الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE DR. YAHIA FARES DE MEDEA

FACULTE DE TECHNOLOGIE

Département du Génie Électrique



Projet de Fin d'Études

Présenté pour l'obtention du Diplôme

de Master en Génie Électrique

Spécialité : Système de télécommunications

THEME

Débruitage de signal phono cardiogramme (PCG)

Préparé et présenté par :

- HADJADJ Abedrrahim

Proposé et dirigé par :

- Mr. AHFIR Maamar.

Année Universitaire 2020-2021

Remerciements

Je tiens tout d'abord à rendre grâce à Dieu qui m'a permis d'aboutir à cette fin tant souhaitée en me dotant de la patience et du courage idoines pour surmonter les difficultés que j'ai rencontrée au cours de mon cursus

Je remercier vivement mon promoteur Mr. AHFIR Maamar pour ses aides précieuses qu'il m'a offert et sa disponibilité à tout moment pour l'élaboration de ce travail.

Je remercier les plus vifs s'adressent aussi aux messieurs le président et les membres de jury d'avoir accepté d'examiner et d'évaluer notre modeste travail.

J'exprime également notre gratitude à tous les professeurs et enseignants qui ont collaboré à notre formation depuis le début de nos études jusqu'à la fin de notre cycle universitaire. Sans omettre bien sûr de remercier profondément tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation du présent travail

Et enfin, que mes chers parents et familles, et bien avant tout, Trouvent ici l'expression de nos remerciements les plus sincères et les plus profonds en reconnaissance de leurs sacrifices, aides, soutien et encouragement afin de nous assurer cette formation de master dans les meilleures conditions.

DÉDICACES

Grace à Dieu que j'ai achevé ce travail que je dédie à :

A mon très cher père, source d'amour. D'affection, de générosité et de sacrifices. Tu étais toujours la près de moi pour me soutenir, m'encourager et me guider avec tes précieux conseils. Que ce travail soit le témoignage des sacrifices que vous n'avez cessé de déployer pour mon éducation et mon instruction. Aucune dédicace ne saurait exprimer l'amour et l'admiration que je porte au grand homme que vous êtes. Puisse Dieu le tout puissant vous préserver et vous accorder santé, longue vie et bonheur.

ma très chère mère source d'amour et de tendresse qui n'a pas cessé de m'encourager et de prier pour moi. Vous m'avez toujours aidé par vos conseils et vos sacrifices. Puisse Dieu le tout puissant l'accorder meilleure santé et longue vie.

A ma sœur et mon frère pour leurs patiences, soutiens et leurs sentiments d'amour aux moments les plus difficiles. Je vous souhaite plein de succès, de joie et de bonheur. Que dieu vous garde et illumine vos chemins.

A tous ceux qui m'ont aidé, encouragé, apprécié mon effort et crée le milieu favorable, l'ambiance joyeuse et l'atmosphère joviale pour me procurer ce travail.

الملخص

يهدف هذا البحث للحصول على إشارات صوت القلب و فصلها عن صوت الضوضاء بالاعتماد على تقنية التصفية التكيفية لمساعدة أطباء القلب في تشخيصهم، بعد الحصول على الإشارة من خلال تقنية التصفية الخطية العادية، لا يمكن فصلها لأن كلا الصوتين يتدخلان في المجال المكاني و الزماني، نظرا لتتبع الإشارة يمكننا التخلص من الضوضاء عن طريق محسن الخط التكيفي(ALE) الذي يمكن استخدامه لتقليل صوت الضوضاء، لأجل هذا تم إجراء دراسة مقارنة من حيث النسبة المئوية بين طريقتين من (ALE) لاستعادة صوت القلب، الطريقة الأولى تم الاعتماد فيها على متوسط المربعات الصغرى المعياري(NLMS)، و الطريقة الثانية هي المربعات الصغرى التكرارية(RLS)، بعد تنفيذ كلا الخوارزميتين تم التوصل إلى فعالية استخدامهما في التقليل صوت الضوضاء مع أفضلية نسبية لطريقة المربعات الصغرى التكرارية(RLS).

الكلمات المفتاحية: معالجة الإشارات المختلطة، التصفية التكيفية، تقليل الضوضاء، متوسط المربعات الصغرى المعياري، المربعات الصغرى التكرارية.

Résumé

Cette recherche vise à obtenir les signaux sonores cardiaques et à les séparer du bruit sur la base de la technique de filtrage adaptatif pour aider les cardiologues dans leur diagnostic, après avoir obtenu le signal par la technique de filtrage linéaire ordinaire, il ne peut pas être séparé car les deux sons se chevauchent dans le domaine spatio-temporel, du fait de la poursuite du signal. On peut éliminer le bruit par un amplificateur de ligne adaptatif (ALE) qui peut être utilisé pour réduire le son du bruit, pour cela une étude comparative a été menée en termes de pourcentage entre deux méthodes de (ALE) pour restaurer le son du cœur, la première méthode était basée sur la normalisation des moindres carrés moyens (NLMS) et la seconde méthode est les moindres carrés récursifs (RLS).Après avoir mis en œuvre les deux algorithmes, l'efficacité de l'utilisation eux dans la réduction du bruit a été trouvé, avec une préférence relative à la méthode des moindres carrés récursifs (RLS).

