

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

en Télécommunication

Spécialité : Réseaux & Télécommunications

Présenté par

DOUA Mohamed Amine

&

NOUFEL Amina

## Un Algorithme LMF Efficace à Pas Variable pour la Réduction du Bruit Acoustique

Proposé par : professeur DJENDI Mohamed

Année Universitaire 2022-2023

## Remerciements

---

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

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

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

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

## Dédicaces

---

*Tout d'abord je tiens à remercier **Allah** le tout puissant de m'avoir donnée la force et la bonne santé pour arriver à ce succès.*

*Du profond de mon cœur, je dédie ce modeste travail à tous ceux qui me sont Chers.*

- *À mes très chers **parents**, pour leur soutien et tous les efforts Qu'ils ont fourni tout au long de mon parcours universitaire et je leur souhaite une bonne santé et une longue vie.*
- *À mes chères sœurs **Meriem, Soumia et Yousra**. À Mon beau-frère **Tarek** et ma nièce **Rania**.*
- *À toute ma famille, surtout mes cousines **Ines, Maissa, kenza, Yasmine, Louisa et Rahim**.*
- *À mon petit chat **Tahlouch**.*
- *À mes chères amies **Nadjet et Ferial**.*
- *À mon binôme **Amine** et toute sa famille.*
- *À tous mes chères amies.*

*Amina*

*Je dédie ce modeste travail à :*

- *Mes parents pour leurs sacrifices et leurs soutiens.*
- *Mes sœurs.*
- *Mon petit frère.*
- *Toute ma famille.*
- *Mon binôme.*
- *Tous mes amis.*

*Amine*

---

## ملخص:

في اطروحة نهاية الدراسة نحن مهتمون بموضوع تقليل ضوضاء الصوتية و مشاكلها لهذا لقد اقترحنا خوارزمية جديدة LMF ونسختها المعدلة NLMF ، من مزاياها الأداء والتقارب السريع مقارنة بالخوارزميات التكيفية الأخرى في جانب تطبيقي عملنا على مقارنة بين خوارزمية NLMF و NLMS ونؤكد فعالية الخوارزمية المقترحة

**كلمات المفاتيح:** الحد من الضوضاء الخوارزمية التكيفية الخوارزمية

---

## Résumé :

Dans le cadre de cet mémoire de fin d'étude, nous nous intéressons au sujet de réduction de bruit acoustique et ces problèmes, nous avons proposé un nouvel algorithme adaptatif LMF (Least mean fourth) et sa version normalisée NLMF. L'avantage que présente cet algorithme est qu'il est plus performant avec une convergence rapide par rapport aux autres algorithmes adaptatifs. Dans la partie des résultats de simulation on fait la comparaison entre l'algorithme NLMF et NLMS et on confirme l'efficacité de l'algorithme proposé.

**Mots clés :** Réduction de bruit acoustique ; Algorithme adaptatif ; Algorithme NLMF et NLMS.

---

## Abstract :

As part of this graduation thesis, we are interested in a major subject which is the acoustic noise reduction and its problems, we proposed a new adaptive algorithm LMF (Least mean fourth) and its normalized version NLMF. The advantage of this algorithm is its efficiency and its features such as its noise cancelation and high convergence speed compared to other adaptive algorithms. In the last part we did a comparison between both of NLMF and NLMS algorithms and the simulation results confirmed the effectiveness of the proposed algorithm over the past ones.

**Keywords :** Acoustic noise reduction ; Adaptive algorithm ; NLMF and NLMS algorithms

---

## Listes des acronymes et abréviations

DAV	Voice Activity Detection.
EQM	Mean Squared Error.
LMS	Least Mean Squares.
NLMS	Normalized Least Mean Squares.
RSB	Signal to Noise Ratio.
LMF	least mean fourth.
NLMF	Normalized least mean fourth.
SM	System Mismatch.
$C(n)$	Coefficient vector of the adaptive filter.
dB	decibel.
GN	Gaussian Noise.
$\mu$	step-size.
L	Filter size.
RI	Impulse response.

# Table des matières

## INTRODUCTION GENERALE

### CHAPITRE 1 GENERALITES SUR LA PAROLE ET LE BRUIT

1.1	INTRODUCTION .....	3
1.2	NOTIONS DE BASE SUR LA PAROLE ET LE BRUIT .....	3
1.2.1	Définition d'un signal .....	3
1.2.2	La parole .....	4
1.2.3	Perception de la parole .....	4
1.2.4	Classification des sons de la parole.....	5
1.2.5	Paramètre du signal de parole.....	5
1.2.6	Définition de bruit .....	6
1.2.7	Sources de bruit.....	6
1.2.8	Type de bruit .....	7
1.2.9	Rapport signal sur bruit .....	7
1.2.10	Classe des signaux.....	8
1.3	NOTION DE SYSTEME.....	9
1.3.1	Convolution .....	10
1.3.2	Corrélation .....	10
1.4	CONCLUSION.....	10

### CHAPITRE 2 FILTRES ET FILTRAGES ADAPTATIFS

2.1	INTRODUCTION .....	11
2.2	FILTRE DE WIENER.....	11
2.2.1	Principe d'orthogonalité .....	13
	<i>Ce principe signifie que toutes les entrées <math>u(n)</math> sont décorrélées de <math>e^*(n)</math>. La solution est le filtre optimal <math>w_{opt}</math> peut être obtenu lorsque la dérivée de l'EQM par rapport aux paramètres est nulle :</i> .....	13
2.2.2	Calcul de l'EQM minimal (EQMM) .....	14
2.3	FILTRAGE ADAPTATIF.....	15
2.3.1	Applications des filtres adaptatifs .....	16
2.4	ALGORITHME ADAPTATIF .....	16
2.4.1	Algorithme du gradient stochastique (Least Mean Squares – LMS).....	17
2.4.2	Algorithme de gradient stochastique normalisé (NLMS).....	19
2.4.3	Critères de Comparaison des Algorithmes Adaptatifs.....	21
2.4.4	Choix de l'algorithme .....	22
2.5	CONCLUSION.....	22

## CHAPITRE 3 REDUCTION DU BRUIT ACOUSTIQUE PAR L'ALGORITHME NLMF MODIFIE PREMIERE SECTION

3.1	INTRODUCTION .....	23
3.2	FORMULATION DE L'ALGORITHME DU GRADIENT STOCHASTIQUE (LEAST MEAN FOURTH).....	23
3.3	FORMULATION DE L'ALGORITHME DU GRADIENT STOCHASTIQUE (NORMALIZED LEAST MEAN FOURTH) .....	25
3.3.1	ALGORITHME PROPOSÉ .....	26
3.4	COMPARAISON DES PERFORMANCES DES ALGORITHMES UTILISES .....	30
3.5	CONCLUSION.....	30

## CHAPITRE 4 RESULTATS DE SIMULATIONS

4.1	INTRODUCTION .....	31
4.2	SIGNAUX UTILISES AUX SIMULATIONS.....	31
4.2.1	<i>Signal de la parole</i> .....	31
4.2.2	<i>Signal du bruit</i> .....	32
4.2.3	<i>Signaux de mélange</i> .....	32
4.2.4	<i>Réponses impulsionnelles</i> .....	32
4.2.5	<i>Détection d'activité vocale (DAV)</i> .....	33
4.2.6	<i>Critère du système Mismatch</i> .....	33
4.3	PARAMETRES DE SIMULATIONS .....	34
4.4	RESULTATS DE SIMULATION .....	34
4.4.1	<i>Effet de la taille du filtre</i> .....	34
4.4.2	<i>Effet du rapport signal sur bruit</i> .....	37
4.4.3	<i>Effet du pas d'adaptation</i> .....	40
4.5	CONCLUSION.....	42
	<b>CONCLUSION GENERALE.....</b>	<b>43</b>
	<b>BIBLIOGRAPHIE .....</b>	<b>45</b>



## Liste des figures

<b>Figure 1. 1</b> Signal réel et signal échantillonné.....	8
<b>Figure 1. 2</b> La représentation d'un système.....	9
<b>Figure 2. 1</b> Représentation du filtre de Wiener.....	11
<b>Figure 2. 2</b> Principe d'un filtre adaptatif.....	16
<b>Figure 2. 3</b> Schéma bloc de l'algorithme LMS.....	17
<b>Figure 3. 1</b> Schéma bloc de l'algorithme LMF.....	24
<b>Figure 3. 2</b> organigramme de l'algorithme NLMF.....	29
<b>Figure 4. 1</b> Signal de la parole utilisé (ORIGINAL) avec son spectrogramme, $f_e = 8$ kHz.....	31
<b>Figure 4. 2</b> Signal du bruit blanc et son spectrogramme.....	32
<b>Figure 4. 3</b> Signal du premier mélange $m_1(n)$ .....	32
<b>Figure 4. 4</b> la réponse impulsionnelle $h_{12}$ avec $L = 32$ $f_e = 8$ KHz.....	33
<b>Figure 4. 5</b> Signal de la parole avec sa DAV.....	33
<b>Figure 4. 6</b> signal de parole estimé. Dans les cas $L=32$ , $L=128$ et $L=256$ .....	34
<b>Figure 4. 7</b> critere EQM par NLMS en noir et NLMF en rouge. Dans les cas d'un $L=32$ , $L=128$ et $L=256$ .....	35
<b>Figure 4. 8</b> critere SM par NLMS en noir et NLMF en rouge. Dans les cas.....	35
<b>Figure 4. 9</b> comparaison entre RI réelle et RI du NLMS et comparaison entre RI réelle et RI du NLMF avec $L = 32$ $f_e = 8$ KHz.....	36
<b>Figure 4. 10</b> comparaison entre RI réelle et RI du NLMS et comparaison entre RI réelle et RI du NLMF avec $L = 128$ $f_e = 8$ KHz.....	36
<b>Figure 4. 11</b> comparaison entre RI réelle et RI du NLMS et comparaison entre RI réelle et RI du NLMF avec $L = 256$ $f_e = 8$ KHz.....	36
<b>Figure 4. 12</b> signal de parole estimé. Dans les cas $RSB=-3$ , $RSB=0$ et $RSB=3$ .....	37
<b>Figure 4. 13</b> critere EQM par NLMS en noir et NLMF en rouge. Dans les cas.....	38
<b>Figure 4. 14</b> Critere SM par NLMS en noir et NLMF en ROUGE. Dans les cas.....	38
<b>Figure 4. 15</b> comparaison entre RI réelle et RI du NLMS et comparaison entre RI réelle et RI du NLMF avec $RSB = -3$ $f_e = 8$ KHz.....	39
<b>Figure 4. 16</b> comparaison entre RI réelle et RI du NLMS et comparaison entre RI réelle et RI du NLMF avec $RSB = 0$ $f_e = 8$ KHz.....	39
<b>Figure 4. 17</b> comparaison entre RI réelle et RI du NLMS et comparaison entre RI réelle et RI du NLMF avec $RSB = -3$ $f_e = 8$ KHz.....	39
<b>Figure 4. 18</b> signal de parole estimé. Dans les cas $\mu=10.9$ , $\mu=60.9$ et $\mu=80.9$ .....	40
<b>Figure 4. 19</b> CRITERE EQM PAR NLMS EN NOIR ET NLMF EN ROUGE. Dans les cas $\mu=10.9$ , $\mu=60.9$ et $\mu=80.9$ .....	40

<b>Figure 4. 20</b> CRITERE SM PAR NLMS EN NOIR ET NLMF EN ROUGE. Dans les cas $\mu=10.9$ , $\mu=60.9$ et $\mu=80.9$ .....	41
<b>Figure 4. 21</b> comparaison entre RI réelle et RI du NLMS et comparaison entre RI réelle et RI du NLMF avec $\mu= 10.9$ fe = 8KHz.....	41
<b>Figure 4. 22</b> comparaison entre RI réelle et RI du NLMS et comparaison entre RI réelle et RI du NLMF avec $\mu= 60.9$ fe = 8KHz.....	42
<b>Figure 4. 23</b> comparaison entre RI réelle et RI du NLMS et comparaison entre RI réelle et RI du NLMF avec $\mu= 80.9$ fe = 8KHz.....	42

## Liste des tableaux

<b>Tableau 2. 1</b> Résumé des équations du filtre de Wiener.....	15
<b>Tableau 2. 2</b> Résumé des équations du filtre adaptatif LMS .....	19
<b>Tableau 2. 3</b> Résumé des équations du filtre adaptatif NLMS .....	21
<b>Tableau 3. 1</b> Résumé des équations du filtre adaptatif LMF .....	25
<b>Tableau 3. 2</b> Comparaison des performances des algorithmes utilisés .....	30
<b>Tableau 4. 1</b> Les paramètres utilisés dans notre programme .....	34

# Introduction générale

---

A l'heure actuelle, la télécommunication est devenue un domaine très varié et présente une évolution rapide notamment dans le domaine de la communication mobile qui demande une haute qualité de signal. De ce fait, le traitement de parole est devenu un élément fondamental dans les sciences de l'ingénieur.

Le grand souci dans les systèmes de communications, c'est d'offrir une meilleure qualité dans n'importe quelles conditions, que ce soit dans un endroit calme ou bruyant.

Dans la réalité, le signal de la parole n'est jamais idéal malgré tous les efforts fournis par les techniciens et les spécialistes en télécommunication. En effet, il subit plusieurs phénomènes perturbateurs qui le gênent et qui s'apparentent au bruit. Ainsi, la qualité du signal de la parole affectée par le bruit acoustique est dégradée.

Dans l'étude de la prise de son, les techniques de réduction de bruit proposent un remède qui vise à éliminer le bruit et à maintenir une bonne qualité du signal utile.

Le filtrage adaptatif est l'un des domaines de traitement de signal utilisé dans les cas des filtres variables dans le temps et qui sont à déterminer. Les coefficients varient suivant le critère d'optimisation et la réalisation des algorithmes adaptatifs. En générale, la réduction du bruit acoustique est un problème d'un système linéaire qui doit utiliser des algorithmes adaptatifs pour réduire le bruit perturbateur en sortie de traitement.

L'étude effectuée dans le cadre de notre mémoire s'intéresse au développement d'un algorithme adaptatif pour la réduction du bruit qui s'appelle LMF (least mean fourth) et sa version normalisée qui se base sur la méthode de minimisation du bruit acoustique. Pour présenter notre travail nous l'avons réparti en quatre chapitres :

- **Premier chapitre : Généralités sur la parole et le bruit**

Dans ce chapitre, nous présentons une généralité sur la parole, le bruit et quelques notions sur les systèmes.

- **Deuxième chapitre : Filtres et Filtrages adaptatifs**

Nous allons présenter, dans ce chapitre, des notions sur le filtrage de Wiener et le filtrage adaptatif avec la formulation mathématique de l'algorithme du gradient stochastique LMS et sa version normalisée.

- **Troisième chapitre : Réduction du bruit acoustique par l’algorithme NLMF modifié**

Nous allons présenter notre nouveau algorithme LMF et sa version normalisée NLMF avec ses développements mathématiques.

- **Quatrième chapitre : résultats de simulations**

Nous allons présenter le résultat de la simulation de l’algorithme NLMF en comparaison avec l’algorithme NLMS.

