

Nous représentons dans la figure (4.18) une comparaison entre la sortie du mélange et la sortie de l'algorithme proposé. Où nous remarquons bien la bonne qualité du signal de sortie d'APA automatique par rapport au signal de sortie du mélange.

Nous représentons dans la figure (4.19) l'erreur quadratique moyenne des algorithmes NLMS, APA, et APA proposé. D'après cette figure, Nous remarquons que notre algorithme proposé maintient une meilleure EQM faible qui a pu atteindre à plusieurs reprises une valeur de -80 dB.

Et enfin, Dans la figure (4.20), Nous représentons le système mismatch des algorithmes NLMS, APA, et APA proposé, sur la même figure, nous allons superposer le signal de segmentation. Nous remarquons bien que notre système maintient un niveau très faible de système mismatch, et ce qui montre qu'il converge bien et reste stable autour d'une valeur de -30 dB. Alors que les autres algorithmes restent instables par rapport à l'évolution.

En faisant un zoom sur cette figure, Nous remarquons plus clairement que la convergence de notre algorithme proposé se fait automatiquement dans les zones où il y a du silence (absence du signal parole).

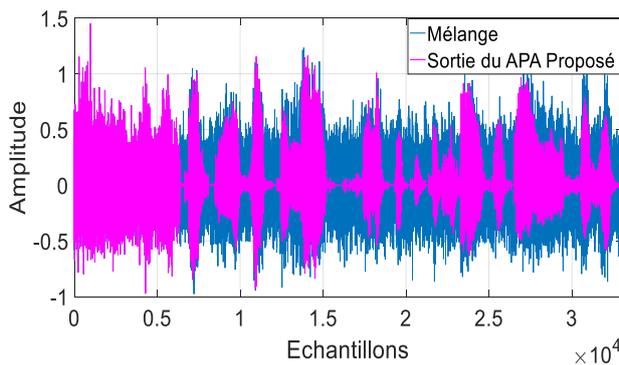


Figure 4. 18 Evaluation temporelle des signaux pour un SNR=-3 dB et L=128

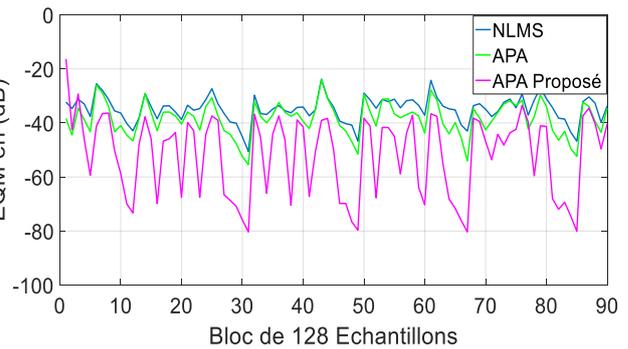


Figure 4. 19 EQM pour un SNR=-3 dB et L=128

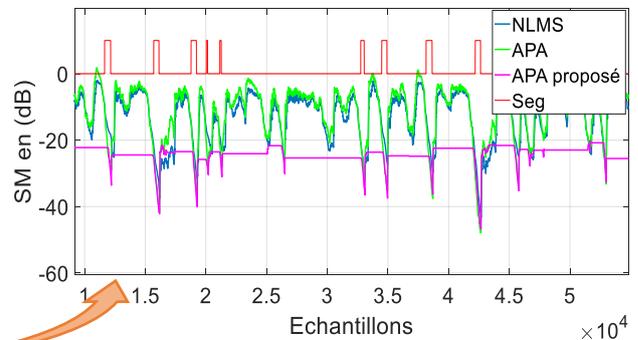
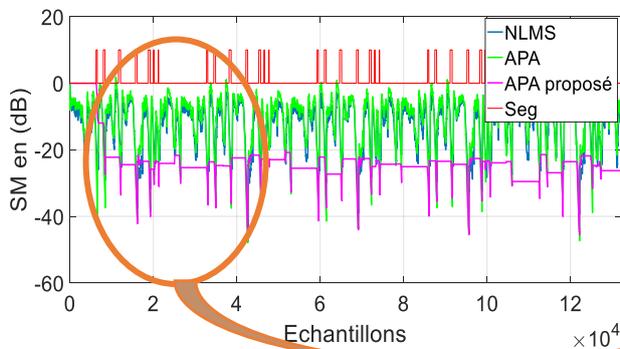


Figure 4. 14 Système mismatch pour un SNR=-3 dB et L=128

- **L=128, SNR = 0 dB**

La figure (4.21) représente une évolution temporelle où nous faisons une comparaison entre la sortie du mélange et la sortie de l'algorithme proposé.

