

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne démocratique et populaire

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

جامعة سعد دحلب البلدية
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك
Département d'Électronique



Mémoire de Master

Filière : Télécommunications
Spécialité : Réseaux & Télécommunications

Présenté par :

SAHLAOUI Maroua

&

SAHRAOUI Anissa

Réduction du bruit acoustique dans les avions avec un algorithme NLMF-Wiener

Proposé par : Pr. DJENDI Mohamed

Année Universitaire 2023-2024

Remerciement

Remerciement

Dans ce moment de gratitude, nous nous tournons humblement vers Dieu, reconnaissant sa présence constante dans nos vies. À travers les hauts et les bas de ce parcours, nous avons senti sa main bienveillante nous guider et sa lumière éclairer nos chemins. Pour cette bénédiction inestimable, nous lui sommes infiniment reconnaissants.

À nos parents bien-aimés, pilier de notre édification et source inépuisable de soutien, nous adressons nos plus sincères remerciements. Leur amour inconditionnel, leurs sacrifices silencieux et leurs encouragements constants ont été le fondement sur lequel nous avons bâti notre réussite. Leurs valeurs et leur exemple ont été notre boussole, nous guidant vers l'excellence avec tendresse et détermination.

À nos enseignants dévoués, gardiens du savoir et architectes de notre éducation, nous exprimons notre profonde reconnaissance. Leurs connaissances partagées, leur passion pour l'enseignement et leur patience infinie ont été des sources d'inspiration et de croissance. Leurs conseils éclairés ont élargi nos horizons intellectuels et nous ont armés pour affronter les défis de demain.

Enfin, à notre encadrant dévoué, **Pr. DJENDI Mohamed**, nous adressons nos plus chaleureux remerciements. Son expertise, son dévouement et son soutien indéfectible ont été des atouts précieux dans la réalisation de ce projet. Sa guidance avisée et ses encouragements constants ont été le moteur qui nous a poussés vers l'excellence, et pour cela, nous lui sommes profondément reconnaissants.

À tous ceux qui ont contribué à notre succès, que ce soit par leur présence bienveillante, leur enseignement précieux ou leur soutien inébranlable, nous vous adressons nos plus sincères remerciements. Ce travail est le fruit de vos efforts combinés, et nous sommes honorés de pouvoir le partager avec vous.

Dédicace

Dédicace

À mes chers parents, votre présence inconditionnelle à chaque instant de ma vie a été un soutien irremplaçable. Grâce à vous, j'ai pu surmonter mes doutes, guérir mes blessures et partager mes joies. Votre amour et votre dévouement ont été pour moi une source d'inspiration et de force.

À mon frère **Khaled**, tu es mon compagnon de vie, mon allié dans les moments difficiles et mon partenaire dans les moments de joie.

À ma chère amie et binôme Maroua.

À mes cousines Chaima, Nassima, Nesserine et Oumaima qui m'ont toujours encouragé, et à qui je souhaite beaucoup de succès.

À mes amies Manel, Ikram, Ihcene et Samah, j'exprime ma sincère gratitude. Votre amitié, votre soutien indéfectible et votre présence inconditionnelle ont éclairé mon chemin.

Avec tout mon amour et ma gratitude, je vous dédie cet humble travail.

Anissa

Dédicace

Dédicace

Je dédie ce travail de fin d'étude :

À ma chère mère, à mon cher père qui ont toujours m'ont soutenu. Leurs encouragements et pour leur amour inconditionnel ont été une source inestimable de motivation tout au long de ce parcours.

À mon frère Abdelmalek, mes sœurs Khalida, Wissem et Wiaam pour ses soutiens et leurs conseils précieux tout au long de mes études.

À mes amis, pour leur soutien moral, leur camaraderie et leurs encouragements.

À ma chère binôme Anissa.

À mes amies Manel et Ikram, j'exprime ma sincère gratitude. Votre amitié, votre soutien indéfectible et votre présence inconditionnelle ont éclairé mon chemin.

À tous ceux qui de près ou de loin par leur inspiration, leur soutien et leurs conseils.

Maroua

ملخص:

يتمثل أحد التحديات الرئيسية لأنظمة الاتصالات في ضمان جودة الإشارة المثلى، سواء تم استقبالها في بيئة هادئة أو صاخبة. في معظم الحالات، تتعرض الإشارة الصوتية للتشويش بسبب أنواع مختلفة من الضوضاء، على الرغم من الجهود الجبارة التي يبذلها مهندسو الاتصالات والمتخصصون. لذلك تهدف تقنيات الحد من الضوضاء في دراسة التقاط الصوت إلى إزالة هذا التشويش مع الحفاظ على وضوح الإشارة المفيدة. لقد اقترحنا خوارزمية جديدة أظهرت نتائج أفضل بكثير من الخوارزميات الأخرى. تعتمد هذه الخوارزمية على النسخة الموحدة من خوارزمية LMF مع حساب Wiener. **الكلمات المفتاحية:** الحد من الضوضاء، خوارزمية LMF، Wiener.

Résumé:

L'un des principaux défis des systèmes de communication est de garantir une qualité optimale du signal, qu'il soit reçu dans un environnement calme ou bruyant. Dans la plupart des cas, le signal vocal est perturbé par différents types de bruits, malgré tous les efforts des ingénieurs et spécialistes des télécommunications. Les techniques de réduction du bruit dans l'étude de la capture audio visent donc à éliminer ces interférences tout en préservant la clarté du signal utile. Nous avons proposé un nouvel algorithme qui a montré de bien meilleurs résultats que les autres algorithmes, cet algorithme est basé sur la version normalisée de l'algorithme LMF (Least Mean Fourth) combiné avec le calcul de Wiener.

Mot clés: Réduction de bruit, Wiener, algorithme LMF.

Abstract:

One of the main challenges of communication systems is to guarantee optimum signal quality, whether received in a quiet or noisy environment. In most cases, the voice signal is disturbed by various types of noise, despite the best efforts of telecommunications engineers and specialists. Noise reduction techniques in the study of audio capture therefore aim to eliminate such interference while preserving the clarity of the useful signal. We have proposed a new algorithm, based on the normalized version of the LMF (Least Mean Fourth) algorithm combined with Wiener calculation, which has shown much better results than other algorithms.

Keywords: Noise reduction, Wiener, LMF algorithm.

Liste des abréviations

- **AR:** Autorégressive.
- **dB:** Décibel.
- **DCT:** Transformées en Cosinus Discret.
- **EQM:** Erreur Quadratique Moyenne.
- **F-16:** Falcon-16.
- **FTF:** Fast Transversal Filter.
- **LMS:** Least Mean Squares.
- **LMF:** Least Mean Fourth.
- **MIPS:** Million Instructions Per Second.
- **NLMS:** Normalized Least Mean Squares.
- **NLMF:** Normalized Least Mean Fourth.
- **PS:** Puissance du Signal.
- **PB:** Puissance du Bruit.
- **RSB:** Rapport Signal sur Bruit.
- **RIF:** Finite Impulse Response.
- **SSP:** Soustraction Spectrale de Puissance.
- **SSA:** Soustraction Spectrale d'Amplitude.
- **SM:** System Mismatch.
- **VLSI:** Very Large-Scale Integration.

Table des matières

Introduction générale 1

CHAPITRE 1 : Généralités sur la parole et le bruit acoustique

1.1	Introduction	3
1.2	Signal de parole.....	3
1.2.1	Définitions.....	3
1.2.2	Caractéristiques du signal parole	3
1.3	Bruit.....	4
1.3.1	Définition	4
1.3.2	Types de bruit	4
1.3.3	Couleurs de bruit.....	5
1.3.4	Modèles de bruit	5
1.3.5	Rapport signal sur bruit	5
1.3.6	Sources de bruit des avions	6
1.4	Mélanges des signaux	9
1.4.1	Mélange linéaire instantané.....	9
1.4.2	Mélange linéaire convolutif	10
1.5	Réduction du bruit	11
1.5.1	Méthodes mono-capteur	11
1.5.2	Méthodes bi-capteurs	11
1.5.3	Méthodes multi-capteurs.....	12
1.6	Conclusion.....	14

CHAPITRE 2 : Filtres et filtrage adaptatif

2.1	Introduction	15
2.2	Filtrage de Wiener.....	15
2.2.1	Définition	15
2.2.2	Principe de Wiener.....	16
2.2.3	Relation d'orthogonalité	16
2.3	Filtrage adaptatif	17
2.3.1	Définition	17
2.3.2	Principe et fonctionnement de filtrage adaptatif.....	18
2.3.3	Application du filtrage adaptatif	19
2.4	Algorithmes adaptatifs.....	21
2.4.1	Définitions.....	21
2.4.2	Choix de l'algorithme	21
2.5	Algorithme du gradient stochastique LMS	21
2.5.1	Caractéristiques de l'algorithme LMS.....	23
2.6	Algorithme du gradient stochastique normalisé NLMS	24

Table des matières

2.7	Conclusion.....	24
CHAPITRE 3 : Proposition d'un algorithme adaptatif de type NLMF-Wiener		
3.1	Introduction	25
3.2	Least Mean Fourth LMF.....	25
3.3	Normalized Least Mean Fourth NLMF	27
3.4	Algorithme NLMF-Wiener	28
3.5	Conclusion.....	31
CHAPITRE 4 : Résultats de simulation		
4.1	Introduction	32
4.2	Signaux utilisés	32
4.2.1	Signal de la parole	32
4.2.2	Signaux de bruit	32
4.2.3	Réponses impulsionnelles	34
4.2.4	Mélange des signaux	34
4.2.5	Détection d'Activité Vocale.....	35
4.2.6	Critère de système SM et Critère EQM.....	36
4.2.7	Paramètres de simulation	36
4.3	Résultats de simulation	36
4.3.1	Entrée bruit blanc	36
4.3.2	Entrée bruit USASI	39
4.3.3	Entrée bruit d'avion.....	42
4.4	Conclusion.....	45
Conclusion générale.....		46
Bibliographie		47

Liste des figures

Figure 1.1. Évolution du bruit de jet.	7
Figure 1.2. Vibrations de la structure provoquées par le moteur.	8
Figure 1.3. Bruit de la turbulence aérodynamique.	8
Figure 1.4. Modèle du mélange linéaire instantané avec Q sources et C observations.	9
Figure 1.5. Schéma du mélange convolutif avec Q sources et C observations.	10
Figure 1.6. Modèle de débruitage monovoie.	11
Figure 1.7. Mélange convolutif bi-capteurs.	12
Figure 1.8. Mélange convolutif bi-capteurs simplifié.	12
Figure 1.9. Réduction de bruit par les techniques multi-capteurs.	13
Figure 2.1. Schéma du filtrage de Wiener.	15
Figure 2.2. Principe de filtrage adaptatif.	18
Figure 2.3. Schéma du principe de l'identification des systèmes par le filtrage adaptatif.	20
Figure 2.4. Schéma de la prédiction.	20
Figure 2.5. Schéma de principe de modélisation inverse.	20
Figure 2.6. Schéma de principe d'annulation d'interférence.	21
Figure 2.7. Schéma représentatif de l'algorithme LMS.	22
Figure 3.1. Schéma de bloc d'algorithme LMF.	25
Figure 4.1. Signal de la parole et son spectrogramme.	32
Figure 4.2. Signal de bruit blanc gaussien et son spectrogramme.	32
Figure 4.3. Signal de bruit USASI et son spectrogramme.	33
Figure 4.4. Signal de bruit d'avion et son spectrogramme.	33
Figure 4.5. Les réponses impulsionnelles.	34
Figure 4.6. Signaux de mélange.	35
Figure 4.7. DAV de signal parole.	35
Figure 4.8. Signal de parole dans le cas $L=32$ et entrée bruit blanc.	37
Figure 4.9. Signal de parole dans le cas $L=128$ et entrée bruit blanc.	37
Figure 4.10. Critère SM pour $RSB=-3$, $RSB=0$, $RSB=3$ dans le cas de $L=32$	38
Figure 4.11. Critère SM pour $RSB=-3$, $RSB=0$, $RSB=3$ dans le cas de $L=128$	38
Figure 4.12. Critère EQM pour $RSB=-3$, $RSB=0$, $RSB=3$ dans le cas de $L=32$	39
Figure 4.13. Critère EQM pour $RSB=-3$, $RSB=0$, $RSB=3$ dans le cas de $L=128$	39
Figure 4.14. Signal de parole dans le cas $L=32$ et entrée bruit USASI.	40
Figure 4.15. Signal de parole dans le cas $L=128$ et entrée bruit USASI.	40

Liste des figures

Figure 4.16. Critère SM pour $RSB=-3$, $RSB=0$, $RSB=3$ dans le cas de $L=32$	41
Figure 4.17. Critère SM pour $RSB=-3$, $RSB=0$, $RSB=3$ dans le cas de $L=128$	41
Figure 4.18. Critère EQM pour $RSB=-3$, $RSB=0$, $RSB=3$ dans le cas de $L=32$	42
Figure 4.19. Critère EQM pour $RSB=-3$, $RSB=0$, $RSB=3$ dans le cas de $L=128$	42
Figure 4.20. Signal de parole dans le cas $L=32$ et entrée bruit d'avion.	43
Figure 4.21. Signal de parole dans le cas $L=128$ et entrée bruit d'avion.	43
Figure 4.22. Critère SM pour $RSB=-3$, $RSB=0$, $RSB=3$ dans le cas de $L=32$	44
Figure 4.23. Critère SM pour $RSB=-3$, $RSB=0$, $RSB=3$ dans le cas de $L=128$	44
Figure 4.24. Critère SM pour $RSB=-3$, $RSB=0$, $RSB=3$ dans le cas de $L=32$	45
Figure 4.25. Critère SM pour $RSB=-3$, $RSB=0$, $RSB=3$ dans le cas de $L=128$	45

Liste des tableaux

Liste des tableaux

Tableau 2.1. Classification des applications de filtrage adaptatif.	19
Tableau 3.1. Résumé des équations principales du filtre adaptatif LMF.	27
Tableau 3.2. Résumé des équations principales du filtre adaptatif NLMF-Wiener.	31
Tableau 4.1. Les paramètres de simulation.	36

INTRODUCTION GENERALE

Introduction générale

Ces dernières décennies, les services et les applications des systèmes de télécommunications numériques ont considérablement évolué. La qualité des informations transmises par ces systèmes dépend fortement des progrès réalisés dans les techniques et les algorithmes de traitement des signaux numériques. Bien que les défis de l'annulation du bruit acoustique et de l'amélioration de la parole ne soient pas nouveaux, ils continuent d'être des domaines de recherche actifs et riches en innovations.

L'un des principaux défis pour les systèmes de communication est de garantir une qualité optimale du signal, qu'il soit reçu dans un environnement calme ou bruyant. Dans la plupart des cas, le signal vocal est perturbé par différents types de bruits, malgré tous les efforts des ingénieurs et spécialistes des télécommunications. Les techniques de réduction du bruit dans l'étude de la capture audio visent donc à éliminer ces interférences tout en préservant la clarté du signal utile.

Les algorithmes adaptatifs ont une importance dans l'amélioration de la qualité du signal en présence de bruit et d'interférences.

L'algorithme LMS (Least Mean Squares) vise à minimiser l'erreur quadratique moyenne entre la sortie du filtre adaptatif et le signal souhaité. Cette approche itérative ajuste les coefficients du filtre en temps réel, ce qui entraîne une réduction progressive de l'erreur et une amélioration continue de la qualité du signal.

L'algorithme LMF (Least Mean Fourth) est un variant de l'algorithme LMS (Least Mean Squares) qui vise à minimiser la quatrième puissance de l'erreur. Cette méthode est particulièrement avantageuse dans les environnements où le bruit est impulsif ou non gaussien. En se concentrant sur la réduction des erreurs importantes, l'algorithme LMF (Least Mean Fourth) peut offrir de meilleures performances dans des conditions de bruit difficiles.

L'objectif du travail effectué dans cette mémoire est de fournir une solution efficace pour la réduction du bruit à bord des avions, ce qui nous a amené à proposer un nouvel algorithme NLMF-Wiener.

Ce rapport de mémoire de Master est composé de quatre chapitres :

Dans le premier chapitre, les généralités du traitement de la parole ont été présentées, suivies du bruit, de ses types et de ses sources. Les méthodes de réduction du bruit pour les transducteurs simples, doubles et multiples sont examinées dans la dernière section de ce chapitre.

Dans le deuxième chapitre, nous avons examiné de plus près deux composantes

Introduction générale

fondamentales du filtrage : Les filtres de Wiener, réputés pour leur optimisation théorique, et les filtres adaptatifs, qui ont la capacité de s'adapter aux variations en temps réel. Trois algorithmes de filtrage adaptatif sont au cœur de notre exploration : le gradient stochastique LMS (Least Mean Squares) et sa version normalisée NLMS (Normalized Least Mean Squares).

Dans le troisième chapitre, un nouvel algorithme de réduction du bruit acoustique a été présenté, avec des caractéristiques de stabilité similaires à celles de l'algorithme LMS (Least Mean Squares) précédent, mais avec de meilleurs résultats. Cet algorithme est l'algorithme LMF (Least Mean Fourth) et sa version normalisée et modifiée, l'algorithme NLMF-Wiener.

Dans le quatrième et dernier chapitre, nous présentons les résultats de notre simulation de la réduction du bruit des avions à l'aide du nouvel algorithme NLMF-Wiener. Les performances sont étudiées selon trois critères : la réponse impulsionnelle, le critère Mismatch et le critère EQM.

CHAPITRE 1

Généralités sur la parole et le bruit acoustique

1.1 Introduction

Dans un avion, le bruit ambiant est inévitable en raison du fonctionnement des moteurs et des systèmes. Les aviateurs utilisent des matériaux d'isolation phonique pour réduire ces bruits. Cela peut rendre difficile la communication vocale, obligeant parfois à élever la voix.

