

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne démocratique et populaire

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

جامعة سعد دحلب البليدة
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك
Département d'Électronique



Mémoire de Master

Mention Électronique

Spécialité Réseaux et Télécommunications

présenté par

SAYOUD Akila

&

HENNI Rahima

Réduction du bruit acoustique par un algorithme RLS bi-capteur

Proposé par : Pr. DJENDI Mohamed

Année Universitaire 2015-2016

Remerciements

Je tiens en premier lieu à remercier **Dieu** omnipotent omniprésent et omniscient, qui m'a donné la santé, le courage et la volonté pour arriver aux bords de ce travail.

Ce fut pour moi une grande chance de pouvoir préparer ce mémoire au laboratoire de traitement du signal et d'imagerie à l'université de Blida-1. Je tiens à remercier Monsieur M.DJENDI, professeur à l'Université de Blida-1, qui a encadré ce mémoire, pour sa grande disponibilité, sa patience, la richesse de ses idées et ses précieux conseils.

Que soient également remerciés tous les membres de 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.

Enfin, je remercie mes amis et camarades de promotion pour les années passées ensemble, dans les meilleurs moments comme dans les pires.

SAYOUD Akila

Remerciements

Je tiens en premier lieu à remercier **Dieu** omnipotent omniprésent et omniscient, qui m'a donné la santé, le courage et la volonté pour arriver aux bords de ce travail.

Ce fut pour moi une grande chance de pouvoir préparer ce mémoire au laboratoire de traitement du signal et d'imagerie à l'université de Blida-1. Je tiens à remercier Monsieur M.DJENDI, professeur à l'Université de Blida-1, qui a encadré ce mémoire, pour sa grande disponibilité, sa patience, la richesse de ses idées et ses précieux conseils.

Que soient également remerciés tous les membres de 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.

Enfin, je remercie mes amis et camarades de promotion pour les années passées ensemble, dans les meilleurs moments comme dans les pires.

HENNI Rahima

ملخص: في هذه المذكرة، قمنا بمعالجة مشكلة الحد من الضوضاء الصوتية وتعزيز إشارة الكلام، من خلال اقتراح خوارزمية RLS جديدة ثنائية الالتقاط باستعمال الهيكل المباشر لخفض الضوضاء. هذه الخوارزمية لها سلوك فعال مقارنة مع خوارزميات أخرى منافسة معايير قياس الأداء تدعم هذه النتيجة.

كلمات المفاتيح: تعزيز الخطاب، ومعدل التقارب، RLS، NLMS، RSB.

Résumé : Dans ce mémoire, nous traitons le problème de réduction du bruit acoustique et le rehaussement du signal de parole en proposant un nouvel algorithme RLS à deux voix combiné avec la structure de séparation aveugle de source directe. Cet algorithme présente un comportement très efficace en comparaison avec d'autres algorithmes compétitifs. Des critères de mesure de performances appuient cette conclusion.

Mots clés : Rehaussement de la parole ; le taux de convergence ; RLS ; NLMS ; RSB.

Abstract : In this thesis, we treated the issue of acoustic noise reduction and enhancement of the speech signal, by proposing a new dual RLS noise reduction algorithm combined with the forward blind source separation structure. This algorithm has an effective behavior in comparison with other competitive algorithms. Performance measurement criteria support this conclusion.

Keywords: Speech enhancement; convergence rate; RLS; NLMS; RSB.

Listes des acronymes et abréviations

- ✚ DCB : Décimal Codé Binaire.
- ✚ RIF : Réponse Impulsionnelle Finie.
- ✚ RII : Réponse Impulsionnelle Infinie.
- ✚ TFD : Transformée de Fourier Discrète.
- ✚ IFFT : Inverse Fast Fourier Transforme.
- ✚ FFT : Fast Fourier Transforme.
- ✚ DSP : Digital Signal Processor.
- ✚ TFR : Transformée de Fourier Rapide.
- ✚ LMS : Least-Mean Square.
- ✚ NLMS: Normalized Least-Mean Square.
- ✚ EQM: Erreur Quadratique Moyenne.
- ✚ MQ: Moyenne Quadratique.
- ✚ SSA : Soustraction Spectrale d'Amplitude.
- ✚ SSP : Soustraction Spectrale de Puissance.
- ✚ ANC : Adaptive Noise Canceller.
- ✚ RSB : Rapport Signal à Bruit.
- ✚ RLS : Recursive Least Squares.
- ✚ FDRLS: Forward Double Recursive Least Squares.
- ✚ FDNLMS: Forward Double Normalized Least-Mean Square.
- ✚ FBSS: Forward Blind Separation Sources.
- ✚ DAV : Détection d'Activité Vocale.
- ✚ USASI: United State of America Standard Institute.
- ✚ EQMSeg : Erreur Quadratique Moyenne segmenté.
- ✚ SegMSE: Segmental Mean Square Error.
- ✚ SM: System Mismatch.
- ✚ DC : Distance Cepstral.
- ✚ SegSNR: Segmental Signal to Noise Ratio.

Table des matières

Introduction générale	1
Chapitre 1 : Généralités sur le traitement du signal	
1.1 Introduction	3
1.2 Partie A : Théorie et traitement du signal	3
1.2.1 Notion de signal	3
1.2.2 Représentation des signaux	4
1.2.3 Classes des signaux	7
1.2.4 Numérisation	8
1.2.5 Les principales fonctions du traitement de signal	9
1.3 Partie B : Généralités sur la parole et le bruit	13
1.3.1 Parole	13
1.3.2 Bruit acoustique	16
1.4 Conclusion	17
Chapitre 2 : Méthodes de réduction de bruit	
2.1 Introduction	18
2.2 Filtrage adaptatif	18
2.2.1 Application	19
2.3 Filtre de Wiener	20
2.4 Présentation des algorithmes de filtrage adaptatif	23
2.4.1 Algorithme du gradient stochastique (Least-Mean-Square LMS)	23
2.4.2 Algorithme LMS normalisé (NLMS)	24
2.5 Réduction du bruit par les méthodes mono-capteurs	25
2.5.1 Soustraction spectrale	26
2.6 Réduction du bruit par les méthodes bi-capteurs	27
2.6.1 Structure d'annulation adaptative de bruit (ANC)	27
2.6.2 La séparation de sources aveugle	29
2.7 Conclusion	32

**Chapitre 3 : Proposition d'un nouvel algorithme FDRLS pour le
rehaussement de la parole**

3.1 Introduction	33
3.2 La structure de séparation aveugle de source directe (FBSS)	33
3.3 Algorithme FDNLMS (Forward Double Normalized Least Mean Square)	35
3.4 Algorithme RLS (Recursive Least Square)	38
3.5 Proposition d'un nouvel algorithme FDRLS	39
3.6 Conclusion	46

Chapitre 4 : Résultats des simulations

4.1 Introduction	47
4.2 Signaux utilisés en simulations	47
4.2.1 Simulation des réponses impulsionnelle	50
4.2.2 Principe du DAV (Détection d'Activité Vocale)	51
4.2.3 Signaux de mélange convolutif	52
4.3 Résultats de simulation de l'algorithme FDNLMS	54
4.4 Résultats de simulation du nouvel algorithme FDRLS	58
4.5 Comparaison de l'algorithme FDRLS avec l'algorithme FDNLMS	63
4.5.1 Cas d'un bruit blanc	63
4.5.2 Cas d'un bruit USASI	67
4.6 Conclusion	71
Conclusion générale	72
Bibliographie	73

Liste des figures

Figure 1.1 Distribution spectrale d'un signal avec la définition de la largeur de bande spectral.	5
Figure 1.2 Classification morphologique.	6
Figure 1.3 Opération d'un signal subit avant son traitement sur un ordinateur Numérique.	7
Figure 1.4 Représentation d'un signal analogique et un signal numérique.	7
Figure 1.5 L'échantillonnage d'un signal continu.	8
Figure 1.6 La représentation d'un système de convolution.	9
Figure 1.7 Représentation de l'appareil phonatoire humain.	14
Figure 1.8 Forme d'onde d'une trame de signal vocale voisé et son spectre d'amplitude.	15
Figure 1.9 Forme d'onde d'une trame de signal vocal non voisé et son spectre d'amplitude.	16
Figure 2.1 Principe d'un filtre adaptatif.	19
Figure 2.2 Schéma principal du filtrage de Wiener.	20
Figure 2.3 Principe de débruitage.	25
Figure 2.4 Montage filtre adaptatif pour l'annulation du bruit.	28
Figure 2.5 Modèle du mélange convolutif.	30
Figure 2.6 Modèle simplifié du mélange convolutif.	31
Figure 2.7 Structure Symétrique Direct « Forward ».	31
Figure 2.8 Structure Symétrique Réursive « Backward ».	32
Figure 3.1 Structure de séparation aveugle de source directe « FBSS ».	34
Figure 3.2 Schéma bloqué de l'algorithme RLS.	38
Figure 3.3 Structure de l'algorithme proposé FDRLS.	40
Figure 4.1 Signal de parole utilisée avec son spectrogramme.	48
Figure 4.2 Le bruit blanc et son spectrogramme.	49
Figure 4.3 Le bruit USASI et son spectrogramme.	50
Figure 4.4 Exemple d'une réponse impulsionnelle simulée h_{12} .	51
Figure 4.5 Exemple d'une réponse impulsionnelle simulée h_{21} .	51

Figure 4.6 Signale de parole utilisée avec la segmentation (DAV) manuelle.	52
Figure 4.7 Signal de mélange $m_1(n)$ avec son spectrogramme.	53
Figure 4.8 Signal de mélange $m_2(n)$ avec son spectrogramme.	53
Figure 4.9 Organigramme d'implémentation de l'algorithme FDNLMS.	54
Figure 4.10 Signal de mélange $m_1(n)$ avec son spectrogramme, avant rehaussement.	55
Figure 4.11 Signal de mélange $m_2(n)$ avec son spectrogramme, avant rehaussement.	55
Figure 4.12 Signal de sortie $s_1(n)$, avec son spectrogramme obtenue avec l'algorithme FDNLMS.	56
Figure 4.13 Signal de sortie $s_2(n)$ obtenue avec l'algorithme FDNLMS, avec son spectrogramme.	56
Figure 4.14 Comparaison entre la réponse impulsionnelle réelle h_{21} et l'estimée $W_{21}(n)$ de l'algorithme FDNLMS.	57
Figure 4.15 Comparaison entre le signale originale et le signale de sortie obtenu par l'algorithme FDNLMS.	57
Figure 4.16 Organigramme d'implémentation de l'algorithme FDRLS.	59
Figure 4.17 Signal de mélange $m_1(n)$ avec son spectrogramme, avant rehaussement.	60
Figure 4.18 Signal de mélange $m_2(n)$ avec son spectrogramme, avant rehaussement.	60
Figure 4.19 Signal de sortie $s_1(n)$ obtenu avec le nouvel algorithme proposé FDRLS avec son spectrogramme.	61
Figure 4.20 Signal de sortie $s_2(n)$ obtenu avec le nouvel algorithme proposé FDRLS avec son spectrogramme.	61
Figure 4.21 Comparaison entre la réponse impulsionnelle réelle $h_{21}(n)$ et l'estimée $w_{21}(n)$.	62
Figure 4.22 Comparaison entre le signal de parole originale et le signal de sortie $s_1(n)$ obtenu avec le nouvel algorithme proposé FDRLS.	62
Figure 4.23 Evaluation du critère du rapport signal a bruit (RSB) segmenté pour les deux algorithmes FDRLS et FDNLMS le cas d'un bruit blanc.	64

Figure 4.24 Evaluation du critère de l'erreur quadratique moyenne (EQM) segmenté pour les deux algorithmes FDRLS et FDNLMS le cas d'un bruit blanc.	65
Figure 4.25 Comparaison du critère de désajustement (SM) pour les deux algorithmes FDRLS et FDNLMS le cas d'un bruit blanc.	66
Figure 4.26 Evaluation du critère de la distance cepstrale (DC) pour les deux algorithmes FDRLS et FDNLMS le cas d'un bruit blanc.	67
Figure 4.27 Evaluation du critère du rapport signal a bruit (RSB) pour les deux algorithmes FDRLS et FDNLMS le cas d'un bruit USASI.	68
Figure 4.28 Evaluation du critère de l'erreur quadratique moyenne (EQM) segmenté pour les deux algorithmes FDRLS et FDNLMS le cas d'un bruit USASI.	69
Figure 4.29 Comparaison du critère de désajustement (SM) pour les deux algorithmes FDRLS et FDNLMS le cas d'un bruit USASI.	70
Figure 4.30 Evaluation du critère de la distance cepstrale (DC) pour les deux algorithmes FDRLS et FDNLMS le cas d'un bruit USASI.	71

Introduction générale

L'essor fantastique des nouvelles technologies a permis au grand public de bénéficier d'outils de communication mobiles. Il est désormais devenu possible et courant de téléphoner de partout (ou presque) dans des environnements aussi divers et variés que la rue, une gare ou bien encore une voiture. Cependant, tous ces lieux ne bénéficient pas du calme. La gêne occasionnée par la perturbation qualifiée de bruit est généralement source d'inconfort et de fatigue pour les correspondants quand ce n'est pas l'intelligibilité même du message qui est remise en cause. 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. Dans ces conditions, la conversation téléphonique peut s'avérer rapidement fastidieuse ce qui justifie le besoin d'un traitement à même de réduire la gêne des utilisateurs

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.

La téléphonie main-libre doit donc inclure une étape de réduction de bruit pour assurer une communication de bonne qualité. Ce sujet a été très largement abordé dans la littérature et se base généralement sur un système simple constitué d'un microphone, à partir d'une seule et unique observation constituée 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'hypothèse sur les signaux :

le bruit est généralement supposé stationnaire ce qui permet de distinguer des composantes dynamiques de la parole.

L'objectif de ce travail réside dans l'amélioration de la qualité de traitement de débruitage, en se basant sur une observation supplémentaire par ajout d'un second microphone en utilisant un algorithme bi-capteurs de type moindre carrée récursif combiné à la structure de séparation aveugle de sources directe. Pour cela, ce mémoire sera présenté comme suit :

Dans le premier chapitre, nous présentons les principales fonctions utilisées en traitement du signal, ainsi que les propriétés et les caractéristiques de la parole et le bruit.

Le deuxième chapitre présente un état de l'art du technique mono-capteur, bi-capteurs utilisées dans le domaine du débruitage de la parole, ainsi que le principe de base du filtrage adaptatif.

Dans le troisième chapitre, nous présenterons la formulation mathématique de notre nouvel algorithme ainsi un autre algorithme issu de l'état de l'art est aussi présenté.

Le quatrième chapitre concerne l'étude comparative entre les performances des différents algorithmes adaptatifs présentés dans le troisième chapitre. Ces performances sont exprimées en termes de plusieurs critères de performances.

En fin, nous terminons notre mémoire par une conclusion générale.

Chapitre 1 Généralités sur le traitement du signal

1.1 Introduction

Le traitement numérique du signal consiste en un ensemble de théories et de méthodes, relativement indépendantes du signal traité, permettant de créer, d'analyser, de synthétiser, de quantifier, de classifier, de prédire, ou de reconnaître les signaux. Il s'agit donc d'une science appliquée.

Dans ce chapitre nous allons présenter dans un premier temps quelques notions de base de traitement du signal.

Dans un deuxième temps, nous présentons les principales caractéristiques de la parole et du bruit.

1.2 Partie A Théorie et traitement du signal

La théorie du signal a pour objectif fondamental la description mathématique des signaux. Cette représentation commode du signal permet de mettre en évidence ses principales caractéristiques (distribution fréquentielle, énergie, etc) et d'analyser les modifications subies lors de la transmission ou du traitement de ces signaux.

Le traitement du signal est la discipline technique qui, s'appuie sur les ressources de l'électronique, de l'informatique et de la physique appliquée, a pour objet l'élaboration ou l'interprétation des signaux. 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. [1]

1.2.1 Notion de signal

Un signal est une représentation physique d'une information, qui sera transporté d'une source à une destination. Il s'agit donc d'une notion tout à fait générale que l'on peut

rencontrer dans des domaines aussi varié que l'électricité, l'électronique, l'acoustique, l'optique, la mécanique, l'économie, etc.... [2]

1.2.2 Représentation des signaux

Pour faciliter l'étude des signaux, différents modes de représentations peuvent être envisagés [1] :

- ✚ Représentation temporelle des signaux.
- ✚ Représentation spectrale.
- ✚ Représentation morphologique (signal continu ou discret).
- ✚ Représentation énergétique.

a Représentation temporelle des signaux

La première classification, basée sur l'évolution du signal en fonction du temps, fait apparaître deux types fondamentaux : [1]

✚ **les signaux certains (ou déterministes)**

Dont l'évolution en fonction du temps peut être parfaitement décrite par un modèle mathématique. Ces signaux proviennent des phénomènes pour lesquels on connaît les lois physiques correspondantes et les conditions initiales, permettant ainsi de prévoir le résultat [1].

✚ **les signaux aléatoires (ou probabilistes)**

Dont le comportement temporel est imprévisible et pour la description desquels il faut se contenter d'observations statistiques.

Les signaux aléatoires, ils sont dits stationnaires lorsque leur valeur moyenne est indépendante du temps, c'est-à-dire que les résultats de leur analyse statistique restent les mêmes quel que soit le moment où l'on en observe une partie déterminée. De plus ces signaux aléatoires stationnaires sont ergodiques s'il est identique de faire une moyenne statistique à un instant donné sur différents essais ou de faire une moyenne temporelle suffisamment longue sur un seul de ces essais [1].

b Représentation spectrale des signaux

Un signal peut être classé suivant la distribution de son amplitude, sa puissance ou son énergie en fonction de la fréquence (spectre du signal). Le domaine des fréquences occupé par son spectre est aussi appelé la largeur de la bande spectrale du signal ΔF figure (1.1), [1].

$$\Delta F = F_{max} - F_{min} \quad (1.1)$$

Cette caractéristique, exprimée en Hertz (Hz), est absolue. Aussi il est nécessaire de la comparer au domaine des fréquences dans lequel se situe le signal. En considérant la fréquence moyenne :

$$F_{moy} = \frac{(F_{max} - F_{min})}{2} \quad (1.2)$$

On peut distinguer deux types de signaux :

- Les signaux à bande étroite avec ΔF petit.
- Les signaux à large bande avec ΔF grand.

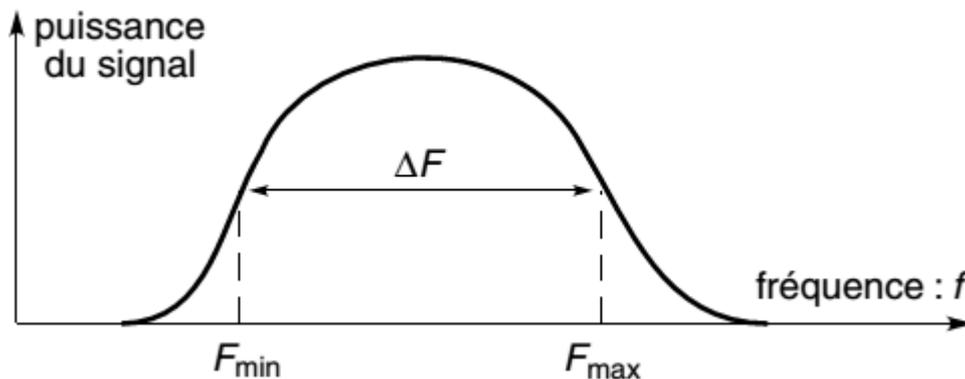


Figure 1.1 Distribution spectrale d'un signal avec la définition de la largeur de bande spectrale.

c Représentation morphologique

Le traitement numérique des signaux conduit à faire la distinction entre les signaux dits à temps continus (signaux continus) et les signaux dits à temps discrets (signaux discrets)

ou échantillonnés). Un autre paramètre des signaux traités est à prendre en compte, c'est l'amplitude qui peut aussi être continue ou discrète (quantifiée).

Ainsi quatre formes de signaux, qui se retrouvent dans un système numérique de contrôle d'un processus physique, peuvent être distinguées :

- ✚ Les signaux analogiques dont l'amplitude et le temps sont continus.
- ✚ Les signaux quantifiés dont l'amplitude est discrète et le temps continu.
- ✚ Les signaux échantillonnés dont l'amplitude est continue et le temps discret.
- ✚ Les signaux numériques dont l'amplitude et le temps sont discrets.

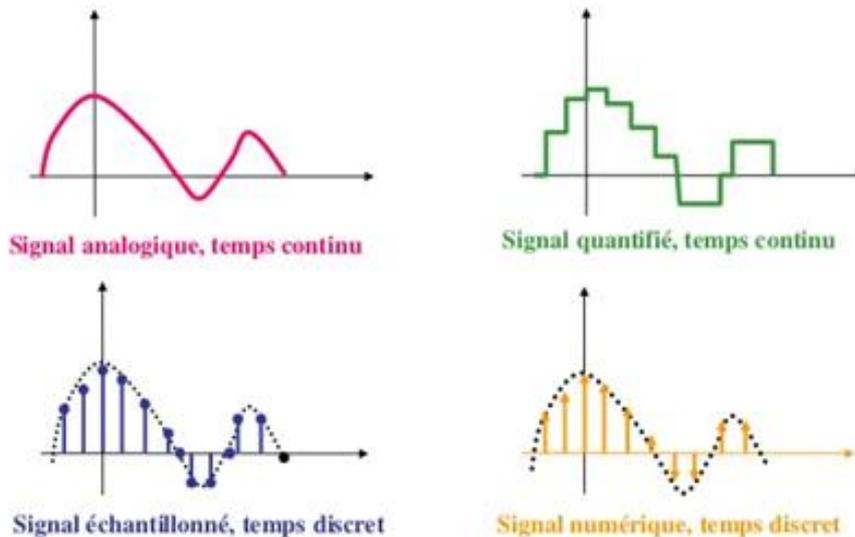


Figure 1.2 Classification morphologique.

d Représentation énergétique

- ✚ **Les signaux à énergie finie** : il possède une puissance moyenne nulle et une énergie finie. l'énergie d'un signal $x(t)$ est donnée par :

$$E_x = \int_{-\infty}^{+\infty} |x(t)|^2 dt < +\infty \quad (1.3)$$

- ✚ **Les signaux à puissance moyenne finie** : ils possèdent une énergie infinie donc ils sont physiquement irréalisables. La puissance moyenne d'un signal est donnée par :

$$p_x = \lim_{T \rightarrow \infty} \left[\frac{1}{T} \int_{-\frac{T}{2}}^{+\frac{T}{2}} |x(t)|^2 dt \right] < +\infty \quad (1.4)$$

1.2.3 Classe des signaux

Les signaux peuvent être répartis en deux grandes catégories qui sont les signaux analogiques et les signaux numériques. [2]

a Signaux analogique

Ce sont des fonctions continues, définies dans un espace à deux dimensions dont leurs courbes représentatives indiquent les variations des signaux en fonction du temps.

b Signaux numérique

Afin de rendre possible le traitement d'un signal $x(t)$, on doit procéder à la numérisation qui est illustrée par les opérations qui sont représentées dans la figure (1.3).

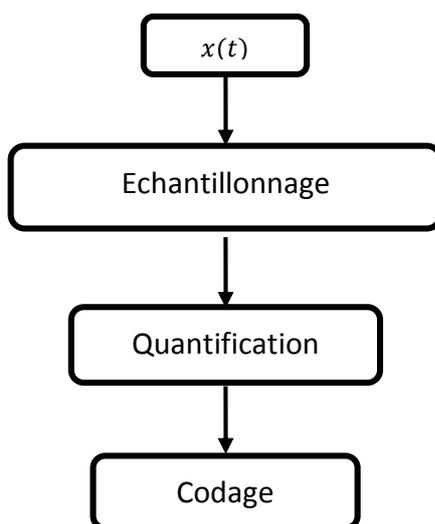


Figure 1.3 Opérations d'un ordinateur numérique.

