

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية  
République Algérienne démocratique et populaire

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

جامعة سعد دحلب بليلة  
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 :

REDJALA Soulaf  
&  
KHODJA Nesrine

Référence PFE : RT10

# Réduction du bruit acoustique par l'algorithme NLMS automatique

Proposé par : Pr. DJENDI Mohamed

Année Universitaire 2024-2025

## Remerciement

---

### Remerciement

*La réalisation de ce mémoire marque l'aboutissement d'un parcours riche en apprentissages, en défis et en rencontres précieuses. Ce travail n'aurait pu voir le jour sans le soutien, la bienveillance et l'engagement de nombreuses personnes, auxquelles nous tenons à exprimer notre profonde gratitude.*

*Tout d'abord, nos louanges s'adressent à ALLAH, Le Tout-Puissant, pour nous avoir accordé la santé, la persévérance et la force intérieure nécessaires pour franchir chaque étape de ce chemin académique.*

*Nous adressons nos plus sincères remerciements à notre encadrant, Pr. DJENDI Mohamed, pour sa confiance, sa patience et ses conseils avisés qui ont grandement enrichi notre réflexion. Son accompagnement constant a été une véritable source d'inspiration et de rigueur scientifique.*

*Nos remerciements vont également aux membres du jury, pour le temps consacré à l'évaluation de notre travail,*

*À nos enseignants, qui ont semé en nous le goût du savoir et le sens de l'effort, nous disons merci. Leur passion et leur engagement ont marqué notre parcours d'une empreinte durable.*

*Un hommage tout particulier à nos familles, dont le soutien moral et affectif a été notre socle solide tout au long de ces années. À nos parents, pour leurs sacrifices silencieux et leur foi inébranlable en nous.*

*À nos amis, merci pour les échanges, les encouragements et les moments de partage qui ont allégé le poids de l'effort.*

*Enfin, à toute personne ayant contribué de près ou de loin à la réalisation de ce mémoire, nous témoignons notre reconnaissance la plus profonde.*

*Ce mémoire est le fruit d'un effort collectif, et à travers ces lignes, nous espérons en transmettre la sincérité et la gratitude.*

## Dédicace

---

### *Dédicace*

*Je dédie humblement ce travail :*

*À la mémoire de mon cher père Benchahra, dont l'amour, la fierté et le souvenir restent présents dans mon cœur et mon esprit chaque jour.*

*À mon frère Jahid, parti trop tôt – qu'Allah t'accorde Sa miséricorde et t'accueille dans Son vaste paradis. Tu resteras dans mon cœur à jamais.*

*À ma chère mère Fatma, pour son amour infini, ses sacrifices silencieux et son soutien inébranlable.*

*À notre encadrant, Pr. Djendi, pour ses conseils précieux, sa disponibilité et son encadrement bienveillant, qui ont grandement contribué à la réalisation de ce mémoire.*

*À mon frère Islam, pour son appui constant et sa présence précieuse.*

*À ma sœur adorée vivienne, pour son affection et ses encouragements permanents.*

*À ma grand-mère Kheira, pour son amour inconditionnel et son sourire réconfortant.*

*À mes oncles maternel Abdallah et Habib, pour leur gentillesse et leur soutien.*

*À mes amies chères Nesrine et Ibtihal, pour leur amitié sincère, leur soutien et leurs encouragements tout au long de ce parcours.*

*À vous tous, je transmets ma plus profonde gratitude et mon amour. Ce mémoire est aussi le vôtre.*

**Soulaf**

## Dédicace

---

### *Dédicace*

*C'est avec une profonde gratitude, un cœur sincère et une grande joie que je dédie ce  
modeste travail :*

*À ma mère et mon père, pour leur amour, leurs sacrifices et leur encouragement.*

*À mon frère Fares, source de soutien et de fierté.*

*À ma tante maternelle, pour son affection, sa bienveillance et son soutien constant.*

*À mes amies R. Soulaf et Z. Ibtihal, pour leur précieuse amitié et leur présence  
réconfortante.*

*À mes tantes, mes oncles, et toute la famille KHODJA.*

*À notre encadrant, Pr.Djendi, pour son accompagnement, ses conseils et sa disponibilité  
tout au long de ce travail.*

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

*À tous mes amis, mes connaissances sans exception, et à toute personne qui me connaît et  
me considère comme une amie.*

***Nesrine***

## Résumé

---

□ لخص:

تم تطوير خوارزمية NLMS-Wiener لتحسين معالجة الإشارات الصوتية المشوشة، من خلال تحديث ذكي لمعاملات الفلتر مستوحى من خوارزمية Wiener. أظهرت التجارب على بيئة MATLAB تفوقها في سرعة التقارب وجودة الإشارة مقارنة بـ NLMS التقليدية.

كلمات المفاتيح: خوارزمية تكيفية, NLMS, NLMS-Wiener, تحسين الإشارة, معالجة الإشارة الصوتية, الضجيج الأبيض, التحديث التلقائي.

---

### Résumé:

L'algorithme NLMS-Wiener a été développé pour améliorer le traitement des signaux vocaux bruités, en s'appuyant sur une mise à jour intelligente des coefficients du filtre, inspirée de l'algorithme de Wiener. L'implémentation et l'évaluation de cette approche ont été réalisées à l'aide du logiciel MATLAB, où les résultats ont démontré une nette supériorité en termes de vitesse de convergence et de qualité du signal par rapport au NLMS classique.

**Mots-clés :** NLMS-Wiener, algorithme adaptatif, amélioration du signal, bruit blanc.

---

### Abstract:

The NLMS-Wiener algorithm was developed to improve the processing of noisy speech signals, relying on an intelligent update of filter coefficients inspired by the Wiener algorithm. The implementation and evaluation of this approach were carried out using the MATLAB software, where results demonstrated a clear superiority in terms of convergence speed and signal quality compared to the classical NLMS.

**Keywords:** NLMS-Wiener, adaptive algorithm, signal enhancement, white noise.

## Liste des abréviations et acronymes

---

- **AR** : Autorégressif.
- **DB** : Décibel.
- **DCT** : Transformation en cosinus discrète.
- **DFT** : Transformation de Fourier discrète.
- **DSP** : Densité spectrale de puissance.
- **E{.}** : Espérance mathématique.
- **EQM** : Erreur quadratique moyenne.
- **FIR** : Filtre à réponse impulsionnelle finie.
- **LMS** : Moindres carrés moyens.
- **NLMS** : Moindres carrés moyens normalisés.
- **RSB** : Rapport signal sur bruit.
- **SegMSE** : Erreur quadratique moyenne segmentée.
- **SegSNR** : Rapport signal sur bruit segmenté.
- **SM** : Système de désajustement.
- **SSA** : Algorithme de soustraction spectrale.
- **SSP** : Procédure de soustraction spectrale.
- **USASI**: United States of American Standard Institute
- $W_{opt}$  : Poids optimal du filtre.
- $*$  : convolution.
- $(.)^T$  : Transposée d'un vecteur ou d'une matrice.

### Table des matières

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

#### **Chapitre 1 : Filtres et Filtrage adaptatif**

1.1	Introduction.....	3
1.2	Filtrage de Wiener .....	3
1.2.1	Expression de la sortie du filtre.....	4
1.2.2	Signal d'erreur du filtre de wiener .....	4
1.2.3	Minimisation de l'Erreur Quadratique Moyenne (EQM) .....	5
1.2.4	Principe d'orthogonalité et Solution Optimale de Wiener.....	5
1.2.5	Applications du filtrage de Wiener .....	6
1.2.6	Limites et Filtrage Adaptatif .....	6
1.3	Filtres adaptatifs .....	7
1.3.1	Principe du filtrage adaptatif .....	7
1.3.2	Définition d'un algorithme .....	7
1.3.3	Critères de sélection d'un algorithme.....	8
1.3.4	Algorithme du gradient stochastique (LMS) .....	8
1.3.5	Convergence de l'algorithme LMS.....	9
1.3.6	Domaines d'application du filtre LMS.....	10
1.4	Algorithme LMS normalisé (NLMS) .....	11
1.4.1	Avantages et inconvénients de l'algorithme NLMS .....	13
1.4.2	Application du filtrage adaptatif .....	13
1.5	Conclusion.....	15

#### **Chapitre 2 : Méthodes de réduction du bruit**

2.1	Introduction.....	18
2.2	Définition du signal de parole et ses propriétés .....	18
2.3	Classification des sons de la parole .....	18
2.4	Caractéristiques du signal de parole .....	19
2.5	Le bruit acoustique .....	19
2.5.1	Définition du bruit .....	19
2.5.2	L'acoustique.....	20
2.5.3	Sources de bruit .....	20
2.5.4	Différentes classes de bruit.....	20
2.5.5	Types de bruit.....	21
2.6	Différences entre le son et le bruit.....	22
2.7	Rapport Signal à Bruit (RSB) .....	22
2.8	Méthodes de réduction du bruit.....	23
2.8.1	Méthode de réduction du bruit mono-capteur.....	23
2.8.2	Méthode bi-capteurs .....	25
2.8.3	Méthode bi-capteurs simplifiée.....	25

## Table des matières

---

2.8.4	Technique de réduction du bruit par multi-capteurs .....	26
2.9	Notion de système.....	28
2.9.1	Convolution .....	28
2.9.2	Corrélation .....	29
2.10	Conclusion.....	29
<b>Chapitre 3 : Proposition d'un nouvel Algorithme NLMS-Wiener</b>		
3.1	Introduction.....	31
3.2	Proposition d'un nouvel Algorithme NLMS-Wiener.....	31
3.2.1	Principe de l'algorithme NLMS-Wiener .....	31
3.3	Conclusion .....	35
<b>Chapitre 4 : Résultats de simulations</b>		
4.1	Introduction.....	37
4.2	Présentation des signaux de simulation .....	37
4.2.1	Signal de la parole.....	37
4.2.2	Signal de bruit.....	37
4.2.3	Réponses impulsionnelles .....	38
4.2.4	Signaux de mélange convolutif.....	38
4.2.5	Détection d'Activité Vocale .....	39
4.2.6	Critères d'évaluations des performances .....	40
4.2.7	Paramètres de simulation .....	40
4.3	Résultats de simulation.....	41
4.3.1	Entrée bruit blanc.....	41
4.3.2	Système de désajustement (Mismatch).....	42
4.3.3	Critère SegSNR (Rapport Signal sur Bruit Segmentaire).....	43
4.3.4	Erreur quadratique Moyenne segmentaire (SegMSE) .....	44
4.3.5	Effet de différents pas d'adaptation sur les critères SM, SEGSNR et SEGMSE .....	45
4.4	Conclusion.....	47
	Conclusion générale .....	48
	Bibliographie .....	49

## Liste des figures

---

### Liste des figures

<b>Figure 1.1.</b> Représentation schématique d'un filtre de Wiener.....	3
<b>Figure 1.2.</b> Principe d'un filtre adaptatif.....	7
<b>Figure 1.3.</b> Identification de système.....	14
<b>Figure 1.4.</b> Prédiction.....	14
<b>Figure 1.5.</b> Modélisation inverse.....	15
<b>Figure 1.6.</b> Annulation d'interférences.....	15
<b>Figure 2.1.</b> Représentation d'un signal sinusoïdal perturbé par du bruit.....	19
<b>Figure 2.2.</b> Représentation théorique de l'autocorrélation et de la densité spectrale d'un bruit blanc....	21
<b>Figure 2.3.</b> Schema du principe de débruitage par méthode mono-capteur.....	23
<b>Figure 2.4.</b> Schéma détaillé d'un mélange convolutif bi-capteurs.....	25
<b>Figure 2.5.</b> Schéma simplifié d'un mélange convolutif bi-capteurs.....	26
<b>Figure 2.6.</b> Schéma d'un système de réduction du bruit par multi-capteurs.....	27
<b>Figure 3.1.</b> Principe de fonctionnement de l'algorithme NLMS-Wiener.....	31
<b>Figure 3.2.</b> Organigramme de l'algorithme NLMS-Wiener.....	34
<b>Figure 4.1.</b> Signal de parole et son spectrogramme.....	37
<b>Figure 4.2.</b> Signal de bruit blanc et son spectrogramme.....	37
<b>Figure 4.3.</b> La réponse impulsionnelle de $h_1$ .....	38
<b>Figure 4.4.</b> La réponse impulsionnelle de $h_2$ .....	38
<b>Figure 4.5.</b> Signal de mélange convolutif $m_1(n)$ avec un bruit blanc.....	39
<b>Figure 4.6.</b> Signal de mélange convolutif $m_2(n)$ avec un bruit blanc.....	39
<b>Figure 4.7.</b> Dav de signal de parole.....	39
<b>Figure 4.8.</b> Effet des algorithmes NLMS et NLMS-Wiener sur le signal de parole( $L=32,L=128$ ).....	41
<b>Figure 4.9.</b> Signal de parole, signal bruité (SNR) et sortie du filtre NLMS-Wiener ( $L=32,128$ ).....	42
<b>Figure 4.10.</b> Analyse du signal de parole avec bruit blanc ( $L=32,128$ ).....	42
<b>Figure 4.11.</b> Critère SM pour $RSB=-3, RSB=0, RSB=3$ dans le cas de $L=32$ .....	43
<b>Figure 4.12.</b> Critère de SM pour $RSB=-3, RSB=0, RSB=3$ dans le cas de $L=128$ .....	43
<b>Figure 4.13.</b> Critère segSNR pour $RSB=-3, RSB=0, RSB=3$ dans le cas de $L=32$ .....	44
<b>Figure 4.14.</b> Critère segSNR pour $RSB=-3,RSB=0,RSB=3$ dans le cas de $L=128$ .....	44
<b>Figure 4.15.</b> Critère segMSE pour $RSB=-3, RSB=0, RSB=3$ dans le cas de $L=32$ .....	45
<b>Figure 4.16.</b> Critère segMSE pour $RSB=-3, RSB=0,RSB=3$ dans le cas de $L=128$ .....	45
<b>Figure 4.17.</b> Critère SM par NLMS-Wiener pour $\mu = 0.1,0.5,1.5$ .....	46
<b>Figure 4.18.</b> Critère segSNR par NLMS-Wiener pour $\mu=0.1,0.5,1.5$ .....	46

## Liste des tableaux

---

### Liste des tableaux

<b>Tableau 2. 1.</b> Classification des différentes catégories de bruit en fonction de leurs propriétés.....	20
<b>Tableau 3. 1</b> Résumé des équations principales de l`algorithme NLMS-Wiener .....	33
<b>Tableau 4. 1.</b> Les paramètres de simulation .....	41

### Introduction générale

La parole est l'un des moyens de communication les plus naturels et les plus utilisés par l'être humain. Cependant, lorsqu'elle est transmise dans un environnement bruité, sa qualité et son intelligibilité peuvent être fortement dégradées. Ce problème est particulièrement présent dans les systèmes de communication modernes tels que la téléphonie mobile, les visioconférences, les assistants vocaux ou les dispositifs mains-libres, où le bruit de fond ou les interférences nuisent à l'expérience utilisateur.