L'émergence rapide des technologies de traitement des signaux a ouvert de nouvelles perspectives dans le domaine du traitement de la parole, offrant ainsi des opportunités d'amélioration de la qualité de la communication audio. Le traitement de la parole se concentre sur l'analyse, la transformation et la synthèse des signaux audio émis lors des interactions humaines. Cependant, l'un des défis majeurs dans ce contexte réside dans la présence généralisée du bruit acoustique, pouvant substantiellement compromettre la qualité et la compréhensibilité des informations vocales.

Dans ce premier chapitre, nous présentons d'abord des généralités du traitement de la parole, puis le bruit, ses types et ses sources. Les méthodes de réduction du bruit pour les capteurs simples, doubles et multiples sont abordées dans la dernière section de ce chapitre.

1.2 Signal de parole

1.2.1 Définitions

La parole apparaît physiquement en tant qu'une fluctuation de la pression de l'air, générée et émise par le système articulatoire. Il s'agit d'un signal réel, continu, d'énergie finie, et non stationnaire avec une structure complexe qui évolue au fil du temps [1].

Le signal de parole constitue fondamentalement un phénomène continu, où les moments de silences correspondent en général à des pauses respiratoires dont l'occurrence est aléatoire. L'onde de la parole ne se conforme ni à une distribution gaussienne ni aux propriétés d'ergodicité et de stationnarité. Toutefois, des descriptions très précises du comportement de l'appareil de production de la parole peuvent être élaborés à court terme.

1.2.2 Caractéristiques du signal parole

L'analyse spectrale des sons voisés et non voisés donne des informations fondamentales dans le cadre du traitement de la parole et en particulier pour la réduction de bruit.

a. Sons voisés

La fréquence de vibration des cordes vocales est directement liée à la hauteur d'un son voisé, et cette fréquence est appelée fréquence fondamentale (F_0) ou pitch. Un son voisé est essentiellement un signal quasi-périodique présentant un spectre fréquentiel distinctif [2].

b. Sons non-voisés

Un son non voisé peut être considéré comme un bruit blanc filtré par le conduit vocal. Son spectre ne possède donc pas de structure particulière et c'est souvent dans les hautes fréquences que le spectre est le plus énergétique [2].

c. Silences

Les moments de silences correspondent à des intervalles où le signal utile est absent. En pratique, ces intervalles sont occupés par des bruits, de diverses origines, mais leur énergie est négligeable en comparaison de celle du signal utile [3].

1.3 Bruit**1.3.1 Définition**

Le terme bruit provient du latin populaire *brugere*, signifiant braire, et *rugire*, signifiant rugir [4]. Le bruit est tout signal indésirable qui limite l'intelligibilité d'un signal utile. Il est défini comme un ensemble de vibrations des molécules d'air qui se propagent en ondes acoustiques et qui engendre une sensation gênante ou désagréable.

1.3.2 Types de bruit

En acoustique, il existe une définition des bruits. Ces définitions peuvent correspondre à des situations professionnelles :

a. Bruit d'impact

Il s'agit d'un bruit qui provient d'un choc sur une paroi. Le bruit d'impact regroupe les bruits de pas, de déplacement de meubles, de chute d'objets, d'enfoncement d'un clou dans un mur... etc.

b. Bruit aérien

On parle de propagation aérienne. Le bruit est propagé dans l'air, tel que les bruits de voix, les bruits de télévision... etc.

c. Bruit solidien

On parle de propagation solidienne. Le bruit est propagé dans un solide. Exemple : bruit de chaufferie, d'ascenseur, etc.

d. Bruit ambiant

On parle ici d'un niveau sonore des bruits environnants. Il se compose de l'ensemble des bruits émis par toutes les sources proches et éloignées.

e. Bruit de fond

Dans ce cas, on parle d'un bruit existant en un point pendant une certaine durée, tel que les bruits de ventilations, de conversations, de machines et de bruits de circulation... etc.

1.3.3 Couleurs de bruit

a. Bruit blanc

Un processus aléatoire stationnaire dont les échantillons sont des variables aléatoires non corrélées, sa densité spectrale de puissance est constante [5].

b. Bruit USASI

Le bruit USASI est un processus aléatoire stationnaire dont les échantillons sont des variables aléatoires corrélées, sa densité spectrale de puissance caractérise le spectre moyen du signal de la parole [5].

c. Bruit musicale

Le bruit musical, considéré comme une gêne persistante, se manifeste après le débruitage de la parole à l'aide d'algorithmes d'atténuation spectrale tels que le filtrage de Wiener. Le spectre de ce bruit musical est tonal, d'où son caractère musical. Il est engendré par les mouvements de diverses sources, telles que les voitures, les ventilateurs, la circulation, le vent, la pluie, ...etc [5].

1.3.4 Modèles de bruit

Lorsqu'on souhaite simuler ou analyser des signaux réels, il est possible d'explorer d'autres modèles qui se fondent sur la densité de probabilité du bruit. Plus spécifiquement, deux modèles de bruit sont fréquemment employés à cette fin [6] :

- Le bruit gaussien, dont la densité de probabilité a une distribution de type gaussien caractérisée par une valeur moyenne et un écart-type.
- Le bruit périodique, constitué d'une somme de signaux sinusoïdaux sans référence de phase.

1.3.5 Rapport signal sur bruit

L'un des problèmes fondamentaux du traitement des signaux est l'extraction du signal utile du bruit. La difficulté du problème dépend notamment de la proportion entre le signal et le bruit. Cette proportion est mesurée par le rapport signal-bruit (RSB).

Le rapport signal sur bruit s'écrit comme suit [4]:

$$RSB = \frac{PS}{PB} \quad (1.1)$$

Ou, en dB :

$$RSB_{dB} = 10 \log \left(\frac{PS}{PB} \right) \quad (1.2)$$

Le RSB mesure donc la qualité du signal. C'est une mesure objective. Cependant, dans de nombreux cas, en particulier ceux où l'opérateur humain intervient dans la chaîne de traitement, cette mesure n'est pas très significative. Ceci est particulièrement vrai pour les signaux audios ou les images et les vidéos. Des mesures subjectives ou des mesures plus fines prenant en compte les propriétés de la perception humaine doivent être mises en œuvre.

1.3.6 Sources de bruit des avions

a. Bruit aérodynamique

Avec les progrès continus réalisés par les motoristes durant ces dernières années, une nouvelle source de bruit est apparue lorsque l'avion se présente en phase d'approche, le bruit aérodynamique de l'avion. Longtemps ignorée car il est bien inférieur au bruit moteur, cette source de bruit apparaît dominante sur les avions les plus modernes (A340) lorsque, dans cette phase finale du vol, l'avion doit augmenter sa portance. Les nombreuses campagnes de mesures du bruit aérodynamique réalisées systématiquement pour tout nouveau programme d'avion Airbus ont permis d'identifier les différentes sources de bruit qui participent au bruit total et de recalculer nos modèles de calcul [7].

b. Bruit du moteur

On distingue concernant les turboréacteurs deux grandes catégories de sources de bruit. Le bruit de jet, le bruit des parties tournantes constituées par la soufflante, les compresseurs et les turbines.

➤ Bruit de jet

C'est un bruit de type large bande dont la puissance acoustique est directement proportionnelle à la vitesse d'éjection, à la pression et à la température des gaz [7]. Il est dû à la génération de fortes turbulences dans la zone où les gaz éjectés se mélangent à l'air ambiant. Cette zone de mélange est située à plusieurs diamètres du plan de sortie de la tuyère.

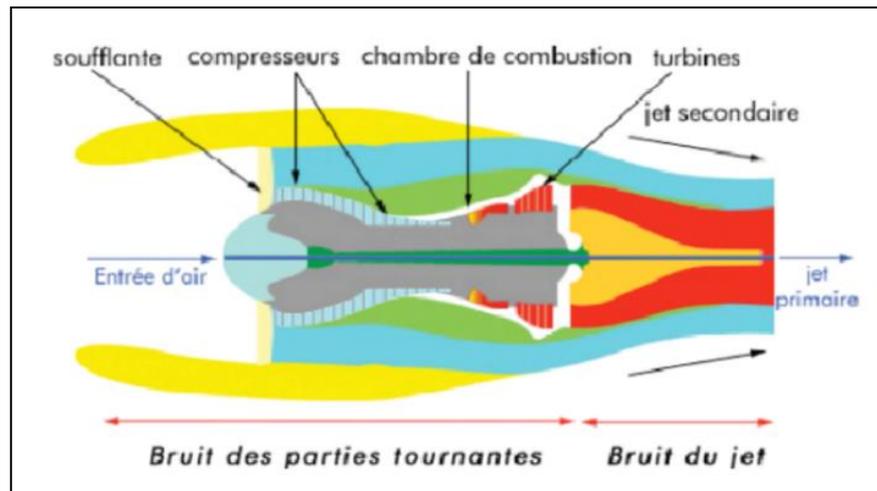


Figure 1.1. Évolution du bruit de jet.

➤ Bruit de soufflante et compresseur

Le bruit de soufflante et de compresseur est caractérisé par la présence de sons purs dominant un spectre de bruit large bande.

Le bruit large bande est principalement généré par la rotation des extrémités des aubes dans la couche limite turbulente située sur les parois du conduit d'entrée d'air, là où le niveau de turbulence est grand et la vitesse aux extrémités des aubes maximums [7]. Formation de sillages aux bords de fuite des aubes, en particulier sur les soufflantes à large corde des nouveaux moteurs et fluctuations d'incidence de l'écoulement amont, sont également générateurs de ce bruit large bande.

Les sons purs sont liés au caractère périodique du phénomène de passage des aubes mobiles. Il faut cependant distinguer, en ce qui concerne la composition spectrale, les soufflantes subsoniques pour lesquelles le Mach en extrémités d'aubes est inférieur à 1 et les soufflantes transsoniques telles que $M > 1$.

➤ Bruit de turbine et de combustion

Ces deux sources de bruit sont généralement difficiles à distinguer du bruit des avions à réaction en raison de leur directivité vers l'arrière et des fréquences concernées.

Le bruit des turbines, qui en approche à bas régime peut devenir une source de bruit significative, notamment dans la gamme de fréquences sensibles à l'oreille entre 3000 et 4000 Hz, présente un certain nombre de caractéristiques par rapport au bruit des soufflantes, en raison de la nature même des processus aérodynamiques (détente au lieu de compression, température de l'écoulement, turbulence de l'écoulement, etc.) [7]. D'autre part, comme pour l'émission des ventilateurs en aval,

le bruit des turbines est fortement réfracté dans les gradients de vitesse des jets. Son angle d'émission maximal est d'environ 100° par rapport à l'axe du moteur en amont.

L'importance de la chambre de combustion en tant que source de bruit des turboréacteurs est controversée. Malgré la facilité d'étudier expérimentalement et séparément d'autres sources de bruit, il est actuellement très difficile de faire de même pour la chambre de combustion sans modifier l'environnement. Les émissions sonores à moyenne fréquence sont souvent attribuées à la chambre de combustion.

Le taux de dilution d'un réacteur à dérivation est le rapport entre le volume d'air froid (flux secondaire) et le volume éjecté par la buse (flux primaire).

➤ **Bruit de la cellule**

Le bruit de la cellule est le résultat de bruit de plusieurs sources génératrices aérodynamiques sur l'aile, l'empennage horizontal et vertical, les volets, les becs, les trains d'atterrissage [7].

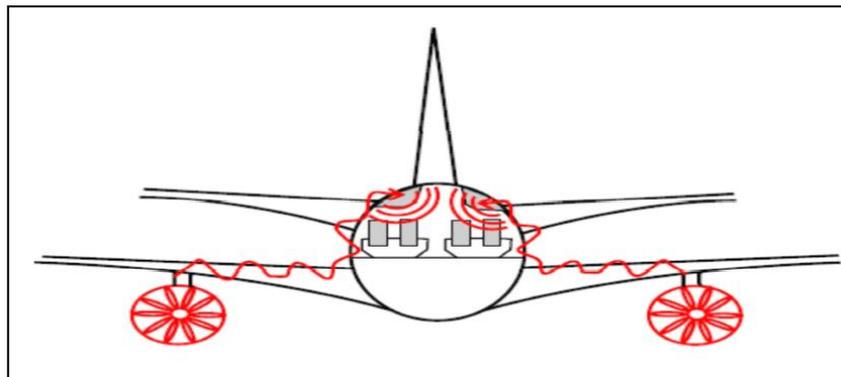


Figure 1.2. Vibrations de la structure provoquées par le moteur.

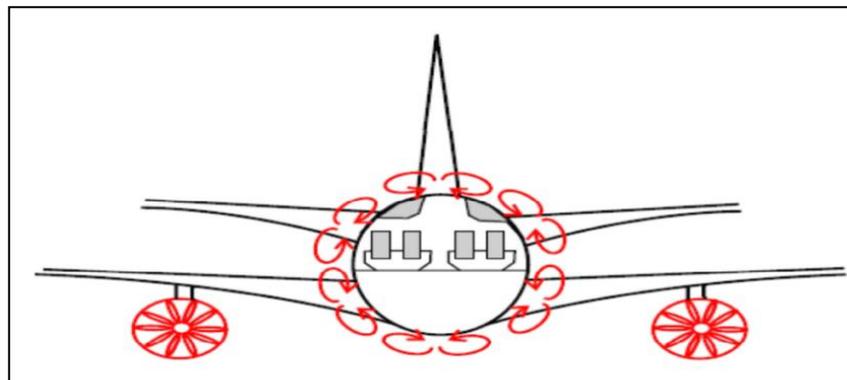


Figure 1.3. Bruit de la turbulence aérodynamique.

1.4 Mélanges des signaux

Les mélanges des signaux peuvent être catégorisés en deux grandes classes, instantanés ou convolutifs. De plus, ils peuvent présenter une variation temporelle, pouvant être soit variantes, ou invariants.

1.4.1 Mélange linéaire instantané

La disposition la plus élémentaire du mélange est le mélange linéaire instantané, où l'on suppose que les signaux sources préviennent simultanément à tous les capteurs, mais avec des intensités différentes, indépendamment des positions relatives des sources par rapport aux capteurs. Les C observations s'expriment alors en fonction des Q signaux de sources. La figure ci-dessous illustre un modèle de mélange linéaire instantané [8].

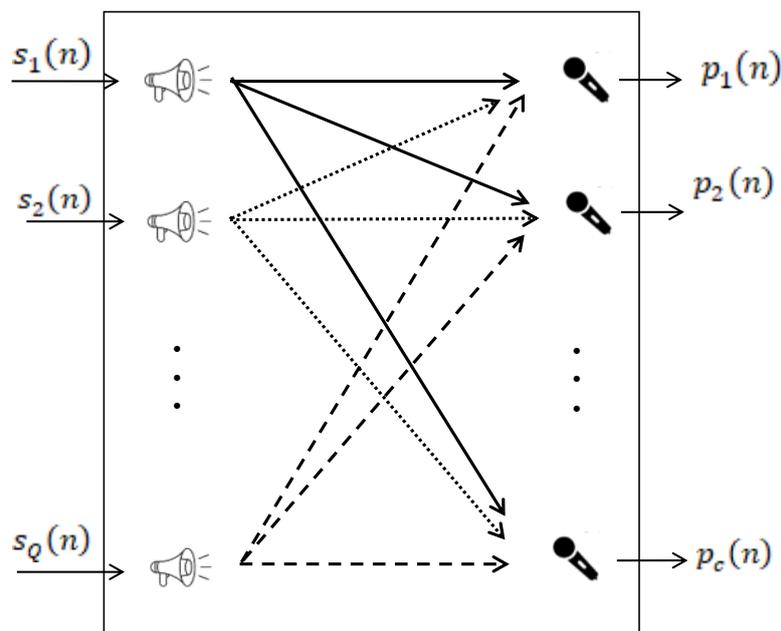


Figure 1.4. Modèle du mélange linéaire instantané avec Q sources et C observations.

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

$$p_i(n) = \sum_{j=1}^Q h_{ji} s_j(n) \quad \text{avec } i = 1, 2, \dots, C. \quad (1.3)$$

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

Mélange anéchoïque : Il s'agit d'une généralisation du cas instantané, où l'on prend en compte l'arrivée des sources à chaque capteur à des instants différents, entraînant l'attribution d'un délai spécifique à chaque source entre les canaux. Le cas anéchoïque peut être considéré comme un cas de mélange convolutif, dans lequel on considère des chemins multiples entre

chaque source et chaque capteur [9].

$$p_i(n) = \sum_{j=1}^q h_{ji} s_j(n - \tau_{ji}) \quad \text{avec } i = 1, 2, \dots, C. \quad (1.4)$$

1.4.2 Mélange linéaire convolutif

Le mélange linéaire convolutif est la configuration du mélange linéaire la plus complexe et la plus proche des conditions d'environnements réels en milieu fermé. Le mélange convolutif peut être vu comme une extension du mélange anéchoïque dans lequel on considère plusieurs chemins entre les sources et les observations [8].

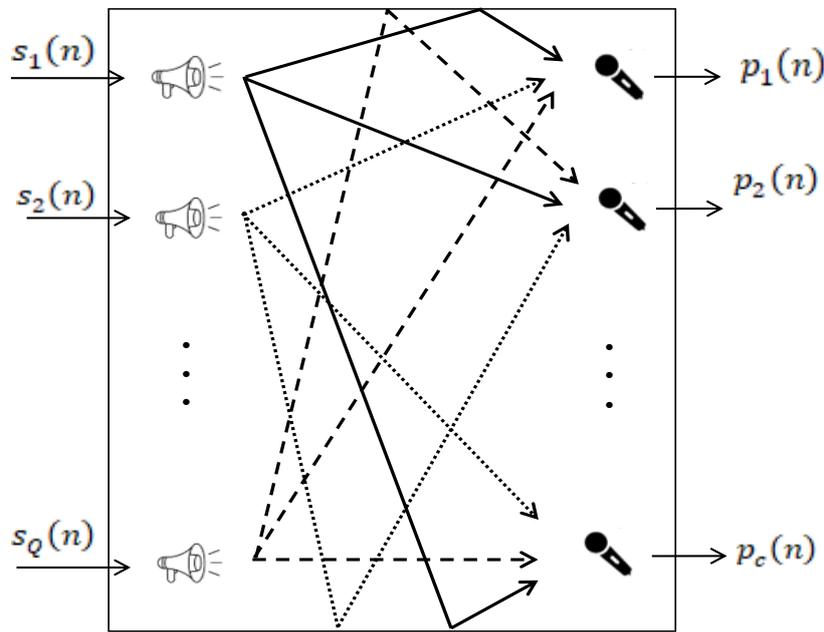


Figure 1.5. Schéma du mélange convolutif avec Q sources et C observations.