Mots clés: Traitement du signal mixte, Filtrage adaptatif**,** Débruitage, les moindres carrés moyens normalisés, les moindres carrés récursifs.

Abstract

This paper presents the acquisition and separation of heart sound signals from the sound of noise based on adaptive filtering technology for designing a standalone diagnostic system to assist the cardiologists in their diagnosis. After the signal acquisition, through normal linear filtering technique, it cannot be separated as both the sounds overlap in the spatial as well as temporal domain. Because of the signal tracking and noise elimination capability of adaptive line enhancer (ALE) it can be used for denoising the heart sound, so a comparative study was conducted in terms of percentage between two methods of (ALE) to restore heart sound The first method relied on normalized least mean square (NLMS) and the second method is recursive least square (RLS) and after applying the two algorithms, it was found that the efficiency of their use in reducing noise, with the preference for the recursive least squares method (RLS).

Keywords: Mixed Signal Processors, Adaptive Filtering, Denoising, Normalized least mean square (NLMS), Recursive least square (RLS).

Table des matières

Table des matiéres I
Liste des figures.....IV
Liste des tableaux VI
Liste des abréviations VII
Introduction générale.....1
Chapitre I : Généralites sur la phonocardiographie et le signal de la parole
Introduction: 2
I-1. Le signal de PCG. 2
I-1.1.La phonocardiographie.....2
I-1.2. Le phono-cardiogramme (PCG).....3
I-.1.2.1. Bruit du cœur et souffles cardiaque. 3
I-1.2.1.1. Les bruits du cœur 3
I-1.2.1.2. Les souffles cardiaques 5
I-1.2.1.2.1. La sténose aortique 5
I-1.2.1.2.2. La sténose mitrale 6
I-1.2.1.2.3. L'insuffisance aortique 6
I-1.2.1.2.4. L'insuffisance mitrale 7
I-1.2.1.2.5. L'insuffisance tricuspidienne 7
I-2. Le signal de la parole.....7
I-2.1. Chaine d'acquisition du signal de parole 7
I-2.2. Caractéristiques du signal de parole.....10
I-2.2.1. La redondance. 10
I-2.2.2. La coarticulation.....10
I-2.2.3. La Continuité.....10
I-2.2.4. La variabilité du signal parole. 10
I-2.2.4.1. La variabilité intra-locuteur 10
I-2.2.4.2. La variabilité inter-locuteur 11
Conclusion.....11

Chapitre II : les méthodes de débruitage des signaux acoustiques

Introduction: 12
II-1.Les méthodes classiques. 12
II-1.1.Soustraction spectrale. 12
II-1.2. Débruitage par filtre optimal (filtrage de Wiener). 13
II-1.3.Élimination adaptative de bruit (ANC). 14
II-1.4. Les systèmes de débruitage basés sur la pour suite de la fréquence fondamentale. 15
II-1.4.1.Technique à canal ANC unique. 16
II-1.4.2. Le filtrage ACF. 18
II-1.4.3. La sélection harmonique. 21
II-2. Débruitage par ondelette. 22
II-2.1.Algorithme de débruitage par ondelettes. 22
II-2.2.Les méthodes de seuillage 23
II-2.2.1. Seuillage doux 23
II-2.2.2. Seuillage dur 24
II-2.2.3. Le seuillage dur modifié 25
II-2.3. Sélection du seuil 26
II-2.3.1. Seuillage global 27
II-2.3.2. Seuillage dépendant du niveau 28
II-2.3.3. Seuillage dépendant du nœud 28
II-3. Les méthodes mixtes 29

Chapitre III: Simulation et interprétation des résultats (Application au débruitage su signal PCG)

Introduction: 30
III-1. Applications de traitement du signal. 30
III-1.1. Pour la 1er méthode. 30
III-.1.2. Pour la 2eme méthode 32
III-2 Utilisation de l'algorithme LMS. 33
III-3. Utilisation de l'algorithme NLMS. 34
III-4. Utilisation de l'algorithme RLS. 35
III-5. Résultat et commentaire. 37
III-6. Utilisation d'un signal d'entrée PCG. 37

III-6.1. Pour la 1er méthode. 37
III-6.1.1. Partie 1: on ajoute le bruit blanc. 37
III-6.1.1.1. Comparaison entre NLMS et RLS 43
III-6.1.2. Partie 2 : on ajoute la parole 43
III-6.1.2.1.Comparaison entre NLMS et RLS 48
Conclusion 49
Conclusion générale 50
Bibliographie VIII

