

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية  
République Algérienne démocratique et populaire

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

جامعة سعد دحلب البليدة  
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا  
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك  
Département d'Électronique



## Mémoire de Master

En Télécommunication  
Spécialité : Réseaux & Télécommunications

Présenté par

ACHOUR Nadjat

&

HIDRA Hadjer

# Réduction du bruit acoustique dans les voitures par une approche similaire aux projections affines

Proposé par : Pr. DJENDI Mohamed

Année Universitaire 2023-2024

## Remerciements

---

*En tout premier lieu, nous tenons à remercier **ALLAH** le tout-puissant de nous avoir donné la volonté, la santé et la patience afin de surmonter tous les moments difficiles qu'on a traversés pour réaliser et achever ce modeste travail.*

*Nous tenons à adresser nos remerciements sincères à notre encadrant, Pr. **DJENDI Mohamed**, pour son engagement et son dévouement tout au long de l'encadrement de notre mémoire. La rédaction de ce mémoire a été un véritable défi, mais grâce à ses encouragements constants et à son expertise dans le domaine, on a pu surmonter les obstacles et aboutir à un travail dont on est fier. Ses remarques pertinentes et ses suggestions constructives nous ont permis de peaufiner nos idées et de présenter nos arguments de manière plus claire et convaincante.*

*Nous tenons à remercier chaleureusement les membres du jury pour l'honneur qu'ils nous ont fait en acceptant d'évaluer ce modeste travail.*

*Nous tenons également à remercier les enseignants du département électronique qui ont contribué à notre formation de master en réseaux et télécommunications.*

*Nous remercions tous nos amis et camarades de promotion pour les années passées ensemble, dans les meilleurs moments comme dans les pires. Et pour finir, nous remercions nos familles et particulièrement nos parents, qui étaient toujours à nos côtés et nous avaient aidé et soutenu. Nous leur exprimons notre gratitude, nos vœux de bonne santé et de longévité Incha'Allah.*

## Dédicaces

---

*Tout d'abord, je tiens à remercier ALLAH le Tout-Puissant de m'avoir donné la force et la bonne santé nécessaires pour parvenir à ce succès.*

*Du fond du cœur, je dédie ce modeste travail à tous ceux qui me sont chers.*

*À mes chers parents pour leur soutien inconditionnel et les efforts considérables qu'ils ont déployés tout au long de mon parcours scolaire. Je leur souhaite une bonne santé et une longue vie.*

*À mes chères tantes NAIMA, ZAHIA et ZOHRA, pour m'avoir élevé, veillé sur moi et m'avoir accompagné tout au long de mon parcours scolaire. Leur présence, leurs sacrifices et leur souci constant pour moi sont inestimables.*

*À mes chers frères IMAD, IBRAHIM et ABD EL FATEH.*

*Je souhaite exprimer ma profonde reconnaissance envers la famille ACHOUR, en particulier ma cousine FATIMAZOHRA, qui a été comme une sœur pour moi, ainsi que son mari et leurs enfants.*

*Je tiens à remercier sincèrement la famille RABAH, en particulier mon grand-père, ma tante et leurs enfants, pour leur soutien infaillible.*

*À mes chères amies AMINA et YOUSRA pour leur amitié précieuse.*

*À mon binôme HADJER, ainsi qu'à toute sa famille.*

*À tous mes chers amis.*

*À toutes ces personnes, je suis profondément reconnaissant pour leur présence et leur soutien inconditionnel. Leur soutien a été une source de motivation et de réconfort tout au long de mon parcours, et je leur en suis infiniment reconnaissant.*

*Nadjet*

*Je dédie ce modeste travail à tous ceux qui me sont chers.*

*Mon exemple éternel, ma source de joie et de bonheur, celui qui s'est toujours sacrifié pour me voir réussir à toi, mon père Mohamed Rédha.*

*La lumière de mes jours, la source de mes efforts, la flamme de mon cœur, ma vie et mon bonheur, maman Zahia que j'adore.*

*Je leur souhaite une bonne santé et une longue vie.*

*À mes chères sœurs Khadidja et Sarah, aussi chers frères Hamza et Yacine, qui ont partagé avec moi tous les moments d'émotion lors de la réalisation de ce travail, je vous aime très fort.*

*À mes beaux-frères Ahmed et Walid, et à mes adorables neveux Younes et Amir, à qui je souhaite un meilleur avenir.*

*Tous les membres de ma famille Hidra et Driouech et mes proches, petits et grands.*

*À mon fiancé Abdenour et mes beaux-parents qui n'ont pas cessé de me conseiller et de m'encourager.*

*Tous mes enseignants tout au long de mes études.*

*À ma chère amie, mon binôme Nadjat qui m'a accompagné tout au long de cette année pour la réalisation de ce travail.*

*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. Aucune dédicace ne saurait exprimer l'amour, l'estime, le dévouement et le respect que j'ai toujours eu pour vous tous.*

*Merci à vous, qu'ALLAH vous bénisse.*

*Hadjer*

---

## ملخص:

تحتوي بيئتنا على العديد من مصادر الضوضاء مثل ضوضاء الغرفة والطائرات والسيارات (ضوضاء المحرك). من أجل تقليل هذه الظاهرة غير المرغوب فيها، نقترح على مشروعنا النهائي خوارزمية جديدة تعتمد على مزيج المستشعر الثنائي في السيارة لتحسين تحسين الكلام وإلغاء ضوضاء المحرك. ميزة هذه الخوارزمية مقارنة بخوارزمية إسقاط الدقيق الكلاسيكية هي التعقيد الحسابي وسرعة التقارب. تؤكد نتائج المحاكاة أداء خوارزمية الجديدة. كلمات المفاتيح: الحد من الضوضاء؛ مزج أجهزة الاستشعار المزدوجة؛ الإسقاط الدقيق؛ مصفوفة؛ سرعة التقارب.

---

## Résumé :

Notre environnement contient plusieurs sources de bruits telles que les bruits des salles, les avions et les voitures (bruit de moteur). Afin de réduire ce phénomène indésirable, nous proposons à notre projet de fin d'étude un nouvel algorithme APLDS basé au mélange bi-capteurs dans une automobile pour améliorer le rehaussement de la parole et l'annulation du bruit de moteur. L'avantage de cet algorithme par rapport à l'algorithme classique de projection affine APA, c'est la complexité de calcul et la vitesse de convergence. Les résultats de simulation confirment la performance de nouvel l'algorithme « Affine Projection Like Dual Sensor ».

**Mots clés :** Réduction de bruit ; Mélange bi-capteurs ; Projection affine ; Matrice ; Vitesse de convergence.

---

## Abstract :

Our environment contains several sources of noise such as room noise, aircraft and cars (engine noise). In order to reduce this undesirable phenomenon, we propose to our final project a new APLDS algorithm based on the bi-sensor mixture in an automobile to improve speech enhancement and engine noise cancellation. The advantage of this algorithm compared to the classical APA affine projection algorithm is the computational complexity and convergence speed. The simulation results confirm the performance of the « Affine Projection Like Dual Sensor » algorithm.

**Keywords :** Noise reduction ; Dual-sensor mixing ; Fine projection ; Matrix ; Convergence speed.

---

## Liste Des Acronymes et Abréviations

---

### Listes des acronymes et abréviations

APA	Affine Projection Algorithm.
APLDS	Affine Projection Like Dual-Sensor.
DAV	Voice Activity Detection.
dB	Decibel.
MSE	Mean Squared Error.
SNR	Signal-to-Noise Ratio.
LMS	Least Mean Squares.
NLMS	Normalized Least Mean Squares.
SM	System Mismatch.
RI	Impulse Response.
USASI	United States of American Standard Institute.
$\mu$	Adaptation Step.

## Table Des Matières

<b>Introduction Générale</b> .....	1
<b>Chapitre I : Généralités sur la parole et la réduction du bruit acoustique</b>	
I.1 Introduction.....	5
I.2 Généralités sur la parole .....	5
I.2.1 Définition.....	5
I.2.2 Classification des sons du langage .....	5
I.2.3 Propriétés du signal de parole .....	6
I.3 Notions sur le bruit acoustique .....	7
I.3.1 Définition du bruit.....	7
I.3.2 Mécanisme de génération de bruit.....	8
I.3.3 Source de bruit acoustique dans une automobile .....	8
I.3.4 Types de bruit .....	9
I.4 Rapport signal sur bruit (RSB) .....	10
I.5 Mélange des signaux.....	10
I.5.1 Mélanges linéaires instantanés.....	11
I.5.2 Mélanges linéaires convolutifs.....	11
I.6 Techniques de réduction du bruit acoustique.....	12
I.6.1 Technique mono-capteur .....	12
I.6.2 Technique bi-capteurs.....	13
I.6.3 Techniques multi-capteurs.....	14
I.7 Conclusion .....	15
<b>Chapitre II : Filtrage Adaptatif</b>	
II.1 Introduction .....	17
II.2 Filtrage de Wiener .....	17
II.2.1 Principe d'orthogonalité.....	18
II.2.3 Calcule de l'erreur quadratique moyenne minimal (EQMM).....	19
II.3 Filtrage adaptatif.....	20
II.3.1 Principes de base et fonctionnement du filtre adaptatif .....	21
II.3.2 Applications des filtres adaptatifs .....	22
II.4 Algorithmes adaptatifs .....	23
II.4.1 Critères de comparaison et choix des algorithmes adaptatifs.....	23
II.4.2 Algorithmes adaptatifs.....	24

## Table Des Matières

---

II.4.2.1 Algorithme du gradient stochastique (Least Mean Squares – LMS) .....	24
II.4.2.2 Algorithme de gradient stochastique normalise (NLMS) .....	26
II.4.3 Avantages et inconvénients des algorithmes LMS et NLMS .....	28
II.5 Conclusion .....	29
 <b>Chapitre III : Algorithme similaire de la projection affine pour l’annulation du bruit acoustique dans les voitures</b>	
III.1 Introduction .....	31
III.2 Algorithme de projection affine .....	31
III.3 Proposition d’un algorithme similaire de projection affine .....	33
III.3.1 Principe de l’algorithme APLDS .....	33
III.3.2 Développement de l’algorithme APLDS .....	34
III.4 Conclusion .....	41
 <b>Chapitre IV : Résultats de simulations</b>	
IV.1 Introduction .....	43
IV.2 Présentation des signaux utilisés .....	43
IV.2.1 Signal de parole .....	43
IV.2.2 Différents types de bruit .....	44
IV.2.3 Réponses impulsionnelles .....	45
IV.2.4 Signaux de mélange convolutif .....	46
IV.2.5 Détection d’activité vocale .....	46
IV.2.6 Critères objectifs de qualité .....	47
IV.3 Résultats de simulation .....	47
IV.3.1 Comparaison entre différents types de bruit utilisés .....	47
IV.3.2 Comparaison entre différentes tailles de filtre .....	51
IV.3.3 Comparaison entre différents ordres de projection .....	52
IV.4 Conclusion .....	54
<b>Conclusion Générale</b> .....	<b>55</b>
<b>Bibliographie</b> .....	<b>55</b>

### Liste Des Figures

#### Chapitre I : Généralités sur la parole et la réduction du bruit acoustique

<b>Figure I. 1.</b> Vue schématique des articulateurs de l'appareil phonatoire. ....	5
<b>Figure I. 2.</b> Représentation temporelle des segments de sons voisés et non voisés. ....	6
<b>Figure I. 3.</b> Mécanisme du bruit. ....	8
<b>Figure I. 4.</b> Bruits acoustiques d'une voiture. ....	9
<b>Figure I. 5.</b> Modèle du mélange linéaire instantané. ....	11
<b>Figure I. 6.</b> Mélange linéaire convolutif. ....	12
<b>Figure I. 7.</b> Principe de mono-capteur. ....	12
<b>Figure I. 8.</b> Structure de mélange bi-capteur complète. ....	13
<b>Figure I. 9.</b> Structure de mélange bi-capteur simplifié. ....	14
<b>Figure I. 10.</b> Structure de mélange multi-capteurs. ....	15

#### Chapitre II : Filtrage Adaptatif

<b>Figure II. 1.</b> Représentation du filtrage de Wiener. ....	17
<b>Figure II. 2.</b> Principe d'un filtre adaptatif. ....	22
<b>Figure II. 3.</b> Schéma bloc de l'algorithme LMS. ....	24

#### Chapitre III : Algorithme similaire de la projection affine pour l'annulation du bruit acoustique dans les voitures

<b>Figure III. 1.</b> Schéma bloc de l'algorithme APA. ....	31
<b>Figure III. 2.</b> Schéma bloc détaillé. ....	<b>Erreur ! Signet non défini.</b>
<b>Figure III. 3.</b> Schéma bloc représentant le système du nouvel algorithme APLDS. ....	34
<b>Figure III. 4.</b> Schéma détaillé du système APLDS proposé. ....	35
<b>Figure III. 5.</b> Organigramme de l'algorithme APLDS. ....	41

#### Chapitre IV : Résultats de simulations

<b>Figure IV. 1.</b> Signal du locuteur et son spectrogramme. ....	43
<b>Figure IV. 2.</b> Signal du bruit blanc avec son spectrogramme. ....	44
<b>Figure IV. 3.</b> Signal du bruit USASI et son spectrogramme. ....	44
<b>Figure IV. 4.</b> Bruit de moteur et son spectrogramme. ....	45

## Liste Des Figures

---

<b>Figure IV. 5.</b> Réponses impulsionnelles (RI) $h_{12}$ et $h_{21}$ .....	45
<b>Figure IV. 6.</b> Signaux de mélange.....	46
<b>Figure IV. 7.</b> Signal de la parole avec sa DAV.....	46
<b>Figure IV. 8.</b> Evolution temporelle dans le cas du bruit blanc, bruit USASI et bruit moteur. 48	
<b>Figure IV. 9.</b> RI dans les cas bruit blanc, bruit USASI et bruit moteur. ....	49
<b>Figure IV. 10.</b> Critère du MSE dans les cas bruit blanc, bruit USASI et bruit moteur.....	49
<b>Figure IV. 11.</b> Critère SM dans les cas bruit blanc, bruit USASI et bruit moteur. ....	50
<b>Figure IV. 12.</b> Critère MSE dans les cas $L=32$ , $L=128$ , $L=256$ .....	51
<b>Figure IV. 13.</b> Critère SM dans les cas $L=32$ , $L=128$ , $L=256$ . ....	52
<b>Figure IV. 14.</b> Critère MSE dans les cas $M=8$ , $M=4$ , $M=2$ . ....	53
<b>Figure IV. 15.</b> Critère SM dans les cas $M=8$ , $M=4$ , $M=2$ . ....	54

### Liste des tableaux

#### Chapitre II : Filtrage Adaptatif

<b>Tableau II. 1.</b> Résumé des équations du filtre de Wiener.....	20
<b>Tableau II. 2.</b> Critères de comparaison des algorithmes adaptatifs.....	23
<b>Tableau II. 3.</b> Résumé des équations du filtre adaptatif LMS.....	26
<b>Tableau II. 4.</b> Résumé des équations du filtre adaptatif NLMS.....	28
<b>Tableau II. 5.</b> Avantages et inconvénients des algorithmes LMS, NLMS.....	28

#### Chapitre III : Algorithme similaire de la projection affine pour l'annulation du bruit acoustique dans les voitures

<b>Tableau III. 1.</b> Résumé des équations du filtre adaptatif APA.....	33
--	----

# **Introduction Générale**

# Introduction Générale

---

Au cours des dernières années, les services et les applications des systèmes de télécommunications numériques ont connu un développement rapide. Dans ce contexte, la réduction du bruit acoustique apparaît comme un élément clé pour à la fois améliorer la qualité de la transmission des signaux audio et renforcer la performance des systèmes de télécommunication. Dans ces systèmes, la qualité de l'information à transmettre est étroitement liée au développement des techniques et des algorithmes de traitement numérique du signal.

En revanche, avec des outils de communication mobile, il est désormais devenu possible et courant de téléphoner depuis pratiquement n'importe quel endroit, que ce soit dans la rue, dans une gare ou même à l'intérieur d'une voiture.

Cependant, dans des environnements bruyants tels que l'intérieur des voitures, au cours d'un appel téléphonique, le signal de parole peut être altéré par le bruit ambiant qui perturbe la clarté du signal vocal, rendant la communication difficile. Le bruit acoustique présent dans les véhicules est généré de différentes sources comme le moteur, la circulation routière ou d'autres.

Dans ce contexte, ce projet de fin d'étude se focalise sur la réduction du bruit acoustique dans les voitures en proposant un algorithme similaire aux projections affines dans le mélange bi-capteurs « Affine Projection Like Dual Sensor » (APLDS).

Nous nous sommes découverts ce mémoire en quatre chapitres.

## ➤ **Premier chapitre : généralités sur la parole et le bruit acoustique**

Le premier chapitre aborde les aspects généraux de la parole, du bruit acoustique et de la manière dont ce dernier perturbe le signal de parole. Nous examinerons les caractéristiques de la parole, les types du bruit. Nous identifierons ainsi les principales sources de bruit dans une automobile. Forte de cette compréhension des phénomènes de dégradation du signal vocal, nous présenterons les principales techniques de la réduction du bruit pour améliorer la qualité de la communication à bord des véhicules.

## ➤ **Deuxième chapitre : Filtrage adaptatif**

Pour le deuxième chapitre, nous nous concentrons sur le filtrage adaptatif. Plus particulièrement, nous expliquerons le filtrage de Wiener qui repose sur le principe d'orthogonalité et vise à atteindre l'erreur quadratique moyenne minimale (EQMM) entre le

## **Introduction Générale**

---

signal estimé et le signal original. Ensuite, nous allons présenter les algorithmes les plus connus comme LMS et NLMS.

### ➤ **Troisième chapitre : Algorithme similaire de la projection affine pour l'annulation du bruit**

Dans le troisième chapitre, nous allons expliquer l'algorithme classique APA. Puis, nous présenterons l'algorithme APLDS proposé, dans le cadre de ce projet fin d'études dont le but d'augmenter la vitesse de convergence, réduire la complexité de calcul et d'améliorer la qualité du signal estimé.

### ➤ **Quatrième chapitre : Résultats de simulation**

Dans le quatrième chapitre, nous exécuterons les résultats de simulation sous MATLAB de différents algorithmes pour en comparer leurs performances avec trois types de bruits. Aussi, nous modifions les paramètres comme l'ordre de projection et la taille du filtre pour affecter nos résultats.