Dans ce type de mélange, on tient compte non seulement des délais de transmission entre les sources et les capteurs, mais aussi les réflexions multiples des signaux sources sur les parois d'un milieu fermé, par exemple. Les divers trajets dépendent des points d'émission, des capteurs et ainsi que de la géométrie de la pièce.

En domaine temporel, le modèle du mélange convolutif est donné par la formule suivante:

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

Où :

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

1.5 Réduction du bruit

1.5.1 Méthodes mono-capteur

La réduction de bruit monovoie consiste à effectuer le traitement à partir d'un seul microphone, ce qui signifie qu'il n'y a qu'un seul signal à prendre en considération. L'objectif de cette méthode est d'améliorer la qualité de l'écoute, notamment dans des applications telles que la téléphonie mobile et la téléphonie mains-libres.

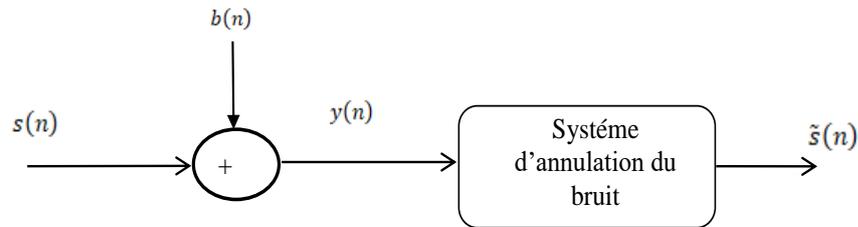


Figure 1.6. Modèle de débruitage monovoie.

On peut envisager que le signal reçu par le microphone se compose d'un élément utile représenté par la parole, et d'un élément indésirable correspondant au bruit que l'on cherche à atténuer. L'objectif est d'améliorer le rapport signal sur bruit en sachant que le signal est considéré comme étant de la parole et que le reste est un bruit.

On considère le signal arrivant au microphone est un mixage entre un signal utile et un signal bruité [10]:

$$y(n) = s(n) + b(n) \quad (1.6)$$

Où :

- $s(n)$:source de parole.
- $b(n)$:source de bruit.

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

1.5.2 Méthodes bi-capteurs

Contrairement à la méthode à capteur unique, qui filtre le bruit d'un signal enregistré avec un seul microphone, la méthode à double capteur nécessite l'utilisation de deux microphones.

Dans cette approche, l'un des microphones capte la source de la parole (le locuteur), tandis que l'autre capte la source de perturbation (un bruit), ce qui permet d'annuler le bruit plus efficacement [10].

Le mélange convolutionnel linéaire de la parole et du bruit peut être représenté par un modèle complet donné dans la figure ci-dessous :

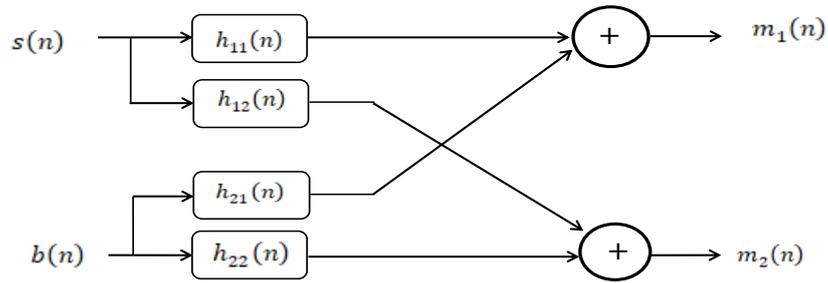


Figure 1.7. Mélangement convolutif bi-capteurs.

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

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

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

En supposant que $h_{11}(n) = h_{22}(n) = \delta(n)$, le schéma de la méthode bi-capteurs simplifiée sera comme suit :

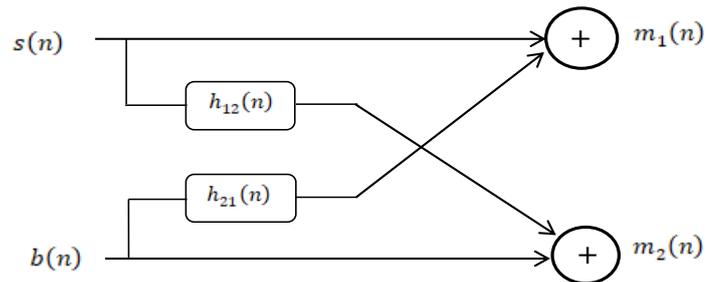


Figure 1.8. Mélangement convolutif bi-capteurs simplifié.

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

$$m_1(n) = s(n) + \alpha_1 b(n) * h_{21}(n) \tag{1.9}$$

$$m_2(n) = b(n) + \alpha_2 s(n) * h_{12}(n) \tag{1.10}$$

Où :

- $h_{12}(n)$ et $h_{21}(n)$ représentent les effets du couplage mutuel entre les signaux.
- $s(n)$ et $b(n)$ sont respectivement, deux sources ponctuelles de parole et de bruit.
- α_1 : Coefficient pour contrôler l'interférence du bruit dans la voie 1.
- α_2 : Coefficient pour contrôler l'interférence de la parole dans la voie 2.

1.5.3 Méthodes multi-capteurs

C'est le cas général, car le capteur reçoit divers signaux provenant de sources différentes, qu'il s'agisse de parole ou de bruit.

En envisageant un système de réduction du bruit avec des capteurs dans un milieu acoustique bruité fermé comme illustré dans la figure 1.9 Supposant que ce milieu contient deux sources, la première source est le signal de parole $s(n)$ prononcé par un locuteur et la seconde est le bruit $b(n)$. Ces deux signaux se propagent dans un milieu fermé en direction des capteurs, impliquant à la fois des ondes directes et indirectes. En d'autres termes, après la convolution de chaque signal avec la réponse impulsionnelle caractéristique du milieu, les deux signaux sont mélangés au niveau de chaque microphone. La propagation du signal depuis sa source jusqu'à chaque microphone est définie par une réponse impulsionnelle acoustique [10].

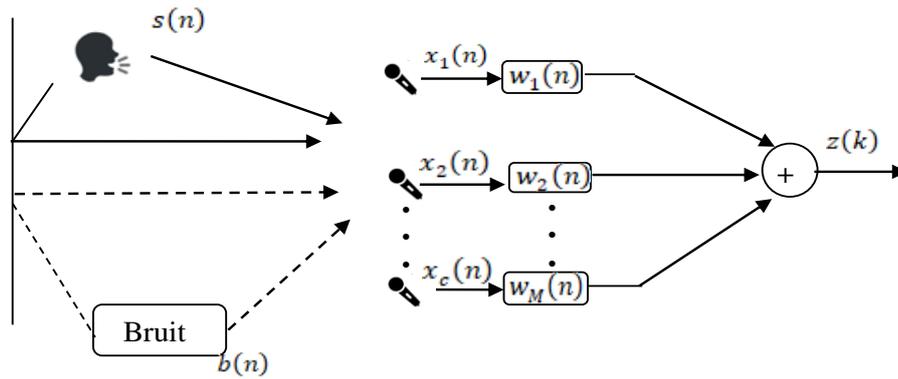


Figure 1.9. Réduction de bruit par les techniques multi-capteurs.

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

$$x_i(n) = s_i(n) + b_i(n) \quad (1.11)$$

Et chaque composante de la parole et du bruit sont données respectivement par :

$$s_i(n) = s(n) * h_{s_i}(n) \quad , i = 1, 2, \dots, C. \quad (1.12)$$

$$b_i(n) = b(n) * h_{b_i}(n) \quad , i = 1, 2, \dots, C. \quad (1.13)$$

Où $h_{s_i}(n)$ représente la réponse impulsionnelle acoustique entre la source du signal de parole $s(n)$ vers le i -ème microphone et $h_{b_i}(n)$ est la réponse impulsionnelle acoustique de la source du bruit $b(n)$ vers le i -ème microphone.

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

$$x_1(n) = s(n) * h_{s_1}(n) + b(n) * h_{b_1}(n) \quad (1.14)$$

$$x_2(n) = s(n) * h_{s_2}(n) + b(n) * h_{b_2}(n) \quad (1.15)$$

⋮
⋮
⋮

$$x_{iC}(n) = s(n) * h_{s_C}(n) + b(n) * h_{b_C}(n) \quad (1.16)$$

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

$$h_{si}(n) = [h_{si,1}(n) h_{si,2}(n) \dots h_{si,M}(n)]^T, i = 1, 2, \dots, C. \quad (1.17)$$

$$h_{bi}(n) = [h_{bi,1}(n) h_{bi,2}(n) \dots h_{bi,M}(n)]^T, i = 1, 2, \dots, C. \quad (1.18)$$

Dans la figure 1.9, tous les signaux observés $x_i(n)$ sont filtrés par les filtres $w_i(n)$ et combinés pour obtenir le signal de parole rehaussé $z(n)$.

$$z(n) = \sum_{i=1}^C w_i(n) * x_i(n) \quad (1.19)$$

Où les filtres $w_i(n)$ sont des filtres de types RIF (Finite Impulse Response) de longueur M et sont données par :

$$\mathbf{w}_i(n) = [w_{i,1}(n), w_{i,2}(n) \dots w_{i,M}(n)]^T \text{ avec } i = 1, 2, \dots, C \quad (1.20)$$

Nous définissons le filtre $\mathbf{W}(n)$ par la combinaison de tous les $\mathbf{w}_i(n)$.

$$\mathbf{W}(n) = [\mathbf{w}_1^T(n) \mathbf{w}_2^T(n) \dots \mathbf{w}_C^T(n)]^T \text{ avec } i = 1, 2, \dots, C \quad (1.21)$$

De même façon, nous définissons la matrice $\mathbf{X}(n)$ de dimension $(C \times M)$ comme suite :

$$\mathbf{X}(n) = [\mathbf{x}_1^T(n) \mathbf{x}_2^T(n) \dots \mathbf{x}_C^T(n)]^T \text{ avec } i = 1, 2, \dots, C \quad (1.22)$$

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

$$z(n) = \sum_{i=1}^C \mathbf{w}_i^T(n) \mathbf{x}_i(n) \quad (1.23)$$

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

1.6 Conclusion

Ce premier chapitre a établi les bases en présentant les définitions essentielles de l'amélioration de la parole, en explorant les aspects généraux du traitement de la parole et en examinant le défi important posé par le bruit acoustique. En considérant les méthodes de réduction du bruit, nous posons les bases pour comprendre et traiter efficacement cette question cruciale dans la recherche sur la communication audio. Le chapitre suivant présente les filtres et les algorithmes adaptatifs utilisés.

CHAPITRE 2

Filtres et filtrage adaptatif

2.1 Introduction

Le traitement du signal s'articule autour du concept de filtrage, qui joue un rôle essentiel dans l'amélioration de la qualité du signal en atténuant les effets du bruit et des interférences.

Dans ce chapitre, nous approfondirons deux composants fondamentaux du filtrage : le filtre Wiener, réputés pour leur optimisation théorique, et les filtres adaptatifs, qui possèdent la capacité de s'adapter aux variations en temps réel. Au cœur de notre exploration se trouvent trois algorithmes de filtrage adaptatif : gradient stochastique LMS (Least Mean Squares) et sa version normalisée NLMS (Normalized Least Mean Squares).

2.2 Filtrage de Wiener

2.2.1 Définition

Le filtre de WIENER est un filtre linéaire souvent utilisé pour la réduction de bruit lorsque le signal et le bruit sont stationnaire. C'est l'estimateur qui minimise l'erreur quadratique moyenne (EQM) entre le signal d'entrée et celui en sortie [11].

$$W_n = \frac{SNR(n)}{1 + SNR(n)} \quad (2.1)$$

La figure ci-dessous montre une représentation schématique d'un filtre de Wiener.

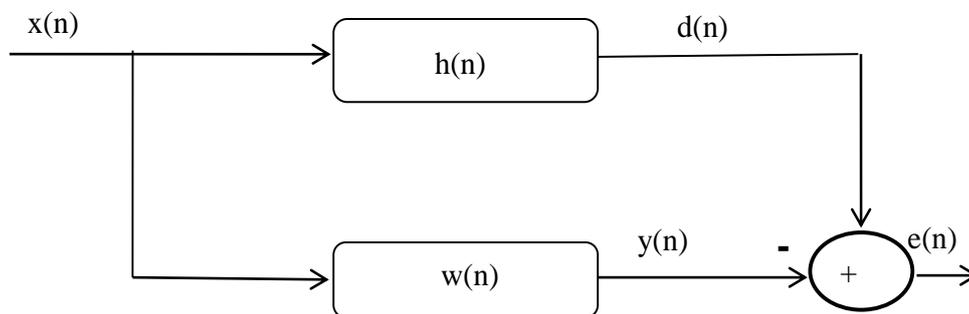


Figure 2.1. Schéma du filtrage de Wiener.

Avec :

- $x(n)$: signal d'entrée.
- $h(n)$: Système inconnu de longueur L .
- $w(n)$: filtre d'estimation adaptatif.
- $y(n)$: sortie du filtre adaptatif.
- $e(n)$: signal d'erreur entre la réponse désirée et la sortie du filtre.
- $d(n)$: signal désiré.

2.2.2 Principe de Wiener

Le problème du filtrage optimal c'est de trouver le meilleur filtre, c'est à dire celui permettant d'obtenir en sortie une réponse $y(n)$ la plus proche possible d'une réponse désirée $d(n)$ lorsque l'entrée, est une certaine séquence $x(n)$.

On note $e(n) = d(n) - y(n)$ l'erreur entre la réponse désirée $d(n)$ et la sortie $y(n)$.

Le problème consiste donc à rechercher le filtre assurant l'erreur la plus faible $e(n)$, au sens d'une certaine fonction de coût : $W = \arg \min J(e(n))$

De nombreux choix sont possibles en ce qui concerne la fonction de coût ; par exemple :

- Erreur Quadratique Moyenne
- Erreur L_1
- Erreur L_k
- Erreur L_∞
- $E[f(e(n))]$, où $f(\cdot)$ est une fonction non linéaire.

Parmi celles-ci, l'Erreur Quadratique Moyenne est la plus utilisée, car elle conduit à des développements mathématiques complets et simples, fournit la solution en fonction des caractéristiques au second ordre des variables aléatoires, caractéristiques qui sont les plus simples à estimer, et enfin fournit une solution unique. C'est sur l'estimation linéaire en moyenne quadratique que repose le filtrage de Wiener [12].

2.2.3 Relation d'orthogonalité

La sortie du filtre s'écrit [12] :

$$y(n) = \sum_{k=0}^{L-1} w_k x(n-k) \quad (2.2)$$

Et l'erreur quant à elle :

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (2.3)$$

Le filtre de Wiener est celui qui minimise l'Erreur Quadratique Moyenne (EQM) :

$$J = E(|e(n)|^2) \quad (2.4)$$

En introduisant les vecteurs :

$$\mathbf{w}^T = [w_0 \dots w_{L-1}] \text{ et } \mathbf{x}^T = [x(n) \dots x(n-L+1)]$$

On a donc :

$$e(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n) = d(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}^* \quad (2.5)$$

D'où :

$$J = E \left((d(n) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n))(d^*(n) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}^*(n)) \right) \quad (2.6)$$

$$= E(|d(n)|^2) - \mathbf{w}^T E(\mathbf{x}(n)d(n)^*) - \mathbf{w}^T E(\mathbf{x}^*(n)d(n)) + \mathbf{w}^T E(\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n))\mathbf{w}(n) \quad (2.7)$$

Soit :

$$J = \sigma_d^2 - \mathbf{w}^T \mathbf{r}_{xd} - \mathbf{w}^T \mathbf{r}_{xd}^* + \mathbf{w}^T \mathbf{R}_{xx} \mathbf{w}(n) \quad (2.8)$$

Avec :

$\mathbf{R}_{xx} = E(\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n))$ est la matrice d'autocorrélation de l'entrée $\mathbf{x}(n)$.

$\mathbf{r}_{xd} = E(\mathbf{x}(n)d^*(n))$ le vecteur d'intercorrélacion entre la sortie désirée $d(n)$ et l'entrée $\mathbf{x}(n)$.

Le vecteur optimum \mathbf{W}^{opt} est celui qui annule le gradient du critère :

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{W}^{opt}} = 0 \quad (2.9)$$

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{W}^{opt}} = 2E \left[e(n) \frac{\partial e(n)}{\partial \mathbf{W}^{opt}} \right] \quad (2.10)$$

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{W}^{opt}} = -2E[e(n)\mathbf{x}(n)] \quad (2.11)$$

Par conséquent, à l'optimum on a :

$$-2E[e(n)\mathbf{x}(n)] = 0 \quad (2.12)$$

C'est le principe d'orthogonalité qui signifie que toutes les entrées $\mathbf{x}(n)$ sont décorréllées de $e(n)$. En développant cette dernière équation on obtient :

$$-2E[e(n)\mathbf{x}(n)] = 0 \quad (2.13)$$

$$-2E[(d(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{W}^{opt})\mathbf{x}(n)] = 0 \quad (2.14)$$

$$-2E[(d(n)\mathbf{x}(n))] + 2E[\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)]\mathbf{W}^{opt} = 0 \quad (2.15)$$

Alors :

$$\mathbf{R}_{xx} \mathbf{W}^{opt} = \mathbf{r}_{xd} \quad (2.16)$$

Cette relation est appelée Formule de Wiener ou équation de Wiener-Hopf :

$$\mathbf{W}^{opt} = (\mathbf{R}_{xx})^{-1} \mathbf{r}_{xd} \quad (2.17)$$

2.3 Filtrage adaptatif

2.3.1 Définition

Un filtre adaptatif est un filtre numérique dont les coefficients se modifient eux-mêmes en fonction des signaux extérieur. Il est utilisé à chaque fois l'environnement est mal connu ou changeant, ou pour supprimer des perturbations situées dans le domaine des fréquences du signal utile, ce que les filtres classiques ne peuvent pas faire [13]. Il est utilisé dans de nombreux systèmes, par exemple, dans le domaine de l'annulation du d'écho acoustique, la réduction du

bruit et le rehaussement de la parole [3].