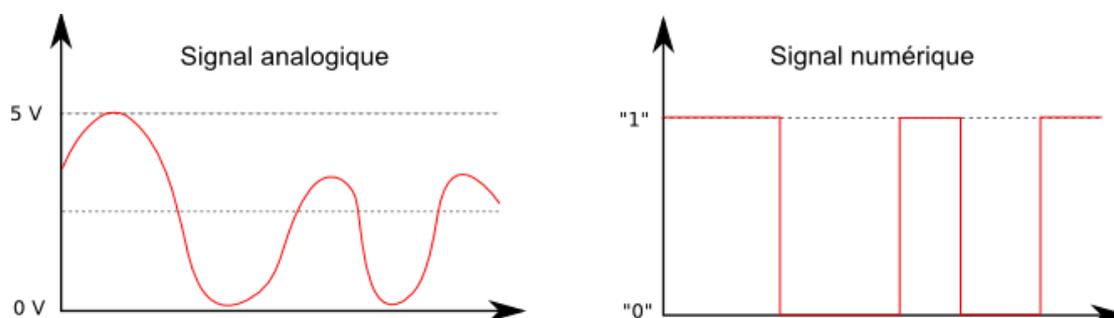


Figure 1.4 Représentation d'un signal analogique et un signal numérique.

1.2.4 Numérisation

On appelle numérisation d'un signal l'opération qui consiste à faire passer un signal de la représentation dans le domaine des temps et des amplitudes continus au domaine des temps et des amplitudes discrets. Cette opération de numérisation d'un signal peut être décomposée en 3 étapes :

- ✚ L'échantillonnage.
- ✚ La quantification.
- ✚ Le codage.

a Echantillonnage

L'échantillonnage consiste à représenter un signal analogique continu $s(t)$ par un ensemble de valeurs $s(nT_e)$ avec n entier situées à des instants discrets espacés de T_e constante, appelée la période d'échantillonnage. Cette opération est réalisée par un circuit appelé « préleveur ou échantillonneur » symbolisé souvent par un interrupteur.

Le processus d'échantillonnage revient à multiplier le signal analogique $s(t)$ par une série d'impulsions unité donc le signal échantillonné $s_e(t)$ est une suite de pics de Dirac dont les poids sont les valeurs du signal $s(t)$ aux instants nT_e . Nous avons l'expression de $s_e(t)$:

$$s_e(t) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} s(nT_e) \delta(t - nT_e) \quad (1.5)$$

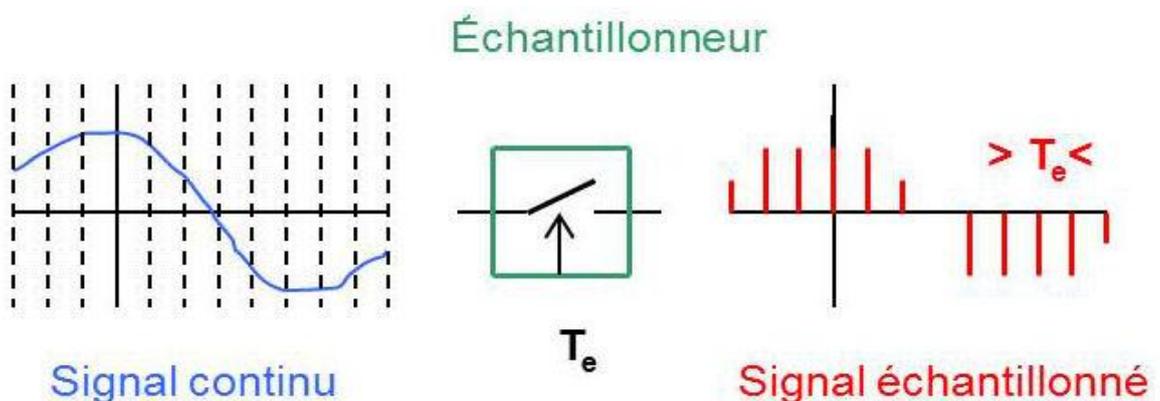


Figure 1.5 l'échantillonnage d'un signal continu.

✚ Critère de Shannon

Pour pouvoir numériser correctement un signal, il faut l'échantillonner à une fréquence au moins deux fois plus grande que la fréquence du signal analogique que l'on échantillonne c-à-d. :

$$F_e \geq 2F_{max} \quad (1.6)$$

b Quantification

La quantification consiste à représenter un signal avec un ensemble finie de symboles, autrement dit un signal ne peut prendre qu'un nombre limité de valeurs en amplitude.

c Codage

Le codage consiste à associer à un ensemble de valeur discrète un code composé d'élément binaire. Les codes les plus connus : code Gray, code binaire, code DCB. [3]

1.2.5 Principales fonctions du traitement du signal

a Convolution

La convolution est une opération mathématique formelle, tout comme la multiplication, l'addition, et l'intégration. L'addition prend deux nombres et produit un troisième nombre, tandis que la convolution prend deux signaux et produit un troisième signal. La convolution de deux fonctions discrètes $x_1(n)$ et $x_2(n)$ est définis par :

$$y(n) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} x_1(k) x_2(n - k) \quad (1.7)$$

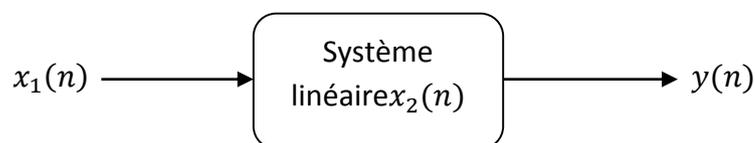


Figure 1.6 La représentation d'un système de convolution.

$$y(n) = x_1(n) * x_2(n) \quad (1.8)$$

***b* Corrélation**

La fonction de corrélation permet d'exprimer la ressemblance entre deux signaux.

Inter-corrélation

Soit deux signaux réels $x(n)$ et $y(n)$. L'inter-corrélation $z(k)$, est un produit scalaire avec un décalage k , pour toutes les valeurs de k possible.

$$z(k) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} x(n) y^*(n - k) \quad (1.9)$$

Auto-corrélation

L'auto-corrélation est une inter-corrélation du signal avec une version décalée de lui-même.

$$z(k) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} x(n) x^*(n - k) \quad (1.10)$$

***c* 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 (séquence de nombres) en un signal numérique de sortie (seconde séquence de nombres) pour obtenir la modification voulue du signal. [1]

Un filtre numérique peut être classé selon :

 la durée de sa réponse impulsionnelle

Finie : les filtres RIF ont leur réponse impulsionnelle à support fini.

$$h(n) = 0 \text{ pour } n > N - 1.$$

Infinie : les filtres RII ont leur réponse impulsionnelle à support infini.

$$h(n) \neq 0 \forall n.$$

✚ le type de représentation temporelle

Récurrente : La sortie $y(n)$ dépend de l'entrée courante, des entrées précédentes et des sorties précédentes.

Non récurrents : la sortie $y(n)$ ne dépend que de l'entrée courante et des entrées précédentes.

➤ **Filtre non récurrent (RIF)**

Les filtres RIF ne peuvent pas être dérivés des filtres analogiques. Ils sont cependant très largement utilisés car ils possèdent des propriétés uniques (phase linéaire, stabilité, flexibilité). Les équations (1.11) et (1.12) montrent l'équation de convolution et la fonction de transfert en z . N est la longueur de la réponse impulsionnelle du filtre.

$$y(n) = \sum_{k=0}^{N-1} h(k)x(n-k) \quad (1.11)$$

$$H(z) = \frac{Y(z)}{X(z)} = \sum_{n=0}^{N-1} h(n)z^{-n} \quad (1.12)$$

Les principales caractéristiques des filtres RIF sont :

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

➤ Filtre récursif (RII)

Cette catégorie de filtre est également caractérisée par une fonction de transfert 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. Les équations (1.13) et (1.14) montrent l'équation de convolution et la fonction de transfert en z . N est appelé l'ordre du filtre.

$$y(n) = \sum_{k=0}^M b_k x(n-k) - \sum_{k=1}^L a_k y(n-k) \quad (1.13)$$

$$H(z) = \frac{Y(z)}{X(z)} = \frac{\sum_{k=0}^M b_k z^{-k}}{1 + \sum_{k=1}^L a_k z^{-k}} \text{ Tel que } : M \leq L \quad (1.14)$$

Les principales caractéristiques des filtres RII sont :

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

d Transformer de Fourier Discrète

La transformée de Fourier discrète (TFD) 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).

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j2\pi \frac{nk}{N}} \quad (1.15)$$

e Transformer de Fourier Rapide

La Transformée de Fourier Rapide est simplement une TFD calculée selon un algorithme permettant de réduire le nombre d'opérations et, en particulier, le nombre de multiplications à effectuer. Il faut noter cependant, que la réduction du nombre

d'opérations 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 Partie B Généralités sur la parole et le bruit

1.3.1 La parole

La parole est un système structuré qui permet aux êtres humains de communiquer entre eux. L'information d'un message parlé est transmise par les fluctuations de la pression de l'air qui sont émises par l'appareil phonatoire, c'est le signal vocal. Ce signal est analysé par l'oreille et les informations résultantes sont transmises au cerveau qui les interprète. Au sens strict, le contenu d'un signal vocal est représenté uniquement par son intelligibilité. Dans un sens plus large, il faut aussi tenir compte de tout ce qui représente la qualité du signal vocal c'est à-dire les intonations, la prosodie et les perturbations du milieu ambiant. [6]

a Mécanisme de phonation

Le signal vocal est le résultat de plusieurs actions conjuguées. En effet, la parole résulte de l'action coordonnée des appareils respiratoires et masticatoires contrôlés par le système nerveux central.

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. La figure (1.7) représente un schéma général de l'appareil phonatoire humain. [6]

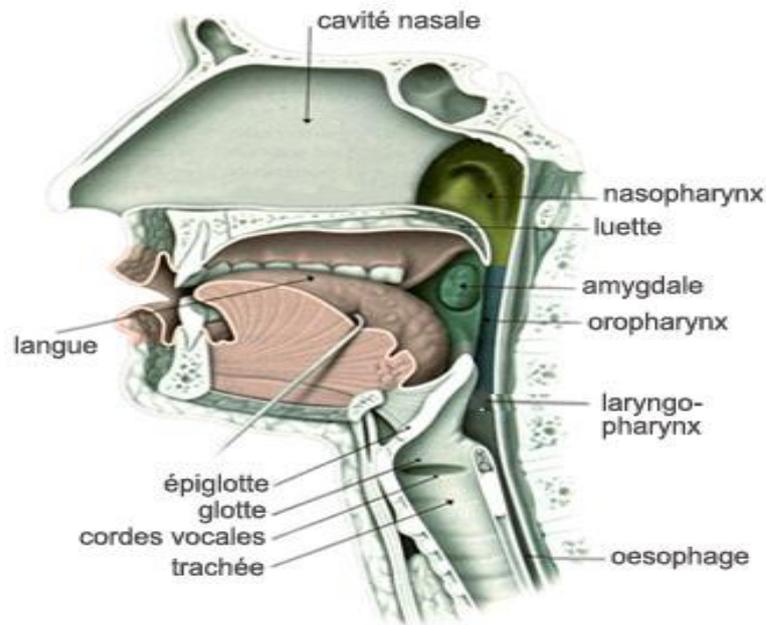


Figure 1.7 Représentation de l'appareil phonatoire humain.

b Classification des sons de la parole

La parole se distingue par sa complexité, due à des méthodes 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 parole peuvent être classés en trois catégories :

✚ Les sons voisés

La hauteur d'un son voisé est liée à la fréquence de vibration des cordes vocales. Cette fréquence est appelée fréquence fondamentale ou pitch. 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 (1.8). 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 $i = 1, \dots, 4$). Si les trois premiers formants sont indispensables pour assurer l'intelligibilité du signal vocal, les formants d'ordres supérieurs jouent quant à eux un rôle important pour la qualité du signal vocal. Deux sons de même intensité et de même

hauteur se distinguent par le timbre qui est déterminé par les amplitudes relatives des harmoniques du fondamental. La fréquence fondamentale (F_0) peut varier :

- 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.

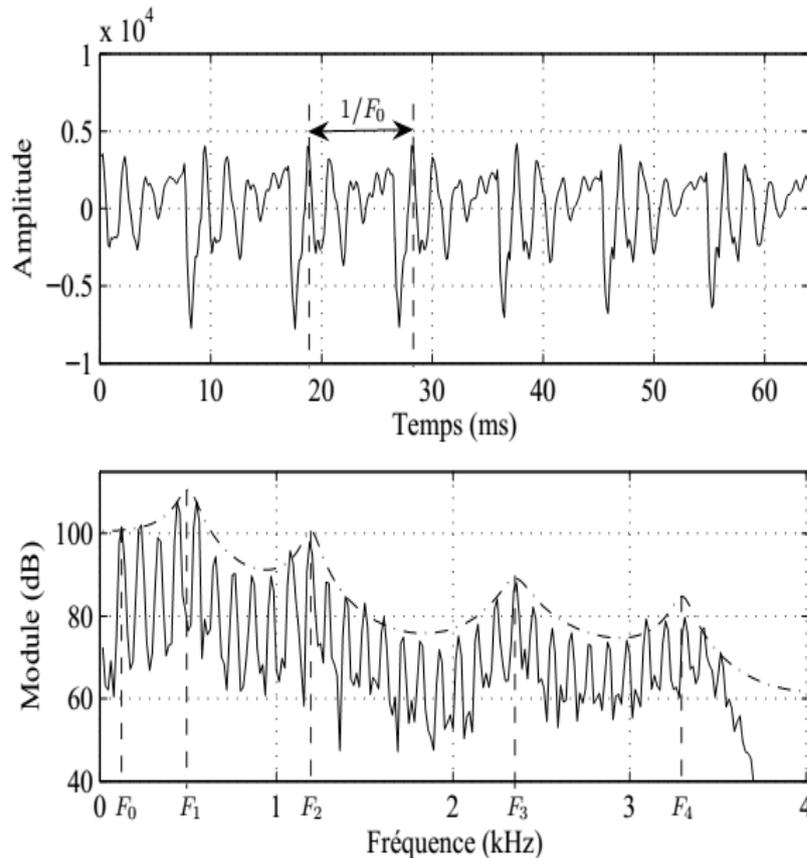


Figure 1.8 Forme d'onde d'une trame de signal vocale voisé et son spectre d'amplitude.

🚦 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 (1.9).

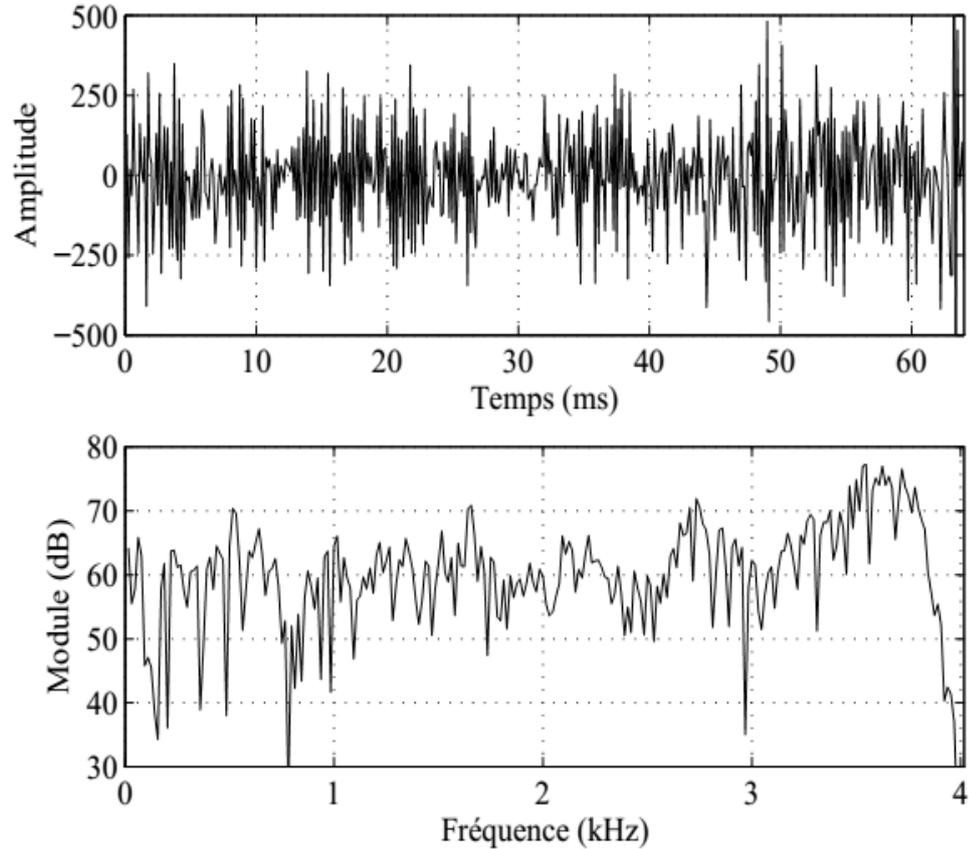


Figure 1.9 Forme d'onde d' une trame de signale vocal non voisé et son spectre d'amplitude.

✚ Les silences

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

1.3.2 Bruit acoustique

a Type de bruit

✚ Bruit blanc

On l'appelle bruit blanc, en comparaison avec la lumière blanche, car dans les deux cas, toutes les fréquences sont présentes avec un poids équivalent (l'énergie est distribuée uniformément sur tous les spectres).Un bruit blanc est un signal aléatoire dont les échantillons successifs sont des variables aléatoires non corrélées, par conséquent sa fonction d'auto-corrélation est nulle partout sauf en 0 qui est donnée par :

$$r_{xx}(k) = \sigma_x^2(k) \quad (1.16)$$

La densité spectrale de puissance d'un bruit blanc est donc une constante :

$$S_{xx}(f) = \sigma_x^2 \quad (1.17)$$

Bruit coloré

Un bruit coloré est un bruit blanc filtré, ainsi la fonction d'auto-corrélation d'un tel bruit ne sera pas une impulsion de Dirac, mais une courbe étroite. Un bruit coloré de basses fréquences est parfois appelé bruit rose il ne conserve que les grandes longueurs d'ondes, ce qui dans le spectre du visible correspond aux teintes rouges. [4]

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 Wiener. Le spectre du bruit musical est particulièrement tonal, d'où le caractère musical. Son énergie moyenne est plus faible que celle du bruit initial, mais sa dispersion en fréquence est plus grande, ce qui le rend plus gênant que le bruit de départ du point de vue perception. [5]

1.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons vu les principales fonctions utilisées en traitement du signal, ainsi que les propriétés et les caractéristiques de la parole et le bruit. Dans le chapitre suivant, nous allons présenter les différentes méthodes de réduction du bruit et le rehaussement du signal de parole.

Chapitre 2 Méthode de réduction du bruit

2.1 Introduction

Le problème de débruitage de la parole n'est pas récent, il constitue toujours un champ d'étude vaste dans le domaine du traitement du signal. L'objectif de la réduction de bruit est de restaurer un signal utile à partir d'observations corrompus par un bruit.

Dans ce chapitre, nous présentons les méthodes de débruitage mono-capteur et bi-capteurs, ainsi que les différentes techniques du filtrage adaptatif et ces algorithmes stochastique de type LMS et NLMS.

2.2 Filtrage adaptatif

Les filtres adaptatifs sont variables dans le temps puisque leurs paramètres changent continuellement, afin de répondre à une exigence de performance. En ce sens, on peut interpréter un filtre adaptatif comme un filtre qui effectue l'étape d'approximation en ligne. Habituellement, la définition du critère de performance nécessite l'existence d'un signal de référence qui est généralement cachée dans l'étape d'approximation de la conception de filtre fixe. Le filtre adaptatif peut être mis en œuvre dans un certains nombres des structures ou des réalisations. Le choix de la structure peut influencer la complexité de calcul. [7]

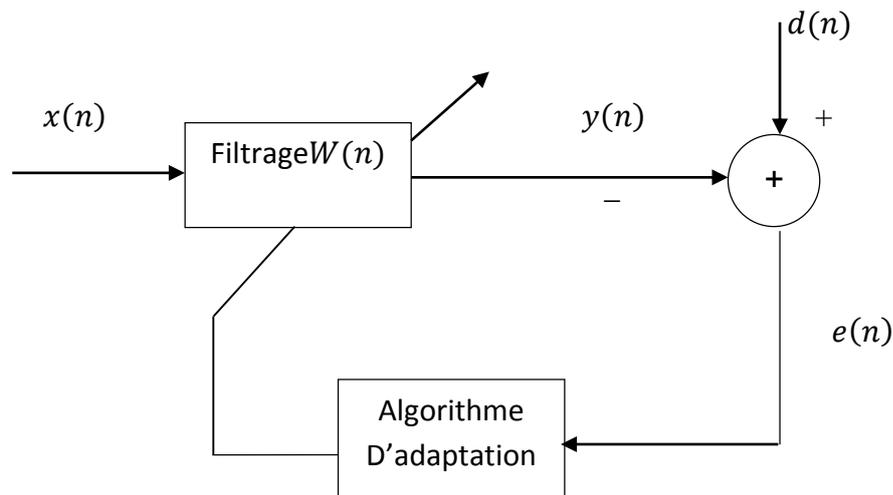


Figure 2.1 Principe d'un filtre adaptatif.

Les différents signaux qui sont utilisés dans le filtre adaptatif :

$x(n)$ est le signal de l'entrée du filtre.

$w(n)$ sont les coefficients du filtre.

$y(n)$ est le signal de la sortie du filtre.

$d(n)$ est le signal de référence.

$e(n)$ est le signal d'erreur (c'est la différence entre $d(n)$ et $y(n)$).

2.2.1 Application

Les techniques adaptatives s'étendent maintenant à une variété de problèmes de détection, d'estimation et d'identification, rencontrés en transmissions, acoustique sous-marine, sismologie, instrumentation biomédicale, traitement de la parole et des images, reconnaissance des formes, contrôle de procédés. [8]

Le filtrage adaptatif est un outil puissant en traitement du signal, communications numériques, et contrôle automatique. Les applications sont diverses mais présentent les caractéristiques suivantes : on dispose d'une entrée $x(n)$ ainsi que de la réponse désirée (référence) $d(n)$ et l'erreur $e(n)$, qui est la différence entre $d(n)$ et la sortie du filtre $y(n)$, sert à contrôler (adapter) les valeurs des coefficients du filtre $w(n)$. Ce qui différencie essentiellement les applications provient de la façon de définir la réponse désirée $d(n)$.

2.3 Filtre de Wiener

Le filtre de Wiener est parmi les méthodes de débruitage classiques les plus utilisées dans la littérature. C'est l'estimateur qui minimise l'Erreur Quadratique Moyenne (EQM) entre le signal d'entrée et celui en sortie. [5]

Le filtrage de Wiener est adéquat pour les situations dans lesquelles le signal ou le bruit sont stationnaires.



Figure 2.2 Schéma principal du filtrage de Wiener.

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

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

On note également w la réponse impulsionnelle du filtre.

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

$$W^{opt} = \arg \min_w J(e(n)) \quad (2.1)$$

Où W^{opt} est le vecteur optimum et J représente la fonction cout :

$$J = E\{ e^2(n) \} \quad (2.2)$$

De nombreux choix sont possibles en ce qui concerne la fonction de coût, l'erreur quadratique moyenne est la plus utilisée, car elle conduit à des développements mathématiques complets et simples, fournit la solution en fonction des caractéristiques au second ordre des variables aléatoires, caractéristiques qui sont les plus simples à estimer, et enfin fournit une solution unique. C'est sur l'estimation linéaire en moyenne quadratique que repose le filtrage de Wiener.

La sortie du filtre $y(n)$ s'écrit :

$$y(n) = \sum_{l=0}^{L-1} w_l u(n-l) \quad (2.3)$$

En introduisant les vecteurs :

$$W = [W_0, W_1 \dots \dots, W_{L-1}] \quad (2.4)$$

$$U(n) = [U(n), U(n-1), \dots \dots, U(n-L+1)] \quad (2.5)$$

Où W représente le vecteur de L coefficient de la réponse impulsionnelle finie et $U(n)$ désigne un vecteur qui résume le passé proche du signal $u(n)$ sur une durée de L échantillons.

On a alors :

$$e(n) = d(n) - W^T U(n) = d(n) - U^T(n)W \quad (2.6)$$

Le filtre de Wiener est celui qui minimise l'erreur quadratique moyenne (EQM) :

$$J = E\{e^2(n)\} \quad (2.7)$$

D' où

$$\begin{aligned} J &= E[(d(n) - U^T(n)W)^2] \\ J &= E\{d(n)^2\} - 2E\{d(n)U^T(n)\}W + W^T E\{U(n)U^T(n)\}W \\ J &= \sigma_d^2 - 2P_{ud}W - W^T R_{uu}W \end{aligned} \quad (2.8)$$

Avec :

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

$R_{uu} = E\{U(n)U^T(n)\}$ est la matrice d'auto-corrélation de l'entrée $u(n)$.

$P_{ud} = E\{d(n)U^T(n)\}$ est le vecteur d'inter-corrélation entre la sortie désirée $d(n)$ et l'entrée $u(n)$.