**Chapitre I :**  
**Généralités sur la parole et la**  
**réduction du bruit acoustique**

## I.1 Introduction

La parole est une forme de communication essentielle dans de nombreux domaines, tels que la communication interpersonnelle, la reconnaissance vocale et la synthèse vocale. Cependant, le bruit peut avoir un impact négatif sur la qualité et l'intelligibilité du signal de la parole. Dans ce chapitre, nous présentons quelques notions sur la parole, la classification des sons ainsi que les propriétés de la parole. Aussi, nous allons présenter des définitions de base du bruit acoustique, leur source, en particulier le bruit des voitures, et des techniques de mélange entre signaux de parole et du bruit.

## I.2 Généralités sur la parole

### I.2.1 Définition

La parole est un outil de communication entre les humains, qui utilise des sons produits par l'appareil phonatoire pour transmettre des informations. Lorsqu'on parle, le message à transmettre est codé dans les variations de la pression de l'air expulsée par les poumons et modulée par les organes de la parole (larynx, langue, lèvres...). La production de la parole requiert un organe articulateur, illustré dans la figure ci-dessous :

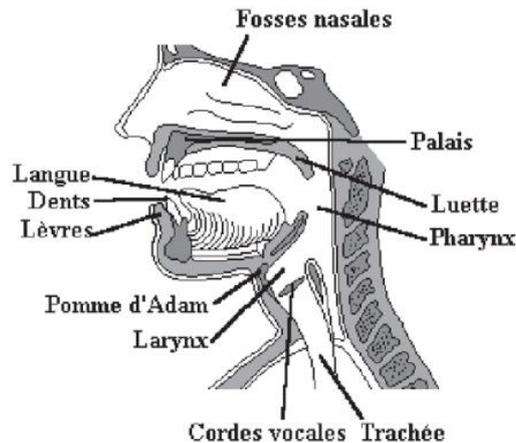


Figure I. 1. Vue schématique des articulateurs de l'appareil phonatoire. [1]

### I.2.2 Classification des sons du langage

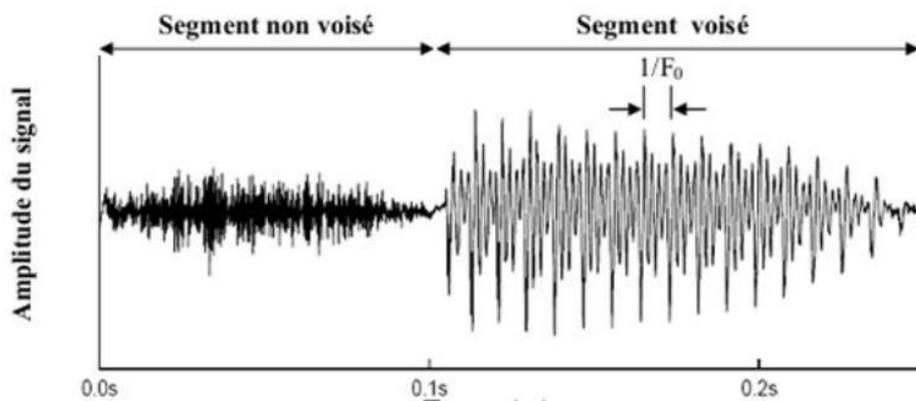
La nature du son produit est influencée par la présence ou l'absence d'obstacles sur le trajet de la colonne d'air. La classification de ces obstacles par la phonétique articulaire permet d'identifier les différentes classes de sons : les sons voisés, les sons non voisés et les silences.

### I.2.2.1 Sons voisés

Les sons voisés ou sonores, ici, on trouve les cordes vocales, sont partiellement fermés, dont il y a des vibrations entre les cordes vocales où il va y avoir une génération d'une pression d'air et cette dernière sera sous la forme d'un train d'impulsion, tels que les voyelles. Ils sont caractérisés par une quasi-périodicité riche en harmonique autour d'une fréquence fondamentale appelée « pitch », ainsi qu'une énergie sonore élevée.

### I.2.2.2 Sons non voisés

On dit les sons non voisés ou sourds s'il n'y a pas de vibrations dans les cordes vocales (ouvert), tels que les consonnes qu'ils sont aperiodiques, et ces sons peuvent être considérés comme ayant les mêmes caractéristiques que le bruit blanc, donc il faut le traiter comme un signal aléatoire.



**Figure I. 2.** Représentation temporelle des segments de sons voisés et non voisés.[2]

### I.2.2.4 Silences

Les périodes de silence correspondent à des moments où le signal utile est inexistant. En réalité, ces moments sont remplis de divers types de bruits, mais leur énergie est si faible comparée à celle du signal utile qu'elle peut être négligée.

## I.2.3 Propriétés du signal de parole

Le signal de parole porte l'empreinte de ces différentes propriétés acoustiques :

### I.2.3.1 Fréquence fondamentale

C'est la fréquence de vibration des cordes vocales, qui détermine la hauteur perçue du son. Cette fréquence est liée à la perception du pitch et est assez variable pour :

- La voix féminine [150 Hz – 450 Hz].
- La voix masculine [80 Hz \_ 200 Hz].
- La voix enfantine [200 Hz – 600 Hz] [3].

### I.2.3.2 Energie

L'énergie est liée à la perception de l'intensité sonore, c'est-à-dire la pression acoustique par rapport à la pression atmosphérique en amont du larynx. L'amplitude du signal audio varie dans le temps en fonction du son produit voisés ou non voisés.

### I.2.3.3 Spectre

Le spectre, c'est la répartition de l'énergie du signal dans les différentes fréquences. Le spectre fréquentiel lié au timbre de la voix, qu'il a rapport entre la fréquence fondamentale et l'harmonique.

## I.3 Notions sur le bruit acoustique

### I.3.1 Définition du bruit

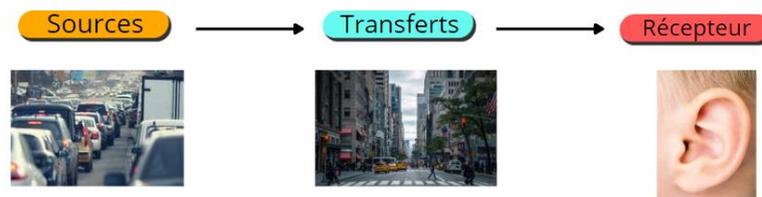
Selon la norme AFNOR 30001, « le bruit est un phénomène acoustique produisant une sensation auditive considérée comme désagréable ou gênante ».

En traitement de signal, le bruit est un signal aléatoire indésirable perturbant le signal contenant de l'information utile. Il possède certaines caractéristiques [4] :

- Structure : continu, impulsif, périodique.
- Type d'interaction : additif, multiplicatif, convolutif.
- Comportement temporel : stationnaire, non-stationnaire.
- Bande de fréquence : étroite, large.
- Dépendance : corrélé, décorrélé.
- Propriétés statistiques : dépendants, indépendants.
- Propriétés spatiales : cohérents, incohérents.

### I.3.2 Mécanisme de génération de bruit

Une excitation est produite par la source de bruit, il y a ensuite une phase de transmission durant laquelle le bruit ou les vibrations engendrées par la source se propagent respectivement dans l'air (propagation aérienne) ou dans les solides (propagation solidienne). L'excitation de départ peut alors être amplifiée ou atténuée. La dernière phase du processus est l'émission du bruit vers le récepteur [5].



**Figure I. 3.** Mécanisme du bruit.

Entre la source et le récepteur, l'excitation peut être amenée à traverser successivement plusieurs milieux solides ou fluides.

Aux interfaces entre ces milieux, plusieurs phénomènes peuvent intervenir :

- Transmission
- Réflexion
- Absorption

Ces phénomènes complexifient l'identification des sources de bruit [6].

### I.3.3 Source de bruit acoustique dans une automobile

L'annulation du bruit acoustique dans les automobiles est devenue une préoccupation majeure pour les constructeurs automobiles et les ingénieurs en acoustiques. Lorsque nous prenons place à bord d'une voiture, nous sommes exposés à un univers sonore complexe où diverses sources de bruit peuvent être des bruits intérieurs ou extérieurs. Les principales sources du bruit des voitures sont le moteur, le bruit de roulement et le bruit aéroacoustique (figure I.4).

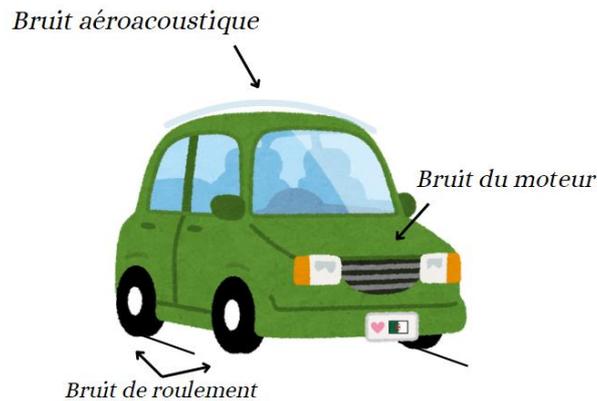


Figure I. 4. Bruits acoustiques d'une voiture.

➤ **Moteur**

Le bruit de moteur est un bruit thermique qui joue un rôle important en générant un bruit caractéristique. Ce bruit est généré par le fonctionnement, les efforts de combustion et d'inertie (les explosions du mélange air- carburant) dans les cylindres et le mouvement des pièces mécaniques.

➤ **Roulement**

En plus du bruit du moteur, le bruit de roulement se fait du contact entre les pneus et le sol, dû aux aspérités de la chaussée et à celles de la surface du pneumatique.

➤ **Aéroacoustique**

Le bruit aéroacoustique est considéré comme intervenant à haute fréquence et à vitesse élevée. Il a pour origine les turbulences créées par le flux d'air autour du véhicule qui génèrent des fluctuations de pression sur les parois (les vitrages) et les lignes d'étanchéité du véhicule (lécheurs de vitres, joints de porte) [6].

### I.3.4 Types de bruit

*a. Bruit blanc*

Le bruit blanc est généré par un processus aléatoire stationnaire où la densité spectrale de puissance  $S(f)$  est uniforme pour toutes les fréquences (constante), sa fonction d'autocorrélation  $R(\tau)$  est une impulsion de Dirac.

$$R(\tau) = \sigma^2 \delta(\tau) \quad (\text{I.1})$$

$$S(f) = \sigma^2 \quad (\text{I.2})$$

### *b. Bruit coloré*

La densité spectrale de puissance d'un bruit coloré est variable par rapport au bruit blanc, dont le spectre n'est pas constant en fonction de fréquence, si son spectre est de basses fréquences, on dit, c'est un bruit rose et si les fréquences élevées, c'est un bruit bleu [7]. On peut considérer bruit coloré comme un bruit blanc filtré, sa fonction d'autocorrélation est une courbe étroite.

### *c. Bruit acoustique*

Il est produit par le mouvement de diverses sources comme les véhicules, la circulation routière, le vent. Cette présence de bruit peut perturber la qualité de communication et causer une perte de données transmises.

### *d. Bruit USASI (United States of American Standard Institut)*

C'est un signal aléatoire stationnaire dont les échantillons sont des variables aléatoires corrélées. Il est utilisé dans le domaine du rehaussement de la parole et de la réduction du bruit pour évaluer la vitesse de convergence des algorithmes adaptatifs [8].

## **I.4 Rapport signal sur bruit (RSB)**

Le RSB ou bien le SNR (en anglais : Signal to Noise Ratio) mesure la qualité du signal transmis, exprimée en décibel (dB). Il permet de mesurer la différence entre la valeur du signal original de la source et sa valeur en sortie du périphérique. Le RSB est donné par la relation suivante :

$$RSB = (P_s/P_b)_{dB} = 10 \log_{10} \left( \frac{P_s}{P_b} \right) \quad (I.3)$$

Avec  $P_s$  : la puissance du signal et  $P_b$  : la puissance du bruit.

Plus le SNR augmente, plus l'impact du bruit fond sur la qualité des signaux originaux diminue.

## **I.5 Mélange des signaux**

Dans le domaine des communications, on observe divers types de mélange entre le signal de parole et les bruits environnants. Parmi ces mélanges, on distingue les mélanges linéaires et les subdivise en deux types :

### I.5.1 Mélanges linéaires instantanés

Les observations à l'instant sont des combinaisons linéaires des sources à l'instant. Les signaux sources arrivent en même temps sur tous les capteurs, mais avec des intensités différentes. La figure (I.5) représente le mélange linéaire instantané, les  $c$  observations en fonction des  $Q$  signaux de sources [4].

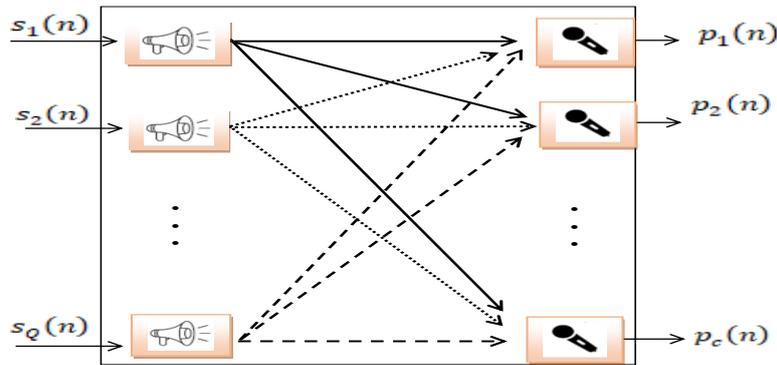


Figure I. 5. Modèle du mélange linéaire instantané.

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

$$p_i(n) = \sum_{j=1}^Q h_{ji} s_j(n) \quad i = 1, 2, \dots, C \quad (\text{I.4})$$

- $h_{ji}$  sont des coefficients scalaires du mélange linéaire instantané.

### I.5.2 Mélanges linéaires convolutifs

Le mélange linéaire convolutif est parmi les types les plus complexes par sa configuration et similaire aux conditions réelles dans un endroit fermé. Ce type de mélange est le plus général, car le capteur reçoit plusieurs ondes issues des sources qui sont toutes identiques à une atténuation et un retard. Il considère plusieurs chemins entre les sources et les observations, comme le montre la figure (I.6).

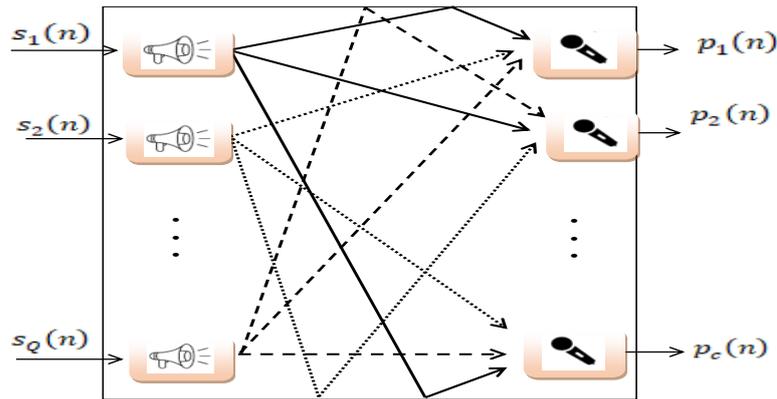


Figure I. 6. Mélange linéaire convolutif.

Ce type de mélange est donné par cette formule suivante :

$$p_i(n) = \sum_{j=1}^Q h_{ji}(n) * s_j(n) + \xi_i(n) \quad i = 1, 2, \dots, C \quad (\text{I.5})$$

Avec :

- $h_{ji}(n)$  : la réponse impulsionnelle entre la  $j^{\text{ème}}$  source et le  $i^{\text{ème}}$  capteur.
- $*$  : est le produit de convolution.
- $\xi_i(n)$  : les bruits additifs au niveau des microphones.

## I.6 Techniques de réduction du bruit acoustique

### I.6.1 Technique mono-capteur

La méthode mono-capteur est la plus ancienne technique utilisée pour annuler le bruit. Elle repose sur l'utilisation d'un seul capteur où un seul enregistrement est utilisé pour séparer la parole du bruit en utilisant un algorithme adaptatif. Le signal capté par le microphone est considéré comme la somme d'un signal utile et d'un bruit qui doit être supprimé. La figure (I.7) ci-dessous présente un schéma du bruit mono-capteur :

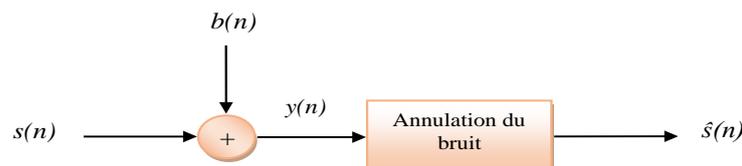
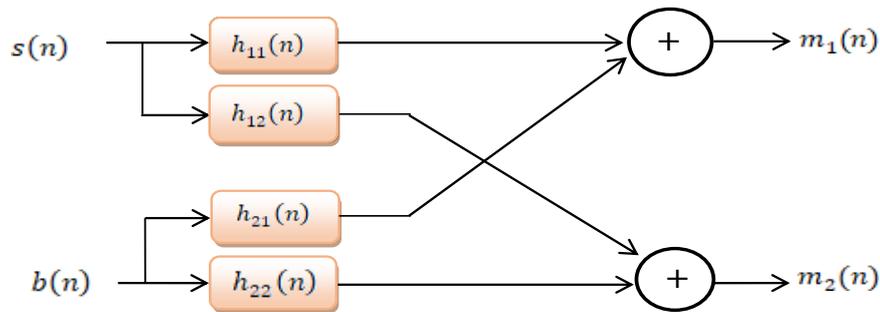


Figure I. 7. Principe de mono-capteur.

- $s(n)$  : le signal de la parole.
- $b(n)$  : le signal du bruit.
- $y(n)$  : le signal de la parole bruité avec :  $y(n) = b(n) + s(n)$ .
- $\hat{s}(n)$  : le signal de la parole après débruitage.

### I.6.2 Technique bi-capteurs

La méthode bi-capteurs implique l'utilisation de deux microphones pour annuler le bruit. L'un des microphones capte la source de parole (locuteur), tandis que l'autre capte la source de perturbation (le bruit). En d'autres termes, ce mélange convolutif est un résultat de la combinaison des deux signaux (parole et bruit), tels que le bruit de fond des voitures, qui se mélange dans un espace donné. Ce phénomène peut être illustré par le modèle convolutif linéaire ci-dessous, où le signal de parole est mélangé avec le bruit.