2.3.2 Principe et le fonctionnement de filtrage adaptatif

Le principe de filtrage adaptatif est représenté sur la figure 2.2, il correspond à une opération effectuée sur un signal d'entrée $x(n)$ pour fournir une sortie dont la différence avec un signal de référence $d(n)$ soit minimisée. Cette minimisation est obtenue en calculant les coefficients du filtre pour chaque nouvel ensemble de données, référence et signal reçu [14].

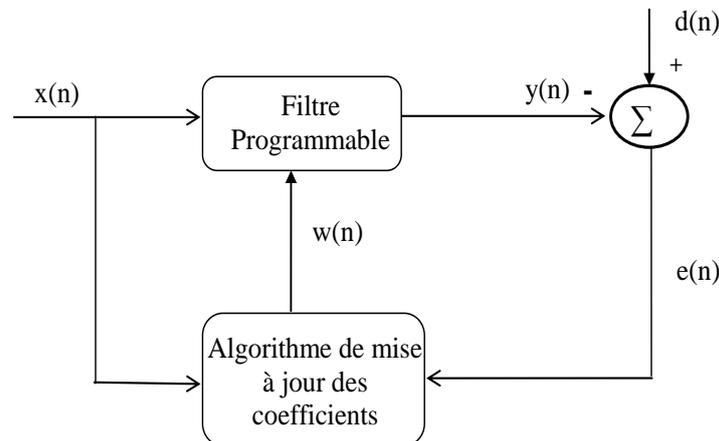


Figure 2.2. Principe de filtrage adaptatif.

Avec :

- $x(n)$: signal reçu.
- $y(n)$: sortie du filtre.
- $d(n)$: signal (référence) désiré.
- $e(n)$: signal d'erreur.
- $w(n)$: coefficient du filtre adaptatif variable pour chaque n (échantillons).

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

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

À chaque itération, les coefficients du filtre varient en fonction du signal d'erreur $e(n)$, de manière à 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 certain cas une valeur nulle. À ce moment les coefficients du filtre adaptatif cessent de s'adapter [15].

2.3.3 Application du filtrage adaptatif

Le filtrage adaptatif est un outil puissant en communications numérique, contrôle automatique et traitement du signal. Les applications des filtres adaptatifs peuvent être classées par commodité en quatre catégories [16]:

- Identification du système.
- Modélisation inversion.
- Prédiction du signal.
- Annulation des interférences multi-capteurs.

Tableau 2.1. Classification des applications de filtrage adaptatif [16].

Les classes d'application	Exemples
Identification du système	Contrôle adaptatif Modélisation du canal
Inversion du système	Égalisation adaptative Déconvolution aveugle
Prédiction du signal	Codage Prédicatif Adaptatif. Détection de Changement. Annulation d'Interférences Radiofréquences (RFI).
Annulation des interférences multi-captures	Contrôle du bruit acoustique Le beamforming adaptatif

a. Identification de systèmes

En utilisant des techniques d'identification de système, il devient possible de créer un modèle pour un système aux caractéristiques inconnues. L'estimation du filtre du modèle sera basée sur l'observation de la disparité entre la sortie du système et la sortie estimée en sortie du filtre, $d(n)$ est la sortie du signal que l'on souhaite identifier [17].

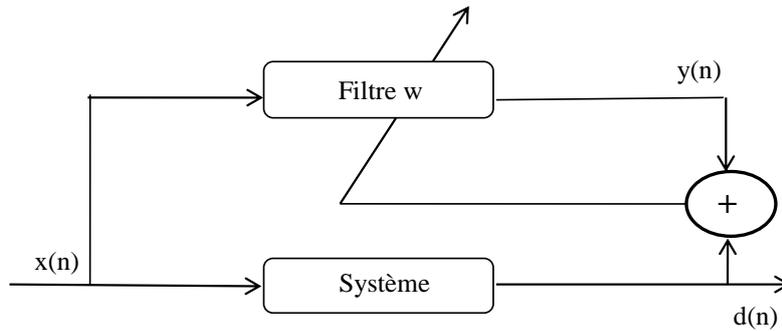


Figure 2.3. Schéma du principe de l'identification des systèmes par le filtrage adaptatif.

b. Prédiction

$d(n)$ est le signal à l'instant n et $y(n)$ est le signal prédit à partir du signal aux instants précédents.

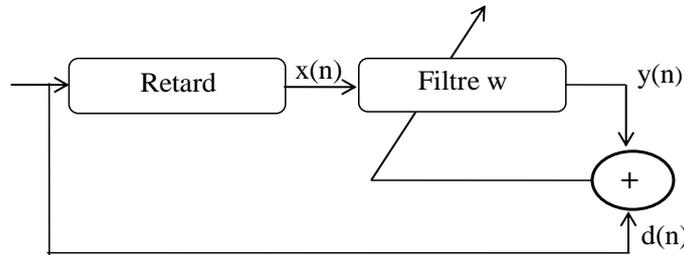


Figure 2.4. Schéma de la prédiction.

c. Modélisation inverse (égalisation, déconvolution)

Le concept de modélisation inverse consiste à reconstruire un signal de référence altéré par un processus inconnu. Le filtre adaptatif joue un rôle crucial dans la correction des distorsions causées par le processus. Ce problème particulier appelé problème d'égalisation, $d(n)$ est l'entrée 'retardée' du système que nous cherchons à inverser.

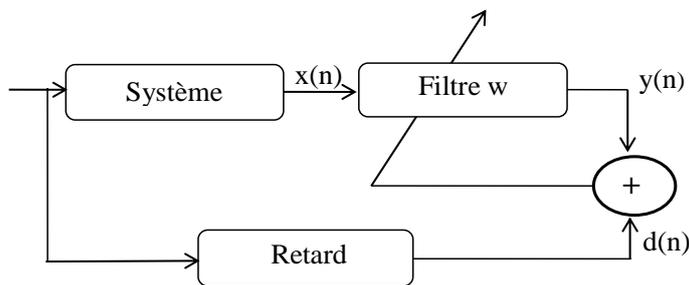


Figure 2.5. Schéma de principe de modélisation inverse.

d. Annulation d'interférences (annulation d'écho, de bruit)

$d(n)$ est un signal primaire qui comporte les interférences à annuler. $x(n)$ est le signal de référence dénué d'information et obtenu par un capteur proche de $d(n)$.

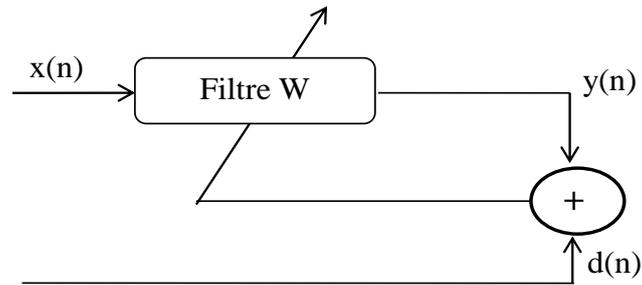


Figure 2.6. Schéma de principe d'annulation d'interférence.

2.4 Algorithmes adaptatifs

2.4.1 Définitions

Un algorithme adaptatif est une procédure utilisée pour ajuster les coefficients du filtre adaptatif par ordre pour minimiser un critère prescrite ; il est déterminé par la définition de la méthode de recherche (ou algorithme de minimisation) [3].

2.4.2 Choix de l'algorithme

Le choix de l'algorithme se fera en fonction des critères suivants [12] :

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

2.5 Algorithme du gradient stochastique LMS

L'algorithme du gradient stochastique est connu sous le nom de Least-Mean-Square (LMS). Il est considéré comme l'algorithme le plus utilisé pour l'ajustage des coefficients d'un filtre adaptatif pour sa simplicité de calcul et sa robustesse.

L'algorithme LMS est une approximation de l'algorithme du gradient déterministe [18], son principe de fonctionnement est donné à la figure suivante :

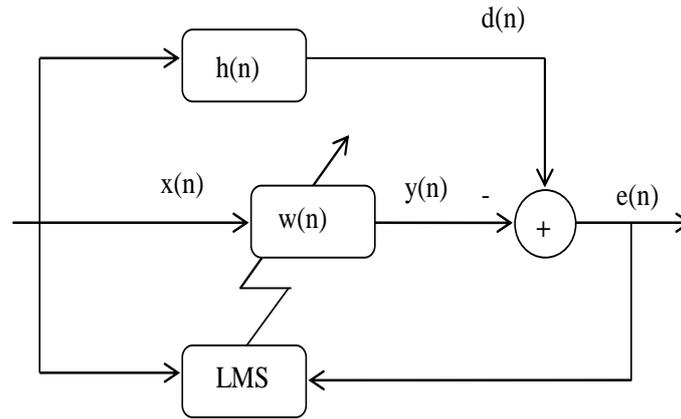


Figure 2.7. Schéma représentatif de l'algorithme LMS.

Avec :

- $x(n)$: signal d'entrée.
- $d(n)$: signal désiré (référence).
- $h(n)$: système inconnu de longueur L .
- $w(n)$: filtre d'estimation.
- $y(n)$: sortie du filtre.
- $e(n)$: signal d'erreur.

$e(n)$ est donnée par :

$$e(n) = d(n) - y(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n) = d(n) - \mathbf{x}(n)^T\mathbf{w}(n) \quad (2.18)$$

Avec :

$$\mathbf{w}(n) = [w(n), w(n - 1), \dots \dots w(n - L + 1)]^T \quad (2.18)$$

$$\mathbf{x}(n) = [x(n - 1), x(n - 2), \dots \dots x(n - L)]^T \quad (2.19)$$

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

$$\mathbf{w}(n + 1) = \mathbf{w}(n) - \frac{1}{2} \mu \frac{\partial j[\mathbf{w}(n)]}{\partial [\mathbf{w}(n)]} \quad (2.19)$$

Le pas d'adaptation μ est ajouté pour contrôler la vitesse de convergence de l'algorithme, il dépend de l'énergie de $x(n)$ tel que :

$$0 < \mu < \frac{1}{L\sigma_x^2} \quad (2.20)$$

Avec :

- L : est la taille du filtre adaptatif.
- σ_x^2 : est l'énergie du signal d'entrée $x(n)$.

On a :

$$J[\mathbf{w}(n)] = E\{e^2(n)\} \quad (2.21)$$

Donc :

$$\frac{\partial J[w(n)]}{\partial \mathbf{w}(n)} = -2E\{\mathbf{x}(n)e(n)\} \quad (2.22)$$

$$\frac{\partial j[w(n)]}{\partial \mathbf{w}(n)} = -2E\{\mathbf{x}(n)d(n)\} + 2E\{\mathbf{x}(n)\mathbf{x}(n)^T \mathbf{w}(n)\} \quad (2.23)$$

On peut écrire :

$$\frac{\partial J[w(n)]}{\partial \mathbf{w}(n)} = -2\mathbf{r}_{xd} + 2\mathbf{R}_{xx}\mathbf{w}(n) \quad (2.24)$$

- \mathbf{r}_{xd} est le vecteur d'intercorrélacion entre le signal désiré $d(n)$ et le signal d'entrée $x(n)$, exprimée par l'équation suivante :

$$\mathbf{r}_{xd} = E\{\mathbf{x}(n)d(n)\} \quad (2.25)$$

- \mathbf{R}_{xx} est le vecteur d'autocorrélacion du signal d'entrée $x(n)$, qui est exprimée par l'équation suivante :

$$\mathbf{R}_{xx} = E\{\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)\} \quad (2.26)$$

En simplifiant l'équation (2.20) on trouve :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu [\mathbf{r}_{xd} - \mathbf{R}_{xx}\mathbf{w}(n)] \quad (2.27)$$

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu \mathbf{x}(n)[d(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n)] \quad (2.28)$$

On obtient l'algorithme du gradient stochastique LMS :

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

Le pas d'adaptation μ joue un rôle important dans la convergence de l'algorithme et son fonctionnement en satisfaisant la condition suivante [19]:

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

Où λ_{max} est la grande valeur propre de la matrice d'autocorrélacion du signal d'entrée \mathbf{R} .

2.5.1 Caractéristiques de l'algorithme LMS

Les caractéristiques de l'algorithme LMS sont les suivantes [17] :

- L'algorithme LMS est très simple.
- Les performances du LMS dépendent de trois facteurs :
 - Le pas d'adaptation μ ,
 - Les valeurs de la matrice \mathbf{R} ,
 - La longueur L du filtre \mathbf{w} .
- Avec un pas d'adaptation petit, le LMS converge lentement mais l'EQM excédentaire est petite.

- Avec un pas d'adaptation grand, le LMS converge rapidement mais l'EQM excédentaire est grande.

2.6 Algorithme du gradient stochastique normalisé NLMS

Une variante de l'algorithme LMS existe, qui s'appelle NLMS (Normalized Least Mean Square). Cet algorithme permet de mieux s'adapter aux signaux qui ont une grande variation d'énergie, alors que LMS est moins efficace que ce dernier. NLMS a été introduit pour résoudre le problème de la variation d'énergie contenue dans la voix. La solution apportée consiste à normaliser le pas d'adaptation en fonction de l'énergie d'entrée [15].

Pour chaque itération le pas d'adaptation μ est remplacé par un pas d'adaptation $\mu(n)$ défini par :

$$\mu(n) = \frac{\mu}{x^T(n)x(n) + \beta} \quad (2.31)$$

β : Utilisé pour éviter la division sur zéro.

La condition suffisante de convergence dans l'algorithme NLMS est donnée par :

$$0 < \mu \leq 2 \quad (2.32)$$

La mise à jour des coefficients de filtre :

$$\mathbf{w}(n + 1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\mu}{x^T(n)x(n) + \beta} e(n)\mathbf{x}(n) \quad (2.33)$$

L'algorithme LMS normalisé présente une faible complexité des calculs et une solution pour les signaux à une grande variation d'énergie mais la convergence peut devenir très lente pour les signaux fortement corrélés par exemple la parole.

2.7 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les bases de filtre Wiener et des algorithmes de filtrage adaptatif tel que LMS et NLMS. Nous explorons comment le filtre Wiener à minimiser l'erreur quadratique moyenne, tandis que des algorithmes adaptatifs tels que LMS et NLMS fournissent des solutions flexibles pour ajuster les poids des filtres à mesure que le signal change pour améliorer sa qualité. Le chapitre suivant présente le nouvel algorithme proposé.

CHAPITRE 3

Proposition d'un algorithme adaptatif de type NLMF-Wiener

3.1 Introduction

L'algorithme LMS est généralement l'une des techniques les plus utilisées pour optimiser les solutions dans les schémas adaptatifs, en particulier dans un environnement gaussien. Toutefois, l'algorithme LMF et ses variantes, telles que le LMF normalisé (NLMF), sont plus performants dans l'environnement non gaussien.

Dans ce chapitre, nous présentons un nouvel algorithme de réduction du bruit acoustique, qui présente des caractéristiques de stabilité similaires à celles de l'algorithme LMS précédent, mais avec de meilleurs résultats.

3.2 Least Mean Fourth LMF

La méthode LMF (Least Mean Fourth) a joué un rôle important dans de nombreuses applications de filtrage adaptatif. Cela est principalement dû aux divers avantages qu'elle offre, notamment une convergence plus rapide et la capacité de s'adapter à des entrées peu nombreuses et dynamiques. L'algorithme LMF surpasse le LMS dans un environnement non gaussien, car il atteint une convergence plus rapide.

L'algorithme LMF présente plusieurs problèmes de stabilité qui peuvent limiter son utilisation dans les applications. La stabilité de l'algorithme autour de la solution de Wiener dépend de deux facteurs :

- La puissance d'entrée du filtre adaptatif.
- La puissance du bruit.

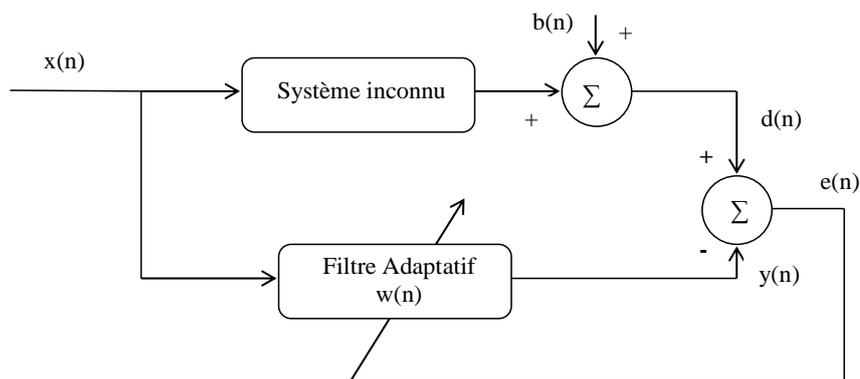


Figure 3.1. Schéma de bloc d'algorithme LMF.

Où:

- $b(n)$: Signal de bruit.
- $x(n)$: Signal d'entrée.
- $e(n)$: Le signal d'erreur.
- $d(n)$: Signal désiré.

L'algorithme LMF proposé est basé sur la minimisation de la fonction de coût de la quatrième erreur moyenne :

$$J(n) = E(e^4(n)) \quad (3.1)$$

L'échantillon d'erreur de sortie du système au $n^{\text{ème}}$ instant, $e(n)$, peut être calculé comme suit :

$$e(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n) \quad (3.2)$$

- $\mathbf{w}(n)$ est le vecteur du coefficient du filtre à l'itération n .
- $\mathbf{x}(n)$ est le vecteur du signal d'entrée à l'itération n .

