

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 دحلبا البلدية  
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا  
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك  
Département d'Électronique



## Mémoire de Master

Mention Télécommunication  
Spécialité Réseaux et Télécommunication

présenté par

BOULAKDEM Boualem

&

HOCINE Youcef Riadh

# Réduction du bruit acoustique par une approche non quadratique de l'erreur

Proposé par : Mohamed DJENDI

Année Universitaire 2016-2017

## Remerciements

---

Je tiens à remercier en tout premier lieu, **Dieu**, le tout puissant, de m'avoir aidé à surmonter toutes les dures épreuves et moments difficiles pour aboutir à la fin de ce travail.

J'adresse toute ma reconnaissance à mon encadreur, Monsieur Mohamed Djendi, Professeur à l'université de Blida, pour m'avoir fait confiance et m'avoir dirigé pendant cette année. Je tiens tout particulièrement à le remercier pour sa patience tout au long de ce travail, ainsi que pour la richesse de ses idées. Espérant d'avoir l'occasion de travailler avec lui dans le futur, qu'il trouve ici l'expression de ma respectueuse gratitude.

Que soient également remerciés tous les membres du jury, pour l'honneur et l'intérêt qu'ils m'ont accordé en acceptant d'examiner et d'évaluer mon mémoire.

Mes pensées vont vers ma famille, et surtout mes parents, qui m'ont permis de poursuivre mes études jusqu'à aujourd'hui.

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

**HOCINE Youcef Riadh**

## Remerciements

---

Je tiens à remercier en tout premier lieu, **Dieu**, le tout puissant, de m'avoir aidé à surmonter toutes les dures épreuves et moments difficiles pour aboutir à la fin de ce travail.

J'adresse toute ma reconnaissance à mon encadreur, Monsieur Mohamed Djendi, Professeur à l'université de Blida, pour m'avoir fait confiance et m'avoir dirigé pendant cette année. Je tiens tout particulièrement à le remercier pour sa patience tout au long de ce travail, ainsi que pour la richesse de ses idées. Espérant d'avoir l'occasion de travailler avec lui dans le futur, qu'il trouve ici l'expression de ma respectueuse gratitude.

Que soient également remerciés tous les membres du jury, pour l'honneur et l'intérêt qu'ils m'ont accordé en acceptant d'examiner et d'évaluer mon mémoire.

Mes pensées vont vers ma famille, et surtout mes parents, qui m'ont permis de poursuivre mes études jusqu'à aujourd'hui.

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

**BOULAKDEM Boualem**

# Introduction générale

---

La communication est devenue de plus en plus nécessaire au cours de ces jours à cause de son rôle très important dans la vie quotidienne et leur besoin dans plusieurs domaines (militaire, médecine, éducation...). Sa mobilité rend au téléphone mains-libre une technologie qui a un grand succès. Il est devenu possible de téléphoner à partir de n'importe quel endroit ainsi que dans un aéroport, dans une gare, une rue, une voiture, une usine. Mais il existe un problème qui gêne la communication dans ces endroits qui est le bruit.

Ce bruit est un facteur de distorsion de la conversation. La gêne occasionnée par la perturbation qualifiée de bruit est généralement source d'inconfort et de fatigue pour le locuteur distant. De plus, la volonté de dématérialiser la prise de son (système mains-libres) va favoriser l'émergence du bruit du fait de l'augmentation de la distance entre la bouche et le microphone. Pour cela il est nécessaire d'utiliser des traitements visant à réduire le bruit qui traverse le microphone d'un téléphone main-libre.

Afin d'améliorer la qualité du signal transmis au correspondant distant, d'accroître son intelligibilité et de réduire la fatigue de ce dernier, il s'avère important de développer des systèmes de réduction de bruit dont le but consiste à extraire l'information utile en effectuant un traitement sur le signal d'observation bruité. En plus de ces applications de communication parlée, l'amélioration de la qualité du signal de parole s'avère également nécessaire pour la reconnaissance vocale, dont les performances sont fortement altérées lorsque l'utilisateur est plongé dans un environnement bruyant.

Le problème de débruitage de la parole a été très largement abordé dans la littérature et se base généralement sur un système simple constitué d'un microphone. A partir

d'une seule et unique observation constitué d'un mélange de parole et de bruit, le système doit être en mesure de séparer ces signaux en vue de restituer un signal moins bruité. Ceci est rendu réalisable par la formulation d'hypothèses sur les signaux, le bruit est généralement supposé stationnaire, ce qui permet de distinguer des composantes dynamiques de la parole.

Plusieurs études algorithmiques publiées ont été pour une prise et une restitution du son monophonique. Dans notre mémoire, on s'intéresse à l'amélioration de la qualité de traitement de débruitage, en se basant sur une observation supplémentaire par l'ajout d'un second microphone en utilisant un algorithme adaptatif basé sur des fonctions non quadratiques de l'erreur. Pour cela, ce travail sera présenté comme suit :

Dans le premier chapitre, nous définissons le filtrage numérique et présentons les propriétés et les caractéristiques de la parole et du bruit.

Le deuxième chapitre présente les différentes techniques de filtrage adaptatif ainsi que les algorithmes du gradient, des moindres carrés récursifs, et l'algorithme RNQ (Recursive Non Quadratique).

Dans le troisième chapitre, nous présentons l'application de l'algorithme RNQ dans le domaine de la réduction du bruit acoustique et le rehaussement du signal de parole en deux microphones de prise de son.

Le quatrième chapitre a été réservé pour les résultats de simulation de l'algorithme RNQ ainsi qu'à sa comparaison avec l'algorithme RLS en termes de plusieurs critères de performances.

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

---

**ملخص:** في هذه المذكرة عالجتنا مشكلة الحد من التشويش الصوتي و تعزيز إشارة الكلام , و ذلك باستعمال خوارزمية دالة الخطأ اللاتربيعية RNQ لسريين متجاورين باستعمال هيكل الالغاء التكيفي للضوضاء , هذه الخوارزمية تقدم سلوك جد فعال بالمقارنة مع خوارزمية RLS , معايير قياس الأداء تدعم هذه النتيجة.

**كلمات المفاتيح:** تعزيز إشارة الكلام , دالة الخطأ اللاتربيعية , RNQ , ANC , RLS .

---

**Résumé :** Dans ce mémoire, nous avons traité le problème de la réduction du bruit acoustique et rehaussement du signal de parole, en utilisant l’algorithme de fonction non quadratique de l’erreur RNQ à deux voies combiné avec la structure d’annulation adaptative du bruit ANC. Cet algorithme présente un comportement très efficace en comparaison avec RLS. Des critères de mesure de performances appuient cette conclusion.

**Mots clés :** rehaussement du signal de la parole ; fonction non quadratique de l’erreur ; ANC ; RLS ; RNQ.

---

**Abstract:** In this thesis, we treated the issue of acoustic noise reduction and enhancement of the speech signal, by using the algorithm function error non-quadratic RNQ combined with the ANC adaptive cancellation structure. This algorithm has a very efficient behavior in comparison with RLS. Performance measurement criteria support this conclusion.

**Keywords :** speech enhancement; function error non-quadratic ANC ; RLS ; RNQ.

---

## Liste d'abréviations

- ANC : Adaptive Noise Canceller.
- DAV : Détection d'Activité Vocale.
- DC : Distance Cepstral.
- LMS: Least Mean Square.
- NLMS: Normalized Least Mean Square.
- RLS: Recursive Least Square.
- RNQ : Réursive No Quadratic.
- DSP : Densité Spectrale de Puissance.
- EQM : Erreur Quadratique Moyenne.
- MSE : Means Square Error.
- SegMSE : Segmental MSE.
- RIF : Réponse Impulsionnelle Finie.
- RII : Réponse Impulsionnelle Infinie.
- RSB : Rapport Signal à Bruit.
- SM : System Mismatch.
- TFD : Transformée de Fourier Discrète.
- FFT : Fast Fourier Transformer.
- MA : Moyenne Ajustée.
- ARMA : Autorégressif Moyenne Ajustée.

- SNR : Signal to Noise Ratio.
- SegSNR : segmental SNR



## Liste des figures

<b>Figure 1.1</b> Représentation d'un système numérique	3
<b>Figure 1.2</b> Structure du filtre RIF	7
<b>Figure 1.3</b> Structure du filtre RII	9
<b>Figure 1.4</b> Représentation de l'appareil phonatoire humain	12
<b>Figure 1.5</b> Forme d'onde d'une trame de signal vocal voisé et son spectre d'amplitude	
<b>Figure 1.6</b> Forme d'onde d'une trame de signal vocal non voisé et son spectre d'amplitude	
<b>Figure 2.1</b> Schéma représente le principe d'un filtre adaptatif	
<b>Figure 2.2</b> Schéma de filtrage Wiener	19
<b>Figure 2.3</b> Schéma bloc de l'algorithme LMS	21
<b>Figure 2.4</b> Schéma bloc de l'algorithme RLS	26
<b>Figure 2.5</b> Schéma du principe de l'algorithme RNQ	28
<b>Figure 3.1</b> Schéma de la structure d'annulation adaptative du bruit	
<b>Figure 3.2</b> Schéma représente l'annulation adaptative du bruit par l'algorithme RNQ	
<b>Figure 4.1</b> Le signal de parole et son spectrogramme	42
<b>Figure 4.2</b> Le signal bruit blanc utilisé dans la simulation et son spectrogramme	43
<b>Figure 4.3</b> Le signal bruit USASI utilisé dans la simulation et son spectrogramme	44
<b>Figure 4.4</b> Exemple de réponse impulsionnelle $h_1$	45
<b>Figure 4.5</b> Exemple de réponse impulsionnelle $h_2$	45
<b>Figure 4.6</b> Signal de parole avec son DAV	46
<b>Figure 4.7</b> Signal de mélange $m_1(n)$ avec son spectrogramme	47
<b>Figure 4.8</b> Signal de mélange $m_2(n)$ avec son spectrogramme	47
<b>Figure 4.9</b> Organigramme d'implémentation de l'algorithme RNQ	49
<b>Figure 4.10</b> Signal de sortie $e(n)$ et son spectrogramme	50
<b>Figure 4.11</b> Comparaison entre la réponse impulsionnelle $h_1$ et l'estimée $w$	51

<b>Figure 4.12</b> Comparaisons entre le signal mélange $m_1(n)$ et le signal de parole original	52
<b>Figure 4.13</b> Comparaisons entre le signal de la parole à la sortie $e(n)$ et le signal de parole original	52
<b>Figure 4.14</b> Comparaison du critère SM obtenu les deux algorithmes RLS et RNQ, les RSB d'entrées sont -6dB, 0dB, 6dB, du haut vers le bas de cette figure, respectivement.	54
<b>Figure 4.15</b> Comparaison du critère SM obtenu les deux algorithmes RLS et RNQ, les RSB d'entrées sont -6dB, 0dB, 6dB, du haut vers le bas de cette figure, respectivement.	55
<b>Figure 4.16</b> Comparaison de l'MSE finale pour les deux algorithmes RLS ( $j=1$ ) et RNQ ( $j=2$ et 3).	56
<b>Figure 4.17</b> Comparaison du critère MSE obtenu les deux algorithmes RLS et RNQ, les RSB d'entrées sont -6dB, 0dB, 6dB, du haut vers le bas de cette figure, respectivement.	58
<b>Figure 4.18</b> Comparaison du critère MSE obtenu les deux algorithmes RLS et RNQ, les RSB d'entrées sont -6dB, 0dB, 6dB, du haut vers le bas de cette figure, respectivement.	59
<b>Figure 4.19</b> Comparaison de SNR pour les deux algorithmes RLS et RNQ.	61
<b>Figure 4.20</b> Comparaison de SNR pour les deux algorithmes RLS et RNQ.	61
<b>Figure 4.21</b> Evaluation du critère DC pour les deux algorithmes RLS et RNQ.	63
<b>Figure 4.22</b> Evaluation du critère DC pour les deux algorithmes RLS et RNQ.	63

## Liste des tableaux

**Tableau 1.1** :Différentes propriétés du bruit acoustique. 16

**Tableau 4.1** :Parametre de simulation de l'algorithme RNQ et RLS. 48

# Table des matières

## Introduction générale1

### Chapitre1 : Généralité sur le filtrage numérique

1.1 Introduction	3
1.2 Filtrage numérique	3
1.2.1 Systèmes numériques	3
1.2.2 Convolution et corrélation	4
1.2.3 Transformée en z	5
1.2.4 Filtrage numérique	6
1.2.5 Transformation de Fourier	10
1.3 La parole et le bruit	11.3.1 Définition de la parole
1.3.1	11
1.3.2 Production du signal de parole	11
1.3.3 Classification de sons de la parole	13
1.3.4 Nature et caractéristique du bruit	15
1.4 Conclusion	17

### Chapitre 2 : filtrage adaptatifs par algorithmes récursifs

2.1 Introduction	18
2.2 Filtrage adaptatif	18
2.2.1 Application	20
2.3 Filtre de Wiener	20
2.4 Algorithmes du gradient	23
2.4.1 Algorithme LMS	24
2.4.2 Algorithme NLMS	25
2.5 Algorithmes de moindres carrées	25
2.5.1 Algorithme RLS	26
2.6 Présentation de l'algorithme RNQ (récursive non quadratique)	28
2.6.1 Algorithme RNQ	28
2.7 Conclusion	31

## **Chapitre 3 : Réduction du bruit et rehaussement de signal de parole par l'algorithme RNQ**

3.1 Introduction	32
3.2 Annulation adaptative du bruit (ANC)	32
3.3 ANC par l'algorithme RNQ	35
3.4 Analyse de convergence de l'algorithme RNQ	37
3.5 Conclusion	40

## **Chapitre 4 : Résultats de simulation**

4.1 Introduction	41
4.2 Présentation des signaux de simulation	41
4.2.1 Simulation des réponses impulsionnelles	44
4.2.2 Détection d'Activité Vocale (DAV)	46
4.2.3 Signaux de mélange	46
4.3 Résultats de simulation de l'algorithme RNQ	48
4.4 Comparaisons des résultats de simulation entre les algorithmes RLS et RNQ	53
4.4.1 Evaluation du System Mismatch (SM)	53
4.4.2 Evaluation de l'Erreur quadratique moyenne segmenté (SegMSE)	57
4.4.3 Rapport signal sur bruit segmenté (SegSNR)	60
4.4.4 Critère de Distance Cepstral (DC)	62
4.5 Conclusion	64

## **Conclusion générale**

## **Bibliographie**



Chapitre 1

Généralités sur le  
filtrage numérique

## 1.1 Introduction

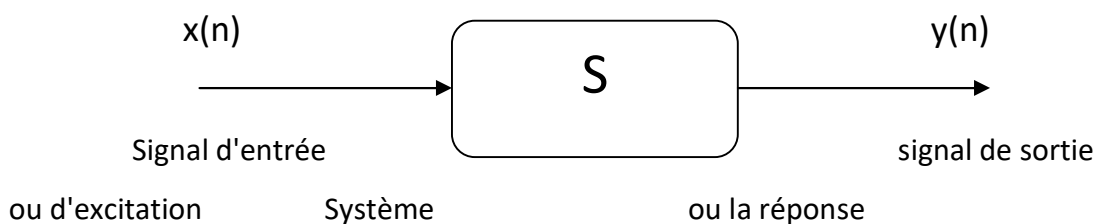
Le filtrage numérique des signaux intervient dans de nombreux domaines : transmission du signal, traitement du son, des images, traitement des données, etc. Au début de ce chapitre, nous allons donner une définition du filtrage numérique, ensuite nous allons présenter les principales caractéristiques de la parole et du bruit.

## 1.2 Filtrage numérique

### 1.2.1 Systèmes numériques

Un système numérique est une fonction ou un algorithme prédéfini qui opère sur un signal numérique (appelé l'entrée ou l'excitation) et qui produit un autre signal numérique nommé la sortie ou la réponse du système.

Un tel système est défini mathématiquement comme un opérateur ou une transformation qui modifie une séquence d'entrée  $x(n)$  en une séquence de sortie  $y(n)$ . On peut représenter cette transformation par un opérateur  $S$  tel que  $y(n) = S\{x(n)\}$  et en donner l'équation ou son schéma fonctionnel [1].



**Figure 1.1** représentation d'un système numérique.

Suivant leurs propriétés, on peut classer les systèmes de la façon suivante :

1. Système statique.
2. Système dynamique.
3. Système linéaire.

4. Système temporellement invariant.

5. Système causal.

6. Système stable.

## 1.2.2 Convolution et corrélation

### a) Convolution

La convolution est une opération mathématique qui combine deux signaux et en produit un troisième. Le produit de convolution  $z(n)$  des deux signaux discrets  $x(n)$  et  $y(n)$  est défini par la relation suivante :

$$z(n) = x(n) * y(n) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} x(k) y(n-k) \quad (1.1)$$

où:

$z(n)$  représente le signal de la convolution.

$x(n)$  et  $y(n)$  sont deux signaux numériques.

$n$  est la variable temporelle discrète ( $n=0, 1, 2, 3, \dots, +\infty$ ).

$\{*\}$  est le symbole de l'opération de produit de convolution.

### b) Corrélation

La fonction de corrélation est une fonction qui permet de comparer et mesurer la ressemblance entre deux signaux.

#### ✓ Autocorrélation

L'autocorrélation est la fonction de corrélation entre un signal et lui-même, souvent on utilise l'auto-corrélation pour calculer le retard d'un signal. L'autocorrélation  $R_{xx}(k)$  d'un signal discret  $x(n)$  avec un décalage (retard) d'une valeur  $k$  est définie comme suit :

$$R_{xx}(k) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} x(n) x^*(n-k) \quad (1.2)$$



où:

$R_{xx}(k)$  est la fonction d'autocorrélation du signal  $x(n)$ .

$k$  représente le décalage de temps ou le retard.

$x^*$  est Le signal conjugué de  $x$ .

### ✓ Inter-corrélation

L'inter-corrélation  $P_{xy}(k)$  entre deux signaux  $x(n)$  et  $y(n)$  est un produit scalaire avec un décalage  $k$ , il est défini par la fonction suivante :

$$P_{xy}(k) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} x(n) y^*(n-k) \quad (1.3)$$

où :

$P_{xy}(k)$  la fonction d'intercorrélacion des signaux  $x(n)$  et  $y(n)$ .

$k$  représente le décalage de temps ou le retard.

$y^*$  est Le signal conjugué de  $y$ .

### 1.2.3 Transformée en z

L'utilisation de la transformée en z permet de caractériser un filtre numérique par sa fonction de transfert qui est, par définition, la transformée en z de sa réponse impulsionnelle. Elle a pour les systèmes échantillonnés ou numériques le même rôle que la transformée de Laplace pour les systèmes continus et permet une analyse temporelle et/ou fréquentielle des filtres numériques [8]. La transformée en z est l'application qui transforme la suite numérique  $x_n$  à la fonction  $X(z)$  de la variable complexe  $z$ :

$$X(z) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} x_n z^{-n} \quad (1.4)$$

où :  $x_n$  est une suite numérique.

$z$  est un variable complexe.

$X(z)$  est une fonction complexe de la variable  $z$ .

### 1.2.4 Filtrage numérique

On appelle **filtre numérique** un système utilisé pour modifier la distribution fréquentielle d'un signal numérique selon des spécifications données. Un filtre numérique peut être vu comme un procédé de calcul permettant de transformer un signal numérique d'entrée en un signal numérique de sortie pour obtenir la modification voulue du signal. Le problème du filtrage numérique consiste donc à déterminer l'équation régissant cette transformation des signaux numériques qui d'une part doit représenter la réponse fréquentielle spécifiée et d'autre part peut être effectivement réalisée. La transformation peut être implantée sous forme de logiciel (algorithme) ou matériel (circuits électroniques) [3].