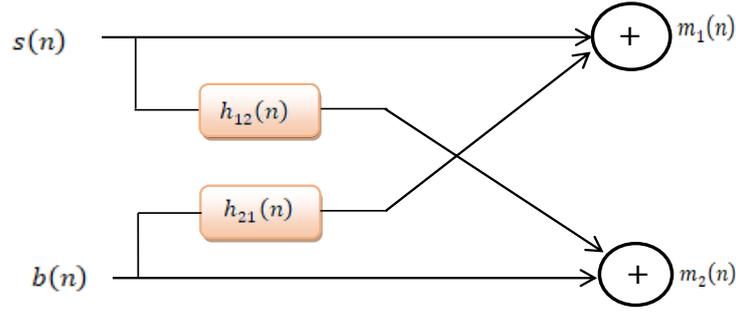
**Figure I. 8.** Structure de mélange bi-capteur complète.

A la sortie des signaux de mélange les équations deviennent :

$$m_1(n) = h_{11}(n) * s(n) + h_{21}(n) * b(n) \quad (\text{I.6})$$

$$m_2(n) = h_{22}(n) * b(n) + h_{12}(n) * s(n) \quad (\text{I.7})$$

La figure précédente (figure I.8) montre la structure complète du mélange bi-capteurs. Maintenant, si on veut simplifier la technique en supposant que le bruit soit ponctuel et que la distance entre le locuteur et la source du bruit et les microphones est petite, alors les fonctions  $h$  doivent être comme suit :  $h_{11}(n) = h_{22}(n) = \delta(n)$ . On représente les techniques bi-capteurs simplifiés par la figure suivante :



**Figure I. 9.** Structure de mélange bi-capteur simplifié.

Les équations des signaux à la sortie du mélange sont données par :

$$m_1(n) = s(n) + \alpha_1 b(n) * h_{21}(n) \quad (\text{I.8})$$

$$m_2(n) = b(n) + \alpha_2 s(n) * h_{12}(n) \quad (\text{I.9})$$

Où :

- $h_{12}(n)$  et  $h_{21}(n)$  : les effets du couplage mutuel entre les signaux.
- $s(n)$  : source de la parole.
- $b(n)$  : source du bruit.
- $\alpha_1$  : Coefficient pour contrôler l'interférence du bruit dans la voix 1.
- $\alpha_2$  : Coefficient pour contrôler l'interférence de la parole dans la voix 2.

Avec :

$$SNR_1 = 10 \log_{10} \left( \frac{E_s}{\alpha_1^2 E_b} \right) \implies \alpha_1 = \sqrt{\frac{E_s}{E_b} 10^{-SNR_1/10}} \quad (\text{I.10})$$

$$SNR_2 = 10 \log_{10} \left( \frac{\alpha_2^2 E_s}{E_b} \right) \implies \alpha_2 = \sqrt{\frac{E_b}{E_s} 10^{+SNR_2/10}} \quad (\text{I.11})$$

### I.6.3 Techniques multi-capteurs

Les techniques multi-capteurs jouent un rôle crucial dans le problème de débruitage et d'amélioration de la qualité du signal de parole estimé, en utilisant plusieurs capteurs qui reçoivent plusieurs signaux de différentes sources.

Dans ce cas,  $\varphi$  signaux de sources  $s(n) = [s_1(n), s_2(n) \dots s_\varphi(n)]$  subissent une convolution avec  $\varphi$  canaux de  $h_{imp}(k)$  (réponses impulsionnelles) [9].

Les relations entre les signaux de source  $s(n) = [s_1(n), s_2(n) \dots \dots s_\varphi(n)]$  et les observations sont données par la relation suivante :

$$m_p(n) = \sum_{k=0}^{L-1} h_{imp}(k) s_i(n-k) \quad , p = 1, 2, \dots, \psi \quad (\text{I.12})$$

Où:

- $h_{imp}$  : Réponses Impulsionnelles.
- $\psi$  : Le nombre de mélanges.
- $\varphi$  : Le nombre de sources.
- $L$  : La longueur de réponses impulsionnelles.

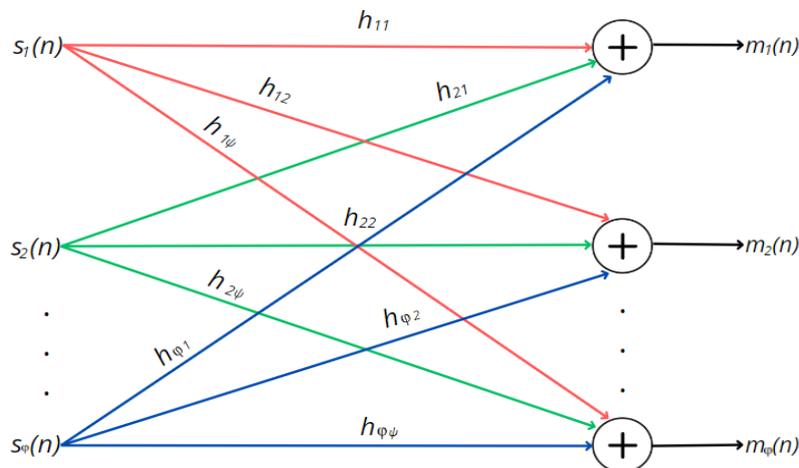


Figure I. 10. Structure de mélange multi-capteurs.

## I.7 Conclusion

Dans ce premier chapitre, nous avons abordé les notions de base de la parole, en considérant la classification des sons voisés et non voisés en fonction de la vibration des cordes vocales, ainsi que les propriétés de la parole. Par la suite, nous avons examiné le concept du bruit acoustique, ces types étant aussi la source de bruit, particulièrement en ce qui concerne les voitures. Nous avons donné quelques détails sur les types de mélange et les modèles de la réduction de bruit à un seul capteur, double capteur et plusieurs capteurs.

**Chapitre II :**  
**Filtrage adaptatif**

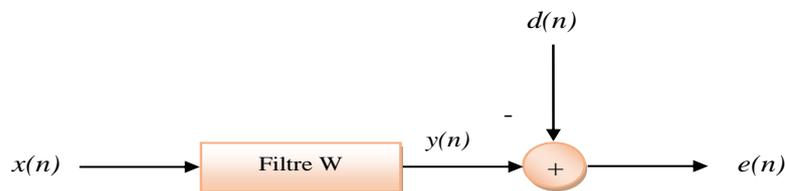
## II.1 Introduction

L'effet du bruit acoustique réduit le signal de parole, ce qui rend la communication difficile. Pour améliorer le rehaussement de la parole, le filtrage adaptatif est une technique importante qui fait partie du traitement de signal afin de réduire ce phénomène indésirable.

Dans ce deuxième chapitre, nous expliquerons le principe de fonctionnement du filtrage de Wiener et le filtrage adaptatif pour minimiser l'erreur entre le signal d'entrée et le bruit. Ensuite, nous nous concentrerons sur les algorithmes de filtrage adaptatif les plus connus, notamment les algorithmes LMS (Least Mean Square) et NLMS (Normalized Least Mean Square).

## II.2 Filtrage de Wiener

Le filtre de Wiener est filtre linéaire, basé sur l'hypothèse de stationnarité des signaux, utilisé pour la réduction du bruit. Son objectif principal est de minimiser l'erreur quadratique moyenne (EQMM) entre la sortie du signal et l'information désirés, c'est-à-dire lorsque le signal est bruité, le filtre  $w(n)$  consiste à trouver en sortie le résultat de  $y(n)$  la plus proche possible du résultat de signal désiré.



**Figure II. 1.** Représentation du filtrage de Wiener.

- $x(n)$  : Signal d'entrée.
- $y(n)$  : Signal de sortie.
- $d(n)$  : Signal désiré.
- $e(n)$  : Signal d'erreur.

La sortie du filtre en notation vectorielle :

$$y(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n) = \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n) \quad (\text{II.1})$$

Avec :

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

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

On a :

- $\mathbf{w}(n)$  : Vecteur de longueur  $M$  contenant les coefficients du filtre RIF.
- $\mathbf{x}(n)$  : Vecteur des  $M$  échantillons d'entrée les plus récentes.

Le vecteur  $\mathbf{w}(n)$  est mise à jour à chaque  $n$ , en cherchant la valeur qui minimise EQMM (MSE) par rapport à la sortie désirée  $d(n)$ . Le signal d'erreur  $e(n)$  est donné par :

$$e(n) = d(n) - y(n) = d(n) - \mathbf{w}^T \mathbf{x}(n) \quad (\text{II.2})$$

On minimise la fonction coût pour une séparation optimisée entre le signal d'entrée et le bruit :

$$J = E[|e(n)|^2] = E[e(n) * e(n)] \quad (\text{II.3})$$

- $J$  : Erreur Quadratique Moyenne (la fonction coût).
- $E$  : Espérance mathématique.

En remplaçant la relation (II.2) dans la fonction coût (II.3), on obtient :

$$\begin{aligned} J &= [(d(n) - \mathbf{w}^T \mathbf{x}(n))^2] \\ J &= E[|d(n)|^2] - 2 \mathbf{w}^T E[\mathbf{x}(n) d(n)] + \mathbf{w}^T E[\mathbf{x}(n) \mathbf{x}^T(n)] \mathbf{w} \\ J &= \sigma_d^2 - 2 \mathbf{w}^T \mathbf{r}_{xd} + \mathbf{w}^T \mathbf{R}_{xx} \mathbf{w} \end{aligned} \quad (\text{II.4})$$

Avec :

- $\mathbf{R}_{xx} = E[\mathbf{x}(n) \mathbf{x}^T(n)]$  : Matrice d'autocorrélation du signal d'entrée  $\mathbf{x}(n)$ .
- $\mathbf{r}_{xd} = E[\mathbf{x} d(n)]$  : Vecteur d'inter-corrélation entre  $d(n)$  et  $\mathbf{x}(n)$ .

### II.2.1 Principe d'orthogonalité

Le principe d'orthogonalité vise à obtenir des signaux d'entrée et d'erreur décorrélés, tandis que le filtre optimal  $\mathbf{w}_{opt}$  est obtenu en minimisant l'EQM et en trouvant les valeurs des paramètres qui rendent la dérivée de l'EQM par rapport aux paramètres égale à zéro.

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} = 0 \quad (\text{II.5})$$

On a :

$$\begin{aligned}\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} &= \frac{\partial E[e(n)^2]}{\partial \mathbf{w}} \\ \frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} &= 2E[e(n) \frac{\partial e(n)}{\partial \mathbf{w}}] \\ \frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} &= -2E[e(n)\mathbf{x}(n)]\end{aligned}\quad (\text{II.6})$$

- $\mathbf{w}_{opt}$  : Est le vecteur optimise qui annule le gradient du critère.

D'après l'optimum nous aurons :

$$E[e_{min}(n)\mathbf{x}(n)] = 0 \quad (\text{II.7})$$

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

Cela veut dire que l'erreur  $e(n)$  est orthogonale à toutes les entrées  $\mathbf{x}(n)$ .

Ainsi, dans le cas optimal, nous avons :

$$e_{min} = d(n) - [(\mathbf{x}(n))^T \mathbf{w}_{opt}] \quad (\text{II.8})$$

Après le développant de l'équation (II.7) :

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

Donc l'équation devienne :

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

Supposons :

$$\mathbf{R}_{xx} \mathbf{w}_{opt} = \mathbf{r}_{xd} \quad (\text{II.9})$$

Cette relation (II.8) est appelée équation de Wiener-Hopf. Le filtre optimal de Wiener est donné par la solution de cette équation :

$$\mathbf{w}_{opt} = \mathbf{R}_{xx}^{-1} \mathbf{r}_{xd} \quad (\text{II.10})$$

### II.2.3 Calcule de l'erreur quadratique moyenne minimal (EQMM)

L'optimisation des filtres peut être réalisée en améliorant la qualité de la transmission, l'efficacité de la bande passante et la fiabilité globale des communications numériques en utilisant l'EQM comme fonction de coût pour minimiser l'erreur avec les filtres optimaux. En réduisant l'EQM,

On a : 
$$e(n) = d(n) - y(n)$$

À l'optimum on a :

$$e_{opt}(n) = d(n) - y_{opt}(n) \quad (\text{II.11})$$

Alors la valeur de l'EQMM est :

$$J_{min} = E[e_{min}(n)^2] \quad (\text{II.12})$$

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

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

On déduit par le théorème de Pythagore :

$$\begin{aligned} E[d(n)^2] &= E[y_{opt}(n)^2] + E[e_{opt}(n)^2] \\ \sigma_d^2 &= \sigma_{y_{opt}}^2 + J_{min}^2 \\ J_{min} &= \sigma_d^2 - \sigma_{y_{opt}}^2 \end{aligned} \quad (\text{II.13})$$

**Tableau II. 1.** Résumé des équations du filtre de Wiener.

• <b>Signal d'entrée</b>	$x(n)$
• <b>Signal désiré</b>	$d(n)$
• <b>Coefficient du filtre</b>	$\mathbf{w}(n)$
• <b>Signal d'erreur</b>	$e(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n)x(n)$
• <b>Matrice d'autocorrélation</b>	$\mathbf{R}_{xx}$
• <b>Matrice d'inter-corrélation</b>	$\mathbf{r}_{xd}$
• <b>Equation de Wiener-Hopf</b>	$\mathbf{r}_{xd} = \mathbf{R}_{xx} \mathbf{w}_{opt}$
• <b>EQMM</b>	$J_{min} = \sigma_d^2 - \sigma_{y_{opt}}^2$

### II.3 Filtrage adaptatif

Le filtrage adaptatif occupe une place très importante en traitement numérique du signal. Un filtrage devient adaptatif lorsque ses paramètres et les coefficients sont ajustés en fonction d'un critère spécifique, ce qui permet de déterminer une nouvelle valeur du signal. Il est

essentiel que ces modifications s'adaptent rapidement à l'évolution des systèmes dans leur environnement. En général, le filtrage adaptatif est lié à un fonctionnement en temps réel [10].

Il peut être utilisé lorsque l'environnement est inconnu ou changeant, ou pour éliminer les interférences se trouvant dans la plage de fréquences du signal utile [4].

L'objectif d'un filtre adaptatif est de se rapprocher d'une fonction de transfert inconnue en « apprenant » les caractéristiques du signal au fur et à mesure de son déroulement. Ils sont constitués de deux éléments : un filtre numérique pour le filtrage et un algorithme pour modifier les coefficients aux critères d'optimisation [11].

De manière générale, les filtres adaptatifs sont des systèmes appliqués à des données bruitées pour obtenir des informations utiles à un instant « n » précis [12].

Les filtres adaptatifs peuvent être classés en fonction des choix effectués en fonction des points suivants [10] :

- Critères d'optimisation.
- Algorithme de mise à jour des coefficients.
- Structure du filtre programmable.
- Type de signal traité, mono ou multidimensionnel

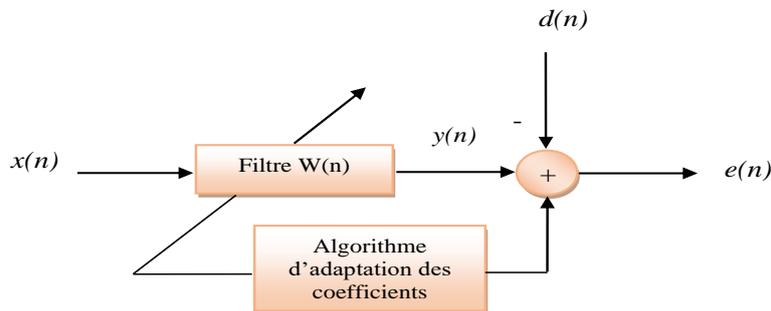
Le filtrage adaptatif est utilisé pour reconstruire des signaux d'un environnement bruité, à l'aide de différentes techniques, notamment :

- Filtrage au sens Wiener : pour des entrées stationnaires, essaye de trouver une solution optimale au sens des moindres carrés.
- Filtre adaptatif de Kalman : il ne fait pas l'hypothèse de stationnarité (non-stationnaire).

### **II.3.1 Principes de base et fonctionnement du filtre adaptatif**

L'objectif principal d'un filtre adaptatif est d'ajuster les coefficients variables du filtre pour rapprocher au maximum le signal de sortie du filtre du signal de référence souhaité. En étudiant la différence entre la sortie du filtre et la référence, nous produisons un signal d'erreur que nous nous efforçons de diminuer en fonction d'un critère spécifique. On utilise également cette erreur pour actualiser les coefficients du filtre à l'aide d'un algorithme adaptatif.

Dans la figure suivante, Nous donnons un schéma de principe d'un filtre adaptatif :



**Figure II. 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 est le suivant :

Le signal d'entrée  $x(n)$  est convolué avec le filtre  $W_n$ , le résultat de cette convolution est  $y(n)$ , 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  $e(n)$ , ce qui permet de mettre à jour les coefficients du filtre adaptatif  $W_n$ .

À chaque fois, les coefficients du filtre changent en fonction du signal d'erreur  $e(n)$ , afin de réduire la différence entre la sortie du filtre  $y(n)$  et le signal souhaité  $d(n)$ . Le signal d'erreur diminue jusqu'à atteindre, dans certains cas, une valeur nulle. À ce moment-là, les coefficients du filtre adaptatif ne s'ajustent plus.

### II.3.2 Applications des filtres adaptatifs

On peut identifier quatre classes d'applications [10] :

- Identification de système : Le filtre adaptatif et le système à identifier reçoivent le même signal.
- Prédiction : Le signal désiré est le signal d'entrée avant un délai.

- La modélisation inverse : Le filtre adaptatif est en série avec un système inconnu.
- Annulation d'interférences (réduction du bruit, annulation d'écho) : Le signal d'entrée est corrélé avec un signal de référence.

## II.4 Algorithmes adaptatifs

L'algorithme est une technique employée afin de modifier les coefficients d'un filtre adaptatif pour de réduire au minimum un critère préétabli. La méthode de recherche (ou algorithme de minimisation) est responsable de la manière dont ces modifications sont réalisées [4].