L'opérateur $(.)^T$ désigne la transposition.

$E\{.\}$ désigne la moyenne statistique.

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

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

On a :

$$\frac{\partial J}{\partial W^{opt}} = 2E \left\{ e(n) \frac{\partial e(n)}{\partial W^{opt}} \right\}$$

$$\frac{\partial J}{\partial W^{opt}} = -2E \{ e(n)U(n) \}$$

Par conséquent, à l'optimum, on a :

$$-2E \{ e(n)U(n) \} = 0 \quad (2.10)$$

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

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

En développant cette dernière équation (2.10) :

$$-2E \{ e(n)U(n) \} = 0$$

$$-2E \{ (d(n) - u(n)^T W^{opt}) U(n) \} = 0$$

$$-2E \{ d(n)U(n) \} + 2E \{ U(n)U^T(n) \} W^{opt} = 0$$

Alors on obtient :

$$R_{uu} W^{opt} = P_{ud} \quad (2.11)$$

Avec :

R_{uu} est la matrice d'auto-corrélation de l'entrée $u(n)$.

P_{ud} est le vecteur d'inter-corrélation entre la sortie désirée $d(n)$ et l'entrée $u(n)$.

$E\{ \cdot \}$ désigne la moyenne statistique.

L'équation (2.11) est appelée Formule de Wiener ou équation de Wiener-Hopf [5]

$$W^{opt} = (R_{uu})^{-1} P_{ud} \quad (2.12)$$

2.4 Présentation des algorithmes adaptatifs

Un algorithme adaptatif est un ensemble d'instructions pour exécuter une fonction qui peut s'adapter en cas de changements dans l'environnement. Les algorithmes adaptatifs sont capables d'ajuster intelligemment leurs activités à la lumière de l'évolution des circonstances pour obtenir le meilleur résultat possible. Ils peuvent être programmés dans un certain nombre de langages informatiques à tout faire, de l'automatisation de contrôle du trafic aérien...

2.4.1 Algorithme du gradient stochastique (Least Mean Square-LMS)

L'algorithme LMS est le plus répandu, car il est le plus simple à mettre en œuvre. [10]

✚ Mise à jour du filtre :

$$W(n+1) = W(n) + \mu X(n)e(n) \quad (2.13)$$

On remarque que $W(n)$ est une variable aléatoire puisqu'à chaque nouvelle itération n , $W(n)$ dépend des processus aléatoires $X(n)$ et $d(n)$.

Avec :

Calcul de la sortie du filtre $y(n)$ est :

$$y(n) = W^T(n)X(n) \quad (2.14)$$

Calcul du signal d'erreur $e(n)$ est :

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (2.15)$$

La condition nécessaire et suffisante de convergence en moyenne de l'algorithme LMS est :

$$0 < \mu < 1/\lambda_{max} \quad (2.16)$$

Où λ_{max} désigne la plus grande valeur propre de la matrice d'auto-corrélation $R_{u,u}$ donnée par (2.10). En pratique, on utilise souvent, pour le choix de la constante μ , une condition plus restrictive qui garantit la convergence en moyenne quadratique (MQ) :

$$0 < \mu \leq \frac{1}{\text{Trace}(R)} = \frac{1}{L\sigma_x^2} \quad (2.17)$$

Où l'opérateur $\text{Trace}(\cdot)$ représente la somme des éléments de la diagonale d'une matrice et σ_x^2 désigne la variance du signal d'entrée $x(n)$ supposé centré.

✚ Caractéristique de l'algorithme LMS :

- L'algorithme LMS est très simple.
- Avec un pas d'adaptation petit, le LMS converge lentement mais l'EQM excédentaire est petite.
- Avec un pas d'adaptation grand, le LMS converge rapidement mais l'EQM excédentaire est grande.

2.4.2 Algorithme LMS normalisé (NLMS)

L'algorithme NLMS (Normalized Least Mean Square) consiste à normaliser le pas d'adaptation μ dans l'algorithme LMS par l'énergie du signal d'entrée et de rendre ainsi la convergence plus au moins uniforme en passant d'une étape d'adaptation à une autre. Il est donné par les équations suivantes [10] :

❖ Filtrage de $d(n)$:

$$e(n) = d(n) - W^T(n)X(n) \quad (2.19)$$

Le pas d'adaptation μ est alors remplacé par un pas d'adaptation défini à chaque itération par : $\mu_n = \frac{\mu}{X^T(n)X(n)}$

❖ Adaptation du filtre $W(n)$:

$$W(n+1) = W(n) + \frac{\mu}{X^T(n)X(n)} X(n)e(n) \quad (2.20)$$

Où μ représente le pas d'adaptation de l'algorithme NLMS. La condition suffisante de convergence est alors donnée par :

$$0 < \mu < 2 \quad (2.21)$$

✚ Caractéristique de l'algorithme NLMS :

- Une faible complexité des calculs et la stabilité numérique.
- Le transitoire dépend de la dispersion spectrale du signal d'entrée.
- La convergence peut devenir très lente dans le cas de la parole.

2.5 Réduction du bruit par les méthodes mono-capteur

La réduction de bruit monovoie est effectuée à partir d'un seul microphone, il n'y aura alors qu'un seul signal à traiter. Au départ, on peut considérer que le signal qui arrive au microphone est composé d'un signal utile qui est la parole et d'un bruit qui est ce que l'on doit atténuer. On considère le problème de débruitage schématisé par la figure (2.3).

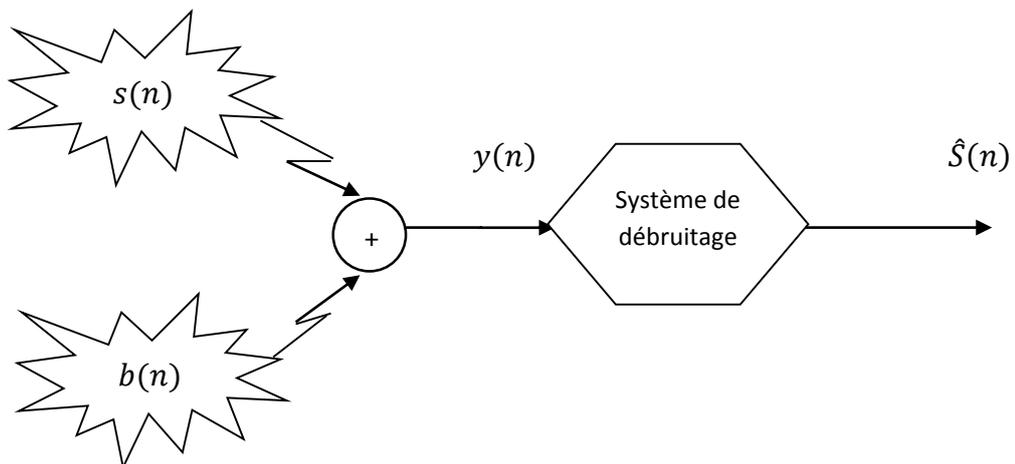


Figure 2.3 Principe de débruitage.

Soit $y(n)$ un signal de parole bruité et échantillonné. Ce signal est divisé en trames successives, d'indice k , qui comporte le même nombre d'échantillons noté N . Ce nombre d'échantillons est choisi de manière à ce que la durée d'une trame soit de l'ordre de 20 à 30 ms. On construit ainsi des trames où la parole est supposée stationnaire. [5]

A partir du modèle :

$$y_k(n) = s_k(n) + b_k(n) \quad (2.22)$$

On cherche à restituer le signal propre $s_k(n)$, à partir du signal observé $y_k(n)$,

$$n = 0, 1, \dots, N - 1.$$

Les Transformées de Fourier Discrètes (TFD) de ces signaux sont respectivement notées $Y_k(v)$, $S_k(v)$, $B_k(v)$, $v = 0, 1, \dots, N - 1$ et nous avons donc :

$$Y_k(v) = S_k(v) + B_k(v) \quad (2.23)$$

Cette dernière notation est justifiée sous l'hypothèse de la non-corrélation entre le bruit et le signal.

Pour alléger les notations, on se contentera d'écrire par exemple $S(v)$ au lieu de $S_k(v)$ en supposant toujours que les traitements sont faits trame par trame et en considérant une trame quelconque du signal.

2.5.1 Soustraction spectrale

La soustraction spectrale vise à obtenir une estimation spectrale du signal utile dégradé par un bruit additif, stationnaire ou légèrement variant ce qui nous permet de l'estimer pendant les périodes de silence. L'idée de base est d'atténuer plus ou moins fortement les composantes spectrales du signal dégradé en fonction de l'estimation du niveau du bruit en adoptant les hypothèses sur les signaux de parole et le bruit.

Il existe deux versions de base pour la soustraction spectrale se différenciant par l'amplitude ou la puissance. Si :

$$|\hat{S}(v)| = |Y(v)| - |\hat{B}(v)| \quad (2.24)$$

Dans ce cas, il s'agit de la soustraction spectrale d'amplitude (SSA). Si, par contre, le bruit estimé est donné par son spectre de puissance, on aura la soustraction spectrale de puissance (SSP) :

$$|\hat{S}(v)|^2 = |Y(v)|^2 - |\hat{B}(v)|^2 \quad (2.25)$$

Le problème de ces deux équations (2.24), (2.25), est que le second terme peut être négatif. On peut le rendre positif en changeant de signe ou bien en l'annulant comme dans l'équation (2.26). C'est la première amélioration que l'on peut proposer.

$$|\hat{S}(v)|^2 = \begin{cases} |Y(v)|^2 - |\hat{B}(v)|^2 & \text{si } |Y(v)|^2 > |\hat{B}(v)|^2 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.26)$$

Le passage dans le domaine temporel se fait par une IFFT. La phase du signal d'entrée est gardée, une estimation du bruit de la phase s'avère être une tâche très compliquée.

- Soustraction spectrale par filtrage

En se basant sur un filtre, et en gardant l'estimation du bruit on peut assimiler la soustraction spectrale à un filtrage, la suppression devient donc une multiplication par un gain $G(v)$ comme ci-dessous :

$$|\hat{S}(v)| = G(v)|Y(v)|, (0 \leq G(v) \leq 1) \quad (2.27)$$

Et pour la soustraction spectrale de puissance, on obtient :

$$G(v) = \begin{cases} \sqrt{1 - \frac{|\hat{B}(v)|^2}{|Y(v)|^2}} & \text{si } |Y(v)|^2 > |\hat{B}(v)|^2 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.28)$$

Dans la littérature, la soustraction spectrale est très utilisée car elle est très simple à mettre en œuvre. Néanmoins, elle génère des artéfacts après la réduction du bruit ainsi qu'une distorsion du signal et le bruit musical. [13]

2.6 Réduction du bruit par les méthodes bi-capteurs

Nous présentons les méthodes bi-capteurs les plus utilisées dans le domaine de réduction du bruit et le rehaussement du signal de parole.

2.6.1 Structure d'annulation adaptative de bruit (ANC)

La méthode utilisée pour annuler un bruit va dépendre du contexte [12] :

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

La méthode la plus connue et la plus ancienne est l'annulation de bruit adaptative ANC (Adaptive Noise Cancelling), c'est à dire qu'on utilise le filtrage adaptatif pour annuler le bruit.

- Principe de la méthode ANC

Avec un microphone, nous enregistrons une conversation signal $d(n) = x(n) + bf(n)$ dans un lieu particulièrement bruyant (salle de machines, intérieur d'un véhicule motorisé). La qualité de l'enregistrement sera alors fortement affectée par la présence du parasite. Cependant, nous pouvons placer un second microphone éloigné du premier, qui n'enregistre que le parasite : c'est le signal $b(n)$. Bien sûr, qu'il est corrélé au bruit accompagnant le signal bruité $bf(n)$ mais n'est pas $b(n)$ lui-même donc, il ne peut être envisagé d'extraire le signal en effectuant une simple soustraction $x(n) = d(n) - b(n)$.

Le principe est le suivant : on a un système à deux entrées, une entrée correspond au signal qui nous intéresse $d(n)$, l'autre entrée correspond à l'entrée secondaire, qui contient uniquement le bruit $b(n)$ corrélé à $bf(n)$ mais décorrélé de $s(n)$. Le signal du bruit $b(n)$ est filtré pour produire, en sortie du filtre adaptatif, un signal $y(n)$ qui ressemble au signal $bf(n)$.

$$x(n) = s(n) + bf(n) - y(n) \quad (2.29)$$

Donc l'opération générale peut se schématiser comme suit :

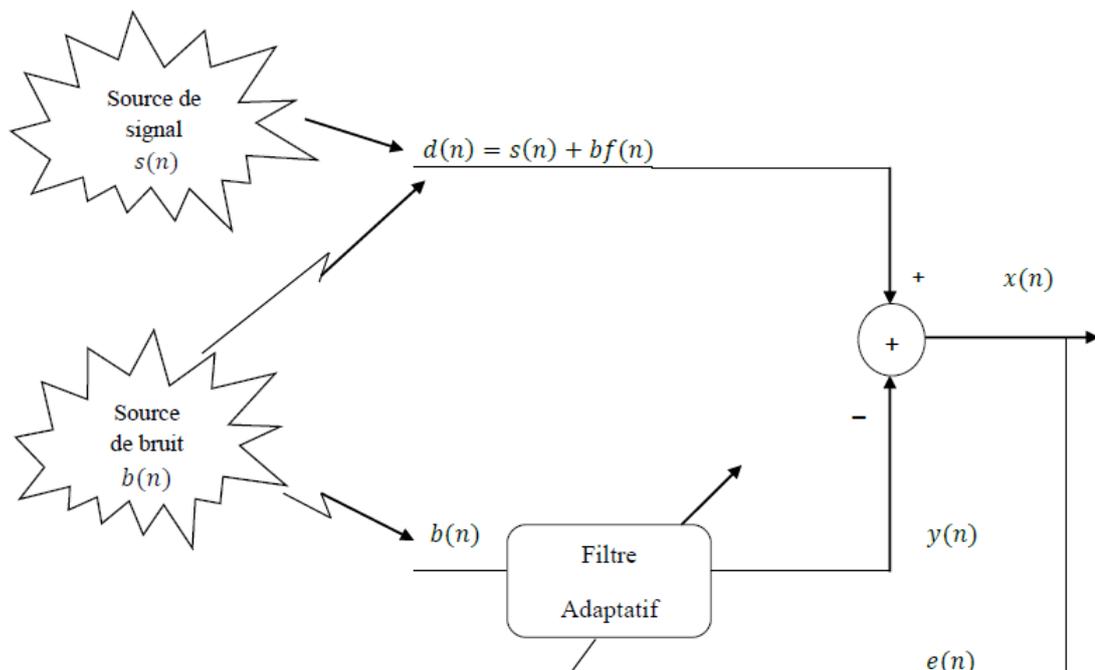


Figure 2.4 Montage d'un filtre adaptatif pour l'annulation du bruit.

2.6.2 La séparation de source aveugle

Le principe de la séparation aveugle de sources peut être énoncé comme suit : il s'agit de reconstituer les N signaux sources émis à partir de la seule connaissance de M signaux d'observations reçus correspondant à des mélanges de ces sources. Le traitement est alors aveugle, on ne possède aucune information sur le système de mélange et les sources sont inobservables. Il est nécessaire d'avoir une hypothèse supplémentaire, C'est pourquoi la plupart des techniques de la séparation aveugle de sources reposent sur l'hypothèse de l'indépendance des sources. Initialement, elle a été modélisée à base d'un simple produit, autrement dit les capteurs reçoivent à chaque instant une combinaison linéaire des signaux sources. Plus tard, des modélisations proches de la réalité ont été introduites. L'une de ces modélisations considère le canal de transmission comme un système reposant sur une opération de filtrage. En d'autres termes, les signaux captés dépendent linéairement à la fois des sources et de leurs versions retardées, Le système de mélange est dit linéaire convolutif. [13]

❖ Mélange convolutif avec interférence

La classe générale des mélanges convolutifs tient compte de la déformation du signal propagé et la modélise par un filtrage entre la source et l'observation, ce qui s'écrit mathématiquement sous la forme d'une convolution.

❖ Modèle de mélange convolutif d'une prise de son

Considérons une situation de prise de son par deux microphones : une source de parole (locuteur) se situe près du 1er microphone, l'autre source de perturbation (un bruit) est près du 2ème microphone. A la sortie des microphones, on observe une superposition des signaux primitifs inconnus selon un mélange inconnu figure (2.5). En général, c'est un mélange convolutif des signaux à large bande, qui dépend de la propagation des signaux dans le milieu, de la position des microphones et des sources, et des caractéristiques de la salle. [14]

Les équations des signaux du mélange s'écrivent alors :

$$m_1(n) = h_{11}(n) * s(n) + h_{21}(n) * b(n) \quad (2.30)$$

$$m_2(n) = h_{22}(n) * b(n) + h_{12}(n) * s(n) \quad (2.31)$$

Où :

$s(n)$ et $b(n)$ sont respectivement, les deux sources ponctuelles de parole et de bruit.

$m_1(n)$ et $m_2(n)$ représentent les deux signaux de la sortie du mélange.

$h_{11}(n)$ et $h_{22}(n)$ représentent les réponses impulsionnelles des canaux directs de couplage, $h_{12}(n)$ et $h_{21}(n)$ représentent les effets du couplage mutuel entre les signaux.

Le symbole " * " représente l'opérateur de convolution linéaire.

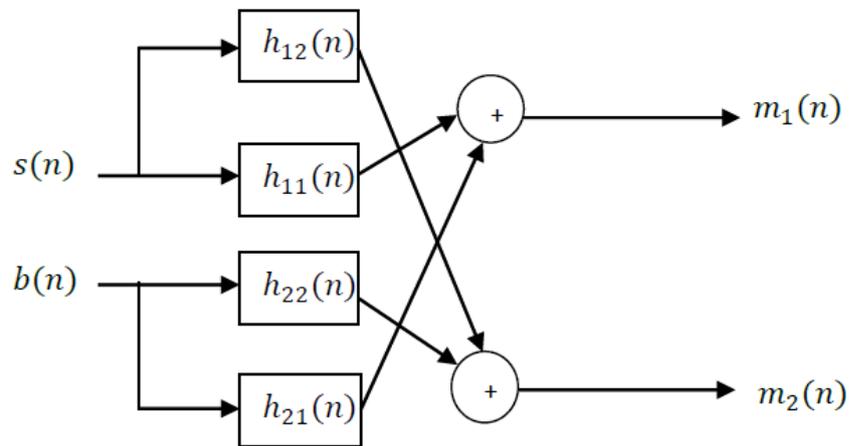


Figure 2.5 Modèle du mélange convolutif.

Pour simplifier le modèle du mélange convolutif on suppose que :

- ✚ un microphone est placé près du locuteur et l'autre près de la source de perturbation.
- ✚ Les canaux directs $h_{11}(n)$ et $h_{22}(n)$ sont égaux à l'impulsion élémentaire $\delta(n)$.

Donc le modèle convolutif devient : Figure (2.6)

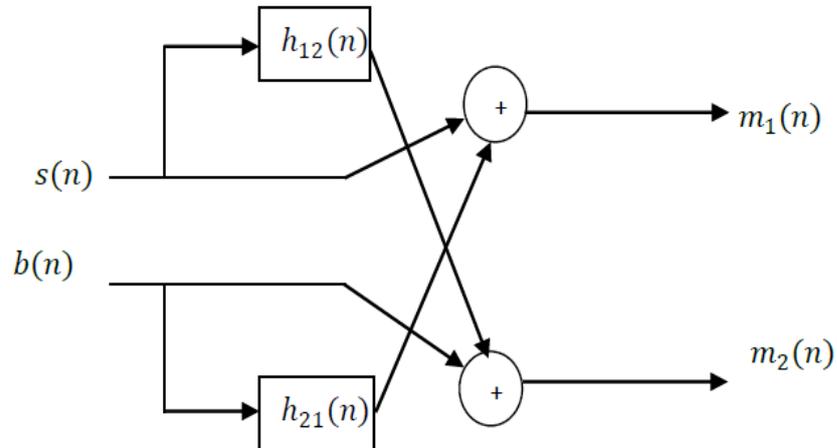


Figure 2.6 Modèle simplifié du mélange convolutif.

❖ **Solution de la séparation aveugle de sources**

Le système de séparation devra réaliser une combinaison linéaire convolutive entre les observations afin d'extraire une seule composante indépendante par sortie. Dans ce but deux structures bien connues sont disponibles :

✚ **Structure direct**

Connue sous le terme anglo-saxon feed forward, pour deux sources et deux observations, Chaque sortie du système de séparation est une simple combinaison linéaire des observations. [15]

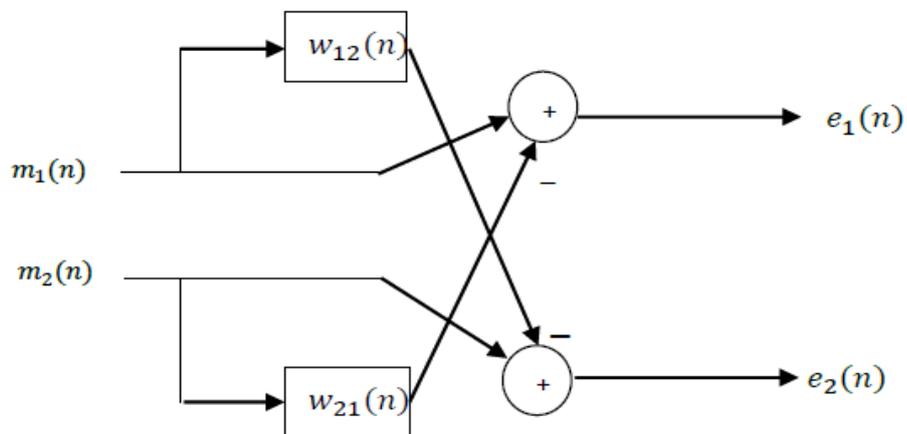


Figure2.7 Structure Symétrique Direct « Farward »

✚ Structure Récursive

La sortie de chaque voie est combinée aux entrées des autres voies. Le terme récursif provient de ce « rétro-bouclage» entre les entrées et les sorties du dispositif de séparation. [15]

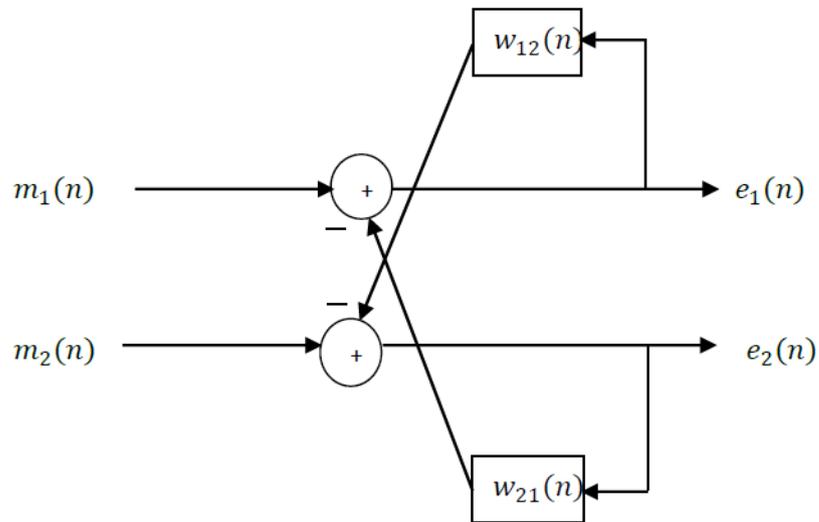


Figure 2.8 Structure Symétrique Récursive «Backward».

2.7 Conclusion

Au cours de ce chapitre, nous avons présenté un ensemble de méthodes de rehaussement de la parole. La classification adoptée repose sur le nombre de microphones disponible.

Nous avons vu les méthodes classiques mono-capteur comme la soustraction spectrale qui est très simple à mettre en œuvre mais en contrepartie, elle génère un bruit musical après la réduction de bruit, et les méthodes bi-capteurs qui sont basées sur la structure d'annulation adaptative de bruit et la séparation aveugle de source.

Nous avons présenté aussi le principe de base du filtrage adaptatif en décrivant les algorithmes de types stochastique LMS et NLMS.

Chapitre 3 Proposition d'un nouvel algorithme pour le rehaussement de la parole

3.1 Introduction

Il existe dans la littérature des algorithmes efficaces pour la réduction du bruit et le rehaussement de la parole comme NLMS et RLS.

Normalised Least Mean Square (NLMS) a pour but de minimiser la moyenne stochastique des carrées des erreurs, cette approche se diffère de l'algorithme des moindres carrés récursif (RLS) qui cherche à minimiser la somme des carrées des erreurs par la méthode des moindres carrés.