Dans ce contexte, le domaine de la réduction de bruit a suscité un intérêt croissant au sein de la communauté scientifique. L'objectif est d'améliorer la qualité du signal de parole en éliminant ou en atténuant le bruit indésirable, tout en préservant au maximum les caractéristiques utiles du signal original. Plusieurs approches ont été proposées, allant des filtres statistiques comme le filtre de Wiener aux algorithmes adaptatifs tels que le LMS et le NLMS.

L'algorithme NLMS (Normalized Least Mean Square) est largement utilisé pour sa simplicité, sa stabilité et sa capacité à s'adapter aux variations du signal en temps réel. Toutefois, en raison de son caractère récursif et approximatif, le NLMS seul peut ne pas suffire à éliminer efficacement le bruit dans certaines conditions. À l'inverse, le filtre de Wiener, optimal sous certaines hypothèses statistiques, permet une atténuation efficace du bruit, mais nécessite une estimation précise des caractéristiques du signal et du bruit.

Dans ce mémoire, nous proposons une approche hybride qui consiste à appliquer l'algorithme NLMS dans un premier temps, afin d'effectuer une réduction initiale du bruit en temps réel, puis à utiliser un filtre de Wiener classique en seconde étape pour affiner le résultat et améliorer la qualité finale du signal traité. Cette combinaison permet de tirer parti à la fois de la capacité adaptative du NLMS et de l'optimisation statistique du filtre de Wiener.

Les performances de cette solution seront évaluées à l'aide de plusieurs critères objectifs, tels que le taux signal sur bruit segmenté (SegSNR), l'erreur quadratique moyenne segmentée (SegMSE) et le désajustement du système (System Mismatch, SM). Les résultats obtenus seront comparés à ceux des méthodes classiques, afin de démontrer l'intérêt de cette approche en termes d'efficacité de réduction de bruit et de préservation du signal vocal.

# **Chapitre 1 : Filtres et Filtrage adaptatif**

## 1.1 Introduction

Les filtres sont des éléments essentiels dans les systèmes de traitement du signal. Ils sont utilisés pour supprimer les signaux indésirables, tels que le bruit, du signal souhaité. De nombreuses techniques de filtrage existent, et la méthode courante pour estimer un signal corrompu par du bruit consiste à le faire passer à travers un filtre qui tend à supprimer le bruit tout en conservant le signal désiré. Cette méthode est appelée filtrage direct. En général, il existe deux types de filtres : les filtres fixes et les filtres adaptatifs.

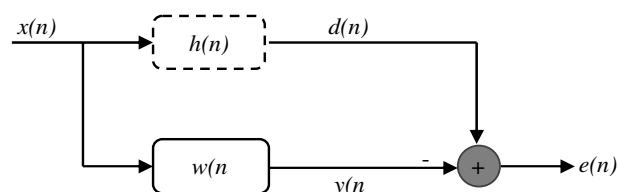
Dans les filtres fixes, la réponse en fréquence ou les coefficients du filtre sont déterminés à l'avance et nécessitent une connaissance préalable des signaux d'entrée. Si les caractéristiques du signal et du bruit sont connues à l'avance, il est facile de concevoir un filtre qui laisse passer les fréquences contenues dans le signal et rejette celles occupées par le bruit.

En revanche, un filtre adaptatif requiert peu ou aucune connaissance préalable sur le signal et le bruit. Dans les filtres adaptatifs, les coefficients du filtre sont ajustables ou modifiables en fonction des variations du signal et de l'environnement.

Dans ce chapitre, nous discuterons du filtre de Wiener et des filtres adaptatifs, et nous examinerons les algorithmes LMS et NLMS en mettant en lumière leurs fonctions et leurs performances. L'importance de ces techniques réside dans leur capacité à réduire efficacement le bruit acoustique, améliorant ainsi la qualité des signaux dans diverses applications [1].

## 1.2 Filtrage de Wiener

Le filtrage de Wiener fait partie des méthodes classiques les plus répandues pour la réduction de bruit. Il repose sur la minimisation de l'erreur quadratique moyenne (EQM), sous l'hypothèse que le signal et le bruit sont stationnaires. La figure 1.1 montre une représentation schématique d'un filtre de Wiener [2].



*Figure 1.1. Représentation schématique d'un filtre de Wiener.*

On définit :

- $x(n)$ : Signal d'entrée.
- $h(n)$  : Système inconnu que l'on cherche à identifier.
- $w(n)$  : filtre d'estimation.
- $y(n)$  : sortie du filtre  $w(n)$ .
- $d(n)$  : signal désiré(Référence) .
- $e(n)$  : Mesure de la différence entre  $y(n)$  et  $d(n)$ .

### 1.2.1 Expression de la sortie du filtre

Le signal de sortie  $y(n)$  du filtre adaptatif est donné par :

$$y(n) = x(n) * w(n) \quad (1.1)$$

En notation discrète, cette expression devient :

$$y(n) = \sum_{i=0}^{L-1} w_i(n)x(n-i), n = 1,2 \dots \quad (1.2)$$

où  $L$  représente la longueur du filtre  $w(n)$

En notation vectorielle , la sortie du filtre peut être exprimée sous la forme :

$$y(n) = \mathbf{w}^T(n) \mathbf{x}(n) \quad (1.3)$$

avec :

- Vecteur des coefficients du filtre :

$$\mathbf{w}(n) = [w_0(n), w_1(n), \dots, w_{L-1}(n)]^T \quad (1.4)$$

- Vecteur des données d'entrée les plus récentes :

$$\mathbf{x}(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-L+1)]^T \quad (1.5)$$

- $(.)^T$ : opérateur de transposition.

### 1.2.2 Signal d'erreur du filtre de wiener

L'erreur entre le signal désiré  $d(n)$  et la sortie du filtre est définie par :

$$e(n) = d(n) - y(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n) \mathbf{x}(n) \quad (1.6)$$

### 1.2.3 Minimisation de l'Erreur Quadratique Moyenne (EQM)

La fonction coût, notée  $J$ , est donnée par :

$$J = E\{e^2(n)\} \quad (1.7)$$

où  $E\{\cdot\}$  désigne l'espérance mathématique.

Le gradient de cette fonction par rapport aux coefficients du filtre est donné par :

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} = 2E\{e(n) \frac{\partial e(n)}{\partial \mathbf{w}}\} \quad (1.8)$$

En remplaçant  $e(n)$  :

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} = -2E\{e(n)\mathbf{x}(n)\} \quad (1.9)$$

L'optimum est atteint lorsque  $\nabla J = 0$ , ce qui donne la condition suivante :

$$E\{e_{min}(n) \mathbf{x}(n)\} = 0 \quad (1.10)$$

où  $e_{min}(n)$  est l'erreur obtenue après minimisation de  $J$ .

### 1.2.4 Principe d'orthogonalité et Solution Optimale de Wiener

Le principe d'orthogonalité stipule que toutes les entrées  $x(n-i)$  avec  $0 < i < L-1$ , sont décorrélées de l'erreur minimale  $e_{min}(n)$ .

En d'autres termes, le critère  $J$  atteint son minimum si et seulement si l'erreur  $e(n)$  est orthogonale aux échantillons du signal d'entrée  $\{x(0), x(1), x(2), \dots\}$

Pour le filtre optimal  $\mathbf{w}_{opt}$ , cette propriété est exprimée par l'équation :

$$E\{e_{min}(n) \mathbf{x}(n)\} = 0 \quad (1.11)$$

En développant cette expression, on obtient :

$$E\{\mathbf{x}(n)[d(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}_{opt}]\} = 0 \quad (1.12)$$

Ce qui peut être réécrit sous la forme suivante :

$$E\{\mathbf{x}(n) \mathbf{x}^T(n)\}\mathbf{w}_{opt} = E\{\mathbf{x}(n)d(n)\} \quad (1.13)$$

Soit :

$$R\mathbf{w}_{opt} = \mathbf{P} \quad (1.14)$$

d'où la solution optimale de Wiener :

$$\mathbf{w}_{opt} = \mathbf{R}^{-1}\mathbf{P} \quad (1.15)$$

avec :

- $\mathbf{R} = E \{ \mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n) \}$ : matrice d'autocorrélation du signal d'entrée  $x(n)$  Cette matrice est définie positive, symétrique et de Toeplitz.
- $\mathbf{P} = E \{ \mathbf{x}(n)d(n) \}$  : vecteur d'intercorrélacion entre la sortie désirée  $d(n)$  et l'entrée  $x(n)$  [3]

### 1.2.5 Applications du filtrage de Wiener

Le filtrage de Wiener est utilisé dans divers domaines selon la manière dont la réponse désirée est déterminée. On peut ainsi identifier quatre principales catégories d'applications :

- **Identification de processus** : cette application vise à estimer la réponse impulsionnelle d'un système inconnu afin de le modéliser de manière optimale.
- **Modélisation inverse** : utilisée pour reconstruire un signal en inversant les effets d'un système, par exemple dans la restauration de signaux dégradés.
- **Prédiction linéaire** : permet d'anticiper la valeur future d'un signal à partir de ses échantillons passés , une technique couramment utilisée en traitement de la parole et en finance [4].

### 1.2.6 Limites et Filtrage Adaptatif

Le filtre de Wiener est optimal en environnement stationnaire, mais il nécessite une connaissance préalable des statistiques du signal, ce qui peut être contraignant. Or, ces statistiques peuvent être inconnues ou évoluer avec le temps. Pour y remédier, les filtres adaptatifs ajustent dynamiquement leurs coefficients grâce à un algorithme d'apprentissage [3].

Dans les applications réelles où les signaux sont souvent non-stationnaires, les coefficients du filtre de Wiener doivent être adaptés en conséquence. C'est pourquoi nous avons conçu un filtre de Wiener adaptatif basé sur l'algorithme *LMS* pour éliminer le bruit d'un signal musical non-stationnaire [5].

### 1.3 Filtres adaptatifs

Une des principales caractéristiques d'un filtre adaptatif est sa capacité à s'ajuster et à varier au fil du temps. Généralement, un filtre adaptatif prend la forme d'une structure *FIR* (Finite Impulse Response), avec un algorithme adaptatif qui met continuellement à jour les coefficients du filtre afin de minimiser un signal d'erreur selon certains critères. Ce signal d'erreur est dérivé du diagramme de flux de signaux de l'application, servant ainsi de mesure pour déterminer à quel point le filtre se rapproche de l'optimum. La plupart des algorithmes adaptatifs peuvent être considérés comme des approximations du filtre de Wiener, ce qui les rend essentiels à la compréhension des filtres adaptatifs [6].

#### 1.3.1 Principe du filtrage adaptatif

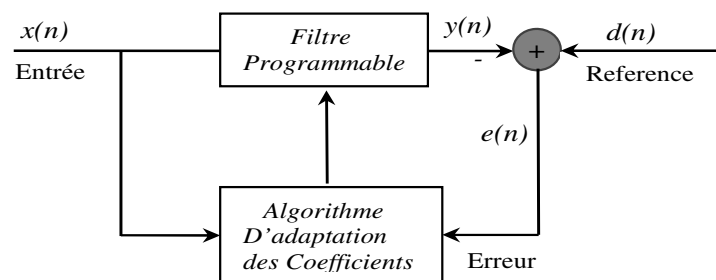


Figure 1.2. Principe d'un filtre adaptatif.

Ce filtre est composé de deux éléments principaux (voir Figure 1.2) :

- **Un filtre programmable** : Les coefficients de ce filtre sont modifiés en temps réel pour s'adapter aux variations du signal.
- **Un algorithme d'adaptation des coefficients** : Cet algorithme optimise les paramètres du filtre en minimisant un critère d'erreur, souvent basé sur la différence entre le signal désiré et le signal filtré (Haykin, 1986) [7].

#### 1.3.2 Définition d'un algorithme

Un algorithme peut être simple ou complexe. Il est généralement défini comme un ensemble structuré de règles ou de procédures qui doivent être suivies pour résoudre un problème en un nombre fini d'étapes [8].

### 1.3.3 Critères de sélection d'un algorithme

Le choix d'un algorithme dépend de plusieurs facteurs, parmi lesquels [8] :

- **Vitesse de convergence** : nombre d'itérations nécessaires pour atteindre une solution proche de l'optimum.
- **Précision de la solution** : mesure de l'écart entre la solution obtenue et la solution optimale.
- **Capacité d'adaptation** : aptitude de l'algorithme à suivre les variations temporelles du système.
- **Robustesse au bruit** : capacité à fonctionner efficacement en présence de perturbations.
- **Complexité computationnelle** : évaluation du coût en ressources de calcul.
- **Architecture algorithmique** : possibilité d'implémentation modulaire ou parallèle.
- **Propriétés numériques** : stabilité et précision en présence d'arrondi ou d'erreurs sur les données.

### 1.3.4 Algorithme du gradient stochastique (LMS)

- Rappels sur l'algorithme du gradient déterministe :

L'algorithme du gradient déterministe est défini comme suit [9] :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \frac{1}{2}\mu\mathbf{g}(n) \quad (1.16)$$

Où

$$\begin{aligned} \mathbf{g}(n) &= \frac{\partial J[\mathbf{w}(n)]}{\partial \mathbf{w}(n)} \\ &= -2E\{\mathbf{x}(n)e(n)\} \\ &= -2\mathbf{p} + 2R\mathbf{w}(n) \end{aligned} \quad (1.17)$$

est le gradient de la fonction coût  $J[\mathbf{w}(n)] = E\{e^2(n)\}$ . Cet algorithme peut également être exprimé en utilisant le signal d'erreur :

$$e(n) = d(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n) \quad (1.18)$$

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu E\{\mathbf{x}(n)e(n)\} \quad (1.19)$$

- L'algorithme LMS

Comme  $R = E\{\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)\}$  et  $p = E\{\mathbf{x}(n)d(n)\}$  sont inconnus, on approche ces valeurs déterministes par des estimations instantanées  $\hat{\mathbf{R}}(n)$  et  $\hat{P}(n)$  au temps  $n$ . Dans le cas de l'algorithme *LMS*, les estimations les plus simples sont :

$$\hat{\mathbf{R}}(n) = \mathbf{x}(n) \mathbf{x}^T(n) \quad (1.20)$$

$$\hat{P}(n) = \mathbf{x}(n)d(n) \quad (1.21)$$

En remplaçant  $\hat{\mathbf{R}}(n)$  et  $\hat{P}(n)$  dans l'algorithme du gradient déterministe, on obtient :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu[\hat{P}(n) - \hat{\mathbf{R}}(n)\mathbf{w}(n)] \quad (1.22)$$

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

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

L'algorithme *LMS* se distingue par le fait que  $\mathbf{w}(n)$  devient une variable aléatoire. En effet, à chaque itération  $n$ , sa mise à jour dépend des processus aléatoires  $\mathbf{x}(n)$  et  $d(n)$ .

Les étapes de l'algorithme *LMS* sont les suivantes :

Calcul de la sortie du filtre :

$$y(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n) \quad (1.23)$$

Calcul du signal d'erreur :

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (1.24)$$

Mise à jour du filtre :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu\mathbf{x}(n)e(n) \quad (1.25)$$

Dans cet algorithme,  $\mu$  est le pas d'adaptation, avec une initialisation libre de (0). L'algorithme *LMS* est facile à mettre en œuvre, nécessitant seulement  $2L + 1$  multiplications et  $2L$  additions par itération, où  $L$  est le nombre de coefficients du filtre.