### II.4.1 Critères de comparaison et choix des algorithmes adaptatifs

Le choix de l'algorithme se fera en fonction des critères qui sont résumés dans la table II.2 [4] :

**Tableau II. 2.** Critères de comparaison des algorithmes adaptatifs.

Critères	Definitions
<b>Taux de convergence</b>	C'est le nombre d'itérations nécessaires pour converger "assez près" de la solution optimale.
<b>Désajustement</b>	La différence entre la moyenne d'ensemble de l'erreur quadratique et l'erreur quadratique minimale obtenue avec Wiener.
<b>La robustesse au bruit</b>	Résistance au mauvais conditionnement des données
<b>Complexité</b>	Nombre d'opérations par itération + place mémoire nécessaire (programme et données).
<b>Structure</b>	Complexité de l'implantation matérielle (Aspect hardware).
<b>Stabilité numérique</b>	Influence des erreurs de quantification problème de la propagation des erreurs, la structure (modularité, parallélisme, ...).

## II.4.2 Algorithmes adaptatifs

Nous allons présenter dans cette partie deux algorithmes largement utilisés en filtrage adaptatif :

### II.4.2.1 Algorithme du gradient stochastique (Least Mean Squares – LMS)

L'algorithme LMS est, en raison de sa solidité et de sa facilité de calcul, l'un des algorithmes adaptatifs les plus couramment employés pour calculer les coefficients d'un filtre adaptatif. Elle cherche à réduire l'erreur quadratique moyenne (EQM) entre un signal désiré et son estimation, c'est-à-dire l'erreur.

Dans le cas de la résolution de l'équation de Wiener-Hopf par l'algorithme du gradient, un problème se pose : les variables  $R_{ss}$  et  $R_{sd}$  sont inconnues. C'est la raison pour laquelle Widrow-Hoff [13] a introduit l'algorithme du gradient stochastique LMS (Least Mean Square). L'algorithme du gradient est inspiré de LMS, qui implique de substituer les variables  $R_{ss}$  et  $R_{sd}$  par une estimation à l'instant  $n$ .

Le principe de l'algorithme LMS est représenté sur la figure II.3 :

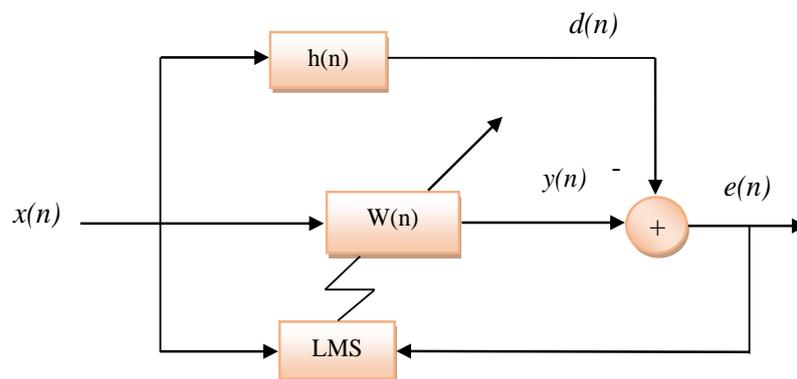


Figure II. 3. Schéma bloc de l'algorithme LMS.

- $x(n)$  : Signal de l'entrée.
- $y(n)$  : Signal de sortie du filtre.
- $d(n)$  : Signal désiré.
- $e(n)$  : Signal d'erreur.
- $h(n)$  : Réponse Impulsionnelle.

Dans le cas du LMS, on choisit les estimations les plus simples possible, à savoir

$$\widehat{\mathbf{R}}_{xx}(n) = \mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n) \quad (\text{II.14})$$

$$\widehat{\mathbf{r}}_{xd}(n) = d(n)\mathbf{x}(n) \quad (\text{II.15})$$

Alors le gradient de la fonction coût devient :

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

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} = -2e(n)\mathbf{x}(n) \quad (\text{II.16})$$

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} = -2\widehat{\mathbf{r}}_{xd}(n) + 2\widehat{\mathbf{R}}_{xx}(n)\mathbf{w}(n) \quad (\text{II.17})$$

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

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \frac{1}{2}\mu \frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} \quad (\text{II.18})$$

Avec  $\mu$  : Pas d'adaptation

En remplaçant la relation (II.16) dans (II.18) alors la formule de mise à jour du filtre devient :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu e(n)\mathbf{x}(n) \quad (\text{II.19})$$

Pour que la convergence de la formule (II.17) soit assurée, il y a une condition nécessaire et suffisante, qui est la suivante [10] :

$$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{max}} \quad (\text{II.20})$$

Supposons que la matrice d'autocorrélation du signal d'entrée ait une valeur propre maximale de  $\lambda_{max}$ . Toutefois, cette condition est basée sur l'hypothèse de l'indépendance entre  $\mathbf{x}(n)$  et  $\mathbf{w}(n)$ , ce qui n'est pas le cas. Une seconde condition est plus précise, mais elle repose elle aussi sur des hypothèses discutables [6].

$$\mu < \frac{2}{\alpha \text{Trace}(\mathbf{R}_{xx})} \quad (\text{II.21})$$

Avec :

$\text{Trace}(\mathbf{R}_{xx})$  : Spécifie la somme des éléments diagonaux appartenant à la matrice d'autocorrélation.

L'algorithme LMS peut faire face à des problèmes lorsqu'il doit gérer des signaux non-stationnaires, où l'énergie du signal  $x(n)$  fluctue au fil du temps. Cela s'explique par la stabilité du coefficient d'apprentissage  $\mu$ . Pour garantir une convergence adéquate de l'algorithme LMS, il est essentiel de choisir soigneusement la valeur de  $\mu$ .

**Tableau II. 3.** Résumé des équations du filtre adaptatif LMS.

- **Signal d'entrée**  $x(n)$
- **Signal de sortie**  $y(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n)$
- **Signal d'erreur**  $e(n) = d(n) - y(n)$
- **Équation de mise à jour**  $\mathbf{w}(n + 1) = \mathbf{w}(n) + \mu e(n)\mathbf{x}(n)$
- **Condition de convergence**  $0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{max}}$

#### II.4.2.2 Algorithme de gradient stochastique normalisé (NLMS)

L'algorithme NLMS (normalisé Least Mean Square) est une version améliorée de l'algorithme LMS qui offre une meilleure adaptation aux signaux avec une forte variation d'énergie. À la différence du LMS et le NLMS est plus efficace dans ces situations. Il est souvent employé pour résoudre le problème de la fluctuation de l'énergie dans les signaux vocaux.

L'algorithme NLMS se démarque en ce qu'il est capable de normaliser le pas d'adaptation de l'algorithme LMS, qui est représenté par le coefficient  $\mu$ . Cela offre l'opportunité d'intégrer un paramètre de régularisation dans le processus. La fonction de coût minimisée suivante est utilisée pour obtenir l'équation de l'algorithme NLMS [14] :

$$J(n) = \|\mathbf{w}(n + 1) - \mathbf{w}(n)\|^2 \quad (\text{II.22})$$

Avec la contrainte :

$$y(n) = \mathbf{w}^T(n + 1)\mathbf{x}(n) \quad (\text{II.23})$$

En employant des méthodes basées sur les multiplicateurs de Lagrange et en minimisant par rapport à  $\mathbf{w}(n+1)$  [15], on parvient à obtenir :

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

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

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

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\lambda}{2} \mathbf{x}(n) \quad (\text{II.24})$$

- $\lambda$  : Multiplieur de Lagrange

On a :

$$y(n) = \mathbf{w}^T(n+1)\mathbf{x}(n)$$

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

$$y(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n) + \frac{\lambda}{2} \mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n) \quad (\text{II.25})$$

$$\lambda = \frac{2e(n)}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)} \quad (\text{II.26})$$

On place (II.22) dans (II.21) on obtient :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{1}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)} \mathbf{x}(n)e(n) \quad (\text{II.27})$$

On ajoute deux facteurs supplémentaires :  $\alpha$ , qui joue le rôle d'un paramètre de régulation, et  $\delta$ , qui empêche les divisions par zéro ou par de petits nombres.

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\alpha}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)+\delta} \mathbf{x}(n)e(n) \quad (\text{II.28})$$

Pour étudier la stabilité de NLMS nous posons l'erreur a priori  $e(n) = d(n) - \mathbf{w}^T \mathbf{x}(n)$  est supérieur à l'erreur a posteriori.

$$\epsilon(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n+1)\mathbf{x}(n) \quad (\text{II.29})$$

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

On replace la formule de mise à jour de l'NLMS dans (n) et on suppose que  $\delta=0$  on obtient :

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

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

$$\epsilon(n) = e(n)(1 - \alpha) \quad (\text{II.30})$$

Alors :

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

$$\begin{aligned}
 |e(n)(1 - \alpha)| &< |e(n)| \\
 |1 - \alpha| &< 1 \\
 0 < \alpha < 2 & \qquad \qquad \qquad \text{(II.31)}
 \end{aligned}$$

Et c'est la condition de stabilité de l'NLMS.

**Tableau II. 4.** Résumé des équations du filtre adaptatif NLMS.

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

### II.4.3 Avantages et inconvénients des algorithmes LMS et NLMS

**Tableau II. 5.** Avantages et inconvénients des algorithmes LMS, NLMS.

Algorithme	Avantages	Inconvénients
LMS	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Facile à implémenter</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Peut avoir des performances limitées sur des signaux non-stationnaires</li> </ul>
NLMS	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Adapté aux signaux non-stationnaires avec des variations d'énergie</li> <li>▪ Facile à implémenter</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ La convergence de l'algorithme est plus lente lorsqu'il est appliqué à des signaux présentant une corrélation élevée.</li> </ul>

## II.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons abordé le filtrage adaptatif et le filtrage de Wiener pour trouver le filtre optimum et minimiser l'EQM. Puis, nous avons donné une étude détaillée sur les algorithmes adaptatifs tels que LMS et NLMS pour la mise à jour des coefficients du filtre pour obtenir des résultats qui semblent au maximum au signal d'entrée.

## **Chapitre III :**

**Algorithme similaire de la projection  
affine pour l'annulation du bruit  
acoustique dans les voitures**

### III.1 Introduction

Le bruit acoustique est largement reconnu comme un phénomène indésirable qui perturbe la qualité de la parole, pour atténuer ce dernier, plusieurs algorithmes des filtrages adaptatifs ont été développés, ils sont classés en deux catégories, la première basée sur les moindres carrés récurrents (RLS) et la deuxième sur le gradient (LMS, APA...). Néanmoins, les algorithmes LMS et NLMS sont les plus populaires à cause de leurs simplicités de calcul. Cependant, il présente des limitations en termes de performances et aussi la vitesse de convergence demeure insatisfaisante pour les signaux d'entrée hautement corrélés.

Dans ce chapitre, nous abordons l'algorithme de projection affine similaire (APLDS) proposé par la technique de réduction de bruit bi-capteurs. Avant de parler du nouvel algorithme, nous commencerons par présenter l'algorithme de projection affine AP classique, cela permettra de mieux comprendre les principes de base sur lesquels s'appuie APLDS proposé.

### III.2 Algorithme de projection affine

L'algorithme de projection affine (APA) est un outil adaptatif puissant et polyvalent développé pour évaluer les caractéristiques d'un système inconnu en utilisant différents vecteurs d'entrée. Il met à jour le vecteur de poids une seule fois à chaque itération  $L$ , dont  $L$  représente l'ordre de projection.

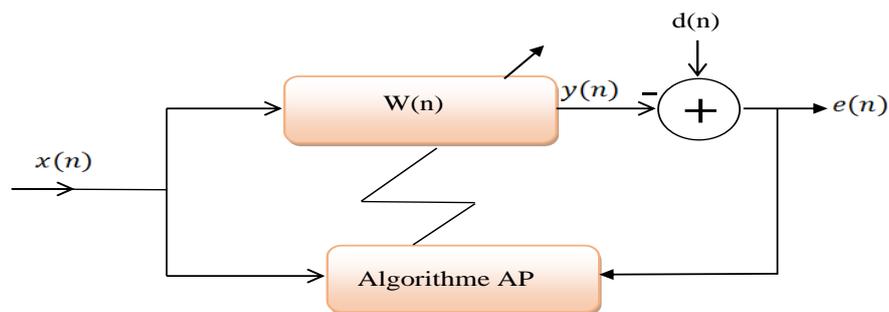


Figure III. 1. Schéma bloc de l'algorithme APA.

Soit la matrice du signal d'entrée de dimension  $L \times M$ , avec  $L$  l'ordre de projection :

$$X(n) = [x(n) \ x(n-1) \ \dots \ x(n-L+1)]$$

Soit le vecteur du signal désiré de longueur  $L$  suivants :

$$d(n) = [d(n) \ d(n-1) \ \dots \ d(n-L+1)]$$

Dans le domaine du filtrage adaptatif d'identification de système, le signal souhaité  $d(n)$  est représenté par :

$$d(n) = \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}_{opt} + b_n \quad (\text{III.1})$$

- $d(n)$  : est le signal désiré.
- $\mathbf{x}^t(n)$ : est le vecteur transposé du signal d'entrée.
- $\mathbf{w}_{opt}$  : est le vecteur de réponse impulsionnelle optimal du système inconnu.
- $b(n)$  : est le bruit de mesure à l'instant n.

On calcule l'équation de l'algorithme AP en minimisant la fonction de coût suivante :

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

On utilise la technique des multiplieurs de Lagrange et on minimise par  $\mathbf{w}(n+1)$  on trouve :

$$J(n) = \|\mathbf{w}(n+1) - \mathbf{w}(n)\|^2 + \lambda[\mathbf{d}(n) - \mathbf{X}^T(n)\mathbf{w}(n+1)] \quad (\text{III.3})$$

$$\frac{\partial J(n)}{\partial \mathbf{w}(n+1)} = 2(\mathbf{w}(n+1) - \mathbf{w}(n)) + \lambda \mathbf{X}^T(n) = 0 \quad (\text{III.4})$$

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{1}{2}\mathbf{X}(n)\lambda \quad (\text{III.5})$$

Avec :  $\lambda = [\lambda_0, \lambda_1, \dots, \lambda_{L-1}]^T$

D'après les contraintes :

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{X}^T(n)\mathbf{w}(n+1) \quad (\text{III.6})$$

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{X}^T(n)\mathbf{w}(n) + \frac{1}{2}\mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n)\lambda$$

$$\mathbf{y}(n) - \mathbf{X}^T(n)\mathbf{w}(n) = \frac{1}{2}\mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n)\lambda$$

On a :  $\mathbf{e}(n) = \mathbf{d}(n) - \mathbf{X}^T(n)\mathbf{w}(n)$  avec :  $\mathbf{e}(n) = [e(n), e(n-1), \dots, e(n-L+1)]^T$

Alors :

$$\mathbf{e}(n) = \frac{1}{2}\mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n)\lambda \quad (\text{III.7})$$

$$\lambda = 2(\mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n))^{-1}\mathbf{e}(n) \quad (\text{III.8})$$

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

On remplace l'équation (III.8) dans (III.5), on obtient la formule de mise à jour de l'algorithme APA :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mathbf{X}(n)(\mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n))^{-1}\mathbf{e}(n) \quad (\text{III.9})$$

➤ Dédire la stabilité du l'algorithme APA :

La relation (III.9) représente l'équation de mise à jour du l'algorithme APA et en rajoutant (le paramètre d'échelle  $\alpha$  et le facteur de régularisation  $\delta$ ).

$$\mathbf{w}(n + 1) = \mathbf{w}(n) + \alpha \mathbf{X}(n) (\delta \mathbf{I} + \mathbf{X}^T(n) \mathbf{X}(n))^{-1} \mathbf{e}(n) \quad (\text{III.10})$$

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

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

L'algorithme APA est stable si :

$$\boldsymbol{\epsilon}^T(n) \boldsymbol{\epsilon}(n) < \mathbf{e}^T(n) \mathbf{e}(n) \quad (\text{III.11})$$

$$(1 - \alpha) \mathbf{e}^T(n) (1 - \alpha) \mathbf{e}(n) < \mathbf{e}^T(n) \mathbf{e}(n)$$

$$(1 - \alpha)^2 < 1$$

$$0 < \alpha < 2 \quad (\text{III.12})$$

Et c'est la condition de stabilité du l'algorithme AP.

**Tableau III. 1.** Résumé des équations du filtre adaptatif APA.

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

### III.3 Proposition d'un algorithme similaire de projection affine

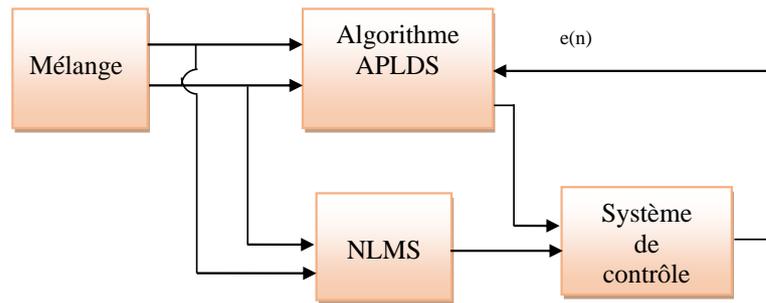
Dans le but de rendre l'algorithme de projection affine plus efficace et plus performant, nous proposons un algorithme similaire « Affine Projection Like Dual-Sensor » (APLDS). Ce nouvel algorithme est obtenu en relâchant la contrainte de forcer vecteur d'erreur a posteriori à zéro, cette modification permet d'éviter l'inversion directe ou indirecte de la matrice du signal d'entrée, réduisant ainsi la complexité de calcul par itération.

#### III.3.1 Principe de l'algorithme APLDS

- **Bloc de contrôle**

Ce bloc intègre un mécanisme qui effectue des comparaisons de divers paramètres. Il détermine si la sortie finale doit être considérée comme du silence « 0 » ou de l'activité vocale « 1 ».

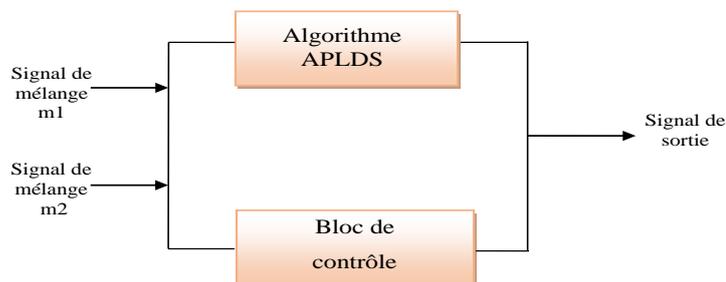
Une autre figure fournira plus de détails sur le système :



**Figure III. 2.** Schéma bloc détaillé.

Comme le montre la figure (III.2), nous avons tout d'abord un bloc de mélange qui combine deux signaux d'entrée qui sont ensuite envoyés dans le bloc d'APLDS. En parallèle, les signaux d'entrée passent également dans un troisième bloc, qui emploie l'algorithme NLMS. Les sorties de ces algorithmes sont combinées dans un système de contrôle, offrant une meilleure performance et minimisant l'erreur.