Alors le gradient de la fonction de coût devient:

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} = \frac{\partial(e^4(n))}{\partial \mathbf{w}} \quad (3.3)$$

$$\nabla(e^{2k}) = -2ke^{2k-1}(n)\mathbf{x}(n) \quad (3.4)$$

Avec $k=2$ est l'entier positive.

$$\nabla(e^4) = -4e^3(n)\mathbf{x}(n) \quad (3.5)$$

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} = -2\hat{\mathbf{R}}_{xd}(n) + 2\hat{\mathbf{R}}_{xx}(n)\mathbf{w}(n) \quad (3.6)$$

La mise à jour de filtre est donnée par:

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{1}{2}\mu \frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} \quad (3.7)$$

Avec μ , le pas d'adaptation qui doit généralement être choisi plus petit que dans le LMS en raison de la puissance plus élevée du terme d'erreur, afin de garantir la stabilité et la convergence.

En remplaçant la relation (3.6) dans (2.30) :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + 2\mu e^3(n)\mathbf{x}(n) \quad (3.8)$$

Avec : $e^3(n)$ est la puissance cubique du signal d'erreur, qui met d'avantage l'accent sur les erreurs plus importantes que l'algorithme LMS.

La condition suffisante de convergence de la moyenne pour cet algorithme peut être démontrée comme étant donnée par :

$$0 < \mu < \frac{1}{2E(b^2(n))E(\|\mathbf{x}(n)\|^2)} \quad (3.9)$$

Avec :

- $E(b^2(n))$: Représente la variance du bruit.
- $E(\|\mathbf{x}(n)\|^2)$: Représente la variance de la trame en cours de traitement du signal d'entrée.

Tableau 3.1. Résumé des équations principales du filtre adaptatif LMF.

Signal d'entrée	$\mathbf{x}(n)$
Signal de sorti	$y(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n)$
Signal d'erreur	$e(n) = d(n) - y(n)$
Equation de mise à jour	$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + 2\mu e^3(n)\mathbf{x}(n)$
Condition de convergence	$0 < \mu < \frac{1}{2E(b^2(n))E(\ \mathbf{x}(n)\ ^2)}$

3.3 Normalized Least Mean Fourth NLMF

Récemment, de nouveaux algorithmes adaptatifs basés sur un critère de norme mixte se sont avérés plus performants que les algorithmes LMS ou LMF dans des environnements gaussiens et non gaussiens.

Dans cette partie, nous proposons un nouvel algorithme basé sur une version normalisée de l'algorithme LMF (Least Mean Fourth). Contrairement à l'algorithme LMF, cette nouvelle version normalisée de l'algorithme LMF est indépendante de la matrice d'autocorrélation de la séquence d'entrée. On constate également qu'elle converge plus rapidement que l'algorithme des moindres carrés moyens normalisés (NLMS) pour l'erreur d'état stable la plus faible atteinte par l'algorithme NLMS. Les résultats de la simulation confirment les performances supérieures du nouvel algorithme.

Trois algorithmes NLMF(Normalized Least Mean Fourth) sont disponibles :

Algorithme 1: L'algorithme diverge lorsque la puissance d'entrée dépasse une valeur seuil qui dépend de la taille du pas de l'algorithme.

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu \frac{e^3(n)\mathbf{x}(n)}{\|\mathbf{x}(n)\|^2} \quad (3.10)$$

Algorithme 2 : Cet algorithme diverge pour le même facteur que le premier, mais ici le numérateur du terme de mise à jour du vecteur de poids est du quatrième ordre dans $\mathbf{x}(n)$, tandis que le dénominateur est du deuxième ordre dans $\mathbf{x}(n)$.

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu \frac{e^3(n)\mathbf{x}(n)}{\delta + \lambda\|\mathbf{x}(n)\|^2 + (1-\lambda)\|e(n)\|^2} \quad (3.11)$$

Avec :

- δ : un petit nombre positif.
- λ : Paramètre de puissance de mélange, et $0 < \lambda < 1$.

Algorithme 3 : Un troisième algorithme est introduit pour résoudre le problème rencontré précédemment :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu \frac{e^3(n)\mathbf{x}(n)}{\|\mathbf{x}(n)\|^4} \quad (3.12)$$

Par rapport au deuxième algorithme, le numérateur et le dénominateur du terme de mise à jour du vecteur de poids dans cet algorithme sont du quatrième ordre dans le régresseur, avec ces conditions la stabilité est meilleure que celle des deux algorithmes précédents.

3.4 Algorithme NLMF-Wiener

La mise à jour du vecteur du coefficient de filtrage de l'algorithme LMF est donnée par :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + 2\mu e^3(n)\mathbf{x}(n) \quad (3.13)$$

Cet algorithme dépend des statistiques du signal d'entrée, c'est-à-dire des valeurs propres du signal d'entrée.

L'algorithme NLMF proposé est :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu \frac{e^3(n)\mathbf{x}(n)}{\|\mathbf{x}(n)\|^2 (\|\mathbf{x}(n)\|^2 + e^2(n))} \quad \text{pour } 0 < \mu < 2 \quad (3.14)$$

Le présent algorithme est la synthèse des deux concepts d'algorithme 2 et 3 avec une normalisation à $\mathbf{x}(n)$ qui est un polynôme d'ordre 4. Cette propriété est un facteur décisif dans la stabilisation de l'algorithme. L'algorithme NLMF qui en résulte est stable pour toutes les valeurs de :

- La puissance d'entrée du filtre adaptatif.
- La puissance du bruit.
- Réglage initial des poids du filtre adaptatif.
- Type de distribution de l'entrée du filtre adaptatif.

Il est difficile de démontrer la stabilité de ces caractéristiques, car le terme de mise à jour du vecteur de poids dans (3.14) n'est pas linéaire dans le régresseur et les poids du filtre adaptatif. Par conséquent, pour démontrer la stabilité de (3.14), deux hypothèses sont proposées.

Hypothèse 1 :

L'algorithme (3.14) s'écrit comme suit :

$$w(n+1) = w(n) + \frac{\alpha(n)e(n)x(n)}{\|x(n)\|^2} \quad (3.15)$$

Où :

$$\alpha(n) = \mu \frac{e^2(n)}{\|x(n)\|^2 + e^2(n)} \quad \text{pour } 0 < \mu < 2 \quad (3.16)$$

L'algorithme (3.14) peut être considéré comme un algorithme NLMS avec une taille de pas variable dans le temps $\alpha(n)$. Pour $0 < \mu < 2$, on a :

$$0 < \alpha_n < 2 \quad \text{pour } x(n) \text{ et } b(n) \quad (3.17)$$

Il est bien connu que l'algorithme NLMS est stable pour une matrice de covariance définie positive $E(x(n)x^T(n))$, tant que $0 < \mu < 2$. Cette condition est satisfaite pour l'algorithme (3.16) grâce à (3.17).

L'algorithme est donc stable. Et puisque (3.17) est satisfait pour tous les $x(n)$ et $b(n)$, l'algorithme est stable pour toute variance d'entrée, variance de bruit, initialisation du vecteur de poids et type de distribution d'entrée.

Hypothèse 2 :

Si l'algorithme (3.14) est divergent, alors $e^2(n)$ tend vers l'infini quand n tend vers l'infini.

L'hypothèse affirme que si $e^2(n)$ devient très grand, alors l'algorithme tend vers l'algorithme NLMS standard.

Lorsque $e^2(n)$ devient très grand, le terme $e^2(n)$ domine dans le dénominateur :

$$\|x(n)\|^2 \left(\|x(n)\|^2 + e^2(n) \right) \approx \|x(n)\|^2 + e^2(n) \quad (3.18)$$

Par conséquent, l'algorithme proposé devient :

$$w(n+1) = w(n) + \mu \frac{e^3(n)x(n)}{\|x(n)\|^2 e^2(n)} = w(n) + \mu \frac{e(n)x(n)}{\|x(n)\|^2} \quad (3.19)$$

Ce qui est équivalent à l'algorithme NLMS standard.

Donc l'algorithme NLMS est donné par :

$$w(n+1) = w(n) + \mu \frac{e(n)x(n)}{\|x(n)\|^2} \quad \text{pour } 0 < \mu < 2 \quad (3.20)$$

Puisque l'algorithme NLMS standard est stable pour $0 < \mu < 2$, l'algorithme proposé ne peut pas être divergent pour ces valeurs de μ .

Cela contredit l'hypothèse initiale selon laquelle l'algorithme proposé est divergent.

Par conséquent, l'algorithme proposé (3.14) ne diverge pas pour $0 < \mu < 2$.

Étant donné que l'algorithme NLMF proposé (3.14) se situe dans la plage de l'étape de stabilité, il n'a pas besoin de connaître les statistiques d'entrée, de bruit et d'initialisation des poids, ce qui constitue un avantage significatif par rapport aux versions disponibles de l'algorithme NLMF et a été un facteur décisif dans la stabilisation.

Pour éviter les problèmes lorsque $\|\mathbf{x}(n)\|$ est proche de zéro, on peut ajouter un petit nombre positif δ au dénominateur. L'algorithme régularisé devient :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu \frac{e^3(n)\mathbf{x}(n)}{\delta + \|\mathbf{x}(n)\|^2 (\|\mathbf{x}(n)\|^2 + e^2(n))} \quad \text{pour } 0 < \mu < 2 \quad (3.21)$$

Où δ est un petit nombre positif.

On propose la combinaison entre le calcul du SNR via le filtre de Wiener et le NLMF.

On a le filtre de Wiener:

$$W_n = \frac{SNR(n)}{1 + SNR(n)} \quad (3.22)$$

La condition de convergence est :

$$0 < \mu < 2 \quad (3.23)$$

On pose :

$$\Omega = \mu \frac{SNR(n)}{1 + SNR(n)} \quad (3.24)$$

Donc:

$$0 < \Omega < \frac{2SNR(n)}{1 + SNR(n)} \quad (3.25)$$

L'algorithme (3.21) devient :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \Omega \frac{e^3(n)\mathbf{x}(n)}{\delta + \|\mathbf{x}(n)\|^2 (\|\mathbf{x}(n)\|^2 + e^2(n))} \quad (3.26)$$

- Si $SNR < \text{seuil} \rightarrow \Omega = \mu \frac{SNR(n)}{1+SNR(n)}$
- Si $SNR > \text{seuil} \rightarrow \Omega = \mu$

Tableau 3.2. Résumé des équations principales du filtre adaptatif NLMF-Wiener.

Signal d'entrée	$\mathbf{x}(n)$
Signal sorti	$y(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n)$
Signal erreur	$e(n) = d(n) - y(n)$
Equation de mise à jour	$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \Omega \frac{e^3(n)\mathbf{x}(n)}{\delta + \ \mathbf{x}(n)\ ^2 (\ \mathbf{x}(n)\ ^2 + e^2(n))}$
Condition de convergence	$0 < \Omega < \frac{2SNR(n)}{1 + SNR(n)}$

3.5 Conclusion

Ce chapitre présente une étude détaillée des implications de l'utilisation de l'algorithme LMF standardisé pour la réduction du bruit acoustique.

L'algorithme NLMF est indépendant des statistiques de corrélation des données d'entrée. L'algorithme NLMF-Wiener est également plus performant que l'algorithme LMF. Lorsque l'algorithme NLMF-Wiener est comparé à l'algorithme NLMS pour l'erreur la plus faible en régime permanent, le premier est plus performant que le second. Le chapitre suivant présente les résultats de la simulation de l'algorithme proposé.

CHAPITRE 4

Résultats de simulation

4.1 Introduction

Dans le quatrième et dernier chapitre, nous présentons les résultats de notre simulation de la réduction du bruit des avions à l'aide du nouvel algorithme NLMF-Wiener. Les performances sont étudiées selon trois critères : la réponse impulsionnelle, le critère de désajustement (Mismatch) et le critère EQM (Erreur Quadratique Moyenne).

4.2 Signaux utilisés

4.2.1 Signal de la parole

La figure ci-dessous représente un signal parole originale et son spectrogramme. Ce signal a une fréquence de 8 kHz et une prononciation masculine.

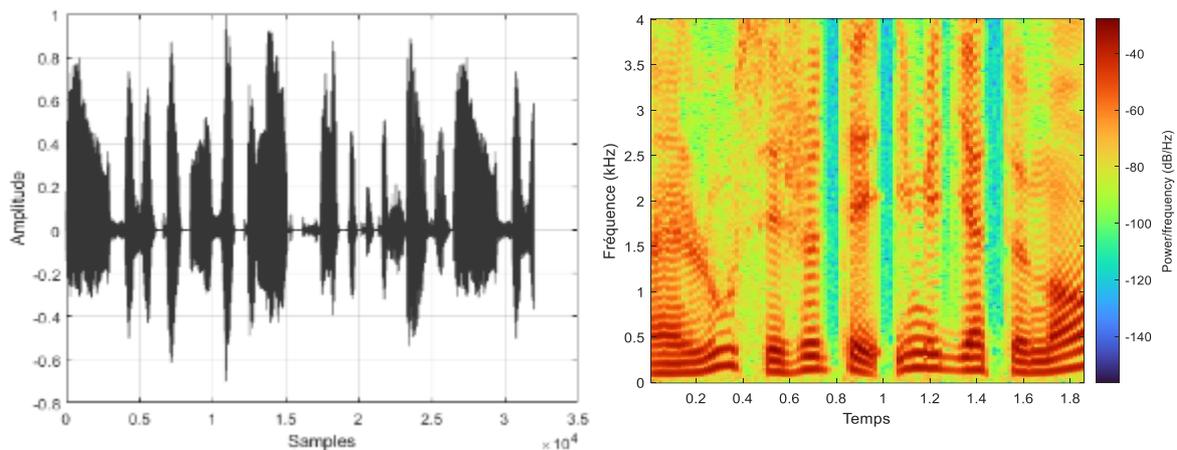


Figure 4.1. Signal de la parole et son spectrogramme.

4.2.2 Signaux de bruit

a. Bruit blanc

La figure ci-dessous représente le signal de bruit blanc utilisé pour vérifier la stabilité des algorithmes utilisés.

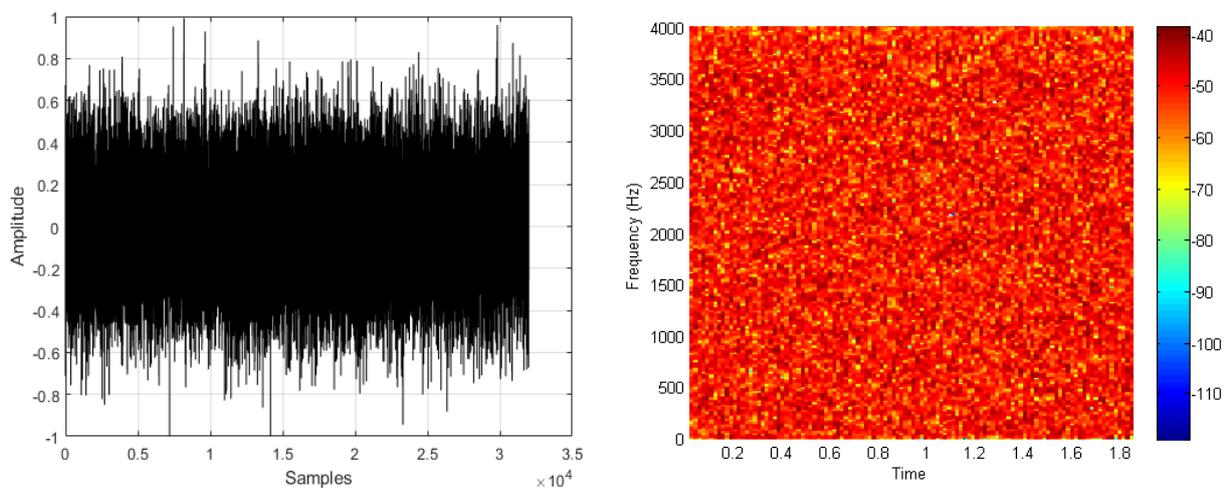


Figure 4.2. Signal de bruit blanc gaussien et son spectrogramme.

b. Bruit USASI

Cette figure montre le signal de bruit USASI (United States of America Standard Institute). Le bruit USASI est un processus aléatoire stationnaire dont les échantillons sont des variable aléatoires corrélées, sa densité spectrale de puissance caractérisé le spectre moyen du signal de la parole.

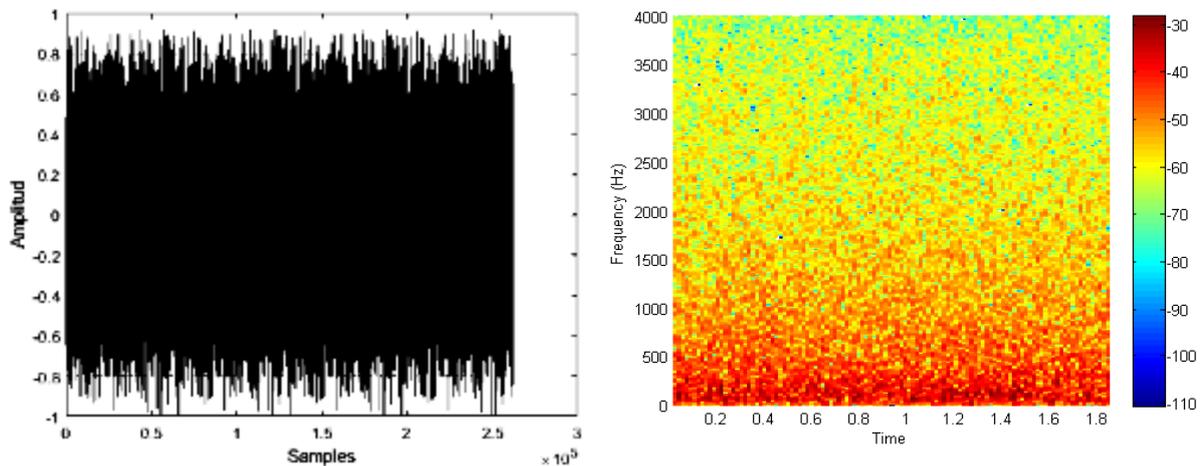


Figure 4.3. Signal de bruit USASI et son spectrogramme.

c. Bruit d'avion

La figure 4.4 représente le signal du bruit de l'avion F-16. Le F-16 Fighting Falcon, développé par General Dynamics (Lockheed Martin) en 1978 pour l'armée de l'air américaine, est un chasseur multirôle agile et performant. Le F-16 Fighting Falcon génère un bruit puissant, caractéristique des avions à réaction à hautes performances. Le bruit des F-16 a un impact significatif sur les communautés situées à proximité des bases aériennes, ce qui nécessite des mesures d'atténuation.