### 1.3.5 Convergence de l'algorithme LMS

L'étude de la convergence de l'algorithme *LMS* repose sur deux critères essentiels [9]:

- Convergence en moyenne des coefficients du filtre : cela signifie que, lorsque  $n$  tend vers l'infini, l'espérance mathématique de  $\mathbf{w}(n)$  se rapproche de la solution optimale

$\mathbf{w}_{opt}$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} E\{\mathbf{w}(n)\} = \mathbf{w}_{opt} \quad (1.26)$$

- Convergence en moyenne quadratique du critère de performance : au fil des itérations, la fonction coût  $J(n)$  se stabilise et atteint une valeur constante  $J(\infty)$ .

$$\lim_{n \rightarrow \infty} J(n) = J(\infty) = \text{constante} \quad (1.27)$$

Équation de mise à jour du *LMS* :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu \mathbf{x}(n)e(n) \quad (1.28)$$

Où

$$e(n) = d(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n) \quad (1.29)$$

L'algorithme *LMS* est convergent si [10] :

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

Dans le cas d'un bruit blanc, la condition de convergence de l'algorithme *LMS* en moyenne quadratique est donnée par :

$$0 < \mu < \frac{2}{(L\sigma^2)}$$

Où :

- $\mu$  est le pas d'apprentissage.
- $L$  est la taille du filtre.
- $\sigma^2$  est la variance du bruit blanc.
- $\lambda_{max}$  valeur propre maximale de la matrice d'autocorrélation.

### 1.3.6 Domaines d'application du filtre LMS

Le filtre *LMS* est utilisé dans plusieurs domaines, notamment [11] :

- **L'audio** : Pour éliminer les bruits indésirables dans les systèmes audio.
- **Les télécommunications** : Pour supprimer les échos et améliorer la qualité des appels.

- **Les communications numériques** : Pour corriger les interférences entre les symboles.

➤ **Points forts et défis**

- **Points forts** :
  - Capacité à s'adapter à des environnements changeants.
  - Facilité d'implémentation et faible coût computationnel.
  - Efficacité dans le traitement en temps réel.
- **Défis** :
  - Une convergence lente peut limiter son efficacité
  - La performance dépend fortement du choix du pas d'adaptation..

#### 1.4 Algorithme LMS normalisé (NLMS)

L'algorithme *NLMS* est une version améliorée de l'algorithme *LMS* (Moindres carrés moyens normalisés), largement utilisé dans les applications de filtrage adaptatif. Il est particulièrement apprécié pour sa simplicité d'implémentation et sa robustesse face aux variations du signal d'entrée. Contrairement à l'algorithme *LMS* classique, où le pas d'apprentissage ( $\mu$ ) est fixé à une valeur constante, le *NLMS* adapte dynamiquement ce paramètre en fonction de la puissance du signal d'entrée. Cette approche permet d'améliorer la stabilité et la rapidité de convergence du filtre, notamment dans le traitement de signaux inconnus [12].

##### 1. Mise à jour des coefficients du filtre

Dans le cadre du NLMS, la mise à jour des poids du filtre suit la relation suivante

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\mu_{NLMS}}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n) + \delta_{NLMS}} \mathbf{x}(n)e(n) \quad (1.30)$$

Où :

- $\mathbf{w}(n)$  : vecteur des coefficients du filtre à l'instant  $n$ .
- $\mu_{NLMS}$  : pas d'apprentissage normalisé.
- $\mathbf{x}(n)$  : vecteur du signal d'entrée.
- $e(n) = d(n) - y(n)$  : erreur entre le signal désiré  $d(n)$  et la sortie du filtre adaptatif  $y(n)$ .

- $\delta_{NLMS} = \text{const}$ : constante de régularisation utilisée pour éviter la division par zéro lorsque  $\mathbf{x}(n)$  est très faible.

La sortie du filtre adaptatif est donnée par :

$$y(n) = \mathbf{w}^T(n) \mathbf{x}(n) \quad (1.31)$$

## 2. Condition de stabilité

L'analyse de la stabilité du *NLMS* repose sur des critères similaires à ceux du *LMS*. Une condition nécessaire (mais non suffisante) pour assurer la stabilité de l'algorithme est que le pas normalisé soit contraint dans l'intervalle suivant :

$$0 < \mu_{NLMS} < 2$$

Cette contrainte garantit que l'algorithme converge correctement sans introduire d'instabilité dans la mise à jour des poids.

De plus, une condition supplémentaire sur l'erreur a posteriori, exprimée par :

$$\tilde{e}(n) = d(n) - \mathbf{x}^T(n) \mathbf{w}(n+1) \quad (1.32)$$

assure une mise à jour optimale des coefficients du filtre. En remplaçant les équations précédentes et en tenant compte de cette condition, on retrouve la relation :

$$\frac{\mu_{NLMS}}{\mathbf{x}^T(n) \mathbf{x}(n) + \delta_{NLMS}} \quad (1.33)$$

qui permet de contrôler la convergence et d'améliorer la robustesse du filtrage adaptatif

En comparant la mise à jour des poids entre les algorithmes *LMS* et *NLMS*, on observe que le *NLMS* ajuste dynamiquement le pas d'apprentissage en fonction de la puissance du signal d'entrée, ce qui permet :

- ✓ Une meilleure convergence.
- ✓ Une plus grande stabilité du filtre.
- ✓ Une réduction de l'influence du bruit sur le processus d'adaptation [12].

### 1.4.1 Avantages de l'algorithme NLMS

- **Faible complexité de calcul** : L'algorithme *NLMS* est relativement simple à mettre en œuvre tout en conservant une charge computationnelle réduite.
- **Bonne vitesse de convergence** : Grâce à l'adaptation dynamique du pas d'apprentissage, il atteint rapidement une solution optimale, ce qui le rend particulièrement efficace pour l'annulation d'écho.
- **Erreur faible en régime stationnaire** : Une fois la convergence atteinte, l'algorithme maintient une erreur résiduelle minimale, garantissant ainsi une estimation précise.
- **Réduction de l'amplification du bruit** : L'utilisation d'un pas d'apprentissage normalisé limite l'amplification des perturbations dans le signal, améliorant ainsi la robustesse du filtrage [12].

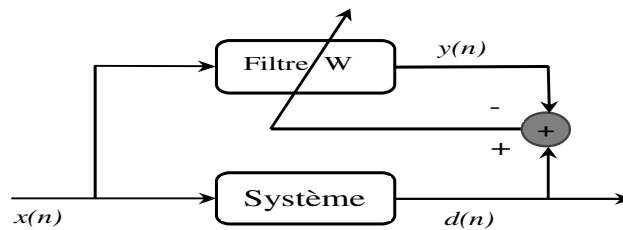
### 1.4.2 Application du filtrage adaptatif

Les applications du filtrage adaptatif sont variées et partagent plusieurs caractéristiques communes. Le principe général repose sur une entrée  $x(n)$ , une réponse désirée  $d(n)$  et une erreur  $e(n)$  définie comme la différence entre  $d(n)$  et la sortie du filtre  $y(n)$ . Cette erreur permet d'ajuster dynamiquement les coefficients du filtre afin d'optimiser son fonctionnement.

On distingue quatre principales catégories d'applications du filtrage adaptatif [13] :

1. **Identification de système** : Le filtre adaptatif reçoit le même signal d'entrée que le système à identifier, lui permettant ainsi d'estimer ses caractéristiques.
2. **Prédiction** : L'objectif est d'anticiper la valeur future d'un signal en se basant sur ses valeurs passées.
3. **Modélisation inverse** : Le filtre adaptatif est placé en série avec un système inconnu afin d'en inverser les effets et de restaurer un signal d'origine.
4. **Annulation d'interférences** : Cette méthode est utilisée lorsque le signal d'entrée présente une corrélation avec un signal de référence, permettant ainsi d'atténuer les perturbations indésirables.

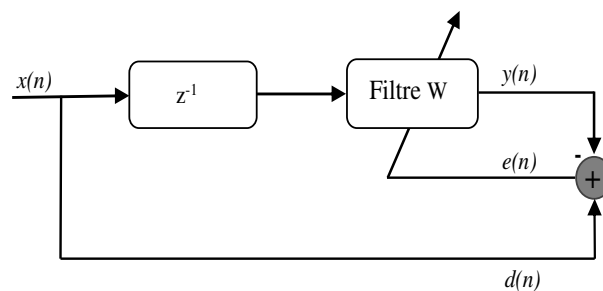
#### a. Identification de système



*Figure 1.3. Identification de système.*

La figure 1.3 illustre le contexte du problème d'identification. Le signal  $d(n)$  correspond à la sortie du système que l'on cherche à modéliser. Le filtre adaptatif ajuste ses coefficients de manière à reproduire au mieux cette sortie, en minimisant l'erreur entre sa propre réponse et  $d(n)$ .

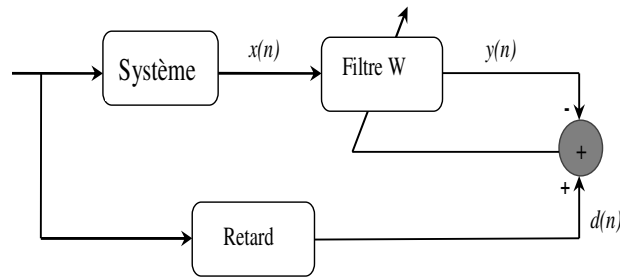
### b. Prédiction



*Figure 1.4. Prédiction.*

La figure 1.4 représente le contexte du problème de prédiction, où le filtre adaptatif est utilisé pour estimer la valeur future d'un signal à partir de ses valeurs passées. Dans ce cadre,  $d(n)$  correspond au signal à l'instant  $n$ , tandis que  $y(n)$  est la valeur prédite sur la base des observations précédentes.

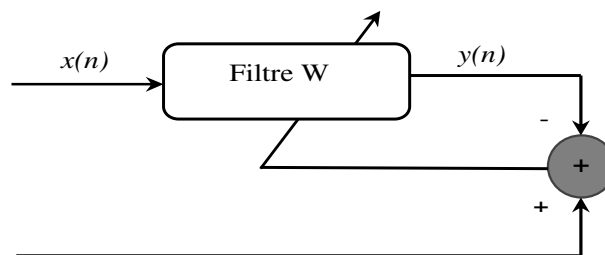
### c. Modélisation inverse



*Figure 1.5. Modélisation inverse.*

La figure 1.5 représente le contexte du problème de modélisation inverse. Dans cette approche,  $d(n)$  correspond à l'entrée retardée du système que l'on souhaite inverser, et le filtre adaptatif est conçu pour compenser les effets du système afin de reconstruire le signal d'origine.

#### **d. Annulation d'interférences**



*Figure 1.6. Annulation d'interférences.*

La figure 1.6 représente le contexte du problème d'annulation d'interférences.

### **1.5 Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons présenté les algorithmes adaptatifs les plus couramment utilisés dans la littérature. Nous avons tout d'abord introduit le concept de filtrage adaptatif ainsi que les principales caractéristiques des algorithmes correspondants. Ensuite, nous avons détaillé la famille des algorithmes basés sur le gradient stochastique, notamment l'algorithme LMS et sa variante normalisée (NLMS). Ces algorithmes présentent l'avantage d'une faible complexité computationnelle, bien que leur principal inconvénient réside dans une convergence relativement lente

Ainsi, notre analyse met en lumière les compromis existants entre la vitesse de convergence et la charge computationnelle, soulignant l'importance du choix algorithmique en fonction des contraintes spécifiques de chaque application [14].

## **Chapitre 2 : Méthodes de réduction du bruit**

## 2.1 Introduction

La réduction de bruit est essentielle en audio pour éliminer les sons indésirables et améliorer la qualité des enregistrements. Provenant de l'environnement, des équipements ou de l'interprétation, ces bruits nuisent à la clarté du son. Les techniques varient selon le type de bruit (électronique, ambiant, etc.) et sont cruciales pour des productions professionnelles. Ce chapitre explore la généralité sur la parole ainsi que les méthodes numériques pour une gestion efficace du bruit [15].

## 2.2 Définition du signal de parole et ses propriétés

La parole est un signal structuré servant de principal moyen de communication entre les êtres humains. Elle se différencie des autres sons par ses caractéristiques acoustiques, issues des mécanismes de production vocale. L'information transmise dans un message oral est véhiculée par les variations de pression de l'air générées par l'appareil phonatoire. C'est un signal réel et continu, dont la puissance moyenne est finie. Ses caractéristiques varient au cours du temps, ce qui en fait un signal non stationnaire à la structure complexe [16].

## 2.3 Classification des sons de la parole

La parole est un phénomène complexe en raison de la diversité des mécanismes de production qui engendrent des signaux sonores dynamiques et non stationnaires. Toutefois, en raison de l'inertie musculaire de l'appareil vocal, le signal peut être considéré comme quasi-stationnaire sur de courtes périodes. Une analyse simplifiée du signal de parole permet de distinguer trois catégories principales : les sons voisés, les sons non voisés et les silences [17].

- **Les sons voisés** : Ils correspondent principalement aux voyelles et se caractérisent par une structure quasi-périodique avec de nombreuses harmoniques issues de la fréquence fondamentale, appelée *pitch*.
- **Les sons non voisés** : Ces sons, contrairement aux précédents, ne présentent aucune périodicité. Ils peuvent être assimilés à un bruit blanc modulé par le conduit vocal, ce qui leur confère un spectre sans organisation spécifique, souvent plus énergétique dans les hautes fréquences.
- **Les silences** : Ils désignent les moments où aucun signal vocal n'est émis. Cependant, ils contiennent généralement des bruits ambiants d'intensité très faible comparée à celle du signal de parole, rendant leur impact négligeable.

## 2.4 Caractéristiques du signal de parole

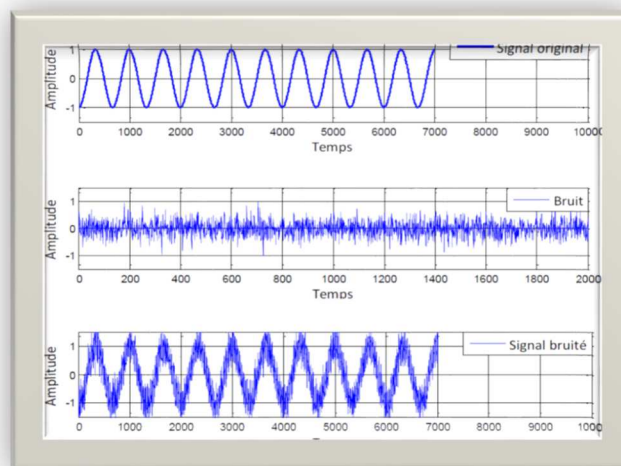
Le signal de parole est un vecteur acoustique complexe dont les traits acoustiques principaux sont la fréquence fondamentale, le spectre fréquentiel et l'énergie [18].