Le schéma ci-dessous montre comment les signaux de mélanges  $m_1$  et  $m_2$  sont traités par l'algorithme APLDS sous supervision du bloc de contrôle, dans le but d'améliorer le système.



**Figure III. 3.** Schéma bloc représentant le système du nouvel algorithme APLDS.

### III.3.2 Développement de l'algorithme APLDS

Afin de mieux expliquer notre système proposé nous allons détailler les différents blocs dans la figure suivante :

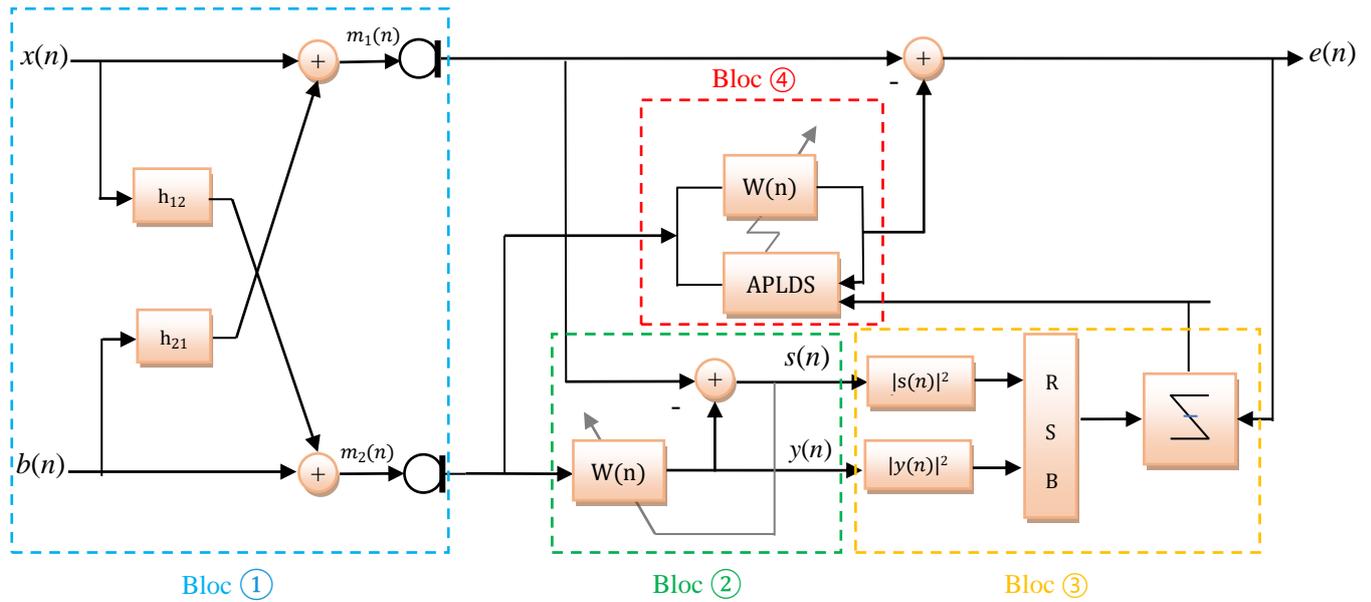


Figure III. 2. Schéma détaillé du système APLDS proposé.

❖ **Bloc 1 : Bloc de mélange**

Le modèle du mélange utilisé est un mélange bi-capteurs simplifié, cette technique donne les deux mélanges convolutifs suivants :

$$m_1(n) = x(n) + \alpha_1 b(n) * h_{21}(n) \tag{III. 13}$$

$$m_2(n) = b(n) + \alpha_2 b(n) * h_{12}(n) \tag{III. 14}$$

Avec :

- $x(n)$  : un signal de parole (signal utile)
- $b(n)$  : représente un signal de bruit qu'on veut supprimer.
- $h_{12}$  et  $h_{21}$  : représente l'effet du couplage croisé entre les signaux sources ponctuels de parole et de bruit.
- $*$  : représente l'opération de convolution.

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

Le deuxième bloc est représenté l'algorithme NLMS classique de longueur  $L$ . Les deux signaux de sortie de ce filtre sont définis comme suit :

$$s(n) = m_1(n) - y(n) \tag{III.15}$$

Avec :

$$y(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{m}_2(n) \quad (\text{III.16})$$

On remplace (III.7) dans (III.8), on trouve :

$$s(n) = m_1(n) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{m}_2(n) \quad (\text{III.17})$$

Ce filtre met à jour ces coefficients par :

$$w(n+1) = w(n) + \mu \frac{\mathbf{m}_2(n)s(n)}{\mathbf{m}_2(n)^T \mathbf{m}_2(n) + \varepsilon} \quad (\text{III.18})$$

- $\mathbf{m}_2(n) = [m_2(n), \dots, m_2(n - (L - 1))]^T$  est le vecteur d'entrée de L échantillons.
- $\mu$  : est le pas d'adaptation qui doit être compris entre 0 et 2 d'après la condition de convergence de l'algorithme.

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 RSB.

❖ **Bloc 3 : Bloc de calcul du RSB et le circuit de prise de décision**

Ce bloc est utilisé pour estimer l'énergie et le calcul du RSB (SNR) dont le but de prendre une décision concernant l'activité vocale ou le silence.

Le RSB est donné par la relation suivante :

$$RSB|_{dB} = 10 \log_{10} \left( \frac{E_s}{E_y} \right) \quad (\text{III.19})$$

Avec  $E_s$  et  $E_y$  sont les valeurs des énergies des signaux de sortie du bloc 2, ils sont définis comme suit :

$$E_x = \sum_{i=0}^{L-1} |s(i)|^2 \quad (\text{III.20})$$

$$E_y = \sum_{i=0}^{L-1} |y(i)|^2 \quad (\text{III.21})$$

La détection d'activité vocale (VAD) utilise le rapport signal sur bruit (RSB) pour distinguer les périodes de silence et d'activité vocale. Un seuil de décision ( $RSB_{seuil}$ ) est fixé pour classer les valeurs du SNR comme silence (RSB élevé) ou activité vocale (RSB faible). Cela peut être formulé mathématiquement de la manière suivante :

$$RSB \leq RSB_{seuil} \rightarrow \beta = 1$$

$$RSB > RSB_{seuil} \rightarrow \beta = 0$$

Le résultat de ce processus de décision (la décision  $\beta$ ) sera combiné avec l'erreur de filtrage de l'algorithme APLDS ( $e(n)$ ) afin d'obtenir une valeur nouvelle de l'erreur de filtrage, qui est exprimée par :

$$\hat{e}(n) = \beta e(n) \tag{III.22}$$

Cette nouvelle valeur de l'erreur du filtrage est utilisée par la suite par l'algorithme APLDS dans le bloc 4.

❖ **Bloc 4 : Algorithme APLDS**

Le dernier bloc est représenté le fonctionnement du notre algorithme APLDS, il est basé sur l'erreur quadratique moyenne, en éliminant la contrainte de forcer à zéro le a postérieur vecteur d'erreur dans l'algorithme APA classique. De cette manière, l'inversion directe ou indirecte du signal d'entrée de la matrice n'est pas requise, par conséquent, la quantité de calcul requise par itération peut être réduite par rapport à l'algorithme APA.

➤ *Développement du l'algorithme APLDS*

Voici une démonstration du nouvel algorithme d'une manière générale. Pour mesurer la qualité de l'estimation, en résolvant la fonction de coût qui basée sur EQM sans contrainte.

$$J(n) = \frac{1}{2} \|\mathbf{X}^T(n)\mathbf{w} - \mathbf{d}(n)\|^2 \tag{III.23}$$

- $\mathbf{X}^T(n)\mathbf{w}$  : est la sortie estimée par le filtre.
- $\mathbf{d}(n)$  : est le vecteur désiré.
- La norme  $l_2$  de la différence : représente l'erreur quadratique.
- Le facteur  $\frac{1}{2}$  est ajouté pour simplifier les dérivées ultérieures lors de la minimisation.

Alors le gradient de la fonction objectif est :

$$\nabla J = \frac{\partial J(n)}{\partial \mathbf{w}} = \mathbf{X}(n)(\mathbf{X}^T(n)\mathbf{w} - \mathbf{d}(n)) \tag{III.24}$$

Si nous définissons  $\mathbf{w}(n)$  et  $\mathbf{w}(n + 1)$  comme deux points d'échantillonnages consécutifs sur la surface du gradient de  $J$  alors l'inégalité est obtenue :

$$\|\nabla J(\mathbf{w}(n+1)) - \nabla J(\mathbf{w}(n))\|^2 = \|\mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n)(\mathbf{w}(n+1) - \mathbf{w}(n))\|^2 \quad (\text{III.25})$$

$$\|\mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n)(\mathbf{w}(n+1) - \mathbf{w}(n))\|^2 \leq \lambda_{m,n}(\mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n)) \|\mathbf{w}(n+1) - \mathbf{w}(n)\|^2 \quad (\text{III.26})$$

D'où  $\lambda_{m,n}$  est la valeur propre maximale de la matrice  $\mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n)$ .

Cette inégalité indique que la variation du gradient entre deux itérations est bornée par le produit de la plus grande valeur propre de cette matrice  $\mathbf{X}(n)\mathbf{X}^T(n)$  et la distance entre deux vecteurs de poids.

Pour approximer la fonction de coût par une forme quadratique en utilisant la condition de continuité de Lipschitz pour obtenir :

$$\hat{J}(n+1) < J(n) = J(\mathbf{w}(n)) + (\mathbf{w}(n+1) - \mathbf{w}(n))^T \mathbf{X}(n)(\mathbf{X}^T(n)\mathbf{w}(n) - \mathbf{d}(n)) + \frac{1}{2\mu_n} \|\mathbf{w}(n+1) - \mathbf{w}(n)\|^2 \quad (\text{III.27})$$

Où :  $J(\mathbf{w}(n)) \approx \hat{J}(\mathbf{w}(n+1))$

Le vecteur de poids  $\mathbf{w}(n+1)$  qui minimise  $\hat{J}(\mathbf{w}(n+1))$  peut-être obtenir de manière simple.

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu_n \mathbf{X}(n)(\mathbf{d}(n) - \mathbf{X}^T(n)\mathbf{w}(n)) \quad (\text{III.28})$$

- $\mu_n$  est la taille de pas qui doit être choisie pour satisfaire la condition.

$$0 < \mu_n < \frac{2}{\lambda_{m,n}} \quad (\text{III.29})$$

Pour assurer la convergence du filtre adaptatif dans la moyenne,  $\lambda_{m,n}$  est une fonction de la matrice  $\mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n)$ , ce qui le temps variant et la taille du pas devrait être ajustée pour garantir qu'elle satisfait à la condition (III.29), ce qui difficile à réaliser. Pour contourner ce problème, on obtient  $\mu_n$  et en remplaçant dans la fonction de coût du  $\mathbf{w}(n+1)$ , puis en résolvant le problème de minimisation unidimensionnel.

$$J(\mu_n) = \frac{1}{2} \|\mathbf{X}^T(n)\mathbf{w}(n+1) - \mathbf{d}(n)\|^2 \quad (\text{III.30})$$

La solution de ce problème peut être obtenue comme :

$$\mu_n = \frac{\|\mathbf{X}^T(n)\mathbf{e}(n)\|^2}{\|\mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n)\mathbf{e}(n)\|^2} \quad (\text{III.31})$$

On remplace  $\mu_n$  dans la formule de mise à jour de l'algorithme APLDS :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\|\mathbf{X}^T(n)\mathbf{e}(n)\|^2}{\|\mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n)\mathbf{e}(n)\|^2} \mathbf{X}(n)\mathbf{e}(n) \quad (\text{III. 32})$$

Où l'équation  $\mathbf{e}_n$  est le vecteur d'erreur a priori et donné par :

$$\mathbf{e}(n) = \mathbf{d}(n) - \mathbf{X}^T(n)\mathbf{w}(n) \quad (\text{III. 33})$$

De (III.32), on obtient le vecteur d'erreur a posteriori :

$$\boldsymbol{\epsilon}(n) = \left( \mathbf{I} - \frac{\|\mathbf{X}^T(n)\mathbf{e}(n)\|^2}{\|\mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n)\mathbf{e}(n)\|^2} \mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n) \right) \mathbf{e}(n) \quad (\text{III. 34})$$

En prenant la norme  $l_2$  des deux côtés de (III.34), on obtient :

$$\|\boldsymbol{\epsilon}(n)\|^2 = \mathbf{e}^T(n) \left( \mathbf{I} - \frac{\|\mathbf{X}^T(n)\mathbf{e}(n)\|^2}{\|\mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n)\mathbf{e}(n)\|^2} \mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n) \right) \mathbf{e}(n) \quad (\text{III. 35})$$

En utilisant la décomposition en valeur singulière (SVD) de :

$$\mathbf{X}^T(n) = \mathbf{U}\boldsymbol{\Sigma}\mathbf{V}^T \quad (\text{III.36})$$

Avec :

- $\mathbf{U} \in \mathcal{R}^{L \times L}$  et  $\mathbf{V} \in \mathcal{R}^{M \times M}$  sont des matrices orthogonales.
- $\boldsymbol{\Sigma} = [\mathbf{S} \mathbf{0}] \in \mathcal{R}^{L \times M}$
- $\mathbf{S} = \text{diag}\{\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_L\}$  avec  $\sigma_1 \geq \sigma_2 > \dots \geq \sigma_L > 0$ , ça peut être facilement montré que les matrices  $\mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n)$  et  $\mathbf{X}(n)\mathbf{X}^T(n)$  sont identique à valeurs propres non nulles. Cependant, la décomposition spectrale de la matrice  $\mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n)$  devient  $\mathbf{U}\mathbf{S}^2\mathbf{U}^T$ .

Depuis, une transformation d'orthonormal préserve la norme  $l_2$  de (III.35) on trouve :

$$\|\boldsymbol{\epsilon}(n)\|^2 = \|\hat{\boldsymbol{\epsilon}}(n)\|^2 = \hat{\mathbf{e}}^T(n) \left( \mathbf{I} - \frac{\|\mathbf{X}^T(n)\mathbf{e}(n)\|^2}{\|\mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n)\mathbf{e}(n)\|^2} \mathbf{S}^2 \right) \hat{\mathbf{e}}(n) \quad (\text{III.37})$$

Avec les transformations orthogonales des vecteurs :  $\hat{\boldsymbol{\epsilon}}(n) = \mathbf{U}^T \boldsymbol{\epsilon}(n)$  et  $\hat{\mathbf{e}}(n) = \mathbf{U}^T \mathbf{e}(n)$ .

Depuis  $\|\boldsymbol{\epsilon}(n)\|^2 \geq 0$  pour tous les  $n$ , la matrice diagonale  $\frac{\|\mathbf{X}^T(n)\mathbf{e}(n)\|^2}{\|\mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n)\mathbf{e}(n)\|^2} \mathbf{S}^2$  devient une matrice semi-définie positive et donc nous obtenons :

$$\sigma_1^2 \frac{\|\mathbf{X}^T(n)\mathbf{e}(n)\|^2}{\|\mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n)\mathbf{e}(n)\|^2} \leq 1 \quad (\text{III.38})$$

Où  $\sigma_1^2$  est la valeur propre maximale de ces matrices.

En conséquence, la taille du pas  $\mu_n$  du (III.31) prend une valeur comprise dans la plage.

$$0 < \mu_n = \frac{\|\mathbf{X}^T(n)\mathbf{e}(n)\|^2}{\|\mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n)\mathbf{e}(n)\|^2} \leq \frac{1}{\lambda_{m,n}} \quad (\text{III.39})$$

D'après cette équation, on remarque  $\mu_n$  en (III.31) satisfait à la condition initiale de (III.29).

On remarque que l'algorithme APLDS avec  $L = 1$  devient identique à l'algorithme NLMS, d'après l'équation (III.32).

Et si  $L = 2$ , c'est le cas particulier de l'algorithme APLDS,  $\lambda_{m,n}$  peut être obtenu facilement comme suit :

En utilisant les propriétés :

- $\lambda_1 + \lambda_2 = \text{tr}(\mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n))$
- $\lambda_1 \lambda_2 = \det(\mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n))$

Où  $\lambda_1$  et  $\lambda_2$  sont des valeurs propres de  $\mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n)$ . Maintenant, pour résoudre ces valeurs  $\lambda_1$  et  $\lambda_2$ , la valeur propre maximale est donnée comme suit :

$$\lambda_{m,n} = \frac{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}_{opt} + b_n}{\mathbf{w}(n) + \mathbf{X}(n)(\mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n))^{-1}\mathbf{e}(n) \left\{ a_n + a_{n-1} + [(a_n - a_{n-1})^2 + 4c_n^2]^{\frac{1}{2}} \right\}} \quad (\text{III.40})$$

Avec :  $a_n = \mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n)$  et  $c_n = \mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n-1)$

Dont le pas d'adaptation  $\mu_n$  est devient :

$$\mu_n = \frac{1}{\lambda_{m,n}} \quad (\text{III.41})$$

Ensuite en remplaçant  $\mu_n$  dans (III.28), pour obtenir la formule de la mise à jour dans le cas  $L = 2$ .