Les filtres numériques se divisent en deux classes selon la durée de la réponse impulsionnelle [4]:

#### a) Filtres à réponse impulsionnelle finie (RIF) MA

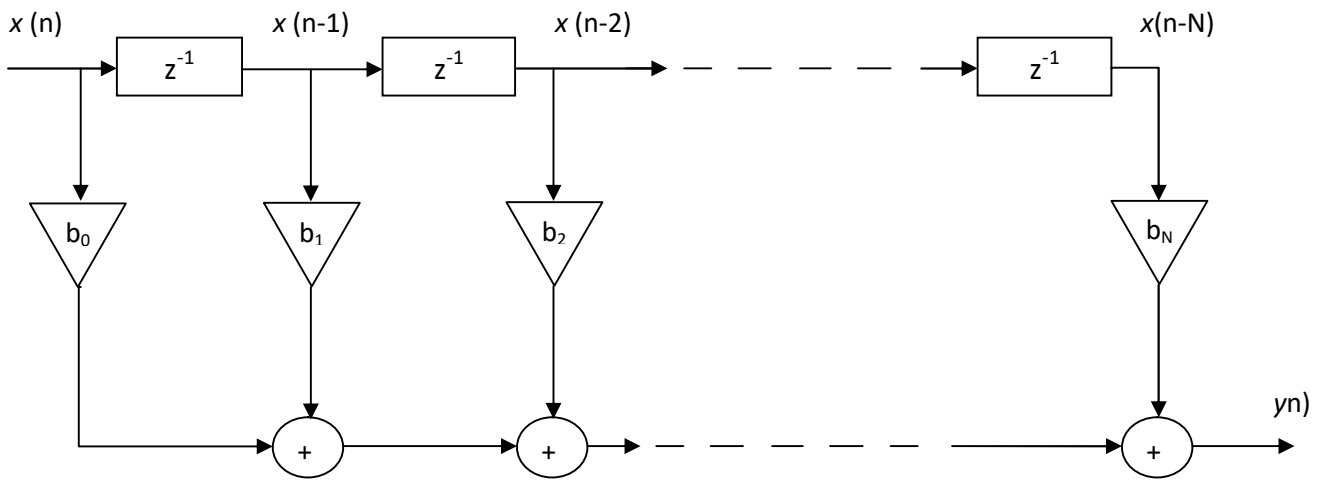
Ces filtres sont caractérisés par des réponses impulsionnelles de durée finie. Ils sont appelés aussi filtres à moyenne ajustée (MA). La réponse  $y(n)$  du filtre s'écrit :

$$y(n) = \sum_{i=0}^{N-1} b_i x(n-i) \quad (1.5)$$

où  $N$  est le nombre de coefficients du filtre.

Le filtre RIF est toujours stable. Sa fonction de transfert s'écrit:

$$H(z) = \frac{y(z)}{x(z)} = \sum_{i=0}^{N-1} b_i z^{-i} \quad (1.6)$$



**Figure 1.2** structure du filtre RIF.

On appelle ce type de filtre non récursif car il ne prend pas en compte les réponses précédentes à cause de l'absence de bouclage de la sortie sur l'entrée.

❖ Les principales caractéristiques des filtres RIF sont :

- une bande de transition plus large qu'un filtre RII ayant le même nombre de coefficients.
- des méthodes de synthèse permettant de dériver n'importe quelle réponse fréquentielle.
- une stabilité inhérente ( $\sum_{n=0}^{N-1} |h(n)| < \infty$ ).
- Une meilleure stabilité numérique que les RII.
- une phase qui peut être exactement linéaire, par conséquent un temps de propagation de groupe constant et une absence de distorsion dans le signal.
- une plus grande facilité d'implantation dans un système numérique de traitement.

**b) Filtres à réponse impulsionnelle infinie (RII) ARMA**

Cette catégorie de filtre est également caractérisée par une fonction de transfert en  $z$  contenant des pôles, et une équation de convolution portant sur une infinité de termes, c'est à dire lorsque la sortie  $y(n)$  dépend à la fois des entrées et des sorties précédentes. Le filtre à réponse impulsionnelle infinie appelé aussi ARMA pour **Auto Regressif Moving Average**.

- L'équation de convolution:

$$y(n) = \sum_{i=0}^N b_i x(n-i) - \sum_{i=1}^L a_i y(n-i) \quad (1.7)$$

(Tel que :  $N \leq L$ )

- La fonction de transfert en  $z$  :

$$H(z) = \frac{y(z)}{x(z)} = \frac{\sum_{i=0}^N b_i z^{-i}}{1 + \sum_{i=1}^L a_i z^{-i}} \quad (1.8)$$

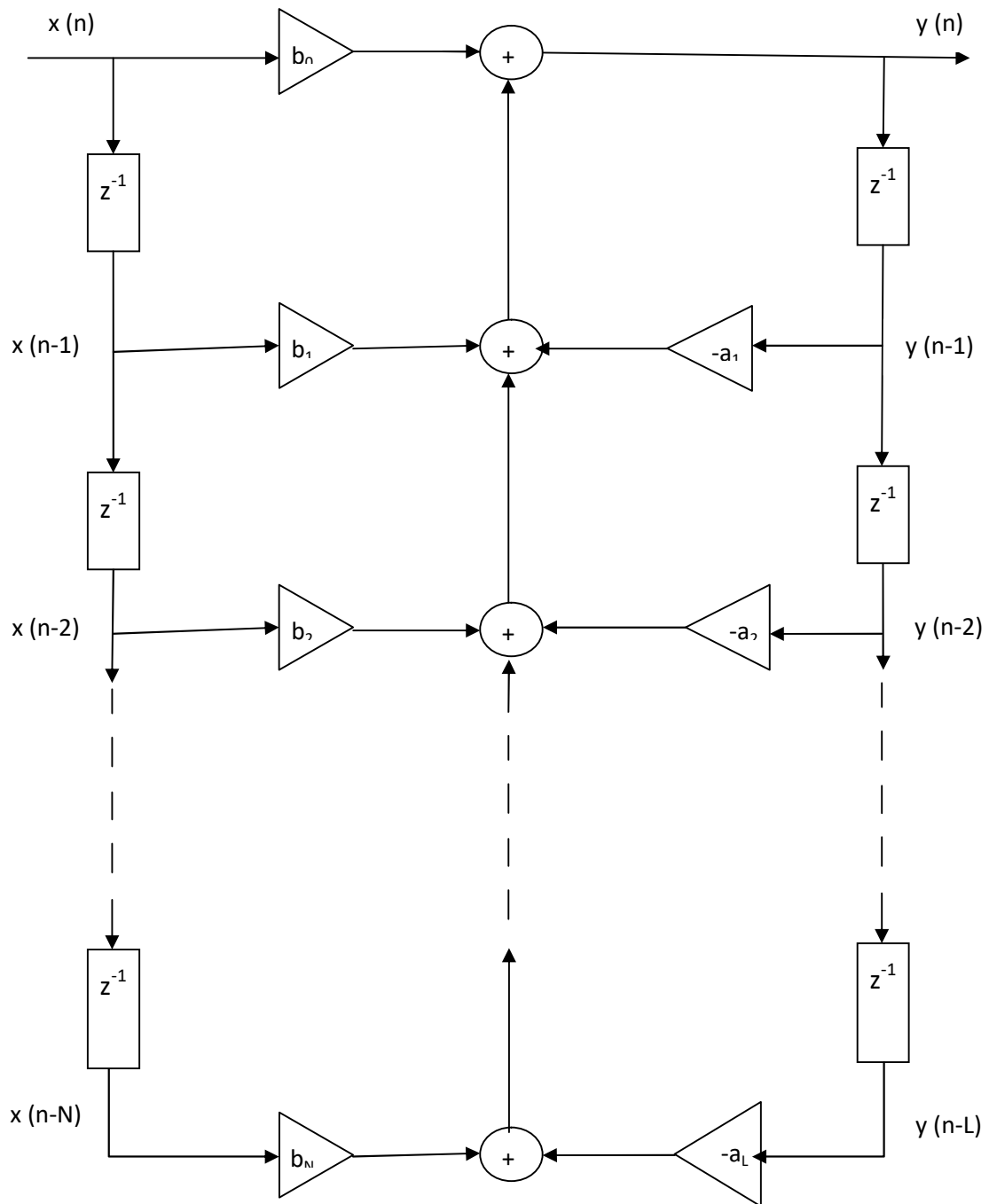


Figure 1.3 structure du filtre RII.

### ❖ Les principales caractéristiques des filtres RII

- une bande de transition peut être étroite.
- des méthodes de synthèse par transposition des méthodes pour les filtres analogiques.
- une instabilité potentielle due à des pôles situés en dehors du cercle unité  
 $|P_k| \geq 1$ .
- une instabilité numérique potentielle due au rebouclage.

### 1.2.5 Transformation de Fourier

La transformation de Fourier, en tant qu'opération mathématique possède également une réalité physique dans l'analyse du signal. Cette réalité est plus intuitivement abordable dans certains domaines de la Physique comme la théorie de la diffraction en optique (de Fourier) ou l'interprétation de la diffraction des rayons X par les cristaux (cristallographie). La TF est donc physiquement accessible et possède ainsi une réalité physique[5].

Le calcul de la transformée de Fourier pose un problème lorsque l'on considère des signaux discrets, c'est-à-dire dans la majorité des cas puisque l'acquisition d'un signal nécessite un échantillonnage. Ce calcul s'effectuera donc par l'utilisation de l'algorithme de la Transformation de Fourier Discrète (TFD) dont une version plus rapide (FFT pour Fast Fourier Transform) [5].

#### a) Transformer de Fourier Discrète (TFD)

La transformée de Fourier discrète est la Transformée de Fourier exacte d'un signal périodique et discret. Elle est très simple à calculer à partir de séries mathématiques limitées et ce calcul facilement sur un calculateur, ou s'implante sur un circuit spécialisé (DSP). La TFD d'un signal  $x(n)$  est  $X(k)$  donnée par la relation :

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j2\pi\frac{nk}{N}} \quad (1.9)$$

K : variable fréquentielle discret (K=0,1,2,3.....N-1).

n : variable temporel discret.

N : nombre de pions temporels.

### **b) Transformer de Fourier Rapide (TFR)**

La transformée de Fourier Rapide est simplement un TFD calculée selon un algorithme permettant de réduire le nombre d'opération et, en particulière, le nombre de multiplication effectuer. Il faut noter cependant, la réduction du nombre d'opération arithmétiques à effectuer, n'est pas synonyme de réduction du temps d'exécution. Tout dépend de l'architecture du processeur qui exécute le traitement.

## **1.3 La parole et le bruit**

### **1.3.1 Définition de la parole**

La parole est un moyen de communication très efficace et naturel de l'humain; 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 le système articulatoire. L'unité de parole de plus petite taille est un phonème (voyelle ou consonne). Le nombre de phonèmes est toujours très limité, normalement inférieur à cinquante. Par exemple : la langue française comprend 36 phonème [6].

### **1.3.2 Production du signal de parole**

La parole est produite par le système articulatoire, présenté à la figure (1.4) :

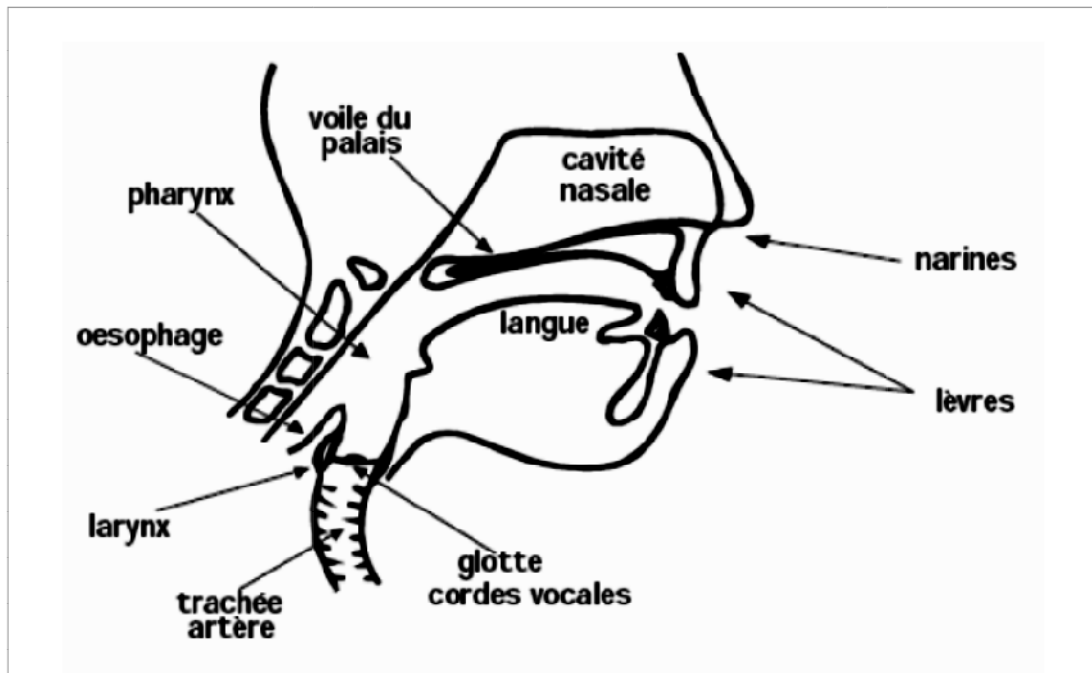


Figure 1.4 représentation de l'appareil phonatoire humain.

La parole peut être décrite comme le résultat de l'action volontaire et coordonnée des appareils respiratoire et masticatoire. Cette action se déroule sous le contrôle du système nerveux central qui reçoit en permanence des informations par rétroaction auditive et par les sensations cénesthésiques [6].

L'appareil respiratoire fournit l'air qui est expiré par la trachée-artère. L'air passe ensuite par le larynx où sa pression est modulée grâce aux cordes vocales qui déterminent la taille de l'ouverture (la glotte) par laquelle il peut passer. Finalement, l'air transite par le conduit vocal qui s'étend du pharynx aux lèvres pour devenir le signal vocal qui est émis par le locuteur.

L'intensité du son émis est liée à la pression de l'air en amont du larynx, sa hauteur est fixée par la fréquence de vibration des cordes vocales, appelée *fréquence fondamentale* (ou *pitch*). La fréquence fondamentale peut varier selon le genre (masculin ou féminin) et l'âge du locuteur. Cette dernière peut varier comme suit :

- de 80 à 200 Hz pour une voix masculine.
- de 150 à 450 Hz pour une voix féminine.
- de 200 à 600 Hz pour une voix d'enfant.



### 1.3.3 Classification de sons de la parole

La parole se distingue par sa complexité, due à des modes de production variables, engendrant des signaux fortement non-stationnaires. Cependant, du fait de l'inertie des muscles de l'appareil phonatoire, le signal vocal ne peut être considéré comme quasi-stationnaire que sur des intervalles de temps de durée limitée donc le traitement du signal de parole se fait sur des fenêtres d'analyse de l'ordre de 20 à 40 ms. Les sons de la parole peuvent être classés en trois catégories [7] :

#### a) Les sons voisés

Un son voisé est par définition un signal quasi-périodique qui possède un spectre fréquentiel très caractéristique, comme on peut le voir sur l'exemple de la *figure (1.5)*. La première raie de ce spectre correspond au fondamental ( $F_0$ ) et les raies suivantes à ses harmoniques (multiples de  $F_0$ ). L'enveloppe de ces raies possède des maxima locaux appelés formants (localisés en  $F_i$  avec  $i = 1, \dots, 4$ ) [8].

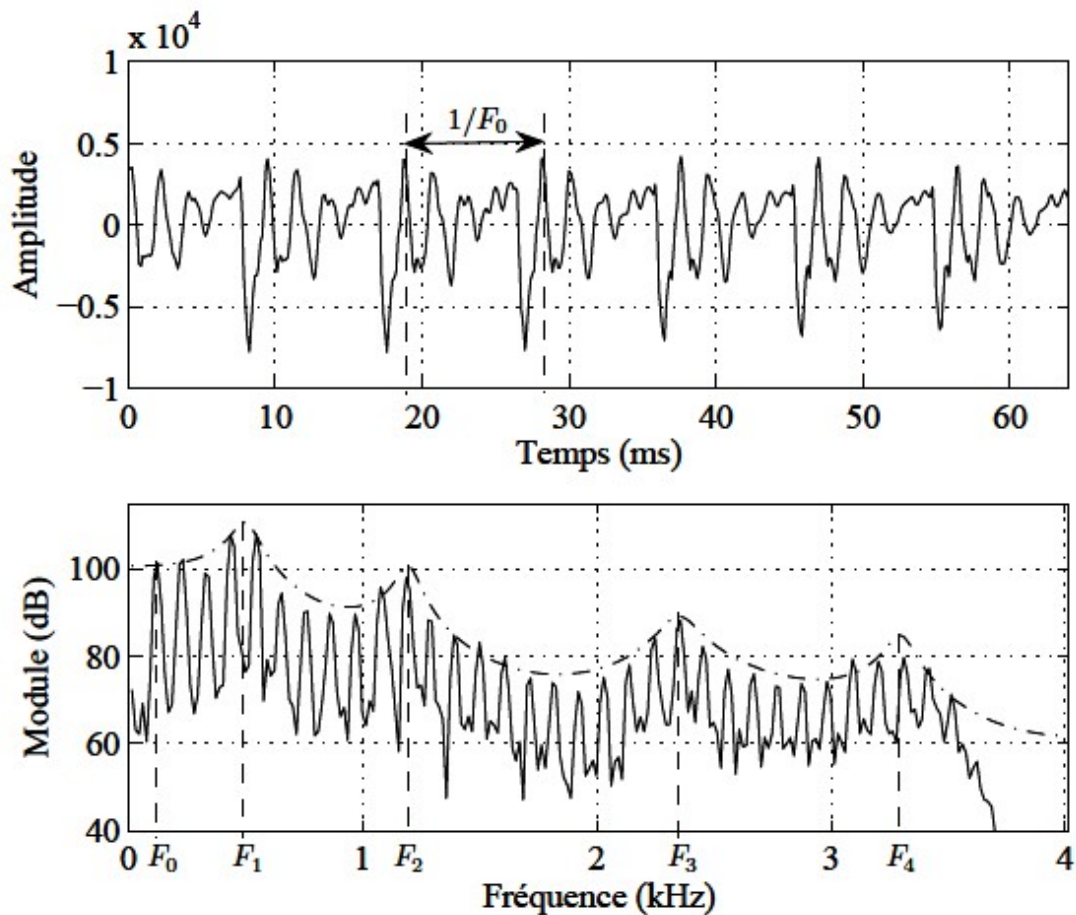
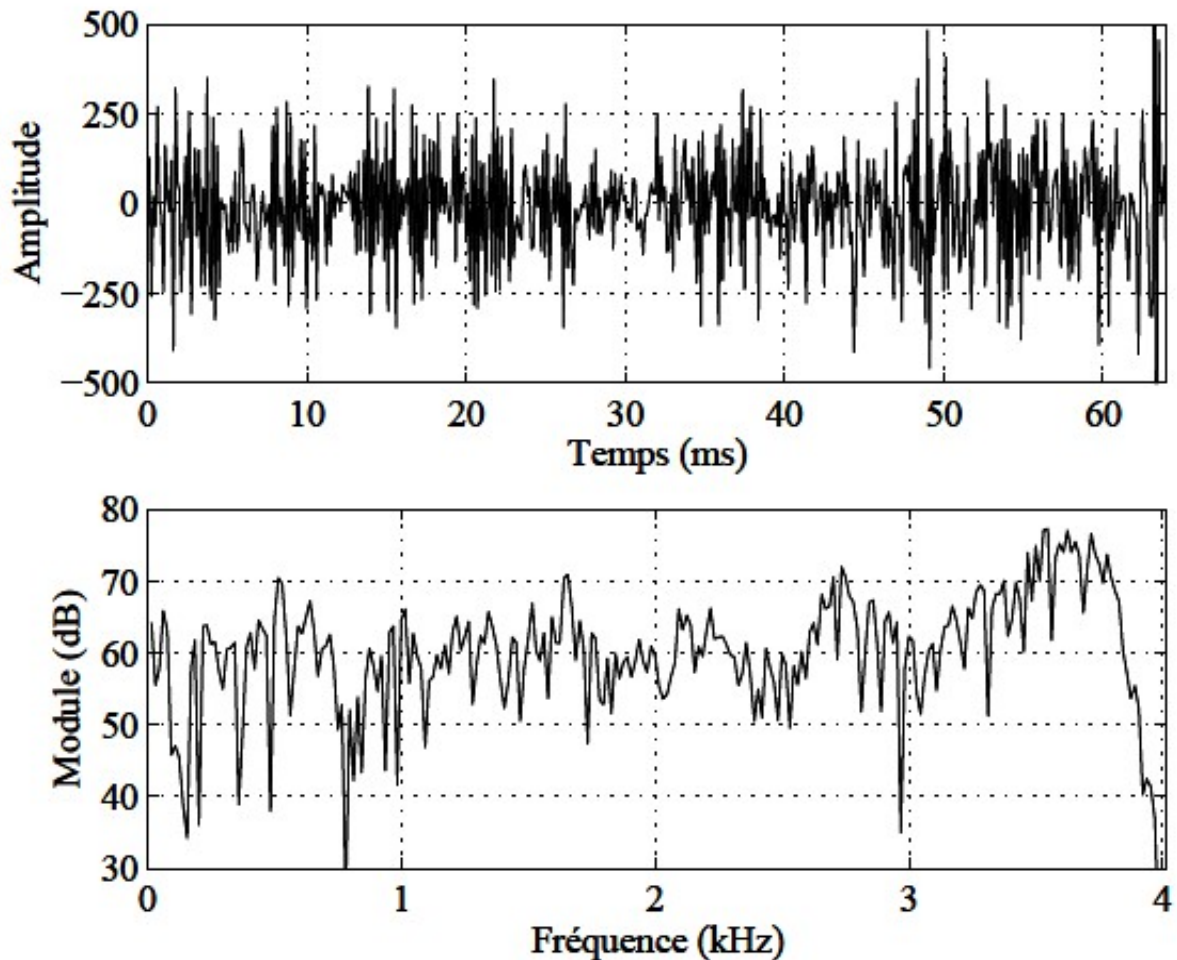


Figure 1.5 Forme d'onde d'une trame de signal vocal voisé et son spectre d'amplitude.