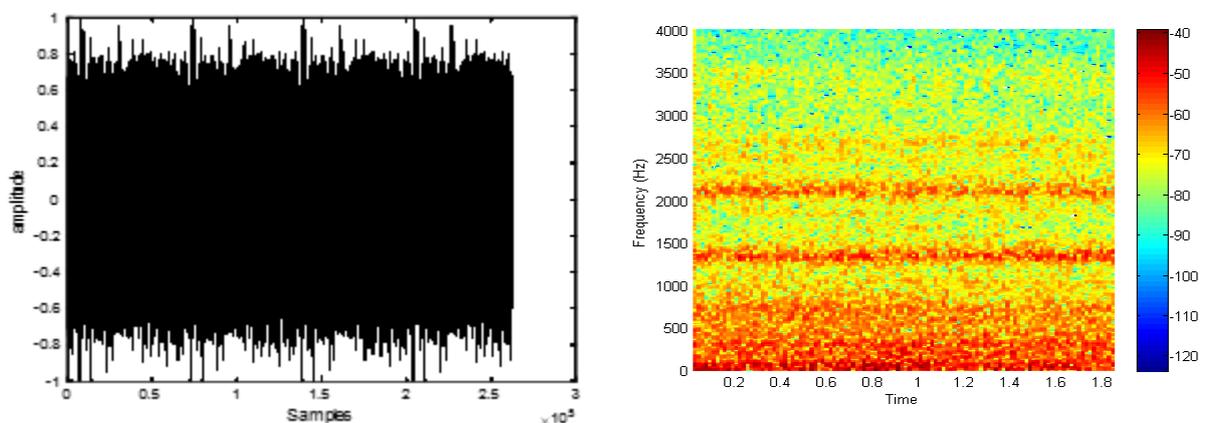


Figure 4.4. Signal de bruit d'avion et son spectrogramme.

4.2.3 Réponses impulsionnelles

La figure 4.5 montre la modélisation des réponses impulsionnelles des filtres h_{12} et h_{21} qui sont générées à partir d'un bruit gaussien modulé par une fonction exponentielle à un support temporel d'environ $L = 32$.

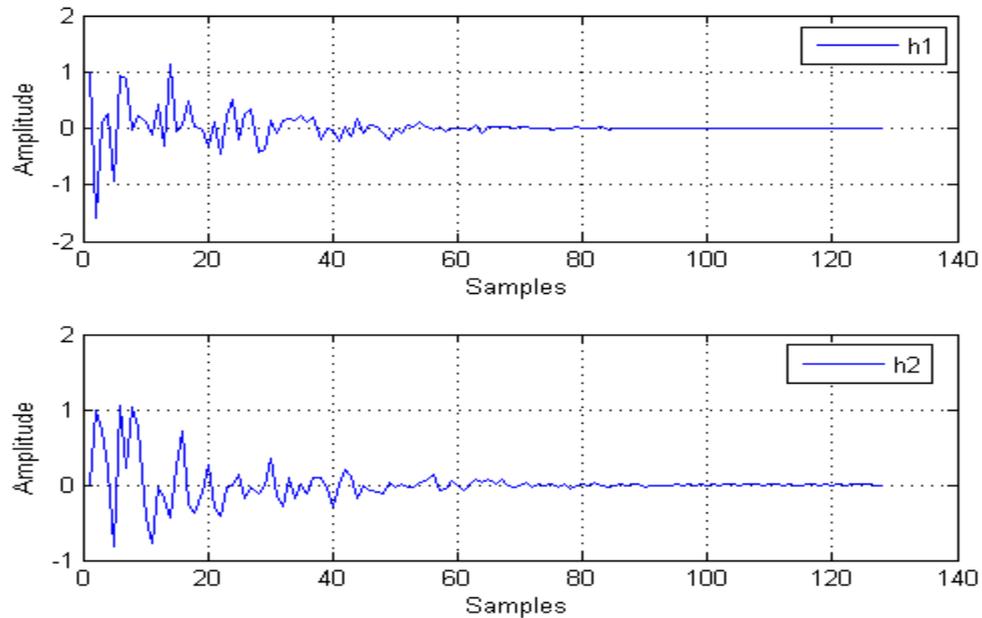


Figure 4.5. Les réponses impulsionnelles.

Ces deux modèles nous permettent de mieux représenter les conditions réelles de propagation du signal dans une pièce quelconque et de montrer l'effet de la distance.

4.2.4 Mélange des signaux

On présente ci-dessous la structure de mélange convolutionnel entre le signal de parole et le signal de bruit. La figure 4.6 montre les signaux de mélange $m_1(n)$ et $m_2(n)$ avec $RSB1=RSB2=0$ et une longueur de filtre $L=32$.

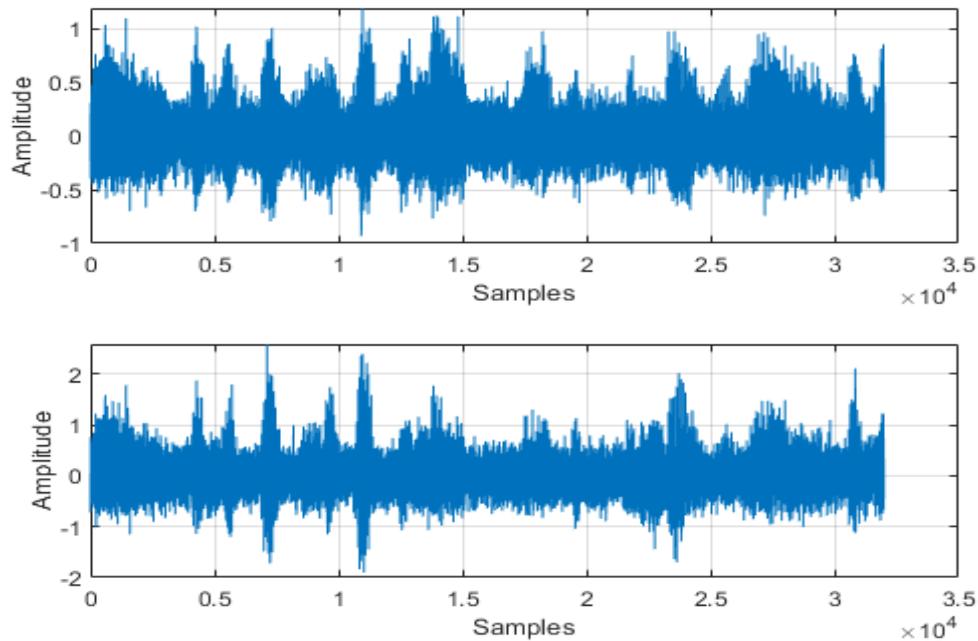


Figure 4.6. Signaux de mélange.

4.2.5 Détection d'Activité Vocale

La fonction du DAV (Détection d'Activité Vocale) permet de distinguer entre le bruit en présence de la parole et le bruit sans la parole. C'est un mécanisme pour contrôler l'adaptation des filtres h_{12} et h_{21} . La figure 4.7 illustre un exemple de système DAV manuelle.

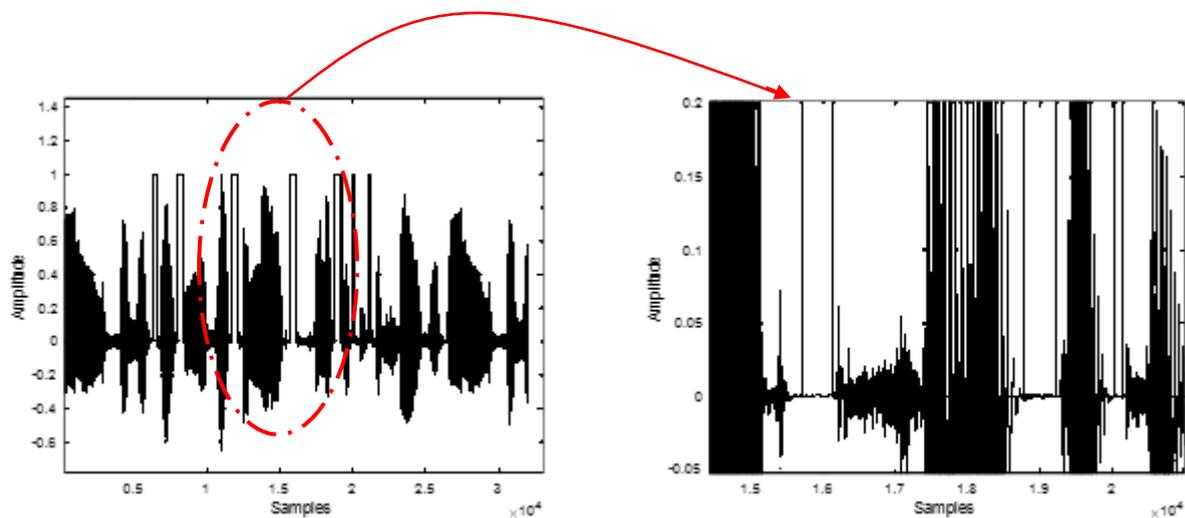


Figure 4.7. DAV de signal parole.

Le filtre h_{12} est adapté uniquement à la période du bruit seul, alors que le filtre h_{21} s'adapte pendant la présence du signal de la parole utile.

4.2.6 Critère de système SM et Critère EQM

Le système Mismatch (SM) mesure la convergence de l'algorithme vers les coefficients optimaux et indique le niveau de l'amplification du signal par rapport au bruit.

$$SM = 10 \log_{10} \left[\frac{\|w(n) - h(n)\|^2}{\|h(n)\|^2} \right] \quad (4.1)$$

L'Erreur Quadratique Moyenne (EQM) indique la quantité du bruit résiduel qui reste dans le signal après le rehaussement.

$$EQM = 10 \log_{10} \{E[|e(n)|]^2\} \quad (4.2)$$

4.2.7 Paramètres de simulation

Le tableau 4.1 récapitule les différents paramètres entrant dans la simulation :

Tableau 4.1. Les paramètres de simulation.

Paramètre	Signification	Valeur
N	Nombre d'itération	120000
L	Longueur de filtre	32 ;128
μ	Pas d'adaptation	0.9
RSB1= RSB2	Rapport signal sur bruit	-3 ;0 ;3

4.3 Résultats de simulation

4.3.1 Entrée bruit blanc

La figure 4.8 présente trois graphiques côte à côte, chacun illustrant différents aspects de l'analyse de signaux et du filtrage, avec L=32 et RSB=0.

Le premier graphique à gauche compare le signal original (parole) avec le signal bruité (SNR) et le signal filtré après application du filtre de Wiener. Le filtre de Wiener semble réduire le bruit de manière significative, ce qui donne une courbe plus lisse et plus proche de la parole originale.

La seconde (centrée) montre l'effet de trois algorithmes de filtrage différents sur le signal. Chaque algorithme semble réduire le bruit à des degrés différents. L'algorithme NLMS semble avoir une amplitude de bruit plus élevée, tandis que l'algorithme NLMF1 et l'algorithme NLMF2 (NLMF-Wiener) montrent une réduction du bruit plus significative.

Le dernier graphique à droite compare le filtre réel avec les résultats des algorithmes de filtrage NLMF1 et NLMF2. Le filtre réel est représenté par des points, tandis que les deux autres

sont des courbes continues. On constate que les algorithmes NLMF1 et NLMF2 (NLMF-Wiener) suivent de près le filtre réel, l’algorithme NLMF2 (NLMF-Wiener) apparaissant plus proche du filtre réel que l’algorithme NLMF1.

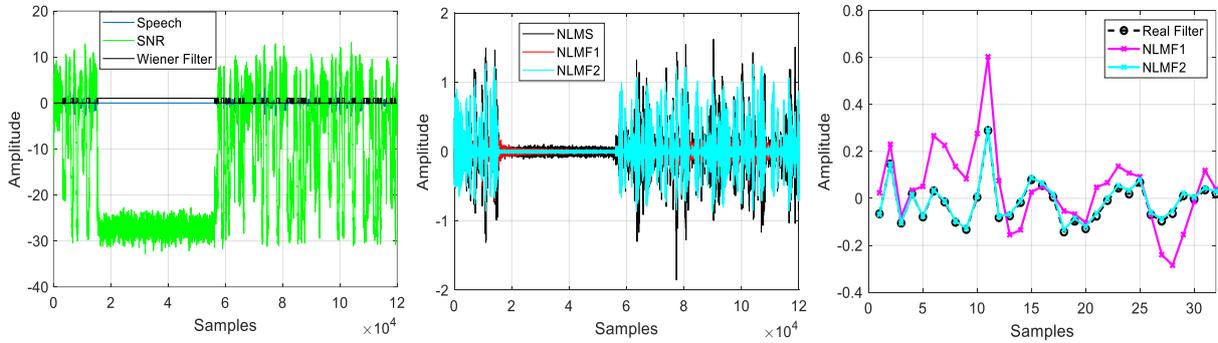


Figure 4.8. Signal de parole dans le cas $L=32$ et entrée bruit blanc.

La figure 4.9 présente trois graphiques similaires à la figure 4.8 avec quelques différences notables, $L=128$ et $RSB=0$.

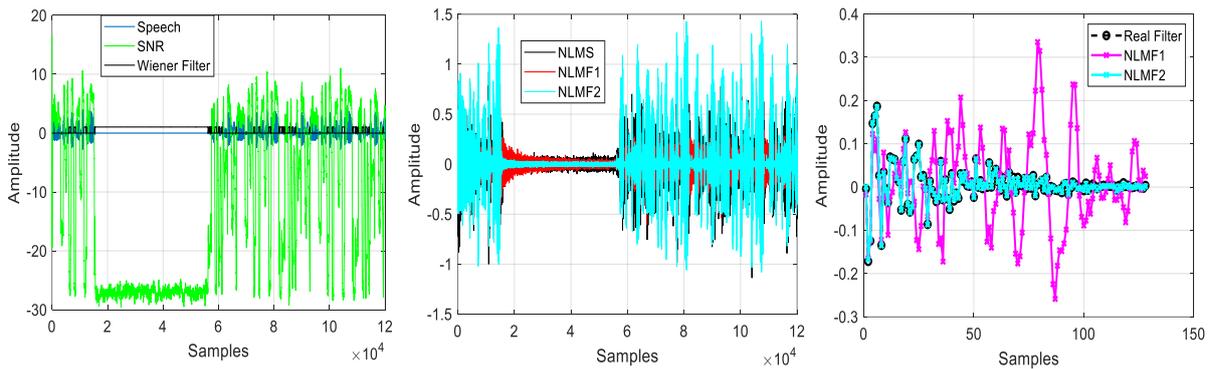


Figure 4.9. Signal de parole dans le cas $L=128$ et entrée bruit blanc.

A partir des résultats obtenus on remarque que l’algorithme NLMF2 (NLMF-Wiener) réduit le bruit mieux que l’algorithme NLMS et l’algorithme NLMF1 dans $L=128$ par rapport à $L=32$.

a. Système de désajustement (Mismatch)

La figure 4.10 est un ensemble de trois graphiques comparant les performances de différents algorithmes, à savoir l’algorithme NLMS, l’algorithme NLMF1 et l’algorithme NLMF2 (NLMF-Wiener), en termes de désajustement du système (SM) en dB sur un certain nombre d’échantillons avec $L=32$.

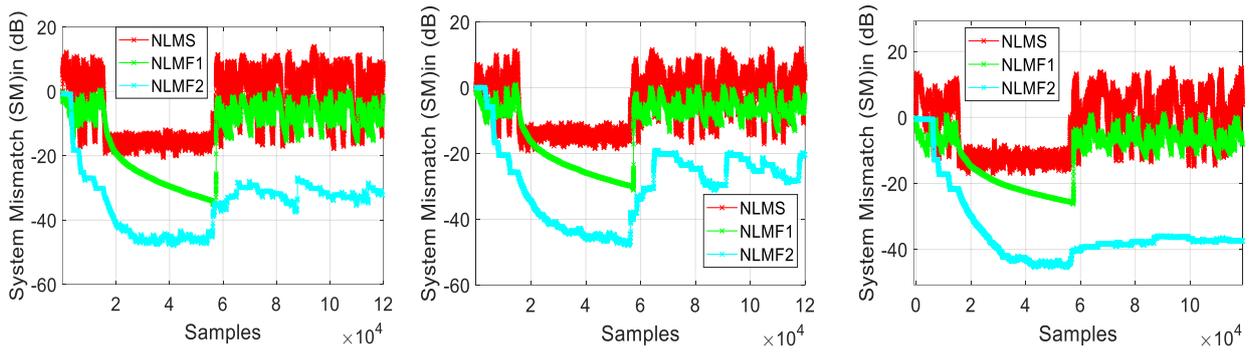


Figure 4.10. Critère SM pour RSB=-3, RSB=0, RSB=3 dans le cas de L=32.

La figure 4.11 est un ensemble de trois graphiques comparant les performances de différents algorithmes, à savoir NLMS, NLMF1 et NLMF2 (NLMF-Wiener), en termes de désajustement du système (SM) en dB sur un certain nombre d'échantillons avec L=128.