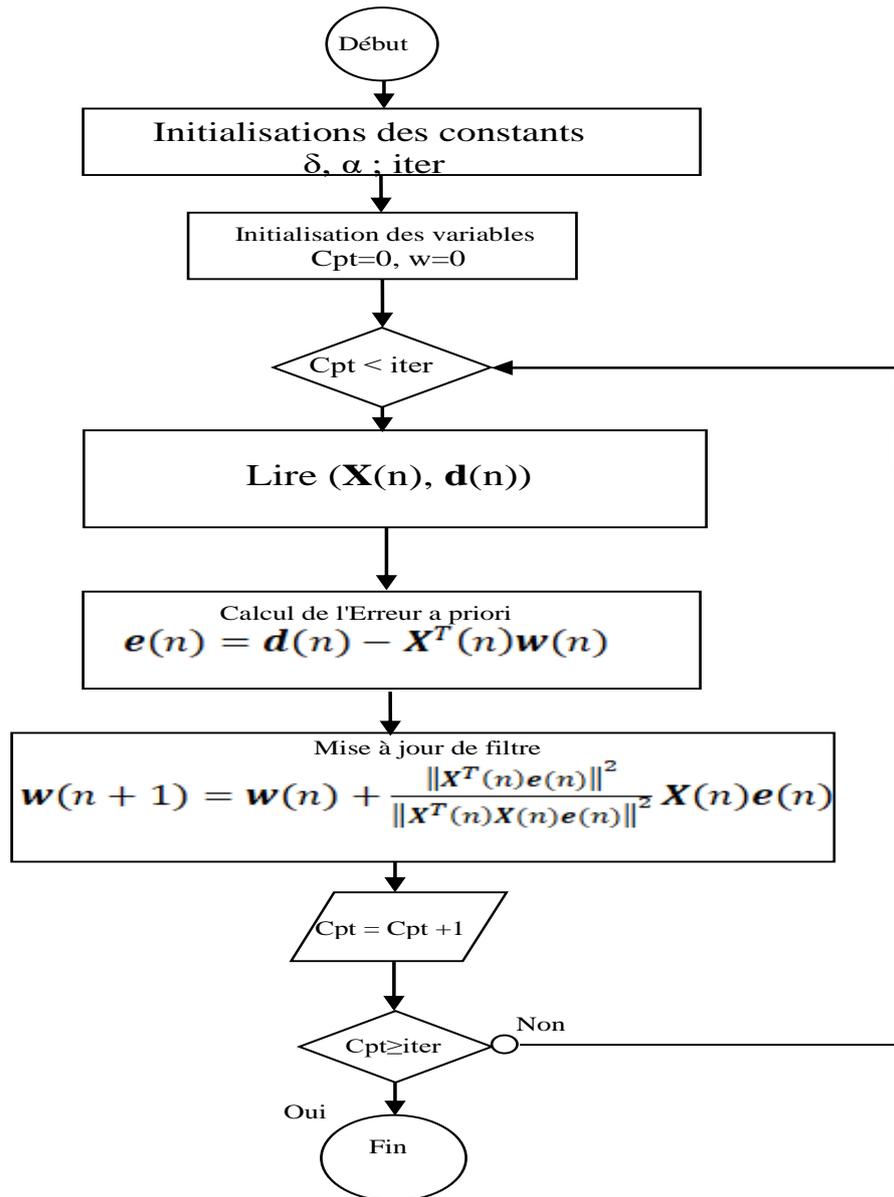


Figure III. 3. Organigramme de l'algorithme APLDS.

### III.4 Conclusion

L'algorithme APLDS offre une meilleure performance en termes de convergence et de réduction des erreurs pour les signaux fortement corrélés contrairement à l'APA standard, l'APLDS est basé sur la minimisation de l'erreur quadratique moyenne, sans pour autant forcer à zéro le vecteur d'erreur a posteriori. Cette approche permet d'éviter l'inversion de la matrice d'entrée, ce qui généralement une opération coûteuse en calculs.

Dans le prochain chapitre, nous allons présenter les résultats de simulation de l'algorithme proposé APLDS à travers plusieurs critères objectifs.

**Chapitre IV :**  
**Résultats de simulations**

## IV.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présenterons les résultats de simulation pour étudier les performances d'algorithme APLDS. D'abord, nous décrivons les différents signaux utilisés pour ces simulations, notamment le signal de parole, les signaux de bruit (bruit blanc, bruit USASI et bruit de moteur) avec ses spectrogrammes et le signal de mélange, aussi les réponses impulsionnelles employées dans nos tests. Ensuite, nous analyserons en détail les résultats obtenus avec l'algorithme APLDS proposé pour l'annulation du bruit. En revanche, nous discuterons des critères objectifs de qualité (SM et EQM) de l'algorithme APLDS par rapport à d'autres algorithmes adaptatifs NLMS et APA, en modifiant els paramètre des algorithmes.

## IV.2 Présentation des signaux utilisés

### IV.2.1 Signal de parole

Dans cette étude, nous avons un signal de parole provient d'un enregistrement du locuteur masculin dont le scénario est le suivant : « Un loup s'est jeté immédiatement sur la petite chèvre », avec une séquence de quatre secondes, échantillonnée à une fréquence de 8 kHz. La figure ci-dessous montre le signal de parole ainsi son spectrogramme.

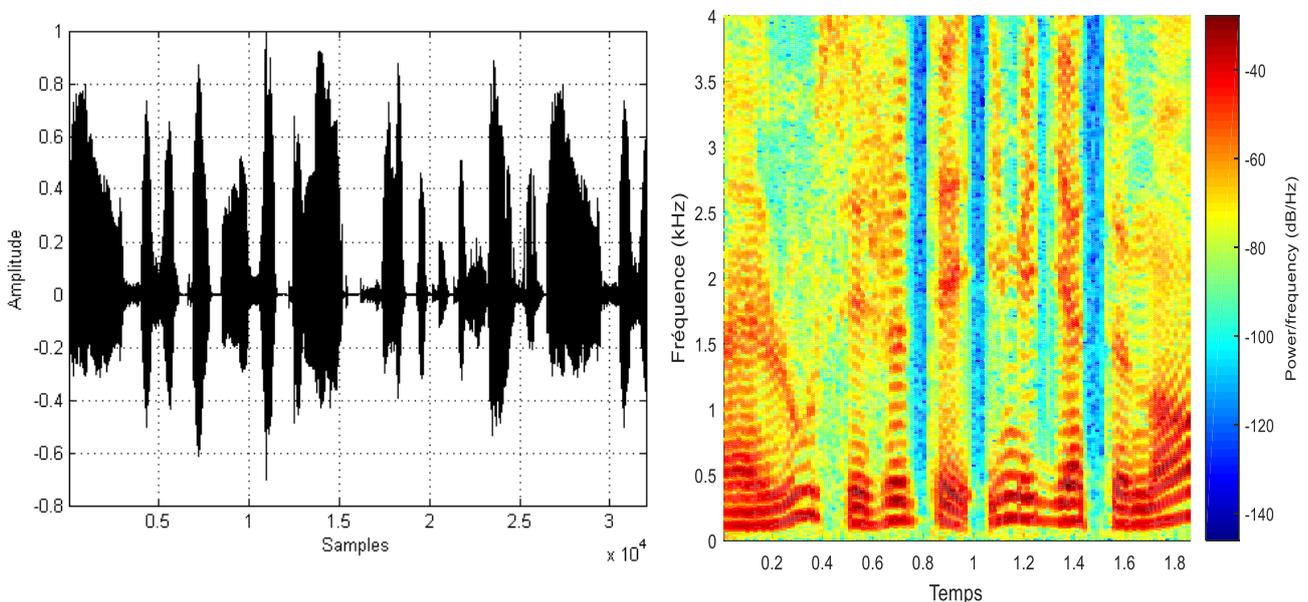


Figure IV. 1.Signal du locuteur et son spectrogramme.

## IV.2.2 Différents types de bruit

### IV.2.2.1 Bruit blanc

C'est un signal stationnaire et décorrélé, sa densité spectrale de puissance est la même pour toutes les fréquences. Il est principalement utilisé pour vérifier la stabilité de l'algorithme employé.

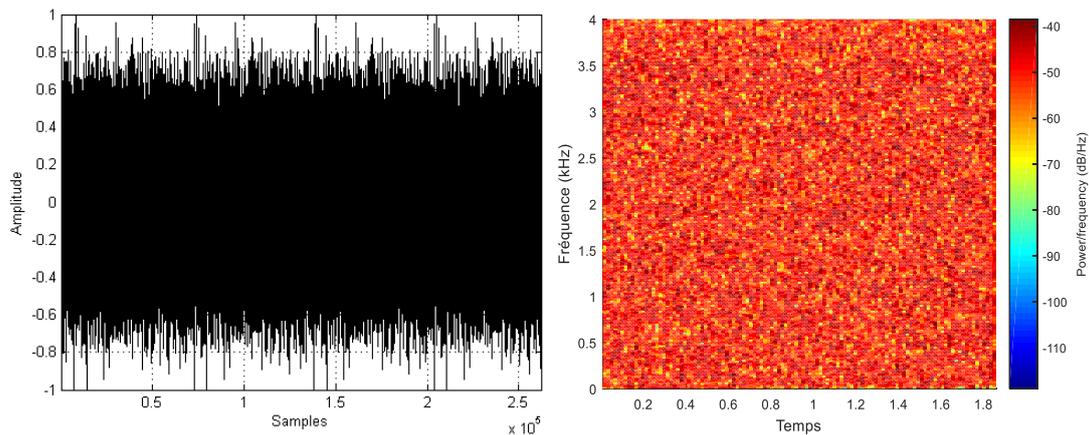


Figure IV. 2. Signal du bruit blanc avec son spectrogramme.

### IV.2.2.2 Bruit USASI

C'est un signal stationnaire et corrélé, utilisé pour tester l'évaluation de la vitesse de convergence des algorithmes adaptatifs. Son spectre ressemble au spectre moyen de la parole.

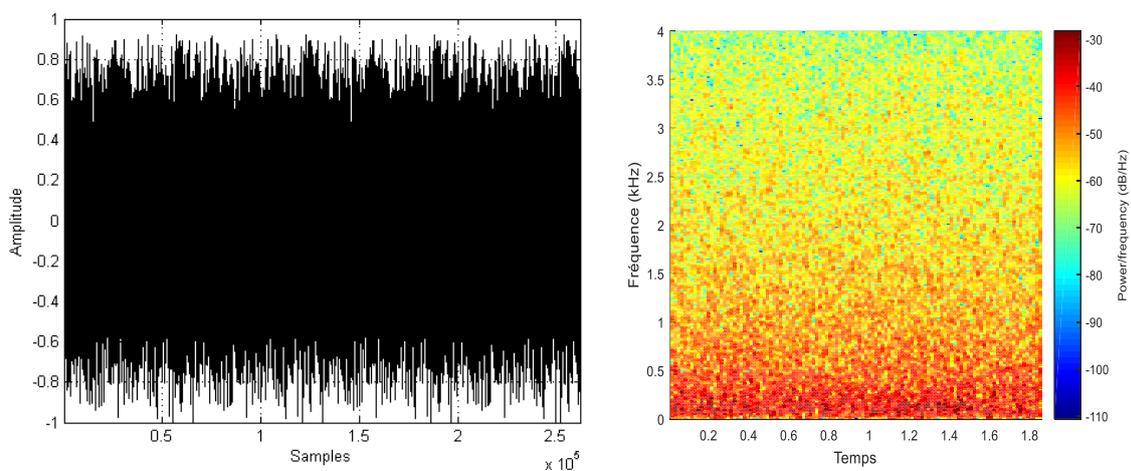


Figure IV. 3. Signal du bruit USASI et son spectrogramme.

### IV.2.2.3 Bruit de voiture

Parmi les différents bruits présents dans les voitures, le plus connu et très souvent gênant est le bruit du moteur d'une voiture. Nous allons tenter de réduire ce bruit à l'aide de l'algorithme APLDS. Nous avons choisi une voiture « HILUX TOYOTA ».

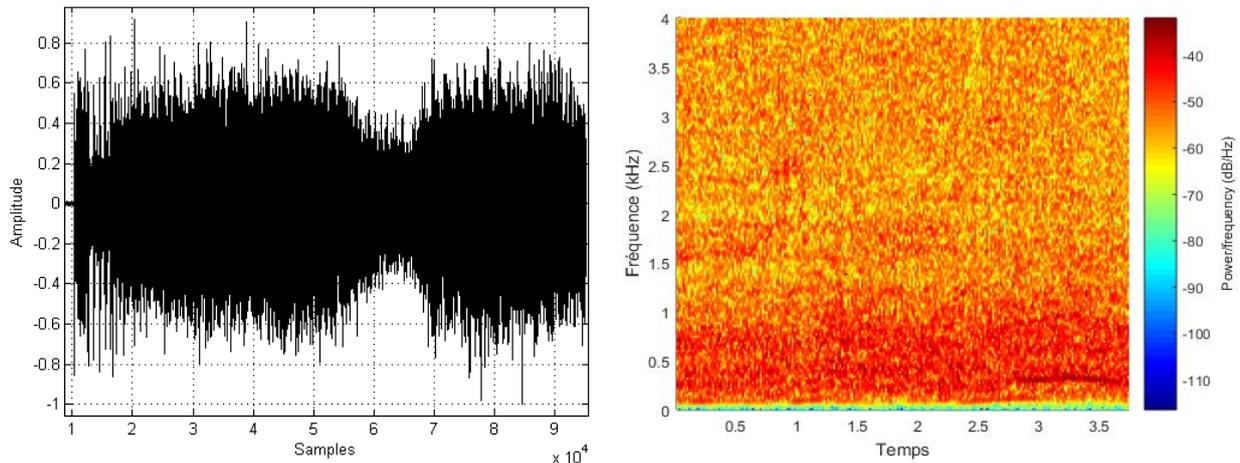


Figure IV. 4. Bruit de moteur et son spectrogramme.

### IV.2.3 Réponses impulsionnelles

La figure ci-dessous montre deux réponses impulsionnelles  $h_{12}$  et  $h_{21}$ , qui ont été générées à l'aide d'une fonction exponentielle amortie avec une taille du filtre  $L = 32$  échantillons. Elles permettent de modéliser les effets de la distance entre les deux microphones sur les signaux audio captés.

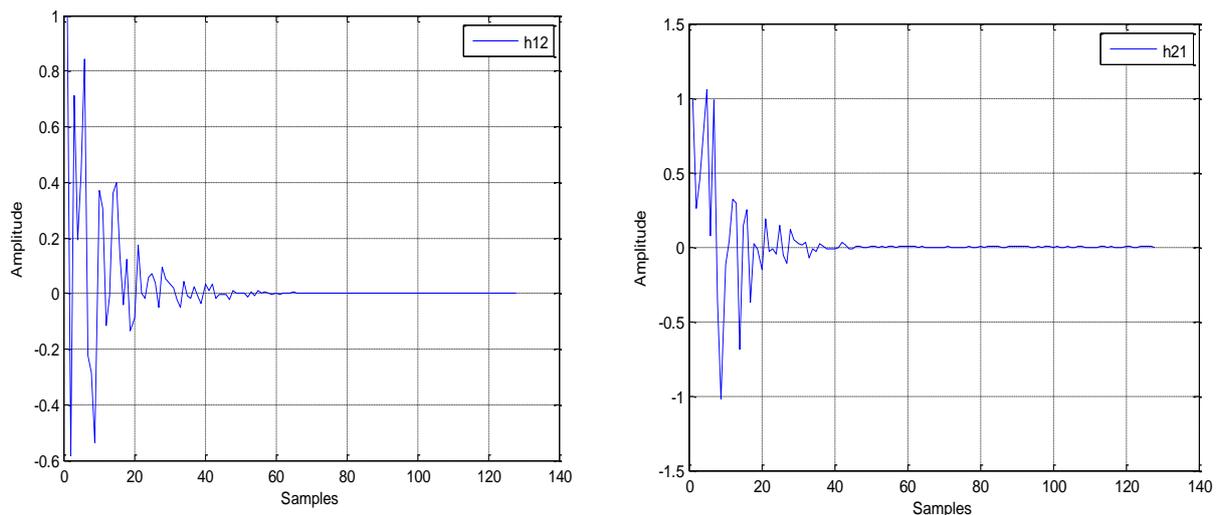


Figure IV. 5. Réponses impulsionnelles (RI)  $h_{12}$  et  $h_{21}$ .

### IV.2.4 Signaux de mélange convolutif

Dans cette partie, nous avons simulé la structure du mélange convolutif  $m_1(n)$  et  $m_2(n)$ , notamment, les signaux d'entrée (signal de parole) et le signal du bruit (moteur), avec la taille du filtre  $L = 32$ .

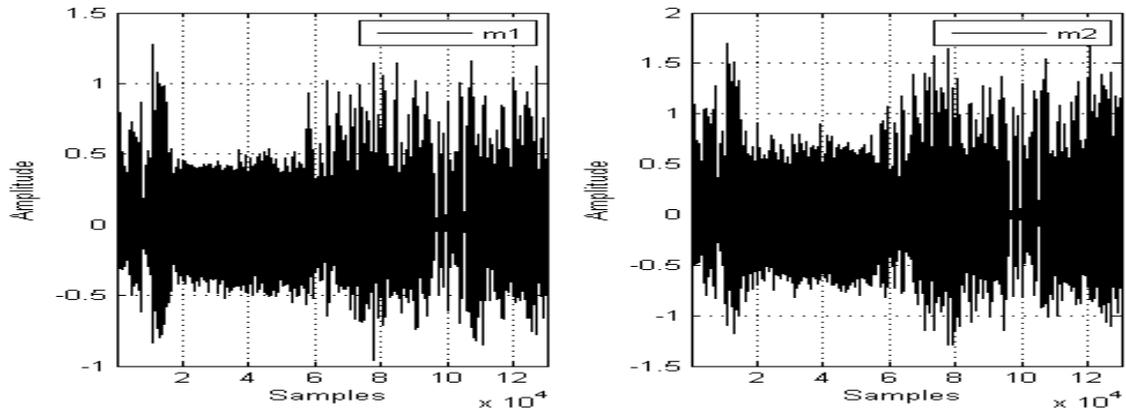


Figure IV. 6. Signaux de mélange.

### IV.2.5 Détection d'activité vocale

La détection d'activité vocale (DAV) est utilisée pour distinguer les périodes de parole et de silence. La figure suivante représente une DAV manuelle sur le même signal de parole de la figure (IV.1). Cette technique permet de contrôler l'adaptation des filtres adaptatifs  $w_{12}$  et  $w_{21}$ .

- Filtre  $w_{12}$  : ce filtre ne s'adapte que pendant les périodes de bruit seul, il s'adapte pour modéliser uniquement le bruit.
- Filtre  $w_{21}$  : il s'adapte durant les périodes auxquelles le signal de parole utile est présent.