A la fin, nous terminons notre mémoire avec une conclusion générale.

# Chapitre 1 Généralités sur la parole et le bruit

---

## 1.1 Introduction

Les signaux de la parole, lorsqu'ils se propagent à travers des canaux acoustiques et s'enregistrent par des récepteurs de microphone, sont inévitablement corrompus par le bruit et les interférences. Le traitement de signal devient dès lors une discipline indispensable. Son but est donc de réussir à extraire un maximum d'information utile d'un signal perturbé par du bruit en s'appuyant sur les ressources de l'électronique, de l'informatique et de la physique appliquée. Son champ d'application se situe donc dans tous les domaines concernés par la perception, la transmission ou l'exploitation des informations véhiculées par ces signaux.

Ce chapitre aborde le sujet de l'amélioration de la parole et de la réduction du bruit. Son premier objectif est de présenter les caractéristiques essentielles de la parole et du bruit, ainsi que leurs classifications.

## 1.2 Notions de base sur la parole et le bruit

### 1.2.1 Définition d'un signal

Un signal peut être défini comme une représentation (grandeur, fonction) physique mesurable d'une information. Ces informations seront transportées d'une source à une destination. Son évolution dépend entièrement de plusieurs variables. Souvent il s'agit d'une modélisation du comportement de la quantité physique visible. Par contre, il est aperçu qu'obtenir une forme mathématique simple et concise pour un signal donné peut s'avérer extrêmement compliqué.

La plupart du temps, ces signaux sont des représentations de signaux physiques tels que des signaux acoustiques, sismiques, de température ou de pression... en général, les signaux les plus fréquemment utilisés sont les signaux électriques, qui servent généralement à traduire d'autres signaux physiques.

La notion de signal est très générale et peut être rencontrée dans de nombreux domaines tels que l'électricité, l'électronique, l'acoustique, l'optique, la mécanique, la biologie, l'économie, et bien d'autres encore.

### **1.2.2 La parole**

La parole est la capacité de l'être humain de communiquer la pensée par l'intermédiaire de sons articulés, elle se distingue des autres sons par ses caractéristiques acoustiques qui ont leur origine dans les mécanismes de production. Elle apparaît physiquement comme une variation de la pression de l'air causée et émise par l'appareil phonatoire [1].

Le signal de la parole est [2] :

- un signal continu.
- varie infiniment dans le temps donc non stationnaire.
- réel et d'énergie finie.
- se distingue des autres sons par ses complexités ainsi que sa variabilité dans le temps.

Les sons de la parole sont produits soit par des vibrations des cordes vocales, de l'écoulement turbulent de l'air dans le conduit vocal, ou du relâchement d'une occlusion dans ce conduit (source de bruit).

### **1.2.3 Perception de la parole**

Les signaux de parole sont des vecteurs acoustiques qui transportent des informations complexes, variables et redondantes. Les caractéristiques de ce signal sont appelées signatures acoustiques. Chaque propriété acoustique a une signification au niveau perceptif. La fréquence fondamentale est la première caractéristique essentielle qui correspond à la fréquence à laquelle les cordes vocales vibrent. Ses variations définissent les hauteurs qui composent la perception de la hauteur (les sons sont ordonnés de bas en haut). Seuls les sons quasi-périodiques (la voix humaine) peuvent produire un sens précis de la hauteur.

La deuxième caractéristique est le spectre de fréquences dont dépend principalement le timbre de la parole. Le timbre est la caractéristique qui identifie une personne en écoutant. La propriété acoustique finale est la relation entre l'énergie et l'intensité sonore. Les segments vocaux sont généralement plus forts que les segments non vocaux.

### 1.2.4 Classification des sons de la parole

La parole est connue pour sa complexité en raison de la diversité des façons dont elle est produite, générant des signaux sonores forts et non stationnaires. Cependant, en raison de l'inertie des muscles de l'organe vocal, le signal sonore ne peut être considéré comme quasi-stationnaire que pendant des intervalles de temps limités. Une analyse simplifiée du signal de parole révèle généralement trois types de sons : les sons voisés, les sons non voisés et les silences.

*a) Les sons voisés* : correspondent aux voyelles et se caractérisent par des signaux quasi-périodiques contenant de nombreuses harmoniques d'une fréquence fondamentale "pitch".

*b) Les sons non voisés* : se distinguent par l'absence totale de périodicité et peuvent être considérés comme du bruit blanc filtré par le conduit vocal. Leur spectre ne présente donc pas de structure particulière, et c'est souvent dans les hautes fréquences que leur spectre est le plus énergétique [3].

*c) Les silences* : correspondent à des intervalles de temps où aucun signal utile n'est présent. En réalité, ils sont composés de bruits provenant de différentes sources, dont l'énergie est négligeable par rapport à celle du signal utile.

### 1.2.5 Paramètre du signal de parole

La parole est représentée par un signal audio qui met en évidence les propriétés acoustiques suivant :

#### *a ) Fréquence fondamentale*

Elle représente la fréquence du cycle d'ouverture/fermeture des cordes vocales. Cette fréquence caractérise seulement les sons voisés, elle peut varier :

- De 80Hz à 200Hz pour une voix masculine.
- De 150Hz à 450Hz pour une voix féminine.
- De 200Hz à 600Hz pour une voix d'enfant [4].

#### *b ) Energie*

Celle-ci s'exprime comme l'intensité du son par rapport à la pression atmosphérique en amont du larynx. L'amplitude d'un signal audio varie dans le temps en fonction du type de son, et son énergie dans une image est donnée par :

$$E = \sum_{n=0}^{N-1} x^2(n) \quad (1.1)$$



Avec  $N$  : la taille de la trame et  $s(n)$  est le signal de parole.

*c ) Spectre*

L'enveloppe spectrale représente l'intensité du son en termes de fréquence, est obtenue par analyse de Fourier à court terme. La quasi-stationnarité des signaux de parole permet la mise en œuvre de méthodes d'analyse et de modélisation efficaces pour le traitement à court terme des signaux de parole sur des fenêtres (appelées trames) de durée typiquement comprise entre 20 ms et 30 ms, dont la couverture assure les propriétés analytiques de continuité temporelle.

**1.2.6 Définition de bruit**

Le bruit est une perturbation qui altère la qualité de la communication, déforme l'information véhiculée et la rend difficilement perceptible. Par conséquent, cela empêche la compréhension des signaux utiles, dans notre cas la parole [4].

**1.2.7 Sources de bruit**

*a ) Bruits additifs*

Le signal de bruit  $b(n)$  est considéré additif dès lors qu'il interfère avec la parole, ou le signal cible  $s(n)$  selon une loi simple [3]:

$$x(n) = s(n) + b(n) \quad (1.2)$$

Où

- $x(n)$  est le signal vocal bruyant.
- $s(n)$ : Le signal parole.
- $b(n)$ : Le signal bruit.

Le bruit de fond est un bruit supplémentaire et continu qui n'est pas en corrélation avec la parole. Les caractéristiques spectrales d'un tel bruit sont aléatoires mais le plus souvent dominantes dans la basse la fréquence.

*b ) Bruit de convolution*

Les phénomènes de convolution se produisent surtout lorsque les fonctions de report, d'écho et de retard sont présentes. Ce type de bruit correspond au mixage acoustique et non à la somme de signaux simplement décalés [3].

### 1.2.8 Type de bruit

#### *a ) Bruit blanc*

Le bruit blanc est la réalisation d'un processus aléatoire stationnaire de variance infinie, où la densité spectrale de puissance est la même pour toutes les fréquences de la bande passante. Le bruit blanc est utilisé pour tester la stabilité de l'algorithme adaptatif [5].

#### *b ) Bruit acoustique*

Il est généré par le mouvement de sources telles que les voitures, les ventilateurs, la circulation, le vent, etc. Cela peut altérer la qualité de la communication et entraîner la perte des informations transmises. [5]

#### *c ) Bruit USASI*

Le bruit USASI (United States of America Standards Institute) est un bruit stable avec un spectre similaire au spectre vocal moyen. Il est souvent utilisé comme signal de test dans les domaines de la réduction du bruit et de l'amélioration de la parole pour évaluer la vitesse de convergence des algorithmes adaptatifs [5].

#### *d ) Les bruits colorés*

Dans le cas où la DSP n'est pas constante en fonction de la fréquence, le signal aléatoire est alors appelé bruit coloré. Pour cette représentation spectrale, les principaux types de bruits colorés se distinguent : Le bruit rose, le bruit brun et le bruit à spectre lorentzien [6].

### 1.2.9 Rapport signal sur bruit

La qualité d'un signal est souvent représentée par le Rapport Signal/Bruit (RSB) qui mesure la quantité de bruit contenue dans le signal [7]. Pour :

$$x(n) = s(n) + b(n) \quad (1.3)$$

- $x(n)$ : Le signal bruité.
- $s(n)$ : Le signal utile.
- $b(n)$ : Le signal bruit.

$$RSB = \frac{Es}{Eb} \quad (1.4)$$

$E_s$ : L'énergie du signal  $s(n)$  ;  $E_b$ : L'énergie du bruit  $b(n)$ . Il est souvent donné en décibels (dB).

$$RSB_{dB} = 10 \log_{10} RSB \quad (1.5)$$

### 1.2.10 Classe des signaux

Les signaux peuvent être classés en deux grandes catégories : les signaux analogiques et les signaux numériques.

#### a ) Signaux analogiques

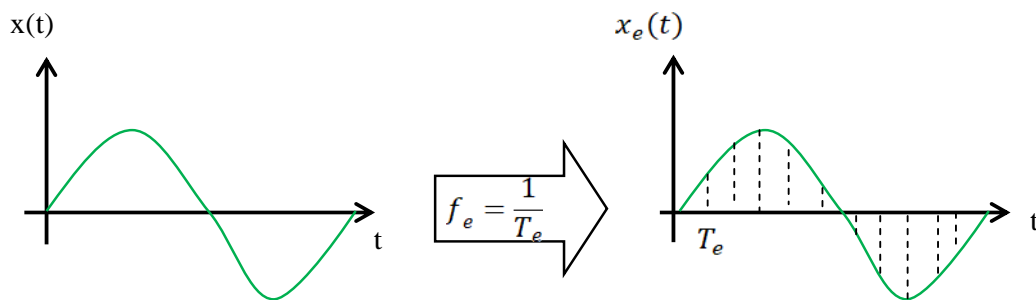
Les signaux analogiques sont des fonctions continues définies dans un espace à deux dimensions, où leurs courbes représentatives reflètent les variations des signaux en fonction du temps.

#### b ) Signaux numériques

Les signaux numériques, également appelés signaux morphologiques, sont utilisés pour permettre le traitement d'un signal  $x(t)$ . Pour ce faire :

#### Echantillonnage

L'échantillonnage consiste à transformer un signal analogique (continu) en signal numérique (discret), représenté par un ensemble de valeur discrètes  $x(nT_e)$  avec  $n$  entier et  $T_e$ , période d'échantillonnage.



**Figure 1. 1** Signal réel et signal échantillonné.

L'intervalle  $T_e$  entre deux échantillons successifs est appelé pas d'échantillonnage et  $f_e = \frac{1}{T_e}$  Fréquence d'échantillonnage.

L'échantillonnage idéal est modélisé par la multiplication du signal continu  $x(t)$  par peigne de Dirac de période  $T_e$  [8].

La condition nécessaire et suffisante pour échantillonner un signal sans perte d'information est que la fréquence d'échantillonnage  $F_e$  soit supérieure ou égale au double de la fréquence maximale du signal  $F_{max}$  c-à-d  $F_e \geq 2F_{max}$  [9]. La fréquence  $\frac{f_e}{2}$  appelée **fréquence de Nyquist** et la condition d'échantillonnage est appelée **critère de Shannon**.

### Quantification

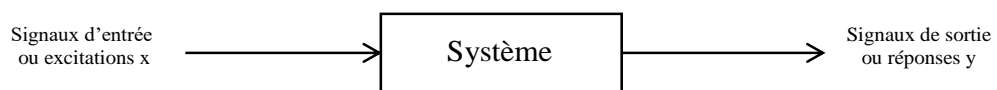
En traitement du signal, la quantification est le procédé qui permet d'approximer un signal continu (ou à valeurs dans un ensemble discret de grande taille) par des valeurs d'un ensemble discret d'assez petite taille [10].

### Codage

Le codage consiste à associer à un ensemble de valeurs discrètes un code composé d'éléments binaires [11]. Parmi les codes les plus connus, on retrouve le code binaire naturel, le code binaire décalé, le code complément à 2, le code DCB et le code Gray.

## **1.3 Notion de système**

Un système est un ensemble d'éléments fonctionnels qui interagissent entre eux, établissant un lien de cause à effet entre les signaux d'entrée et de sortie. La représentation graphique d'un tel système est illustrée dans la figure ci-dessus :



**Figure 1. 2** La représentation d'un système.

Par exemple, l'oreille humaine est un système qui convertit les variations de pression acoustique en signaux électriques transmis par le nerf auditif. Un microphone fonctionne de manière similaire à l'oreille, tout comme les cordes vocales et les enceintes acoustiques.

### 1.3.1 Convolution

La convolution est une méthode pour combiner deux signaux et en produire un troisième, c'est la technique la plus importante en traitement de signaux. Le produit de convolution  $z = x * y$  de deux signaux discrets  $x(n)$  et  $y(n)$  est défini par [12]:

$$z(n) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} x(k) \cdot y(n - k) \quad (1.6)$$

### 1.3.2 Corrélation

L'opération de corrélation permet d'exprimer la ressemblance entre deux signaux  $x(n)$  et  $y(n)$  au niveau de la forme et de la position en fonction d'un paramètre de translation. La fonction de corrélation entre deux signaux  $x(n)$  et  $y(n)$  différents, notée  $C_{xy}(n)$ , et appelée fonction d'**intercorrélation** (ou corrélation croisée ou corrélation mutuelle) et elle est définie par [13] :

$$C_{xy}(k) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} x(n) \cdot y^*(n - k) \quad (1.7)$$

On appelle **autocorrélation** d'un signal, son intercorrélation avec lui-même [12] :

$$C_{xx}(k) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} x(n) \cdot x^*(n - k) \quad (1.8)$$

## 1.4 Conclusion

Au cours de ce chapitre, nous avons donné une vue générale sur les propriétés et les caractéristiques de la parole et du bruit. Dans la deuxième partie de ce chapitre nous avons abordé quelques notions fondamentales du traitement du signal.

Dans le prochain chapitre, nous aborderons la présentation de filtrage par les algorithmes adaptatifs.

# Chapitre 2 Filtres et Filtrages adaptatifs

---

## 2.1 Introduction

Souvent on entend parler du parasite d'un son, ce dernier est le bruit qui engendre des perturbations dans le signal et la parole. Ces complexités nous incite à utiliser des techniques qui permettent la réduction du bruit et améliore la qualité du signal et la parole.

Dans ce chapitre nous allons d'abord aborder les différentes techniques de filtrages, leurs rôle et applications, ensuite nous allons présenter les familles d'algorithmes les plus connues comme (LMS et NLMS) ainsi que leurs principaux.