Dans cette figure on remarque bien la bonne qualité du signal de sortie d'APA automatique par rapport au signal de sortie du mélange.

La figure (4.22) représente l'erreur quadratique moyenne des algorithmes NLMS, APA, et APA proposé.

D'après cette figure, Nous remarquons que notre algorithme proposé maintient une meilleure EQM faible qui a pu atteindre à plusieurs reprises une valeur de -70 dB.

Dans la figure (4.23), Nous représentons le système mismatch des algorithmes NLMS, APA, et APA proposé, sur la même figure, nous allons superposer le signal de segmentation.

Nous remarquons bien que notre système maintient un niveau très faible de système mismatch, et ce qui montre qu'il converge bien et reste stable autour d'une valeur de -30 dB. Alors que les autres algorithmes restent instables par rapport à l'évolution.

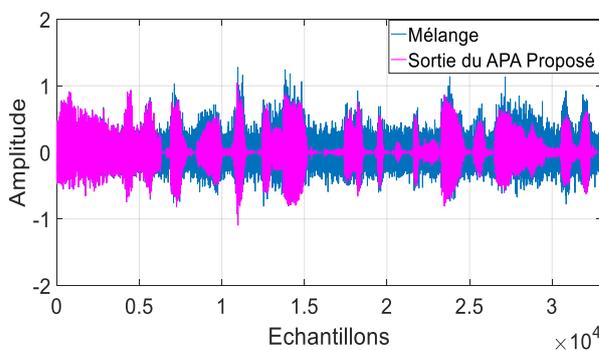


Figure 4. 21 Evaluation temporelle des signaux pour un SNR=0 dB et L=128

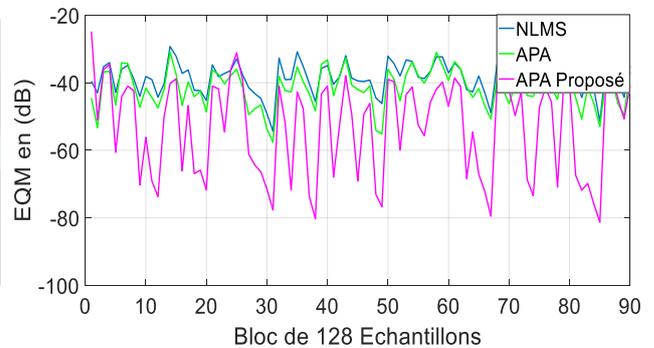


Figure 4. 22 EQM pour un SNR=0 dB et L=128

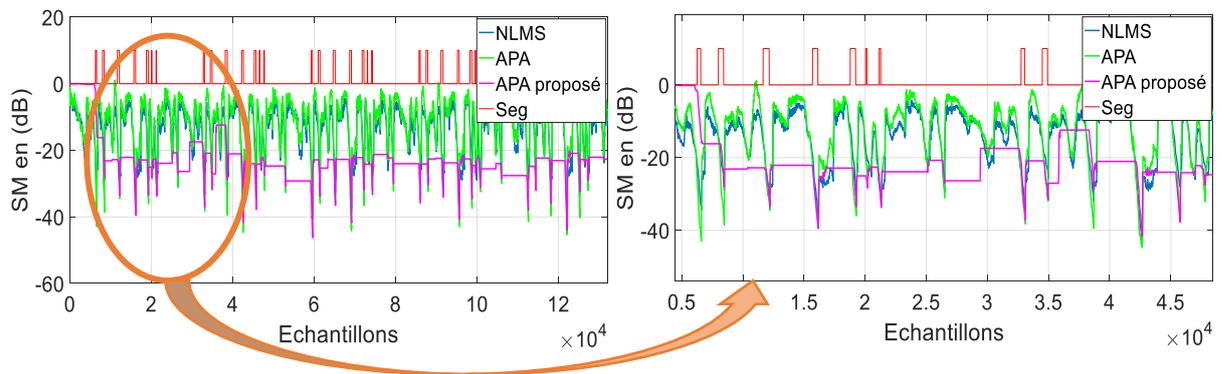


Figure 4. 15 Système mismatch pour un SNR=0 dB et L=128

- **L=128, SNR = 3 dB**

Nous représentons dans la figure (4.24) une comparaison entre la sortie du mélange et la sortie de l'algorithme proposé. Où nous remarquons bien la bonne qualité du signal de sortie d'APA automatique par rapport au signal de sortie du mélange.