- **Fréquence fondamentale** : Définie comme l'inverse de la période de vibration des cordes vocales, elle influence la perception de la hauteur tonale. Son extraction est complexe en raison des variations et de la large plage dynamique (70-250 Hz chez les hommes, 150-400 Hz chez les femmes, 200-600 Hz chez les enfants).
- **Spectre fréquentiel** : Détermine le timbre vocal, influencé par la fréquence fondamentale et ses harmoniques.
- **Énergie** : Représente l'intensité sonore, généralement plus élevée pour les sons voisés que pour les sons non voisés.

## 2.5 Le bruit acoustique

### 2.5.1 Définition du bruit

Le bruit désigne tout signal indésirable qui vient perturber le signal utile à un point donné d'une chaîne de mesure ou d'un système de transmission. Il altère ainsi la compréhension du signal principal, qui, dans notre cas, est la parole. La figure 1.1 illustre un exemple de signal sinusoïdal affecté par du bruit [2].



*Figure 2.1. Représentation d'un signal sinusoïdal perturbé par du bruit.*

### 2.5.2 L'acoustique

L'acoustique est la discipline scientifique qui analyse la génération, la transmission, la perception et les effets des ondes sonores. Ces ondes se classent en trois catégories : les sons audibles (entre 20 Hz et 15 kHz), les infrasons (inférieurs à 20 Hz) et les ultrasons (supérieurs à 15 kHz).

### 2.5.3 Sources de bruit

- **Bruits additifs** : Ces bruits, également appelés bruits externes, proviennent de facteurs extérieurs au système source-voie-destinataire. Ils sont généralement causés par des perturbations naturelles, comme le bruit atmosphérique, ou par des interférences d'origine artificielle.
- **Bruits multiplicatifs** : Également appelés bruits convolutionnels ou internes, ils résultent des distorsions introduites par le canal de communication, notamment par le bruit de fond [19].

### 2.5.4 Différentes classes de bruit

Le bruit présente diverses caractéristiques statistiques, spectrales et spatiales. Le tableau 2.1 regroupe les principales catégories de bruit en fonction de ces propriétés [20].

*Tableau 2. 1. Classification des différentes catégories de bruit en fonction de leurs propriétés*

Propriétés	Types
Structure	Continu / Impulsif / Périodique
Type d'interaction	Additif/Multiplicatif/Convolutif
Comportement temporel	Stationnaire/Non-stationnaire
Bande de fréquence	Étroite / Large
Dépendance	Corrélé / Décorrélé
Propriétés statistiques	Dépendant / Indépendant
Propriétés spatiales	Cohérent / Incohérent

Notre étude étant principalement orientée vers le débruitage et la reconnaissance de la parole pour les applications les systèmes de télécommunications, nous nous focalisons sur les mélanges convolutifs impliquant différents types de bruits, qu'ils soient stationnaires, faiblement ou fortement corrélés.

### 2.5.5 Types de bruit

- **Bruits colorés** : Lorsque la densité spectrale de puissance (*DSP*) varie en fonction de la fréquence, le signal aléatoire est qualifié de bruit coloré. Ce type de bruit se distingue par son spectre et inclut plusieurs variantes, comme le bruit rose et le bruit brun.
- **Bruit impulsif** : Comme son nom l'indique, ce type de bruit se caractérise par des impulsions brèves mais de forte intensité. Il se manifeste sous forme de perturbations électriques de courte durée, pouvant altérer le signal reçu de manière aléatoire, ce qui nuit à la transmission des données [20].
- **Bruit acoustique** : Il est produit par le mouvement de différentes sources, comme le vent, qui peut altérer la qualité des communications et entraîner une perte d'informations transmises.
- **Bruit USASI** : Issu du *United States of American Standard Institute*, ce bruit correspond à un signal aléatoire stationnaire dont les échantillons sont des variables aléatoires corrélées. Il est couramment utilisé dans le domaine de l'amélioration de la parole et de la réduction de bruit afin d'évaluer la vitesse de convergence des algorithmes adaptatifs [16].
- **Bruit blanc** : Il s'agit d'un signal aléatoire stationnaire caractérisé par une densité spectrale de puissance  $S(f)$  constante et une fonction d'autocorrélation  $R(\tau)$  correspondant à une impulsion de Dirac [19].

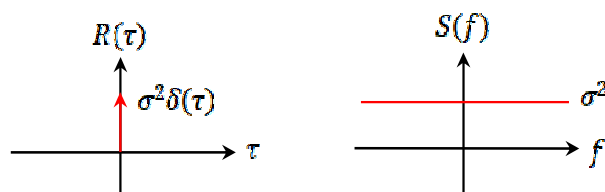


Figure 2.2. Représentation théorique de l'autocorrélation et de la densité spectrale d'un bruit blanc.

## 2.6 Différences entre le son et le bruit

Le son a deux aspects principaux [21] :

- **L'aspect physique** : il correspond à la vibration ou à la perturbation d'un milieu élastique (comme l'air ou l'eau).
- **L'aspect perceptif** : c'est le signal que notre oreille capte et interprète.

Ainsi, le son est en réalité un transfert d'énergie sous forme d'ondes dans un milieu élastique.

Le bruit, quant à lui, se distingue du son par son caractère désagréable. On peut le définir comme :

- Un mélange désordonné de différentes ondes acoustiques, électriques ou électroniques.
- Une combinaison de nombreuses petites vibrations, donnant un spectre continu sans structure précise.

La principale différence entre le son et le bruit réside dans leur fréquence de vibration. Le bruit est irrégulier et ne permet pas d'identifier une hauteur précise, contrairement au son. Il est souvent perçu comme gênant à cause de son intensité variable, de l'absence d'harmoniques régulières et des discordances dans ses fréquences.

## 2.7 Rapport Signal à Bruit (RSB)

La qualité d'un signal est généralement évaluée à l'aide du Rapport Signal/Bruit (*RSB*), qui quantifie la proportion de bruit présente dans le signal. Il est défini par [8] :

$$x(n) = s(n) + b(n) \quad (2.1)$$

Où :

- $x(n)$  représente le signal bruité.
- $s(n)$  est le signal utile.
- $b(n)$  correspond au bruit

Le *RSB* est exprimé comme le rapport entre l'énergie du signal utile  $E_s$  et l'énergie du bruit  $E_b$

$$RSB = \frac{E_s}{E_b} \quad (2.2)$$

Ce rapport est souvent exprimé en décibels (*dB*) à l'aide de la formule logarithmique :

$$RSB(dB) = 10 \log_{10}\left(\frac{E_s}{E_b}\right) \quad (2.3)$$

## 2.8 Méthodes de réduction du bruit

La réduction du bruit peut être effectuée à l'aide de différentes approches, parmi lesquelles [22] :

- **Méthode mono-capteur** : Utilise un seul microphone pour traiter et atténuer le bruit.
- **Méthode bi-capteurs** : Exploite deux microphones pour améliorer la séparation entre le signal utile et le bruit.
- **Méthode bi-capteurs simplifiée** : Version optimisée de la méthode bi-capteurs, visant à réduire la complexité du traitement.
- **Méthode multi-capteurs** : Fait appel à plusieurs microphones pour une réduction plus efficace du bruit.

### 2.8.1 Méthode de réduction du bruit mono-capteur

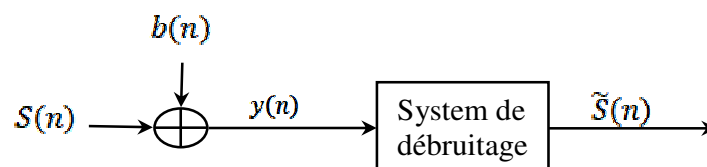
Dans cette section, nous examinons la technique la plus ancienne utilisée pour la suppression du bruit, connue sous le nom de méthode mono-capteur.

Dans un système monovoie, une seule observation est disponible, ce qui implique l'utilisation d'un algorithme de rehaussement pour séparer le signal de parole du bruit environnant [23].

Initialement, on suppose que le signal capté par le microphone est constitué de deux composantes :

- Le signal utile, correspondant à la parole.
- Le bruit, qui doit être atténué.

Le processus de débruitage peut être représenté schématiquement par la **Figure 2.3**.



*Figure 2.3. Schema du principe de débruitage par méthode mono-capteur.*

D'où :

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

$b(n)$  : bruit.

$y(n)$ : signal de parole bruité (signal observé), défini par :

$$y(n) = s(n) + b(n) \quad (2.4)$$

La majorité des techniques de débruitage monovoie repose sur un filtrage dans le domaine fréquentiel du signal capté par le microphone  $y(n)$ . Ce filtrage permet d'atténuer l'amplitude des différentes composantes spectrales du signal bruité en fonction de l'estimation du rapport signal sur bruit ( $SNR$ ) associé à chaque fréquence.

Ces méthodes se distinguent selon trois critères principaux [23] :

- L'atténuation appliquée aux composantes spectrales.
- La méthode d'estimation du niveau de bruit.
- L'évaluation du niveau de parole pour chaque composante spectrale .

Elles reposent sur plusieurs hypothèses :

- Le bruit et le signal sont considérés comme décorrélés sur la durée de la trame d'analyse.
- Le signal de parole est intermittent.
- L'oreille humaine est insensible à la phase du signal.

Les techniques de débruitage mono-capteur se classent en deux catégories principales :

1. Méthodes basées sur un modèle autorégressif ( $AR$ )
  - Filtrage de Wiener
  - Filtrage de Kalman
2. Approches par soustraction spectrale
  - Soustraction Spectrale de Puissance ( $SSP$ )
  - Soustraction Spectrale d'Amplitude ( $SSA$ )

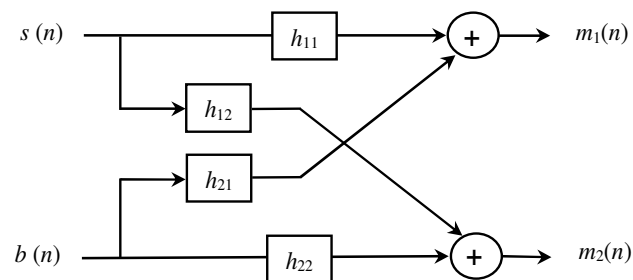
Ces techniques exploitent différentes transformées pour analyser et traiter les signaux en temps discret, notamment :

- Transformée en cosinus discret ( $DCT$ )
- Transformée en ondelettes

- Transformée de Fourier discrète (*DFT*)

### 2.8.2 Méthode bi-capteurs

Contrairement à la méthode mono-capteur, la méthode bi-capteurs utilise deux microphones pour atténuer le bruit. Elle repose sur un mélange convolutif, influencé par la propagation des signaux, la disposition des microphones et des sources sonores, ainsi que les propriétés acoustiques de l'environnement. La représentation complète de ce modèle est illustrée dans la figure suivante [19] :



*Figure 2.4. Schéma détaillé d'un mélange convolutif bi-capteurs.*

Les signaux observés à la sortie du mélange sont décrits par les équations suivantes :

$$m_1(n) = h_{11}(n) * s(n) + h_{21}(n) * b(n) \quad (2.5)$$

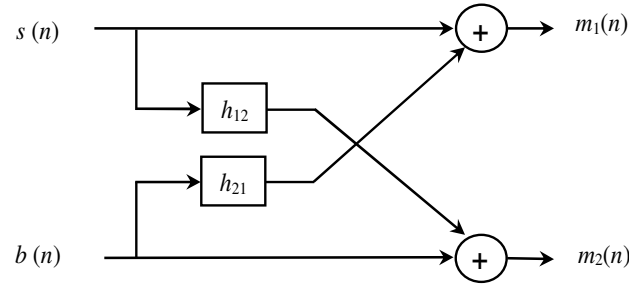
$$m_2(n) = h_{22}(n) * b(n) + h_{12}(n) * s(n) \quad (2.6)$$

En supposant que le bruit est ponctuel et que la distance entre la source de parole, la source de bruit et les microphones est faible, on peut alors considérer que :

$$h_{11}(n) = h_{22}(n) = \delta(n) \quad (2.7)$$

### 2.8.3 Méthode bi-capteurs simplifiée

En supposant que  $h_{11}(n) = h_{22}(n) = \delta(n)$ , la structure de la méthode bi-capteurs simplifiée est représentée par le schéma suivant [19] :



**Figure 2.5.** Schéma simplifié d'un mélange convolutif bi-capteurs.

Les signaux observés à la sortie du mélange sont décrits par les équations suivantes :

$$m_1(n) = s(n) + \alpha_1 b(n) * h_{21}(n) \quad (2.8)$$

$$m_2(n) = b(n) + \alpha_2 s(n) * h_{12}(n) \quad (2.9)$$

Où  $h_{12}(n)$  et  $h_{21}(n)$  représentent les effets du couplage mutuel entre les signaux  $s(n)$  (source de parole) et  $b(n)$  (source de bruit).

- $\alpha_1$  : Coefficient de contrôle de l'interférence du bruit dans la voie 1.
- $\alpha_2$  : Coefficient de contrôle de l'interférence de la parole dans la voie 2.

Les rapports signal/bruit (*RSB*) sont définis par :

$$RSB_1 = 10 \log_{10} \left( \frac{E_s}{\alpha_1^2 E_b} \right) \rightarrow \alpha_1 = \sqrt{\frac{E_s}{E_b} 10^{-\frac{RSB_1}{10}}} \quad (2.10)$$

$$RSB_2 = 10 \log_{10} \left( \frac{\alpha_2^2 E_s}{E_b} \right) \rightarrow \alpha_2 = \sqrt{\frac{E_b}{E_s} 10^{\frac{RSB_2}{10}}} \quad (2.11)$$

### 2.8.4 Technique de réduction du bruit par multi-capteurs

Dans cette section, nous étudions une approche générale de la réduction du bruit à l'aide de plusieurs capteurs.

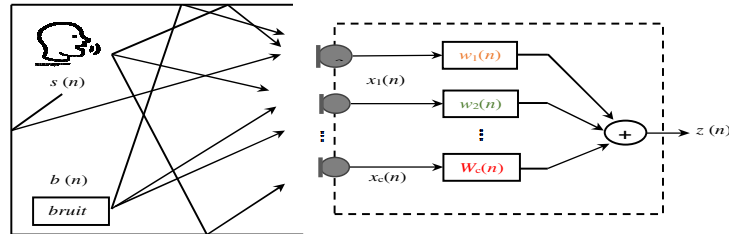
Les techniques multi-capteurs jouent un rôle clé dans le processus de débruitage en améliorant la qualité du signal vocal estimé grâce à l'utilisation de plusieurs capteurs.

Considérons un système de réduction du bruit équipé de  $C$  capteurs placés dans un environnement acoustique fermé et bruité. Supposons que cet environnement comporte deux sources principales [24]:

- Le signal vocal  $s(n)$  émis par un locuteur.
- Le bruit de fond  $b(n)$ .

Ces deux signaux se propagent à travers le milieu et sont captés par les capteurs, en incluant les ondes directes et indirectes.

Le schéma du système étudié est illustré dans la figure (2.6).



**Figure 2.6.** Schéma d'un système de réduction du bruit par multi-capteurs.

➤ **Modélisation mathématique du système multi-capteurs pour la réduction du bruit**

Chaque signal observé  $x_i(n)$  est composé de deux éléments :

- Une composante liée au signal de parole  $s_i(n)$ .
- Une composante correspondant au bruit  $b_i(n)$ .