### b) Les sons non voisés

Un son non voisé ne présente pas de structure périodique, il peut être considéré comme un bruit blanc filtré par le conduit vocal. Son spectre ne possède donc pas de structure particulière et c'est souvent dans les hautes fréquences que le spectre est le plus énergétique comme l'illustre la figure (1.6) [8].



*Figure 1.6* Forme d'onde d'une trame de signal vocal non voisé et son spectre d'amplitude.

### c) Les silences

Les silences sont tout simplement des intervalles où le signal utile est absent. En pratique il s'agit de bruits, d'origines diverses, d'énergie négligeable devant celle du signal utile.

### 1.3.4 Nature et caractéristique du bruit

On appelle bruit tout signal nuisible qui se superpose au signal utile en un point quelconque d'une chaîne de mesure ou d'un système de transmission. Il constitue donc une gêne dans la compréhension du signal utile, qui est dans notre cas, la parole. En physique, en acoustique et en traitement du signal, bien que le bruit soit, par nature,

aléatoire, il possède certaines caractéristiques statistiques, spectrales ou spatiales. Le tableau 1.1 représente les différentes classes auxquelles un bruit peut appartenir [9].

Propriétés	Types
Structure	Continu/Impulsif/Périodique
Type d'interaction	Additif / Multiplicatif/ Convolutif
Comportement temporel	Stationnaire / Non-stationnaire
Bande de fréquence	Etroite / Large
Dépendance	Corrélé / Décorrélé
Propriétés statistiques	Dépendants / Indépendants
Propriétés spatiales	Cohérents / Incohérents

**Tableau 1.1** : Différentes propriétés du bruit acoustique.

Comme notre but est orienté vers le débruitage de la parole pour des applications de téléphonie mains libres à l'intérieur d'un habitacle de voiture, on se limite dans notre étude aux mélanges convolutif utilisant différents type de bruits, stationnaires, faiblement et fortement corrélés.

### ➤ **Bruit blanc**

Un bruit blanc est un signal aléatoire stationnaire de variance infinie dont la fonction d'auto-corrélation est proportionnelle à un Dirac (c'est-à-dire un spectre complexe constant sur toute la plage des fréquences). Cela se traduit par le fait que les valeurs du signal pris à deux instants, même très proches, ne sont pas du tout corrélées [7].

### ➤ **Bruit coloré**

Un bruit coloré est un bruit blanc filtré, ainsi la fonction d'autocorrélation d'un tel bruit ne sera pas une impulsion de Dirac, mais plutôt une courbe étroite. Un bruit coloré de basse fréquence est parfois appelé bruit rose car il ne conserve que les grandes longueurs d'onde, ce qui dans le spectre du visible correspond aux teintes rouges [7].


### ➤ **Bruit musical**

Le bruit musical est un bruit résiduel perceptuellement gênant qui apparaît suite au débruitage de la parole par des algorithmes d'atténuation spectrale à court terme tels que la soustraction spectrale ou le filtrage de Winner. Le spectre du bruit musical est particulièrement tonal, d'où le caractère musical [9].

## **1.4 Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons présentés les principaux outils mathématiques pour le filtrage numérique, ainsi que les propriétés et les principales caractéristiques de la parole et du bruit.

Dans le prochain chapitre, nous allons présenter les différentes méthodes de réduction du bruit et les différents algorithmes adaptatifs.



# Chapitre 2

## Filtrage par algorithmes adaptatifs

### 2.1 Introduction

Le principe de réduction du bruit consiste à améliorer le signal utile par rapport aux autres signaux (bruit), donc il existe des systèmes permettant de régler tous ces problèmes de ce bruit, ce sont les algorithmes de la réduction du bruit (débruitage).

Ce chapitre présente les différentes techniques de filtrage adaptatif avec ces algorithmes (les algorithmes de gradient LMS (Least Means Square), et LMS normalisé NLMS, et aussi les algorithmes des moindres carrés récursifs RLS (Récursif Least Square)), et l'algorithme RNQ (récursif non quadratique).

### 2.2 Filtrage adaptatif

Le filtrage adaptatif occupe une place très importante en traitement numérique du signal. On dit un filtrage est adaptatif si ces coefficients sont modifiés selon des critères donnés. Ces modifications doivent suivre l'évolution du système dans leur environnement aussi rapidement que possible.

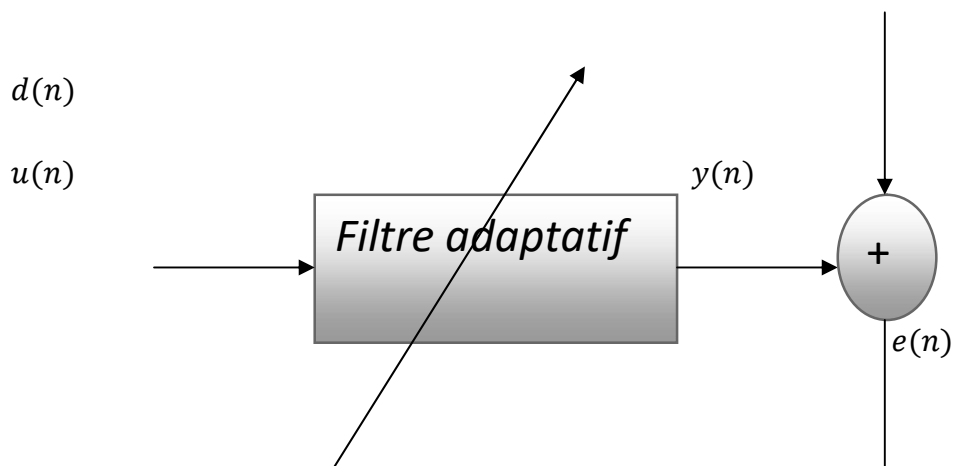
Le rôle du filtre adaptatif est d'ajuster un vecteur de paramètre  $w(n)$  pour un objectif bien défini (minimiser l'EQM erreur quadratique moyenne MSE en anglais). Son principe est basé sur un algorithme d'adaptation représenté sur la figure (2.1) [2].

Le filtre adaptatif est un filtre numérique dont les coefficients se modifient eux même en fonction des signaux extérieur [10]. De façon générale les filtres adaptatifs sont des systèmes appliqués sur des données bruitées pour obtenir une information utile à un certain instant  $t$ , ces systèmes étant mise en œuvre selon trois configurations [13] :

- Le filtrage c'est-à-dire l'extraction de cette information au temps  $t$  à partir des données bruitées mesurée jusqu'au temps  $t$  inclus.
- Le lissage qui utilisera aussi les données postérieures au temps  $t$ .

- La prédiction qui ne se sert que des données jusqu'aux temps  $t-\tau$  pour déduire l'information qui nous intéresse au temps  $t$ .

Le schéma de principe d'un filtre adaptatif est donné par la figure (2.1) suivante :



**Figure 2.1 :** Schéma représente le principe d'un filtre adaptatif.

Les différents signaux qui sont utilisés dans ce système de filtrage adaptatif sont :

$u(n)$  : Le signal d'entrée.

$w(n)$  : Les coefficients du filtre.

$y(n)$  : Le signal de sortie.

$d(n)$  : Le signal désiré.

$e(n)$  : Le signal d'erreur.



### 2.2.1 Application

Le filtrage adaptatif est un outil puissant en traitement du signal, communication numérique, et contrôle automatique. Les applications sont diverses mais présentent les caractéristiques suivantes : on dispose d'une entrée  $u(n)$  ainsi que le signal désirée  $d(n)$  et l'erreur  $e(n)$  qui représente la différence entre la réponse désirée  $d(n)$  et la sortie du filtre  $y(n)$  et qui sert à contrôler (adapter) les valeurs des coefficients du filtre.

Ce qui différencie essentiellement les applications provient de la façon de définir la réponse désirée  $d(n)$ . On peut distinguer quatre grandes classes d'applications :

- Identification du système.
- Prédiction.
- Annulation d'interférences.

### 2.3 Filtre de Wiener

Le filtre de Wiener est un outil très puissant en traitement du signal. Aussi ce filtre est parmi les méthodes de débruitage classiques les plus utilisées dans la littérature, c'est l'estimateur qui minimise l'Erreur Quadratique Moyenne (EQM ou MSE)[13].

Pour optimiser la séparation d'un signal et d'un bruit et atténuer la distorsion apportée par un filtre à un signal, on doit minimiser l'erreur quadratique moyenne (MSE) selon le principe de filtre de Wiener [10] (voir la figure 2.2).

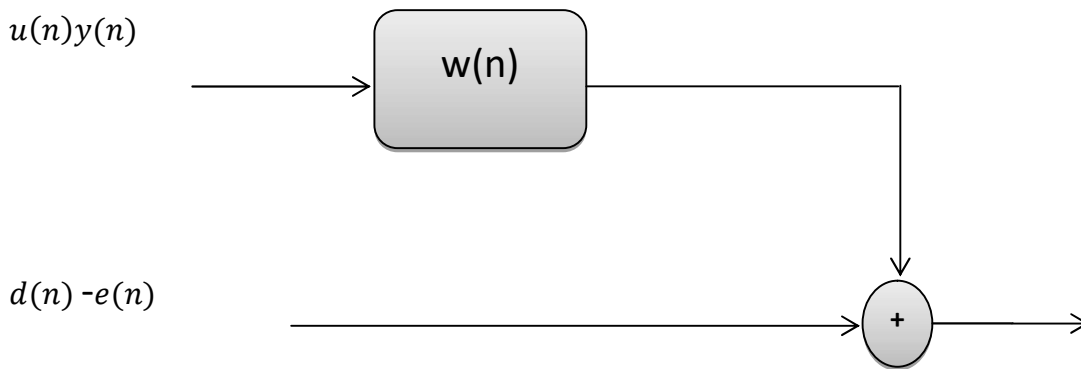


Figure 2.2 :Schéma de filtrage Wiener.

$$J = E\{e(n)^2\} \quad (2.1)$$

et on a aussi :

$$\mathbf{w}^{opt} = \arg [\min_w [J(e(n))]] \quad (2.2)$$

où

$J$  :La fonction du cout.

$E$  :L'espérance mathématique.

$\mathbf{w}^{opt}$  : Le vecteur optimum.

Le principe de filtre de Wiener est de trouver en sortie une réponse  $y(n)$  la plus proche possible d'une réponse désirée  $d(n)$ , lorsque l'entrée  $u(n)$  est affectée par le bruit.

Donc la fonction d'erreur s'écrit comme suit :

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

Avec la sortie du filtre s'écrit comme suit :

$$y(n) = \sum_{l=0}^{l-1} w(n)u(n-l) = \mathbf{w}^T(n-1)\mathbf{u}(n) = \mathbf{u}^T(n)\mathbf{w}(n-1) \quad (2.4)$$

En introduisant les vecteurs :

$$\mathbf{u}(n) = [u(n), u(n-1) \dots \dots u(n-l+1)]^T \quad (2.5)$$

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

où  $u(n)$  représente le signal d'entrée du filtre,  $\mathbf{w}(n)$  c'est le vecteur des coefficients de filtre et  $L$  représente la longueur du filtre.

En développons la fonction coût (2.1), le filtre de Wiener se définit comme ceci [13] :

$$J = E\{(d(n) - \mathbf{u}(n)^T \mathbf{w}(n))^2\}$$

après développement, on obtient :

$$J = \sigma_d^2 - 2\mathbf{P}\mathbf{w}(n) + \mathbf{w}^T(n)\mathbf{R}\mathbf{w}(n) \quad (2.7)$$

avec :

$\sigma_d^2 = E\{d(n)^2\}$ , représente la variance du signal désiré.

$\mathbf{R} = E\{\mathbf{u}(n)\mathbf{u}(n)^T\}$ , représente la matrice d'autocorrélation du signal d'entrée  $u(n)$   $\mathbf{P} = 2E\{d(n)\mathbf{u}(n)^T\}$ , représente le vecteur d'intercorrélation entre le signal d'entrée  $u(n)$  et le signal désiré  $d(n)$ .

❖ Le principe d'orthogonalité

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

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}^{opt}} = 0 \quad (2.8)$$

Par conséquent, à l'optimum on a :

$$-2E\{e(n)\mathbf{u}(n)\} = 0 \quad (2.9)$$

C'est le principe d'orthogonalité signifiant que tous les entrées  $u(n)$  sont décorrélées de l'erreur  $e_{\min}(n)$ .

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

En développant (2.9), on obtient :

$$-2E\{d(n)\mathbf{u}(n)\} + 2E\{\mathbf{u}(n)\mathbf{u}(n)^T\}\mathbf{w}^{opt} = 0$$

alors on obtient :

$$\mathbf{w}^{opt} \mathbf{R} = \mathbf{P} \quad (2.10)$$

Donc l'équation de Wiener-hopf est :

$$\mathbf{w}^{opt} = \mathbf{R}^{-1} \mathbf{P} \quad (2.11)$$

avec :

$\mathbf{P}$ : représente la matrice d'autocorrélation du signal d'entrée  $u(n)$ .  $\mathbf{R}$ : représente le vecteur d'intercorrélacion entre  $u(n)$  et  $d(n)$

## 2.4 Algorithmes du gradient

L'algorithme du gradient stochastique est une approximation du gradient déterministe. L'algorithme LMS est certainement l'algorithme adaptatif le plus populaire en raison de sa simplicité, et sa faible complexité de calcul et son faible nombre de paramètre à ajuster [15].

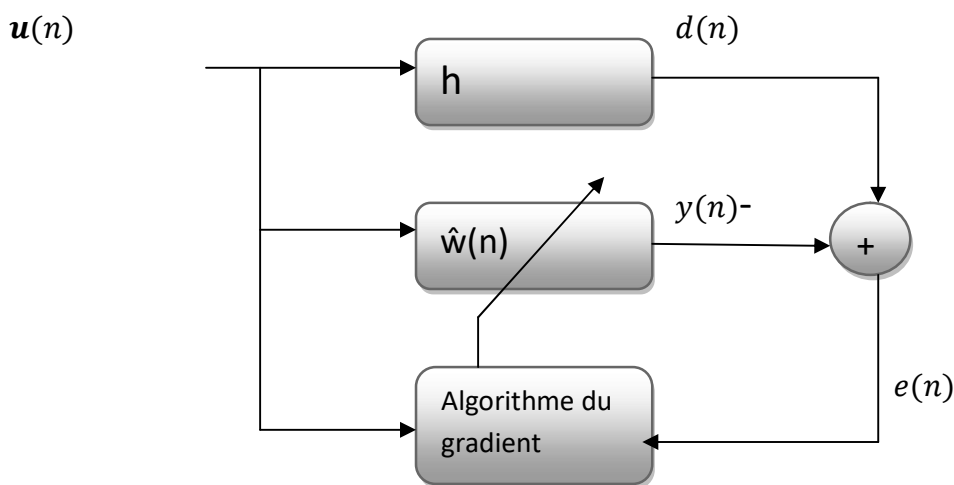


Figure 2.3 : Schéma bloc de l'algorithme LMS.

Dans la partie suivante, on parle des algorithmes du gradient stochastique représenté par les deux algorithmes LMS et NLMS.

### 2.4.1 Algorithme LMS

L'algorithme LMS est une approximation stochastique de l'algorithme du gradient déterministe appliqué à la minimisation de la fonction de coût quadratique  $J(w)$ . Ainsi, pour faire tendre  $w(n)$  vers la valeur optimale, on soustrait une valeur qui est proportionnelle au gradient de  $[e(n)]^2$  ceci aura comme expression [10] :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \frac{\mu}{2} \frac{dJ(w)}{d\mathbf{w}(n)} \quad (2.12)$$

Donc la mise à jour du filtre est caractérisée par :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu e(n) \mathbf{u}(n) \quad (2.13)$$

Le coefficient d'adaptation  $\mu$  régule la stabilité du filtre ainsi que sa convergence. La condition de convergence est donnée par :

$$0 < \mu < \frac{1}{\lambda_{max}} \quad (2.14)$$

$$0 < \mu < \frac{1}{Tr(R)}$$

Dans le cas d'un bruit blanc, on a :

$$0 < \mu < \frac{1}{L\sigma^2}$$

Ou

$Tr(R)$  :

représente la somme des éléments de la diagonale d'une matrice.  $\sigma^2$  : représente la variance du signal d'entrée  $u(n)$ .

et  $\lambda_{max}$  représente la valeur propre maximale de la matrice autocorrélation  $R$ .

### 2.4.2 Algorithme LMS normalisé (NLMS)

L'algorithme NLMS (Normalized Least Means Square) est dérivé du LMS. Cet algorithme normalise les données d'entrée et que la convergence est assurée pour une valeur du pas d'adaptation comprise entre 0 et 2.

$$0 < \mu < 2 \quad (2.15)$$

L'équation de mise à jour des coefficients du NLMS est :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu e(n) \frac{\mathbf{u}(n)}{\mathbf{u}^T(n)\mathbf{u}(n)} \quad (2.16)$$

Le comportement de cet algorithme montre bien que la convergence du NLMS est plus rapide que celle du LMS pour le pas d'adaptation. Par contre le désajustement de l'erreur quadratique est important dans le cas du NLMS.

## 2.5 Algorithmes des moindres carrés

Dans cette partie, on étudie l'algorithme des moindres carrés, ou on minimise le critère suivant :

$$J(n) = \sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} e^2(i) \quad (2.17)$$

L'algorithme le plus utilisé est l'algorithme RLS (Recursive Least Square) qui sera présenté dans la partie suivante.

### 2.5.1 Algorithme RLS

L'algorithme des moindres carrés récursifs RLS (Récursif Least Square), est un type des algorithmes adaptatif qui converge plus rapidement que les algorithmes du gradient (LMS et NLMS) [14].

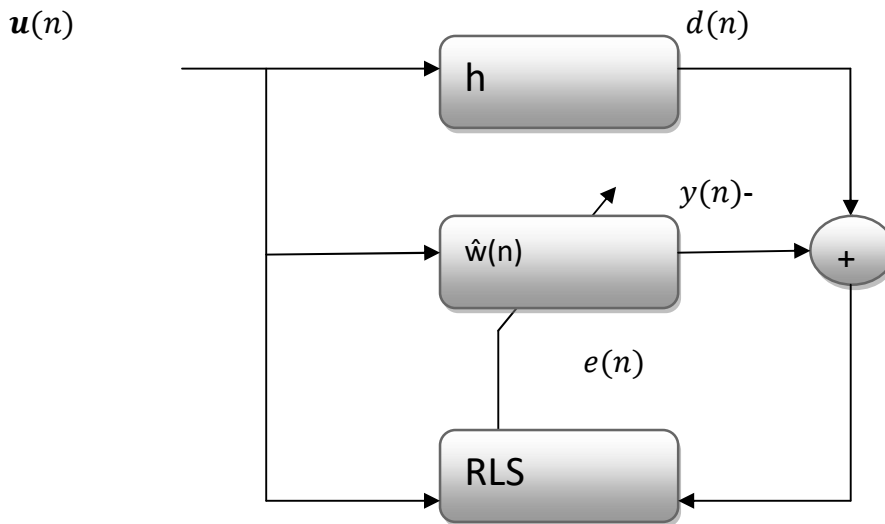


Figure 2.4 : schéma block de l'algorithme RLS.