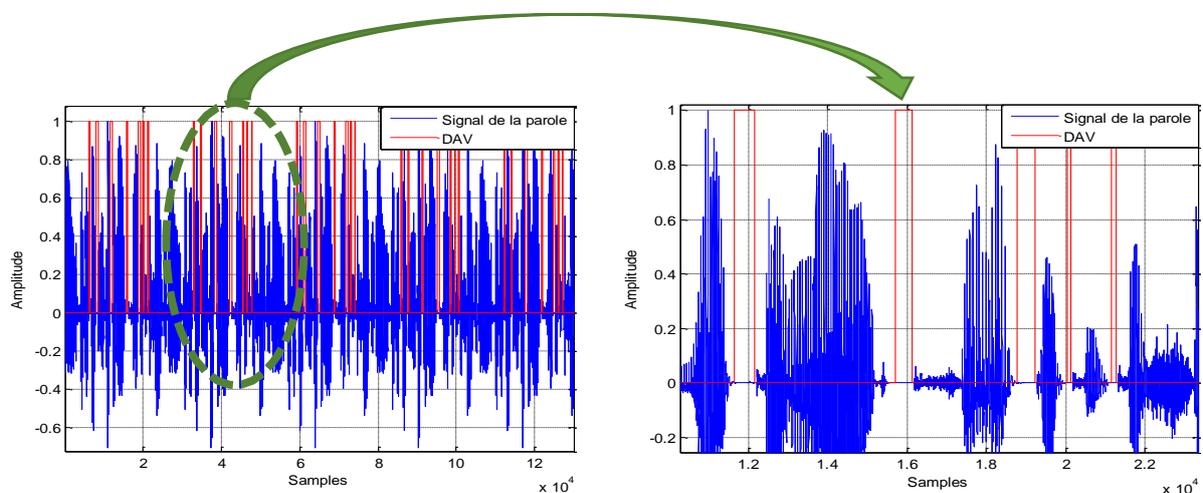


Figure IV. 7. Signal de la parole avec sa DAV.

## IV.2.6 Critères objectifs de qualité

Afin d'évaluer les performances de l'algorithme proposé APLDS, plusieurs critères d'évaluation ont été utilisés pour la réduction du bruit et l'amélioration de la qualité de la parole.

### IV.2.6.1 Erreur quadratique moyenne segmentée

L'EQM ou bien le MSE segmentée (SegMSE) est un critère de la qualité du bruit résiduel restant dans le signal après le traitement de rehaussement du locuteur. Il est calculé pendant les segments de silence du signal.

$$EQM = 10 \log_{10} 10\{E[|e(n)|^2]\} \quad (IV.1)$$

### IV.2.6.2 Système Mismatch

Le système Mismatch ou bien le critère de désajustement est utilisé pour évaluer la vitesse de convergence des systèmes de réduction de bruit basés sur les coefficients des filtres adaptatifs. Il est donné par la formule suivante :

$$SM|_{dB} = 10 \log_{10} \left( \frac{\|w_{21}(n) - h_{21}\|^2}{\|h_{21}\|^2} \right) \quad (IV.2)$$

- $h_{21}$  : la réponse impulsionnelle entre le bruit et le microphone.

## IV.3 Résultats de simulation

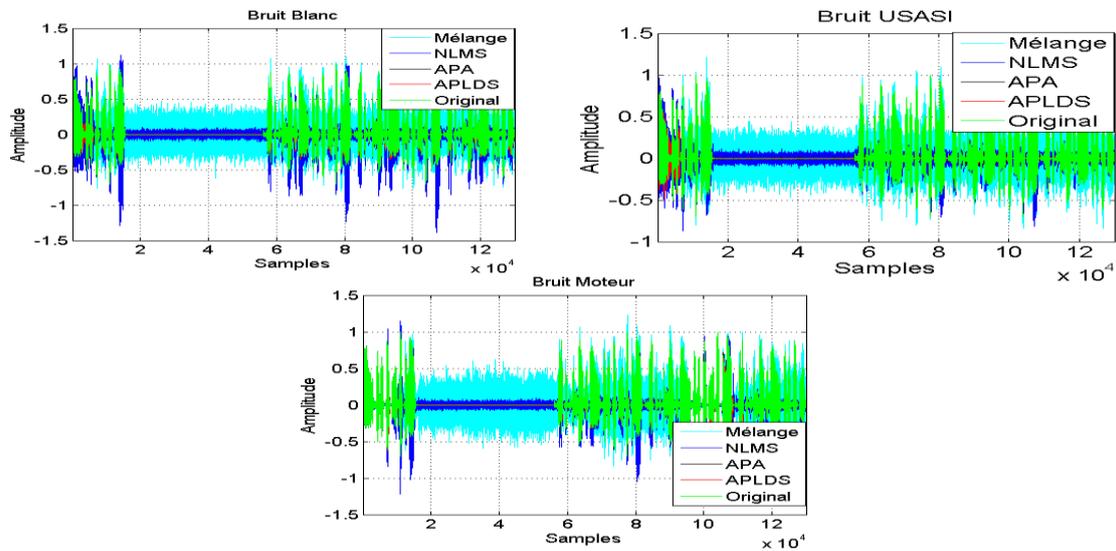
### IV.3.1 Comparaison entre différents types de bruit utilisés

Dans cette partie, nous avons utilisé les paramètres suivants :

- Signal parole source (Figure IV.1).
- Source de bruit (bruit blanc, bruit USASI et bruit moteur du voiture HILUX TOYOTA).
- Taille de filtres (L=32).
- Rapport signal sur bruit ( $RSB_1=RSB_2 = 0$ ).
- L'ordre de projection (M=8).
- Pas d'adaptation ( $\mu= 0.9$ ).

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

La figure IV.8 représente trois graphiques, chacun illustrant l'évolution temporelle du signal de parole estimé dans différents types de bruit, avec  $L=32$  et  $M=8$ .



**Figure IV. 8.** Evolution temporelle dans le cas du bruit blanc, bruit USASI et bruit moteur.

À partir des résultats obtenus, on remarque que l'algorithme proposé APLDS atténue le bruit plus efficacement que l'algorithme NLMS, qui présente une amplitude plus élevée dans les trois types de bruit étudiés. En particulier, la réduction du bruit moteur est nettement meilleure par rapport à celle du bruit blanc et du bruit USASI.

La figure suivante illustre la réponse impulsionnelle du filtre réel, avec les résultats des méthodes de filtrage NLMS, APA et APLDS, ainsi que la taille du filtre  $L=32$  et  $M=8$ . En comparant avec différents types de bruit (à droite le bruit blanc, à gauche le bruit USASI et en bas le bruit moteur).

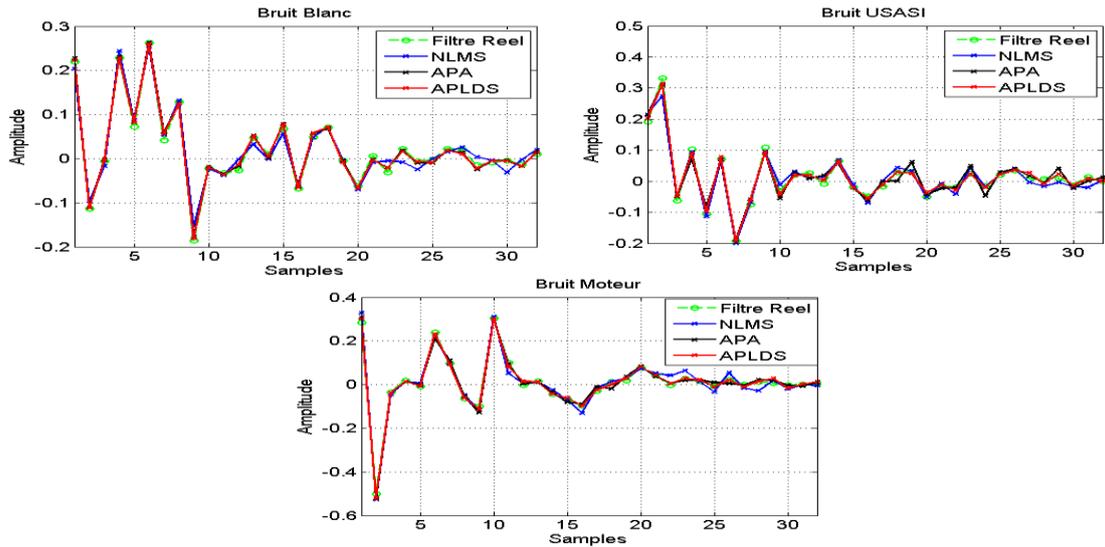


Figure IV. 9. RI dans les cas bruit blanc, bruit USASI et bruit moteur.

D'après la figure IV.9, on constate que des algorithmes APA et APLDS se superposent presque parfaitement à la réponse impulsionnelle du filtre réel dans les trois types de bruit. Tandis que le NLMS ne converge pas bien au bruit du moteur.

La figure IV.10 présente trois graphiques illustrant la comparaison des performances des trois algorithmes (NLMS, APA et APLDS) en termes d'erreur quadratique moyenne (EQM) en dB, avec  $L=32$  et  $M=8$ .

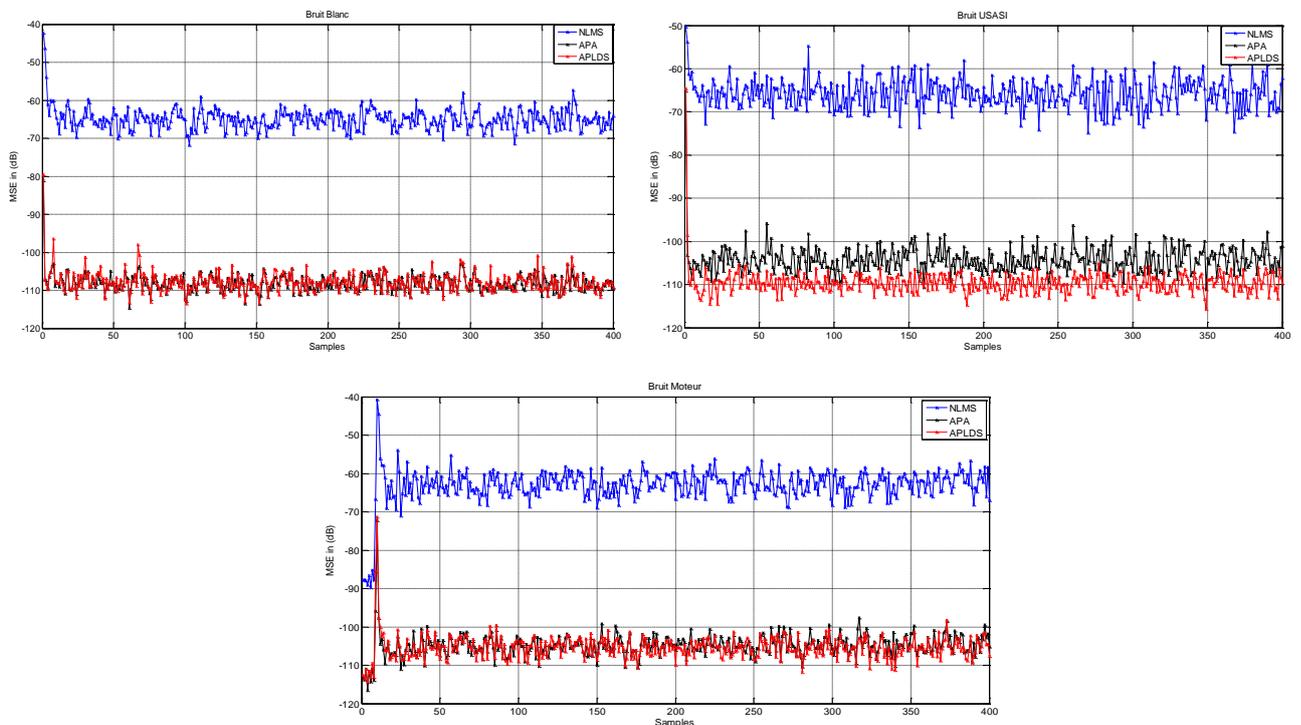
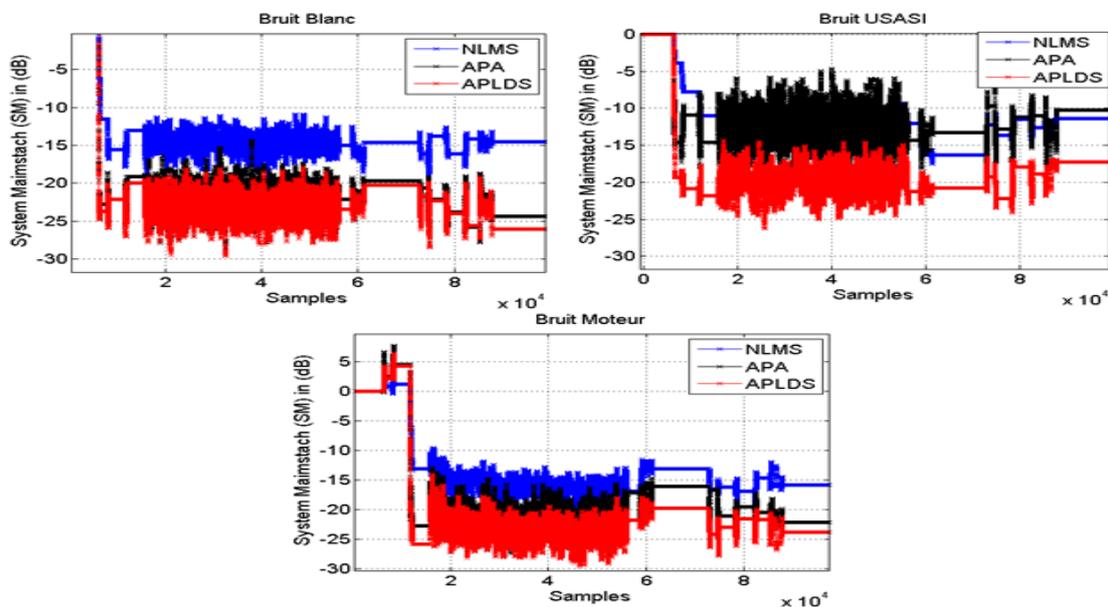


Figure IV. 10. Critère du MSE dans les cas bruit blanc, bruit USASI et bruit moteur.

D'après les résultats obtenus dans la figure IV.10, on remarque que les algorithmes APA et APLDS proposé ont une vitesse de convergence rapide par rapport à l'algorithme NLMS dans les trois cas des bruits. On remarque qu'APLDS montrant la MSE la plus basse et la plus stable, environ  $-100$  dB, et APA légèrement au-dessus. Ainsi l'algorithme APA et APLDS sont très proches et se superposent dans le cas du bruit blanc et le bruit de moteur, par contre dans le cas bruit USASI, on remarque l'algorithme APLDS proposé offre les meilleures performances en termes de vitesse de convergence.

La figure suivante présente un ensemble de trois graphes du critère désajustement (SM) en dB sur un certain nombre d'échantillons avec  $L=32$  et  $M=8$ . Pour comparer les performances des algorithmes (NLMS, APA et APLDS) avec les bruits.



**Figure IV. 11.** Critère SM dans les cas bruit blanc, bruit USASI et bruit moteur.

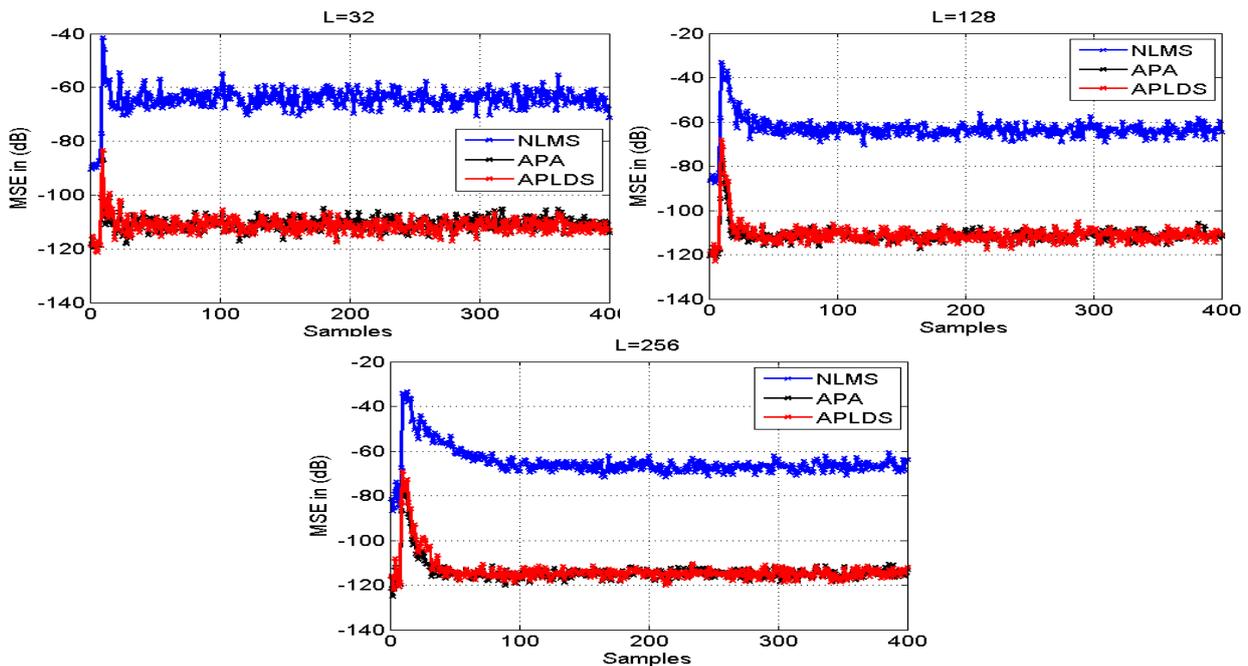
D'après ces résultats, on remarque que l'algorithme APLDS (en rouge) converge plus rapidement, atteint environ 23 dB et qu'il est superposé avec l'algorithme APA dans le cas du bruit blanc. Pour le bruit USASI, APLDS continue de montrer une meilleure performance de convergence, avec un désajustement final inférieur à celui des autres algorithmes. Pour le bruit moteur, l'algorithme APLDS conserve sa supériorité en termes de vitesse de convergence et de faible désajustement final, approximativement -25 dB. APA suit de près, mais avec une performance légèrement inférieure. NLMS continue de montrer la plus grande instabilité et les plus grandes fluctuations parmi les trois bruits variés.