Cela peut être exprimé mathématiquement comme suit :

$$x_i(n) = s_i(n) + b_i(n), \quad \text{avec } i=1,2,\dots,C \quad (2.12)$$

Les composantes  $s_i(n)$  et  $b_i(n)$  sont définies par les convolutions suivantes :

$$s_i(n) = s(n) * h_{si}(n), i=1,2,\dots,C \quad (2.13)$$

$$b_i(n) = b(n) * h_{bi}(n), i=1,2,\dots,C \quad (2.14)$$

Ainsi, les signaux observés  $x_i(n)$  peuvent être exprimés sous la forme suivante :

$$x_1(n) = s(n) * h_{s1}(n) + b(n) * h_{b1}(n) \quad (2.15)$$

$$x_2(n) = s(n) * h_{s2}(n) + b(n) * h_{b2}(n) \quad (2.16)$$

$$x_c(n) = s(n) * h_{sc}(n) + b(n) * h_{bc}(n) \quad (2.17)$$

Les fonctions  $h_{si}(n)$  et  $h_{bi}(n)$  représentent les réponses impulsionnelles des filtres *FIR* (Filtre à Réponse Impulsionnelle Finie) de longueur  $M$ , définies par :

$$h_{si}(n) = [h_{si,1}(n), h_{si,2}(n), \dots, h_{si,M}(n)]^T, \text{ avec } i=1,2,\dots,C \quad (2.18)$$

$$h_{bi}(n) = [h_{bi,1}(n), h_{bi,2}(n), \dots, h_{bi,M}(n)]^T, \text{ avec } i=1,2,\dots,C \quad (2.19)$$

Dans la Figure 2.6, les signaux observés  $x_i(n)$  sont filtrés par des filtres  $w_i(n)$  avant d'être combinés pour obtenir le signal de parole amélioré  $z(n)$ , selon l'équation suivante :

$$z(n) = \sum_{i=1}^C w_i(n) * x_i(n) \quad (2.20)$$

Les filtres  $w_i(n)$  sont également des filtres *FIR* de longueur  $M$ , définis par :

$$w_i(n) = [w_{i,1}(n), w_{i,2}(n), \dots, w_{i,M}(n)]^T, \text{ avec } i=1,2,\dots,C \quad (2.21)$$

Ainsi, l'expression du signal de parole estimé  $z(n)$  devient :

$$z(n) = \sum_{i=1}^C w_i^T(n) x_i(n) \quad (2.22)$$

Les filtres utilisés dans les techniques de réduction du bruit multi-capteurs peuvent être des filtres adaptatifs, permettant une meilleure séparation du signal de parole et du bruit.

## 2.9 Notion de système

Un système peut être défini comme un ensemble d'éléments fonctionnels interconnectés, qui interagissent afin d'établir une relation de cause à effet entre un signal d'entrée et un signal de sortie [17].

### 2.9.1 Convolution

La convolution constitue une opération fondamentale en traitement du signal. Elle permet de combiner deux signaux discrets afin d'en générer un troisième, représentant leur interaction. Cette technique est essentielle, car elle intervient dans de nombreux domaines d'analyse et de transformation de signaux.

Pour deux signaux discrets  $x(n)$  et  $y(n)$  leur convolution, notée  $z = x * y$ , est définie par l'expression suivante [17] :

$$z(n) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} x(k).y(n - k) \quad (2.23)$$

### 2.9.2 Corrélation

La corrélation constitue l'une des méthodes les plus couramment utilisées pour comparer deux signaux. Elle repose sur le principe de décaler l'un des signaux par rapport à l'autre afin d'évaluer, au moyen d'un produit scalaire, leur degré de similarité en fonction du décalage appliqué. Deux types d'opérations de corrélation peuvent être distingués [25] :

#### a. Auto-corrélation

L'auto-corrélation est une opération qui permet de comparer un signal  $x(n)$  avec lui-même sur un intervalle de temps donné. Elle consiste à décaler le signal d'une certaine valeur  $\tau$ , puis à évaluer leur similarité à l'aide d'un produit scalaire. Cette opération permet notamment d'analyser la périodicité ou la structure interne d'un signal. Elle est mathématiquement définie par la relation suivante :

$$R_{xx}(\tau) = \sum_{i=-\infty}^{+\infty} x(i).x^*(i - \tau) \quad (2.24)$$

#### b. Inter-corrélation

L'inter-corrélation, quant à elle, permet de comparer deux signaux distincts  $x(n)$  et  $y(n)$ , en décalant l'un par rapport à l'autre d'une valeur  $\tau$ . Cette opération vise à mesurer leur degré de similarité ou de dépendance temporelle. Elle est exprimée par la formule suivante :

$$R_{xy}(\tau) = \sum_{i=-\infty}^{+\infty} x(i).y^*(i - \tau) \quad (2.25)$$

### 2.10 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons donné une vue générale sur le bruit acoustique, la parole avec ses caractéristiques, puis nous avons présenté une revue détaillée de quelques méthodes (mono-, bi- et multi-capteurs) les plus utilisées pour la réduction du bruit acoustique et le rehaussement de la parole. D'autres méthodes ont également été mentionnées. Dans le prochain chapitre, nous allons présenter une proposition d'un algorithme adaptatif de type NLMS-Wiener [23].

## **Chapitre 3 : Proposition d'un nouvel**

### **Algorithme NLMS-Wiener**

### 3.1 Introduction

L'algorithme NLMS est une amélioration du LMS, offrant une meilleure stabilité et une convergence plus rapide grâce à la normalisation. Il est particulièrement efficace dans les environnements à variance dynamique. De son côté, le filtre de Wiener fournit une estimation optimale dans un cadre stationnaire, bien qu'il ne soit pas adaptatif.

Dans ce chapitre, nous présentons une approche modifiée de la réduction du bruit combinant l'algorithme NLMS avec le filtre de Wiener. Cette combinaison vise à améliorer les performances du filtrage tout en conservant la stabilité et la capacité d'adaptation du NLMS.

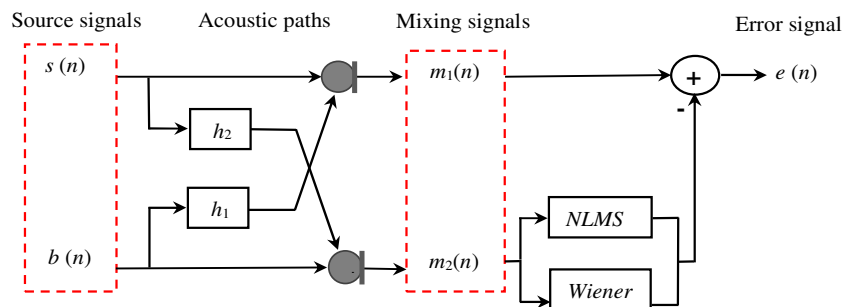
### 3.2 Proposition d'un nouvel Algorithme NLMS-Wiener

#### 3.2.1 Principe de l'algorithme NLMS-Wiener

L'idée générale est d'utiliser une double filtration séquentielle :

1. Filtrage adaptatif initial par *NLMS*, qui permet d'ajuster dynamiquement les coefficients du filtre en fonction de l'erreur entre le signal estimé et le signal bruité.
2. Filtrage statistique par Wiener, appliqué ensuite pour affiner le signal obtenu et réduire le bruit résiduel, notamment lorsque le *SNR* local est faible, c'est-à-dire que le filtrage par *NLMS* seul est insuffisant.

La figure ci-dessous illustre le principe général de fonctionnement de l'algorithme NLMS-Wiener proposé.



**Figure 3.1.** Principe de fonctionnement de l'algorithme NLMS-Wiener.

La Figure 3.1 illustre le principe de fonctionnement d'un système de réduction de bruit reposant sur une combinaison en cascade de deux filtres : le filtre adaptatif *NLMS*, appliqué en premier, suivi du filtre de Wiener. Les signaux sources  $s(n)$  et  $b(n)$ , après avoir traversé des canaux acoustiques distincts, donnent naissance à des signaux mixtes  $m_1(n)$  et  $m_2(n)$ . Cette architecture permet de combiner les avantages de l'adaptativité du *NLMS* et de l'efficacité du Wiener, assurant une réduction de bruit performante, notamment en environnement non stationnaire.

Pour cela, on introduit un coefficient binaire d'activation :

$$\gamma(n) = 1 - Wiener(n) \quad (3.1)$$

Avec :

$$Wiener(n) = \frac{SNR(n)}{1+SNR(n)} \quad (3.2)$$

Où :

- $Wiener(n) = 1$  si le *SNR* local est élevé.
- $Wiener(n) = 0$  sinon.

Et le *SNR* local est calculé comme suit :

$$SNR = 10 \log_{10} (Ex / Eb) \quad (3.3)$$

- $Ex$  : est l'énergie du signal de parole.
- $Eb$  : est l'énergie du signal de bruit.

Ainsi, si le *SNR* est bas, le coefficient du filtre de Wiener est faible et le filtre adaptatif est activé, et donc la mise à jour du filtre adaptatif  $w(n)$  lorsque le *SNR* est faible est donnée comme suit :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \gamma(n) \frac{\mu_{NLMS}}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n) + \delta_{NLMS}} \mathbf{x}(n)e(n) \quad (3.4)$$

Avec l'erreur de filtrage  $e(n)$  est calculée selon la formule suivante:

$$e(n) = m_1(n) - m_2(n) \quad (3.5)$$

Où :

- $d(n)$  est le signal désiré (voix filtrée par Wiener),
- $\mathbf{w}(n)$  est le vecteur des coefficients à l'instant  $n$ .

- $\gamma(n) = 1$  si  $SNR(n) < \theta$
- $\gamma(n) = 0$  si  $SNR(n) \geq \theta$

Où  $\theta$  est un seuil  $SNR$ , par exemple :  $-15\text{dB}$ .

➤ Cas particuliers

- Si  $SNR(n) \geq \theta$ , alors  $\gamma(n) = 0 \rightarrow \mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) \rightarrow$  pas de mise à jour.
- Si  $SNR(n) < \theta$ , alors  $\gamma(n) = 1 \rightarrow$  adaptation activée comme dans le  $NLMS$  classique.

**Tableau 3. 1.** Résumé des équations principales de l'algorithme NLMS-Wiener

Signal d'entrée	$\mathbf{x}(n)$
Signal sorti	$y(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n)$
Signal erreur	$e(n) = m_1(n) - m_2(n)$
Equation de mise à jour	$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \gamma(n) \frac{\mu_{NLMS}}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n) + \delta_{NLMS}} \mathbf{x}(n)e(n)$
Condition de convergence	$\gamma(n) \in \{0, 1\}$ $0 < \mu_{NLMS} < 2$

(  
3  
.  
9  
)

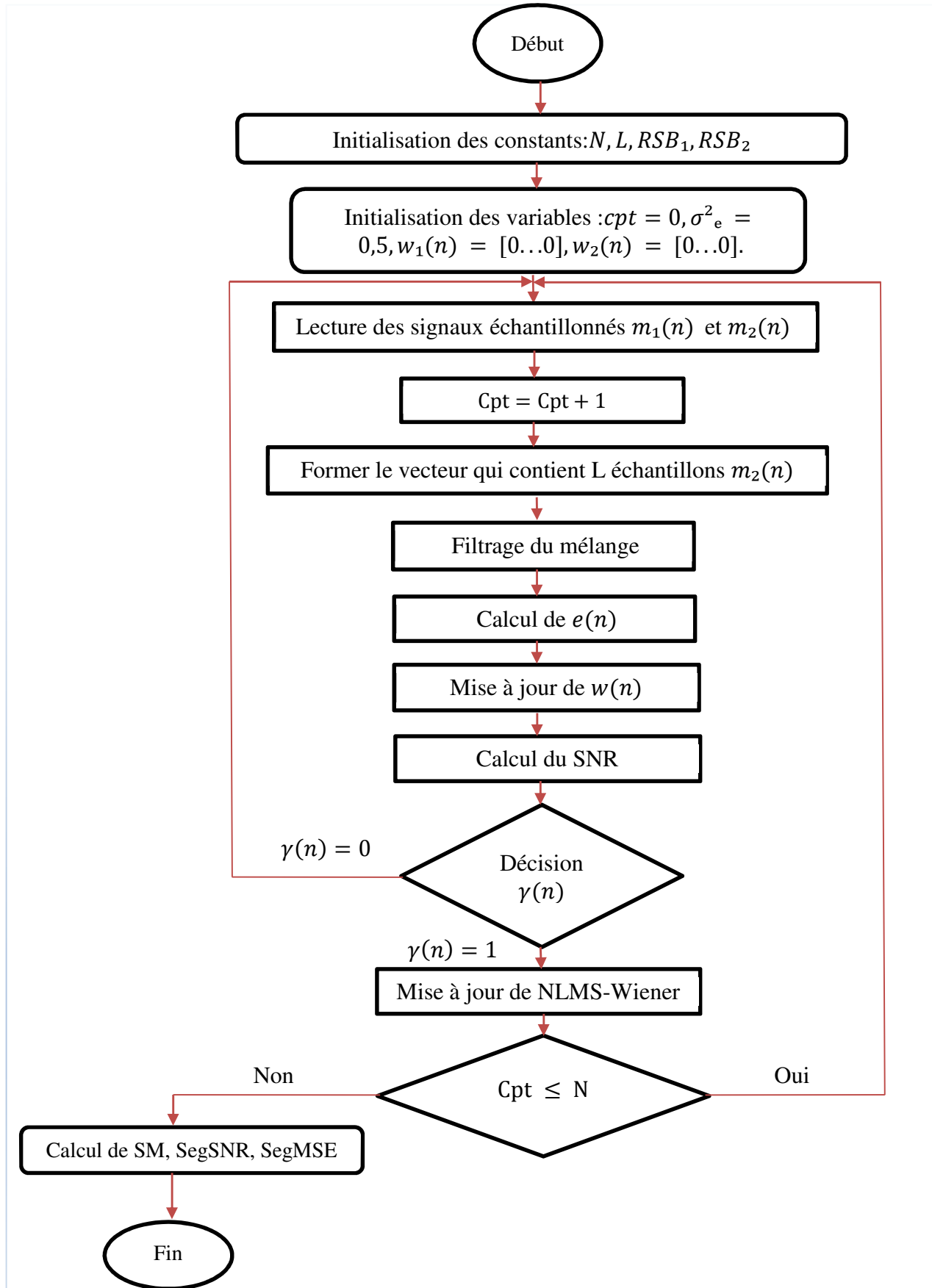


Figure 3.2. Organigramme de l'algorithme NLMS-Wiener.

### 3.3 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposée l'algorithme NLMS-Wiener pour la réduction du bruit acoustique. Cette approche combine la capacité d'adaptation du NLMS avec l'efficacité du filtre de Wiener, afin d'obtenir un signal de parole plus propre et intelligible. Le chapitre suivant sera consacré à la simulation et à l'analyse des performances de cet algorithme.