Et pour finir nous allons citer les différents critères qui nous facilitent le choix entre ces algorithmes.

## 2.2 Filtre de Wiener

Les filtres de Wiener sont des outils puissants largement utilisés dans une variété d'applications de traitement du signal numérique telles que la réduction du bruit, la prédiction linéaire, l'annulation de l'écho acoustique et l'identification du système.

Son objectif est de minimiser l'erreur quadratique moyenne entre le signal désiré et la sortie du filtre linéaire. La figure 2.1 montre la représentation du filtre de Wiener pour le problème de suppression du bruit acoustique. Où  $d(n)$  est le signal principal contenant le bruit à supprimer et  $s(n)$  est le signal de référence obtenu à proximité du capteur fournissant  $d(n)$ .

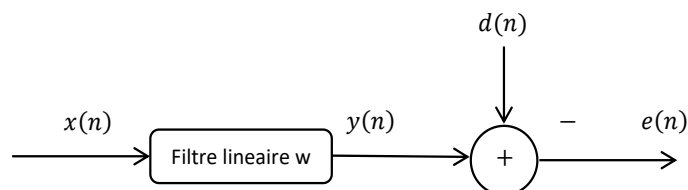


Figure 2. 1 Représentation du filtre de Wiener.

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

Le principe du filtre de Wiener consiste à trouver le filtre  $w(n)$  qui assure que l'erreur entre la réponse  $y(n)$  et la réponse attendue  $d(n)$  est faible. Concernant la fonction de coût, plusieurs choix sont possibles, et parmi ces choix les plus couramment utilisés, il s'agit de l'erreur quadratique moyenne.

La notation vectorielle de la sortie du filtre est :

$$y(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n) \quad (2.1)$$

Avec :

$$\begin{aligned} \mathbf{w}(n) &= [w_0, w_1, \dots, w_{M-1}]^T \\ \mathbf{x}(n) &= [x(n), x(n-1), \dots, x(n-M+1)]^T \end{aligned}$$

On a :

- $\mathbf{w}(n)$  : Vecteur de longueur M contenant les coefficients du filtre,
- $\mathbf{x}(n)$  : le vecteur des M échantillons récents du signal d'entrée  $x(n)$ .

Le signal d'erreur  $e(n)$  est donné par :

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

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

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

- $J$  : La fonction coût.
- $E$  : L'espérance mathématique.

En remplaçant la relation (2.2) dans la fonction coût (2.3), on obtient :

$$\begin{aligned} J &= [(d(n) - \mathbf{w}^T \mathbf{x}(n))(d^*(n) - \mathbf{w}^T \mathbf{x}^*(n))] \\ J &= E[|d(n)|^2] - E[d(n)\mathbf{w}^T \mathbf{x}(n)^*] - E[\mathbf{w}^T \mathbf{x}(n)d^*(n)] + E[\mathbf{w}^T \mathbf{x}(n)\mathbf{w}^T \mathbf{x}^*(n)] \\ J &= E[|d(n)|^2] - \mathbf{w}^T E[\mathbf{x}(n)^* d(n)] - \mathbf{w}^T E[\mathbf{x}(n)d^*(n)] + E[\mathbf{w}^T \mathbf{x}(n)\mathbf{x}^*(n)]\mathbf{w}^T \\ J &= \sigma_d^2 - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{R}_{xd} - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{R}_{xd}^* + \mathbf{w}^H \mathbf{R}_{xx} \mathbf{w} \end{aligned} \quad (2.4)$$

Avec :

- $\mathbf{R}_{xx}$  : Matrice d'autocorrélation du signal  $\mathbf{x}(n)$ .
- $\mathbf{R}_{xd}$  : Matrice d'intercorrélation entre  $d(n)$  et  $\mathbf{x}(n)$ .

### 2.2.1 Principe d'orthogonalité

Ce principe signifie que toutes les entrées  $\mathbf{x}(n)$  sont décorrélées de  $e^*(n)$ . La solution est le filtre optimal  $\mathbf{w}_{opt}$  peut être obtenu lorsque la dérivée de l'EQM par rapport aux paramètres est nulle :

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} = 0 \quad (2.5)$$

On a :

$$\begin{aligned} \frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} &= \frac{\partial E[e(n)^2]}{\partial \mathbf{w}} \\ \frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} &= 2E[e(n) \frac{\partial e(n)}{\partial \mathbf{w}}] \\ \frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} &= -2E[e(n)\mathbf{x}(n)] \end{aligned} \quad (2.6)$$

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

Après l'optimisations, on a :

$$E[e_{min}(n)\mathbf{x}(n)]=0 \quad (2.7)$$

De la relation (2.6), nous pouvons déduire une interprétation géométrique selon laquelle toutes les entrées  $\mathbf{x}(n)$  sont orthogonales par rapport à l'erreur  $e_{min}(n)$ , qui est appelée le principe d'orthogonalité et signifie que toutes les entrées  $\mathbf{x}(n)$  sont décorrélés de l'erreur  $e_{min}(n)$ . Il y a aussi le signal d'erreur  $e_{min}(n)$  qui est orthogonale à la sortie du filtre  $y(n)$ .

Après le développant de l'équation (2.7) :

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

Donc l'équation devine :

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

Supposons :

$$\mathbf{R}_{xx} \mathbf{w}_{opt} = \mathbf{R}_{xd} \quad (2.8)$$



La relation (2.8) est connue sous le nom d'équation de Wiener Hopf. Et la solution de cette équation donne le filtre optimal de Wiener est :

$$\mathbf{w}_{opt} = \mathbf{R}_{xx}^{-1} \mathbf{R}_{xd} \quad (2.9)$$

Lorsque nous essayons de résoudre l'équation de Wiener Hopf (2.8) pour trouver le filtre de Wiener optimal, nous sommes confrontés à un problème important et pernicieux. C'est l'inverse de la résolution d'un système de M équations et matrices avec M inconnues, ce qui peut devenir très difficile à manier. Mais si nous remarquons que la fonction de coût est quadratique, ce qui signifie que le minimum est unique, alors une solution peut être proposée. L'opération consiste alors à résoudre le système par des méthodes itératives. Les algorithmes adaptatifs qui permet d'évaluer des filtres adaptatifs à l'aide d'un vecteur  $\mathbf{w}(n)$  de taille M en utilisant des critères basés sur des estimations d'erreur a priori (algorithme du gradient).

### 2.2.2 Calcule de l'EQM minimal (EQMM)

Dans les systèmes de communication numérique l'objectif est de minimiser l'erreur lors de la transmission d'information, afin de quantifier cette erreur on peut utiliser l'erreur quadratique moyenne, la fonction coût est la fonction de référence pour minimiser l'erreur avec les filtres optimaux.

On a :

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

À l'optimum on a :

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

Alors la valeur de l'EQMM est :

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

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

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

On déduit par le théorème de Pythagore :

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

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

$$J_{min} = \sigma_d^2 - \sigma_{y_{opt}}^2 \quad (2.10)$$

**Résumé :**

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

**Tableau 2. 1** Résumé des équations du filtre de Wiener.

**2.3 Filtrage adaptatif**

Le filtrage adaptatif est une technique utilisée pour traiter des signaux contaminés par des interférences ou du bruit indésirable, afin de modifier ou d'éliminer les perturbations présentes dans le domaine fréquentiel du signal utile. Ce type de filtre est qualifié d'adaptatif à cause de ses paramètres, c'est-à-dire les coefficients, sont ajustés en fonction d'un critère spécifié, ce qui n'est pas possible avec les filtres classiques. Il est utilisé dans des situations où l'environnement est mal connu ou changeant, ou pour éliminer des perturbations se trouvant dans la bande de fréquences du signal utile.

Un filtre adaptatif est composé de deux éléments principaux :

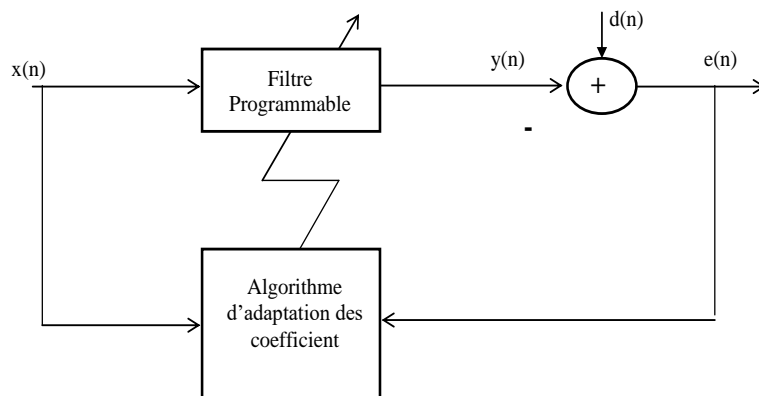
- Un filtre numérique où les coefficients sont réglables.
- Un algorithme adaptatif qui indique la modification des coefficients afin de minimiser l'énergie à la sortie du filtre.

Le filtrage adaptatif est utilisé pour reconstituer un signal dans un environnement bruité en utilisant différentes techniques, notamment :

- Le filtrage au sens de Wiener.
- Le filtrage au sens des moindres carrés.
- Le filtrage de Kalman.

Ces techniques permettent d'améliorer la qualité du signal en supprimant ou en réduisant les perturbations indésirables, en se basant sur des principes statistiques et d'estimation. Le filtrage adaptatif trouve de nombreuses applications dans des domaines

tels que les télécommunications, le traitement du signal audio et vidéo, le radar, et bien d'autres.



**Figure 2. 2** Principe d'un filtre adaptatif.

Où :

- $x(n)$  Le signal d'entrée.
- $y(n)$  La sortie du filtre numérique.
- $d(n)$  Le signal désiré (référence).
- $e(n)$  Le signal d'erreur.

### 2.3.1 Applications des filtres adaptatifs

On peut identifier 4 classes d'application [14] :

- L'annulation d'interférences (réduction du bruit, annulation d'écho) : Le signal d'entrée est corrélé avec un signal de référence.
- Identification de système : Le filtre adaptatif et le système à identifier reçoivent le même signal.
- La modélisation inverse : Le filtre adaptatif est en série avec un système inconnu.
- Prédiction linéaire : Le signal désiré est le signal d'entrée avant un délai

### 2.4 Algorithme adaptatif

Un algorithme adaptatif repose sur le même principe qu'un algorithme classique. Il se traduit par une suite finie de valeurs et d'instructions qui permettent d'effectuer des opérations informatiques et, le cas échéant, de résoudre des problèmes.

Comme son nom l'indique, l'algorithme adaptatif n'est pas fixe, il modifie son comportement au moment où il est exécuté.

Son efficacité d'exécution dépend, entre autres, de la consommation de mémoire vive, du temps de calcul et de la pertinence des résultats quel que soit le contexte. Il intègre un processus d'intelligence artificielle (IA) en mesure d'interpréter [15].

L'environnement d'exécution. Il a ainsi la possibilité d'agir sur les facteurs suivants :

- La sollicitation des ressources,
- Les paramètres de configuration,
- Les informations propres à l'environnement,
- Les données utilisées par l'algorithme lui-même.

Ses domaines d'application sont variés, et vont de l'intelligence artificielle à la bio-informatique en passant par le routage d'informations [15].

Nous allons présenter dans cette partie deux algorithmes largement utilisés en filtrage adaptatif, soit la famille de gradient stochastique LMS (Least Mean Square) et la famille algorithme de la moindre moyenne LMF (The Least Mean Fourth).

Nous pointons sur ce dernier algorithme LMF pour améliorer la réduction de bruit acoustique ce que nous venons de voir dans le prochaine chapitre.

### Les familles d'algorithmes

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

#### 2.4.1 Algorithme du gradient stochastique (Least Mean Squares – LMS)

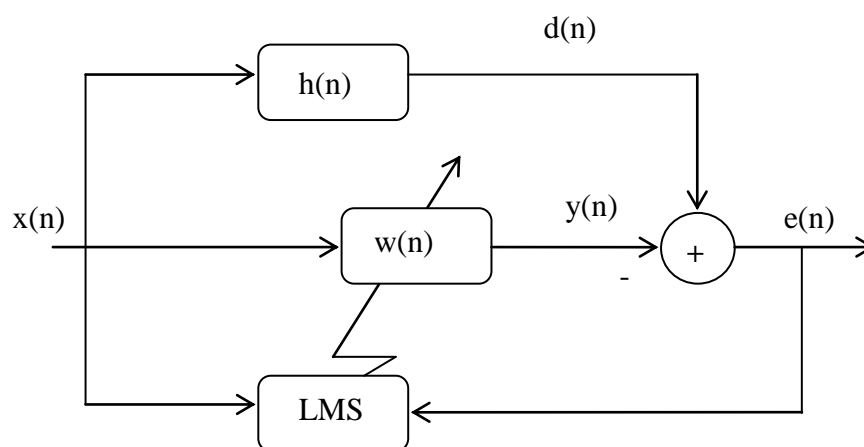


Figure 2. 3 Schéma bloc de l'algorithme LMS

L'algorithme LMS (Least Mean Square) est un algorithme de recherche dans lequel le calcul vectoriel du gradient a simplifié la modification appropriée de la fonction

objective. Lors de l'utilisation de cet algorithme pour résoudre les équations de Wiener Hopf, nous rencontrons le problème que les grandeurs  $\mathbf{R}_{xx}$  et  $\mathbf{R}_{xd}$  sont inconnues. C'est alors que Widrow-Hoff a introduit l'algorithme de gradient stochastique LMS (Least Mean Square). Le LMS est dérivé d'un algorithme de gradient qui consiste à remplacer les grandeurs  $\mathbf{R}_{xx}$  et  $\mathbf{R}_{xd}$  par une estimation à l'instant  $n$ .