L'objectif de cet algorithme est l'estimation des paramètres  $w(n)$  du filtre adaptatif par l'utilisation du critère des moindres carrés :

$$J(n) = \sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} e^2(i)$$

$$= \sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} [d(i) - \mathbf{w}^T(i)\mathbf{u}(i)]^2$$

En utilisant la formule suivante :

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} = 0$$

$$\sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} [d(i) - \mathbf{w}^T(i)\mathbf{u}(i)]\mathbf{u}(i) = 0 \quad (2.18)$$

$\lambda$  est un facteur de pondération qui prend toujours une valeur positive ( $0 < \lambda < 1$ ). Ce facteur est appelé facteur d'oubli car il permet d'oublier les données qui correspondent à un passé distant. Le cas particulier est  $\lambda=1$  correspond à une mémoire infinie.

La détermination des coefficients  $w(n)$  se fera en cherchant à minimiser la fonction de cout  $J(n)$ , ceci revient à calculer sa dérivée partielle par rapport à  $w(n)$ . Donc on obtient finalement l'expression de  $w(n)$  comme suit [10] :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mathbf{K}(n)e(n) \quad (2.19)$$

La fonction d'erreur est définie par :

$$e(n) = d(n) - \mathbf{u}(n)^T \mathbf{w}(n-1) \quad (2.20)$$

La fonction du gain kalman est définie par :

$$\mathbf{K}(n) = \frac{\lambda^{-1} \mathbf{P}(n-1) \mathbf{u}(n)}{1 + \lambda^{-1} \mathbf{u}^T(n) \mathbf{P}(n-1) \mathbf{u}(n)} \quad (2.21)$$

D'où

$$\mathbf{P}(n) = \lambda^{-1} \mathbf{P}(n-1) - \lambda^{-1} \mathbf{K}(n) \mathbf{u}^T(n) \mathbf{P}(n-1) \quad (2.22)$$

Avec :

$\mathbf{u}(n)$  : Le vecteur signal d'entrée du filtre.

$\mathbf{w}(n)$  : Les coefficients du filtre.

$d(n)$  : Le signal désiré.

$e(n)$  : Le signal d'erreur.

$\mathbf{K}(n)$  : Le gain de kalman.

$\mathbf{P}(n)$  : La matrice de corrélation



## 2.6 Présentation de l'algorithme RNQ (Réursive Non Quadratique)

Dans ce paragraphe, nous allons présenter l'algorithme RNQ (Réursive Non Quadratique) qui est un algorithme adaptatif basé sur des fonctions non quadratiques de l'erreur [17]. L'idée principale derrière l'algorithme RNQ est d'utiliser une fonction de cout qui utilise des puissances d'erreur non quadratique, en extrayant les informations d'ordre supérieur sur les statistiques du signal d'erreur.

### 2.6.1 Algorithme RNQ

Le principe de base de l'algorithme RNQ est défini par la figure (2.5) suivante :

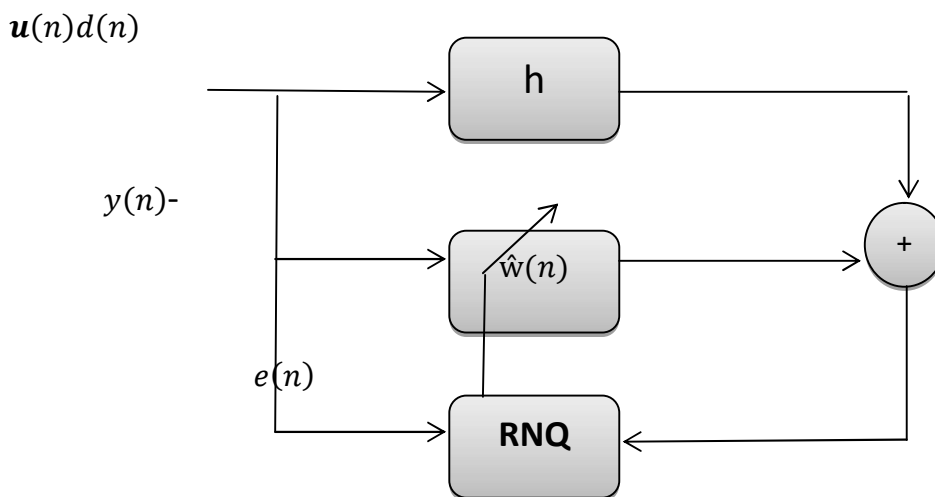


Figure 2.5 :schéma du principe de l'algorithme RNQ.

La structure de base d'un filtre adaptatif se compose d'un signal désirée  $d(n)$ , un vecteur d'entrée :

$$\mathbf{u}(n) = [u(n), u(n-1), \dots, u(n-L+1)]^T \quad (2.23)$$

Et une erreur  $e(i)$ , qui est utilisée pour mettre à jour le vecteur  $\mathbf{w}(n)$  :

$$\mathbf{w}(n) = [w(n), w(n-1), \dots, w(L-1, n)]^T \quad (2.24)$$

L'objectif est de récupérer  $d(n)$  en estimant la sortie du signal

$$y(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{u}(n) \quad (2.25)$$

Après nous calculons la fonction d'erreur  $e(i) = d(n) - y(n)$ , où  $n$  représente le nombre d'itération  $1 < i < n$  et  $L$  est la longueur du filtre.

Dans l'algorithme RNQ, on vise à minimiser le critère suivant [17]:

$$J(n) = \sum_{i=1}^n \{\lambda^{n-i} [e(i)]^{2j}\} \quad (2.26)$$

Où

$j$  et  $n$  sont des entiers positifs.

Le facteur de pondération exponentielle, ou le facteur d'oubli  $\lambda$  est une constante proche mais inférieure à un.

Afin d'obtenir le filtre optimal, nous calculons le gradient de  $J(n)$ , prendre la formule de  $[d(i) - \mathbf{w}(i)^T \mathbf{u}(i)]^{2j-1}$  et effectuer l'approximation suivante :

$$\nabla J(n) = -2j [\sum_{i=1}^n [\lambda^{n-i} d^{2j-1}(i) \cdot \mathbf{u}(i)] - (2j-1) \sum_{i=1}^n [\lambda^{n-i} d^{2j-1}(i) \cdot \mathbf{u}(i) \mathbf{u}(i)] \mathbf{w}(n)]. \quad (2.27)$$

En supposant que  $e(i)$  est approximativement égal à zéro lorsque les coefficients atteignent ses valeurs minimales.

On définit du premier terme de (2.27) comme  $\mathbf{Z}(n)$  et le second terme comme  $\phi(n)$ , cette équation peut être écrite comme :

$$\nabla J(n) = -2j[\mathbf{Z}(n) - \phi(n)\mathbf{w}(n)] \quad (2.28)$$

Maintenant, en l'égalant à zéro, on obtient l'équation suivante :

$$\hat{\mathbf{w}}(n) = \phi^{-1}(n)\mathbf{Z}(n) \quad (2.29)$$

En isolant le terme correspond à  $i = n$  de  $\phi(n)$  nous obtenons :

$$\phi(n) = \lambda\phi(n-1) + [(2j-1)d^{2j-2}(n)]\mathbf{u}(n)\mathbf{u}(n) \quad (2.30)$$

D'après l'inversion du lemme à (2.30) nous obtenons le vecteur de gain L1, et  $\mathbf{K}$  est donné par :

$$\mathbf{K}(n) = \frac{\lambda^{-1}\mathbf{P}(n-1)\mathbf{u}(n)}{[(2j-1)d^{2j-2}(n)] + \lambda^{-1}\mathbf{u}^T(n)\mathbf{P}(n-1)\mathbf{u}(n)} \quad (2.31)$$

où

$$\mathbf{P}(n) = \phi^{-1}(n) = \lambda^{-1}\mathbf{P}(n-1) - \lambda^{-1}\mathbf{K}(n)\mathbf{u}^T(n)\mathbf{P}(n-1) \quad (2.32)$$

nous réorganisons (2.31) comme suite :

$$[(2j-1)d^{2j-2}(n)]^{-1}\mathbf{K}(n) = \mathbf{P}^T(n)\mathbf{u}(n) \quad (2.33)$$

En utilisant le fait que  $\mathbf{P}(n)\mathbf{u}(n)$  est une factorisation de  $\mathbf{K}(n)$ , nous obtenons l'équation suivante :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mathbf{K}(n)\left[\frac{d(n)}{(2j-1)} - \mathbf{u}^T(n)\mathbf{w}(n-1)\right] \quad (2.34)$$

Le terme entre crochet dans (2.34) est l'estimation de l'erreur, que nous désignons par  $\xi(n)$ .

Ensuite l'équation finale de mise à jour RNQ est donnée comme suit :

$$\hat{\mathbf{w}}(n) = \hat{\mathbf{w}}(n-1) + \mathbf{K}(n)\xi(n). \quad (2.35)$$

## 2.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le principe du filtrage adaptatif avec ses paramètres et aussi nous avons cités les algorithmes les plus utilisés pour la réduction du bruit de et qui sont le LMS, NLMS et RLS.

Nous avons également présenté un algorithme de moindres carrés récursif (RNQ) que nous proposons de l'utiliser en réduction de bruit acoustique. Cette application sera l'objet du prochain chapitre.

Chapitre 3  
Réduction du bruit  
et rehaussement du  
signal de parole par  
l'algorithme RNQ

### 3.1 Introduction

La plupart des filtres adaptatifs ont été développés en utilisant l'erreur carrée comme une fonction de coût, par exemple le filtre kalman, les moindres carrés récurrents (RLS), LMS.

Dans ce chapitre, nous allons présenter l'algorithme RNQ (récurive non quadratique) pour la réduction du bruit et le rehaussement de la parole en utilisant la méthode d'annulation adaptative du bruit ANC.

Au début, on va définir le principe de la méthode d'annulation adaptative du bruit ANC, et ensuite on présentera l'ANC avec l'algorithme RNQ, et aussi le comportement de poids et l'analyse de convergence de l'algorithme RNQ.

### 3.2 Annulation adaptative du bruit (ANC)

Le principe d'annulation adaptative du bruit remonte aux contributions de Howells et Apple Baum vers la fin des années 50. Le développement de l'algorithme LMS par Widrow a permis l'élaboration de cette technique sous sa forme actuelle.

#### ❖ Méthodes de l'annulation du bruit

La méthode utilisée pour annuler un bruit va dépendre de son contexte :

- Le type du signal (stationnaire, non stationnaire).
- Le type du bruit.
- Le rapport signal sur bruit (RSB).

La méthode la plus connue et la plus ancienne est l'annulation adaptative du bruit (ANC en anglais pour 'Adaptive Noise Canceling'), c'est-à-dire qu'on utilise le filtrage adaptatif pour annuler le bruit [16].

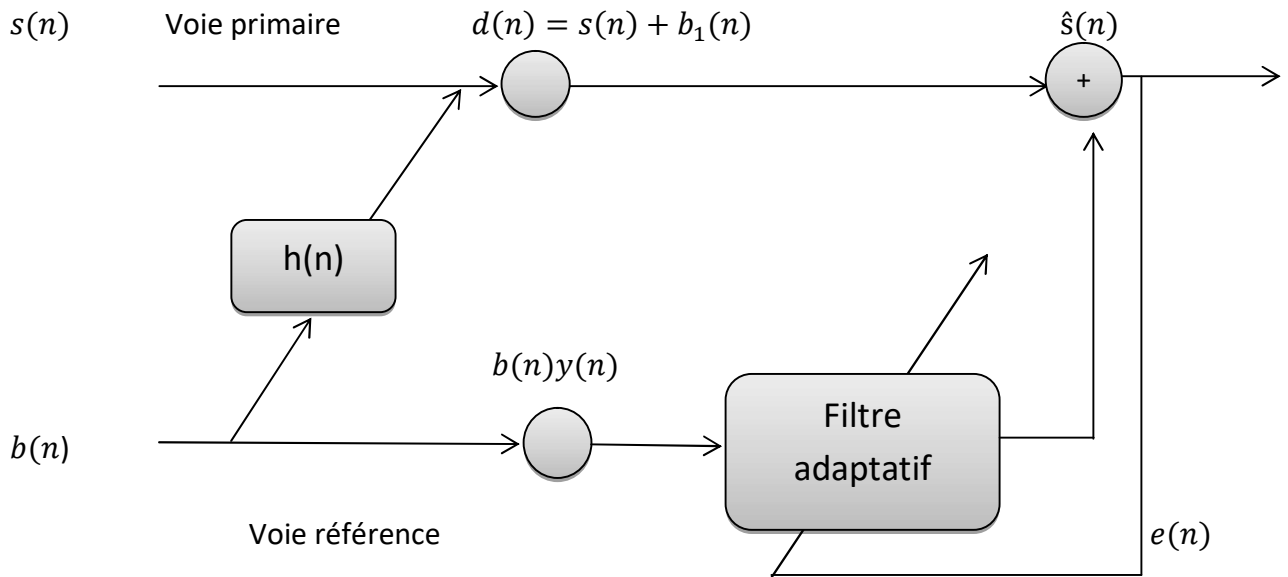
### ❖ Principe de base de l'annulation adaptative du bruit

Considérons une observation bruitée  $d(n)$  d'un signal  $s(n)$  c'est-à-dire  $d(n) = s(n) + b_1(n)$  où  $b_1(n)$  est une contribution décorrelée du signal utile  $s(n)$ .  $d(n)$  représente le signal d'observation sur la voie primaire. Supposons que l'on dispose au niveau d'une deuxième voie d'un bruit  $b(n)$  fortement corrélé à  $b_1(n)$  mais décorrelé de  $s(n)$ ,  $b(n)$  fournit un signal secondaire d'observation sur la voie de référence au système d'ANC.

La relation entre  $b_1(n)$  et  $b(n)$  est supposée linéaire, c'est-à-dire  $b_1(n) = h(n) * b(n)$

où  $*$  représente le produit de convolution et  $h(n)$  représente la réponse impulsionnelle du canal de fonction transfère  $H(f)$ .

Le principe de la technique d'annulation adaptative du bruit (ANC) est de filtrer la référence  $b(n)$  de manière adéquate afin d'obtenir la meilleure estimation de  $b_1(n)$  (au sens de l'erreur quadratique moyenne) ce qui apporte une réduction du bruit en sortie. Une illustration graphique de ce principe est présentée en figure (3.1) [7]:



**Figure 3.1** : schéma de la structure d'annulation adaptative du bruit.

En tenant en compte de la relation linéaire entre les bruits dans les deux observations, le signal de sortie peut s'écrire sous la forme :

$$\hat{s}(n) = s(n) + (h(n) - w(n)) * b(n) \quad (3.1)$$

La solution du débruitage idéal  $\hat{s}(n) = s(n)$  est donc équivalente à  $w^{opt}(n) = h(n)$ . Une manière de déterminer le filtre  $w^{opt}(n)$  sans connaissance ni du signal  $s(n)$  ni du filtre  $h(n)$  consiste à considérer la solution de la minimisation de l'énergie du signal estimé  $\hat{s}(n)$ . En effet, compte tenu de la décorrelation  $b_1(n)$  et  $s(n)$ , on a :

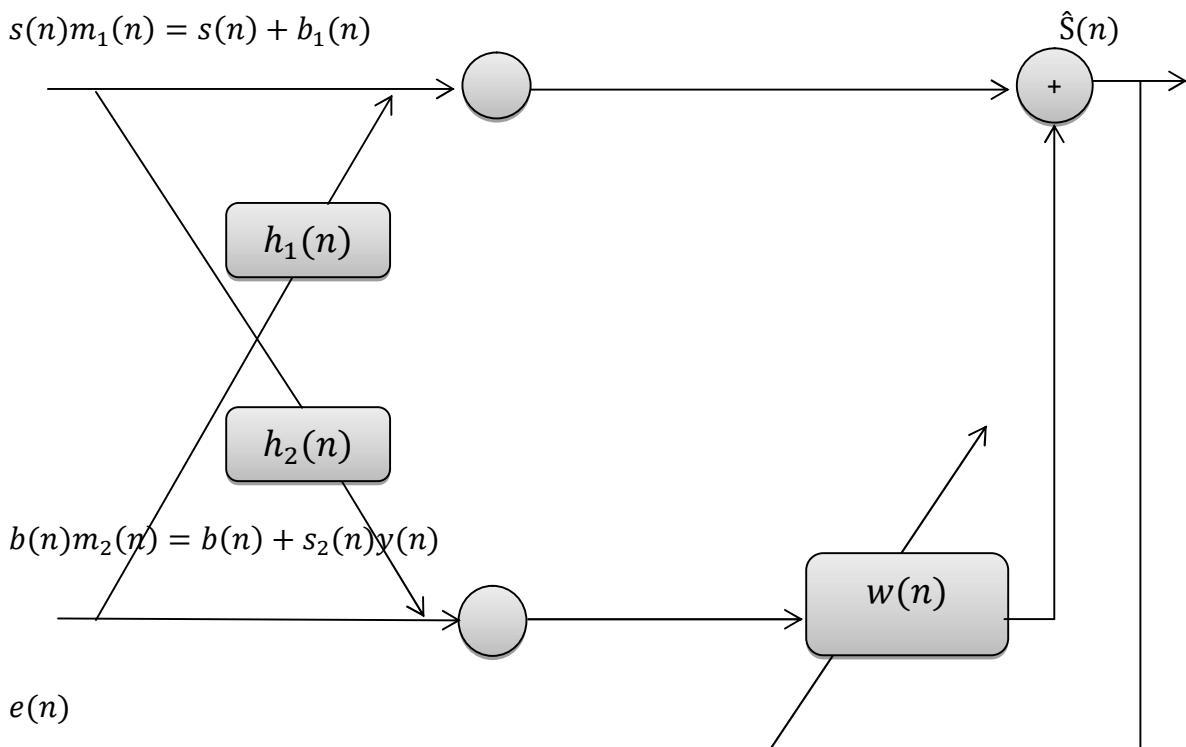
$$E[\hat{s}^2(n)] = E[s^2(n)] + E[(h(n) - w(n)) * b(n)]^2 \quad (3.2)$$

La valeur minimale de  $E[\hat{s}^2(n)]$  est alors atteinte pour  $w^{opt}(n) = h(n)$ .



### 3.3 ANC par l'algorithme RNQ

Dans notre travail, nous proposons l'utilisation de l'ANC avec interférence par l'algorithme RNQ dans le domaine de la réduction du bruit et le rehaussement de la parole, et le principe de ce travail est présenté à la figure (3.2) :



**Figure 3.2** : schéma représente l'annulation adaptative du bruit par l'algorithme RNQ.

Pour ce schéma, on a les mélanges  $m_1(n)$  et  $m_2(n)$  sont données par les équations suivantes :

$$m_1(n) = s(n) + b_1(n) \quad (3.3) \quad m_2(n) = b(n) + s_2(n) \quad (3.4)$$

avec

$$b_1(n) = \alpha_1 h_1 * b(n) \quad (3.5) \quad s_2(n) = \alpha_2 h_2 * s(n) \quad (3.6)$$

où (\*) représente le produit de convolution.

$\alpha_1$  et  $\alpha_2$  représentent des facteurs qui permettent de contrôler le niveau de bruit :

$$\alpha_1 = \sqrt{\left(\frac{E_s}{E_b} 10^{\left(\frac{-rsb1}{10}\right)}\right)} \quad (3.7) \quad \alpha_2 =$$

$$\sqrt{\left(\frac{E_b}{E_s} 10^{\left(\frac{rsb2}{10}\right)}\right)} \quad (3.8)$$

on a aussi  $h_1$  et  $h_2$  qui représentent les effets du couplage mutuel entre les signaux.  $E_s$  :

Représente l'énergie du signal de parole.

$E_b$  : Représente l'énergie de bruit.