Dans ce chapitre nous allons présenter un nouvel algorithme qui permet d'améliorer le comportement de ces algorithmes.

Nous proposons un algorithme double RLS combiné avec la structure de séparation aveugle de source direct FBSS, que nous avons appelé FDRLS (Forward Double Recursive Least Squares).

Nous commençons par la présentation de l'algorithme double NLMS combiné avec la structure de séparation aveugle de source directe et l'algorithme RLS, par suite nous allons détailler notre nouvel algorithme FDRLS.

3.2 La structure de séparation aveugle de source directe (FBSS)

Il existe deux structures de séparation aveugle de source, la structure directe et récursive qui peut être utilisées pour l'annulation du bruit et le rehaussement de la parole. Dans ce travail, nous nous concentrons sur la structure directe.

La structure FBSS est donnée par la figure (3.1). L'objectif de cette approche est d'estimer les deux signaux sources $s(n)$ et $b(n)$, en utilisant seulement les signaux observés $m_1(n)$ et $m_2(n)$. Elle est basée principalement sur l'hypothèse de l'indépendance des signaux sources, en outre cette structure à besoin d'un filtre adaptatif pour récupérer les signaux d'origine, ainsi que pour corriger la distorsion, lorsque les capteurs utilisés sont étroitement espacés. [16]

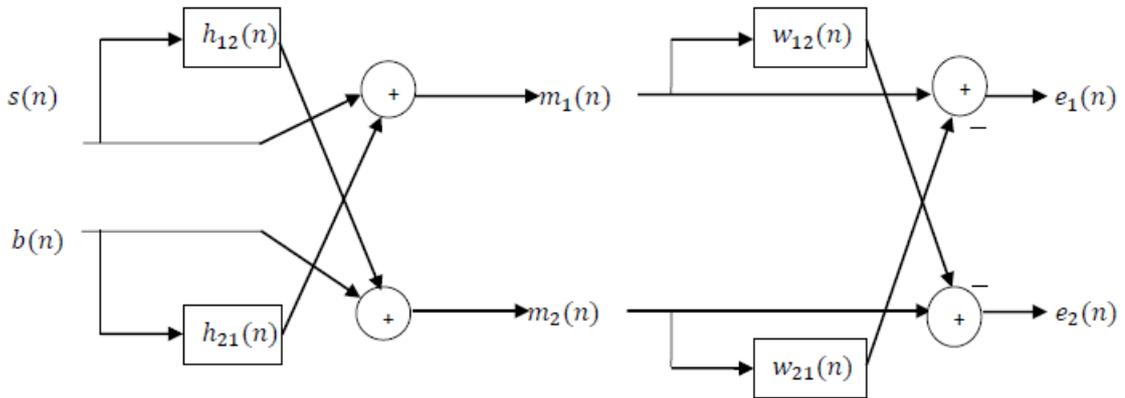


Figure 3.1 Structure de séparation aveugle de source directe « FBSS ».

Pour ce modèle les mélanges $m_1(n)$ et $m_2(n)$ sont données par les formules suivantes :

$$m_1(n) = s(n) + (\alpha_{21}b(n)) * h_{21}(n) \quad (3.1)$$

$$m_2(n) = \alpha_{12}b(n) + s(n) * h_{12}(n) \quad (3.2)$$

Où

$h_{12}(n)$ et $h_{21}(n)$ représentent les effets du couplage mutuel entre les signaux.

α_{12} et α_{21} représentent le facteur qui permet de contrôler le niveau du bruit en fonction du RSB d'entrée.

$s(n)$ et $b(n)$ sont respectivement, deux sources ponctuelles de parole et de bruit.

$m_1(n)$ et $m_2(n)$ représentent les deux signaux de la sortie du mélange.

Le symbole " * " représente l'opération de convolution.

Les signaux de sorties $e_1(n)$ et $e_2(n)$ sont données par :

$$e_1(n) = m_1(n) - m_2(n) * w_{21}(n) \quad (3.3)$$

$$e_2(n) = m_2(n) - m_1(n) * w_{12}(n) \quad (3.4)$$

Ces relations s'écrivent en fonction des mélanges $m_1(n)$ et $m_2(n)$ comme suite :

$$e_1(n) = s(n) + \alpha_{21}b(n) * h_{21}(n) - [\alpha_{12}b(n) + s(n) * h_{12}(n)] * w_{21}(n)$$

$$e_1(n) = s(n) * [\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n)] + b(n) * [\alpha_{21}h_{21}(n) - \alpha_{12}w_{21}(n)] \quad (3.5)$$

$$e_2(n) = \alpha_{12}b(n) + s(n) * h_{12}(n) - [s(n) + (\alpha_{21}b(n)) * h_{21}(n)] * w_{12}(n)$$

$$e_2(n) = s(n) * [h_{12}(n) - w_{12}(n)] + b(n) * [\delta(n)\alpha_{12} - (\alpha_{21}h_{21}(n) * w_{12}(n))] \quad (3.6)$$

La solution optimale :

Pour $e_1(n)$:

$$\alpha_{21}h_{21}(n) - \alpha_{12}w_{21}^{opt}(n) = 0$$

$$w_{21}^{opt}(n) = \frac{\alpha_{21}}{\alpha_{12}}h_{21}(n) \quad (3.7)$$

Pour $e_2(n)$:

$$h_{12}(n) - w_{12}^{opt}(n) = 0$$

$$w_{12}^{opt}(n) = h_{12}(n) \quad (3.8)$$

3.3 Algorithme FDNLMS (Forward Double Normalized Least Mean Square)

On va présenter dans cette partie l'algorithme NLMS à deux voix combiné avec la structure de séparation aveugle de source directe.

L'algorithme NLMS est basé sur la minimisation de l'erreur quadratique moyenne « J » [19] :

$$J_1 = E[(e_1(n))^2] \quad (3.9)$$

$$J_2 = E[(e_2(n))^2] \quad (3.10)$$

On a :

$$m_1(n) - m_2(n) * w_{21}(n) = m_1(n) - \mathbf{W}_{21}^T(n)\mathbf{M}_2(n) \quad (3.11)$$

$$m_2(n) - m_1(n) * w_{12}(n) = m_2(n) - \mathbf{W}_{12}^T(n)\mathbf{M}_1(n) \quad (3.12)$$

On remplace (3.11) dans (3.9) on obtient :

$$J_1 = E[(m_1(n) - \mathbf{W}_{21}^T(n)\mathbf{M}_2(n))^2]$$

$$J_1 = E[m_1(n)^2 - 2 m_1(n)\mathbf{W}_{21}^T(n)\mathbf{M}_2(n) + \mathbf{W}_{21}^T(n)\mathbf{M}_2(n)\mathbf{W}_{21}(n)\mathbf{M}_2(n)]$$

$$J_1 = E[m_1(n)^2] - 2\mathbf{W}_{21}^T(n)E[m_1(n)\mathbf{M}_2(n)] + \mathbf{W}_{21}^T(n)\mathbf{W}_{21}(n)E[\mathbf{M}_2(n)\mathbf{M}_2(n)]$$

On obtient :

$$J_1 = E[m_1(n)^2] - 2\mathbf{W}_{21}^T(n)\mathbf{P}_{m_1, \mathbf{M}_2} + \mathbf{W}_{21}^T(n)\mathbf{W}_{21}(n)\mathbf{R}_{\mathbf{M}_2, \mathbf{M}_2} \quad (3.13)$$

On remplace (3.12) dans (3.10) :

$$J_2 = E[(m_2(n) - \mathbf{W}_{12}^T(n)\mathbf{M}_1(n))^2]$$

$$J_2 = E[m_2(n)^2 - 2 m_2(n)\mathbf{W}_{12}^T(n)\mathbf{M}_1(n) + \mathbf{W}_{12}^T(n)\mathbf{M}_1(n)\mathbf{W}_{12}(n)\mathbf{M}_1(n)]$$

$$J_2 = E[m_2(n)^2] - 2\mathbf{W}_{12}^T(n)E[m_2(n)\mathbf{M}_1(n)] + \mathbf{W}_{12}^T(n)\mathbf{W}_{12}(n)E[\mathbf{M}_1(n)\mathbf{M}_1(n)]$$

$$J_2 = E[m_2(n)^2] - 2\mathbf{W}_{12}^T(n)E[m_2(n)\mathbf{M}_1(n)] + \mathbf{W}_{12}^T(n)\mathbf{W}_{12}(n)E[\mathbf{M}_1(n)\mathbf{M}_1(n)]$$

On obtient :

$$J_2 = E[m_2(n)^2] - 2\mathbf{W}_{12}^T(n)\mathbf{P}_{m_2, \mathbf{M}_1} + \mathbf{W}_{12}^T(n)\mathbf{W}_{12}(n)\mathbf{R}_{\mathbf{M}_1, \mathbf{M}_1} \quad (3.14)$$

Avec :

J la fonction coût.

$E[.]$ l'espérance mathématique.

" * " désigne l'opération de convolution.

$\mathbf{P}_{m_1, \mathbf{M}_2}$, $\mathbf{P}_{m_2, \mathbf{M}_1}$ sont les vecteurs d'inter-corrélation.

$\mathbf{R}_{M_2, M_2}, \mathbf{R}_{M_1, M_1}$ sont les matrices d'auto-corrélation.

La solution optimale :

Les coefficients du filtre optimal sont obtenus en annulant le gradient de « J » par rapport aux coefficients du filtre, avec ∇ est l'opérateur gradient.

On a:

$$\nabla J_1 |_{\mathbf{w}_1^{opt}} = \frac{\partial J_1}{\partial \mathbf{w}_1^{opt}} \quad (3.15)$$

$$\nabla J_1 = -2E[e_1(n)\mathbf{M}_2(n)] \quad (3.16)$$

$$\nabla J_1 = 0 \quad (3.17)$$

$$\nabla J_2 = -2E[e_2(n)\mathbf{M}_1(n)] \quad (3.18)$$

$$\nabla J_2 = 0 \quad (3.19)$$

On développe $E[e_1(n)\mathbf{M}_2(n)]$, on obtient :

$$E[m_1(n)\mathbf{M}_2(n)] - \mathbf{W}_{21}^T(n) E[\mathbf{M}_2(n)\mathbf{M}_2(n)] = 0$$

$$\mathbf{P}_{m_1, M_2} - \mathbf{w}_1^{opt} \mathbf{R}_{M_2, M_2} = 0 \quad (3.20)$$

$$\mathbf{w}_1^{opt} = \mathbf{P}_{m_1, M_2} (\mathbf{R}_{M_2, M_2})^{-1} \quad (3.21)$$

On remplace \mathbf{w}_1^{opt} par $\mathbf{W}_{21}(n)$:

$$\nabla J_1 |_{\mathbf{w}_1^{opt} = \mathbf{W}_{21}(n)} = -2\mathbf{P}_{m_1, M_2} + 2\mathbf{W}_{21}(n) \mathbf{R}_{M_2, M_2} \quad (3.22)$$

On remplace \mathbf{w}_2^{opt} par $\mathbf{W}_{12}(n)$:

$$\nabla J_2 |_{\mathbf{w}_2^{opt} = \mathbf{W}_{12}(n)} = -2\mathbf{P}_{m_2, M_1} + 2\mathbf{W}_{12}(n) \mathbf{R}_{M_1, M_1} \quad (3.23)$$

Par incrémentation de $\mathbf{W}_{21}(n)$ et $\mathbf{W}_{12}(n)$, on obtient:

$$\mathbf{W}_{21}(n+1) = \mathbf{W}_{21}(n) - \frac{1}{2} \mu \nabla J_1 |_{\mathbf{w}_{21}(n)} \quad (3.24)$$

$$\mathbf{W}_{12}(n+1) = \mathbf{W}_{12}(n) - \frac{1}{2} \mu \nabla J_2 |_{\mathbf{w}_{12}(n)} \quad (3.25)$$

Ou, μ (le pas d'adaptation) est une constante positive qui contrôle le taux de convergence, et $\mathbf{W}_{21}(n), \mathbf{W}_{12}(n)$ sont les vecteurs des coefficients du filtre au temps n .

$$\mathbf{W}_{21}(n+1) = \mathbf{W}_{21}(n) + \mu [m_1(n)\mathbf{M}_2(n) - \mathbf{M}_2^T(n)\mathbf{M}_2(n)\mathbf{W}_{21}(n)] \quad (3.26)$$

$$\mathbf{W}_{21}(n+1) = \mathbf{W}_{21}(n) + \mu e_1(n)\mathbf{M}_2(n) \quad (3.27)$$

$$\mathbf{W}_{12}(n+1) = \mathbf{W}_{12}(n) + \mu e_2(n)\mathbf{M}_1(n) \quad (3.28)$$

Pour obtenir l'algorithme NLMS à partir de LMS il faut normaliser le pas d'adaptation μ par rapport à l'énergie du signal d'entrée.

$$\mathbf{W}_{21}(n+1) = \mathbf{W}_{21}(n) + \mu \frac{\mathbf{M}_2(n)e_1(n)}{\|\mathbf{M}_2(n)\|^2} \quad (3.29)$$

$$\mathbf{W}_{12}(n+1) = \mathbf{W}_{12}(n) + \mu \frac{\mathbf{M}_1(n)e_2(n)}{\|\mathbf{M}_1(n)\|^2} \quad (3.30)$$

3.4 Algorithme RLS (Recursive Least Squares)

L'algorithme des moindres carrés récursif (Recursive Least squares), est un type des algorithmes adaptatif qui converge rapidement par rapport à l'algorithme NLMS et LMS.

RLS a le potentiel d'ajuster automatiquement les coefficients d'un filtre, la performance de cet algorithme est de minimiser à chaque instant la somme pondérée des carrés des erreurs estimées.

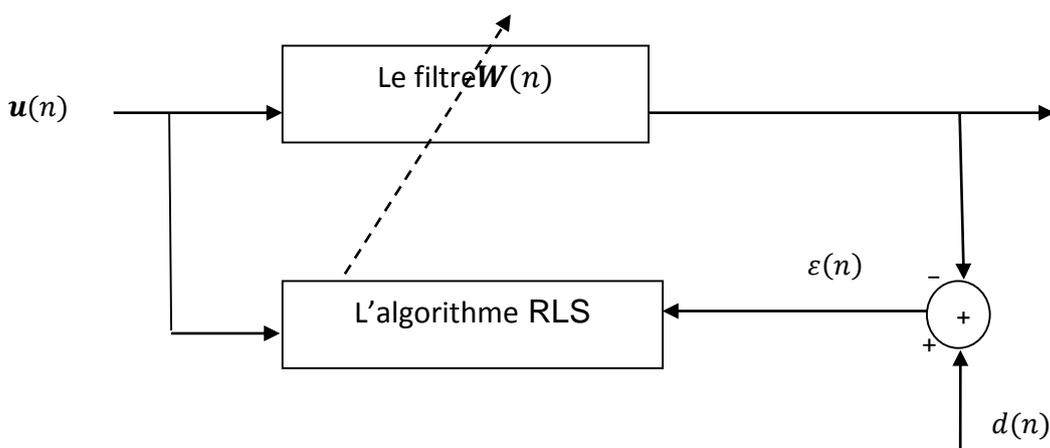


Figure 3.2 Schéma bloc de l'algorithme RLS.

L'équation de mise à jour des poids s'écrit comme suit :

$$\mathbf{W}(n) = \mathbf{W}(n-1) + \mathbf{K}(n)\varepsilon(n) \quad (3.31)$$

Avec $\varepsilon(n)$ est l'erreur d'estimation a priori :

$$\varepsilon(n) = d(n) - \mathbf{W}^T(n-1)\mathbf{u}(n) \quad (3.32)$$

Où

$\mathbf{u}(n)$ est le signal d'entrée.

$d(n)$ est le signal désirée.

$(.^T)$ transposé d'un vecteur ou une matrice.

$\mathbf{W}(n)$ est le vecteur des coefficients du filtre au temps n .

$\mathbf{K}(n)$ est le Gain de kalman qui se définit comme suit :

$$\mathbf{K}(n) = \frac{\lambda^{-1}\mathbf{C}(n-1)\mathbf{u}(n)}{1+\mathbf{u}^T(n)\lambda^{-1}\mathbf{u}(n)\mathbf{C}(n-1)} \quad (3.33)$$

Le calcul de $\mathbf{K}(n)$ est effectué à l'aide de la matrice $\mathbf{C}(n)$ qui se définit selon :

$$\mathbf{C}(n) = \lambda^{-1}\mathbf{C}(n-1) - \lambda^{-1}\mathbf{u}^T(n)\mathbf{K}(n)\mathbf{C}(n-1) \quad (3.34)$$

Où λ est le facteur d'oubli compris entre 0 et 1.

3.5 Proposition d'un nouvel algorithme FDRLS (Forward Double récursive least squares)

Dans ce paragraphe nous allons présenter notre nouvel algorithme temporel, dans la figure (3.3) on présente un schéma explicatif de l'algorithme des moindres carrés récursif à deux voix combiné avec la structure de séparation aveugle de sources directe (FBSS). [19]

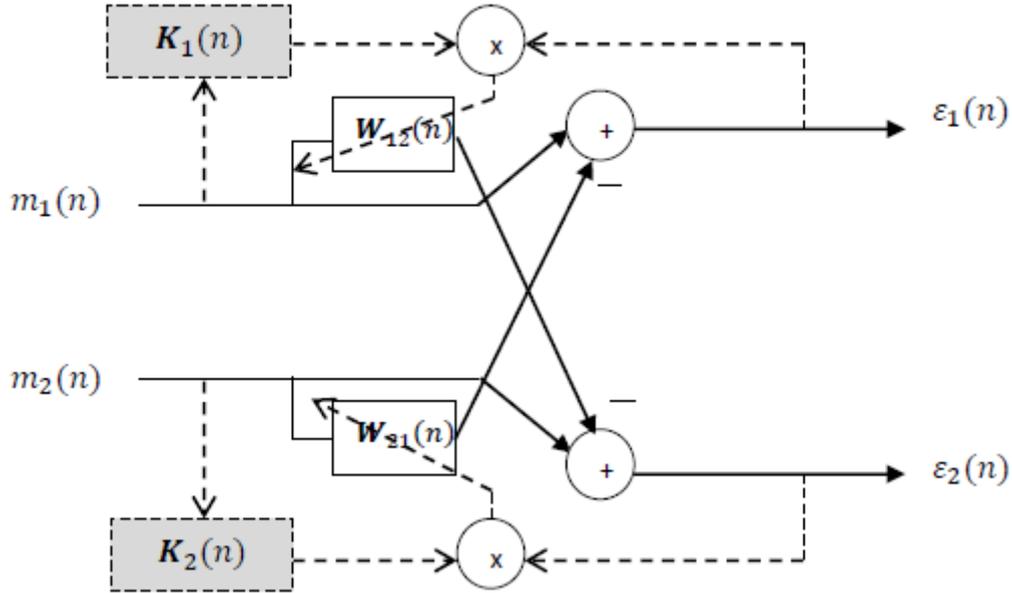


Figure 3.3 Structure de l'algorithme proposé FDRLS.

Comme il est montré sur la figure (3.3), cette technique est implémentée avec la structure forward BSS. Le nouvel algorithme proposé FDRLS est basé sur la minimisation de la somme pondérée des carrées des erreurs du filtrage. [19]

Dans la méthode des moindres carrés récursif, on vise à minimiser par rapport au vecteur des paramètres $\mathbf{W}(n)$ à chaque instant n , un critère est défini sur les erreurs commise depuis l'instant initial. Ce critère est donné par :

$$J_1(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} (e_1(i))^2 \quad (3.35)$$

$$J_2(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} (e_2(i))^2 \quad (3.36)$$

Où :

$(0 < \lambda \leq 1)$ est un facteur d'oubli exponentiel qui permet à l'algorithme d'oublier le passé trop lointain et de poursuivre les nos stationnarités intervenantes dans les signaux.

On a:

$$e_1(i) = m_1(i) - \mathbf{W}_{21}^T(n) \mathbf{M}_2(i) \quad (3.37)$$

$$e_2(i) = m_2(i) - \mathbf{W}_{12}^T(n) \mathbf{M}_1(i) \quad (3.38)$$

Avec :

$$\mathbf{M}_1(i) = [m_1(i) \ m_1(i-1) \ \dots \ m_1(i-L-1)]$$

$$\mathbf{M}_2(i) = [m_2(i) \ m_2(i-1) \ \dots \ m_2(i-L-1)]$$

On remplace les équations (3.37), (3.38) respectivement dans les équations (3.35), (3.36), on obtient :

$$J_1(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} [(m_1(i) - \mathbf{W}_{21}^T(n) \mathbf{M}_2(i))^2] \quad (3.39)$$

$$J_2(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} [(m_2(i) - \mathbf{W}_{12}^T(n) \mathbf{M}_1(i))^2] \quad (3.40)$$

On développe les équations (3.39) et (3.40), on obtient :

$$J_1(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} m_1(i)^2 - 2\mathbf{W}_{21}(n) \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} m_1(i) \mathbf{M}_2(i) + \mathbf{W}_{21}(n) \mathbf{W}_{21}^T(n) \lambda^{n-i} \sum_{i=1}^n \mathbf{M}_2^T(i) \mathbf{M}_2(i) \quad (3.41)$$

$$J_2(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} m_2(i)^2 - 2\mathbf{W}_{12}(n) \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} m_2(i) \mathbf{M}_1(i) + \mathbf{W}_{12}(n) \mathbf{W}_{12}^T(n) \lambda^{n-i} \sum_{i=1}^n \mathbf{M}_1^T(i) \mathbf{M}_1(i) \quad (3.42)$$

La solution du problème des moindres carrés revient à minimiser $J_1(n)$, $J_2(n)$ en fonction des coefficients du filtre. Ce qui revient à évaluer la dérivée de $J_1(n)$, $J_2(n)$ en fonction de $\mathbf{W}_{21}(n)$, $\mathbf{W}_{12}(n)$ à zéro.

$$\nabla J_1 \big|_{\mathbf{w}_{21}(n)} = \nabla [\lambda^{n-i} \sum_{i=1}^n e_1(i)^2] \quad (3.43)$$

$$\nabla J_2 \big|_{\mathbf{w}_{12}(n)} = \nabla [\lambda^{n-i} \sum_{i=1}^n e_2(i)^2] \quad (3.44)$$

$$\nabla J_1 \big|_{\mathbf{w}_{21}(n)} = -\lambda^{n-i} 2 \mathbf{M}_2(n) \sum_{i=1}^n e_1(i)^2$$

$$\nabla J_1 \big|_{\mathbf{w}_{21}(n)} = -2 \left[\lambda^{n-i} \sum_{i=1}^n m_1(i) \mathbf{M}_2(i) - \mathbf{W}_{21}(n) \mathbf{M}_2^T(i) \mathbf{M}_2(i) \right]$$

Pour :

$$\nabla J_1 \big|_{\mathbf{w}_{21}(n)=\mathbf{w}_1^{opt}} = 0 \quad (3.45)$$

$$\nabla J_2 \big|_{\mathbf{w}_{12}(n)=\mathbf{w}_2^{opt}} = 0 \quad (3.46)$$

On a :

$$\sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} m_1(i) \mathbf{M}_2(i) = \mathbf{W}_1^{opt} \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \mathbf{M}_2^T(i) \mathbf{M}_2(i)$$

$$\mathbf{P}_1(n) = \mathbf{W}_1^{opt} \mathbf{R}_1(n) \quad (3.47)$$

$$\sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} m_2(i) \mathbf{M}_1(i) = \mathbf{W}_2^{opt} \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \mathbf{M}_1^T(i) \mathbf{M}_1(i)$$

$$\mathbf{P}_2(n) = \mathbf{W}_2^{opt} \mathbf{R}_2(n) \quad (3.48)$$

La solution optimale :

$$\mathbf{W}_1^{opt} = \mathbf{P}_1(n) \mathbf{R}_1(n)^{-1} \quad (3.49)$$

$$\mathbf{W}_2^{opt} = \mathbf{P}_2(n) \mathbf{R}_2(n)^{-1} \quad (3.50)$$

Où

$\mathbf{P}_1(n), \mathbf{P}_2(n)$ sont les vecteurs d'inter-corrélation.