Pour LMS, nous choisissons l'estimation la plus simple possible, à savoir :

$$\widehat{\mathbf{R}}_{xx}(n) = \mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n) \quad (2.11)$$

$$\widehat{\mathbf{R}}_{xd}(n) = d(n)\mathbf{x}(n) \quad (2.12)$$

Donc la fonction coût de gradient devient :

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

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} = -2e(n)\mathbf{x}(n) \quad (2.13)$$

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} = -2\widehat{\mathbf{R}}_{xd}(n) + 2\widehat{\mathbf{R}}_{xx}(n)\mathbf{w}(n) \quad (2.14)$$

LMS est la dérivé d'un algorithme de gradient déterministe, la mise à jour du filtre est donnée par :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \frac{1}{2}\mu \frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} \quad (2.15)$$

- $\mu$  : Pas d'adaptation

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

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu e(n)\mathbf{x}(n) \quad (2.16)$$

Il existe une condition nécessaire et suffisante pour la convergence de cette formule (2.16) [14] :

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

Soit  $\lambda_{max}$  la plus grande valeur propre appartenant à la matrice d'autocorrélation du signal d'entrée. Mais cette condition est basée sur l'hypothèse d'indépendance entre  $\mathbf{x}(n)$  et  $\mathbf{w}(n)$ . Et cette hypothèse ne correspond pas à la réalité. Il existe une autre condition plus précise, mais également basée sur des hypothèses discutables [15] :

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

Avec :

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

**Résumé**

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

**Tableau 2. 2** Résumé des équations du filtre adaptatif LMS.

**2.4.2 Algorithme de gradient stochastique normalisé (NLMS)**

Une variante de l'algorithme LMS, connue sous le nom de NLMS (Normalized Least Mean Square), a été développée pour mieux s'adapter aux signaux présentant de grands changements d'énergie. Contrairement à LMS, qui peut être moins efficace dans de telles situations. Le NLMS a été spécifiquement conçu pour traiter les variations d'énergie présentes dans la parole. La solution proposée consiste à normaliser le pas d'adaptation en fonction de l'énergie du signal d'entrée [16]. L'équation du NLMS est obtenue en minimisant la fonction de coût suivante:

$$J(n) = \|\mathbf{w}(n + 1) - \mathbf{w}(n)\|^2 \tag{2. 18}$$

Avec la contrainte :

$$y(n) = \mathbf{w}^T(n + 1)\mathbf{x}(n) \tag{2. 19}$$

En utilisant des techniques multiplicatrices lagrangiennes et en minimisant par rapport à  $\mathbf{w}(n + 1)$  [17] on obtient :

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

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

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

$$\mathbf{w}(n + 1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\lambda}{2}\mathbf{x}(n) \tag{2. 20}$$

- $\lambda$  : Mutiplieur de Lagrange

Ensuit :

$$\begin{aligned}
 d(n) &= \mathbf{w}^T(n+1)\mathbf{x}(n) \\
 d(n) &= (\mathbf{w}^T(n) + \frac{\lambda}{2}\mathbf{x}^T(n))\mathbf{x}(n) \\
 d(n) &= \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n) + \frac{\lambda}{2}\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n) \\
 \lambda &= \frac{2e(n)}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)} \tag{2. 21}
 \end{aligned}$$

En remplaçant (2.20) dans (2.19) on obtient :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{1}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)}\mathbf{x}(n)e(n) \tag{2. 22}$$

Nous ajoutons deux facteurs,  $\alpha$  comme paramètre d'échelle et  $\delta$  qui ne divise pas par zéro ou sur de petits nombres

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\alpha}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)+\delta}\mathbf{x}(n)e(n) \tag{2. 23}$$

Les études de stabilité NLMS sont effectuées en définissant l'erreur a priori

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

Comme étant supérieure à l'erreur a posteriori

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

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

En substituant la formule de mise à jour NLMS dans  $\epsilon(n)$  et en supposant  $\delta=0$ , on trouve que :

$$\begin{aligned}
 \epsilon(n) &= d(n) - (\mathbf{w}(n) + \frac{\alpha}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)}\mathbf{x}(n)e(n))^T\mathbf{x}(n) \\
 \epsilon(n) &= d(n) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n) - \alpha e(n) \\
 \epsilon(n) &= e(n)(1 - \alpha) \tag{2. 24}
 \end{aligned}$$

Donc :

$$\begin{aligned}
 |\epsilon(n)| &< |e(n)| \\
 |e(n)(1 - \alpha)| &< |e(n)| \\
 |1 - \alpha| &< 1
 \end{aligned}$$

$$0 < \alpha < 2$$

[17] : C'est la condition de stabilité de l'NLMS

**Résumé**

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

**Tableau 2. 3** Résumé des équations du filtre adaptatif NLMS.

**2.4.3 Critères de Comparaison des Algorithmes Adaptatifs**

Le choix de l'algorithme se fera en fonction des critères suivants [5] :

- Taux de Convergence

Nombre d'itérations pour converger suffisamment près de la solution de Wiener.

- Désajustement

(Moyenne d'ensemble de l'erreur quadratique finale) - (erreur quadratique minimale obtenue avec Wiener).

- Robustesse

Résistance au mauvais conditionnement des données.

- Complexité

Nombre d'opérations par itération + place mémoire nécessaire (programme et données).

- Structure

Aspect hardware, complexité de l'implantation matérielle.

- Stabilité numérique

Influence des erreurs de quantification problème de la propagation des erreurs.



#### **2.4.4 Choix de l'algorithme**

Le choix de l'algorithme se fera en fonction des critères suivants [5]:

- 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 Conclusion**

Ce chapitre a abordé le concept du filtrage adaptatif en expliquant ses paramètres, ainsi que les algorithmes les plus couramment utilisés pour la réduction du bruit tels que le LMS et le NLMS. Nous avons également exposé différentes méthodes pour la réduction du bruit et l'amélioration du signal vocal.

Dans le chapitre suivant, nous examinerons le développement des algorithmes LMF et NLMF.

# Chapitre 3 Réduction du bruit acoustique par l'algorithme NLMF modifié Première Section

---

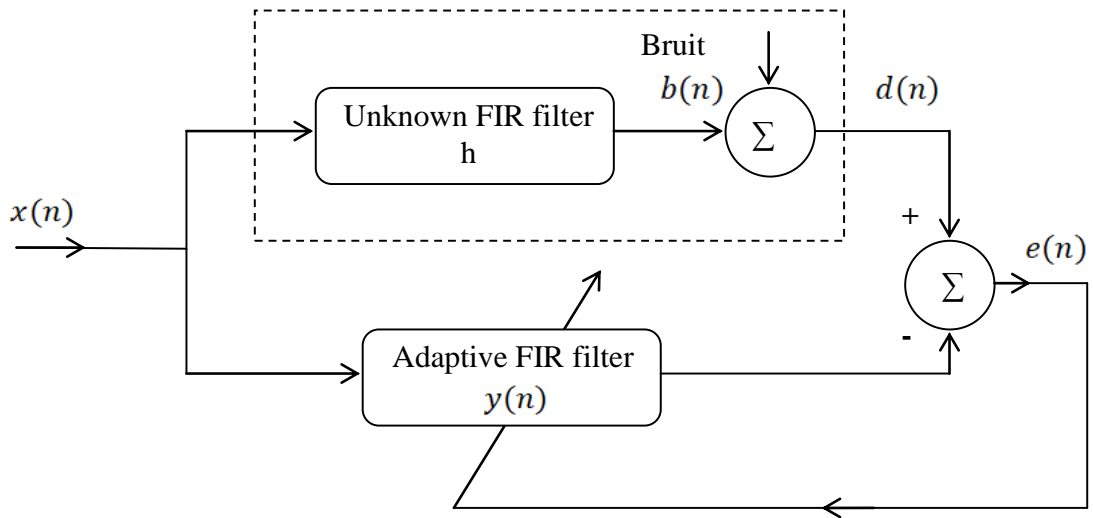
## 3.1 Introduction

Les techniques de réductions du bruit et de rehaussement de la parole sont vastes à présent, c'est dû à la vulnérabilité du signal face aux perturbations causées par le bruit ou toute sorte d'interaction. Pour y remédier l'utilisation du filtrage est devenue indispensable à présent, les filtres adaptatifs dont les plus connus sont l'LMS et l'NLMS. Dans ce chapitre on va présenter un nouvel algorithme de réduction de bruit acoustique basé sur la structure récursive, présentant des caractéristiques de stabilité similaires que l'algorithme précédent et qui permet d'obtenir un meilleur résultat, il s'agit de l'algorithme LMF ainsi que l'NLMF sa version normalisée.

## 3.2 Formulation de l'algorithme du gradient stochastique (least mean fourth-LMF)

L'algorithme LMF (least mean fourth) est plus performant que l'algorithme LMS (Least Mean Square) avec une convergence plus rapide et une erreur d'état stationnaire inférieure. Il permet aussi d'obtenir un meilleur compromis entre les performances du filtre adaptatif en régime transitoire et en régime permanent. Cependant, 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 entièrement sur les deux facteurs suivants :

- la puissance d'entrée du filtre adaptatif
- la puissance du bruit



**Figure 3. 1** Schéma bloc de l'algorithme LMF

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

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

$$\widehat{\mathbf{R}}_{xx}(n) = \mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n) \quad (3.1)$$

$$\widehat{\mathbf{R}}_{xd}(n) = d(n)\mathbf{x}(n) \quad (3.2)$$

Alors le gradient de la fonction coût devient :

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

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

$$k = 2$$

$$\nabla(e^4) = -4e^3(n)\mathbf{x}(n) \quad (3.3)$$

k=entier positive

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} = -2\widehat{\mathbf{R}}_{xd}(n) + 2\widehat{\mathbf{R}}_{xx}(n)\mathbf{w}(n) \quad (3.4)$$

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

$$\mathbf{w}(n + 1) = \mathbf{w}(n) - \frac{1}{2}\mu \frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} \quad (3.5)$$

Avec :

- $\mu$  : Pas d'adaptation

En remplaçant la relation (2.14) dans (2.16) alors la formule de mise à jour du filtre devient :

$$\mathbf{w}(n + 1) = \mathbf{w}(n) + 2\mu e^3(n)\mathbf{x}(n) \quad (3.6)$$

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

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

### Résumé

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

**Tableau 3. 1** Résumé des équations du filtre adaptatif LMF.

### 3.3 Formulation de l'algorithme du gradient stochastique (Normalized least mean fourth)

Il existe une variante de l'algorithme LMF appelée NLMF (Normalized least mean fourth).cet algorithme s'adapter aux changements d'énergie par contre LMS n'est pas efficace. Le NLMF a été introduit pour traiter les variations d'énergie contenues dans la parole. La solution proposée consiste à normaliser le pas d'adaptation en fonction de l'énergie d'entrée [16]. Nous trouvons l'équation NLMF en minimisant la fonction de coût suivante :

Trois algorithmes NLMF sont disponibles :

1. Le premier algorithme : l'algorithme (3. 8) diverge lorsque la puissance d'entrée dépasse une valeur seuil qui dépend de la taille du pas de l'algorithme.

$$\mathbf{w}(n + 1) = \mathbf{w}(n) + \mu \frac{e^3(n)x(n)}{\|x(n)\|^2} \quad (3. 7)$$

2. Cet 2<sup>ème</sup> algorithme se diverge pour le même facteur que le 1<sup>er</sup>, par contre dans le 2eme algorithme le numérateur du terme de mise à jour du vecteur de poids est du quatrième ordre dans  $x(n)$ , Tant dis que le dénominateur est du deuxième ordre dans  $x(n)$ .

$$\mathbf{w}(n + 1) = \mathbf{w}(n) + \mu \frac{e^3(n)x(n)}{\delta + \lambda \|x(n)\|^2 + (1-\lambda)\|e(n)\|^2} \quad (3. 8)$$

- $\delta$  : un petit nombre positif.
- $\lambda$  : Paramètre de puissance de mélange.

3. Pour surmonter ce problème, un 3<sup>ème</sup> algorithme NLMF est introduit comme suit :

$$\mathbf{w}(n + 1) = \mathbf{w}(n) + \mu \frac{e^3(n)x(n)}{\|x(n)\|^4} \quad (3. 9)$$

Contrairement au 2eme algorithme, le numérateur et le dénominateur du terme de mise à jour du vecteur de poids de cet algorithme sont du quatrième ordre dans le régresseur, avec ces conditions on obtient une meilleure stabilité que les 2 algorithmes précédents.

Dans la section suivante, nous présentons une normalisation de l'algorithme LMF qui permet une stabilisation globale de l'algorithme LMF.

### 3.3.1 ALGORITHME PROPOSÉ

L'algorithme NLMF proposé est décrit par la formule suivante :

$$\mathbf{w}(n + 1) = \mathbf{w}(n) + \mu \frac{e^3(n)x(n)}{\|x(n)\|^2(\|x(n)\|^2 + e^2(n))} \quad 0 < \mu < 2 \quad (3. 10)$$

Cet algorithme est la combinaison des deux idées d'algorithme (2) et (3) avec une normalisation en  $x(n)$  qui est un polynôme du quatrième ordre .Cette propriété est un

facteur décisif pour la stabilisation d'algorithme, L'algorithme NLMF qui en résulte est stable pour toutes les valeurs de :

1. la puissance d'entrée du filtre adaptatif.
2. la puissance du bruit.
3. réglage initial des poids du filtre adaptatif.
4. type de distribution de l'entrée du filtre adaptatif.

il s'est avéré que c'était difficile de démontrer la stabilité depuis ses caractéristiques du fait que le terme de mise à jour du vecteur de poids dans (3.11) est non linéaire dans le régresseur et les poids du filtre adaptatif, Donc pour démontrer la stabilité de (3.11) deux hypothèses sont proposées. La première hypothèse est la suivante. Réécrire l'algorithme (3.11) sous la forme :

$$\mathbf{w}(n + 1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\alpha(n)e(n)\mathbf{x}(n)}{\|\mathbf{x}(n)\|^2} \quad (3.11)$$

Ou

$$\alpha(n) = \mu \frac{e^2(n)}{\|\mathbf{x}(n)\|^2 + e^2(n)} \quad 0 < \mu < 2 \quad (3.12)$$

Autrement dit, l'algorithme (3.10) peut être considéré comme un algorithme NLMS (3.11) avec une taille de pas variable dans le temps  $\alpha(n)$  défini dans (3.12). Grâce à (3.12).

pour  $0 < \mu < 2$ , on a :

$$0 < \alpha_n < 2 \quad \text{Pour } \mathbf{x}(n) \text{ et } b(n) \quad (3.13)$$

Pour une matrice de covariance définie positive  $E(\mathbf{x}(n) \mathbf{x}^T(n))$ , il est bien connu que l'algorithme NLMS est stable tant que son pas est compris entre 0 et 2. Cette condition est satisfaite pour l'algorithme (3.12) dû à (3.13). L'algorithme est donc stable. Le fait que (3.13) soit satisfaite pour tous  $\mathbf{x}(n)$  et  $b(n)$  implique que l'algorithme est stable pour toute variance d'entrée, variance de bruit, initialisation du vecteur de poids et type de distribution de l'entrée.

La 2ème hypothèse montre que si l'algorithme proposé (3.10) est divergent,  $e^2(n)$  tend vers l'infini quand  $n$  tend vers l'infini. Alors (3.12) implique que  $\alpha(n)$  et  $\mu$  tend

vers l'infini quand  $k$  tend vers l'infini. Implique par suite que l'algorithme proposé (3.10) tend vers l'algorithme NLMS

«  $\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu \frac{e(n)x(n)}{\|x(n)\|^2}$  » qui est stable pour  $0 < \mu < 2$ . Ceci contredit la supposition ci-dessus que l'algorithme (3.10) est divergent. Par conséquent, l'algorithme (3.10) ne se diverge pas pour toute la plage de  $0 < \mu < 2$ .

Du moment où l'algorithme proposé NLMF (3.10) est compris dans la plage du pas de stabilité, il n'aura besoin d'aucune connaissance sur les statistiques d'entrée, de bruit et d'initialisation du poids, qui est un avantage significatif par rapport aux versions disponibles de l'algorithme NLMF qui fut un facteur décisif pour la stabilisation.

Il convient de mentionner que l'algorithme NLMF proposé peut-être régulariser afin de contourner le problème lorsque  $\|x\|$  est proche de zéro, cela se fait en ajoutant un petit nombre positif  $\delta$  au dénominateur.