Et le signal erreur  $e(n)$  est donné par la formule suivante :

$$e(n) = \frac{m_1(n)}{2^{j-1}} - m_2(n) * w(n) \quad (3.9)$$

On développe l'équation (3.9) en remplaçant les fonctions des mélanges  $m_1(n)$  et  $m_2(n)$  par ces formules, on obtient :

$$e(n) = s(n) * \left[\frac{\delta(n)}{2^{j-1}} - \alpha_2 h_2\right] + b(n) * \left[\frac{\alpha_1 h_1}{2^{j-1}} - w(n)\right] \quad (3.10)$$

Pour que la solution soit  $\hat{s}(n) = s(n)$  on doit faire :

$$\frac{\alpha_1 \cdot h_1}{2^{j-1}} - w^{opt} = 0$$

Et on obtient l'expression de filtre  $w^{opt}$ , comme suit :

$$w^{opt} = \frac{\alpha_1 \cdot h_1}{2^{j-1}} \quad (3.11)$$

Maintenant, on à la fonction d'erreur quadratique moyenne de l'algorithme RNQ

$J(n) = \sum_{i=1}^n \{\lambda^{n-i} [e(i)]^{2j}\}$  (3.12)  $\lambda$  représente le facteur de pondération sa valeur doit être comprise entre 0 et 1

Selon une notation vectorielle on a :

$$e(n) = \frac{m_1(n)}{2^{j-1}} - \mathbf{M}_2(n) \mathbf{w}(n)^T \quad (3.13)$$

avec  $\mathbf{M}_2(i) = [m_2(i-1), m_2(i-1), \dots \dots \dots, m_2(i-L-1)]^T$  est le signal de la voie 2

Le gain de kalman est définit comme suit :

$$\mathbf{K}(n) = \frac{\lambda^{-1} \mathbf{P}(n-1) \mathbf{M}_2(n)}{[(2j-1)d^{2j-2}(n)] + \lambda^{-1} \mathbf{M}_2^T(n) \mathbf{P}(n-1) \mathbf{M}_2(n)} \quad (3.14)$$

Ou

$$\mathbf{P}(n) = \phi^{-1}(n) = \lambda^{-1} \mathbf{P}(n-1) - \lambda^{-1} \mathbf{K}(n) \mathbf{M}_2^T(n) \mathbf{P}(n-1) \quad (3.15)$$

### 3.4 analyse de convergence de l'algorithme RNQ

Dans le contexte de l'identification du système adaptatif [17], nous avons le signal désiré donne par :

$$d(n) = e(n) - \mathbf{w}^{optT} \mathbf{u}(n) \quad (3.16)$$

Ou  $\mathbf{w}^{opt}$  est le vecteur optimale, et  $\mathbf{u}(n)$  est le vecteur d'entrée, et  $e(n)$  c'est la fonction d'erreur.

De (2.30) et (3.16), nous obtenons l'estimation des coefficients du filtre comme

$$\hat{\mathbf{w}}(n) = \frac{1}{2^{j-1}} \mathbf{w}^{opt} + \phi^{-1}(n) \sum_{i=1}^n [\lambda^{n-i} d^{2j-2}(i) \mathbf{u}(i) e(i)] \quad (3.17)$$

Pour décrire la courbe d'apprentissage de l'algorithme RNQ, nous définissons le vecteur d'erreur de coefficients comme suit :

$$\mathbf{v}(n) = \hat{\mathbf{w}}(n) - \frac{1}{2^{j-1}} \quad (3.18)$$

On suppose que  $\mathbf{w}^{opt} = 1$  et en utilisant (3.17), on obtient :

$$\mathbf{v}(n) = \Phi^{-1}(n) \sum_{i=1}^n [\lambda^{n-i} d^{2j-2}(i) \mathbf{u}(i) e(i)] \quad (3.19)$$

On pose  $\mathbf{G}(n) = E[\mathbf{v}(n)\mathbf{v}(n)^T]$ , en notant que  $(\Phi^{-1}(n))^T = \Phi^{-1}(n)$  et puisque l'erreur  $e(i)$  est supposé être tirée d'un processus de bruit blanc avec une variance  $\sigma^2$  on obtient :

$$\mathbf{G}(n) = \sigma^2 E[\Phi^{-1}(n) (\mathbf{U}(n) \mathbf{C}(n) \mathbf{C}(n) \mathbf{U}(n)) \Phi^{-1}(n)] \quad (3.20)$$

Où  $\mathbf{C}(n)$  : représente la diagonale de la matrice du facteur de pondération  $[\lambda^{n-1} d(1)^{2j-2}, \lambda^{n-2} d(2)^{2j-2}, \dots, d(n)^{2j-2}]$ .

avec  $\mathbf{U}(n)$  : Représente la matrice des données d'entrée.

On peut noter que :  $\Phi(n) = (2j - 1) d(n)^{2j-2} \left( \frac{1-\lambda^n}{1-\lambda} \right) \mathbf{R} \quad (3.21)$

et

$$\mathbf{U}(n) \mathbf{C}(n) \mathbf{C}(n) \mathbf{U}^T(n) = [d(n)^{4j-4}] \left( \left( \frac{1-\lambda^{2n}}{1-\lambda^2} \right) \right) \mathbf{R} \quad (3.22)$$

où

$$\mathbf{R} = E[\mathbf{u}(n)\mathbf{u}^T(n)] \quad (3.23)$$

De cette façon,  $\mathbf{G}(n)$  peut-être réécrit comme suit :

$$\mathbf{G}(n) = \sigma^2 \left\{ \frac{1}{(2j-1)^2} \frac{1-\lambda}{1+\lambda} \frac{1+\lambda^n}{1-\lambda^n} \mathbf{R}^{-1} \right\}$$

Comme un indice de performance statistique pour l'algorithme RNQ, Il est pratique d'utiliser l'erreur d'estimation a priori  $\xi(n)$  qui est définit comme :

$$\xi(n) = (1/((2j-1)^{2j})) E [ | - \mathbf{v}^T(n-1)e(n)|^{2j} ] \quad (3.24)$$

Supposant que le signal d'erreur  $e(n)$  soit numérique, et en utilisant  $\xi(n)$ , nous avons

$$\begin{aligned} \xi(n) = \xi_{min} + \frac{1}{(2j-1)^{2j+1}} \frac{1-\lambda}{1+\lambda} \frac{1+\lambda^{n-1}}{1-\lambda^{n-1}} L \sigma^2 E[|e(n)|^2] + \\ \frac{1}{(2j-1)^{2j+1}} \frac{(1-\lambda)^j (1+\lambda^{n-1})^j}{(1+\lambda)^j (1-\lambda^{n-1})^j} L (\sigma^2)^j \end{aligned} \quad (3.25)$$

où

$L$  : représente la longueur du filtre.

et 
$$\xi_{min} = \frac{1}{(2j-1)^{2j}} E [ |e(n)|^2 ] \quad (3.26)$$

on pose :

$$\begin{aligned} A = \xi_{min} \quad B = \frac{1}{(2j-1)^{2j+1}} \frac{1-\lambda}{1+\lambda} \frac{1+\lambda^{n-1}}{1-\lambda^{n-1}} L \sigma^2 E[|e(n)|^2] \quad C = \\ \frac{1}{(2j-1)^{2j+1}} \frac{(1-\lambda)^j (1+\lambda^{n-1})^j}{(1+\lambda)^j (1-\lambda^{n-1})^j} L (\sigma^2)^j \end{aligned}$$

D'après l'équation(3.25), nous remarquons que l'expression du MSE de l'algorithme RNQ est composée de trois étapes:

- Le paramètre  $A$  tend à diminuer les valeurs  $\sigma^2$  quand  $n$  tend vers l'infini.
- Les deux autres sont associés à différente statistique de l'erreur,  $C$  est associée à  $\sigma^{2j}$  et  $B$  est associée à  $|e(n)|^2$ .

Le désajustement, est définit par la différence entre l'erreur quadratique moyenne actuelle (MSE) et le minimum du MSE, pour l'algorithme RNQ on a :

$$\mu_{RNQ} = \frac{\lim_{n \rightarrow \infty} (\xi(n) - \xi_{min})}{\xi_{min}} \cong \frac{1-\lambda}{1+\lambda} \frac{j}{(2j-1)} L(3.27)$$

De (3.25) on voit que la vitesse de convergence de l'algorithme RNQ est déterminé par  $\lambda^n$  et  $\lambda^{nj}$ .

Inversement, le temps de convergence associé à l'algorithme RNQ peut être défini par  $\tau_{RNQ1}$  et  $\tau_{RNQ2}$ , qui sont obtenus par la manière suivante :

Pour le terme B de l'équation (3.25) on obtient :


$$\tau_{RNQ1} = -\frac{1}{\ln \lambda} = \tau_{RLS}$$

Pour le terme C de l'équation (3.25), on obtient :

$$\tau_{RNQ2} = -\frac{1}{j \ln \lambda}$$

### 3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons commencé par la définition du principe de fonctionnement de la méthode d'annulation adaptative du bruit (ANC). Ensuite, nous avons présenté l'ANC avec l'algorithme RNQ (Récurive non quadratique) et son application dans le domaine de réduction du bruit et le rehaussement de la parole. Puis nous sommes passés à la présentation l'analyse de la vitesse de convergence de l'algorithme RNQ avec ces formules mathématiques. Le chapitre suivant sera consacré à la présentation et aux commentaires des résultats obtenus après simulation de l'ANC par l'algorithme RNQ.



# Chapitre 4

## Résultats de simulation

### 4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons faire une validation expérimentale de l'algorithme RNQ dans le domaine du rehaussement de la parole.

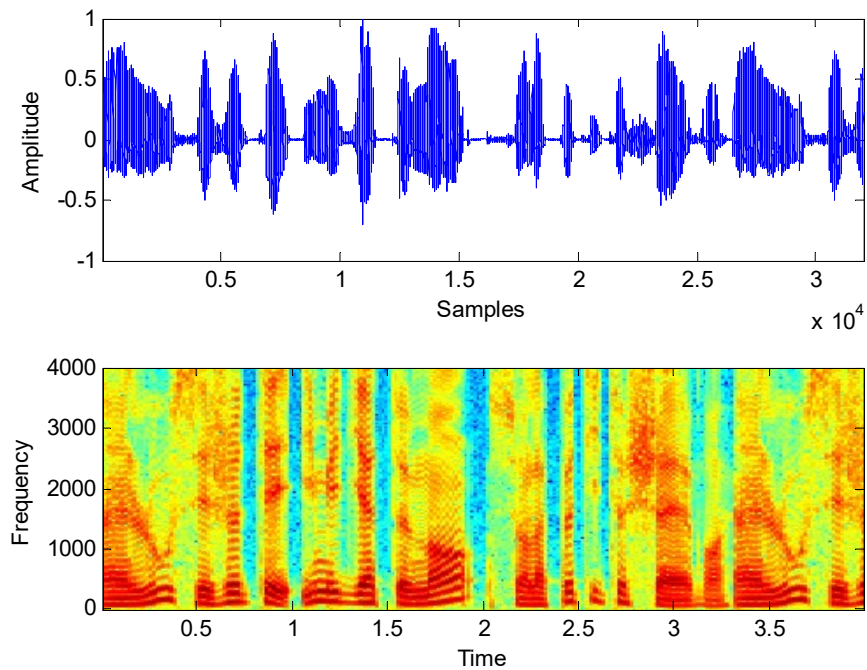
Premièrement, nous définissons le cadre expérimental de nos simulations à travers notamment l'utilisation d'un modèle de mélange convolutif montré à la figure (3.2), avec des différents signaux sources utilisés en simulation (bruit, parole et les réponses impulsionnelles). Après, nous allons représenter les différents résultats de simulation de l'algorithme RNQ, et nous allons faire aussi une étude comparative entre les deux algorithmes RLS et RNQ en utilisant des différents critères qui sont l'erreur quadratique moyenne segmentée (SegMSE), le critère de désajustement (SM), le critère du rapport signal sur bruit segmenté (segSNR), et à la fin le critère de la Distance Cepstral (DC).

### 4.2 Présentation des signaux de simulation

Les signaux utilisés dans la simulation sont donnés comme suit :

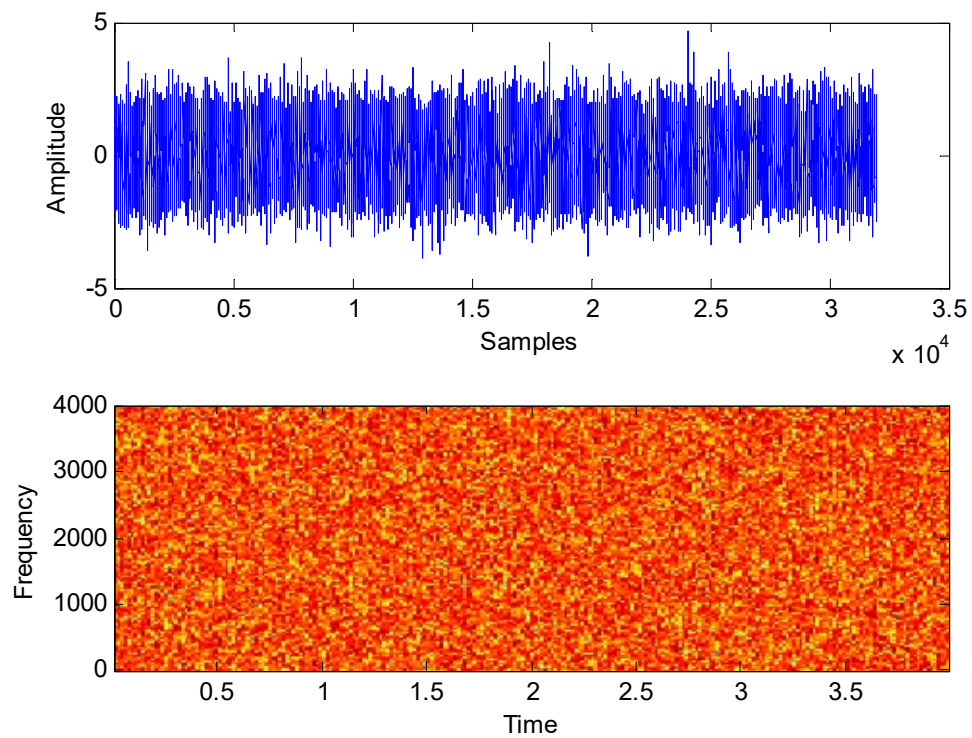
- Un signal de parole échantillonné avec une fréquence d'échantillonnage de 8 kHz et d'environ 4 seconde prononcé par un locuteur masculin, le scénario est le suivant : « un loup s'est jeté immédiatement sur la petite chèvre » [13], il est présenté par la figure suivante :





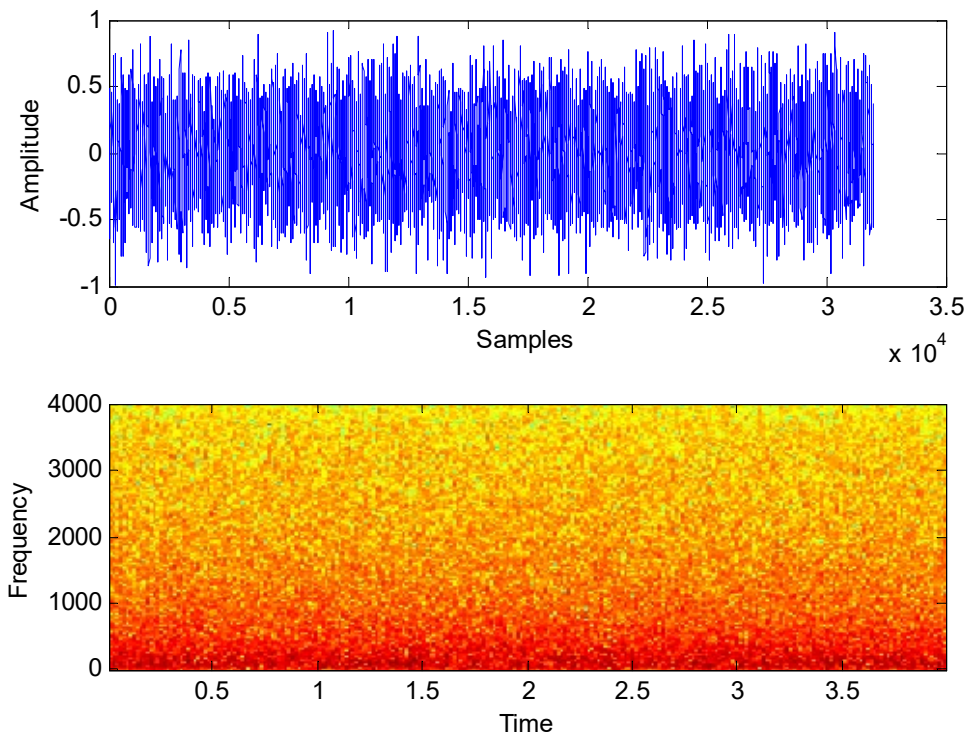
**Figure 4.1** :Le signal de parole et son spectrogramme.

- Un bruit blanc est un signal aléatoire stationnaire dont les échantillons successifs sont des variables aléatoires non corrélés. la densité spectrale de puissance d'un bruit blanc est constante quelque soit sa fréquence, il est présenté par la figure suivante :



**Figure 4.2 :** Le signal bruit blanc utilisé dans la simulation et son spectrogramme.

- Un bruit USASI (United States of American Standard Institute) qui est un signal aléatoire stationnaire dont ces échantillons sont des variables aléatoires corrélés. Il est utilisé dans le domaine du rehaussement de la parole et la réduction de bruit pour évaluer la vitesse de convergence des algorithmes adaptatifs.



**Figure 4.3 :** Le signal de bruit USASI utilisé dans la simulation et son spectrogramme.

### 4.2.1 Simulation des réponses impulsionnelles

Nous avons travaillé avec un modèle ANC de mélange convolutif (voir la figure 3.2), compatible avec la physique du problème et capable de représenter de manière appropriée l'effet de la distance entre les deux microphones sur les caractéristiques des signaux [12].

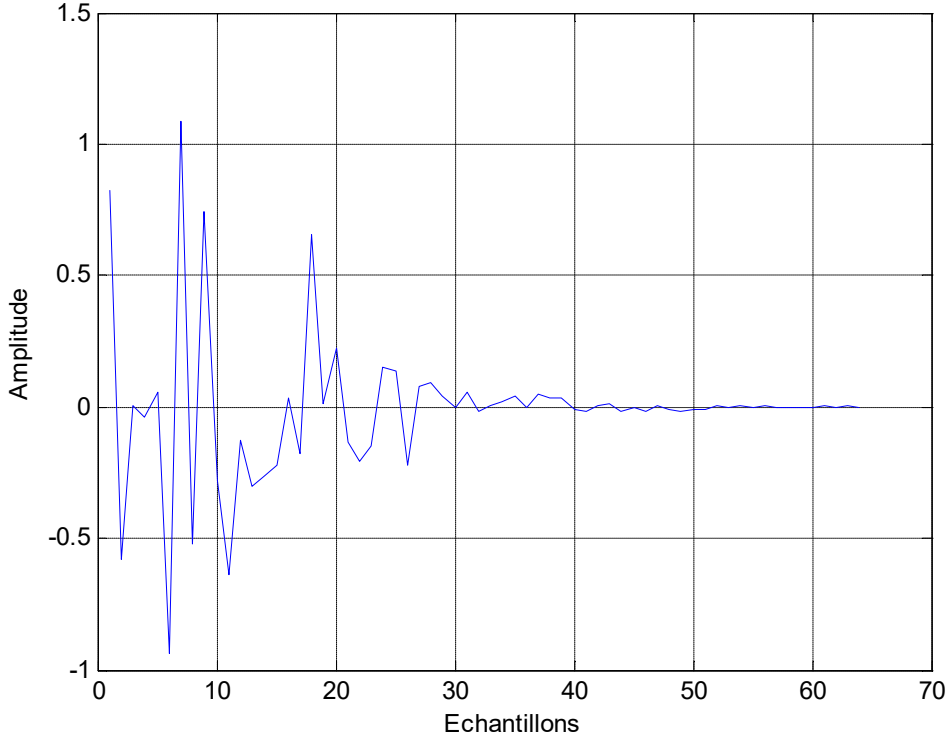


Figure 4.4 : Exemple de Réponse impulsionnelle  $h_1$ .