Nous représentons dans la figure (4.25) l'erreur quadratique moyenne des algorithmes NLMS, APA, et APA proposé. D'après cette figure, Nous remarquons que notre algorithme proposé maintient une meilleure EQM faible qui a pu atteindre à plusieurs reprises une valeur de -80 dB.

Et enfin, Dans la figure (4.26), Nous représentons le système mismatch des algorithmes NLMS, APA, et APA proposé, sur la même figure, nous allons superposer le signal de segmentation.

Nous remarquons bien que notre système maintient un niveau très faible de système mismatch, et ce qui montre qu'il converge bien et reste stable autour d'une valeur de -30 dB. Alors que les autres algorithmes restent instables par rapport à l'évolution.

En faisant un zoom sur cette figure, Nous remarquons plus clairement que la convergence de notre algorithme proposé se fait automatiquement dans les zones où il y a du silence (absence du signal parole).

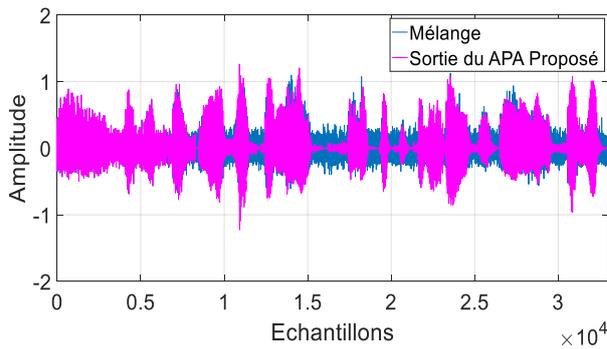


Figure 4. 24 Évaluation temporelle des signaux pour un SNR=3 dB et L=128

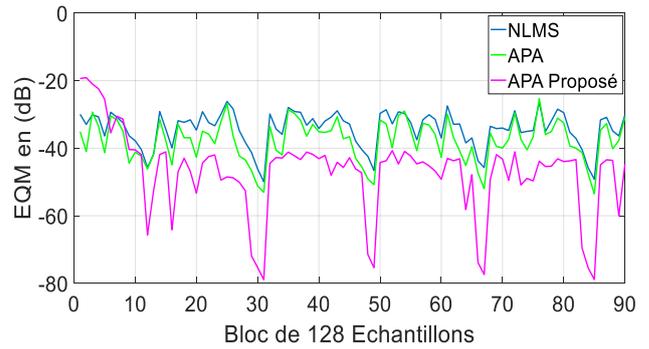


Figure 4. 25 EQM pour un SNR= 3 dB et L=128

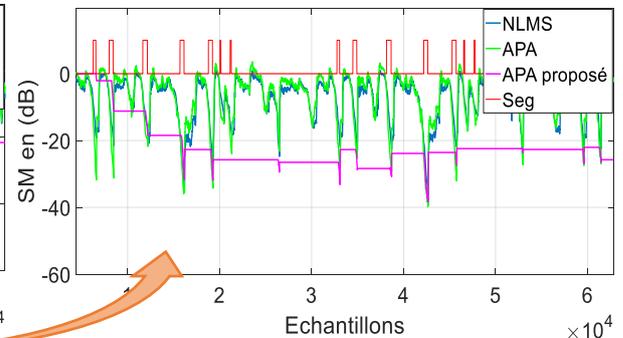
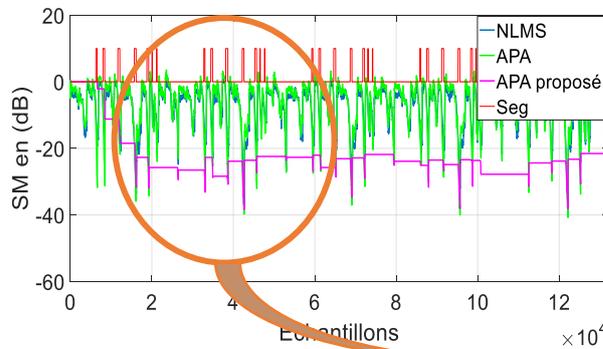


Figure 4. 16 Système mismatch pour un SNR=3 dB et L=128

Les figures (4.9), (4.12), (4.15), (4.18), (4.21) et (4.24) montrent le bon comportement de l’algorithme APA automatique par rapport au signal de sortie de mélange.