### IV.3.2 Comparaison entre différentes tailles de filtre

Dans cette partie, nous avons utilisé les paramètres suivants :

- Signal parole source (Figure IV.1).
- Source de bruit (bruit moteur).
- Taille de filtres ( $L=32, 128$  et  $256$ ).
- Rapport signal sur bruit ( $RSB_1=RSB_2 = 0$ ).
- L'ordre de projection ( $M=8$ ).
- Pas d'adaptation ( $\mu= 0.9$ ).

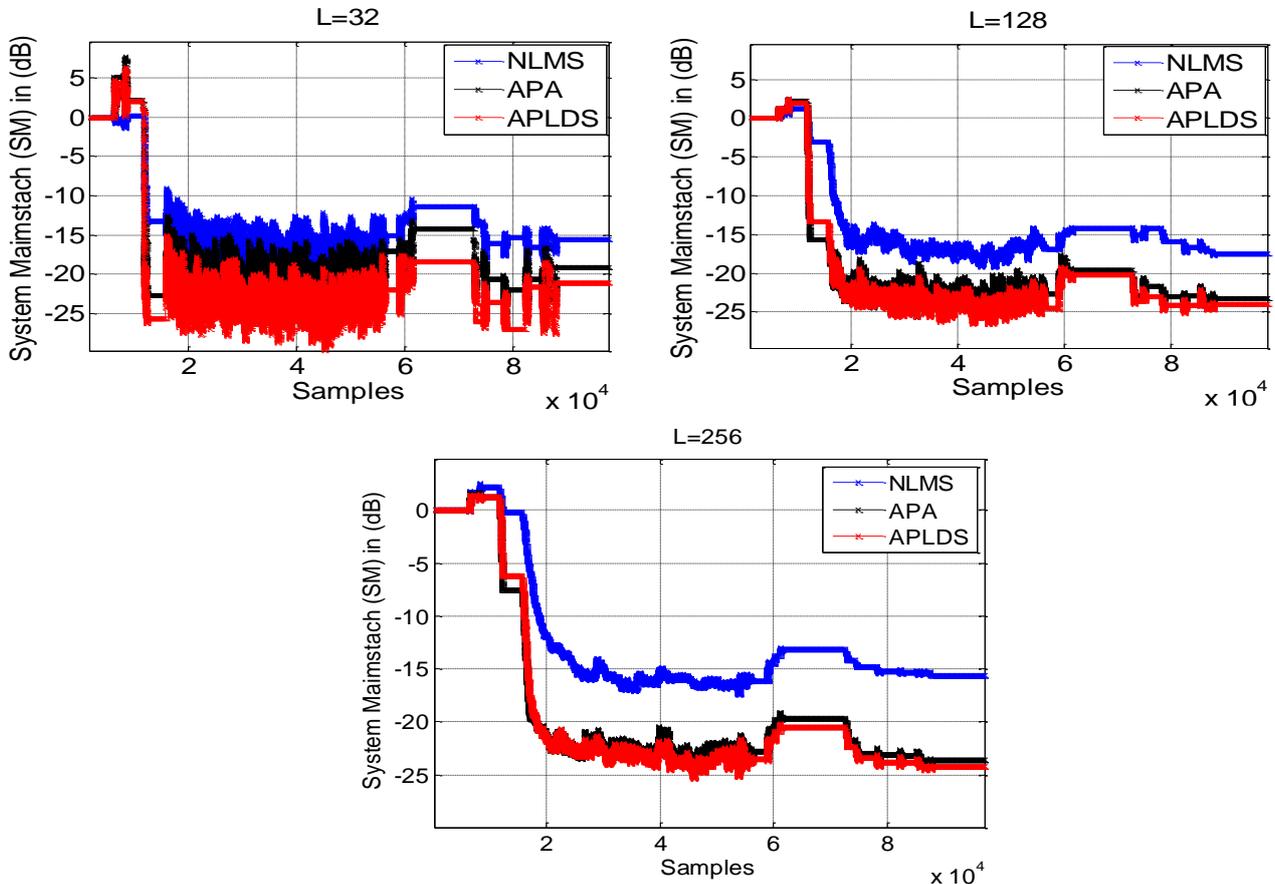
La figure IV.12 représente le critère MSE segmenté dans différentes tailles  $L=32$ ,  $L=128$ ,  $L=256$  dans le cas du bruit de moteur.



**Figure IV. 12.** Critère MSE dans les cas  $L=32$ ,  $L=128$ ,  $L=256$ .

D'après la figure IV.12 On remarque que les algorithmes APA et APLDS sont presque similaires à la vitesse de convergence et restent stables à  $-110$  dB dans les trois tailles choisies.

La figure IV.13 est un ensemble de trois graphiques comparant les performances de différents algorithmes, à savoir NLMS, APA et APLDS, en termes de désadaptation du système (SM) en dB sur un certain nombre d'échantillons avec  $L=32$ ,  $L=128$  et  $L=256$ .



**Figure IV. 13.** Critère SM dans les cas  $L=32$ ,  $L=128$ ,  $L=256$ .

On observe dans la figure IV.13 que le SM de l'algorithme APLDS se diminue plus rapidement et se stabilise autour de -25 dB, confirmant une performance supérieure parmi tous les algorithmes testés et pour toutes les tailles du filtre. On remarque aussi l'augmentation de la taille du filtre améliore la performance de l'algorithme APLDS.

### IV.3.3 Comparaison entre différents ordres de projection

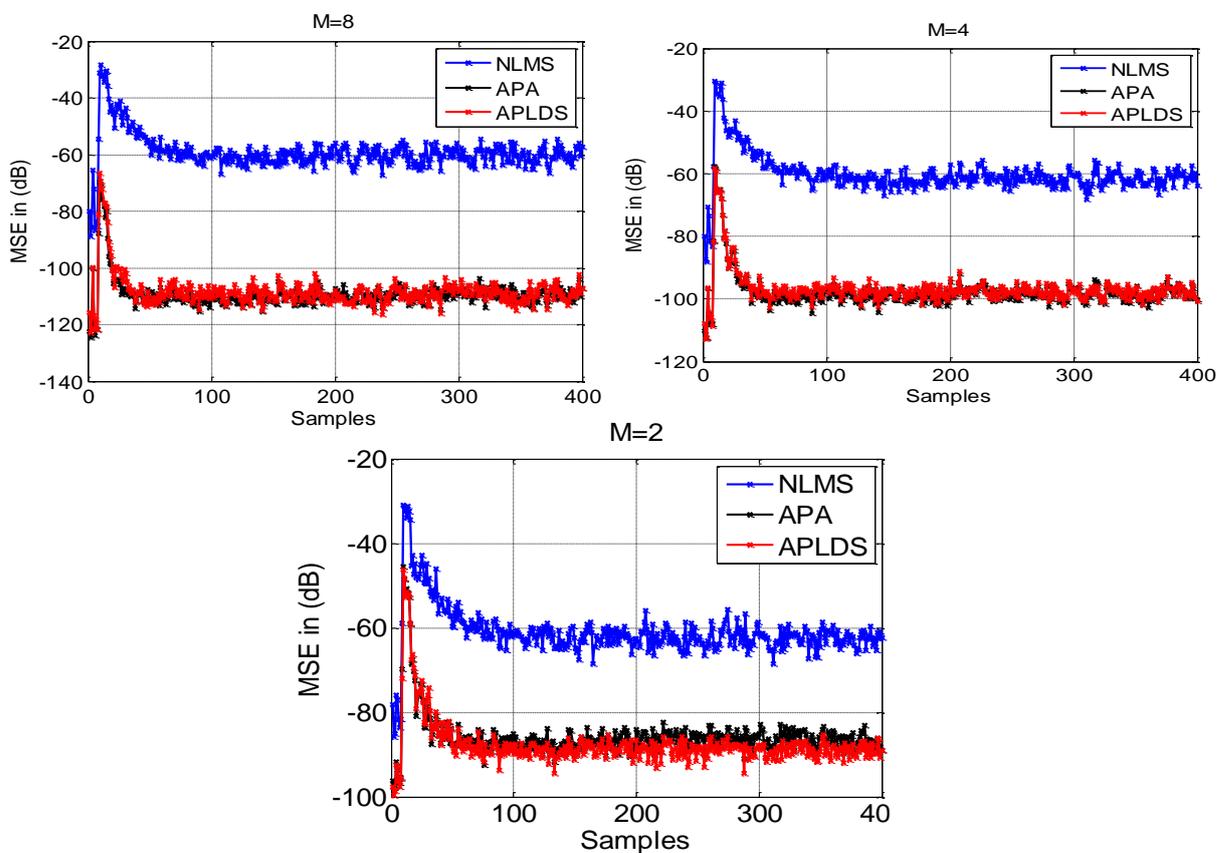
Dans cette partie, nous avons utilisé les paramètres suivants :

- Signal parole source (Figure IV.1).
- Source de bruit (bruit moteur).
- Taille de filtres ( $L=256$ ).

- Rapport signal sur bruit ( $RSB_1=RSB_2 = 0$ )
- L'ordre de projection ( $M=8, 4$  et  $2$ ).
- Pas d'adaptation ( $\mu= 0.9$ ).

Les figures suivantes présentes l'effet de l'ordre de projection sur chaque critère SM et MSE dont la source du bruit est bruit moteur pour avoir les performances du nouvel algorithme proposé (APLDS).

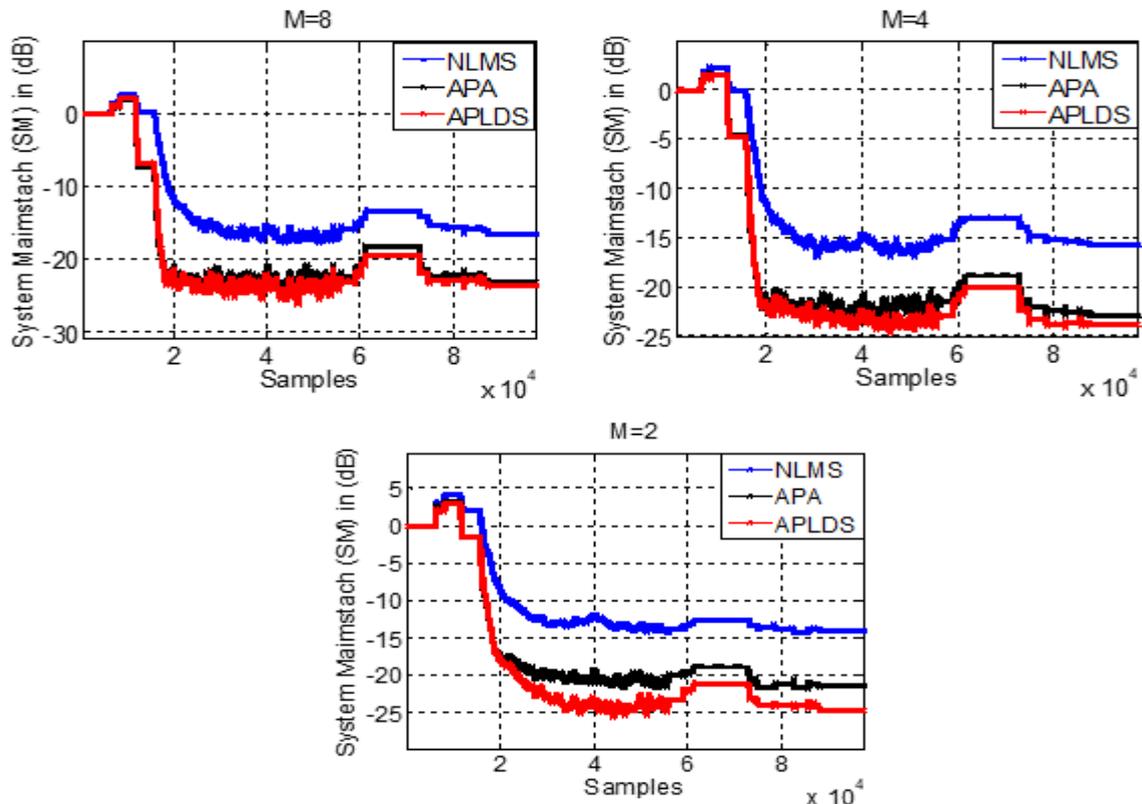
La figure IV.14 représente le critère MSE segmenté dans différents ordres de projection  $M=8$ ,  $M=4$ ,  $M=2$  dans le cas du bruit de moteur.



**Figure IV. 14.** Critère MSE dans les cas  $M=8$ ,  $M=4$ ,  $M=2$ .

La figure IV.14 montre que quel que soit l'ordre de projection choisi, l'algorithme APL offre systématiquement les meilleures performances dans le contexte du bruit moteur, en termes de rapidité de convergence et de niveau de MSE atteint.

La figure IV.15 présente trois graphes de critères de désajustement (SM) en dB sur un certain nombre d'échantillons avec des paramètres  $L=256$  dans différent ordre de projection, pour comparer les performances des algorithmes NLMS, APA et APLDS.



**Figure IV. 15.** Critère SM dans les cas  $M=8$ ,  $M=4$ ,  $M=2$ .

D'après les résultats obtenus dans la figure IV.15, on remarque l'algorithme APLDS offre systématiquement de meilleures performances en termes de désajustement (SM) pour les différents ordres de projection ( $M=8$ ,  $M=4$ ,  $M=2$ ). On remarque que la dégradation de l'ordre de projection  $M$  améliore la performance de l'algorithme APLDS et se stabilise en  $-25$  dB et maintient sa supériorité par rapport aux algorithmes NLMS et APA.

## IV.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les résultats de simulation des algorithmes de filtrage adaptatif NLMS, APA et APLDS. Pour cela, nous avons utilisé un signal de parole en entrée du système et trois types de bruit.

Après tous les résultats présentés, nous pouvons affirmer que l'algorithme APLDS a montré une meilleure performance dans la réduction du bruit acoustique que les algorithmes NLMS et APA.

## **Conclusion Générale**

## Conclusion Générale

---

En conclusion, ce projet de fin d'études a permis d'explorer des solutions innovantes pour réduire le bruit acoustique dans les environnements automobiles, en vue d'améliorer la qualité de communication téléphonique en voiture. Nous avons présenté quelques notions sur la parole et ces caractéristiques, les types de mélanges des signaux et diverses sources de bruit rencontrés dans les véhicules.

En deuxième lieu, nous avons examiné le principe du filtrage de Wiener pour minimiser l'erreur quadratique moyenne et réduire le bruit. Au-delà, nous avons expliqué le filtrage adaptatif, qui permet une adaptation dynamique des paramètres du filtre aux conditions changeantes du signal. Différents algorithmes adaptatifs sont ainsi présentés, comme LMS et sa version normalisée NLMS.

Nous avons présenté l'algorithme APA pour évaluer les caractéristiques d'un système inconnu en utilisant différents vecteurs d'entrée. Parmi les inconvénients de cet algorithme, c'est la complexité de calcul qui contient la matrice et la matrice inverse. Dans ce cas-là, nous avons proposé un nouvel algorithme qui est similaire à l'APA en bi capteurs l'algorithme APLDS pour faciliter les calculs.

Nous avons testé l'algorithme proposé APLDS, en utilisant un signal d'un locuteur avec trois types de bruit (bruit blanc, bruit USASI et bruit de moteur d'une voiture quelconque) en comparant aux algorithmes APA à travers des critères de qualité du système de désajustement et le SegMSE, avec différentes tailles du filtre et l'ordre de projection.

Les résultats de cette étude prouvent que l'algorithme APLDS a une vitesse de convergence rapide et est toujours performant par rapport aux algorithmes NLMS et APA. Aussi, l'algorithme APLDS est facile à calculer par rapport à l'algorithme APA. Nous avons démontré que notre algorithme est capable d'efficacement rehausser la parole et d'atténuer le bruit acoustique dans les conditions très défavorables.

# **Bibliographie**

## Bibliographie

---

- [1] L. Buniet, « Traitement automatique de la parole en milieu bruite : étude de modèles connexionnistes statiques et dynamiques », Thèse de doctorat, l'Université Henri Poincaré, 1997.
- [2] M. Kadri, « Apprentissage des sons spécifiques de l'arabe standard par des apprenants étrangers », Mémoire de master, Ecole Nationale Polytechnique, 2015.
- [3] Y. Aziza, « Modélisation AR et ARMA de la parole pour une vérification robuste du locuteur dans un milieu bruite en mode dépendant du texte », Mémoire de magister, Université Ferhat Abbas Sétif, 2013.
- [4] R. Bendoumia, « Annulation du bruit par les méthodes de séparation de sources aveugles. Application aux systèmes de télécommunications numériques », Thèse de doctorat, Université Saad Dahleb Blida, 2014.
- [5] F. Naer, S. Rabee, « Un algorithme efficace pour le rehaussement du signal de parole », Mémoire de master, Université de Blida 1, Juin 2022.
- [6] P. Loiseau, « Contrôle actif acoustique du bruit large bande dans un habitacle automobile », Thèse de doctorat, l'Ecole Nationale Supérieure des Mines de Nantes, 2016.
- [7] F. Zahi, C. Chiheb, « Etude et simulation de l'algorithme NLMS dans l'annulation de l'écho acoustique des salles », Mémoire de master, USDB, 2020.
- [8] M. Omari, et S. Abdat, « Nouvelle version proportionnelle de l'algorithme backward bi-capteurs pour la réduction du bruit acoustique », Mémoire de master, USDB 2019.
- [9] N. Belalia, et M. Hadjalla, « Développement d'un algorithme RNQ efficace pour la réduction bi-capteur du bruit acoustique », Mémoire de master, USDB 2022.
- [10] J. Benesty, « Traitement des signaux numériques, filtrage adaptatif et analyse spectrale », inrs-emt canada, note technique, 2005.
- [11] Z. Abidat, « Conception d'un système anti-bruit pour des systèmes de ventilation (partie Software) », IUP Génie Electrique et Informatique Industrielle, Science et Technologie de Languedoc, Université de Montpellier II, Rapport du stage, Septembre 2006.

## **Bibliographie**

---

- [12] J.-F. Bercher & P. Jardin, « Introduction au filtrage adaptatif », ESIEE Paris, Rapport de recherche, 2003.
- [13] B. Widrow et M. Hoff, « Adaptive Switching Circuits », Wescom conv. Rec., v.4, (1960), 96-140.
- [14] C. Ghanem et I. Fedlaoui, « Algorithmes adaptatifs à pas variables pour la poursuite d'un canal acoustique non stationnaire », Mémoire de master, USDB, 2020.