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

## 4.1 Introduction

Dans ce dernier chapitre, nous présentons les résultats de simulation obtenus l'algorithme propose par NLMS-Wiener. Ces simulations reposent sur des signaux sources de parole et de bruit blanc, ainsi que sur des réponses impulsionnelles. La comparaison porte sur deux algorithmes adaptatifs : le NLMS classique et le nouvel algorithme NLMS-Wiener. Les performances sont évaluées selon trois critères : le système Mismatch (SM), le rapport signal à bruit segmenté (SegSNR) et l'erreur quadratique moyenne segmentée (SegMSE).

## 4.2 Présentation des signaux de simulation

### 4.2.1 Signal de la parole

La figure 4.1 montre le signal de parole original ainsi que son spectrogramme. Le signal a une fréquence d'échantillonnage de 8 kHz et correspond à une voix masculine. Le spectrogramme permet de visualiser l'évolution des fréquences du signal dans le temps.

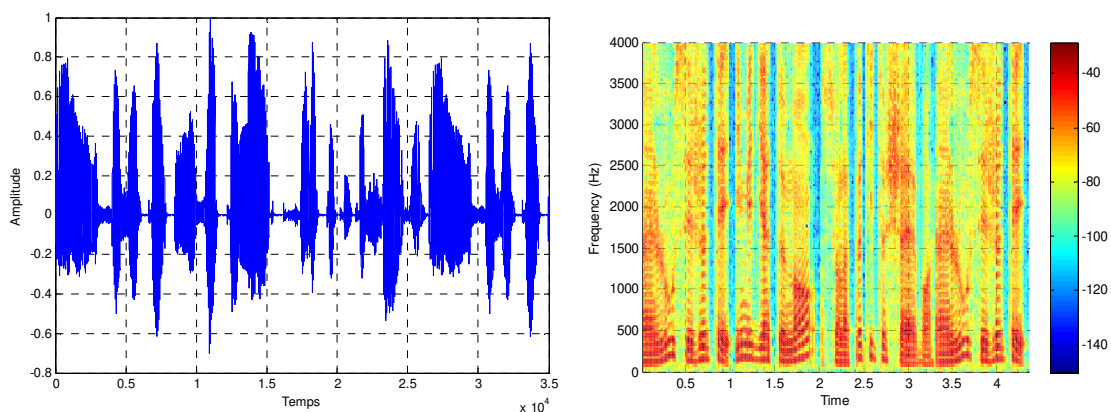


Figure 4.1. Signal de parole et son spectrogramme.

### 4.2.2 Signal de bruit

La figure 4.2 montre le signal de bruit blanc utilisé pour tester les performances des algorithmes, ainsi que son spectrogramme.

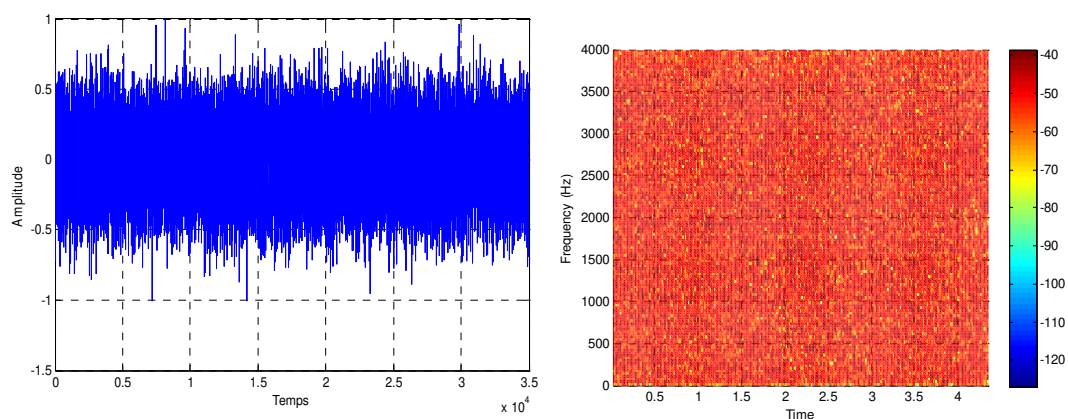
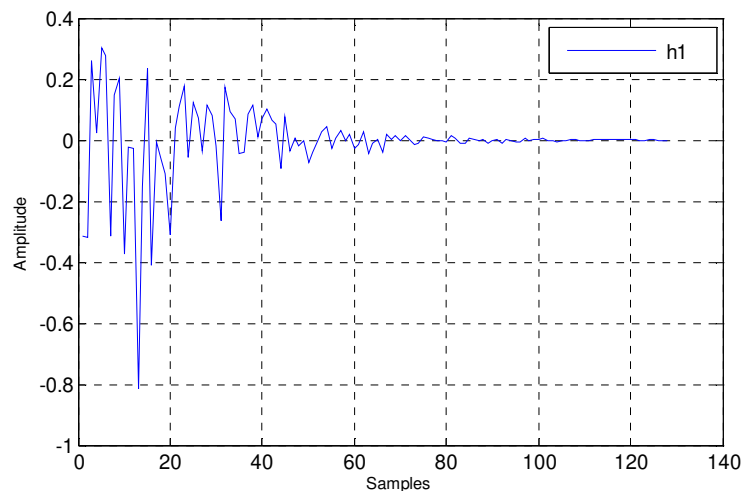


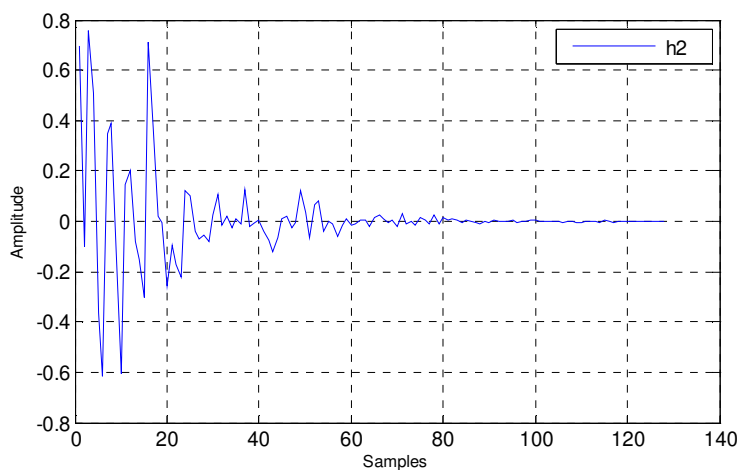
Figure 4.2. Signal de bruit blanc et son spectrogramme.

### 4.2.3 Réponses impulsionnelles

Les figures 4.3 et 4.4 présentent les réponses impulsionnelles des filtres  $h_1$  et  $h_2$ . Ces filtres sont générés à partir d'un bruit aléatoire modulé par une décroissance exponentielle. La longueur de chaque filtre est de  $L = 128$  échantillons.



*Figure 4.3.* La réponse impulsionnelle de  $h_1$



*Figure 4.4.* La réponse impulsionnelle de  $h_2$ .

### 4.2.4 Signaux de mélange convolutif

La figure 4.4 illustre les signaux  $m_1(n)$  et  $m_2(n)$  obtenus par mélange convolutif entre le signal de parole et le bruit. Ce mélange est réalisé avec des rapports signal-sur-bruit nuls  $RSB_1 = RSB_2 = 0$  et une taille de filtre  $L = 128$ . Ces signaux représentent la combinaison du signal de parole filtré par le bruit et du bruit filtré par le signal de parole

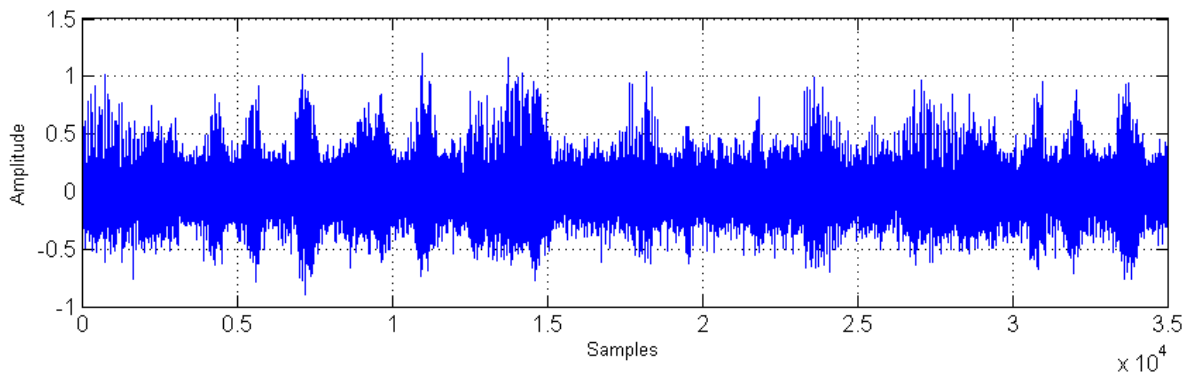


Figure 4.5. Signal de mélange convolutif  $m1(n)$  avec un bruit blanc.

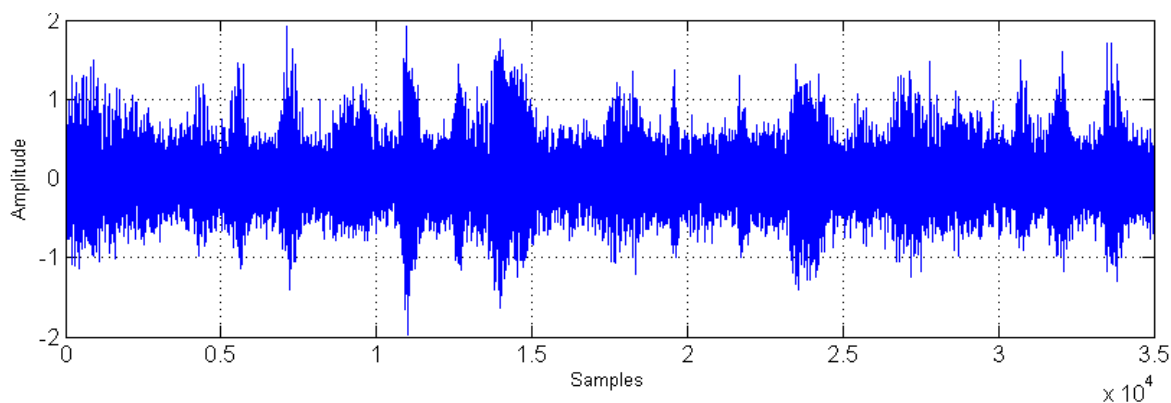


Figure 4.6. Signal de mélange convolutif  $m2(n)$  avec un bruit blanc.

#### 4.2.5 Détection d'Activité Vocale

La détection d'activité vocale (VAD) vise à identifier les segments contenant de la parole dans un signal audio. Elle génère une séquence binaire où "1" indique la présence de parole et "0" son absence. Ce mécanisme permet de contrôler l'adaptation des filtres  $h_1$  et  $h_2$  pour optimiser leurs performances. La figure 4.7 montre un exemple de système DAV manuel utilisé dans notre simulation.

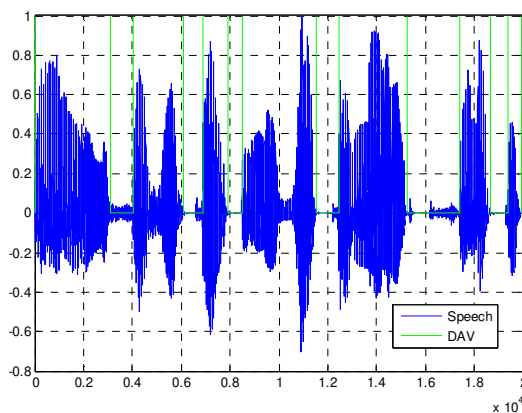


Figure 4.7. Dav de signal de parole.

Le filtre  $h_2$  est adapté uniquement à la période de bruit seul, tandis que le filtre  $h_1$  est appliqué pendant la présence du signal de parole utile.

#### 4.2.6 Critères d'évaluations des performances

##### a. Critère de désajustement MS (System Mismatch)

Le critère de désajustement ou Mismatch est un critère robuste qui est utilisé pour évaluer la vitesse de convergence des systèmes de réduction de bruit par des algorithmes adaptatifs. Il est donné par la formule suivante [3] :

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

avec  $hr$  représente la réponse impulsionnelles du filtre réel.

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

Ce critère du rapport signal à bruit segmenté est utilisé pour indiquer la quantité du bruit qu'on a pu supprimer, ce critère doit être calculé par la formule suivante sur les périodes où le signal de parole est active [3] :

$$SegSNR = 10 \log_{10} \left( \frac{Ex}{Eb} \right) \quad (4.2)$$

Où :

$Ex$  : est l'énergie du signal de parole.

$Eb$  : est l'énergie du signal de bruit.

##### c. Critère du MSE segmentée (SegMSE)

Le critère de l'erreur quadratique moyenne segmentée (SegMSE) est utilisé pour quantifier le niveau du bruit résiduel en sortie de traitement, il est calculé par la formule suivante lorsque la parole est inactive (présence du bruit seulement) [3] :

$$SegMSE = 10 \log_{10}(Eb) \quad (4.3)$$

avec  $Eb$  est l'énergie du signal du bruit

#### 4.2.7 Paramètres de simulation

Tableau 4. 1. Les paramètres de simulation

Paramètre	Description	Valeur(s)
$N$	Nombre total d'itérations	120 000
$L$	Longueur du filtre adaptatif	32 ; 128
$\mu$	Pas d'adaptation (step size)	0.1 ,0.5 ,1,1.5
$RSB_1, RSB_2$	Rapport signal sur bruit (SNR)	-3 ; 0 ; +3 dB

### 4.3 Résultats de simulation

#### 4.3.1 Entrée bruit blanc

La figure 4.8 montre l'effet de deux algorithmes de filtrage adaptatif sur un signal de parole bruité, avec deux longueurs de filtre différentes ( $L = 32$  à gauche,  $L = 128$  à droite). 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 NLMS-Wiener montre une réduction du bruit plus efficace.

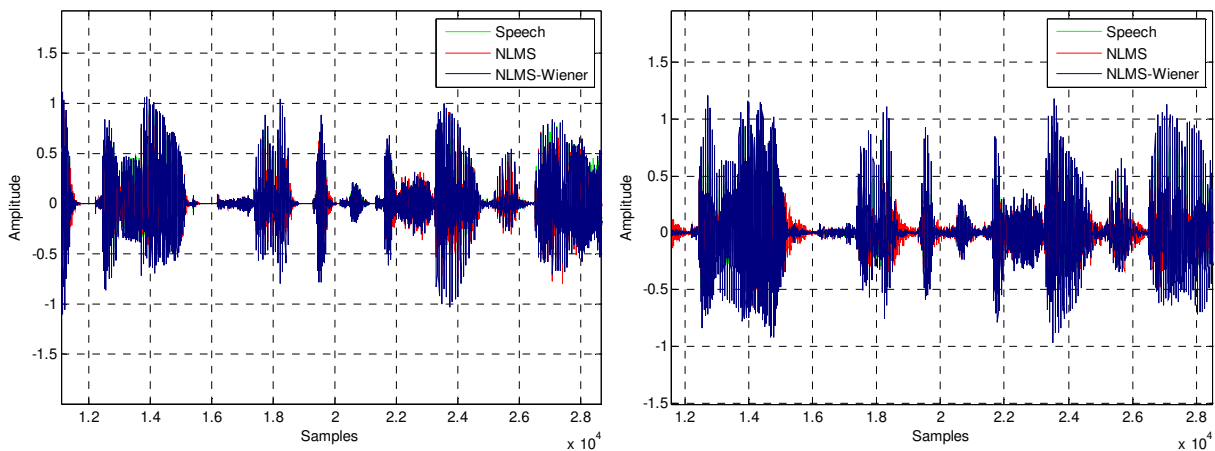


Figure 4.8. Effet des algorithmes NLMS et NLMS-Wiener sur le signal de parole ( $L=32, L=128$ ).