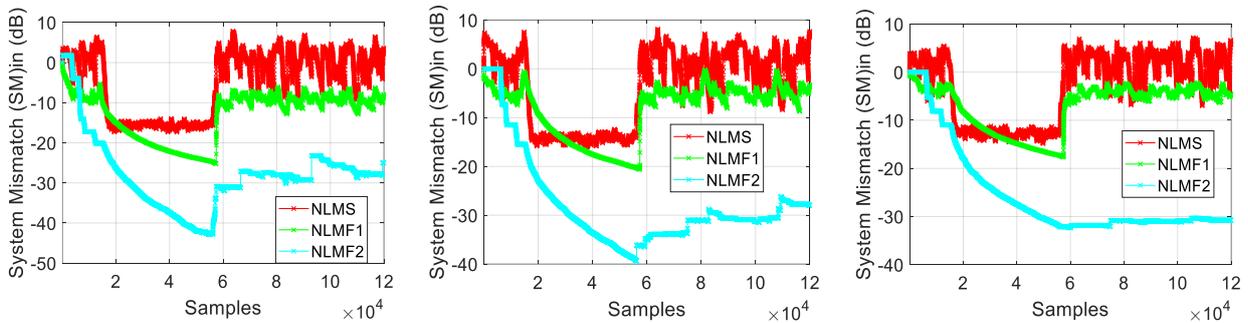


Figure 4.11. Critère SM pour RSB=-3, RSB=0, RSB=3 dans le cas de L=128.

Dans les deux figures 4.10 et 4.11, l'algorithme NLMF2 (NLMF-Wiener) est toujours plus performant que l'algorithme NLMS et l'algorithme NLMF1 en termes de vitesse de convergence, quel que soient le SNR(-3 ;0 ;3) et la taille du filtre.

Les figures montrent que l'algorithme NLMF1 a des performances intermédiaires entre l'algorithme NLMS et l'algorithme NLMF2 (NLMF-Wiener), ce qui indique des améliorations par rapport à l'algorithme NLMS, tandis que l'algorithme NLMF2 (NLMF-Wiener) est l'algorithme le plus efficace des trois pour minimiser le Mismatch du système.

b. Erreur Quadratique Moyenne

La figure 4.12 contient trois graphiques comparant les performances de trois algorithmes (NLMS, NLMF1 et NLMF2) en termes d'Erreur Quadratique Moyenne (EQM) en dB sur des blocs de 1024 échantillons avec L=32.

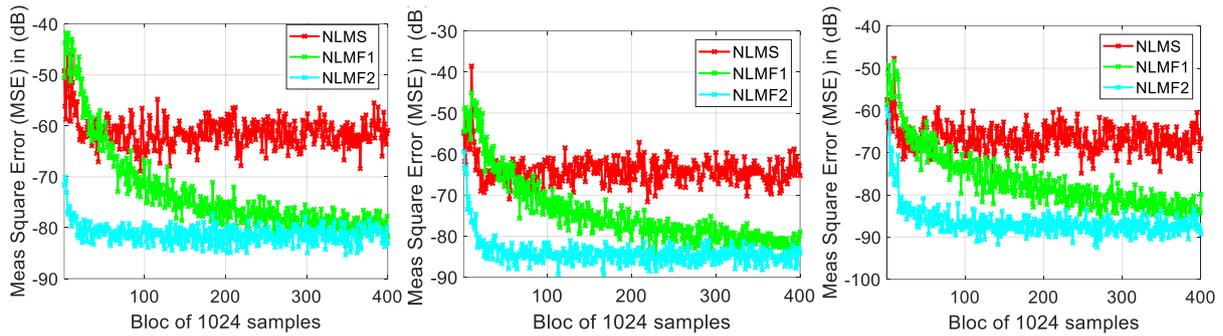


Figure 4.12. Critère EQM pour RSB=-3, RSB=0, RSB=3 dans le cas de L=32.

La figure 4.13 contient trois graphiques comparant les performances de trois algorithmes (NLMS, NLMF1 et NLMF2) en termes d'Erreur Quadratique Moyenne (EQM) en dB sur des blocs de 1024 échantillons avec L=128.

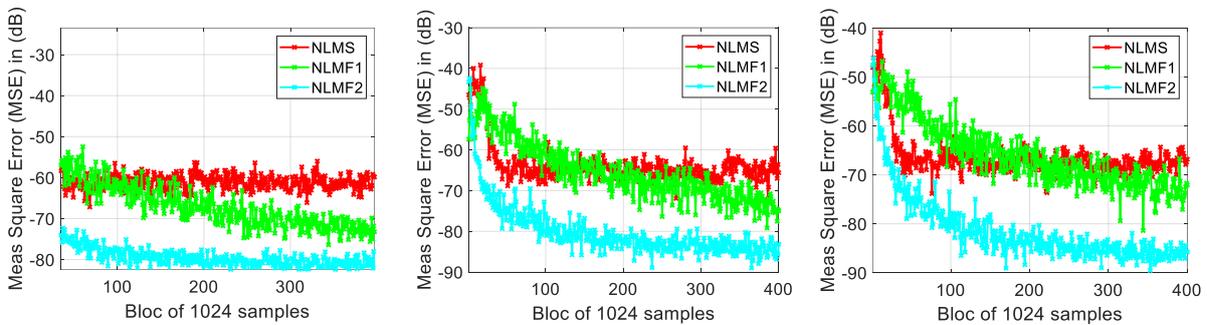


Figure 4.13. Critère EQM pour RSB=-3, RSB=0, RSB=3 dans le cas de L=128.

Dans les deux figures 4.12 et 4.13, l’algorithme NLMF2 (NLMF-Wiener) surpasse toujours les deux algorithmes NLMS et NLMF1 en termes de vitesse de convergence et d'Erreur Quadratique Moyenne finale, quel que soient le SNR(-3 ;0 ;3) et la taille du filtre L.

4.3.2 Entrée bruit USASI

La figure 4.14 présente trois graphiques côte à côte, chacun illustrant différents aspects de l'analyse de signaux et du filtrage, avec L=32 et RSB=0.

Le premier graphique à gauche compare le signal original (parole) avec le signal bruité (SNR) et le signal filtré après application du filtre de Wiener. Le filtre de Wiener semble réduire le bruit USASI de manière significative, ce qui donne une courbe plus lisse et plus proche de la parole originale.

La seconde (centrée) montre l'effet de trois algorithmes de filtrage différents sur le signal. Chaque algorithme semble réduire le bruit USASI à des degrés différents. L’algorithme NLMS

semble avoir une amplitude de bruit plus élevée, tandis que l'algorithme NLMF1 et l'algorithme NLMF2 (NLMF-Wiener) montrent une réduction du bruit plus significative.

Le dernier graphique à droite compare le filtre réel avec les résultats des algorithmes de filtrage NLMF1 et NLMF2 (NLMF-Wiener). Le filtre réel est représenté par des points, tandis que les deux autres sont des courbes continues. On constate que les algorithmes NLMF1 et NLMF2 (NLMF-Wiener) suivent de près le filtre réel, l'algorithme NLMF2 apparaissant plus proche du filtre réel que l'algorithme NLMF1.

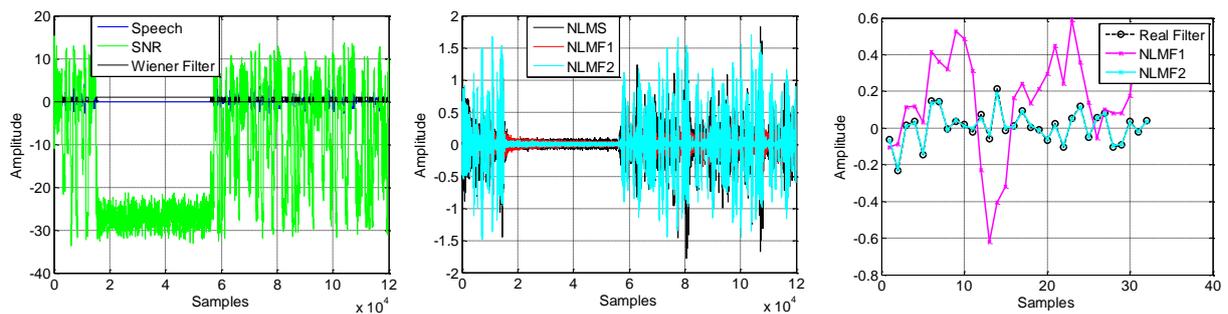


Figure 4.14. Signal de parole dans le cas $L=32$ et entrée bruit USASI.

La figure 4.15 présente trois graphiques similaires à la figure 4.14 avec quelques différences notables, $L=128$ et $RSB=0$.

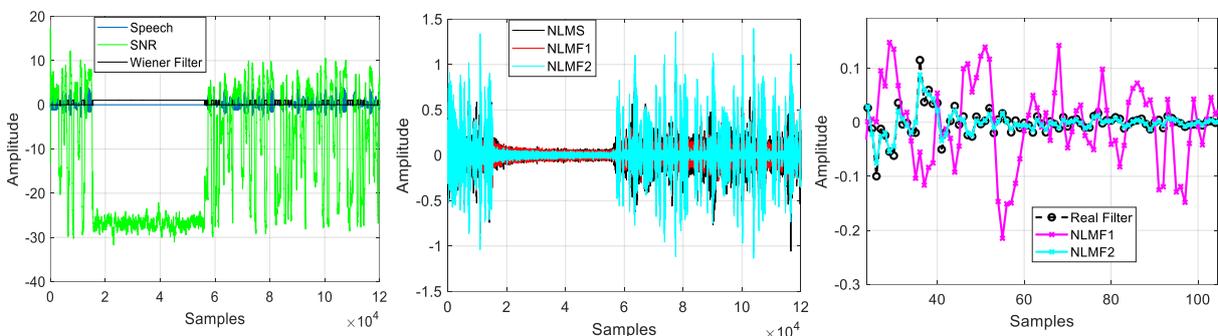


Figure 4.15. Signal de parole dans le cas $L=128$ et entrée bruit USASI.

A partir des résultats obtenus on remarque que l'algorithme NLMF2 (NLMF-Wiener) réduit le bruit mieux que l'algorithme NLMS et l'algorithme NLMF1 dans $L=128$ par rapport $L=32$.

a. Système de désajustement (Mismatch)

La figure 4.16 est un ensemble de trois graphiques comparant les performances de différents algorithmes, à savoir les algorithmes NLMS, NLMF1 et NLMF2 (NLMF-Wiener), en termes de désajustement du système (SM) en dB sur un certain nombre d'échantillons avec $L=32$.

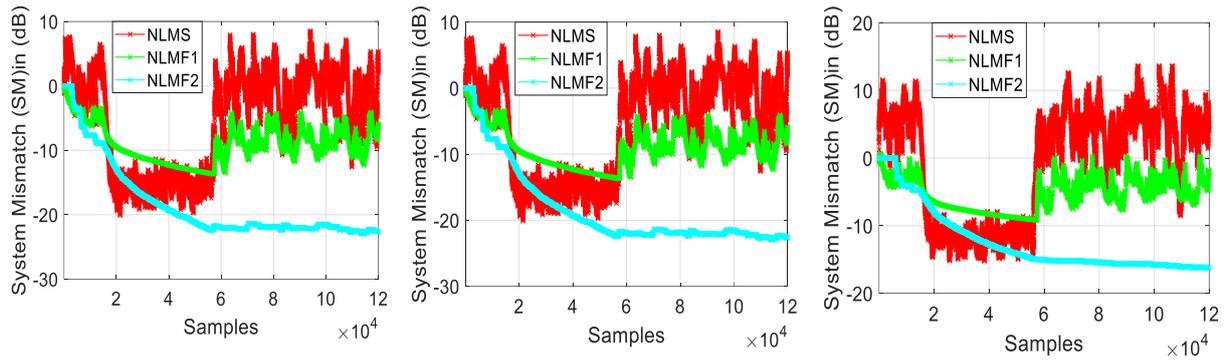


Figure 4.16. Critère SM pour $RSB=-3$, $RSB=0$, $RSB=3$ dans le cas de $L=32$.

La figure 4.17 est un ensemble de trois graphiques comparant les performances de différents algorithmes, à savoir les algorithmes NLMS, NLMF1 et NLMF2 (NLMF-Wiener), en termes de désajustement du système (SM) en dB sur un certain nombre d'échantillons avec $L=128$.

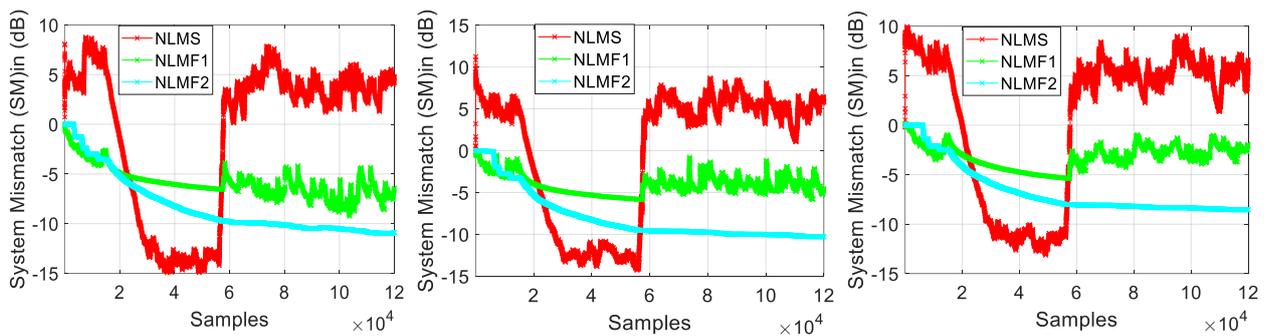


Figure 4.17. Critère SM pour $RSB=-3$, $RSB=0$, $RSB=3$ dans le cas de $L=128$.

Dans les deux figures 4.16 et 4.17, l'algorithme NLMF2 (NLMF-Wiener) est toujours plus performant que l'algorithme NLMS et l'algorithme NLMF1 en termes de vitesse de convergence, quel que soient le $SNR(-3 ; 0 ; 3)$ et la taille du filtre.

Les figures montrent que l'algorithme NLMF1 a des performances intermédiaires entre l'algorithme NLMS et l'algorithme NLMF2 (NLMF-Wiener), ce qui indique des améliorations par rapport à l'algorithme NLMS, tandis que l'algorithme NLMF2 (NLMF-Wiener) est l'algorithme le plus efficace des trois pour minimiser le Mismatch du système.

b. Erreur Quadratique Moyenne

La figure 4.18 contient trois graphiques comparant les performances de trois algorithmes (NLMS, NLMF1 et NLMF2) en termes d'Erreur Quadratique Moyenne (EQM) en dB sur des blocs de 1024 échantillons avec $L=32$.

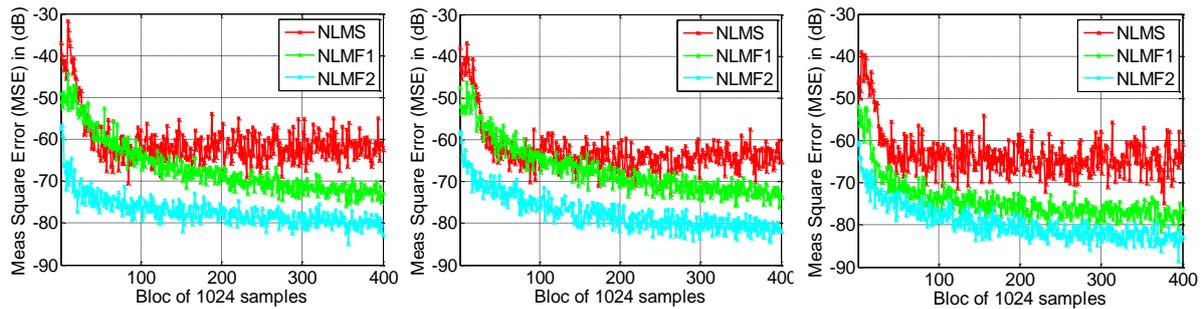


Figure 4.18. Critère EQM pour $RSB=-3$, $RSB=0$, $RSB=3$ dans le cas de $L=32$.

La figure 4.19 contient trois graphiques comparant les performances de trois algorithmes (NLMS, NLMF1 et NLMF2) en termes d'Erreur Quadratique Moyenne (EQM) en dB sur des blocs de 1024 échantillons avec $L=32$.

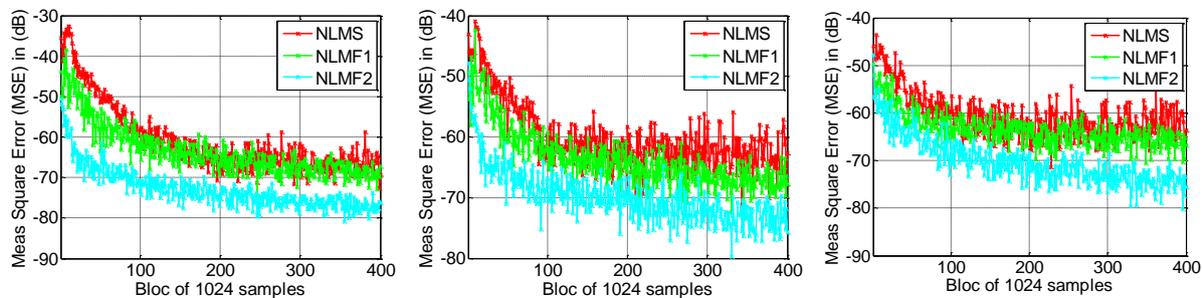


Figure 4.19. Critère EQM pour $RSB=-3$, $RSB=0$, $RSB=3$ dans le cas de $L=128$.

Dans les deux figures 4.18 et 4.19, l'algorithme NLMF2 (NLMF-Wiener) surpasse toujours les deux algorithmes NLMS et NLMF1 en termes de vitesse de convergence et d'Erreur Quadratique Moyenne finale, quel que soient le $SNR(-3;0;3)$ et la taille du filtre L .