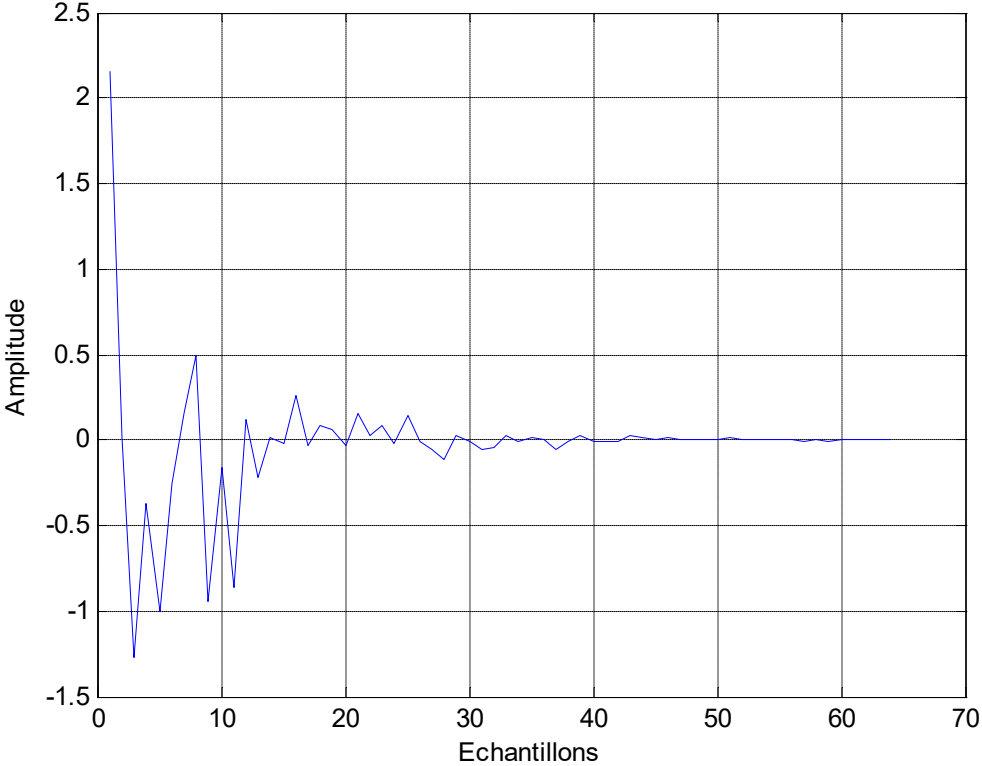
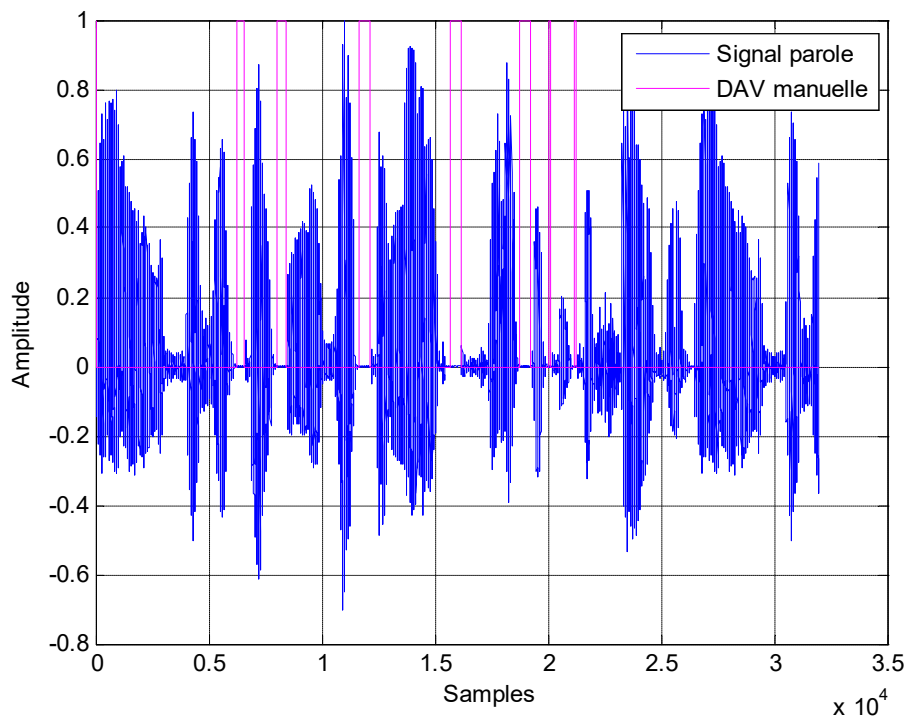


Figure 4.5 : Exemple de Réponse impulsionnelle  $h_2$ .

### 4.2.2 Détection d'Activité Vocale (DAV)

Dans notre travail, nous avons utilisé un système de DAV (Détection d'Activité Vocale) manuel, Le but de l'utilisation de DAV est de discriminer entre la parole active et la parole inactive, nous l'avons utilisé pour contrôler l'adaptation du filtre  $w(n)$ , elle nous permet une bonne convergence des algorithmes adaptatifs.



**Figure 4.6 :**Signal de parole avec son DAV.

### 4.2.3 Signaux de mélange

Le modèle de mélange que nous considérons est décrit dans la figure 3.2 [11]. Ce modèle comporte deux mélanges convolutif  $m_1(n)$  et  $m_2(n)$  de deux sources ponctuelles non corrélées, l'une des deux sources ponctuelles est la parole (le signal utile), et le second peut représenter une source bruit que nous voulons annuler, et  $h_1(n)$  et  $h_2(n)$  représentent l'effet de couplage croisé entre les canaux. Dans les deux figures suivantes (4.7) et (4.8), nous représentons un exemple des signaux de mélange convolutif  $m_1(n)$  et  $m_2(n)$  avec un RSB d'entrée égale à 0 et une longueur du filtre  $L=64$ .

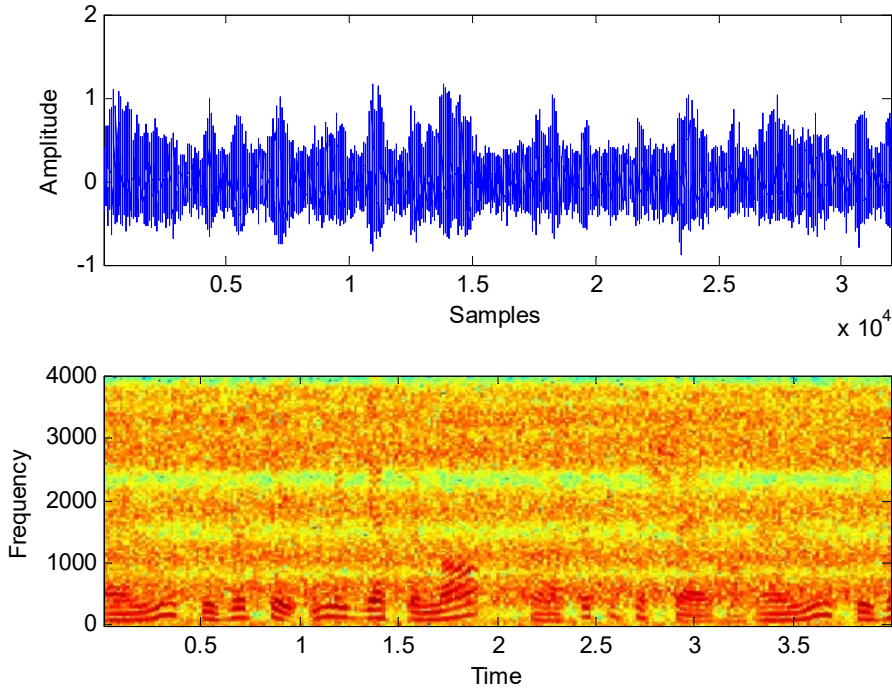


Figure 4.7 :Signal de mélange  $m_1(n)$  avec son spectrogramme.

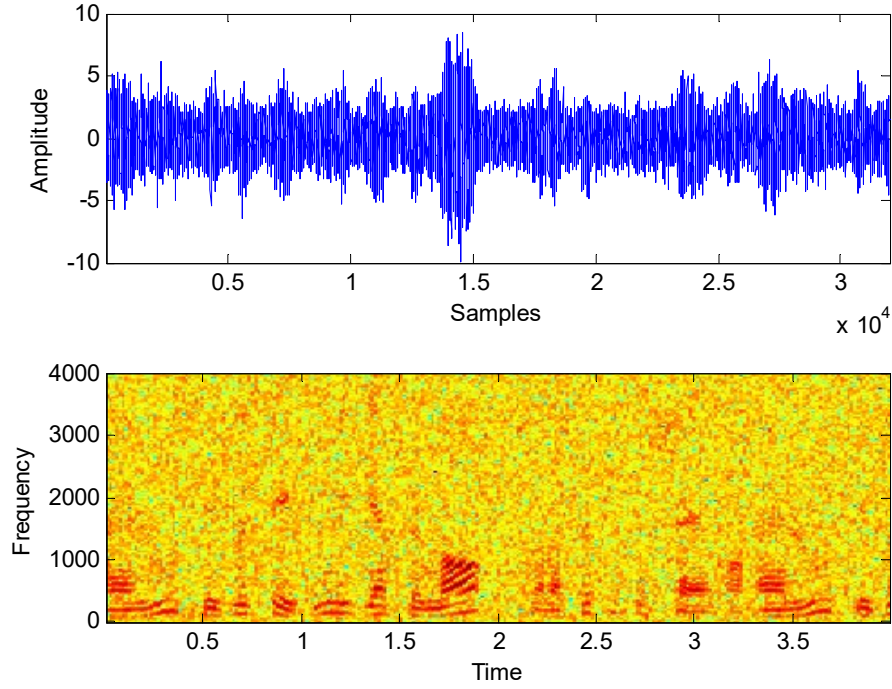


Figure 4.8 :Signal de mélange  $m_2(n)$  avec son spectrogramme.

### 4.3 Résultats de simulation de l'algorithme RNQ

Dans cette partie, nous allons présenter les résultats de la simulation de l'algorithme RNQ dans le rehaussement de la parole, donc les différents paramètres utilisés dans notre programme sont présentés pour les deux algorithmes RLS et RNQ par le tableau suivant :

	Parametre de simulation de l'algorithme RNQ et RLS
RNQ/RLS	<p>N : nombre d'iterations : 32000.</p> <p>Fs : Frequence d'échantillonnage : 8000 Hz.</p> <p><math>\lambda</math> : facteur d'oubli : 0.75.</p> <p>L : Taille du filtre : 32, 64, 128.</p> <p><math>RSB_1</math> : Rapport signal sur bruit d'entrée <math>m_1(n)</math>,  <math>RSB_1 = -6 \text{ dB}, 0 \text{ dB}, 6 \text{ dB}</math>.</p> <p><math>RSB_2</math> : Rapport signal sur bruit d'entrée <math>m_2(n)</math>,  <math>RSB_2 = -6 \text{ dB}, 0 \text{ dB}, 6 \text{ dB}</math>.</p>

**Tableau 4.1** : Parametres de simulation des algorithmes RNQ et RLS.

L'organigramme de l'algorithme RNQ est donnée par la figure suivante :

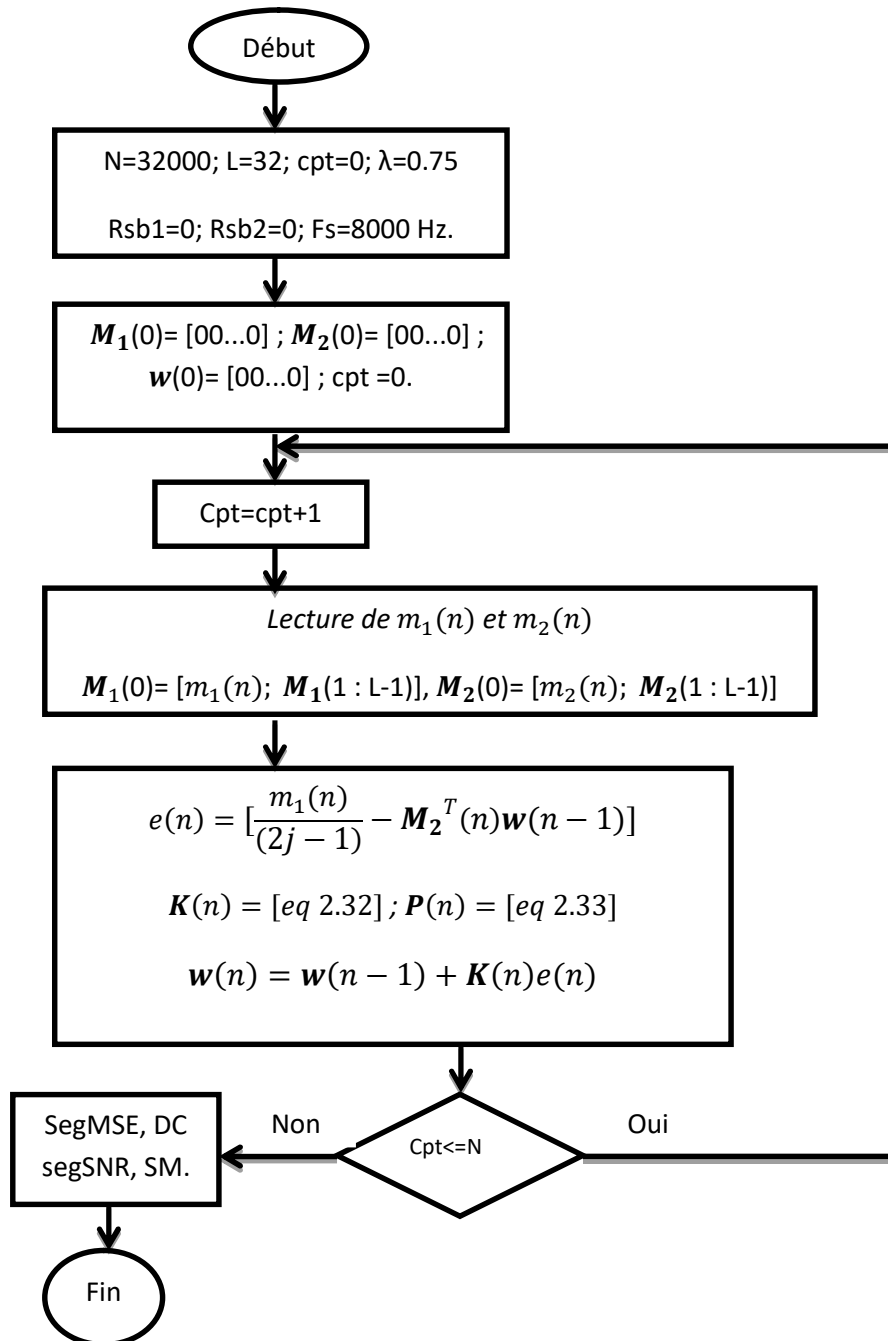
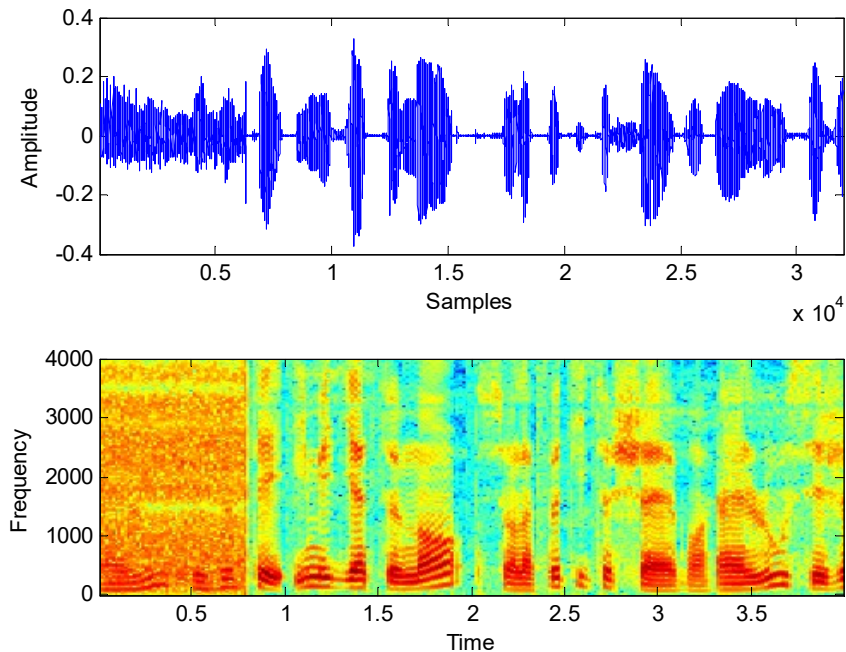


Figure 4.9 : Organigramme d'implémentation de l'algorithme RNQ.



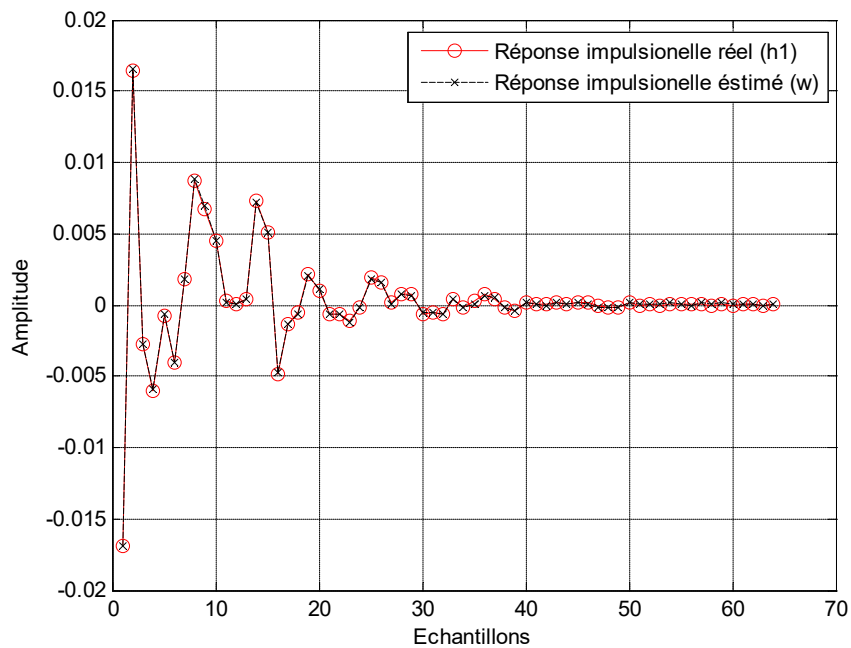
Le signal de parole à la sortie du traitement de l'algorithme RNQ est présenté par la figure suivante :



**Figure 4.10** :Signal de sortie  $e(n)$  et son spectrogramme.

A partir de la figure (4.10), nous observons que le signal de parole en sortie de traitement  $e(n)$  est pratiquement nettoyé du bruit. Nous observons aussi que le signal de parole à la sortie du traitement est presque égale au signal de parole original, ceci grâce à l'efficacité de contrôle de l'adaptation du filtre  $w(n)$  par la technique de la détection d'activité vocale (DAV) manuel utilisé.

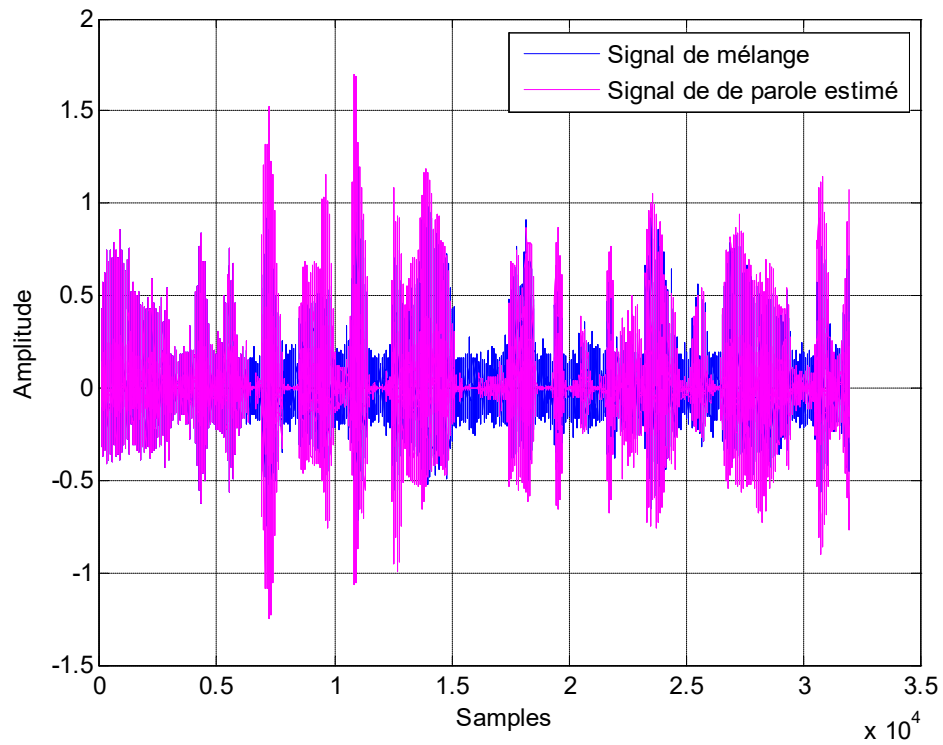
On représente la réponse impulsionnelle  $h_1(n)$  et son estimée  $w(n)$  dans la figure (4.11) suivante :



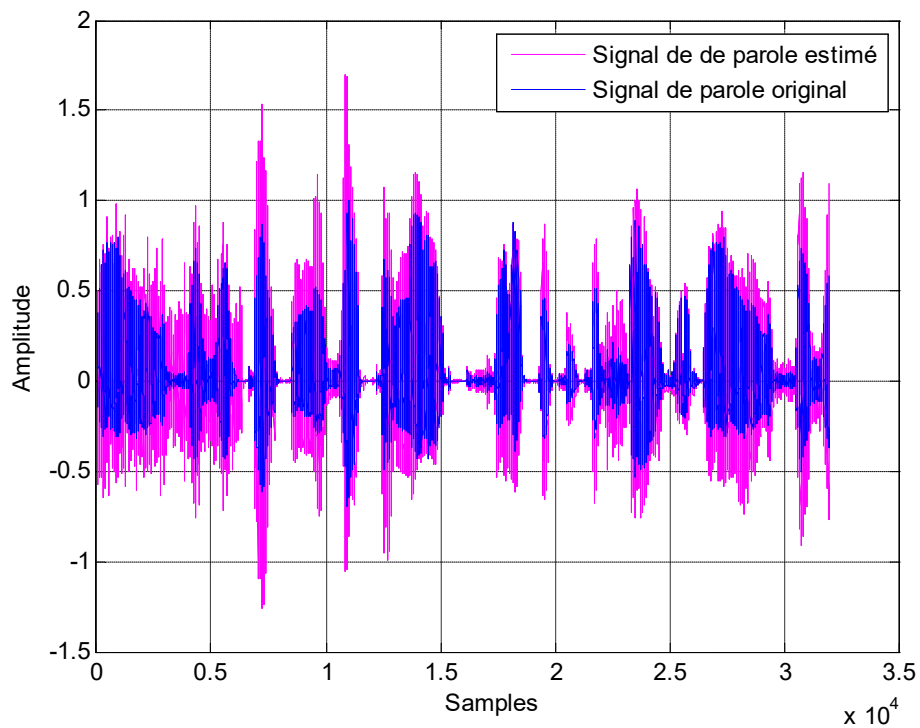
**Figure 4.11 :** Comparaison entre la réponse impulsionnelle  $h_1(n)$  et son estimée  $w(n)$ .