D’après les figures (4.10), (4.13), (4.16), (4.19), (4.22), (4.25), Nous remarquons une dégradation importante dans certains pics.

Pour comparer les performances des algorithmes NLMS, APA et APA automatique, nous avons obtenu les résultats des figures (4.11), (4.14), (4.17), (4.20), (4.23), et (4.26).

Nous remarquons que l’erreur quadratique moyenne (EQM) est presque la même pour les différentes tailles mais la vitesse de convergence est différente. Nous remarquons aussi que pour les tailles de filtres faibles ; le comportement de l’algorithme APA automatique est beaucoup meilleur que celui de filtres de grande taille, Ceci montre bien que la vitesse de convergence de l’algorithme APA est inversement proportionnelle à la taille du filtre adaptatifs.

Nous aussi d'après les figures qui représente les variations du system mismatch le bon comportement de l'algorithme APA automatique qui converge plus rapidement que l'APA et le NLMS.

4.6 Conclusion

Dans e chapitre, Nous avons présenté les résultats de simulations de l'application des algorithmes de filtrage adaptatif NLMS, APA, et APA automatique. Pour ce faire, Nous avons utilisé à l'entrée du système un signal de parole de 8kHz et un bruit blanc. Les résultats de simulations ont montré le bon comportement de l'algorithme APA automatique par rapport à celui de APA et de NLMS. Cette supériorité en performances se présente en termes de vitesse de convergence, qui permet à l'algorithme APA automatique d'avoir une convergence vers la solution optimale du filtrage adaptatif plus rapidement que celle du APA et du NLMS.

Conclusion générale

C'est dans l'esprit d'améliorer la communication dans les systèmes de communication mains libres et le rehaussement du signal de parole que nous avons réalisé ce modeste travail. L'objectif de ce projet est la réduction du bruit acoustique grâce à des algorithmes du filtrage adaptatif. Plus précisément, nous avons proposé une nouvelle version bi-capteurs de l'algorithme de projection affine adapté à la structure de séparation de sources de type direct « Forward ».

Au cours de ce mémoire, nous avons donné la formulation mathématique de l'algorithme de projection affine automatique que nous proposons dans le cadre de ce projet de fin d'études pour la réduction de bruit acoustique.

Nous avons, également, présenté une étude comparative entre les algorithmes NLMS, APA et APA-automatique en termes de plusieurs critères objectifs de performances. Parmi ces critères, nous avons utilisé l'erreur quadratique moyenne (MSE) et l'erreur de désalignement (Mismatch). Tous les résultats obtenus ont prouvé l'efficacité de notre algorithme proposé dans le domaine de la réduction de bruit acoustique et le rehaussement du signal parole, ce qui lui permet d'être une bonne alternative pour les applications de téléphonie mains-libres et cela grâce à son automatisation.

Bibliographie

- [1] : R. BOITE, H. BOURLARD, T. DUTOIT, J. HANCQ, H. LEICH, Traitement de la Parole, 2nd Edition, Presses Polytechniques Universitaires Romandes, Lausanne, 2000.
- [2] Huang, X., Acero, A., & Hon, H.-W. (2001). Spoken language processing: a guide to theory, algorithm, and system development. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall PTR.
- [3] Campbell, J. P.J. (1997). Speaker recognition: A tutorial. Proceedings of the IEEE, 85(9), 1437-1462.
- [4] M.DJENDI, NEW EFFICIENT ADAPTATIVE FAST TRANSVERSAL FILTERING FTF-TYPE ALGORITHMS FOR MONO AND STEREOPHONIC ACOUSTIC ECHO CANCELLATION, INTERNATIONAL JOURNAL ON ADAPTIVE CONTROL AND SIGNAL PROCESSING, 2014.
- [5] k. Ould Ammar, M.Benzeghimi. Annulation Acoustique d'Echo Acoustique par les Algorithmes Rapides, Mémoire de Master, Université Blida 1. 2011-2012.
- [6] A.Sayoud, H.Rahima : „Réduction du bruit acoustique par un algorithme RLS bi-capteur“, Mémoire de Master, Université SAAD DAHLEB, Blida, 2016.
- [7] F. KHEMIES et A. MORSLI : “Réduction du bruit acoustique par un algorithme fréquentiel de décorrélation“, Master en électronique spécialité Réseaux et Télécommunications, Université Blida 1, 2015
- [8] Pierre Ley, « Les microphones », dans Denis Mercier (direction), *Le Livre des Techniques du Son, tome 2 - La technologie*, Paris, Eyrolles, 1988, 1^{re} éd.
- [9] fevrier6,2019 by Lois gallet in acoustique et prise de son. Machines et plug-ins radio
- [10] Gilloire A, Julien J.P << L'acoustique des salles dans les télécommunications >> L'écho des recherches, N° 127, 1987.
- [11] A. Zoulikha <<Débruitage perceptuel de la parole >>, Thèse de Doctorat, Ecole Nationale supérieure des Télécommunications de Bretagne, 2009.
- [12] O.Bouhekouk, M.Bouzidi, « Annulation du bruit par les algorithmes proportionnels implémentés sur la structure Forward de séparation de sources », Mémoire de Master, Université Saad Dahleb BLIDA, 2018.
- [13]R.Bendoumia, A.Deba, « Rehaussement du signal parole par l'algorithme de décorrélation symétrique », Mémoire de master, USDB, 2011.
- [14] M.Omari, S. Abdet <<Nouvelle version proportionnelle de l'algorithme Backward bi-capteur pour la réduction du bruit acoustique>>,mémoire de master, USDB 2019.