La figure 4.9 montre l'effet du filtrage par NLMS – Wiener sur le signal de parole pour deux longueurs de filtre :  $L = 32$  et  $L = 128$ .

Chaque graphique présente le signal original, le signal bruité (SNR) et la sortie du filtre. Lorsque le signal de parole est présent, le SNR augmente.

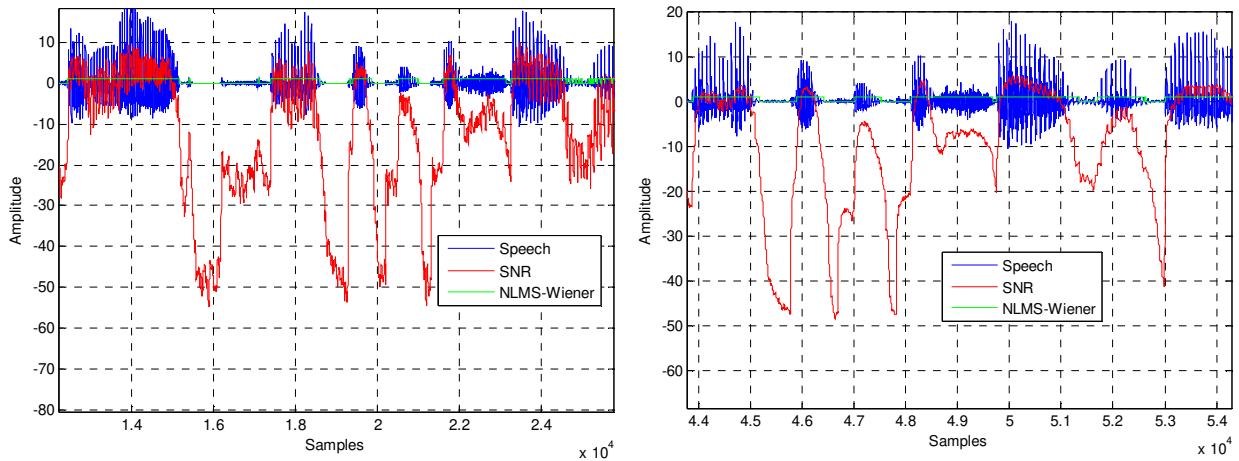


Figure 4.9. Signal de parole, signal bruité (SNR) et sortie du filtre NLMS-Wiener ( $L=32,128$ ).

Le filtre NLMS-Wiener donne de bons résultats, ce qui indique une réduction efficace du bruit

La figure 4.10 compare les coefficients du filtre réel avec ceux estimés par les algorithmes NLMS et NLMS – Wiener. Le premier graphique correspond à  $L = 32$  et le second à  $L = 128$ .

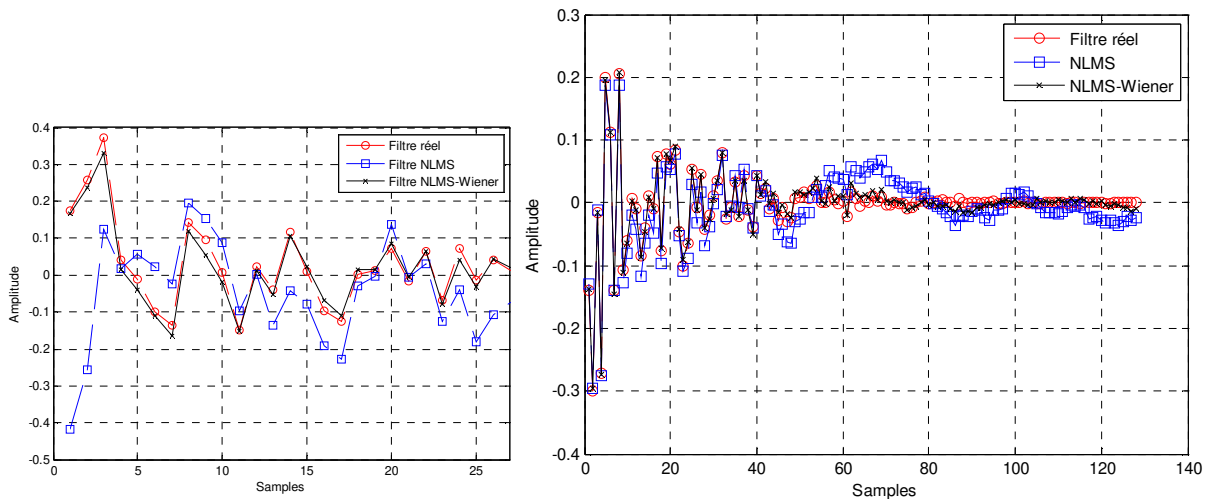
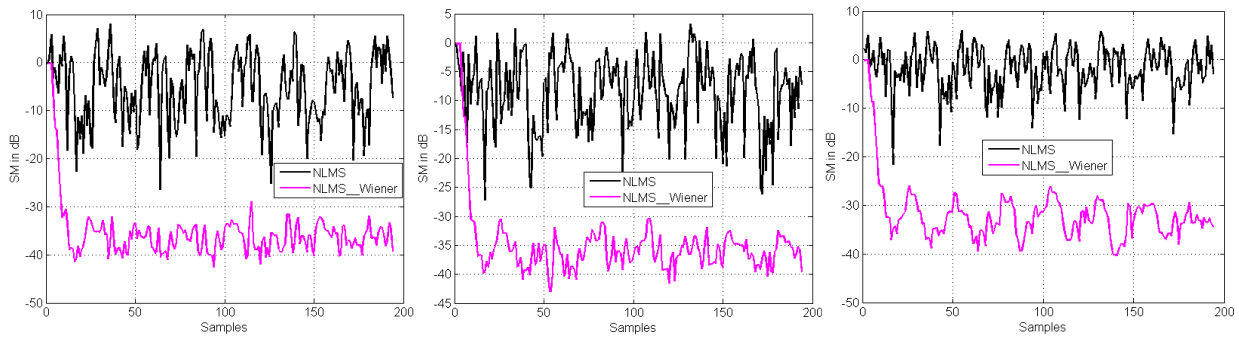


Figure 4.10. Analyse du signal de parole avec bruit blanc ( $L=32,128$ ).

L’algorithme NLMS – Wiener ajuste mieux ses coefficients que l’algorithme NLMS, ce qui indique une estimation plus efficace du filtre réel.

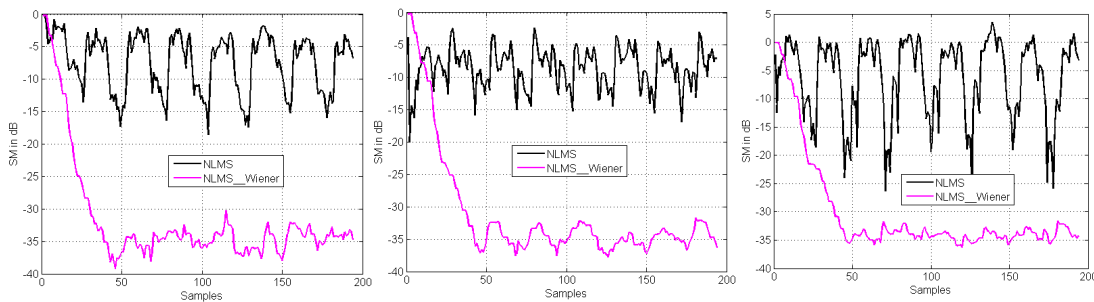
### 4.3.2 Système de désajustement (Mismatch)

La figure 4.11 présente trois courbes correspondant aux algorithmes NLMS et NLMS\_Wiener, montrant l’évolution du désajustement du système (SM) en dB en fonction du nombre d’échantillons, pour une taille de filtre  $L = 32$ .



**Figure 4.11.** Critère SM pour  $RSB=-3$ ,  $RSB=0$ ,  $RSB=3$  dans le cas de  $L=32$ .

La figure 4.12 présente trois courbes correspondant aux algorithmes *NLMS* et *NLMS\_Wiener*, montrant l'évolution du désajustement du système (SM) en dB en fonction du nombre d'échantillons, pour une taille de filtre  $L = 128$ .



**Figure 4.12.** Critère de SM pour  $RSB=-3$ ,  $RSB=0$ ,  $RSB=3$  dans le cas de  $L=128$ .

Dans les figures 4.11 et 4.12, l'algorithme *NLMS\_Wiener* est plus performant que *NLMS* en termes de désajustement du système (SM), exprimé en dB. Cette supériorité est constatée pour différentes valeurs de  $RSB$  ( $-3, 0, 3$ ) et pour deux tailles de filtre :  $L = 32$  et  $L = 128$ . Les figures illustrent une meilleure vitesse de convergence et un désajustement plus faible pour l'algorithme *NLMS - Wiener*, comparé à *NLMS*. Ces résultats montrent qu'il est plus efficace pour réduire le bruit.

### 4.3.3 Critère SegSNR (Rapport Signal sur Bruit Segmentaire)

La figure 4.13 présente trois courbes correspondant aux algorithmes *NLMS* et *NLMS\_Wiener*, montrant l'évolution du critère SegSNR (Rapport Signal sur Bruit Segmentaire) en dB en fonction du nombre de blocs de 1024 échantillons, pour une taille de filtre  $L = 32$  et des valeurs de  $RSB$  égales à  $-3, 0$  et  $3$ .

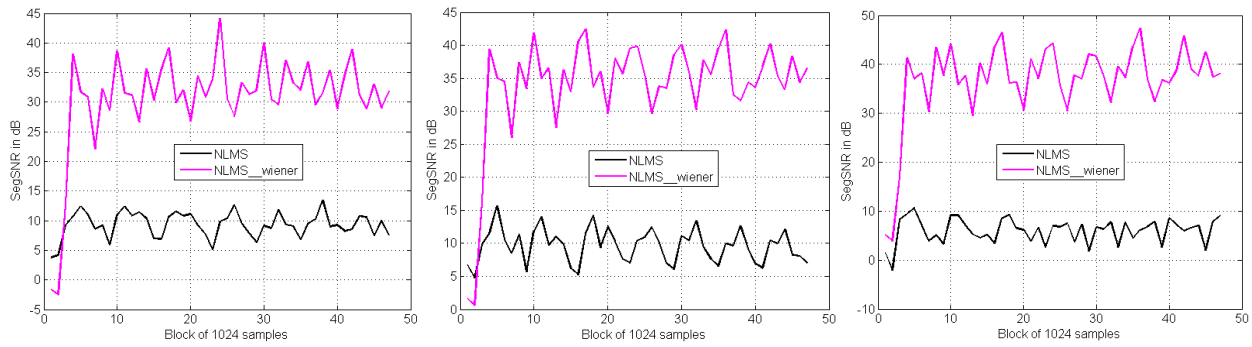


Figure 4.13. Critère  $segSNR$  pour  $RSB=-3$ ,  $RSB=0$ ,  $RSB=3$  dans le cas de  $L=32$ .

La figure 4.14 présente trois courbes correspondant aux algorithmes NLMS et NLMS\_Wiener, montrant l'évolution du critère SegSNR (Rapport Signal sur Bruit Segmentaire) en dB en fonction du nombre de blocs de 1024 échantillons, pour une taille de filtre  $L = 128$  et des valeurs de RSB égales à  $-3$ ,  $0$  et  $3$ .

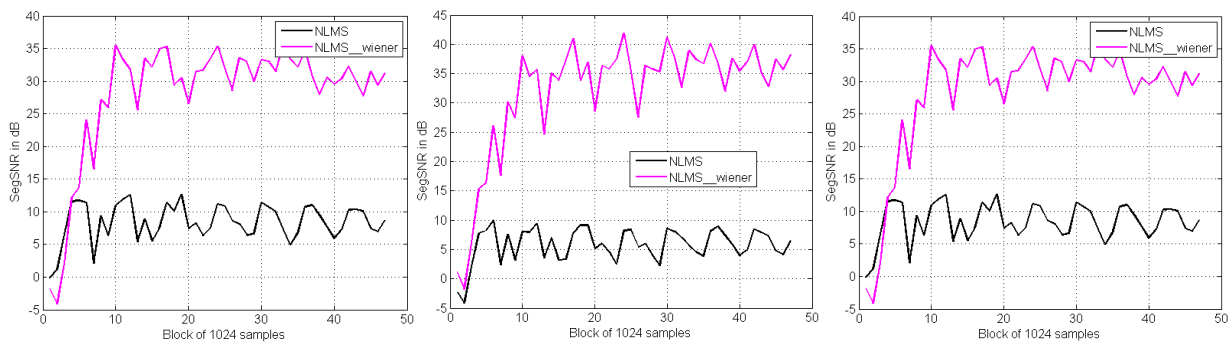


Figure 4.14. Critère  $segSNR$  pour  $RSB=-3$ ,  $RSB=0$ ,  $RSB=3$  dans le cas de  $L=128$ .

Dans les figures 4.13 et 4.14, l'algorithme *NLMS\_Wiener* est plus performant que l'algorithme *NLMS* en termes de SegSNR, exprimé en dB. Cette supériorité est constatée pour différentes valeurs de  $RSB$  ( $-3$ ,  $0$ ,  $3$ ) et pour deux tailles de filtre :  $L = 32$  et  $L = 128$ .

Les figures montrent que *NLMS\_Wiener* atteint des valeurs de SegSNR plus élevées et plus stables que *NLMS*. Cela indique une meilleure qualité de restauration du signal et une meilleure réduction du bruit.

#### 4.3.4 Erreur quadratique Moyenne segmentaire (SegMSE)

La figure 4.15 présente trois courbes correspondant aux algorithmes *NLMS* et *NLMS\_Wiener*, montrant l'évolution du critère SegMSE (Erreur Quadratique Moyenne Segmentaire) en fonction du nombre de blocs de 1024 échantillons, pour une taille de filtre  $L = 32$  et des valeurs de  $RSB$  égales à  $-3$ ,  $0$  et  $3$ .