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

Nous proposons d'utiliser un pas varié  $\bar{\mu}(n)$  qui nous calcule en fonction SNR.

- Si  $SNR > SNR_{seuil} \rightarrow \bar{\mu}=0$ .
- Si  $SNR < SNR_{seuil} \rightarrow \bar{\mu}=\mu$ .

La valeur de  $\delta$  est telle que  $\delta \ll E(\|x\|^4)$ , elle n'aura aucun effet significatif sur le résultat ni sur les performances moyennes de l'algorithme.

Finalement, on peut dire que l'algorithme NLMF proposé est stable pour  $0 < \mu < 2$ .

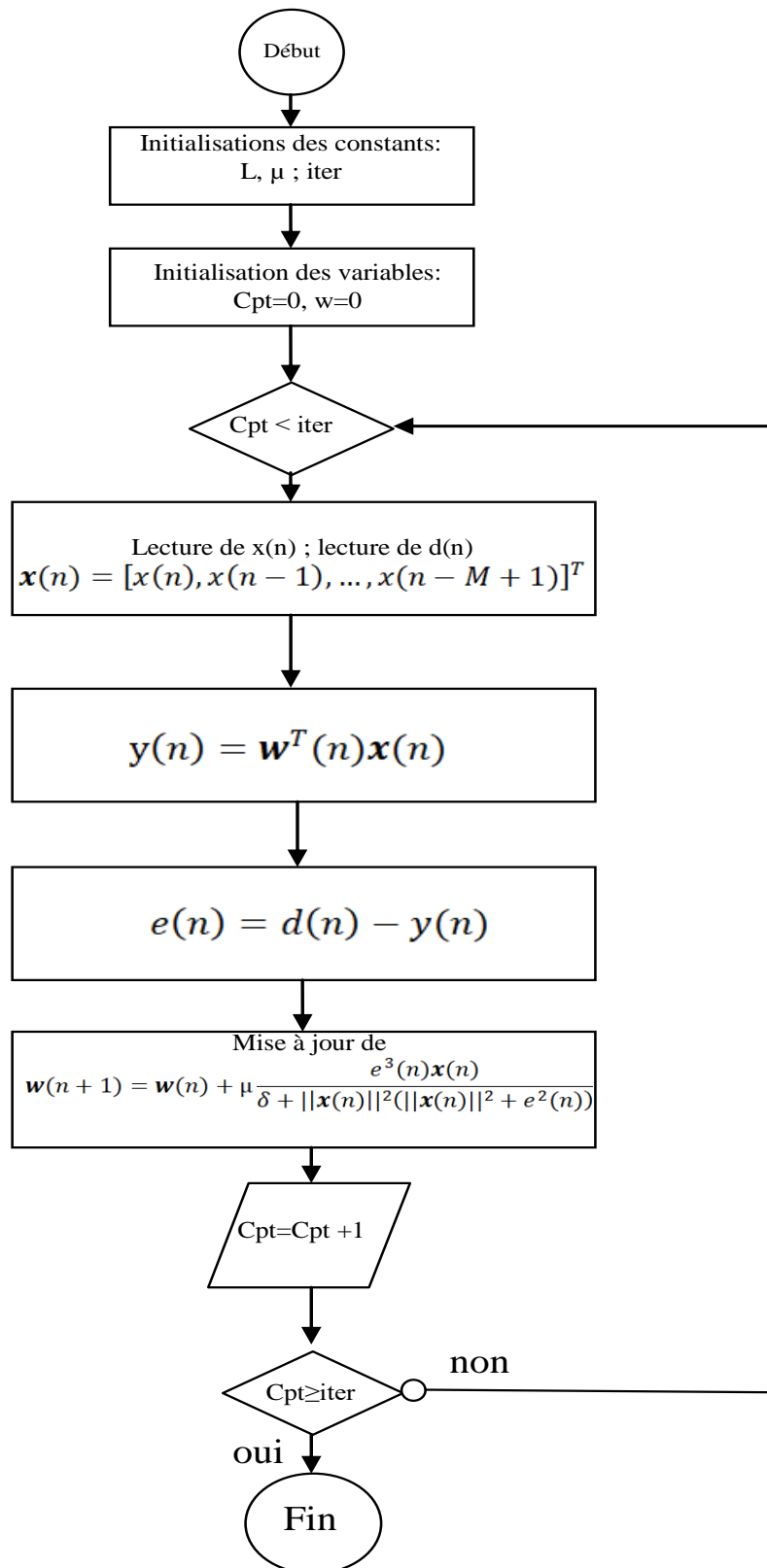


Figure 3. 2 Organigramme de l'algorithme NLMF.



### 3.4 Comparaison des performances des algorithmes utilisés

Algorithme	Avantage	Inconvénient
LMS	Facile à implémenter	Inefficacité pour les signaux non stationnaires
NLMS	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Facile à implémenter</li> <li>• Adapter aux signaux non stationnaires</li> </ul>	Les signaux à forte corrélation se convergent lentement
LMF	Plus performant que l'LMS aux signaux non stationnaires	Stabilisation plus compliquée qui limite son utilisation
NLMF	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Plus performant avec une convergence rapide par rapport à l'NLMS</li> <li>• Améliore la stabilité de l'LMF</li> </ul>	Réglages des paramètres

**Tableau 3. 2** Comparaison des performances des algorithmes utilisés.

### 3.5 Conclusion

La normalisation est un outil bien connu qui peut être utilisé pour améliorer la stabilité des algorithmes de filtrage adaptatif. Dans ce chapitre, nous avons présenté un nouvel algorithme normalisé l'NLMF, qui est plus performant que tous les algorithmes précédents. L'algorithme NLMF est stable si toutes les valeurs de la puissance d'entrée du filtre adaptatif, la puissance du bruit, réglage initial des poids du filtre adaptatif et type de distribution de l'entrée du filtre adaptatif soient satisfaites, sinon il doit être compris dans la plage du pas de stabilité. Dans le chapitre suivant, nous allons présenter les résultats des simulations de notre nouvel algorithme proposé NLMF.

# Chapitre 4 Résultats de simulations

---

## 4.1 Introduction

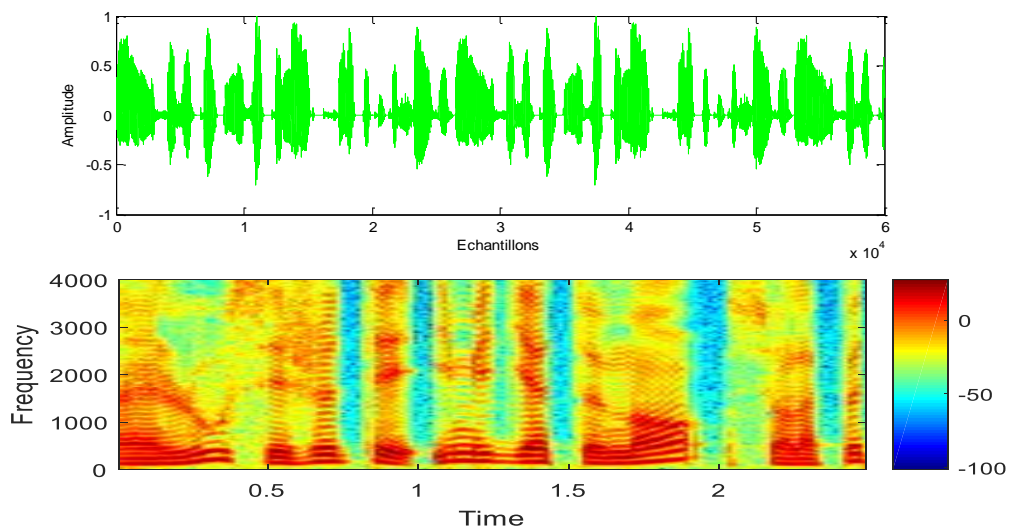
Dans ce chapitre, nous allons présenter les résultats des simulations de la réduction du bruit acoustique obtenus par le nouvel algorithme proposé NLMF (Normalized Least Mean Fourth) On va présenter les signaux de parole, du bruit, réponses impulsionnelles et le signal mélange. Ensuite, pour évaluer les performances du nouvel algorithme proposé NLMF nous avons choisi de faire une étude qui consiste à comparer l'évaluation entre ce dernier avec l'algorithme NLMS classique, Ainsi que l'évaluation de l'influence de la taille du filtre, rapport signal sur bruit et du pas d'adaptation en utilisant les critères objectifs de qualité (RI, SM et EQM).

## 4.2 Signaux utilisés aux simulations

Les signaux qui nous allons utiliser pour la simulation pendant ce chapitre sont :

### 4.2.1 Signal de la parole

Dans la figure ci-dessous montre le signal original (signal de la parole), ce signal est de fréquence 8KHz d'une prononciation masculin et son spectrogramme.



**Figure 4. 1** Signal de la parole utilisé (ORIGINAL) avec son spectrogramme,  $f_e = 8$  kHz.

### 4.2.2 Signal du bruit

La figure (4.2) représente le signal de bruit blanc et son spectrogramme, ce signal est surtout utilise pour la vérification de stabilité des algorithmes.

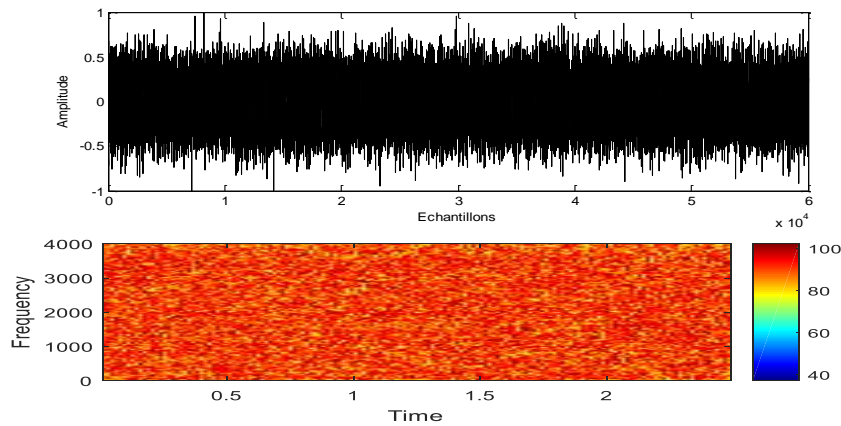


Figure 4. 2 Signal du bruit blanc et son spectrogramme.

### 4.2.3 Signaux de mélange

Dans cette partie on représente la structure de mélange convolutif entre le signal de parole et signal de bruit. La figure (4.3) représente les signaux de mélange  $m1(n)$  et  $m2(n)$  avec  $RSB1=0$   $RSB2=0$  et une longueur de filtre  $L=256$ .

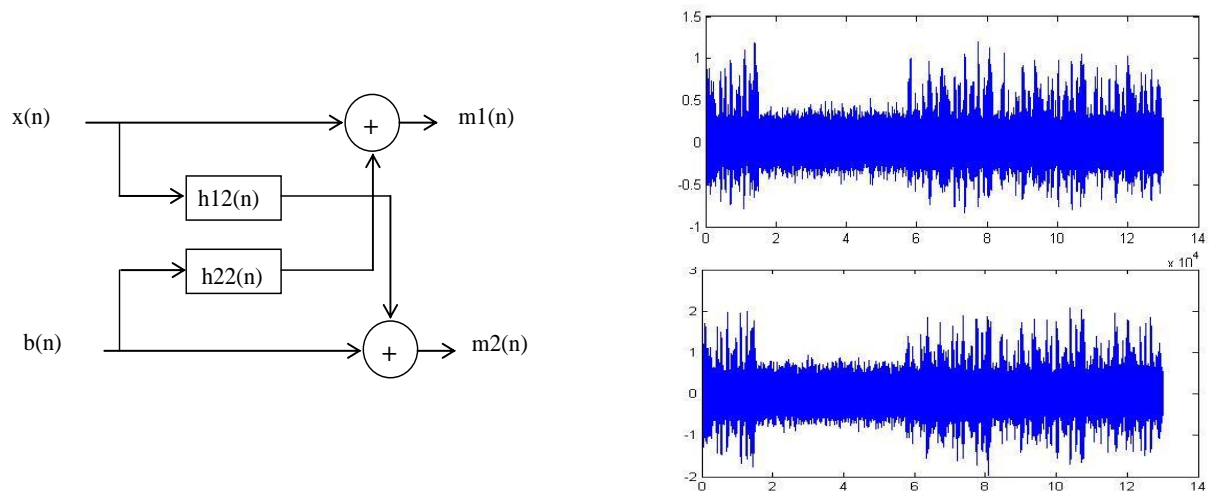


Figure 4. 3 Signal du premier mélange  $m1(n)$  et  $m2(n)$ .

### 4.2.4 Réponses impulsionnelles

Les figures (4.4) et (4.5) représente la modélisation des réponses impulsionnelles des filtres  $h12$  et  $h21$ . Ces deux réponses sont générées à partir du bruit gaussien modulé par une fonction exponentielle à un support temporel d'environ  $L = 32$ , le but de ces

conditions représente une propagation réelles dans une salle et montrer l'effet de la distance.

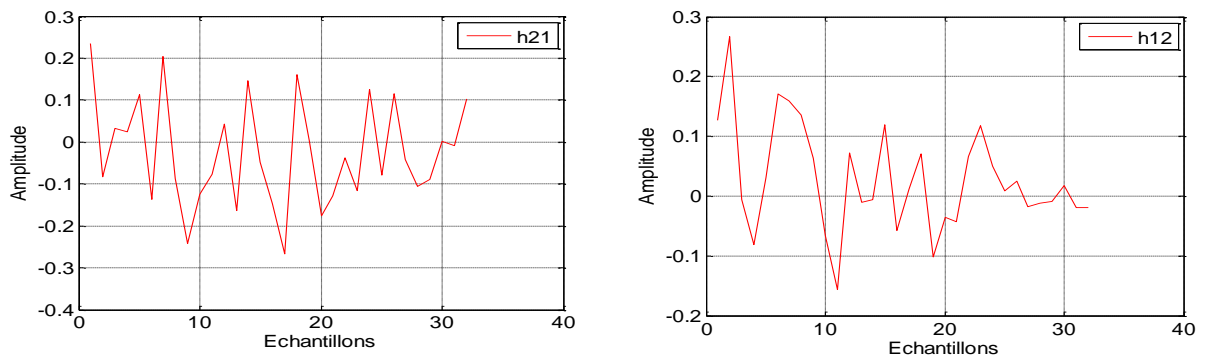


Figure 4.4 La réponse impulsionnelle  $h_{12}$  avec  $L = 32 f_e = 8\text{KHz}$ .