Bibliographie

- [15] R. Bendoumia, Annulation de bruit par les méthodes de séparation de sources aveugles, thèse de doctorat, USDB, 2014.
- [16] : K. MEGHRICHE, "FILTRAGE ADAPTATIF UTILISANT LES STATISTIQUES D'ORDRE SUPERIEUR," THESE DE DOCTORAT EN ELECTRONIQUE, ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE, ALGER, 2006.
- [17] : G.DIMITRIS. MANOLAKIS, VINAY K. INGLE, STEPHEN M. KORGON, STATISTICAL AND ADAPTIVE SIGNAL PROCESSING, ARTECH HOUSE 2005.
- [18] : VIJAY K. MADISSETTI, DOULGS B, WILLIAMS, DIGITAL SIGNAL PROCESSING, CRC PRESS1999.
- [19] : R.Bendoumia, « Annulation du bruit par les méthodes de séparation de sources aveugles. Application aux systèmes de télécommunications numériques », thèse de doctorat, Université Blida 1, 2014.
- [20] : Widrow, B., Hoff, M.E., "Adaptive switching circuits", WESCOM Conv. Rec., V.4, (1960), 96-140
- [21] : J.-F. Bercher & P. Jardin « Introduction au filtrage adaptatif », ESIEE Paris, I4-TTS
- [22] : S.Haykin, Adaptive Filter Theory, 4th edition, Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall, 2002.
- [23] : Ozeki K. Theory of Affine Projection Algorithms for Adaptive Filtering . Springer Japan; 2016.(Mathematics for Industry).
- [24] : Pr. DJENDI Mohamed " Annulation du bruit acoustique par un nouvel algorithme APA backward bi-capteurs" mémoire pour l'obtention d'un master en électronique des systèmes embarqués présenté par BOUMEGOUA Rahil er IZRI Mouloud.
- [25]: P. Howells, Intermediate frequency side-lobe canceller, US patent 3202 990, (Aug. 1965).
- [26] L.P. Belley " séparation de source aveugle utilisant la transformée en ondelettes continues » mémoire pour l'obtention de maitrise en génie électrique université du Québec
- [27] Pr. DJENDI Mohamed " Proposition d'un nouvel algorithme de pseudo projection affine double (DPAPA° pour le rehaussement de la parole" mémoire pour l'obtention d'un master en réseaux et télécommunications présenté par A.DJELLIOUT et I.DARAZIRAR (juillet 2011).
- [28] F.Abrard "Méthodes de séparation aveugle de sources et application "thèse de doctorat, Université Paul Sabatier (spécialité Traitement du Signal) ,Mars 2003.

Bibliographie

[29] Meriem ZOULIKHA, "Méthodes améliorées pour la réduction du bruit acoustique et le rehaussement du signal de parole ", mémoire de magister, USDB, Avril 2014.

[30] : Pr. DJENDI Mohamed " Réduction du bruit par un nouvel algorithme bi-capteur" mémoire pour l'obtention d'un master en réseaux et télécommunications présenté par MEDDAHI Soumia (2013-2014).