$\mathbf{R}_1(n), \mathbf{R}_2(n)$ sont les matrices d'auto-corrélation.

$$\mathbf{R}_1(n-1) = \lambda^{-1} \sum_{i=1}^{n-1} \lambda^{n-i} \mathbf{M}_2^T(i) \mathbf{M}_2(i) \quad (3.52)$$

$$\mathbf{P}_1(n-1) = \lambda^{-1} \sum_{i=1}^{n-1} \lambda^{n-i} \mathbf{M}_2(i) m_1(i) \quad (3.53)$$

Ces équations peuvent se réécrire comme suite :

$$\lambda \mathbf{R}_1(n-1) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \mathbf{M}_2^T(i) \mathbf{M}_2(i) - \mathbf{M}_2(n) \mathbf{M}_2^T(n)$$

$$\mathbf{R}_1(n) = \lambda \mathbf{R}_1(n-1) + \mathbf{M}_2(n) \mathbf{M}_2^T(n) \quad (3.54)$$

$$\lambda \mathbf{P}_1(n-1) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \mathbf{M}_2(i) m_1(i) - \mathbf{M}_2(n) m_1(n)$$

$$\mathbf{P}_1(n) = \lambda \mathbf{P}_1(n-1) + \mathbf{M}_2(n) m_1(n) \quad (3.55)$$

En pratique, nous cherchons à remettre à jour les coefficients en minimisant la quantité de calcul et le temps de leurs exécutions. Nous pouvons tendre vers cet objectif en utilisant le Lemme d'inversion de matrice [19].

Le critère de Lemme :

$$(A + BV^T)^{-1} = A^{-1} - \frac{A^{-1}BV^TA^{-1}}{1 + V^TA^{-1}B} \quad (3.56)$$

Avec :

$$A = \lambda \mathbf{R}_1(n-1)$$

$$B = V = \mathbf{M}_2(n)$$

$$\mathbf{R}_1(n)^{-1} = \lambda^{-1} \mathbf{R}_1(n-1)^{-1} - \frac{\lambda^{-1} \mathbf{R}_1(n-1)^{-1} \mathbf{M}_2(n) \mathbf{M}_2^T(n) \lambda^{-1} \mathbf{R}_1(n-1)^{-1}}{1 + \mathbf{M}_2(n) \mathbf{M}_2^T(n) \lambda^{-1} \mathbf{R}_1(n-1)^{-1}} \quad (3.57)$$

$$\mathbf{R}_2(n)^{-1} = \lambda^{-1} \mathbf{R}_2(n-1)^{-1} - \frac{\lambda^{-1} \mathbf{R}_2(n-1)^{-1} \mathbf{M}_1(n) \mathbf{M}_1^T(n) \lambda^{-1} \mathbf{R}_2(n-1)^{-1}}{1 + \mathbf{M}_1(n) \mathbf{M}_1^T(n) \lambda^{-1} \mathbf{R}_2(n-1)^{-1}} \quad (3.58)$$

Si on pose :

$$\mathbf{R}_1(n)^{-1} = \mathbf{C}_1(n)$$

$$\mathbf{R}_2(n)^{-1} = \mathbf{C}_2(n)$$

On obtient :

$$\mathbf{C}_1(n) = \lambda^{-1} \mathbf{C}_1(n-1) - \frac{\lambda^{-1} \mathbf{C}_1(n-1) \mathbf{M}_2(n) \mathbf{M}_2^T(n) \lambda^{-1} \mathbf{C}_1(n-1)}{1 + \mathbf{M}_2^T(n) \mathbf{M}_2(n) \lambda^{-1} \mathbf{C}_1(n-1)} \quad (3.59)$$

$$\mathbf{C}_2(n) = \lambda^{-1} \mathbf{C}_2(n-1) - \frac{\lambda^{-1} \mathbf{C}_2(n-1) \mathbf{M}_1(n) \mathbf{M}_1^T(n) \lambda^{-1} \mathbf{C}_2(n-1)}{1 + \mathbf{M}_1^T(n) \mathbf{M}_1(n) \lambda^{-1} \mathbf{C}_2(n-1)} \quad (3.60)$$

Si on pose :

$$\mathbf{K}_1(n) = \mathbf{C}_1(n) \mathbf{M}_2(n)$$

$$\mathbf{K}_2(n) = \mathbf{C}_2(n) \mathbf{M}_1(n)$$

On obtient :

$$\mathbf{K}_1(n) = \frac{\lambda^{-1}\mathbf{C}_1(n-1)\mathbf{M}_2(n)}{1+\mathbf{M}_2^T(n)\lambda^{-1}\mathbf{M}_2(n)\mathbf{C}_1(n-1)} \quad (3.61)$$

$$\mathbf{K}_2(n) = \frac{\lambda^{-1}\mathbf{C}_2(n-1)\mathbf{M}_1(n)}{1+\mathbf{M}_1^T(n)\lambda^{-1}\mathbf{M}_1(n)\mathbf{C}_2(n-1)} \quad (3.62)$$

Le vecteur $\mathbf{K}(n)$, est appelé gain de Kalman.

Donc les équations $\mathbf{C}_1(n)$, $\mathbf{C}_2(n)$ peuvent se réécrire comme suit :

$$\mathbf{C}_1(n) = \lambda^{-1}\mathbf{C}_1(n-1) - \lambda^{-1}\mathbf{K}_2(n)\mathbf{M}_1^T(n)\mathbf{C}_1(n-1) \quad (3.64)$$

$$\mathbf{C}_2(n) = \lambda^{-1}\mathbf{C}_2(n-1) - \lambda^{-1}\mathbf{K}_1(n)\mathbf{M}_2^T(n)\mathbf{C}_2(n-1) \quad (3.65)$$

L'étape suivante consiste à développer une équation récursive pour la remise à jour des coefficients estimés du filtre.

On a:

$$\mathbf{W}_{21}(n) = \mathbf{C}_1(n)\mathbf{P}_1(n) \quad (3.66)$$

$$\mathbf{W}_{12}(n) = \mathbf{C}_2(n)\mathbf{P}_2(n) \quad (3.67)$$

$$\mathbf{W}_{21}(n) = [\lambda^{-1}\mathbf{C}_1(n-1) - \lambda^{-1}\mathbf{K}_1(n)\mathbf{M}_2^T(n)\mathbf{C}_1(n-1)][\lambda\mathbf{P}_1(n-1) + m_1(n)\mathbf{M}_2(n)]$$

$$\mathbf{W}_{21}(n) = \mathbf{P}_1(n-1)\mathbf{C}_1(n-1) - \mathbf{P}_1(n-1)\mathbf{K}_1(n)\mathbf{M}_2^T(n)\mathbf{C}_1(n-1) + \mathbf{C}_1(n)\mathbf{M}_2(n)m_1(n)$$

$$\mathbf{W}_{21}(n) = \mathbf{W}_{21}(n-1) - \mathbf{K}_1(n)\mathbf{M}_2^T(n)\mathbf{W}_{21}(n-1) + \mathbf{K}_1(n)m_1(n)$$

$$\mathbf{W}_{21}(n) = \mathbf{W}_{21}(n-1) + \mathbf{K}_1(n)[m_1(n) - \mathbf{W}_{21}^T(n-1)\mathbf{M}_2(n)]$$

$$\mathbf{W}_{21}(n) = \mathbf{W}_{21}(n-1) + \mathbf{K}_1(n)\varepsilon_1(n) \quad (3.68)$$

$$\mathbf{W}_{12}(n) = \mathbf{W}_{12}(n-1) + \mathbf{K}_2(n)\varepsilon_2(n) \quad (3.69)$$

Avec :

$\varepsilon_2(n)$, $\varepsilon_1(n)$ sont l'estimation apriori.

$$\varepsilon_1(n) = m_1(n) - \mathbf{W}_{21}^T(n-1)\mathbf{M}_2(n) \quad (3.70)$$

$$\varepsilon_2(n) = m_2(n) - \mathbf{W}_{12}^T(n-1)\mathbf{M}_1(n) \quad (3.71)$$

➤ **Initialisation de l'algorithme FDRLS**

L'application de l'algorithme FDRLS nécessite l'initialisation de l'équation récursive en choisissant pour $\mathbf{C}_1(0)$ et $\mathbf{C}_2(0)$ une valeur non singulière de la matrice d'auto-corrélation. En effet à l'initialisation : [17]

$$\mathbf{C}_1(0) = [\sum_{i=-n_0}^0 \lambda^i \mathbf{M}_2(i)\mathbf{M}_2^T(i)]^{-1} \quad (3.72)$$

$$\mathbf{C}_2(0) = [\sum_{i=-n_0}^0 \lambda^i \mathbf{M}_1(i)\mathbf{M}_1^T(i)]^{-1} \quad (3.73)$$

Où les données initiales sont comprises entre $-n_0 < i < 0$ et être peuvent nulles.

La procédure consiste à modifier légèrement l'expression de $\mathbf{R}_1(n)$ et $\mathbf{R}_2(n)$ sous la forme :

$$\mathbf{R}_1(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \mathbf{M}_2(i)\mathbf{M}_2^T(i) + \mathbf{I}\lambda^n \delta \quad (3.74)$$

$$\mathbf{R}_2(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \mathbf{M}_1(i)\mathbf{M}_1^T(i) + \mathbf{I}\lambda^n \delta \quad (3.75)$$

Où

\mathbf{I} est la matrice identité et δ une constante positive très petite. Cette modification affecte la valeur de départ, mais la récursion n'est pas affectée. Son effet diminue à mesure que n augmente. Ainsi à l'instant initial.

$$\mathbf{R}_1(0) = \delta \mathbf{I} \quad (3.76)$$

$$\mathbf{R}_2(0) = \delta \mathbf{I} \quad (3.77)$$

Nous devons nous assurer de retrouver comme condition initiale de l'algorithme DFRLS.

$$\mathbf{R}_1(0)^{-1} = \delta^{-1} \mathbf{I} \quad (3.78)$$

$$\mathbf{R}_2(0)^{-1} = \delta^{-1} \mathbf{I} \quad (3.79)$$

$$\mathbf{W}_{21}(0) = 0 \quad (3.80)$$

$$\mathbf{W}_{12}(0) = 0 \quad (3.81)$$

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la formulation mathématique de notre algorithme proposé FDRLS ainsi que l'algorithme RLS (Recursive Least Squares), et l'algorithme FDNLMS (Forward Double Least Mean Squares).

Dans le chapitre suivant nous présenterons les résultats de simulation de notre nouvel algorithme (FDRLS).

Chapitre 4 Résultats de simulation

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons la validation expérimentale de notre nouvel algorithme proposé, c'est-à-dire le Forward Double Recursive Least Squares (FDRLS) algorithme.

Nous commencerons ce chapitre par la présentation des signaux sources utilisés en simulation à savoir les différents types de bruit, la parole, les réponses impulsionnelles. Au sein de ce même chapitre une étude comparative avec le Forward Double Normalized Least Mean Squares (FDNLMS) et notre nouvel algorithme, est réalisé en termes de Segmental SNR, Segmental MSE, Distance Cepstral et le Système Mismatch.

4.2 Signaux utilisés en simulation

Les signaux utilisés dans les simulations que nous allons présenter dans ce chapitre sont :

- ✚ Un signal de parole échantillonné à 8 KHz et d'environ 4 secondes prononcé par un locuteur masculin, le scénario est le suivant : «Un loup s'est jeté immédiatement sur la petite chèvre » [18], il est présenté dans la figure ci-

dessous:

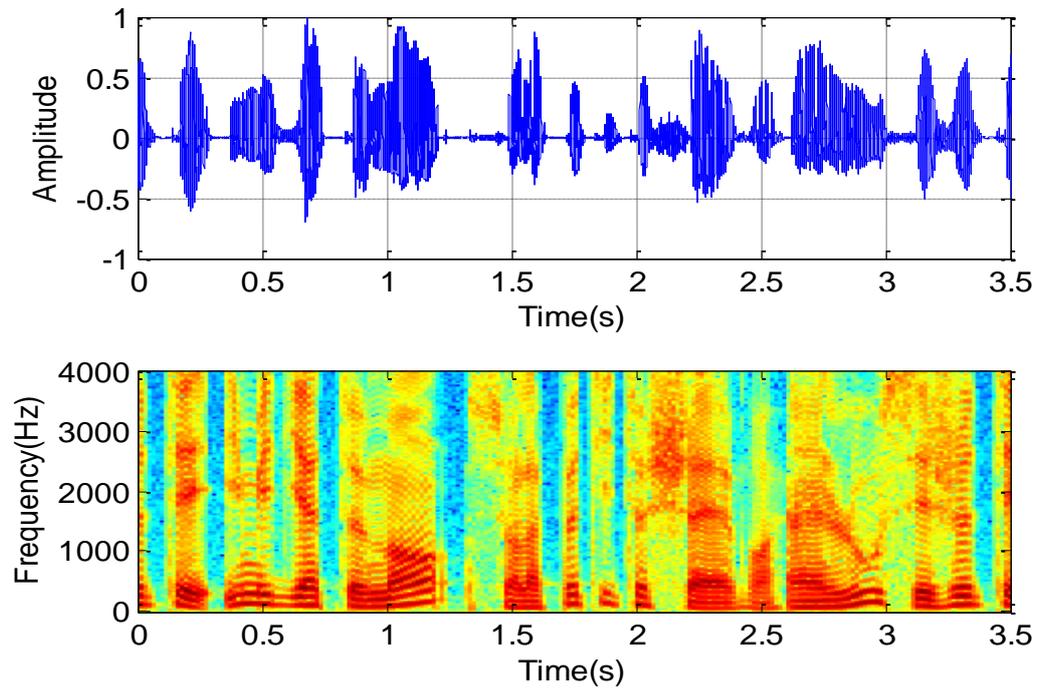


Figure 4.1 Signal de parole utilisée avec son spectrogramme.

- ✚ Un bruit blanc Gaussien qui est une réalisation d'un processus aléatoire dans lequel la densité spectrale de puissance est la même pour toutes les fréquences et sert surtout à vérifier la stabilité numérique de l'algorithme utilisé. Il est présenté dans la figure ci-dessous.

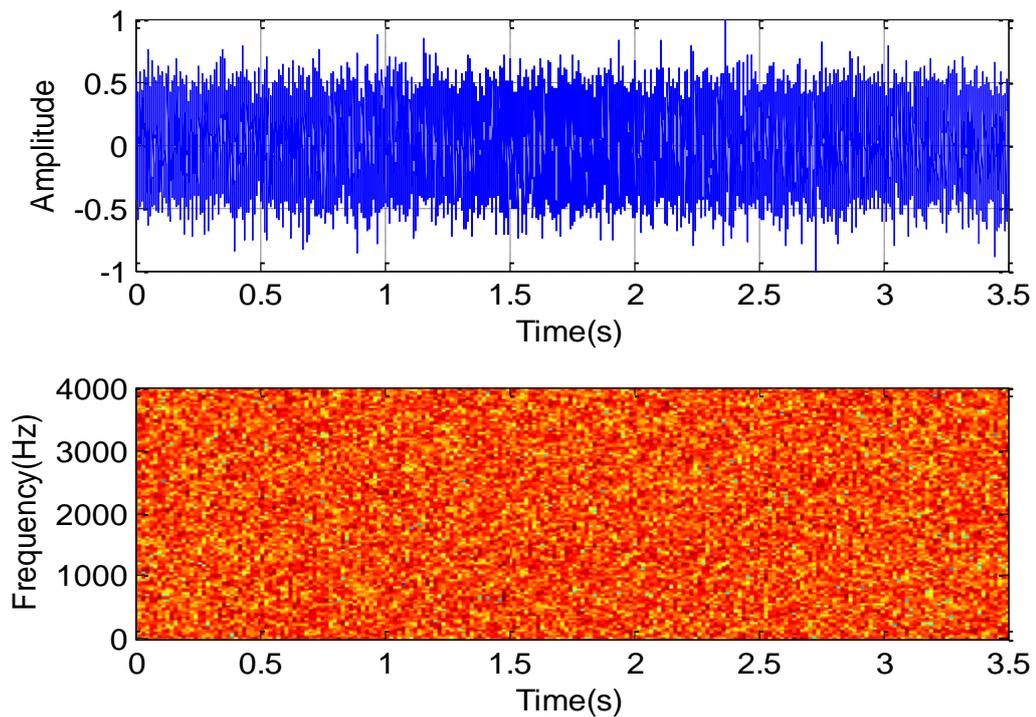


Figure 4.2 Le bruit blanc et son spectrogramme.

- ✚ Un bruit USASI (United States of America Standards Institute) est un bruit stationnaire avec un spectre similaire au spectre moyen de la parole, il est souvent utilisé comme signal de test dans le domaine de la réduction de bruit et le rehaussement de la parole, pour évaluer la vitesse de convergence des algorithmes adaptatifs.

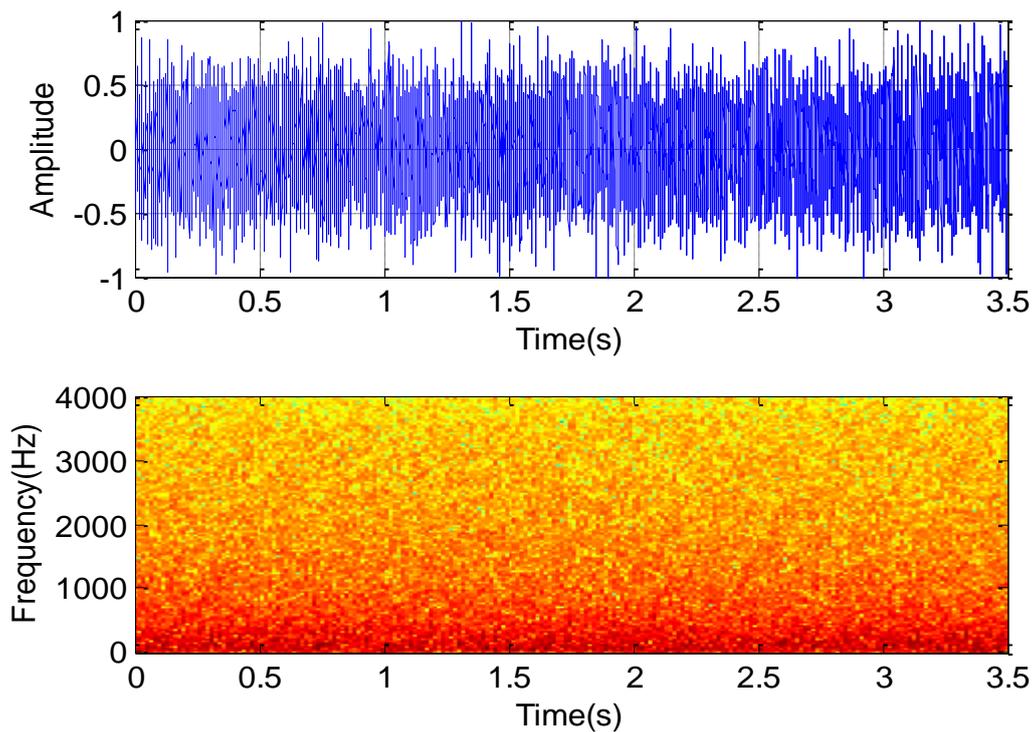


Figure 4.3 Le bruit USASI et son spectrogramme.

4.2.1 Simulation des réponses impulsionnelles

Nous utilisons dans notre travail un mélange convolutif [voir figure 3.1]. L'idée que nous poursuivons vise à utiliser un modèle conforme à la physique du problème et capable de prendre convenablement en compte l'effet de la distance entre les deux microphones tout en restant conforme avec les fonctions de transfert supposées unitaires entre chaque source ponctuelle de signal et l'ensemble des chemins acoustique directs. [20]

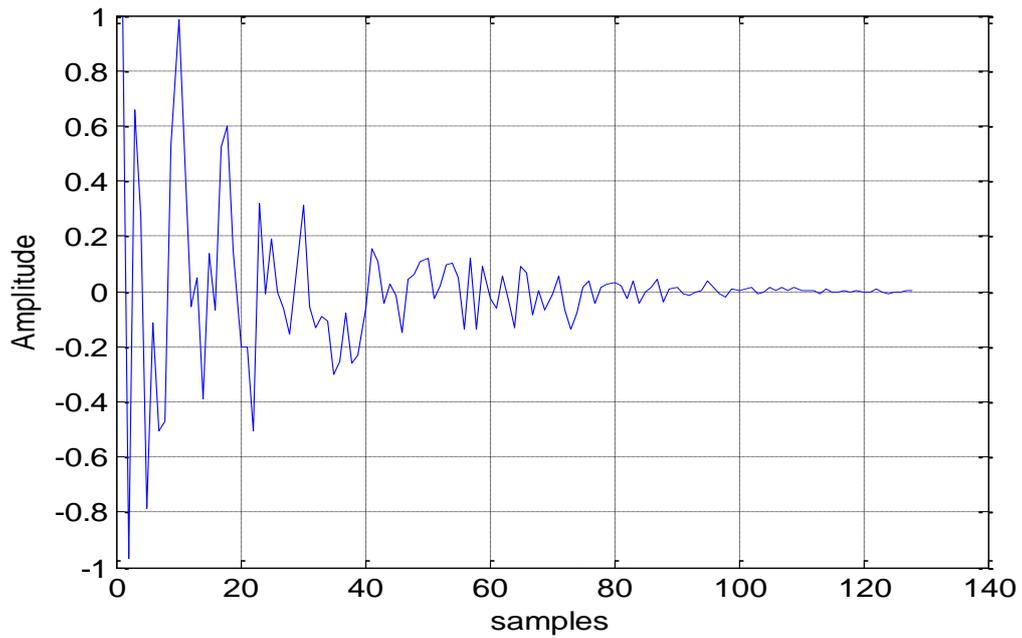


Figure 4.4 Exemple d'une réponse impulsionnelle simulée $h_{12}(n)$ de taille $L = 64$.

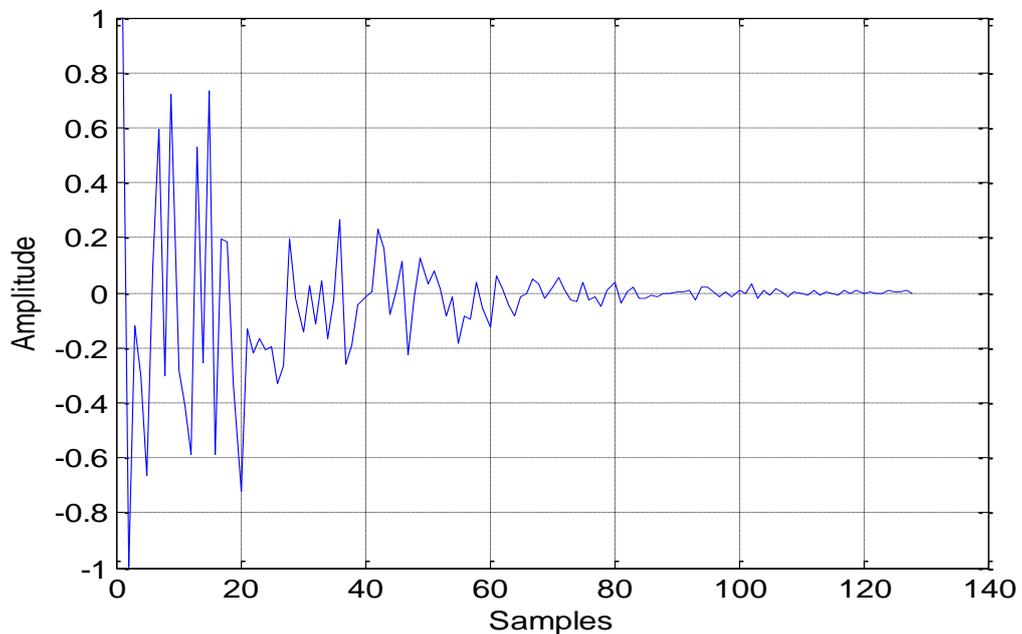


Figure 4.5 Exemple d'une réponse impulsionnelle simulée $h_{21}(n)$ de taille $L = 64$.

4.2.2 Principe de Détection d'Activité Vocale(DAV)

Un algorithme de détection d'activité vocale (DAV) est capable de discriminer entre les régions d'absence et de présence d'activité vocale dans le signal vocale analysé.

Dans notre travail nous utilisons un système de DAV manuel pour contrôler l'adaptation des filtres $w_{21}(n)$ et $w_{12}(n)$. Cette adaptation est contrôlée de la manière suivante : le filtre $w_{21}(n)$ est adapté uniquement en période de bruit seul, alors que le filtre $w_{12}(n)$ est adapté uniquement pendant les périodes d'activité vocale (période de présence du signal de parole utile). La figure (4.6) présente un exemple de DAV manuelle sur le signal de parole originale.