#### 4.2.5 Détection d'activité vocale (DAV)

La fonction de la détection d'activité vocale (DAV) est utilisée pour faire la distinction entre la parole et le silence. Dans le cas de notre simulation ce mécanisme contrôler d'adaptation des filtres  $h_{12}$  et  $h_{21}$ . Le contrôle adaptatif est le suivant :

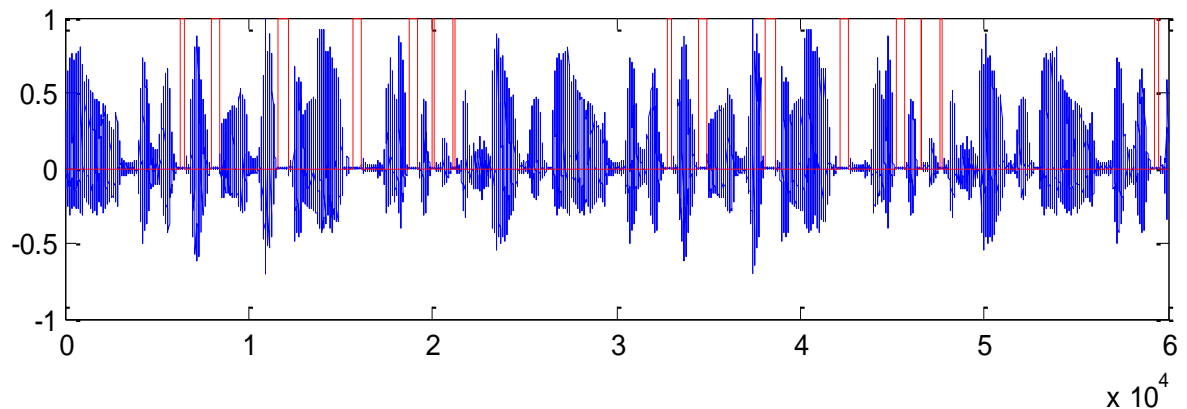


Figure 4.5 Signal de la parole avec sa DAV.

- le filtre  $h_{21}$  est adapté uniquement à la période du bruit.
- le filtre  $h_{12}$  s'adapte pendant la présence du signal de la parole utile.

#### 4.2.6 Critère du système Mismatch

Le système Mismatch est l'évaluation des performances des algorithmes, l'utilisation générale de ce système est comparer la vitesse de convergence des systèmes de réduction par des algorithmes adaptatif ; l'expression de SM (système Mismatch) est :

$$SM(db) = 10 \log_{10} \left( \frac{\mathbf{w}(n) - \alpha \mathbf{h}_{21}}{\|\alpha \mathbf{h}_{21}\|} \right)^2$$

### 4.3 Paramètres de simulations

Paramètre	signification	Valeur
N	Nombre d'itération	130000
L	Longueur du filtre	32, 128, 256
$RSB_1$	Rapport signal sur bruit	-3, 0, 3
$RSB_2$		-3, 0, 3
$\mu$	Pas d'adaptation d'algorithme	0.10, 0.60, 0.80

Tableau 4. 1 Les paramètres utilisés dans notre programme.

### 4.4 Résultats de simulation

#### 4.4.1 Effet de la taille du filtre

Dans cette simulation, nous avons réalisé une simulation sur l'algorithme NLMF en faisons varier la taille du filtre tout en fixant les autres paramètres tels que le pas d'adaptation  $\mu=0.10$ , le  $RSB_1 = RSB_2 = 0$ . Les résultats de cette simulation pour trois valeurs de taille du filtre à savoir 32 ; 128 et 256, sont montrés aux figures 1 ; 2 ; 3, respectivement.

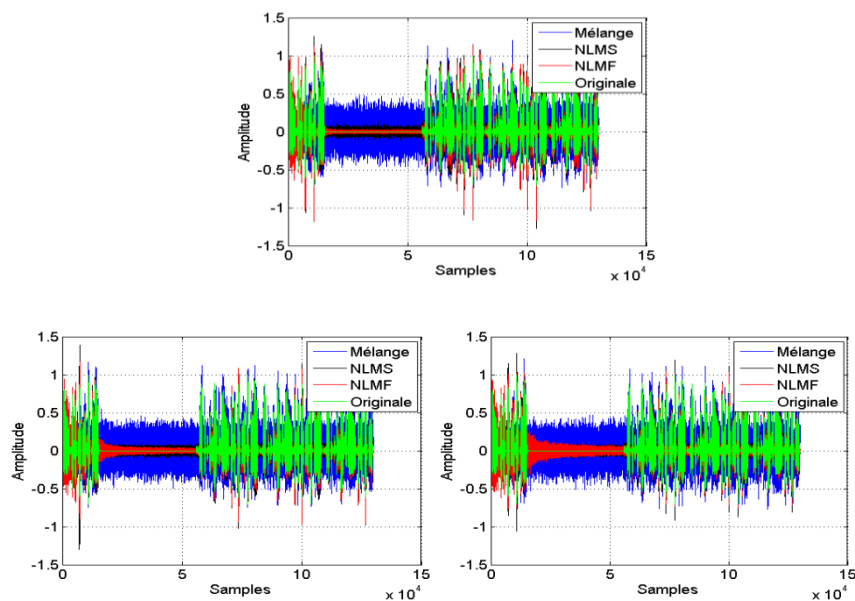
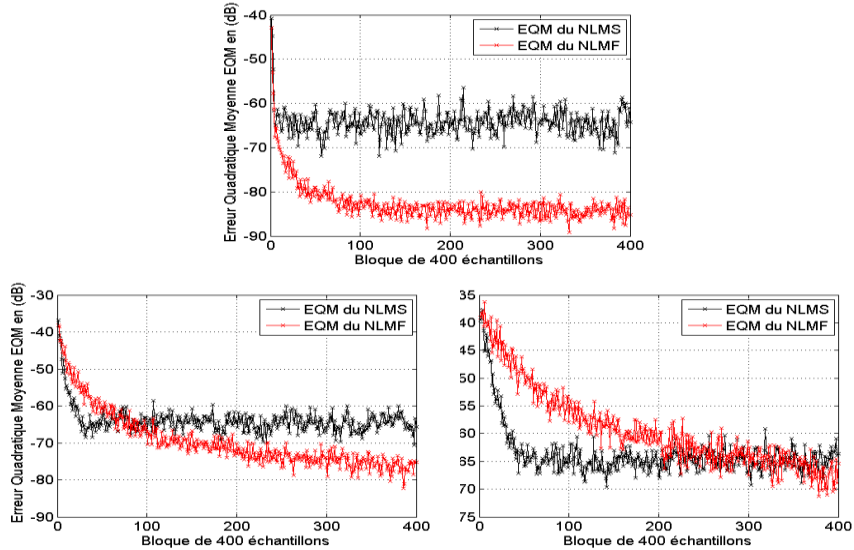


Figure 4. 6 Signal de parole estimé. Dans les cas  $L=32$ ,  $L=128$  et  $L=256$ .

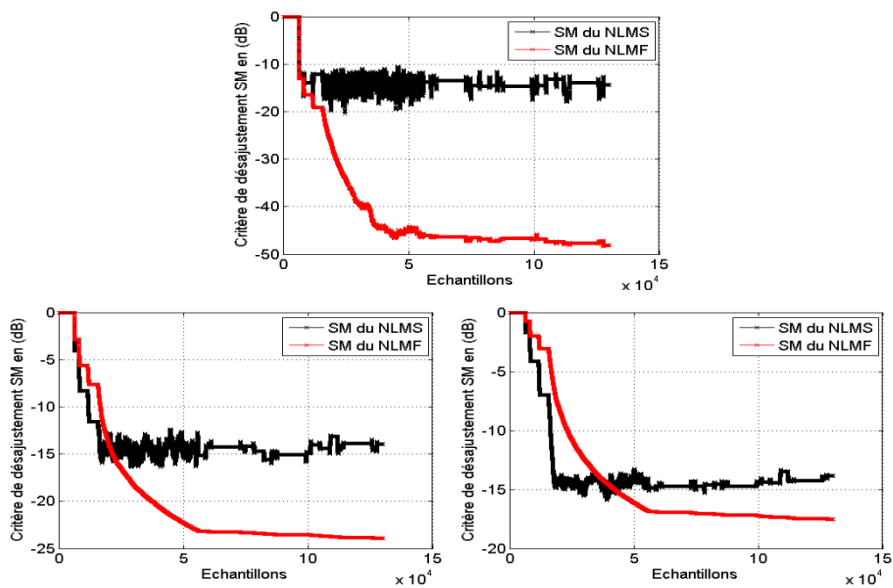
Les trois figures représentées ci-dessus expriment l'évolution du signal de parole estimé, en haut avec ( $L=32$ ) et en bas à gauche avec ( $L=128$ ) et en bas à droite avec

( $L=256$ ). On remarque que le NLMF réduit le bruit mieux que l'NLMS dans les trois mais avec le ( $L=32$ ) la réduction du bruit est meilleure. A partir des résultats obtenus ci-dessus, nous remarquons que plus la taille du filtre augmente plus la réduction du bruit diminue.



**Figure 4. 7** Critère EQM par NLMS en noir et NLMF en rouge. Dans les cas d'un  $L=32$ ,  $L=128$  et  $L=256$ .

Dans les trois figures 4.7 les résultats obtenus représentent l'évaluation des erreurs quadratique moyenne des deux algorithmes (NLMS et NLMF) qui utilisent un bruit blanc dans l'entrée de système, en haut avec ( $L=32$ ) et en bas à gauche avec ( $L=128$ ) et en bas à droite avec ( $L=256$ ). On remarque que l'NLMF se converge rapidement pour l'élimination de bruit comparé à l'NLMS surtout dans les cas où la taille du filtre est inférieure. Lorsque la taille de filtre est  $L=32$  la convergence est plus rapide et nous obtenons une meilleure valeur d'EQM qui est autour de  $-90$  dB. À chaque fois la taille augmente le filtre converge plus lentement.



**Figure 4. 8** Critère SM par NLMS en noir et NLMF en rouge. Dans les cas  $L=32$ ,  $L=128$  et  $L=256$ .

Les figures (4.8) représentent le critère de système Mismatch des algorithmes NLMS et NLMF, On remarque que l’algorithme NLMS reste stable et converge lentement au tour des valeurs -20dB, contrairement à l’algorithme NLMF qui converge plus rapidement et continue jusqu’a -50dB dans le premier cas en haut avec  $L=32$ . On remarque aussi que la convergence est devenue considérablement lente à chaque reprise, la taille du filtre influence la rapidité de convergence.

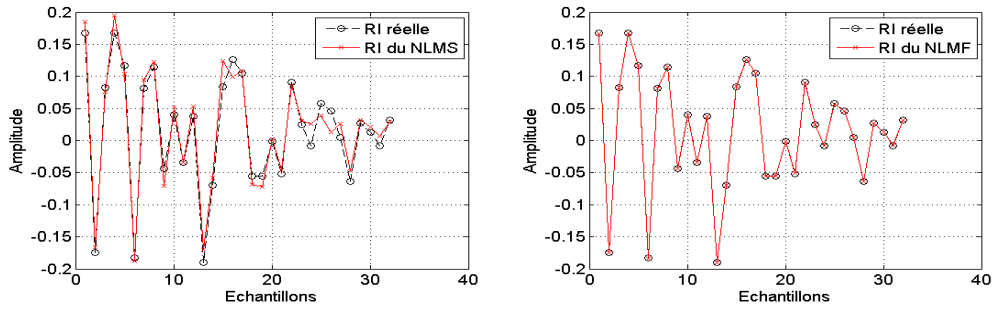


Figure 4. 9 Comparaison entre RI réelle et RI du NLMS et comparaison entre RI réelle et RI du NLMF avec  $L = 32 f_e = 8\text{KHz}$ .

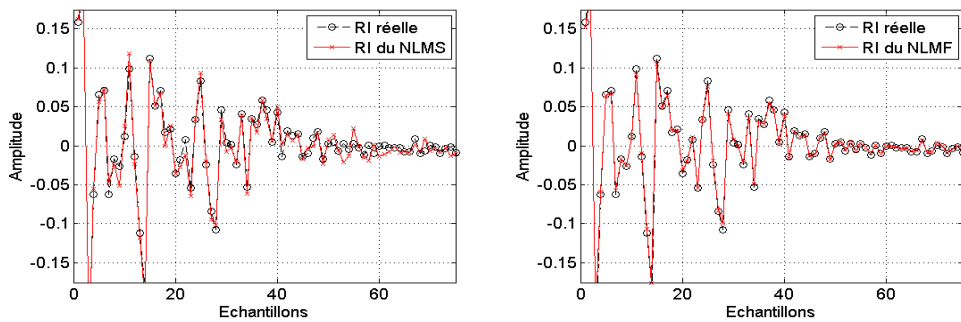


Figure 4. 10 Comparaison entre RI réelle et RI du NLMS et comparaison entre RI réelle et RI du NLMF avec  $L = 128 f_e = 8\text{KHz}$ .

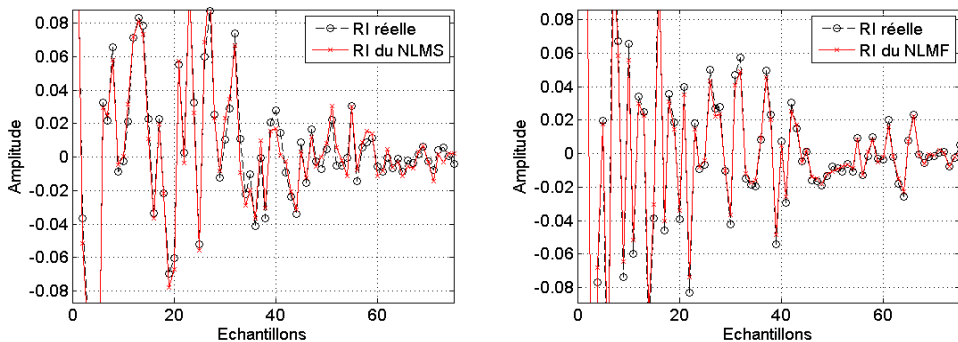


Figure 4. 11 Comparaison entre RI réelle et RI du NLMS et comparaison entre RI réelle et RI du NLMF avec  $L = 256 f_e = 8\text{KHz}$ .

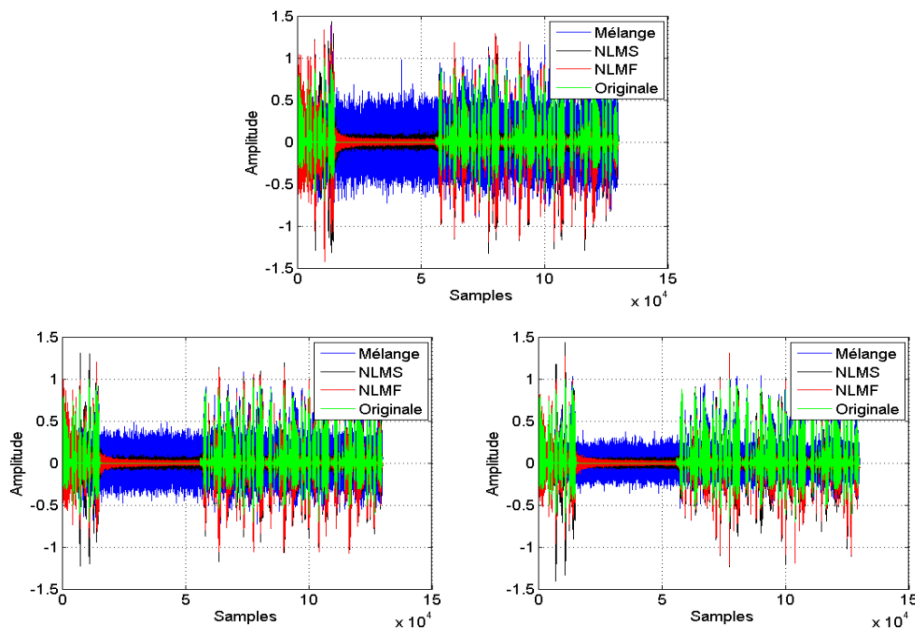
Dans les deux première figures ( $L=32$ ) on constate que les allures des réponses impulsionnelles réel de l’NLMF sont superposées les unes sur les autres et nous remarquons qu’à chaque fois qu’on augmente la taille du filtre les résultats deviennent incohérentes.