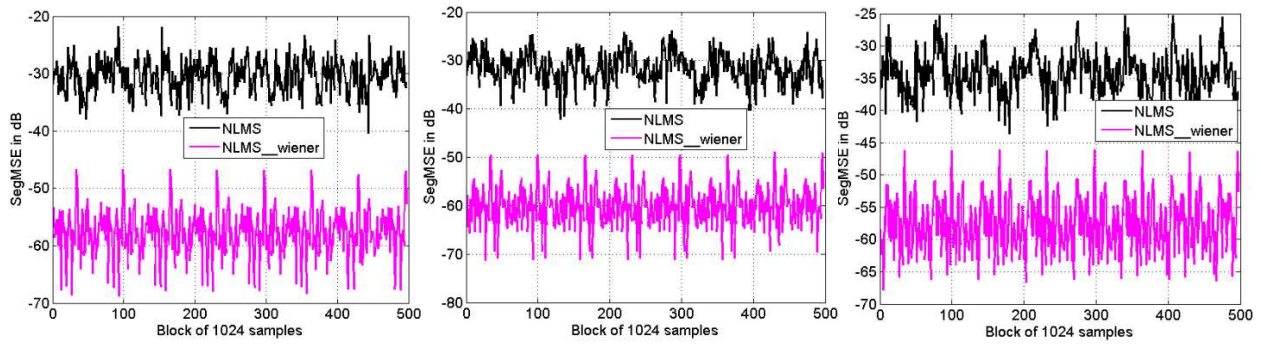


Figure 4.15. Critère  $segMSE$  pour  $RSB=-3$ ,  $RSB=0$ ,  $RSB=3$  dans le cas de  $L=32$ .

La figure 4.16 présente trois courbes correspondant aux algorithmes  $NLMS$  et  $NLMS\_Wiener$ , montrant l'évolution du critère  $SegMSE$  (Erreur Quadratique Moyenne Segmentaire) en fonction du nombre de blocs de 1024 échantillons, pour une taille de filtre  $L = 128$  et des valeurs de  $RSB$  égales à  $-3$ ,  $0$  et  $3$ .

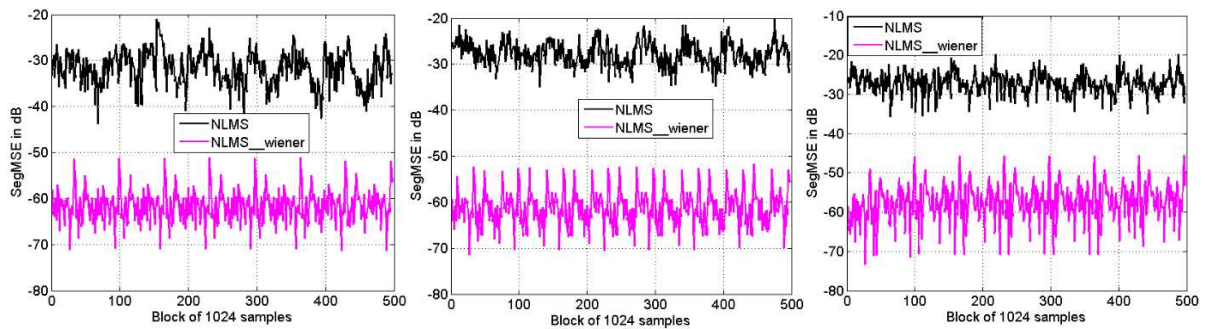
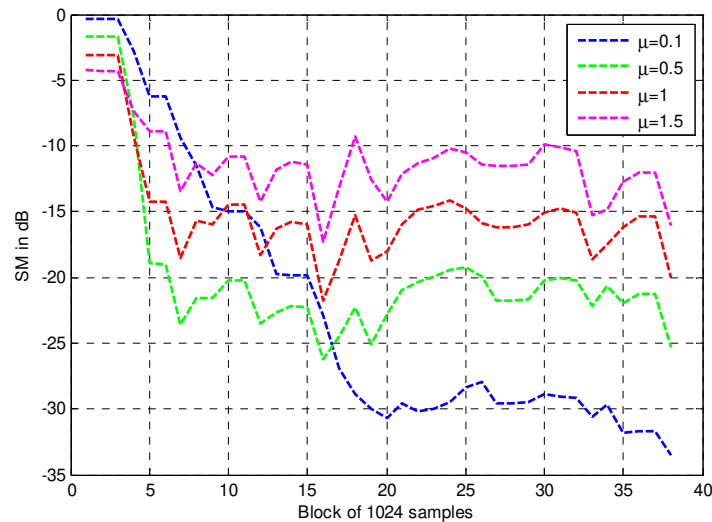


Figure 4.16. Critère  $segMSE$  pour  $RSB=-3$ ,  $RSB=0$ ,  $RSB=3$  dans le cas de  $L=128$ .

Dans les figures 4.15 et 4.16, l'algorithme  $NLMS\_Wiener$  présente une erreur  $SegMSE$  plus faible que  $NLMS$  pour les  $RSB$   $-3$ ,  $0$  et  $3$ , et pour deux tailles de filtre ( $L = 32$  et  $L = 128$ ). Cela signifie que le signal filtré par  $NLMS\_Wiener$  est plus proche du signal original, bloc par bloc.

#### 4.3.5 Effet de différents pas d'adaptation sur les critères $SM$ , $segSNR$

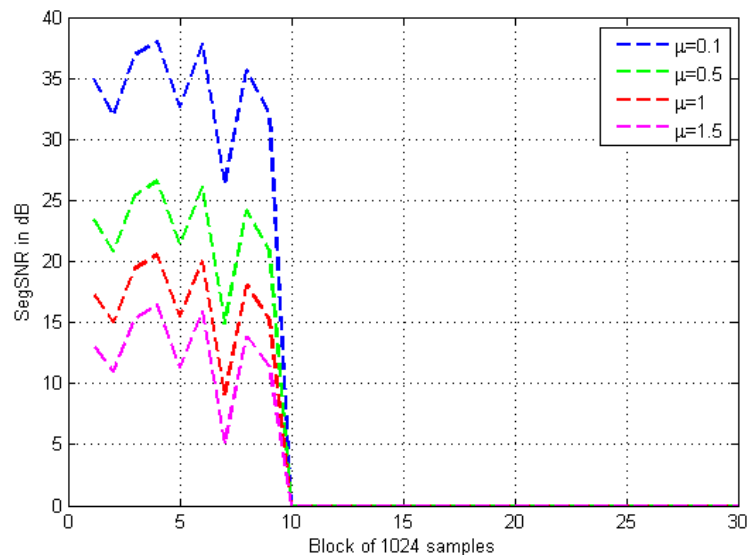
La figure 4.17 représente l'effet du pas d'adaptation sur le critère  $SM$  dans le cas du  $NLMS\_Wiener$ .



**Figure 4.17.** Critère SM par NLMS-Wiener pour  $\mu = 0.1, 0.5, 1.5$ .

La figure 4.17 montre que lorsque le pas d'adaptation est compris entre 0.1 et 0.5, la vitesse de convergence est élevée. Cette vitesse diminue pour les valeurs 1 et 1.5, ce qui signifie que la valeur optimale du pas d'adaptation se situe dans l'intervalle  $0.1 < \mu < 0.5$ .

La figure 4.18 représente l'effet du pas d'adaptation sur le critère SegSNR dans le cas du NLMS – Wiener.



**Figure 4.18.** Critère segSNR par NLMS-Wiener pour  $\mu=0.1, 0.5, 1.5$ .

La figure 4.18 illustre la performance du filtre en fonction du paramètre de pas d'adaptation  $\mu$ . Nous remarquons que la meilleure performance, mesurée par le SegSNR maximal, est obtenue pour  $\mu = 0,1$  (courbe bleue), avec une valeur atteignant 40 dB. Pour des valeurs de  $\mu$

comprises entre 0,1 et 0,5, le SegSNR reste élevé, supérieur à 30 dB. En revanche, pour  $> 0,5$ , on observe une dégradation rapide des performances, le SegSNR chutant en dessous de 20 dB.

Cela nous montre que le pas d'adaptation a un effet significatif sur la performance du filtre, notamment sur la vitesse de convergence, qui diminue lorsque  $\mu$  diminue. Nous pouvons ainsi déduire que, pour l'algorithme *NLMS – Wiener*, le pas d'adaptation optimal est compris entre  $0,1 < \mu < 0,5$ , offrant une vitesse de convergence plus faible mais une précision plus élevée.

#### 4.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les résultats de simulation des algorithmes de filtrage adaptatif *NLMS* classique et du nouvel algorithme *NLMS – Wiener* automatique, en utilisant un signal de parole perturbé par du bruit blanc. Les résultats montrent que l'algorithme *NLMS – Wiener* automatique offre de meilleures performances en réduction du bruit et en précision que l'algorithme *NLMS* classique.

### Conclusion générale

Dans ce mémoire, nous avons développé un algorithme hybride de réduction du bruit nommé NLMS-Wiener, combinant les avantages de l'algorithme adaptatif NLMS et du filtre classique de Wiener. L'objectif principal était d'améliorer la qualité de la parole dans les systèmes de communication numérique en atténuant efficacement le bruit tout en préservant l'intelligibilité du signal vocal.

L'algorithme commence par appliquer le filtre adaptatif NLMS, qui permet une première réduction du bruit grâce à sa capacité d'adaptation en temps réel aux signaux non stationnaires. Ensuite, un filtre de Wiener est utilisé pour affiner le signal traité, en tirant parti de ses propriétés statistiques afin de lisser les résidus de bruit et d'améliorer encore la qualité du signal de sortie.

Nous avons simulé l'algorithme NLMS-Wiener sur un seul signal de parole dégradé par du bruit blanc, et avons évalué ses performances à l'aide de plusieurs indicateurs : le rapport signal sur bruit segmenté (SegSNR) , le Système Mismatch (SM) et l'erreur quadratique moyenne segmentée (SegMSE).

Les résultats des simulations ont montré la supériorité et l'efficacité de l'algorithme NLMS-Wiener par rapport au filtre NLMS, en termes de quantité de bruit supprimé, de stabilité et de rapidité de convergence.

Ce modeste travail a été réalisé dans le but d'améliorer la qualité de la parole dans les systèmes de communication numérique. Notre objectif est la réduction du bruit acoustique et le rehaussement de la parole par des algorithmes adaptatifs. Il constitue une base prometteuse pour des travaux futurs intégrant des environnements plus complexes ou des techniques intelligentes.

### Bibliographie

- [1] G. V. P. C. S. Yadav, B. A. Krishna, M. Kamaraju, “Performance of Wiener Filter and Adaptive Filter for Noise Cancellation in Real-Time Environment,” *International Journal of Computer Applications*, vol. 97, no. 15, pp. 16–23, 2014.
- [2] F. Bouderbala, O. Chabouni, “Proposition d’un algorithme rapide à deux canaux pour la réduction du bruit dans les systèmes téléphoniques à mains-libres,” Mémoire de Master, Université SAAD DAHLAB de Blida, 2018.
- [3] F. Naer, S. Rabee, “Un algorithme efficace pour le rehaussement du signal de parole,” Mémoire de Master, Université SAAD DAHLAB de Blida, 2022.
- [4] A. Slimani, M. Lahmer, K. Chabbi, “Utilisation de filtre adaptatif NLMS à la réduction des bruits,” Mémoire de Master, Université Kasdi Merbah Ouargla, 2020.
- [5] A. Kashyap, M. Prasad, “Audio Noise Cancellation using Wiener Filter based LMS Algorithm using LabVIEW,” *International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering*, vol. 3, no. 3, pp. 599–601, 2013.
- [6] O. Hinton, “EEE305, EEE801 Part A: Digital Signal Processing, Chapter 7: Adaptive Filtering,” University of Newcastle upon Tyne.
- [7] J. El Mhamdi, F. Rezagui, M. Harnafi, “Traitement adaptatif appliqué au signal sismique,” *Bulletin de l’Institut Scientifique, Rabat, section Sciences de la Terre*, vol. 30, pp. 13–22, 2008.
- [8] K. Mekfoudji, I. Mahi, “Proposition d’une nouvelle technique automatique de rehaussement du signal de parole pour les communications main-libres,” Mémoire de Master, Université SAAD DAHLAB de Blida, 2019.
- [9] J. Benesty, “Algorithme du gradient stochastique (Least-Mean-Square – LMS),” INRS-EMT.
- [10] B. Boulakdem, Y. R. Hocine, “Réduction du bruit acoustique par une approche non quadratique de l’erreur,” Université Saad Dahleb - Blida1, 2016.
- [11] GeeksforGeeks, “Least Mean Squares Filter in Signal Processing,” 2024.
- [12] M. Boukherbab, A. Douane, “Les détecteurs de double parole dans les communications mains-libres,” Mémoire de Master, Université Akli Mohand Oulhadj - Bouira, 2019.
- [13] S. Bougheddaoui, R. Cherif, “Algorithme Forward proportionnel amélioré pour la réduction du bruit acoustique et le rehaussement de la parole,” Université Saad Dahlab de Blida, 2020.

- [14] C. Zekkari, "Suppression du bruit d'interférence IQ dans les systèmes de télécommunications numériques," Thèse de doctorat, Université Blida 1, 2020.
- [15] Danazoul, "Les techniques de réduction de bruit dans l'enregistrement et le mixage audio," *Danazoul Electronic Music*, 30 sept. 2024.
- [16] S. Rezak, A. Koulougli, "Proposition d'un nouvel algorithme adaptatif pour la réduction automatique du bruit acoustique," Mémoire de Master, Université SAAD DAHLAB de Blida, 2020.
- [17] M. A. Doua, A. Noufel, "Un Algorithme LMF Efficace à Pas Variable pour la Réduction du Bruit Acoustique," Mémoire de Master, Université SAAD DAHLAB de Blida, 2023.
- [18] S. Amiar, N. Ferhoune, "Débruitage du signal de parole," Mémoire de Master, Université Larbi Ben M'hidi de Oum El Bouaghi, 2012.
- [19] N. Belalia, M. A. Hadjalla, "Développement d'un algorithme RNQ efficace pour la réduction bi-capteurs du bruit acoustique," Mémoire de Master, Université SAAD DAHLAB de Blida, 2022.
- [20] A. Amrane, K. Ould Ammar, "Nouvelle technique automatique de réduction de bruit acoustique basée sur le principe de séparation aveugle de source," Mémoire de Master, Université SAAD DAHLAB de Blida, 2019
- [21] H. E. Brahimia, M. S. Saadoudi, "Méthode de décorrélation adaptative symétrique pour la réduction de bruit aux bords des avions," Mémoire de Master, Université SAAD DAHLAB de Blida, 2018.
- [22] N. Moussaoui, O. A. Bensidi Aissa, "Un Algorithme LMF Automatique Pour La Réduction Du Bruit Acoustique," Mémoire de Master, Université SAAD DAHLAB de Blida, 2023.
- [23] R. Boumegouas, M. Izri, "Annulation du bruit acoustique par un nouvel algorithme APA Backward bi-capteurs," Université SAAD DAHLAB de Blida, 2020.
- [24] M. MEGUENNI, R. MAMMOU, "Un nouvel algorithme automatique de projection affine (APA) dédié pour la réduction bi-capteurs du bruit acoustique," Université SAAD DAHLAB de Blida, 2021.
- [25] S. Meddahi, "Réduction de bruit par un nouvel algorithme bi-capteur," Mémoire de Master, Université Saad Dahlab de Blida, Faculté de Technologie, 2014.