Nous présentons dans la figure (4.11) une comparaison entre deux réponses impulsionnelles : réelle ( $h_1(n)$ ), et estimée ( $w(n)$ ) ou elles sont presque superposées cela vérifie la règle de la méthode d'ANC classique (voir l'équation 3.9).

Les deux figures suivantes représentent les comparaisons entre le signal mélange  $m_1(n)$  et le signal de parole original, et entre le signal de parole de sortie  $e(n)$  et le signal de parole original, respectivement :



**Figure 4.12** : Comparaisons entre le signal mélange  $m_1(n)$  et le signal de parole original.



**Figure 4.13** : Comparaisons entre le signal de parole de sortie  $e(n)$  et le signal de parole original.

Nous présentons aussi deux figures (4.12) et (4.13). La première figure représente le signal de parole de sortie du traitement  $e(n)$  avec le mélange  $m_1(n)$  et la deuxième avec le signal de parole original afin de mieux voir la qualité de bruit supprimée.

## 4.4 Comparaisons des résultats de simulation entre les algorithmes RLS et RNQ

Dans cette partie, nous avons testé les performances des deux algorithmes RLS et RNQ dans le domaine de la réduction de bruit acoustique et le rehaussement du signal de parole. La comparaison entre les deux algorithmes est basée sur 4 critères : l'erreur quadratique moyenne (SegMSE), le critère de désajustement (SM), le rapport signal sur bruit (SegSNR) et le critère de la distance cepstral (CD), pour les deux types de signaux à savoir le bruit blanc et le bruit USASI.

### 4.4.1 Evaluation du System Mismatch (SM)

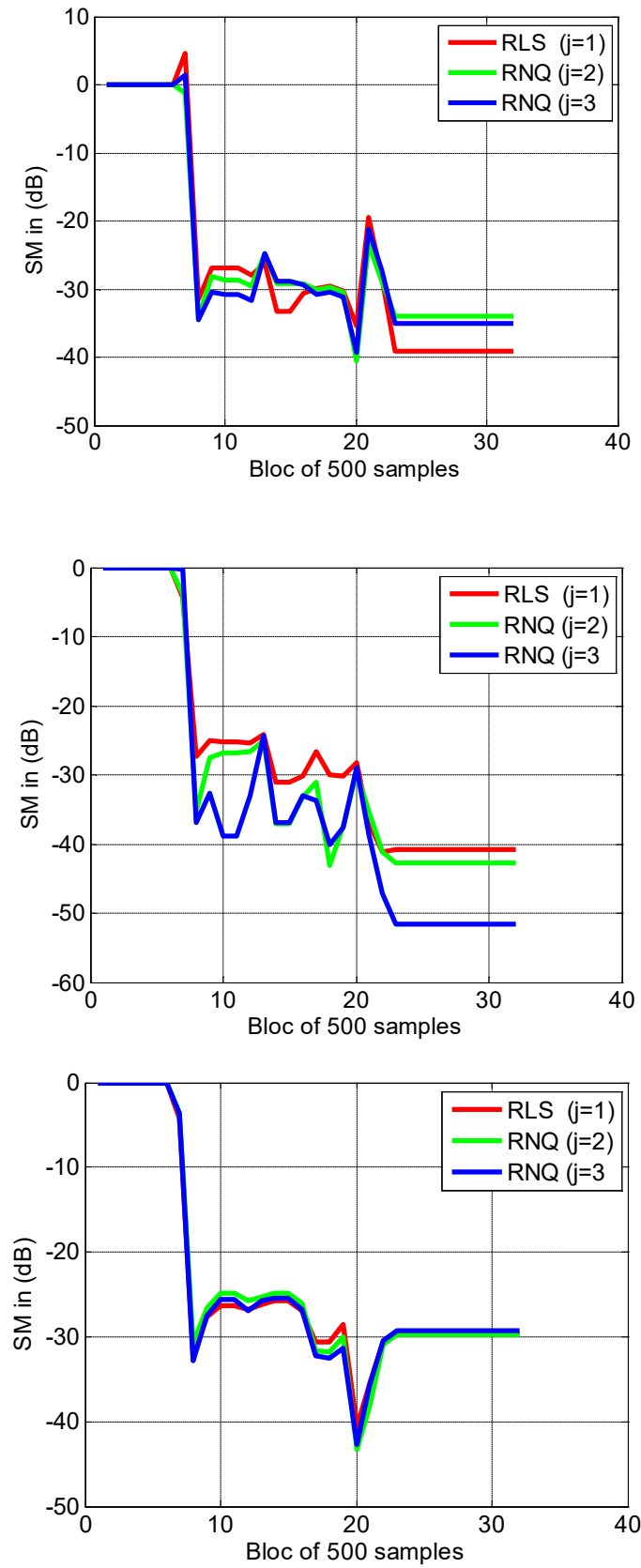
Nous avons évalué le critère du System Mismatch qui est donnée par la formule suivante :

$$SM_{dB} = 10 \log_{10} \left( \frac{\|w(n) - h_1(n)\|^2}{\|h_1(n)\|^2} \right) \quad (4.1)$$

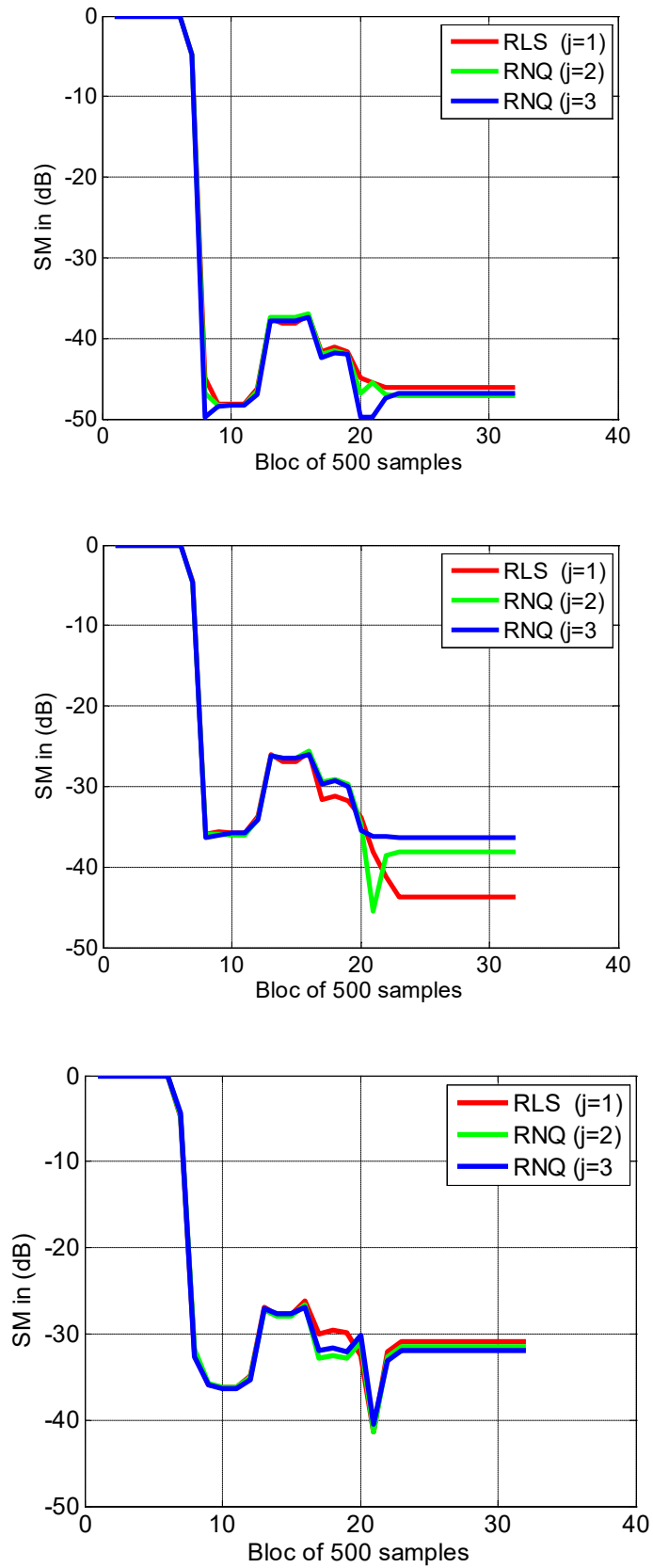
Où  $h$  représente les coefficients du filtre réel et  $w(n)$  représente les valeurs instantanées des coefficients estimés (coefficients du filtre adaptatif  $w(n)$ ).

Les paramètres de simulation des deux algorithmes sont résumés dans le *tableau 4.1*.

Les résultats de simulation du critère de SM obtenus avec un bruit blanc et un bruit USASI à l'entrée sont donnés par les deux figures suivantes, respectivement :



**Figure4.14** : Comparaison du critère  $SM$  obtenu les deux algorithmes RLS et RNQ, les RSB d'entrées sont  $-6dB, 0dB, 6dB$ , du haut vers le bas de cette figure, respectivement.

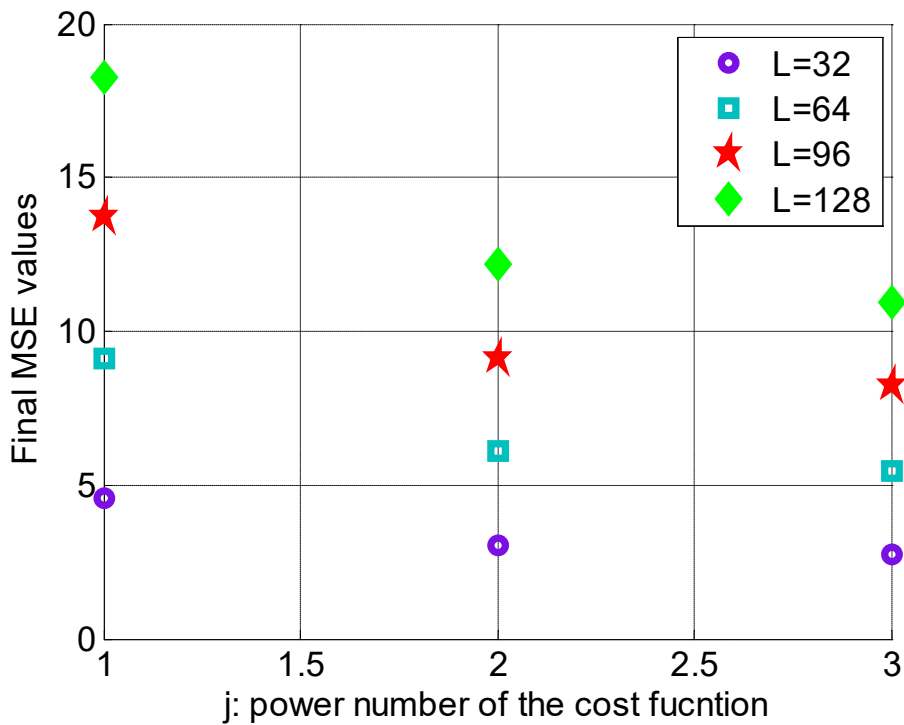


**Figure 4.15 :** Comparaison du critère SM obtenu les deux algorithmes RLS et RNQ, les RSB d'entrées sont -6dB, 0dB, 6dB, du haut vers le bas de cette figure, respectivement.

D'après les figures(4.14) et (4.15), nous remarquons que l'algorithme RNQ a une vitesse de convergence plus rapide que celle de l'algorithme RLS (RNQ pour  $j=1$ ), on peut voir clairement la différence pour  $j=3$ .

Le désajustement,  $\mu_{RNQ}$  est défini sans dimension par la différence entre l'erreur quadratique moyenne réelle (MSE) et le minimum MSE [18]. Pour l'algorithme RNQ, on trouve :

$$\mu_{RNQ} = \frac{1-\lambda}{1+\lambda} \frac{j}{(2j-1)} L \quad (4.2)$$



**Figure 4.16 :** Comparaison de l'MSE finale pour les deux algorithmes RLS ( $j=1$ ) et RNQ ( $j=2$  et  $3$ ).

A partir de cette figure nous avons montré que l'algorithme RNQ est très efficace par rapport à l'algorithme RLS (RNQ pour  $j=1$ ), et on remarque aussi que la valeur finale de l'MSE augmente pour chaque augmentation de la longueur de filtre  $L$ .

#### 4.4.2 Evaluation de l'Erreur quadratique moyenne segmenté (SegMSE) :

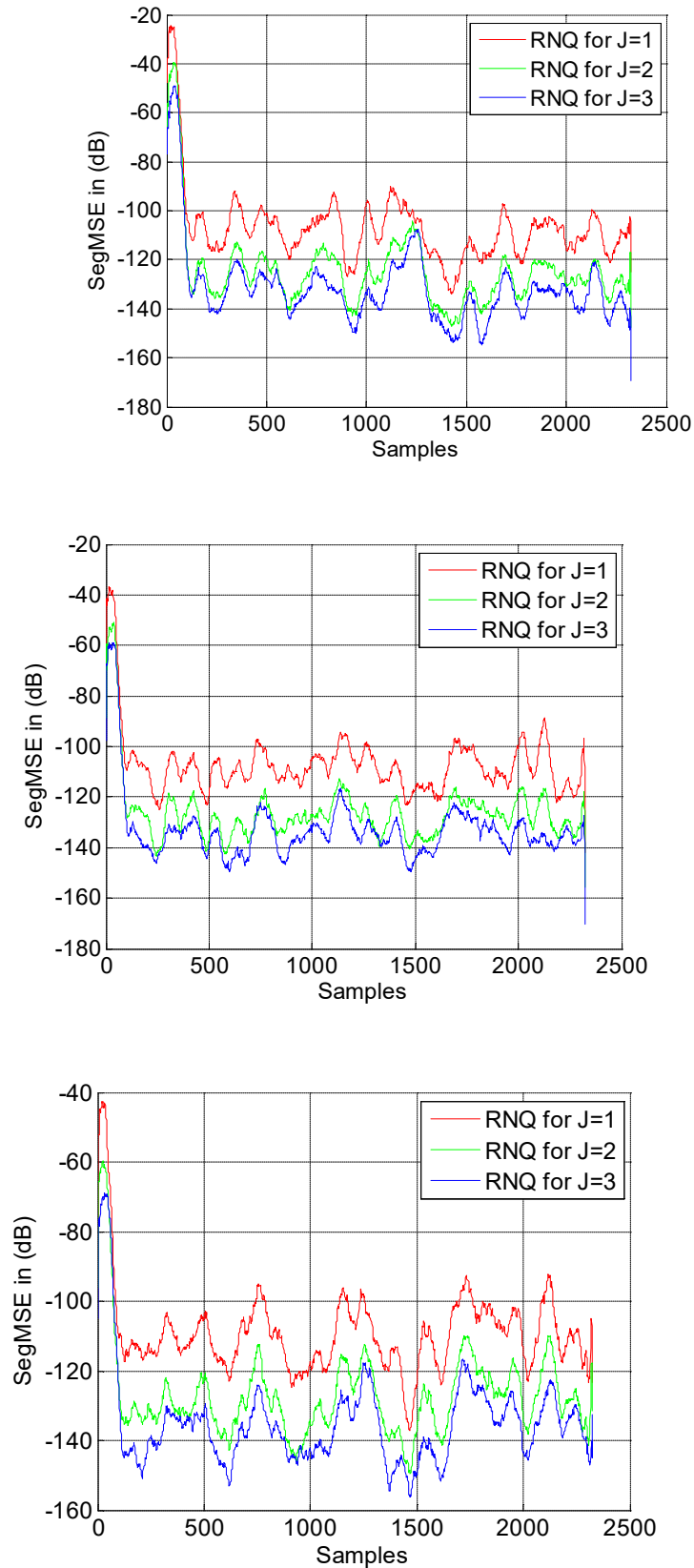
Pour tester la convergence des filtres adaptatifs des algorithmes RLS et RNQ, nous utilisons le critère de SegMSE (Segmental Mean square Error) qui est donné par la relation suivantes [13] :

$$SegMSE_{dB} = 20 \log_{10} \left( \sum_{k=0}^{M-1} |s_1(k)| \right) DAV(k) \quad (4.3)$$

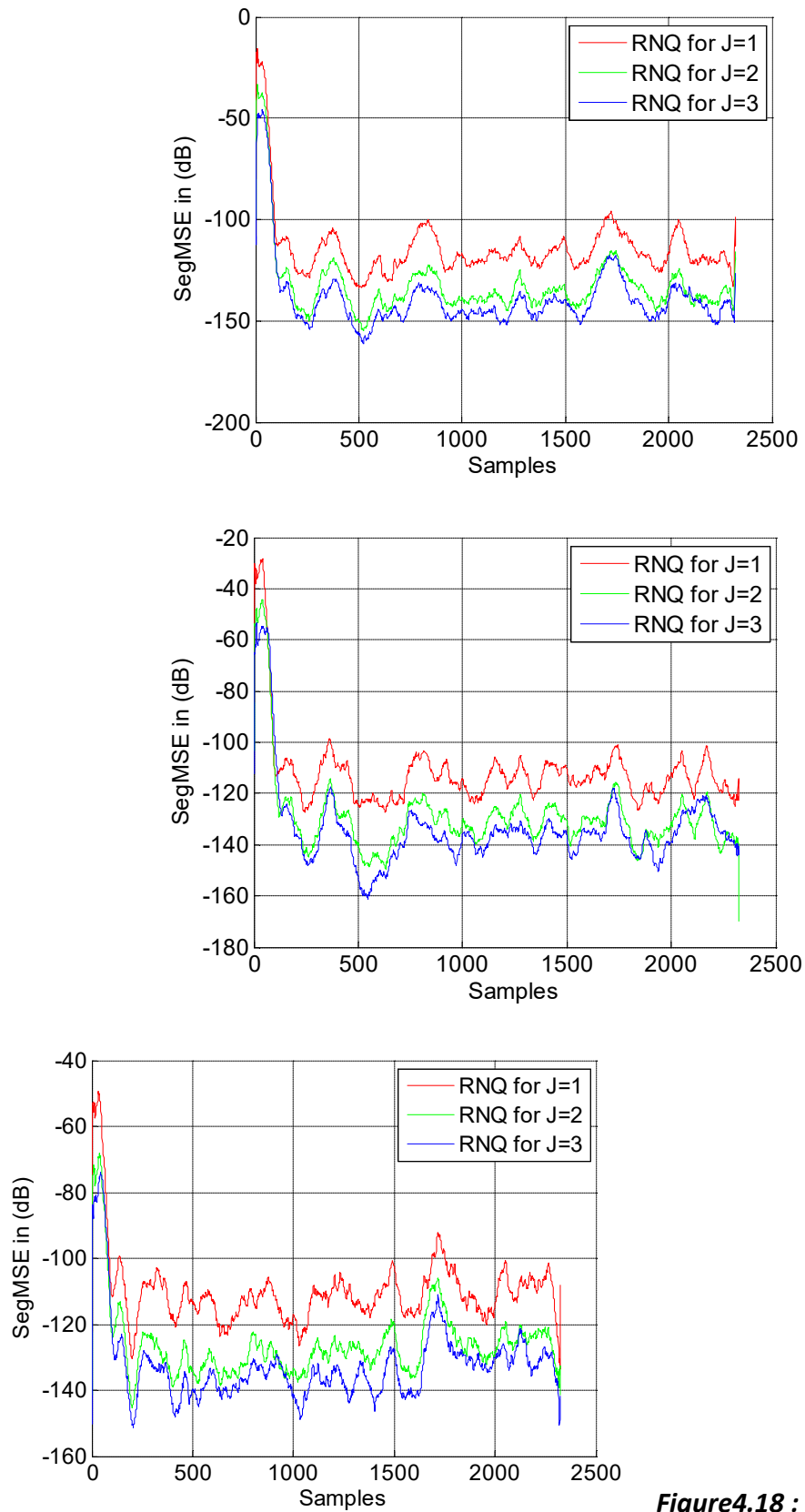
Où M est la longueur de trame de la sortie  $s_1(n)$ , la présence du détecteur d'activité vocale DAV(k) dans l'équation (4.3), signifie que le critère SegMSE n'est estimé que dans les périodes d'inactivité vocales.