Ce que nous donne que la meilleure taille pour la convergence est  $L=32$ , que ce soit pour l'algorithme NLMS ou l'algorithme NLMF.

Conclusion : la taille du filtre est un facteur essentiel lors de la réduction de bruit, plus la taille du filtre est inférieure, plus l'annulation du bruit est supérieure en performance et rapidité.

#### 4.4.2 Effet du rapport signal sur bruit

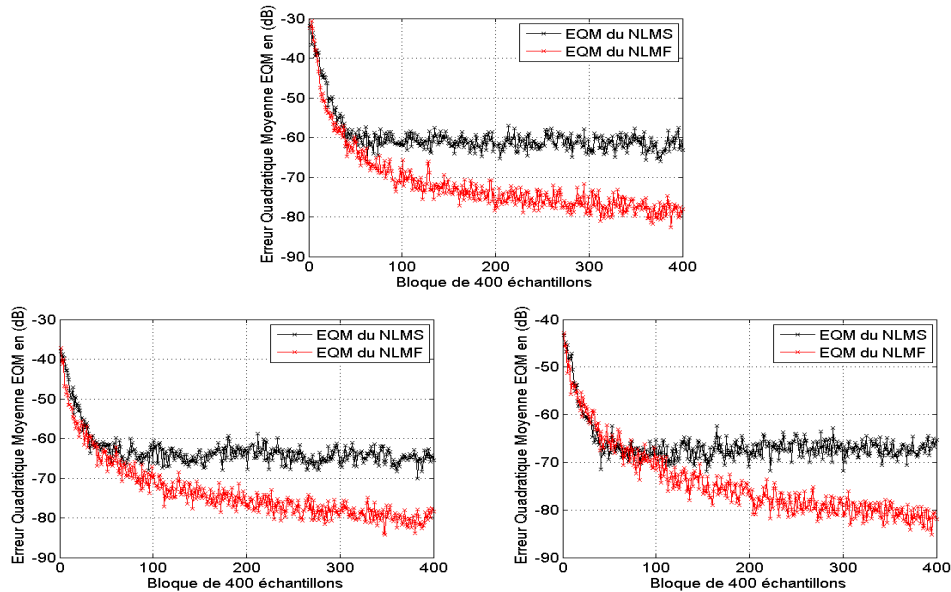
Dans cette simulation, nous avons réalisé une simulation sur l'algorithme NLMF en faisant varier le rapport signal sur bruit RSB tout en fixant les autres paramètres tels que le pas d'adaptation  $\mu=0.80$ , la taille du filtre  $L=256$ . Les résultats de cette simulation pour trois valeurs du rapport signal sur bruit à savoir -3 ; 0 et 3, sont montrés aux figures 1 ; 2 ; 3, respectivement.



**Figure 4. 12** Signal de parole estimé. Dans les cas RSB=-3, RSB=0 et RSB=3.

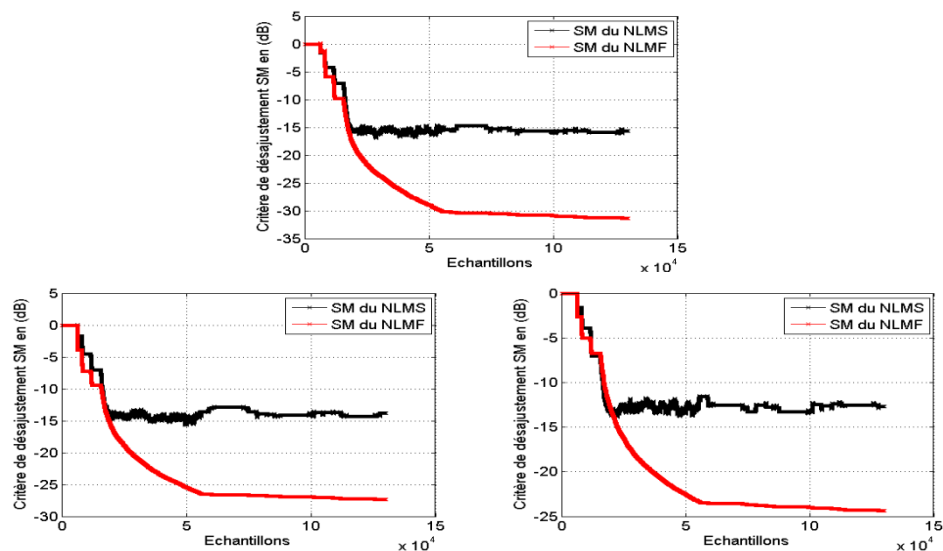
Les trois figures représentées ci-dessus expriment l'évolution du signal de parole estimé, en haut avec (RSB=-3) et en bas à gauche avec (RSB=0) et en bas à droite avec (RSB=3). On remarque que le NLMF réduit le bruit mieux que l'NLMS dans les trois mais avec le (RSB=3) la réduction du bruit est meilleure. A partir des résultats obtenus ci-dessus, nous remarquons que plus le rapport signal sur bruit est grand plus la réduction du bruit augmente.





**Figure 4. 13** Critère EQM par NLMS en noir et NLMF en rouge. Dans les cas RSB=-3, RSB=0 et RSB=3.

Dans les trois figures (4.13) les résultats obtenus représente l'évaluation d'erreur quadratique moyenne des deux algorithmes (NLMS et NLMF) qui utilisent un bruit blanc dans l'entrée de système, en haut avec (RSB=-3) et en bas à gauche avec (RSB=0) et en bas à droite avec (RSB=3). D'après les résultats suivante on remarque que L'NLMF se converge rapidement pour l'élimination de bruit comparé à l'NLMS et on remarque aussi que dans tous les résultats l'NLMF atteint plus de -80db. On remarque aussi que les résultats sont presque similaires pendant le changement du rapport signal sur bruit avec les valeurs (-3, 0, 3).



**Figure 4. 14** Critère SM par NLMS en noir et NLMF en rouge. Dans les cas RSB=-3, RSB=0 et RSB=3.

Les figures (4.14) représentent le critère de système Mismatch des algorithmes NLMS et NLMF. On remarque que l'algorithme NLMS reste stable au tour des valeurs

-15dB et converge lentement, on voit aussi que l'algorithme NLMF converge plus rapidement et diminue plus que -30dB mais la vitesse de convergence devient faible à chaque fois que le rapport signal sur bruit augmente.

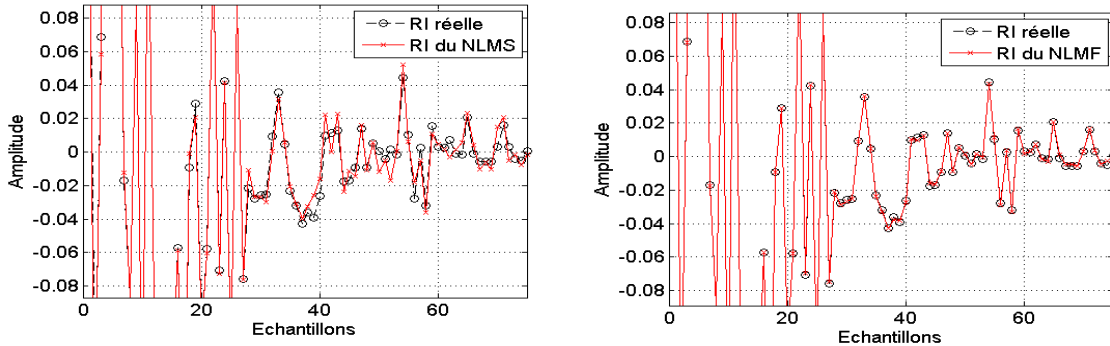


Figure 4.15 Comparaison entre RI réelle et RI du NLMS et comparaison entre RI réelle et RI du NLMF avec  $RSB = -3 f_e = 8\text{KHz}$ .

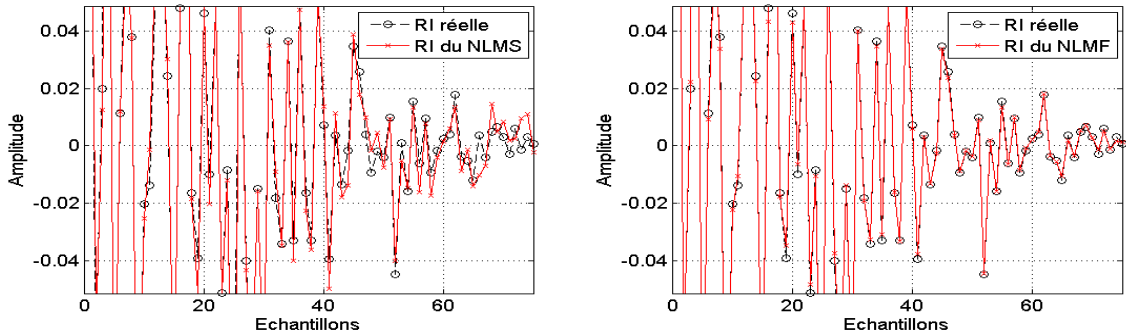


Figure 4.16 Comparaison entre RI réelle et RI du NLMS et comparaison entre RI réelle et RI du NLMF avec  $RSB = 0 f_e = 8\text{KHz}$ .

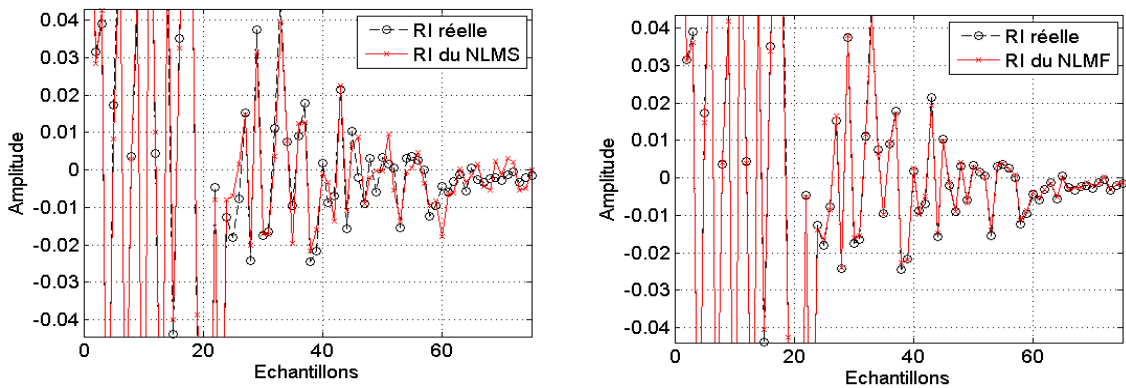


Figure 4.17 Comparaison entre RI réelle et RI du NLMS et comparaison entre RI réelle et RI du NLMF avec  $RSB = -3 f_e = 8\text{KHz}$ .

On voit bien dans les figures ci-dessus que les allures des réponses impulsionnelles réel de l'NLMF sont superposées les unes sur les autres, nous remarquons qu'à chaque fois nous changeons le rapport signal sur bruit entre les valeurs (-3,0,3) les résultats sont presque identiques.

### 4.4.3 Effet du pas d'adaptation

Dans cette simulation, nous avons réalisé une simulation sur l'algorithme NLMF en faisons varier le pas d'adaptation tout en fixant les autres paramètres tels que la taille du filtre  $L=256$ , le  $RSB_1 = RSB_2 = 0$ . Les résultats de cette simulation pour trois valeurs du pas d'adaptation à savoir 0.10 ; 0.60 et 0.80 , sont montrés aux figures 1 ; 2 ; 3, respectivement.

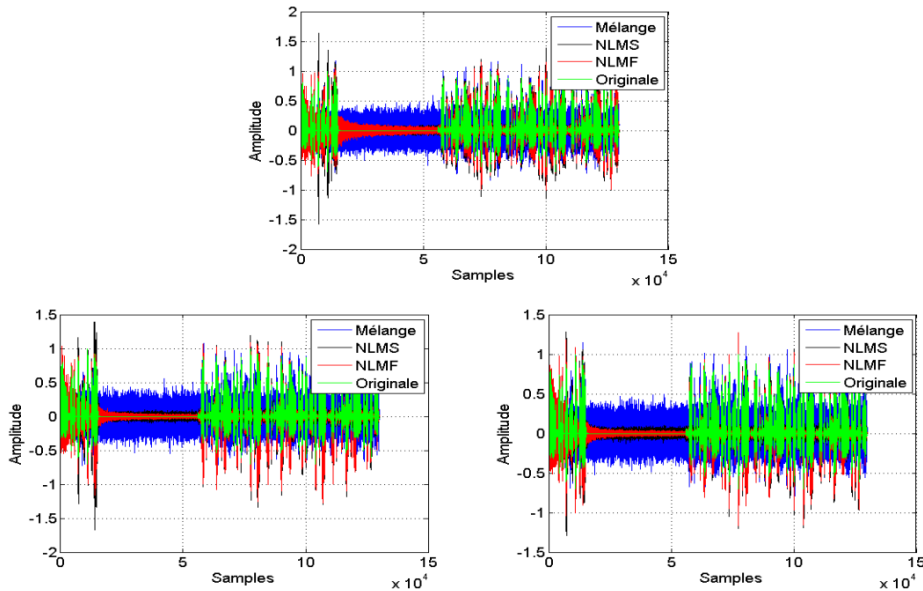


Figure 4. 18 Signal de parole estimé. Dans les cas  $\mu=0.10$ ,  $\mu=0.60$  et  $\mu=0.80$ .

Les trois figures représentées ci-dessus expriment l'évolution du signal de parole estimé, On remarque que l'NLMF réduit le bruit mieux que l'NLMS. On remarque aussi que nous obtenons une meilleure réduction du bruit lorsque le pas d'adaptation est égal à 0.80 et à chaque fois que le pas d'adaptation diminue la réduction du bruit diminue.