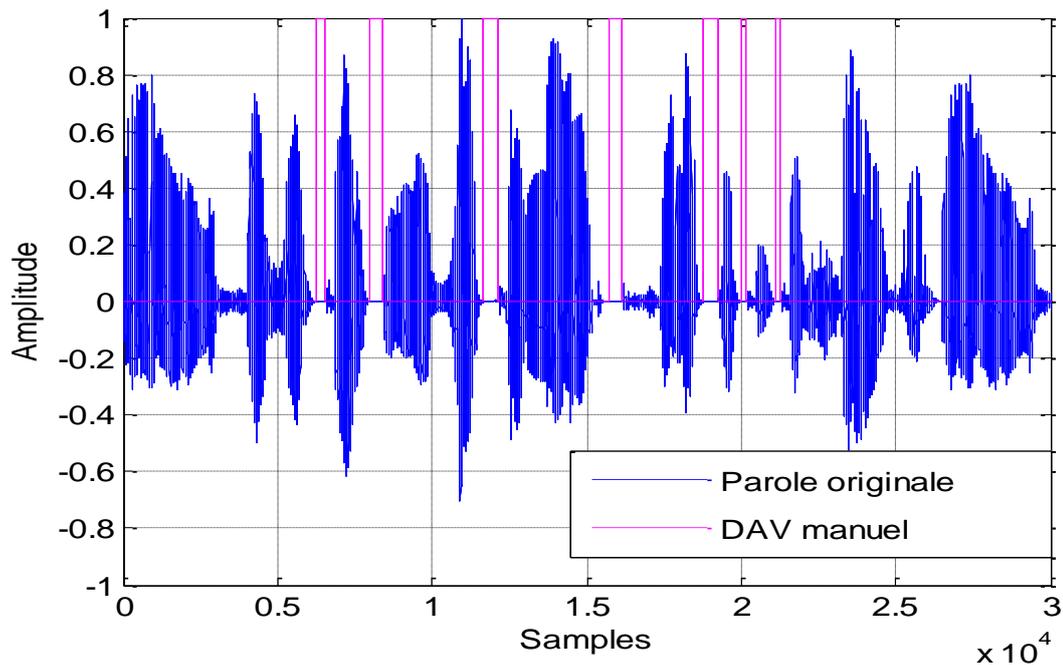


Figure IV.6 Signal de parole utilisé avec sa segmentation (DAV) manuelle.

4.2.3 Signaux de mélange convolutif

Dans cette partie, nous présentons les signaux de mélange convolutif. Les signaux de sources sont ceux de la figure 4.1 et 4.3. Dans les deux figures ci-dessous, nous représentons un exemple des signaux de mélange $m_1(n)$ et $m_2(n)$ avec un RSB égale à 0dB sur les deux voies et une longueur du filtre $L = 64$.

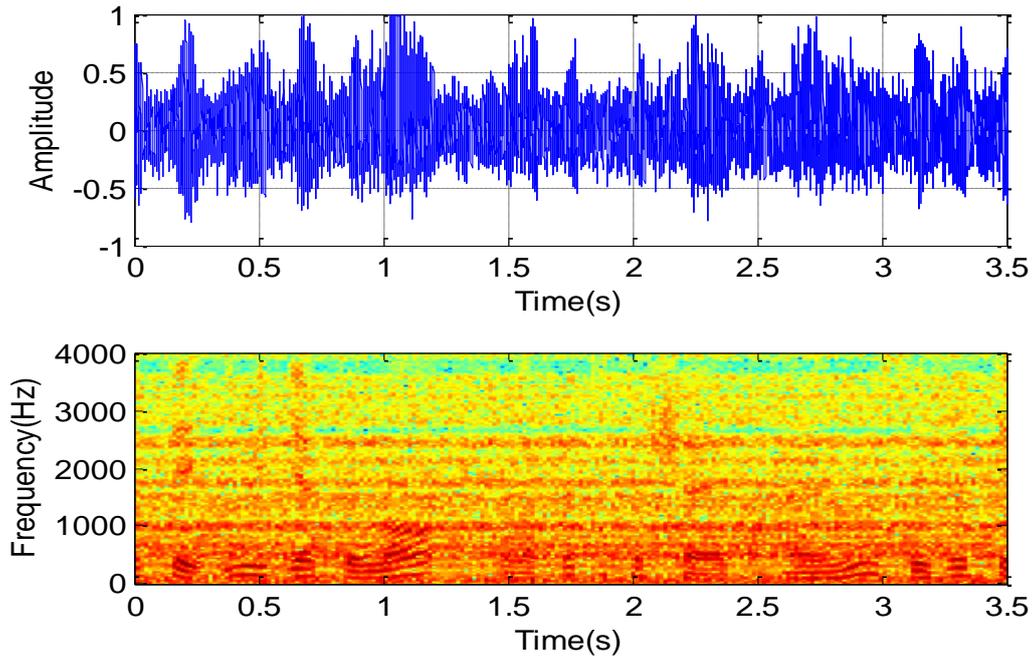


Figure 4.7 Signal de mélange $m_1(n)$ avec son spectrogramme.

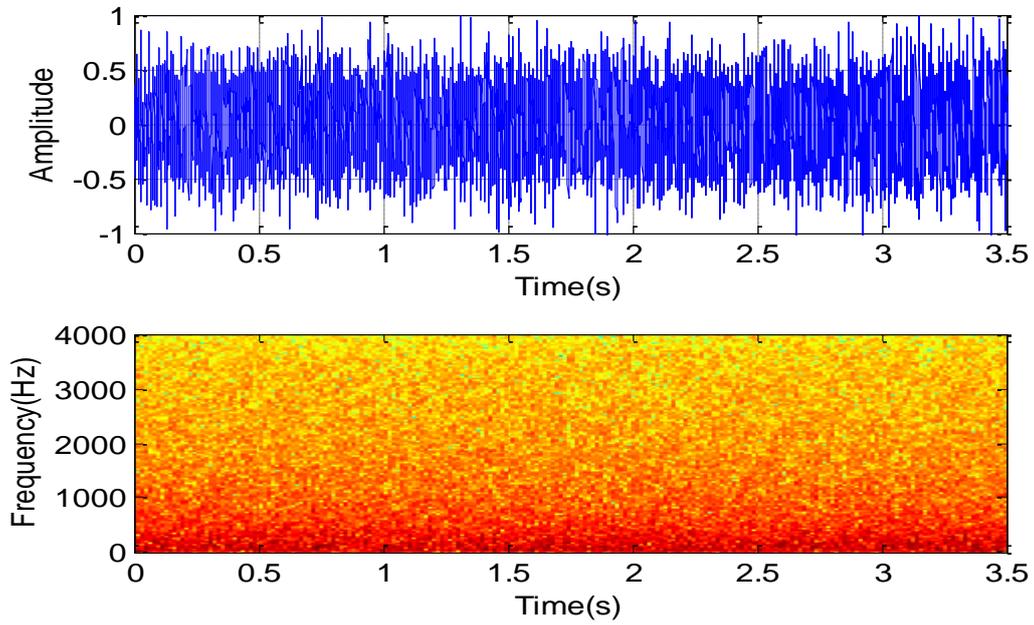


Figure 4.8 Signal de mélange $m_2(n)$ avec son spectrogramme.

4.3 Résultats de simulation de l'algorithme FDNLMS

Dans cette partie nous allons présenter les résultats de simulation de l'algorithme FDNLMS. Les paramètres utilisés et le déroulement de cet algorithme dans la simulation sont représentés Dans l'organigramme suivant :

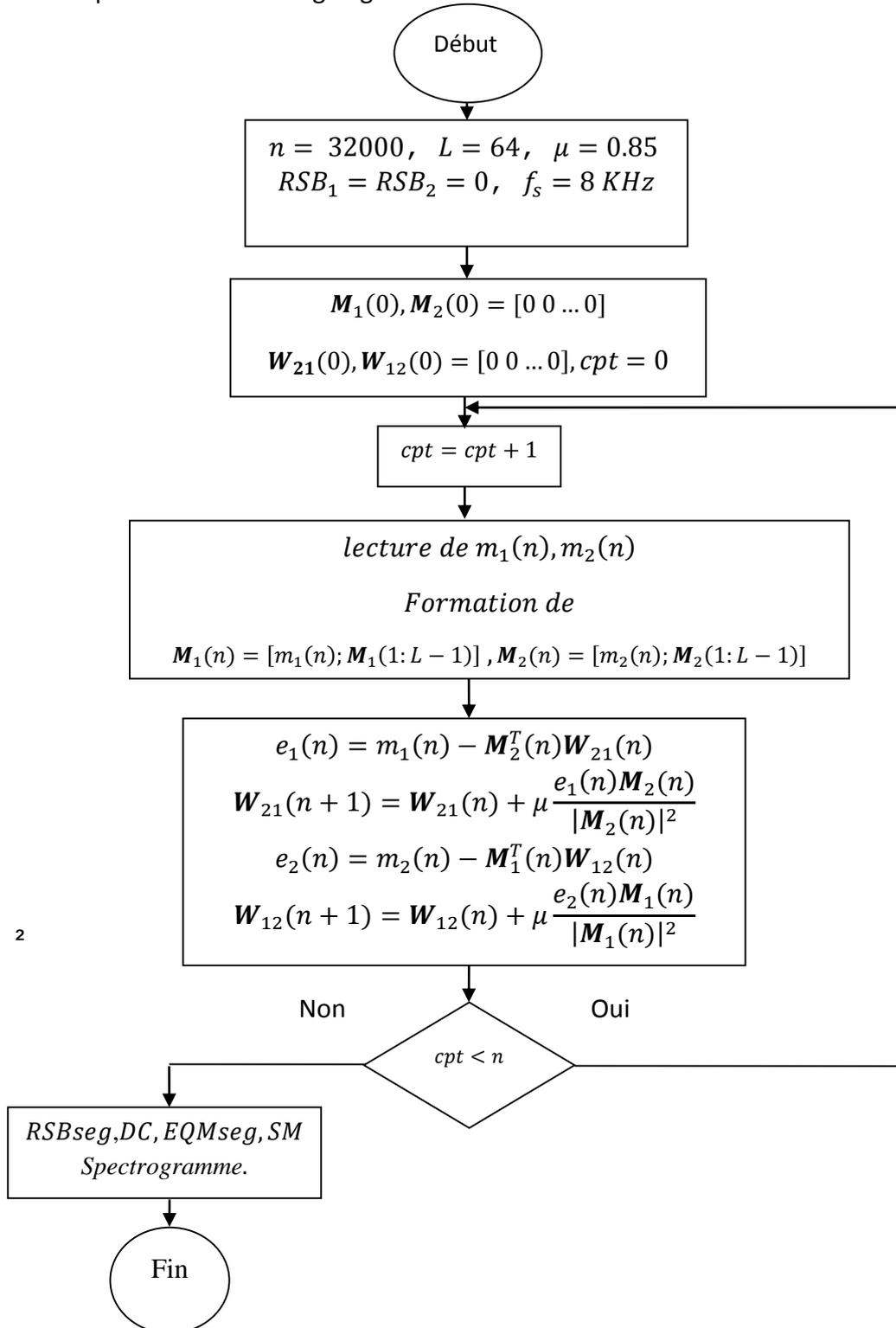


Figure 4.9 Organigramme d'implémentation de l'algorithme FDNLMS.

Les signaux de mélange $m_1(n)$, $m_2(n)$ et les signaux de sorties $e_1(n)$, $e_2(n)$ de l'algorithme FDNLMS sont représentés sur les figures 4.10, 4.11, 4.12 et 4.13 respectivement.

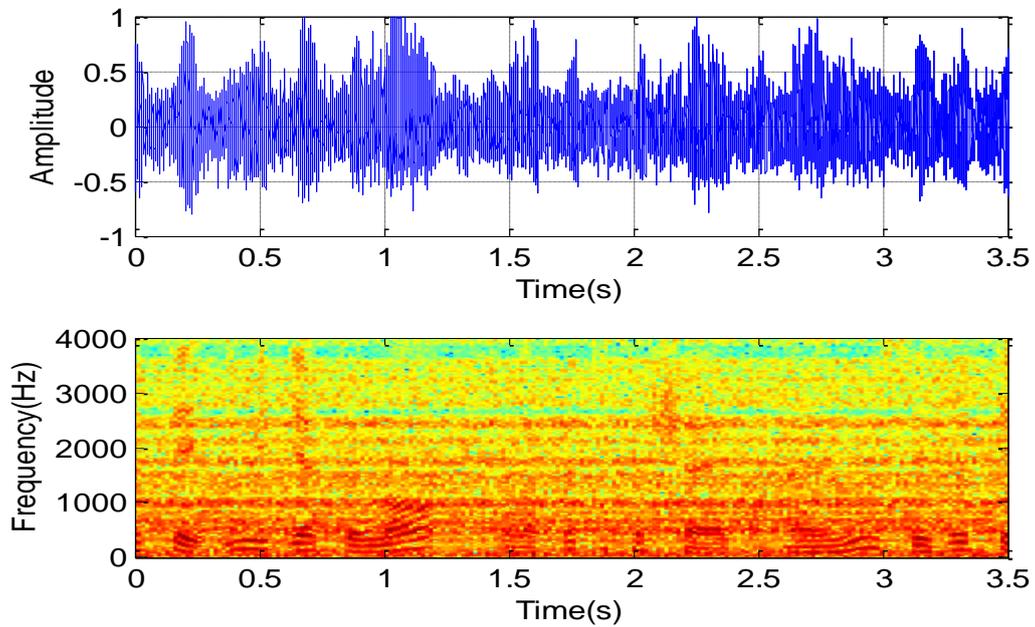


Figure 4.10 Signal de mélange $m_1(n)$ avec son spectrogramme.

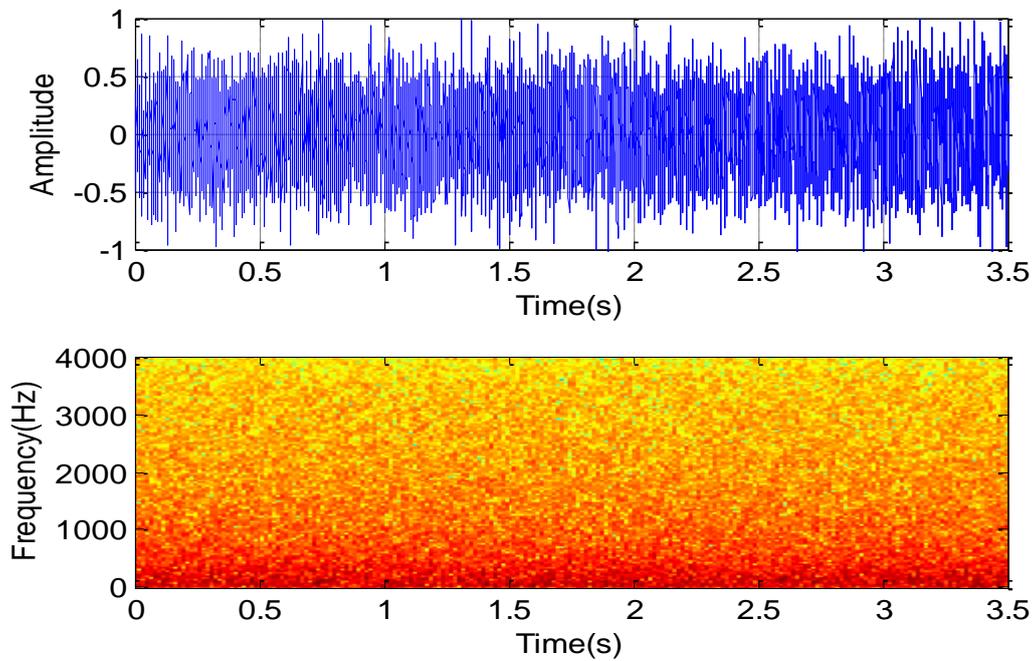


Figure 4.11 Signal de mélange $m_2(n)$ avec son spectrogramme.

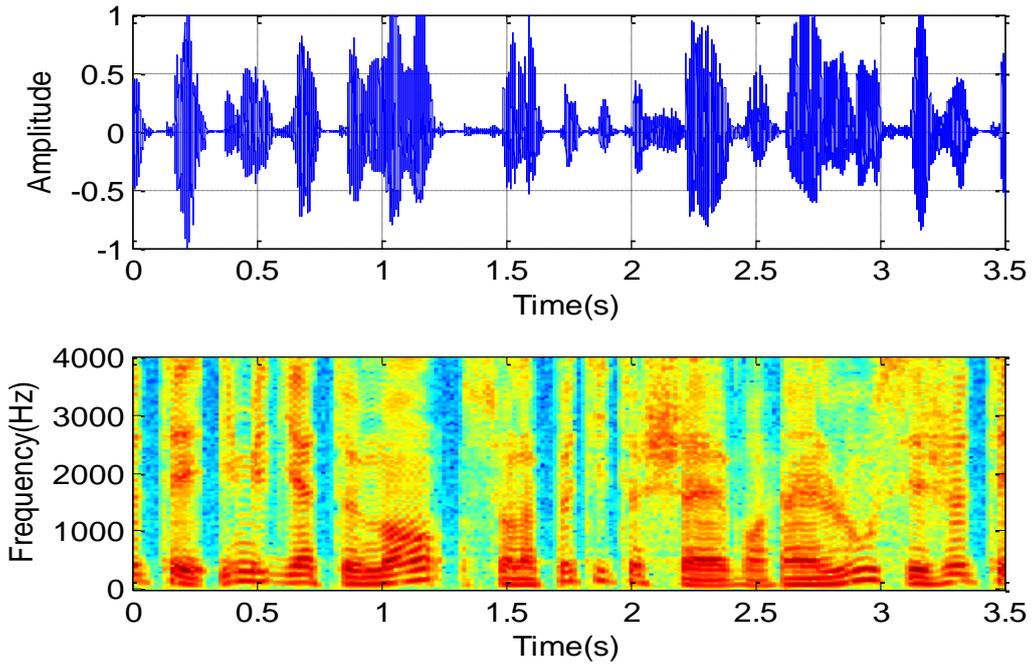


Figure 4.12 Signal de sortie $e_1(n)$, avec son spectrogramme obtenu avec l'algorithme FDNLMS.

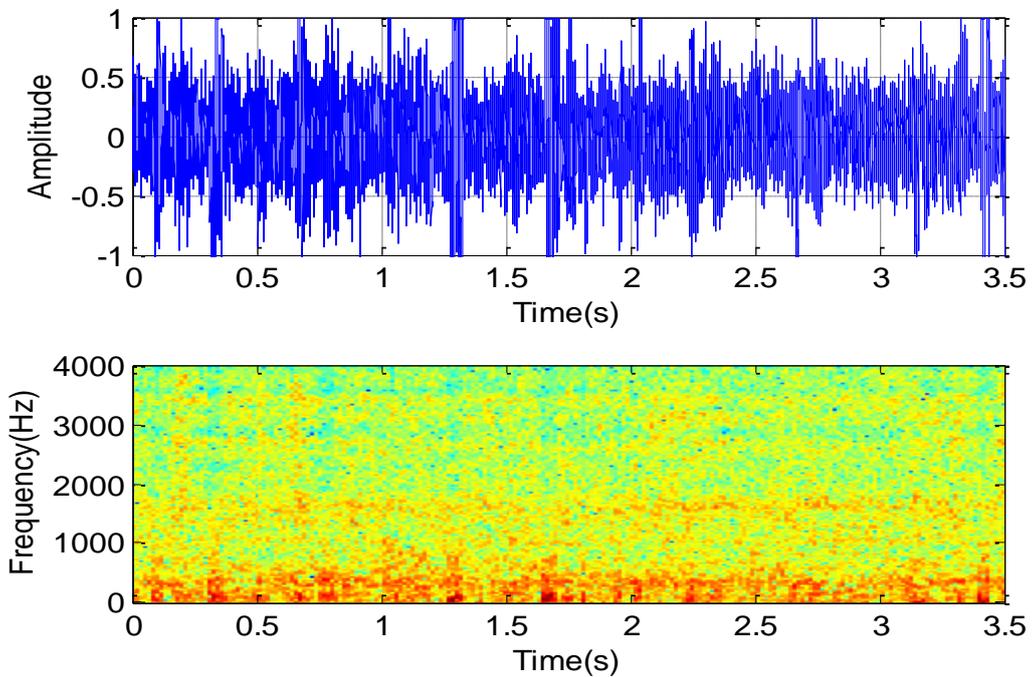


Figure 4.13 Signal de sortie $e_2(n)$ obtenu avec l'algorithme FDNLMS, avec son spectrogramme.

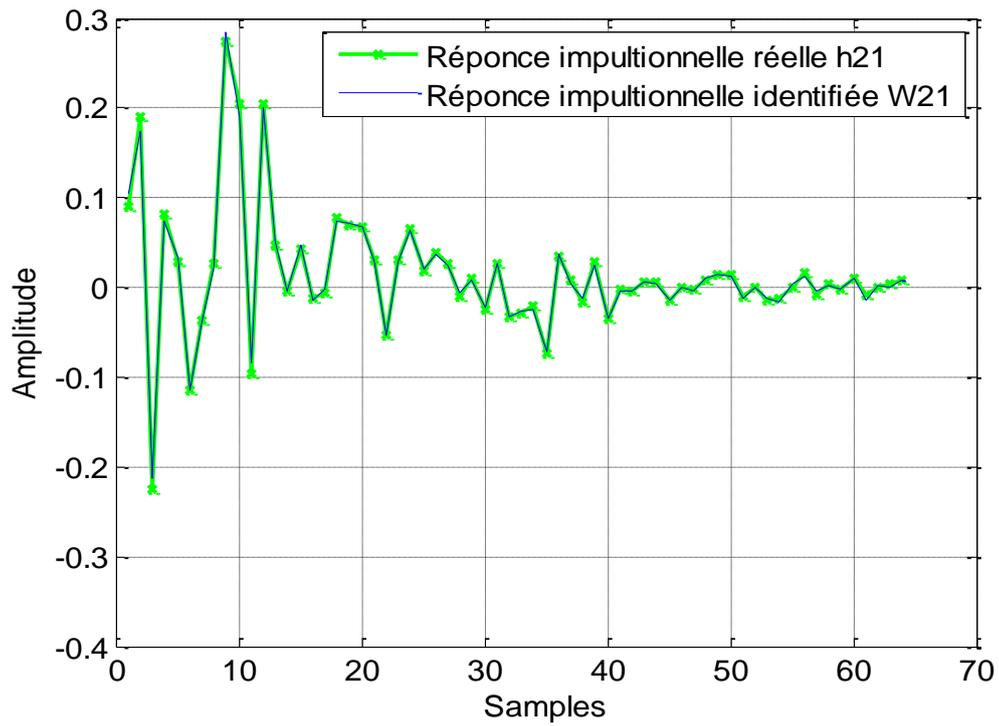


Figure 4.14 Comparaison entre la réponse impulsionnelle réelle $h_{21}(n)$ et l'estimée $W_{21}(n)$ de l'algorithme FDLMS.

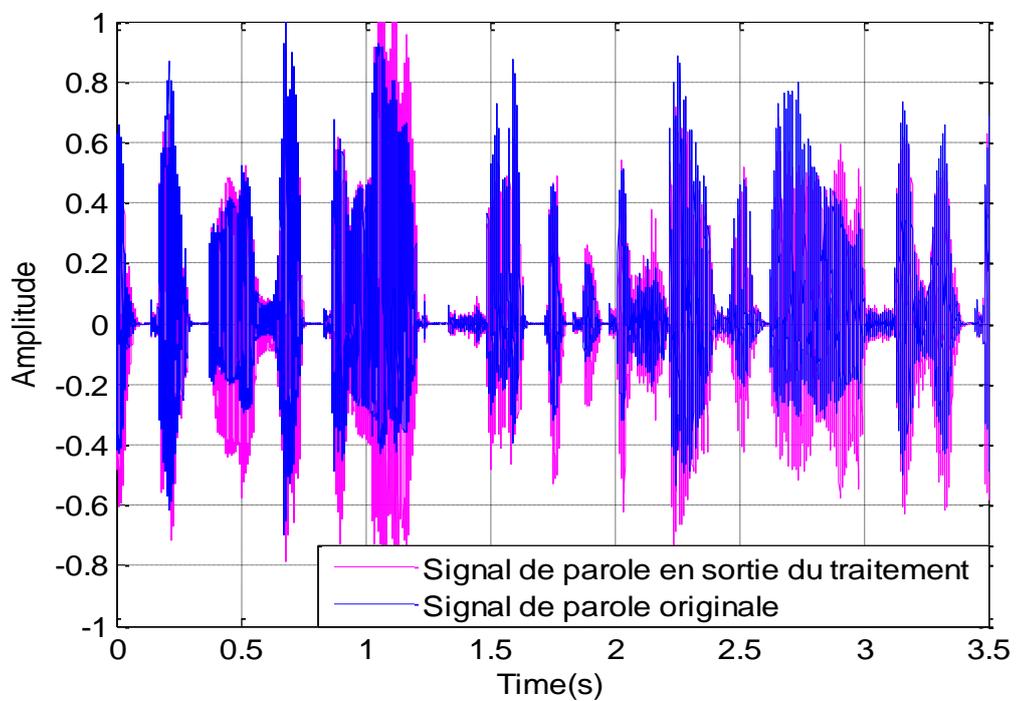


Figure 4.15 Comparaison entre le signale originale et le signale de sortie obtenu par l'algorithme FDLMS.