Les résultats de simulation obtenus avec un bruit blanc et un bruit USASI à l'entrée sont donnés par les deux figures suivantes et avec longueur de filtre L=64 et RSB d'entrée est égale à -6 dB, 0 dB et 6 dB, respectivement :





**Figure4.17** : Comparaison du critère MSE obtenu les deux algorithmes RLS et RNQ, les RSB d'entrées sont -6dB,0dB, 6dB, du haut versle bas de cette figure, respectivement.



**Figure4.18** : Comparaison du critère MSE obtenu les deux algorithmes RLS et RNQ, les RSB d'entrés sont -6dB, 0dB, 6dB, du haut versle bas de cette figure, respectivement.

D'après les figures qui représentent la comparaison de la vitesse de convergence pour les algorithmes RLS et RNQ, on remarque clairement que l'algorithme RNQ converge rapidement que l'algorithme RLS, et que l'algorithme RNQ a une vitesse plus rapide avec  $j > 1$  ( $j=2,3$ ).

### 4.2.3 Rapport signal sur bruit segmenté (SegSNR)

Le SNR (signal to noise ratio) SNR segmenté est la mesure objective la plus utilisée dans le domaine temporel.

Pour quantifier la performance de réduction de bruit de l'algorithme RNQ nous avons évalué SNR segmenté (SegSNR) donné par la formule suivante [18]:

$$SNR_{seg} = 10 \log_{10} \left( \frac{\sum_{i=1}^{N-1} |s|^2(i)}{\sum_{i=1}^{N-1} |s(i) - \hat{s}(i)|^2} \right) \quad (4.4)$$

Où  $s(i)$ ,  $\hat{s}(i)$ ,  $N$  sont respectivement le signal de parole originale, le signal de parole amélioré, et le paramètre de la valeur moyenne de la sortie du filtre.

Les résultats de simulation obtenus avec un bruit blanc et un bruit USASI à l'entrée sont donnés par les deux figures suivantes et la longueur de filtre  $L=64$  et RSB d'entrée est égale 0 dB, respectivement :

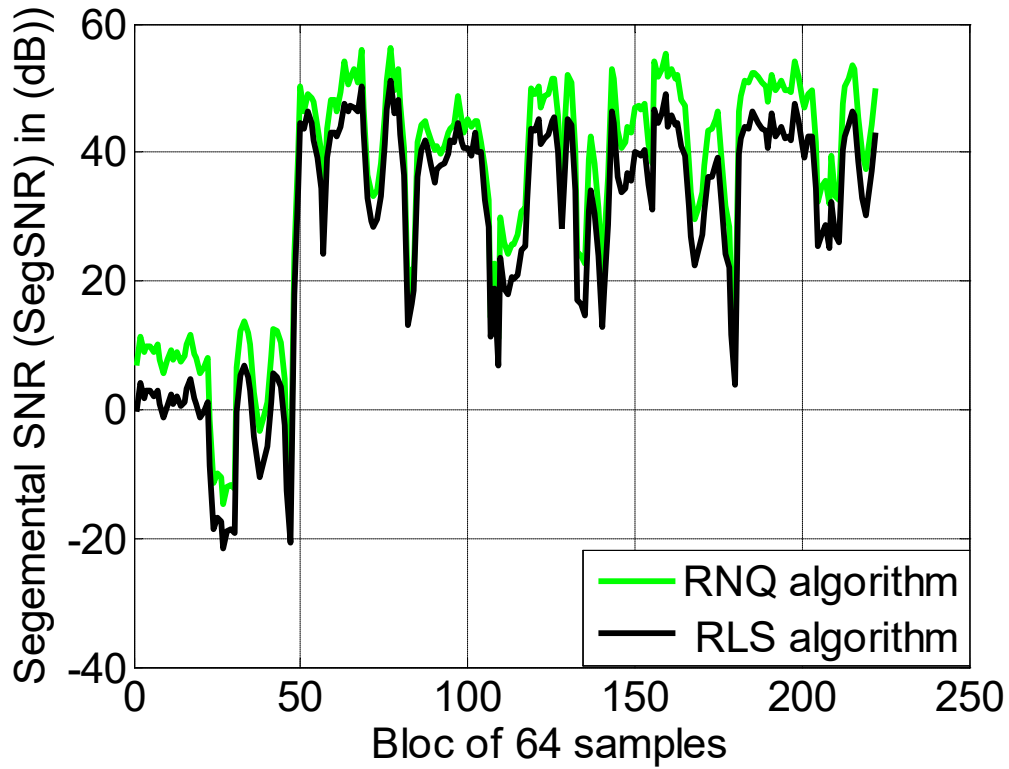


Figure 4.19 :Comparaison de SNR pour les deux algorithmes RLS et RNQ.

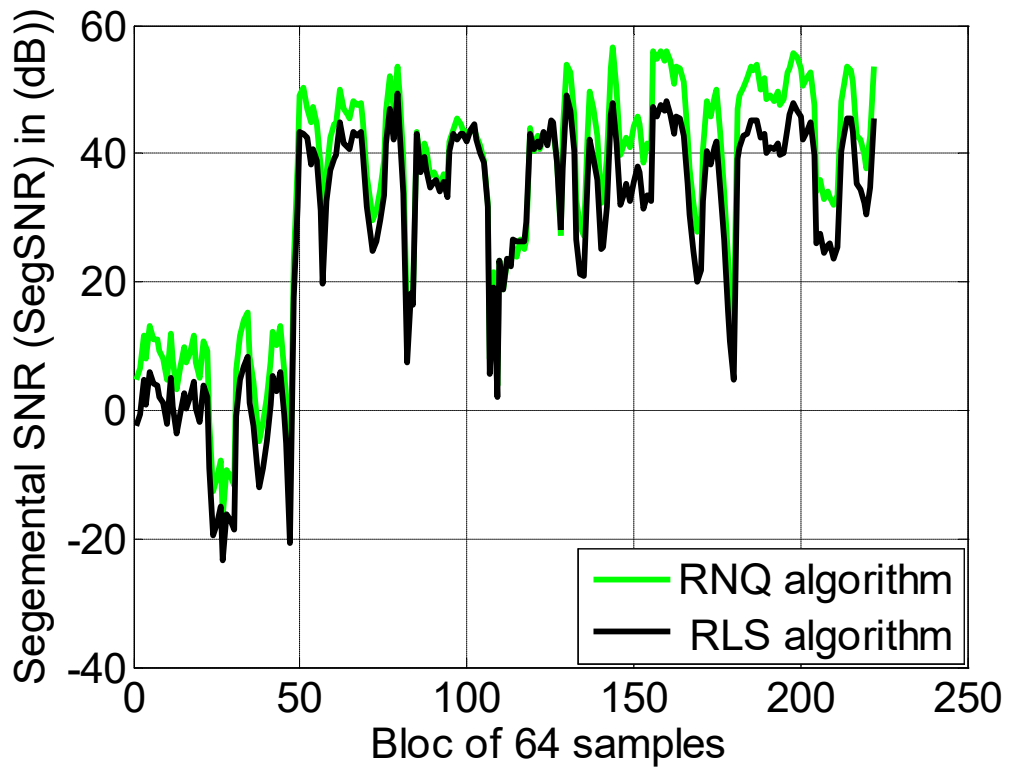


Figure 4.20 :Comparaison de SNR pour les deux algorithmes RLS et RNQ.

#### 4.4.4 Critère de Distance Cepstral (DC)

Le critère de distance Cepstral (DC) est l'un des critères les plus importants qui Permettent de quantifier les quantités de distorsions des signaux de traitement. Pour deux signaux temporelles  $s_1(n)$  et  $s_p(n)$ , Nous avons évalué la distorsion du signal de parole de sortie de l'algorithme RNQ. Il est donné par la relation suivante [19] :

$$DC(k) = \sum_{i=1}^{N-1} [IFFT(\log_{10}(|S_p(f_i, k)|) - \log_{10}(|S_1(f_i, k)|))]^2 \quad (4.5)$$

où

$f_i$  est une fréquence (discrétisé), la fréquence nulle  $f_0$ , correspond à la puissance des signaux, et  $S_1(f_i, k)$  et  $S_p(f_i, k)$  sont respectivement les FFT des signaux temporelles  $s_1(n)$  et  $S_p(n)$ , et N est la valeur moyenne du DC.

Les résultats de simulation obtenus avec un bruit blanc et un bruit USASI à l'entrée sont donnés par les deux figures suivantes et la longueur de filtre L=64 et RSB d'entrée est égale 0 dB, respectivement :

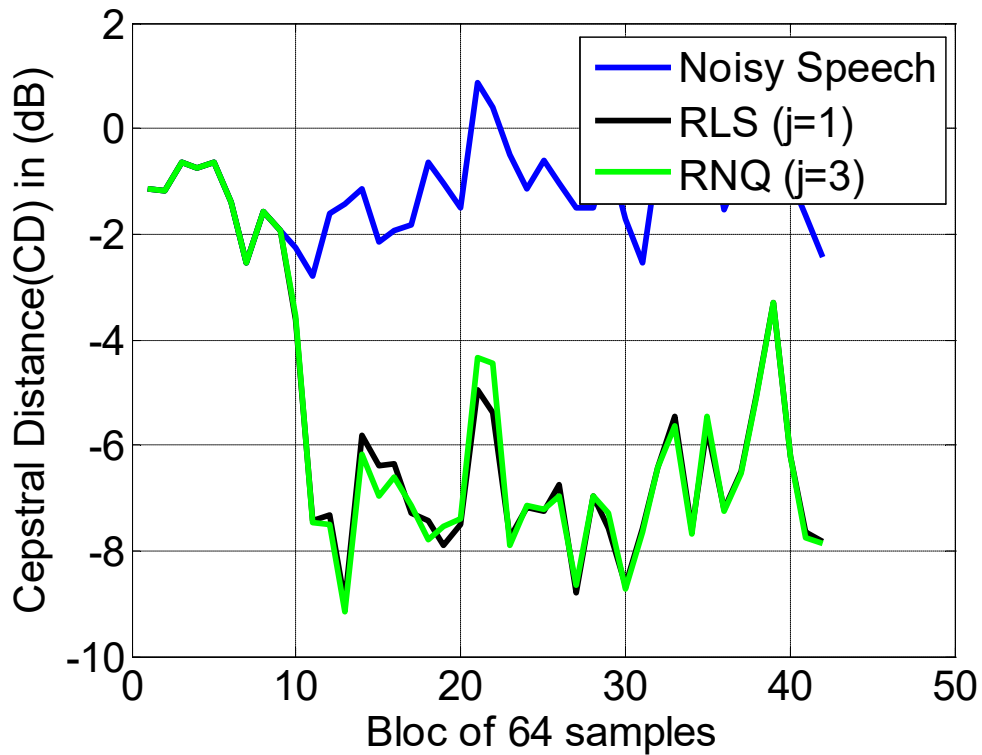


Figure 4.21 :Evaluation du critère DC pour les deux algorithmes RLS et RNQ.

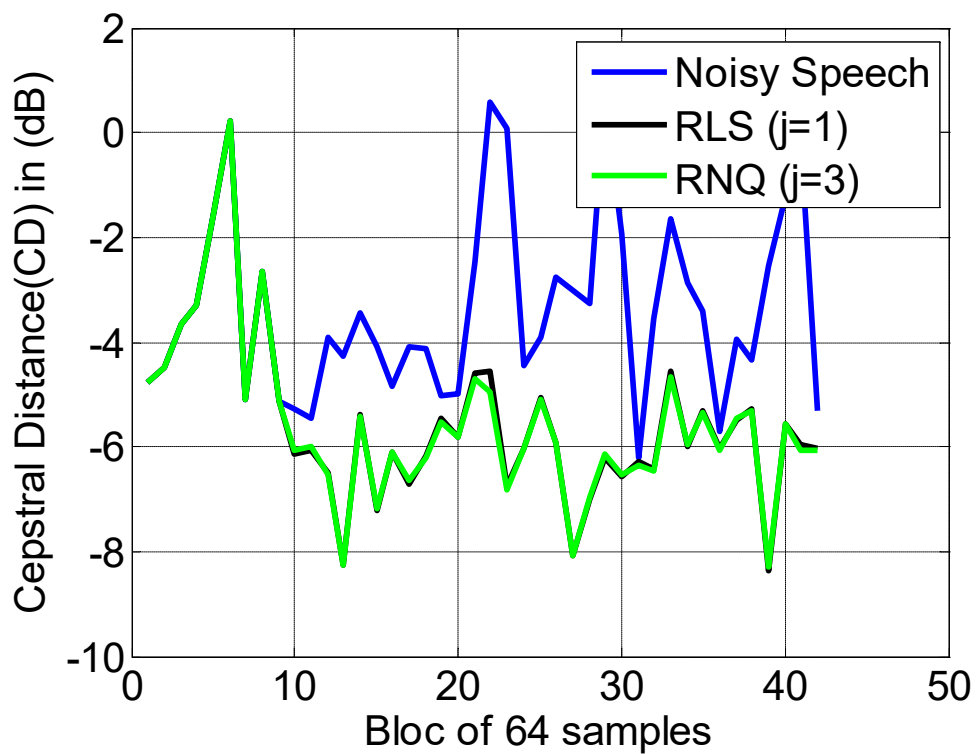


Figure 4.22 :Evaluation du critère DC pour les deux algorithmes RLS et RNQ.

D'après les figures comparative entre les algorithmes RLS et RNQ, en remarque bien que les deux algorithmes RLS et RNQ sont presque superposé.

### **4.5 Conclusion**

Les résultats de simulation obtenus avec l'algorithme RNQ ont bien montré l'efficacité de ce dernier dans le domaine de la réduction de bruit et le rehaussement du signal de parole.

L'étude comparative avec l'algorithme RLS a montre bien la supériorité de l'algorithme RNQ en terme de plusieurs critères objectifs, tel que le SegSNR, SegMSE CD, SM.

## Conclusion générale

---

Le travail présenté dans ce projet aborde les problèmes de réduction de bruit et de rehaussement de la parole en utilisant des algorithmes de filtrage adaptatif.

Dans ce contexte, nous avons utilisé la structure d'annulation adaptative du bruit (ANC) avec l'algorithme récursive non quadratique (RNQ) dans le cas où deux microphones de prise de son sont utilisés.

Dans ce cadre, nous avons présenté les performances de l'algorithme RNQ pour ajuster les coefficients du filtre adaptatif en se basant sur la minimisation non quadratique de l'erreur de filtrage. Ce critère de minimisation permet d'améliorer la vitesse de convergence par rapport aux autres algorithmes de critères différents

D'après une étude comparative entre les algorithmes RLS et RNQ, nous avons calculé quatre critères d'évaluations à savoir le désajustement des coefficients (SM), l'erreur quadratique moyenne segmenté (SegMSE), le rapport signal à bruit segmenté (SegSNR) et la distance cepstral (DC). Les résultats obtenus ont bien montré la supériorité de l'algorithme RNQ.

Les résultats obtenus ont confirmé les bonnes performances de l'algorithme RNQ en termes de vitesse de convergence et aussi en termes de distorsions du signal de parole en sortie de traitement. Ces résultats valident l'utilisation de l'algorithme RNQ dans le domaine de la réduction du bruit et le rehaussement du signal de parole et font de lui une bonne alternative dans ce domaine.



## Bibliographie

---

- [1] F.Mudry : 'Traitement des signaux', Haute Ecole d'Ingénierie et de Gestion du Canton de Vaud, novembre 2011.
- [2] M. Djendi, M.Zoulikha, K. Mokhnache : ' Rehaussement du signal parole par les méthodes adaptatives de réduction de bruit ', Mémoire de master, Université Saad Dahleb Blida, N 22, 2010.
- [3] F.Cottet : 'Aide-mémoire traitement du signal', DUNOD, Paris, 2005.
- [4] E.Tisserand, J-F.Pautex, P.Schweitzer : 'Analyse et traitement des signaux, Méthodes et applications au son et à l'image', 2<sup>ème</sup> édition, DUNOD, Paris, 2008.
- [5] S.Dos-santos : 'cours de traitement du signal', Institut national des sciences appliquées, 2013.
- [6] M.Tuan : 'Analyse acoustique de sons bien identifiés par un système de reconnaissance automatique de la parole', mémoire de fin d'études, Institut de la Francophonie pour l'Informatique INRIA de Lorraine - LORIA, 2007.
- [7] M.Zoulikha : 'Méthodes améliorées pour la réduction du bruit acoustique et le rehaussement du signal de parole', Mémoire de magister, Université SAAD DAHLEB de Blida, 2014.
- [8] C.Plapous : 'Traitements pour la réduction de bruit, application à la communication parlée', Thèse de doctorat, Université Rennes 1, 2005.
- [9] A.Amehraye : 'Débruitage perceptuel de la parole', Thèse de doctorat, Ecole nationale supérieure des télécommunications de Bretagne, 2009.

- [10] J. El Mhamdi, F. Regragui et M. Harnafi, 'Traitement adaptatif appliqué au signal sismique ', Bulletin de l'Institut Scientifique, Rabat, section Sciences de la Terre, no.30, 2008.
- [11] M. Djendi, P. Scalart and A. Gilloire, ' Comparative study of new blind source separation structures for two-channel acoustic noise cancellation ', 17th European Signal Processing Conference (EUSIPCO 2009), Glasgow, Scotland, August 24-28, 2009.
- [12] M. Djendi, A. Gilloire and P. Scalart, ' Noise cancellation using two closely spaced microphones: experimental study with a specific model and two adaptive algorithms', IEEE Int. Conf. ASSP, vol.3, pp. 744-747, 2006.
- [13] M.Djendi, A.Sayoud, R.Henni,' Réduction du bruit acoustique par un algorithme RLS bi-capteur "', Mémoire de master, Université Saad Dahleb Blida, 2016-2017.
- [14] J.-F.Bercher, P. Jardin, ' Introduction au filtrage adaptatif ', ESIEE Paris, I4-TTS, 2003
- [15]R. Rocher, 'Evaluation analytique de la précision des systèmes en virgule fixe ', Thèse doctorat, Université de Renne 1, N 3469, 2006.
- [16] A.Bencherief, ' signal monodimensionnelle par le filtrage adaptatif récursif ', Mémoire de Master, Université Mohamed Kheider Biskra, 2009.
- [17]C.DaSilva, E.Santana,E. Aguiar, M.A.F.DeAraujo, A. KardecBarros, 'An adaptive recursive algorithm based on non-quadratic function of the error', Signal Processing 92 (2012),pp.853–856.
- [18] M.Djendi, 'An Efficient Frequency-Domain Adaptive Forward BSS Algorithm for Acoustic Noise Reduction and Speech Quality Enhancement', article Computers & Electrical Engineering · April 2016
- [19] M.Djendi, R.Bendoumia,' Improved subband-forward algorithm for acoustic noise reduction and speech quality enhancement', article University de Blida 1, Signal Processing and Imaging Laboratory (LATSI), B.P. 270, Blida 09000.