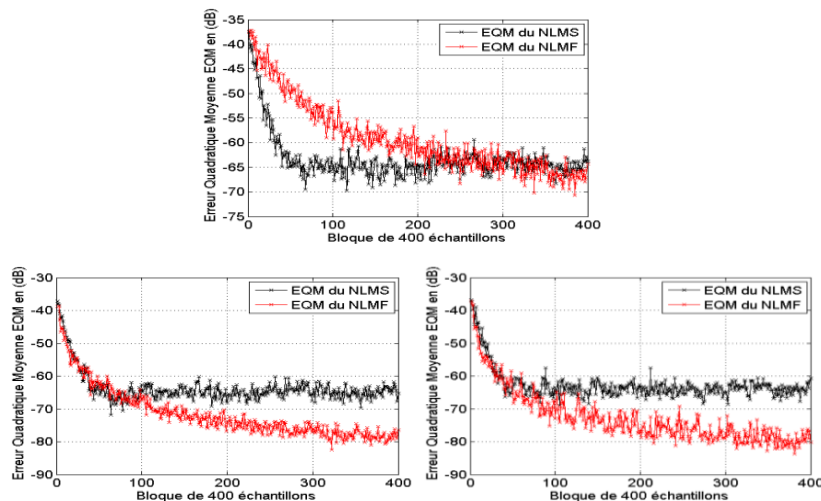
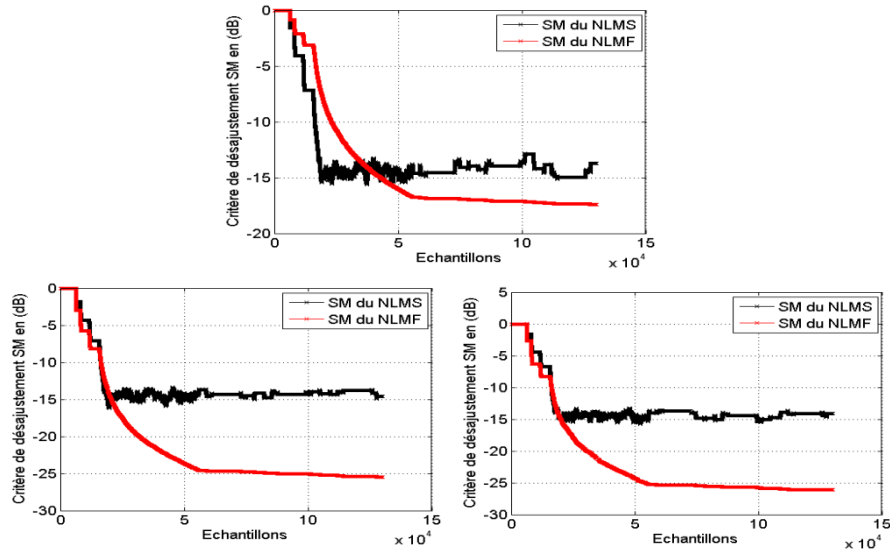


Figure 4. 19 Critère EQM par NLMS en noir et NLMF en rouge. Dans les cas  $\mu=0.10$ ,  $\mu=0.60$  et  $\mu=0.80$ .

Dans les trois figures (4.19) les résultats obtenus représente l'évaluation d'erreur quadratique moyenne des deux algorithmes (NLMS et NLMF). On remarque que

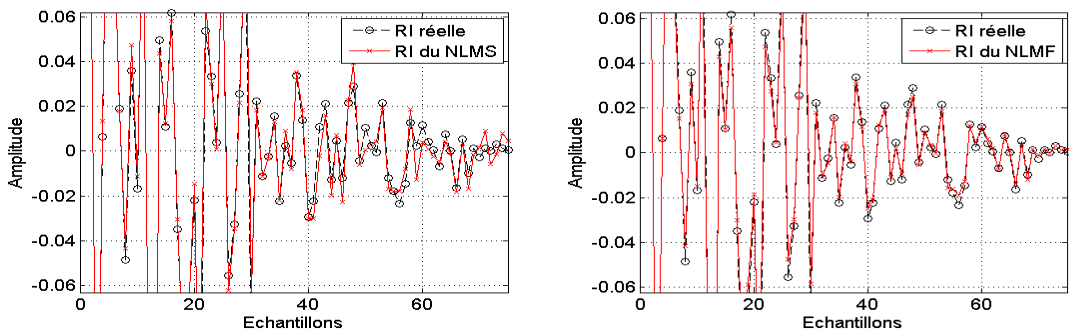
L'NLMS se converge rapidement pour l'élimination de bruit comparé à l'NLMF dans le cas où le pas d'adaptation est égal à 0.10 pendant un intervalle de temps. Par contre dans les autres cas où le pas est égale à 0.60 dans la figure en dessus à gauche et 0.80 celle de droite que l'algorithme NLMF se converge rapidement que l'algorithme NLMS et ça va jusqu'à -80dB qui nous permet d'avoir plus de résultats.



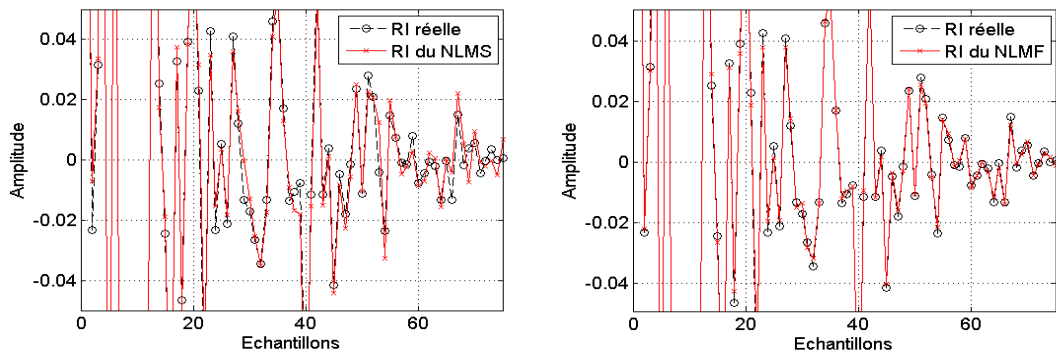
**Figure 4. 20** Critère SM par NLMS en noir et NLMF en rouge. Dans les cas  $\mu=0.10$ ,  $\mu=0.60$  et  $\mu=0.80$ .

Les figures (4.20) représentent le critère de système Mismatch des algorithmes NLMS et NLMF avec des pas variables.

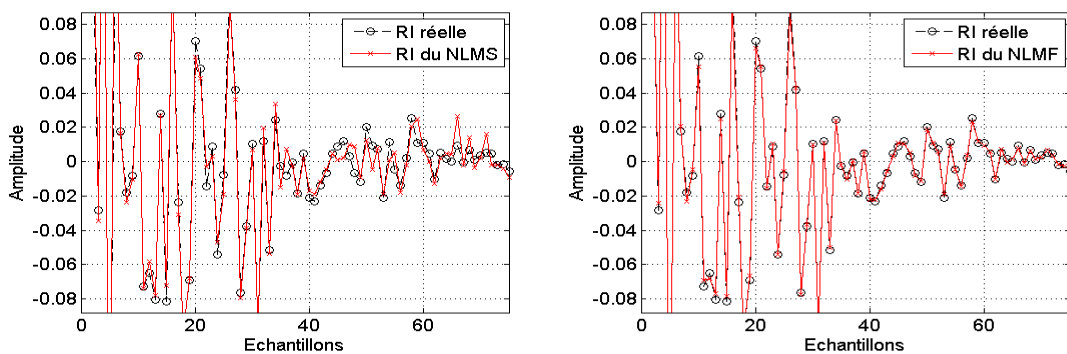
On remarque que l'algorithme NLMS converge plus rapidement que l'algorithme NLMF dans le cas où le pas est égal à 0.10. Par contre dans les autres cas, la vitesse de convergence de l'algorithme NLMF est supérieur par rapport à celle de l'algorithme NLMS avec un taux d'information large qui va jusqu'à -30dB.



**Figure 4. 21** Comparaison entre RI réelle et RI du NLMS et comparaison entre RI réelle et RI du NLMF avec  $\mu= 0.10 f_e = 8\text{KHz}$ .



**Figure 4. 22** Comparaison entre RI réelle et RI du NLMS et comparaison entre RI réelle et RI du NLMF avec  $\mu=0.60 f_e = 8\text{KHz}$ .



**Figure 4. 23** Comparaison entre RI réelle et RI du NLMS et comparaison entre RI réelle et RI du NLMF avec  $\mu=0.80 f_e = 8\text{KHz}$ .

Les figures ci-dessus représentent la réponse impulsionnel réelle NLMF et NLMS, on remarque que les allures des réponses impulsionnelles réel et NLMS sont presque superpose l'un sur l'autre dans le cas de pas d'adaptation égale 0.10.

On augmente le pas d'adaptation à chaque reprise et on constate que les impulsions d'NLMF deviennent plus stables que les impulsions d'NLMS.

#### 4.5 Conclusion

Dans le 4 chapitre, nous avons évalué les performances de réduction du bruit d'algorithme NLMF et comparé avec l'algorithme NLMS par la présentation des différents résultats de simulation avec des paramètres variés.

Nous avons conclu d'après cette étude que l'algorithme NLMF donne des bons résultats de réduction du bruit acoustique avec une vitesse de convergence très rapide par rapport aux algorithmes NLMS.

# Conclusion générale

---

Ce projet de fin d'étude s'est intéressé à la problématique de la réduction du bruit acoustique et l'amélioration du signal vocal dans un contexte de communication fortement bruité, en utilisant les algorithmes du filtrage adaptatif et plus particulièrement sur le développement d'un nouvel algorithme adaptatif appelé LMF (Least Mean Fourth) et sa version normalisée, NLMF.

Nous avons d'abord introduit les concepts de base sur la parole et le bruit, en mettant l'accent sur la perception de la parole, la classification des sons de la parole, les paramètres du signal de parole et les différentes sources et types de bruit. Nous avons également abordé les notions de système, telles que la convolution et la corrélation.

Dans notre travail, nous nous sommes concentrés sur les filtres et les filtrages adaptatifs. Nous avons étudié le filtre de Wiener, qui permet de minimiser l'erreur quadratique moyenne (EQM) entre le signal de parole et le signal filtré. Nous avons ensuite exploré les algorithmes adaptatifs, en particulier l'algorithme du gradient stochastique (Least Mean Squares - LMS) et l'algorithme de gradient stochastique normalisé (NLMS). Nous avons discuté des applications des filtres adaptatifs et des critères de comparaison entre les algorithmes.

Entre autre, nous avons présenté et développé l'algorithme NLMF modifié (LMF et sa version normalisée NLMF), basés sur la méthode de minimisation du bruit acoustique. Nous avons présenté les fondements théoriques de ces algorithmes, ainsi que leur formulation mathématique, en mettant l'accent sur les avantages et les performances qu'ils offrent dans la réduction du bruit acoustique.

Dans un volet de simulation, nous avons présenté les signaux utilisés, y compris le signal de parole, le signal de bruit et les signaux de mélange. Après avoir effectué plusieurs tests en utilisant divers paramètres de réglage tels que la taille du filtre, rapports signal sur bruit et le pas d'adaptation. Les résultats de simulations obtenus ont démontré que l'algorithme proposé surpassait largement les autres algorithmes classiques pour ce qui est de vitesse de convergence et de stabilité exprimé a travers les critères objectifs d'évaluation tels que le EQM et SM. Ces critères montrent le

rendement de l'algorithme NLMF dans la réduction du bruit acoustique, en termes de qualité de signal améliorée et de suppression du bruit indésirable.

En conclusion, ce projet a démontré l'efficacité des techniques de filtrage adaptatif, en particulier l'algorithme NLMF modifié, dans la réduction du bruit acoustique dans les signaux de parole. Les résultats de simulation ont confirmé la capacité de l'algorithme à améliorer la qualité du signal en réduisant le bruit de manière significative. Ces résultats ouvrent la voie à de futures recherches et applications dans le domaine de la communication audio et de la reconnaissance vocale, où la réduction du bruit est essentielle pour une meilleure compréhension et interprétation des signaux de parole.

# Bibliographie

---

- [1] D. Touahri , " SYNTHÈSE POLYPHONIQUE DE L'ARABE STANDARD ", Mémoire de Master, Université SAAD DAHLEB, Blida, 2008.
- [2] A. Amrane, et K. Ould Ammar, " nouvelle technique automatique de réduction de bruit acoustique basée sur le principe de séparation aveugle de source ", mémoire de master, USDB 2019.
- [3] S. Faessi et A. Benheurrar, "Rehaussement du signal de parole par un nouvel algorithme de décorrélation symétrique de type Backward" Mémoire Master, Blida 2020-2021.
- [4] Y. Aziza, " Modélisation AR et ARMA de la parole pour une vérification robuste du locuteur dans un milieu bruité en mode dépendant du texte", mémoire de Magister, Université FERHAT ABBAS Setif, 2013.
- [5] K. Larbas et A. Meghnoudj, " REDUCTION DU BRUIT ACOUSTIQUE PAR L'ALGORITHME DE DECORRELATION ADAPTATIF EN SOUS-BANDES A PAS D'ADAPTATION VARIABLES ", Mémoire de Master, Université SAAD DAHLEB, Blida 2021.
- [6] F. Bouderbala, et 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 de Blida, 2018.
- [7] Z. Laid, et A. Daraoui, " Filtrage adaptatif du signal électrocardiogramme (ECG) ", Mémoire de master, Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen, 2014.
- [7] A. Jlassi ", L'échantillonnage", ISET'COM, mars 2010.
- [9] Shannon, C. E. (1949). "Communication in the presence of noise ". Proceedings of the IRE, 37(1), 10-21.
- [10] F. Abdessemed , " Chapitre 2 :A. Numérisation des signaux, échantillonnage d'un signal analogique", Université de Batna, Faculté de Technologie ,Département d'Electronique, Année 2019/2020.



- [11] T.Dumartin,"Rappels Traitement du Signal Note de cours, "Licence Professionnel Optronique , Année 2004 - 2005
- [12] M. Zoulikha , " METHODES AMELIOREES POUR LA REDUCTION DU BRUIT ACOUSTIQUE ET LE REHAUSSEMENT DU SIGNAL DE PAROLE " , Mémoire de Master, Université Blida 1,2014.
- [13] G. Dimitris Manolakis, K. Vinay Ingle , et M. Stephen Kogon, " Statistical and Adaptive Signal Processing ", Artech House, 2005.
- [14] J. Benesty, " Traitement des signaux numériques – II Filtrage adaptatif et analyse spectrale ", INRS-EMT, 2005.
- [15] « Algorithme adaptatif : définition et exemples » [En ligne]. Available : <https://www.journaldunet.fr/web-tech/guide-de-l-intelligence-artificielle/1501297-algorithme-adaptatif-definition-et-exemples/> [Accès le 9 mai 2023].
- [16] C. GHANEM et L. FEDLAOUI, " Algorithmes adaptatifs à pas variables pour la poursuite d'un canal acoustique non stationnaire", Mémoire de Master, Université SAAD DAHLEB, Blida, 2020.
- [17] R. Boumegouas et M. Izri, " Anuulation du bruit acoustique par un nouvel algorithme APA Backward bi-capteurs", Mémoire de Master, Université SAAD DAHLEB, Blida, 2020.
- [18] D. Touahri , " SYNTHESE POLYPHONIQUE DE L4ARABE STANDARD ", Mémoire de Master, Université SAAD DAHLEB, Blida, 2008.