A partir des deux figures 4.10 et 4.11, on remarque bien que les signaux originaux ont été bien bruités. Cela est évalué à presque $RSB=0$ dB. En se basant sur les deux figures 4.12 et 4.13, on remarque bien que la séparation entre la parole et le bruit a eu lieu. Cependant le rehaussement du signal de parole est bien remarqué sur la figure 4.12.

La comparaison entre le signal de parole originale figure 4.1 et celui obtenu avec l'algorithme FDNLMS ont été tracés superposés dans la même figure 4.15, cette dernière montre bien ce rehaussement.

La figure 4.14 montre bien la convergence des coefficients du filtre adaptatif $\mathbf{W}_{21}(n)$ vers l'optimum.

4.4 Résultats de simulation de l'algorithme FDRLS

Nous allons présenter dans cette partie les résultats de simulation du nouvel algorithme FDRLS. Les paramètres et le déroulement de l'algorithme FDRLS sont représentés dans l'organigramme suivant :

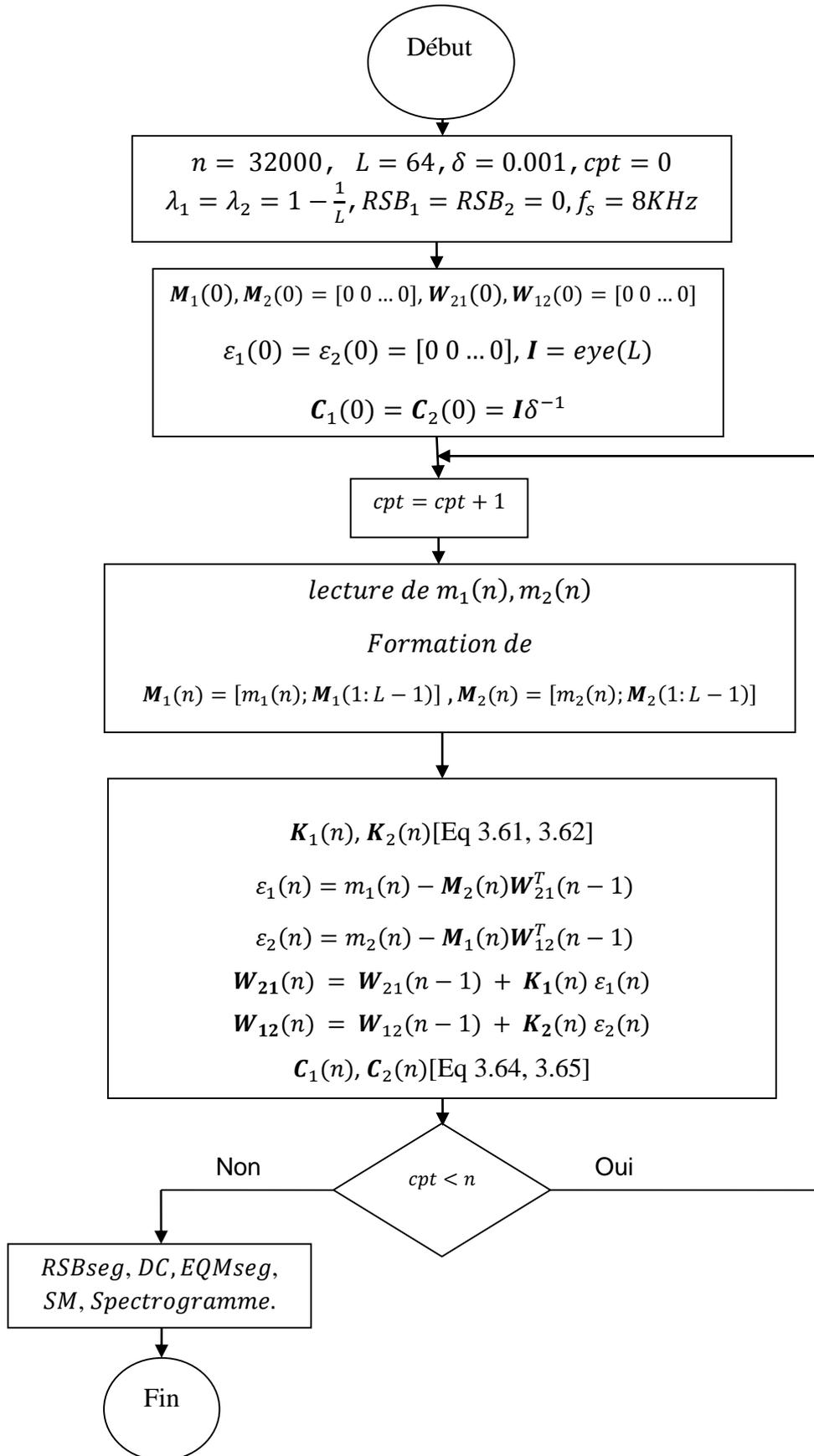


Figure 4.16 Organigramme d'implémentation de l'algorithme FDRLS.

Les signaux de mélange $m_1(n)$, $m_2(n)$ et les signaux des sorties $\varepsilon_1(n), \varepsilon_2(n)$ de l'algorithme FDRLS sont représentés sur les figures 4.17, 4.18, 4.19 et 4.20 respectivement.

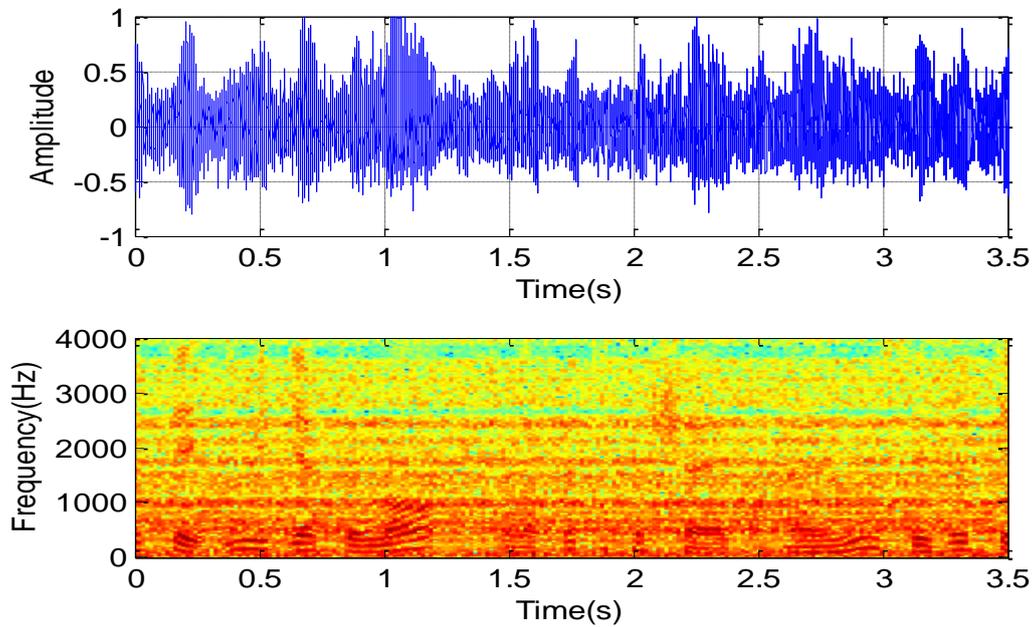


Figure 4.17 Signal de mélange $m_1(n)$ avec son spectrogramme.

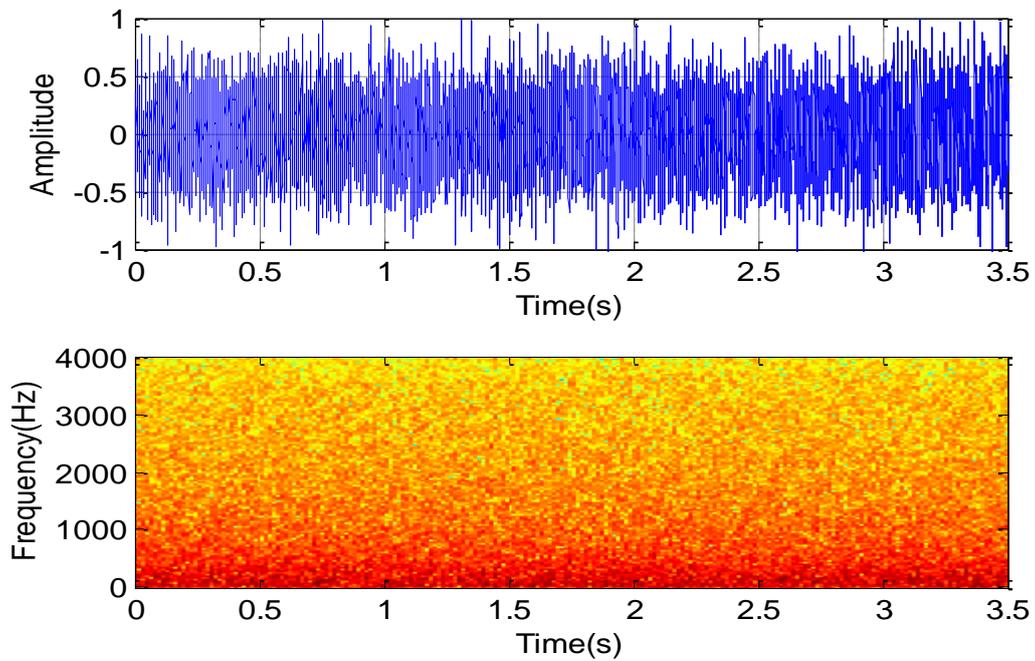


Figure 4.18 Signal de mélange $m_2(n)$ avec son spectrogramme.

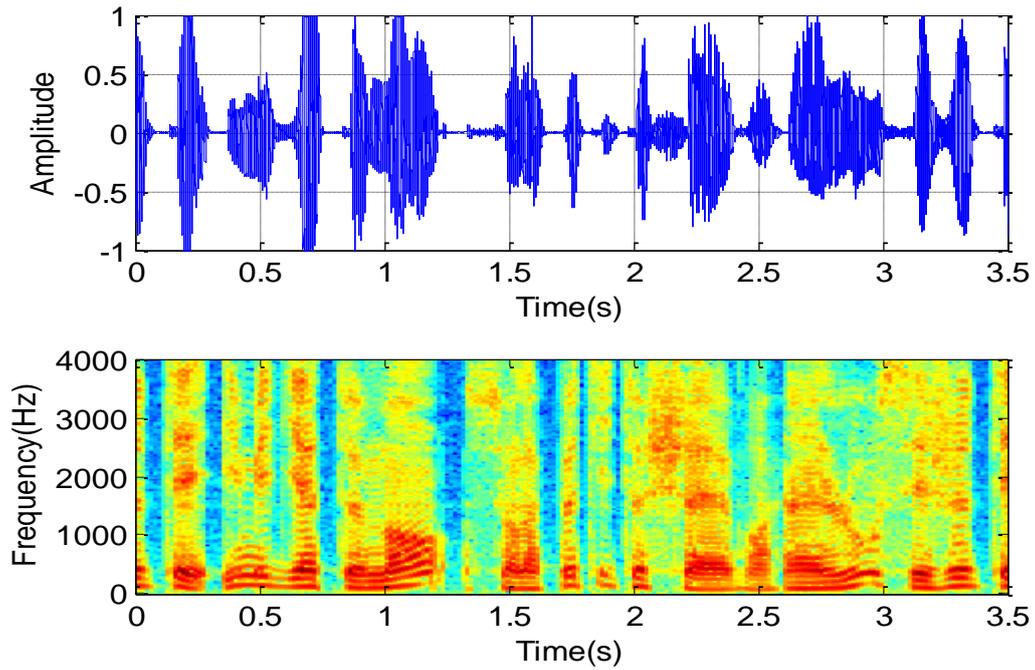


Figure 4.19 Signal de sortie $\varepsilon_1(n)$ obtenu avec le nouvel algorithme proposé FDRLS avec son spectrogramme.

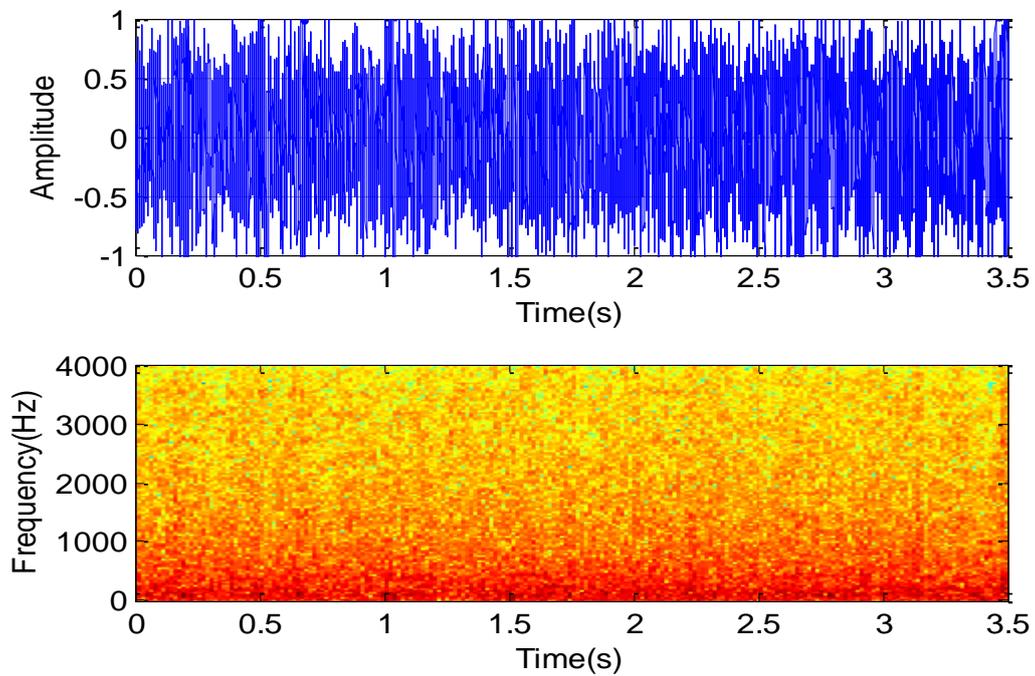


Figure 4.20 Signal de sortie $\varepsilon_2(n)$ obtenu avec le nouvel algorithme proposé FDRLS avec son spectrogramme.

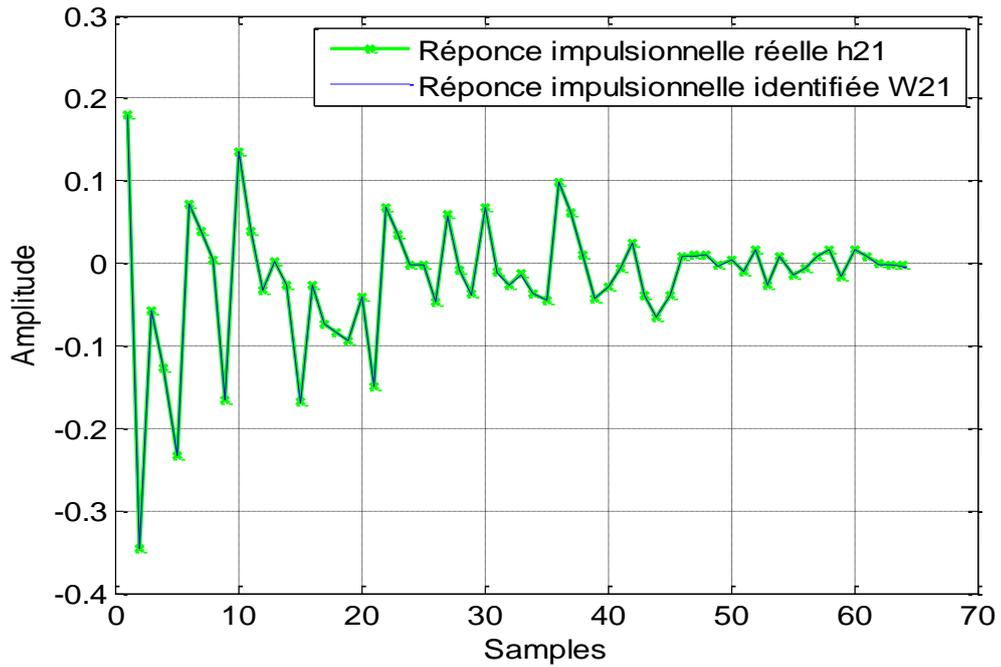


Figure 4.21 Comparaison entre la réponse impulsionnelle réelle $h_{21}(n)$ et l'estimée $W_{21}(n)$.

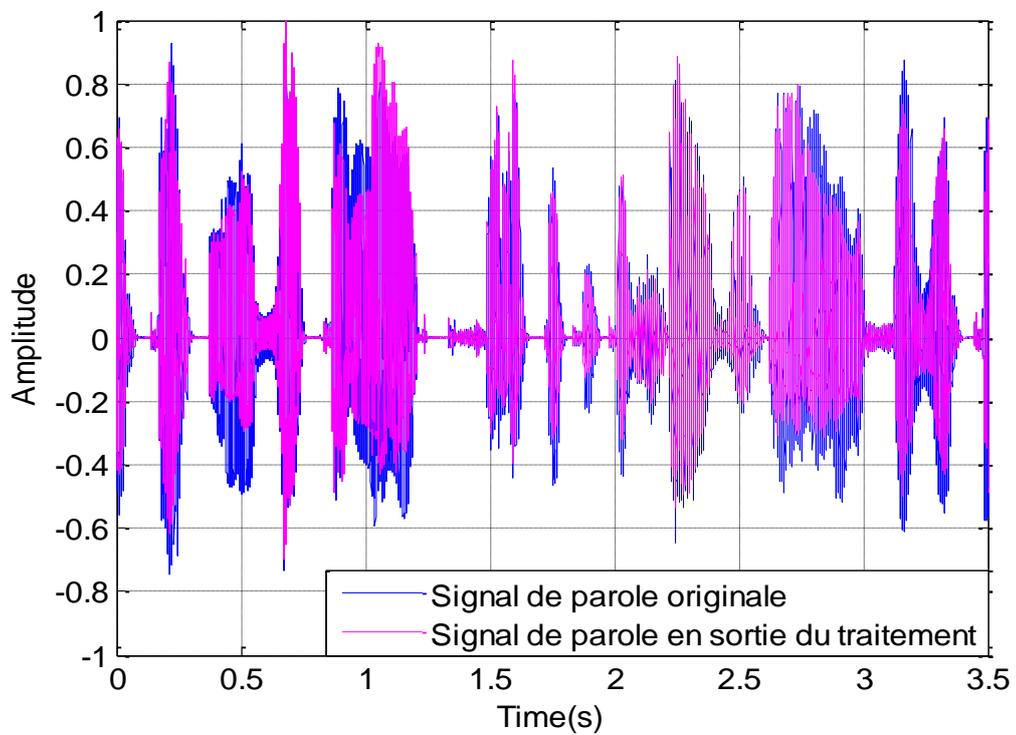


Figure 4.22 Comparaison entre le signal de parole originale et celui de sortie $\varepsilon_1(n)$ obtenu avec le nouvel algorithme proposé FDRS.

A partir de la figure (4.19), nous observons que le signal de parole en sortie $\varepsilon_1(n)$ est visuellement nettoyé du bruit et très proche du signal de parole originale figure (4.22). Ceci grâce au contrôle de l'adaptation du filtre $\mathbf{W}_{21}(n)$ par la technique de détection d'activité vocale (DAV) manuelle, ce filtre est adapté uniquement pendant les périodes de non activité vocale du mélange $m_2(n)$. Durant ces périodes d'inactivité vocale, le filtre adaptatif $\mathbf{W}_{21}(n)$ n'a à son entrée que du bruit, ce qui lui permet d'identifier la réponse impulsionnelle du couplage $h_{21}(n)$ puis supprimer le bruit au niveau du signal de sortie $\varepsilon_1(n)$.

D'après la figure (4.20), nous remarquons que la parole est partiellement supprimée de la deuxième sortie, car si on veut supprimer complètement la parole on doit adapter le filtre $\mathbf{W}_{12}(n)$ pendant les périodes d'activité vocale. Malheureusement, durant ces périodes le bruit persiste et le filtre $\mathbf{W}_{12}(n)$ s'actualise avec un mélange à l'entrée $m_1(n)$.

Nous remarquons sur la figure (4.21) que la réponse impulsionnelle réelle $h_{21}(n)$ et superposée sur la réponse impulsionnelle estimée $\mathbf{W}_{21}(n)$, donc les deux filtres sont presque égaux, cela prouve la bonne convergence de $\mathbf{W}_{21}(n)$ vers la solution optimale.

4.5 Comparaison de l'algorithme FDRLS avec l'algorithme FDNLMS

4.5.1 Cas d'un bruit blanc

Dans cette première simulation, nous allons évaluer les performances de stabilité de notre nouvel algorithme FDRLS, en comparant avec celui de FDNLMS, en utilisant un bruit blanc à l'entrée du mélange convolutif à l'aide des critères objectifs de qualité.

Critère du Rapport Signal sur Bruit Segmenté

Le SegSNR (Segmental Signal to Noise Ratio) est le critère objectif de qualité d'un signal traité dans le domaine temporelle.

Nous avons évalué le SegSNR des deux algorithmes FDNLMS et FDRLS proposé. Le SegSNR est estimé par la relation suivante [16] :

$$SegSNR_{dB} = 10 \log_{10} \left(\frac{\sum_{p=0}^{Q-1} |s_p(p)|^2}{\sum_{p=0}^{Q-1} |s_p(p) - s_1(p)|^2} \right) \quad (4.1)$$

Où, $s_p(p)$ est le signal de parole originale, $s_1(p)$ est le signal de parole amélioré, Q est un paramètre de la valeur moyenne du signal de sortie.

Le RSB d'entrée et la longueur du filtre adaptatif des deux algorithmes sont fixés à 0 dB et $L = 64$ respectivement, les résultats obtenus sont donnés par la figure suivante :

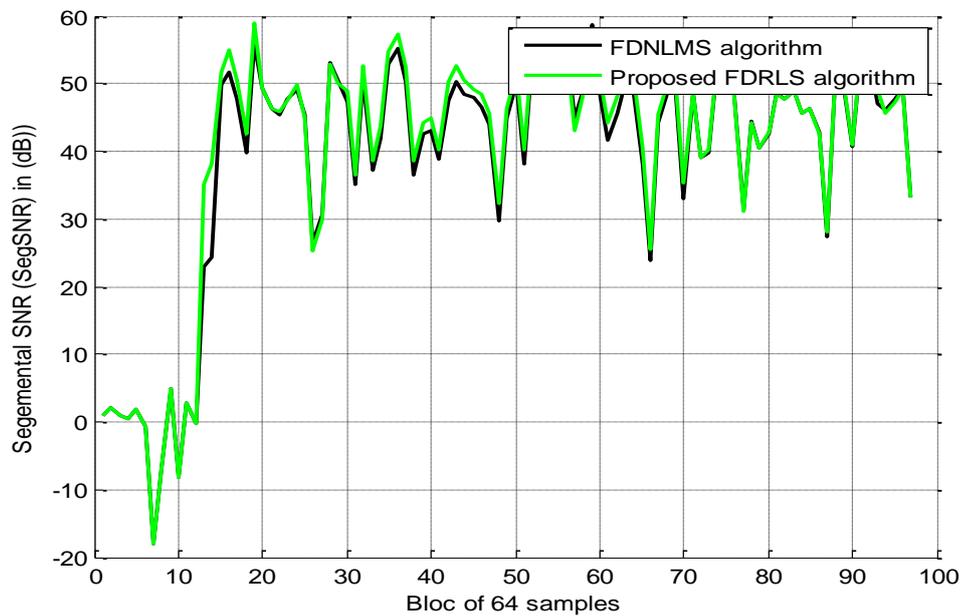


Figure 4.23 Evaluation du critère du Rapport Signal sur Bruit Segmenté (SegSNR) pour les deux algorithmes FDRLS et FDNLMS cas d'un bruit blanc.