4.3.3 Entrée bruit d'avion

La figure 4.20 présente trois graphiques côte à côte, chacun illustrant différents aspects de l'analyse de signaux et du filtrage, avec $L=32$ et $RSB=0$.

Le premier graphique à gauche compare le signal original (parole) avec le signal bruité (SNR) et le signal filtré après application du filtre de Wiener. Le filtre de Wiener semble réduire le bruit avion F-16 de manière significative, ce qui donne une courbe plus lisse et plus proche de la parole originale.

La seconde (centrée) montre l'effet de trois algorithmes de filtrage différents sur le signal. Chaque algorithme semble réduire le bruit avion F-16 à des degrés différents. L'algorithme NLMS semble avoir une amplitude de bruit plus élevée, tandis que l'algorithme NLMF1 et

l'algorithme NLMF2 (NLMF-Wiener) montrent une réduction du bruit plus significative.

Le dernier graphique à droite compare le filtre réel avec les résultats des algorithmes de filtrage NLMF1 et NLMF2 (NLMF-Wiener). Le filtre réel est représenté par des points, tandis que les deux autres sont des courbes continues. On constate que les algorithmes NLMF1 et NLMF2 (NLMF-Wiener) suivent de près le filtre réel, l'algorithme NLMF2 (NLMF-Wiener) apparaissant plus proche du filtre réel que l'algorithme NLMF1.

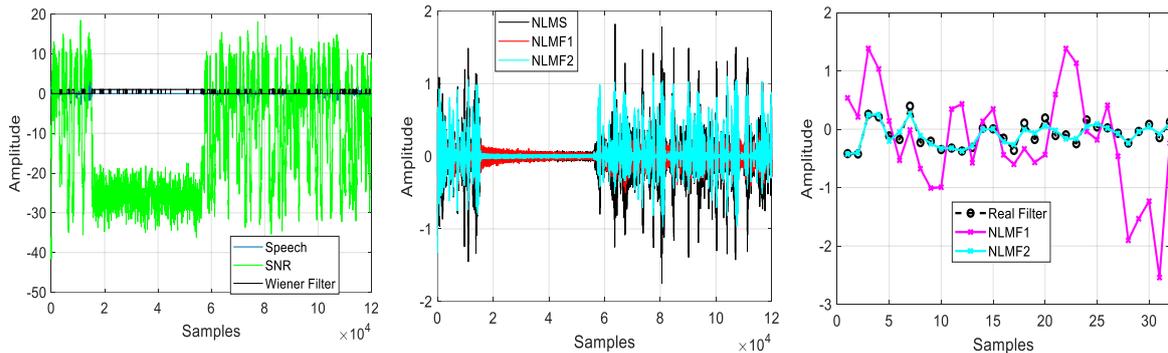


Figure 4.20. Signal de parole dans le cas $L=32$ et entrée bruit d'avion.

La figure 4.21 présente trois graphiques similaires à la figure 4.20 avec quelques différences notables, $L=128$ et $RSB=0$.

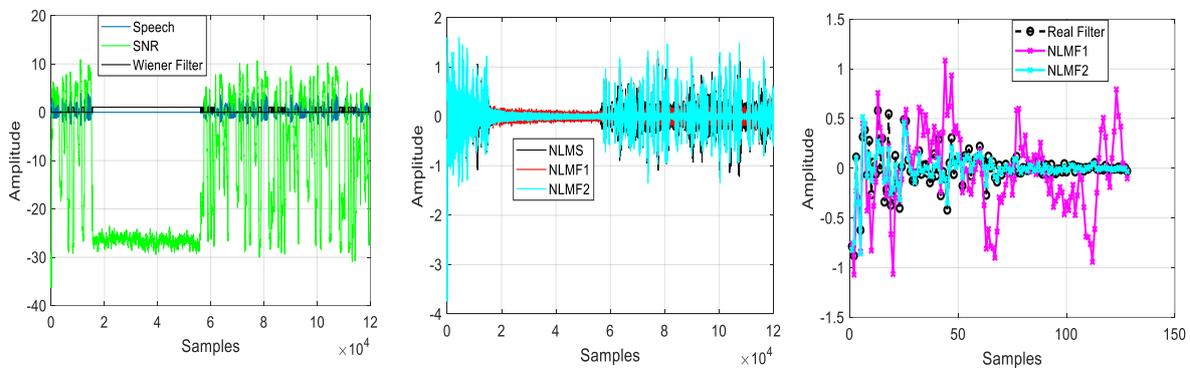


Figure 4.21. Signal de parole dans le cas $L=128$ et entrée bruit d'avion.

A partir des résultats obtenus on remarque que l'algorithme NLMF2 (NLMF-Wiener) réduit le bruit mieux que l'algorithme NLMS et l'algorithme NLMF1 dans $L=128$ par rapport $L=32$.

a. Système de désajustement (Mismatch)

La figure 4.22 est un ensemble de trois graphiques comparant les performances de différents algorithmes, à savoir les algorithmes NLMS, NLMF1 et NLMF2 (NLMF-Wiener), en termes de désajustement du système (SM) en dB sur un certain nombre

d'échantillons avec $L=32$.

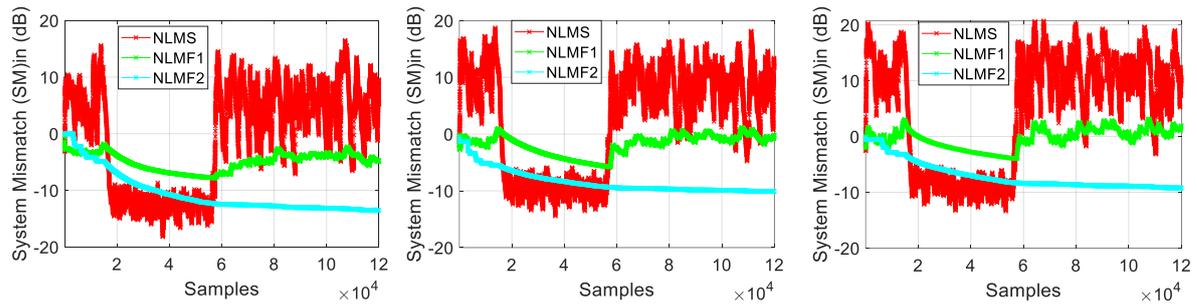


Figure 4.22. Critère SM pour $RSB=-3$, $RSB=0$, $RSB=3$ dans le cas de $L=32$.

La figure 4.23 est un ensemble de trois graphiques comparant les performances de différents algorithmes, à savoir les algorithmes NLMS, NLMF1 et NLMF2 (NLMF-Wiener) , en termes de désajustement du système (SM) en dB sur un certain nombre d'échantillons avec $L=128$.

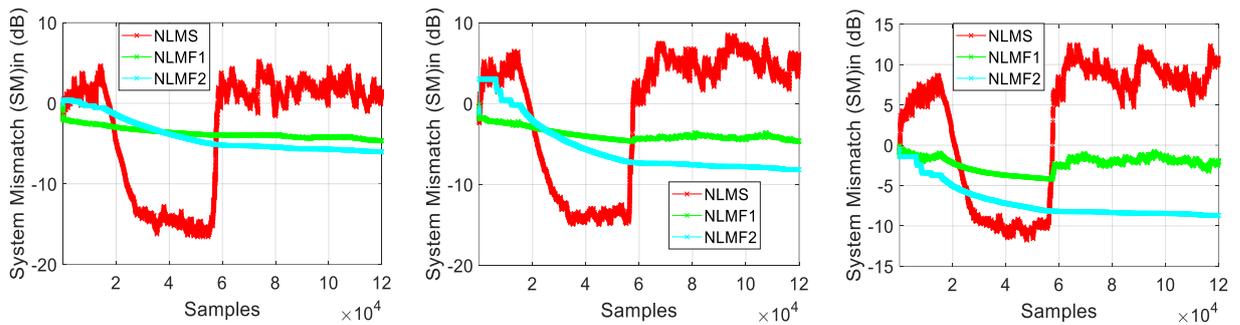


Figure 4.23. Critère SM pour $RSB=-3$, $RSB=0$, $RSB=3$ dans le cas de $L=128$.

Dans les deux figures 4.22 et 4.23, l'algorithme NLMF2 (NLMF-Wiener) est toujours plus performant que l'algorithme NLMS et l'algorithme NLMF1 en termes de vitesse de convergence, quel que soient le SNR(-3 ;0 ;3) et la taille du filtre.

Les figures montrent que l'algorithme NLMF1 a des performances intermédiaires entre les algorithmes NLMS et NLMF2(NLMF-Wiener), ce qui indique des améliorations par rapport à l'algorithme NLMS, tandis que l'algorithme NLMF2 (NLMF-Wiener) est l'algorithme le plus efficace des trois pour minimiser le Mismatch du système.

b. Erreur Quadratique Moyenne

La figure 4.24 contient trois graphiques comparant les performances de trois algorithmes (NLMS, NLMF1 et NLMF2) en termes d'Erreur Quadratique Moyenne (EQM) en dB sur des blocs de 1024 échantillons avec $L=32$.

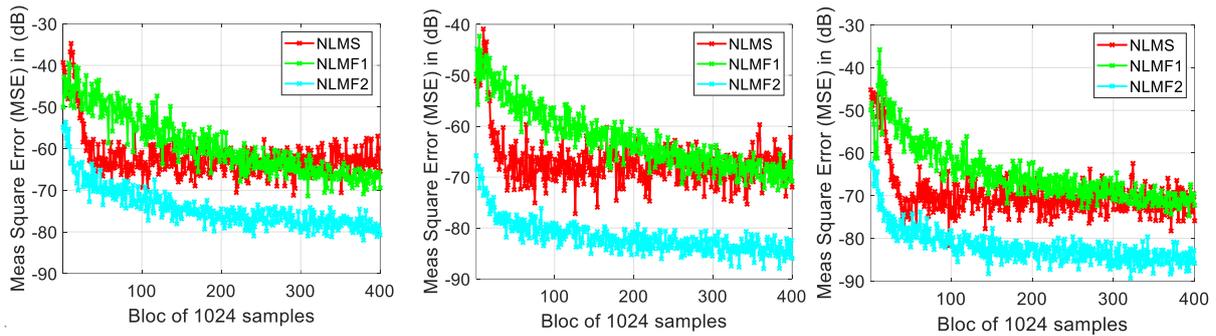


Figure 4.24. Critère SM pour $RSB=-3$, $RSB=0$, $RSB=3$ dans le cas de $L=32$.

La figure 4.25 contient trois graphiques comparant les performances de trois algorithmes (NLMS, NLMF1 et NLMF2) en termes d'erreur quadratique moyenne (EQM) en dB sur des blocs de 1024 échantillons avec $L=128$.

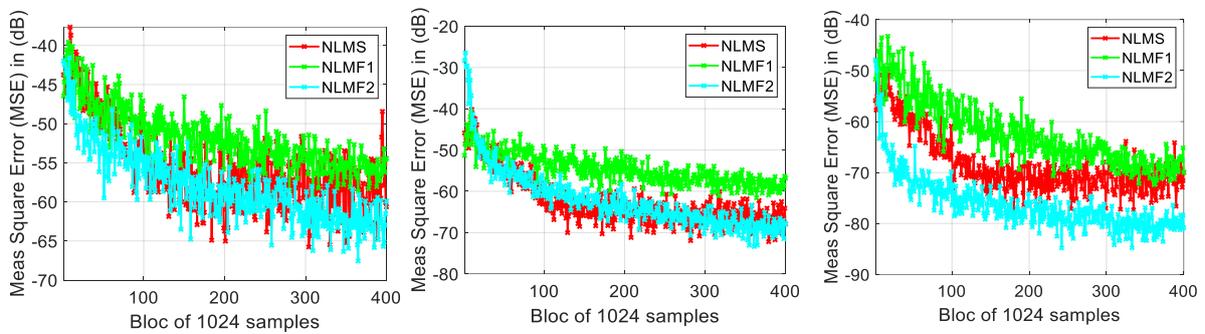


Figure 4.25. Critère SM pour $RSB=-3$, $RSB=0$, $RSB=3$ dans le cas de $L=128$.

Dans les deux figures 4.24 et 4.25, l'algorithme NLMF2(NLMF-Wiener) surpasse toujours les deux algorithmes NLMS et NLMF1 en termes de vitesse de convergence et d'Erreur Quadratique Moyenne finale, quel que soient le SNR (-3 ;0 ;3) et la taille du filtre L.

4.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les résultats de simulation des algorithmes de filtrage adaptatif NLMS, NLMF et NLMF-Wiener. 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 NLMF-Wiener a montré une meilleure performance dans la réduction du bruit acoustique que les algorithmes NLMS et NLMF.

CONCLUSION GENERALE

Conclusion générale

Conclusion générale

Dans cette étude, nous nous sommes concentrés sur l'application de l'algorithme NLMF-Wiener pour l'annulation du bruit acoustique et l'amélioration du signal de parole.

Nous avons d'abord présenté quelques définitions de la parole et du bruit, nous avons mentionné les types de bruit, les couleurs et les sources de bruit dans les avions. Nous avons également présenté et expliqué le mélange de signaux et les méthodes de réduction du bruit.

Nous avons aussi présenté le filtre de WIENER qui est un filtre linéaire souvent utilisé pour la réduction de bruit lorsque le signal et le bruit sont stationnaire. C'est l'estimateur qui minimise l'erreur quadratique moyenne (EQM) entre le signal d'entrée et celui en sortie.

Nous avons ensuite expliqué le fonctionnement du filtrage adaptatif et certains des algorithmes utilisés, en particulier l'algorithme LMS qui vise à minimiser l'erreur quadratique moyenne entre la sortie du filtre adaptatif et le signal souhaité, ce qui conduit à une réduction progressive de l'erreur et à une amélioration continue de la qualité du signal.

Ensuite, nous avons proposé un nouvel algorithme basé sur la version normalisée de l'algorithme LMF qui est utilisé pour minimiser la quatrième puissance de l'erreur au lieu de l'erreur quadratique plus courante, ce qui le rend plus robuste dans certains scénarios, en particulier dans les environnements soumis à des bruits impulsifs. L'aspect « normalisé » fait référence à l'ajustement de l'algorithme pour maintenir la stabilité et améliorer les propriétés de convergence.

L'algorithme proposé est l'algorithme NLMF-Wiener qui est la combinaison entre le calcul du SNR via le filtre de Wiener et l'algorithme NLMF.

Nous avons appliqué l'algorithme NLMF-Wiener dans notre étude et commencé à simuler en utilisant quelques signaux, notamment un signal vocal, un signal de bruit (bruit blanc, bruit USASI, bruit F-16) et des signaux de mélange.

Nous avons effectué plusieurs tests en utilisant différents paramètres de réglage tels que la taille du filtre, le rapport signal/bruit et le pas d'adaptation.

Les résultats présentés dans cette étude prouvent que l'algorithme NLMF-Wiener surpasse toujours les algorithmes NLMF et NLMS.

Bibliographie

- [1] A. Jeanvoine, « Intérêt des algorithmes de réduction de bruit dans l'implant cochléaire : Application à la binauralité » Thèse de doctorat, Université Claude Bernard - Lyon I, 2012.
- [2] I. Hammouda et F. Z. Chemmai, « Nouvelle structure de séparation aveugle de source pour le débruitage automatique de signal parole en sous bandes » Mémoire Master. Blida, 2019-2020.
- [3] R. Bendoumia, « Annulation du bruit par les méthodes de séparation de sources aveugles, Application aux systèmes de télécommunications numériques » thèse de doctorat. Blida, 2014.
- [4] C. Plapous « Traitements pour la réduction de bruit. Application à la communication parlée » Université Rennes 1, 2005.
- [5] A. Ouserir et M. Ouserir « Réduction du bruit par des techniques mono-capteurs » Mémoire Master. Blida, 2012-2013.
- [6] C. Jutten, « Théorie du signal », Université Joseph Fourier – Polytechnique, Grenoble, France
- [7] O. Zaporozhets, V. Tokarev, K. Attenborough « Aircraft Noise: Assessment, Prediction and Control » 2011.
- [8] C. Francis, « Aide-mémoire traitement de signal » Paris: Dunod, 2005.
- [9] Y. Benabderrahmane « Séparation aveugle de signaux de parole utilisant les statistiques d'ordre supérieur et la décomposition en sous-espaces » thèse de doctorat. Université de Québec, 2011.
- [10] A. Spriet « Adaptive filtering techniques for noise reduction and acoustic feedback cancellation in hearing aids » thèse de doctorat. Université catholique de Louvain, 2004.
- [11] A. Sayoud et R. Henni, « Réduction de bruit acoustique par un algorithme RLS bi-capteurs » Mémoire Master. Blida, 2015-2016.
- [12] J.-F. Bercher, P. Jardin, Notes de cours: Introduction au filtrage adaptatif, ESIEE Paris, 2003.
- [13] J. El Mhamdil, F. Regragui et M. Harnafi, « Traitement adaptatif appliqué au signal sismique », Bulletin de l'Institut Scientifique, Rabat, 2008.
- [14] M. Bellanger « Traitement numérique du signal (Théorie et pratique) ». -8 e édition 2012.
- [15] M. Meguenni et R. Mammou « Un nouvel algorithme automatique de projection affine (APA) dédié pour la réduction bi-capteurs du bruit acoustique » Mémoire Master. Blida, 2020-2021.
- [16] K. Vinay Ingle, M. Stephen Kogon, Dimitris G. Manolakis « Statistical and Adaptive

Bibliographie

- Signal Processing »,2005.
- [17] S.Meddahi « Réduction de bruit par un nouvel algorithme bi-capteurs » Mémoire Master. Blida, 2013-2014.
- [18] R. Boumegouas et M.Izri « Annulation de bruit acoustique par un nouvel algorithme APA backward bi-capteurs » Mémoire Master. Blida,2019-2020.
- [19] F.Naer et S.Rabee « Un algorithme efficace pour le rehaussement du signal de parole » Mémoire Master. Blida, 2021-2022.