✚ Critère de l'Erreur Quadratique Moyenne (EQM) Segmenté

Afin de quantifier la convergence des filtres adaptatifs des deux algorithmes FDNLMS et FDRLS proposé, nous utilisons le critère SegMSE (Segmental Mean Square Error) qui est donné par la relation suivante [16] :

$$SegMSE_{dB} = 20 \log_{10} \left(\sum_{K=0}^{M-1} s_1(K) \right) \quad (4.2)$$

Où

M est la longueur du trame de la sortie $s_1(n)$. La présence du détecteur d'activité vocale K dans l'équation (4.2) signifie que le critère SegMSE est estimé que dans les périodes d'inactivité vocales. Le RSB d'entrée et la longueur du filtre adaptatif des deux algorithmes sont fixés à 0 dB et $L = 64$ respectivement, les résultats obtenus sont donnés par la figure suivante :

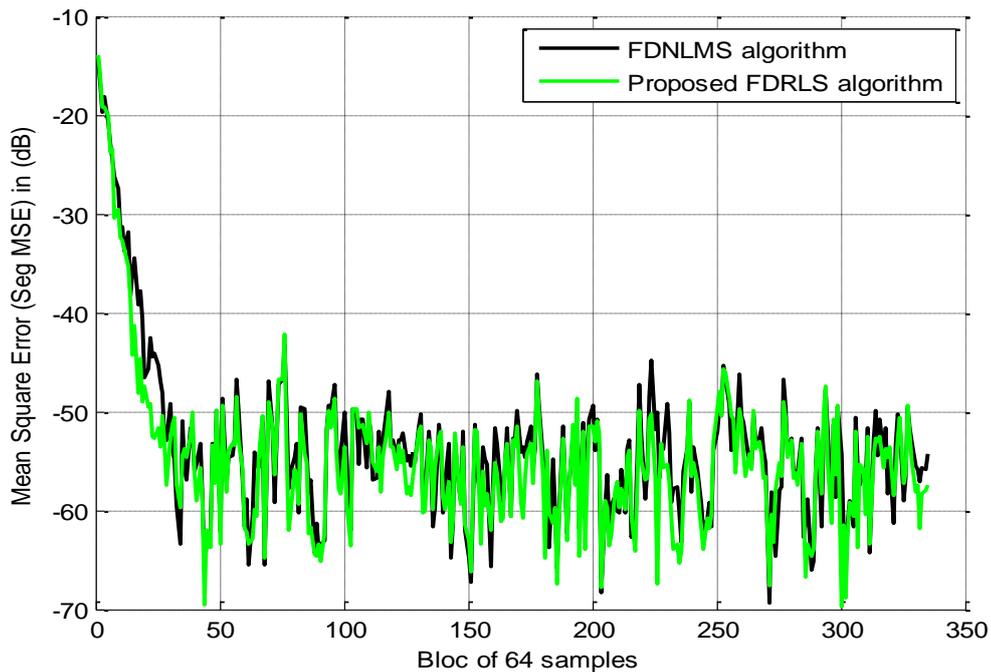


Figure 4.24 Evaluation du critère de l'Erreur Quadratique Moyenne (EQM) Segmenté pour les deux algorithmes FDRLS et FDNLMS cas d'un bruit blanc.

✚ Critère du désajustement (SM)

Le critère du désajustement est un critère robuste dans l'évaluation des performances. Ce critère se calcule à partir de la distance euclidienne entre les coefficients des réponses impulsionnelles réelles et mesurées (estimées). Ce critère, noté SM pour "System Mismatch", est défini par l'expression suivante :

$$SM_{dB} = 10 \log_{10} \left(\frac{\|w_{ij} - h_{ij}\|^2}{\|h_{ij}\|^2} \right) \text{ où } i \neq j \in \{1,2\} \quad (4.3)$$

Où h_{ij} représente les coefficients du filtre réel (h_{12} et h_{21}), et w_{ij} représente la valeur instantanée des coefficients estimés (coefficients du filtre adaptatif w_{12} et w_{21}).

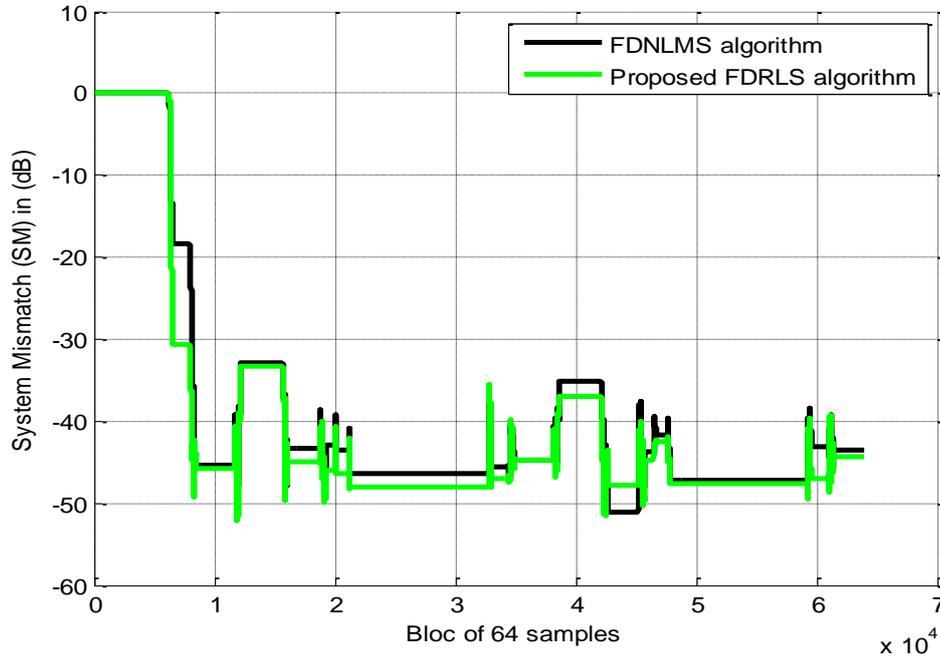


Figure 4.25 Comparaison du critère de désajustement (SM) pour les deux algorithmes FDRLS et FDNLMS cas d'un bruit blanc.

✚ Critère de la Distance Cepstral (DC)

La distance cepstrale est principalement utilisée pour évaluer la distorsion du signal en sortie du traitement. Pour deux signaux temporels $s_1(n)$ et $s_p(n)$, la distance cepstrale, évaluée pour chaque trame k de N échantillons est donnée par :

$$DC(k) = \sum_{i=1}^{N-1} [IFFT(\log_{10}(|S_p(f_i, k)|) - \log_{10}(|S_1(f_i, k)|))]^2 \quad (4.4)$$

Où

f_i est une fréquence (discrétisée) de la FFT. La fréquence nulle f_0 , correspond à la puissance des signaux, n'est pas prise en compte, et $S_1(f_i, k)$ et $S_p(f_i, k)$ sont respectivement les FFT des signaux $s_1(n)$ et $s_p(n)$. Dans notre évaluation le signal $s_1(n)$ représente le signal du sortie de traitement et $s_p(n)$ représente le signal de parole originale.

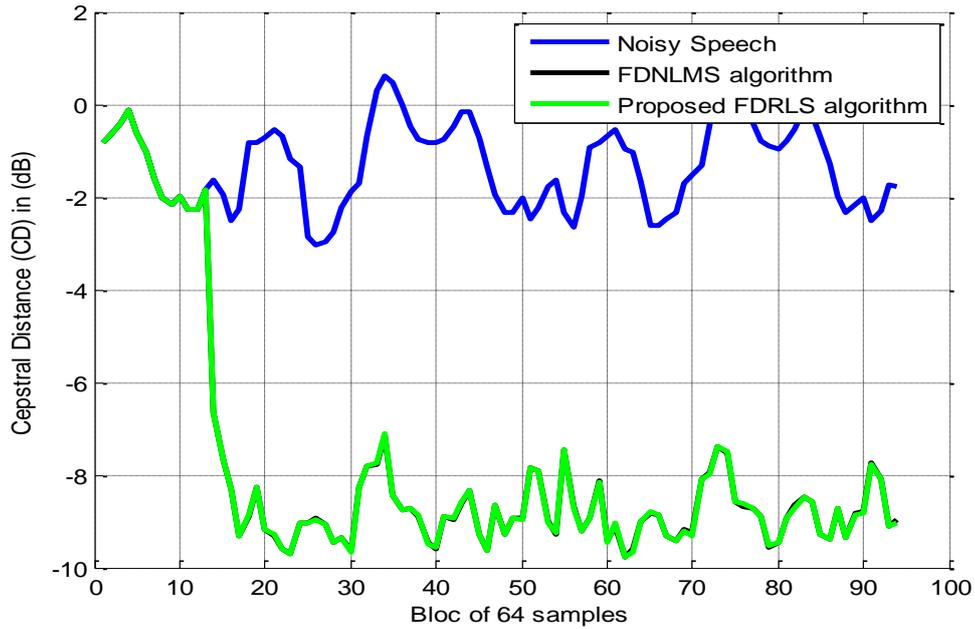


Figure 4.26 Evaluation du critère de la Distance Cepstrale (DC) pour les deux algorithmes FDRLS et FDNLMS cas d'un bruit blanc.

On remarque d'après ces figures que les valeurs des critères objectif de qualité des algorithmes FDRLS et FDNLMS sont superposés dans le cas d'un bruit blanc.

4.5.2 Cas d'un bruit USASI

Dans cette partie nous allons évaluer les performances de vitesse de convergence de notre nouvel algorithme FDRLS, en comparant avec celui de FDNLMS à l'aide des mêmes critères objectif de qualité cité dans le cas d'un bruit blanc, en utilisant un bruit USASI à l'entrée du mélange convolutif.

✚ Critère du Rapport Signal sur Bruit Segmenté

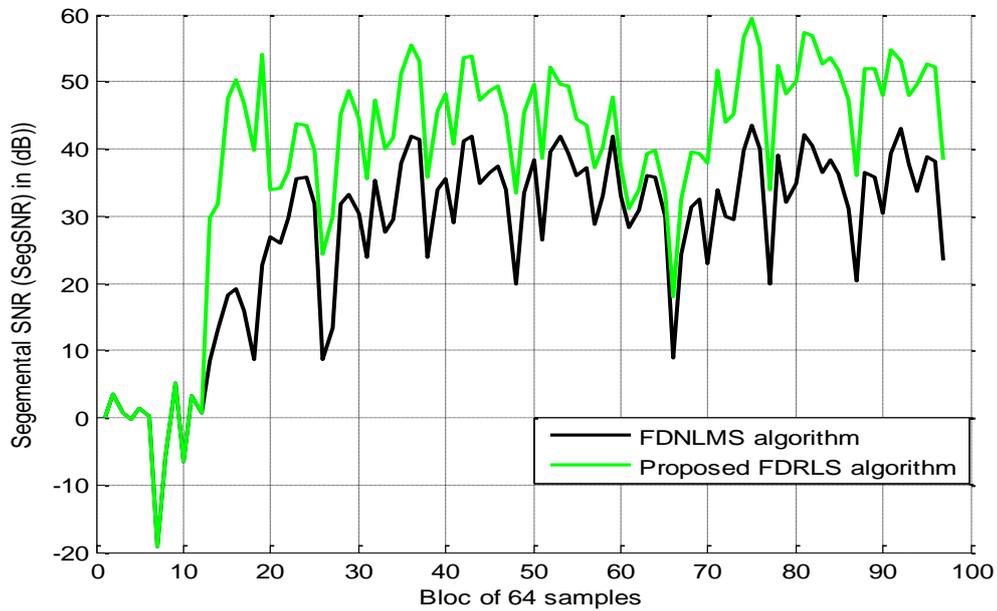


Figure 4.27 Evaluation du critère du Rapport Signal sur Bruit (RSB) Segmenté pour les deux algorithmes FDRLS et FDNLMS cas d'un bruit USASI.

On remarque que notre algorithme proposé FDRLS à un rapport signal sur bruit plus élevé que l'algorithme FDNLMS (un gain de 8 dB près), ce résultat traduit l'efficacité et la bonne performance en régime permanent de notre nouvel algorithme proposé.

✚ Critère de l'Erreur Quadratique Moyenne (EQM) Segmenté

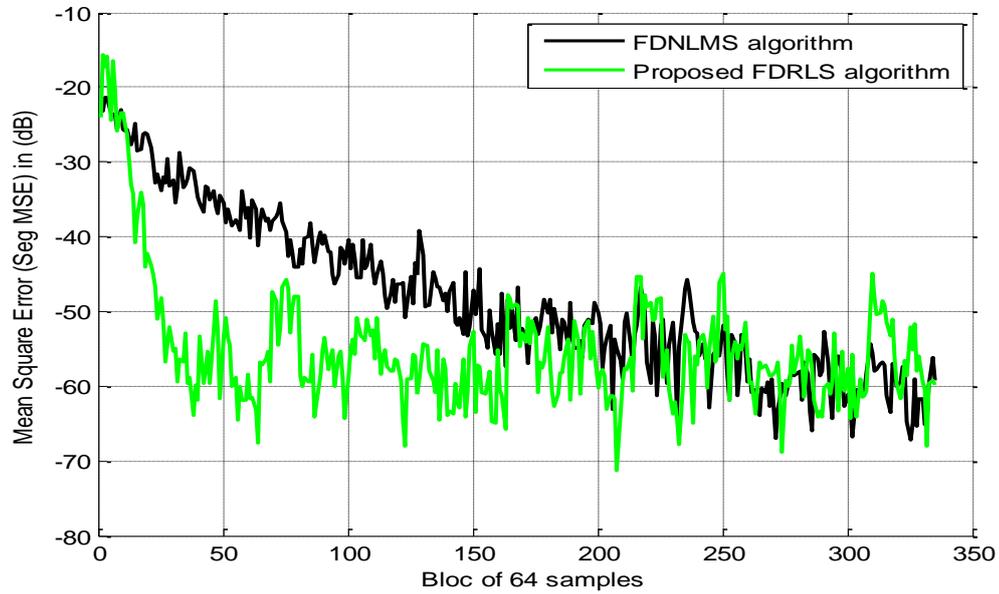


Figure 4.28 Evaluation du critère de l'Erreur Quadratique Moyenne (EQM) Segmenté pour les deux algorithmes FDRLS et FDNLMS cas d'un bruit USASI.

Les algorithmes FDRLS et FDNLMS sont comparés en termes de rapidité de convergence. D'après la figure (4.28) on remarque que notre algorithme proposé FDRLS converge rapidement que l'algorithme FDNLMS.

✚ Critère du désajustement (SM)

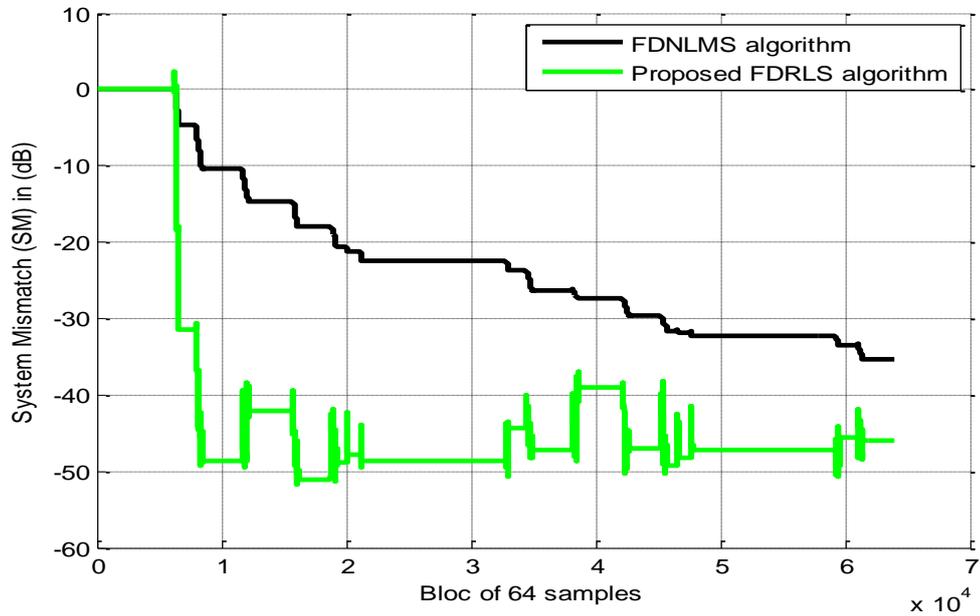


Figure 4.29 Comparaison du critère de désajustement (SM) pour les deux algorithmes FDRLS et FDNLMS cas d'un bruit USASI.

Nous présentons sur la figure (4.29), l'évaluation temporelle du désajustement mesuré sur les coefficients du filtre adaptatif $W_{21}(n)$, pour les deux algorithmes (FDRLS, FDNLMS). Nous pouvons bien voir la supériorité de notre algorithme proposé FDRLS en terme de vitesse de convergence vers la solution souhaité.

✚ Critère de la Distance Cepstral (DC)

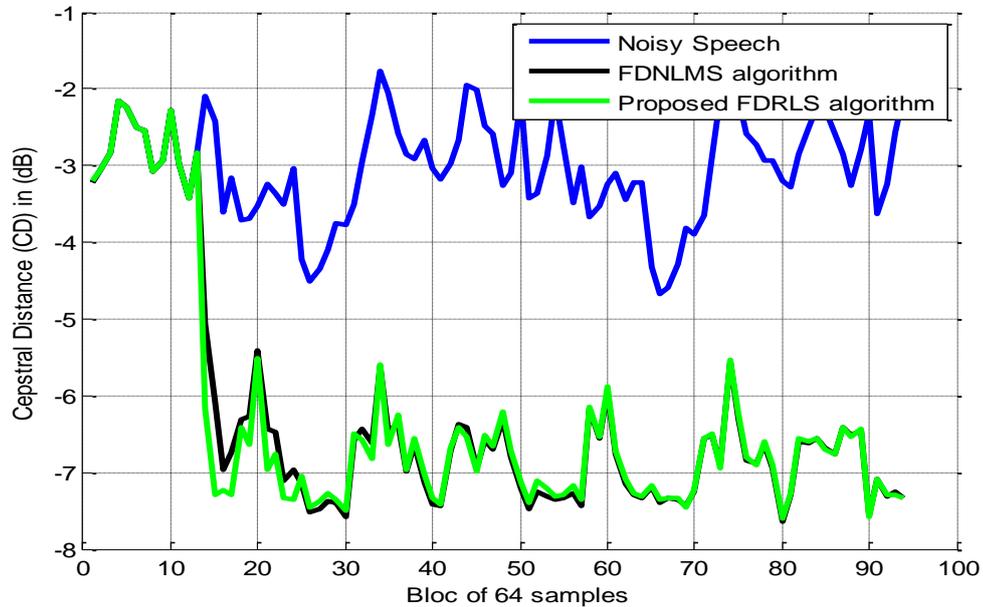


Figure 4.30 Evaluation du critère de la Distance Cepstrale (DC) pour les deux algorithmes FDRLS et FDNLMS cas d'un bruit USASI.

On remarque bien que le signal de sortie de notre algorithme proposé FDRLS est légèrement moins distordu par rapport au signal de sortie de l'algorithme FDNLMS.

4.6 Conclusion

Les résultats des simulations présentés dans ce chapitre montrent bien que notre algorithme proposé FDRLS converge vers la solution souhaitée d'une manière plus rapide et stable et qui donne un bon résultat pour la réduction du bruit et le rehaussement de la parole, notamment dans le cas où le bruit ponctuel utilisé est fortement corrélé.

Conclusion générale

Ce projet de fin d'étude dresse le problème de réduction de bruit acoustique dans les nouveaux systèmes de télécommunication par les algorithmes de filtrage adaptatif.

Dans ce contexte nous avons proposé un nouvel algorithme RLS combiné avec la séparation aveugle de source directe à deux voix.

L'étude présentée, lors de ce travail, rappelle le principe de rehaussement du signal de parole par le filtrage adaptatif, et la formulation mathématique de notre algorithme FDRLS (Forward Double Recursive Least Squares), qui permet d'améliorer la vitesse de convergence par rapport à d'autres algorithmes compétitifs.

Une étude comparative entre notre l'algorithme proposé et l'algorithme FDNLMS a été détaillée. Nous avons remarqué que notre algorithme a permis d'obtenir des performances supérieures à celle de l'algorithme FDNLMS, en terme de rapport signal à bruit segmenté (SegSNR), l'erreur quadratique moyenne segmenté (SegMSE), le désajustement des coefficients des filtres adaptatifs (SM) et la distance cepstrale (CD).

A travers ces résultats de comparaison nous avons remarqué bien que notre nouvel algorithme proposé converge rapidement par rapport à celui du FDNLMS.

Bibliographie

- [1] F. Cottet « Aide-mémoire traitement de signal » Dunod, Paris 2005.
- [2] M. Belhout « Etude des algorithmes de projections affines application à l'annulation d'écho acoustique » Thèse de Magister, Université SAAD DAHLEB de Blida-1, juillet 2011.
- [3] M. Bellenger « Traitement Numérique du Signal », Collection CNET-ENST, MASSON, 1987.
- [4] M. Zoulikha « Méthodes améliorées pour la réduction du bruit acoustique et le rehaussement du signal de parole » Thèse de Magister, Université de SAAD DAHLAB de Blida 1, 2014.
- [5] A. Amehray « Débruitage perceptuel de la parole », Thèse de Doctorat, École Nationale supérieure des Télécommunications de Bretagne ,2009.
- [6] C.Plapous « Traitement pour la réduction de bruit à la communication parlée » Thèse de Doctorat, Université de Renne 1,2005.
- [7] P.S.R. Diniz « Adaptive Filtering Algorithms and Practical Implementation» Edition 3, 2008 Springer.
- [8] O. Macchi, M. Bellanger « Le filtrage adaptatif transverse » Volume 5 –n°3 ,1988 article.
- [10] F.Khemies, A.Morsli « Réduction du bruit acoustique par un algorithme fréquentiel de de-corrélation » Mémoire de Master 2 de l'Université SAAD DAHLEB de Blida-1, juin 2015.

- [11] A.Jeanvoine « Intérêt des algorithmes de réduction de bruit dans l'implant cochléaire : Application à la binauralité » Thèse de Doctorat l'Université Claude Bernard Lyon 1, 2012.
- [12] A.Benchenief « Réduction du bruit d'un signal monodimensionnel par le filtrage adaptatif récursif » Mémoire de fin d'étude Master, Université Mohamed Kheider Biskra, juin 2009.
- [13] Y.Benabderrahman « Séparation aveugle des signaux de parole en utilisant les statistiques d'ordre supérieur et la décomposition sous espace » Thèse de Doctorat, Université du Québec 2011.
- [14] H. Nguyen Thi, J. Caelen, C. Jutten « Rehaussement de la parole par la séparation de sources dans un mélange convolutif » Journal de Physique IV Colloque C5, supplément au Journal de Physique III, Volume 4, mai 1994.
- [15] F.Abrard « Méthodes de séparation aveugle de sources et application » Thèse de Doctorat, Université Paul Sabatier (spécialité Traitement du Signal) Mars 2003.
- [16] M. Djendi, KH. Ghribi, D. Berkani « A wavelet-based forward BSS algorithm for acoustic noise reduction and speech enhancement » journal homepage 1 mars 2016, pp. 55-66
- [17] G. Lepemp « Capacité de poursuite des algorithmes adaptatifs dans un canal de transmission sous-marin à trajets multiples » Thèse pour l'obtention du grade de maître ès sciences (M.Sc), Université Laval (département de génie électrique) juillet 1997.
- [18] H.Difallah, S.Berkani « Annulation d'écho acoustique par un algorithme NLMS amélioré » Thèse de Master 2 de l'Université SAAD DAHLEB de Blida-1, juin 2015.
- [19] M. Djendi, A. Sayoud, R. Henni « A Dual Forward BSS Based RLS (DFRLS) algorithm for Speech Enhancement and Acoustic Noise Reduction » Accepted by the International Conference on Engineering & MIS 2016, Agadir, Morocco, 22-24 September, 2016.

[20] M. Djendi, P. Scalart, A. Gilloire «Noise cancellation using two closely spaced microphones: experimental study with a specific model and two adaptive algorithms» In: Proc. IEEE.ICASSP, May 2006. vol.3, pp.744-747.