Liste des figures

Figure I-1. Phonocardiographie cardiosim IV. 2
Figure I-2. Les Foyers d'auscultation cardiaques et la forme du signal (PCG) généré, cas sain 3
Figure I-3. Signal Phono cardiographique normal 4
Figure I-4. Relation entre les bruits cardiaque et la contraction cardiaque. 5
Figure I-5. Représentation d'un cycle cardiaque contenant une sténose aortique de forte intensité positionnée au milieu du régime systolique. 5
Figure I-6. Représentation d'un cycle cardiaque contenant une sténose mitrale 6
Figure I-7. Représentation d'un cycle cardiaque contenant une insuffisance aortique 6
Figure I-8. Représentation d'un cycle cardiaque contenant une insuffisance mitrale 7
Figure I-9. Chaine d'acquisition du signal de parole. 8
Figure I-10. Audiogramme du signal de parole. 9
Figure II-1. Diagramme de la méthode d'élimination adaptative du bruit (ANC). 14
Figure II-2. Le filtre adaptif LMS. 15
Figure II-3. Approche ANC à un seul canal pour le débruitage de la parole. 17
Figure II-4. Filtre adaptif LMS à un seul canal 17
Figure II-5. Réponse en fréquence du filtre ACF typique 19
Figure II-6. Diagramme bloc d'un filtre ACF typique 19
Figure II-7. Graphe de la fonction du seuillage doux. 24
Figure II-8. Graphe de la fonction du seuillage dur 25
Figure II-9. Graphe de la fonction du seuillage dur modifié (seuillage de Kwon) 26
Figure II-10. Exemple d'un arbre de décomposition en paquets d'ondelettes à trois niveaux et désignation des seuils requis dans le cas d'un seuillage dépendant du nœud. 29
Figure III-1. débruitage de bruit adaptatif. 31
Figure III-2. Améliorateur de ligne adaptatif. 32
Figure III-3. Schéma modèle pour l'algorithme de NLMS 38
Figure III-4. Schéma modèle pour l'algorithme RLS. 38
Figure III-5. Le signal original. 40
Figure III-6. Le bruit ajouté 40
Figure III-7. Le signal bruité d'entrée (PCG+bruit) 41
Figure III-8. Signal original et le signal récupéré pour NLMS 42
Figure III-9. Signal original et le signal récupéré pour RLS. 42

Figure III-10. Schéma modèle pour l'algorithme de NLMS 44
Figure III-11. Schéma modèle pour l'algorithme de RLS. 44
Figure III-12. Le signal original 46
Figure III-13. Le signal parole ajouté 46
Figure III-14. Le signal PCG + le signal de parole 47
Figure III-15. Signal original et le signal récupéré pour l'algorithme de RLS 47
Figure III-16. Signal original et le signal récupéré pour l'algorithme de NLMS. 48

Liste des tableaux

Tableau III-1. Analyse des performances des méthodes NLMS-ALE et RLS-ALE.....43
Tableau III-2. Analyse des performances des méthodes NLMS-ALE et RLS-ALE.....48

Liste des abréviations

Symbole	Abréviation
ANC	Active noise contrôle (le contrôle actif du bruit).
ACF	Adaptive Comp Filtering (filtrage en oigne adaptif).
MSE	Mean Square Error (Erreur quadratique moyenne).
SNR	Signal noise ratio (rapport signal/bruit).
TDHS	Time domain Harmonic scaling (Echelle harmonique dans le domaine temporelle).
TOD	Discrete Wavellet Transform DWT (transformée en ondelettes discréte
DSP	Digital signal prosessing (traitement numérique du signal).
PCG	Phonocardiographie (Phono cardiogramme).
LMS	Least mean square (les moindres carrés moyens).
NLMS	Normalized LMS (LMS normalisé).
RLS	Recursive least square (les moindres carrés récursifs).
ALE	adaptive line enhancer (L'amplificateur adaptatif de ligne).

Introduction générale

Les maladies cardiaques, sont par toutes ses conséquences, la cause la plus dominante de la mort des hommes et des femmes.

Le signal phono cardiogramme (PCG), comme étant la représentation temporelle du son acoustique de la vibration cardiaque, est considéré actuellement comme une source d'information qui peut mener par son analyse, à une aide à la décision à l'avis indispensable du médecin cardiologue.

L'avancement de la phonocardiographie combinée avec les techniques numériques de traitement de signal ont renouvelé l'intérêt pour l'étude de la transmission acoustique des bruits du cœur et ont ouvert la porte à des nouvelles applications. Des chercheurs et des scientifiques on obtenu des résultats prometteuses utilisant le technique moderne de traitement du signal dans l'analyse des signaux PCG.

A travers l'utilisation de l'algorithme RLS (les moindres carrés récursifs) et l'algorithme NLMS (les moindres carrés moyens normalisé) dans l'analyse et le débruitage du signal phono cardiogramme, l'objectif visé dans notre étude est le choix de l'algorithme de débruitage du signal phono cardiogramme adéquate à travers l'essai de plusieurs types algorithmes ainsi que le choix du meilleur.

Cette étude dans notre mémoire est répartie en trois chapitres :

Le premier chapitre donne une généralité sur la phonocardiographie et le signal de la parole, une présentation sur le principe de la phonocardiographie humain ainsi qu'un aperçu sur les sons, les souffles cardiaques et les caractéristiques d'un signal de parole est effectué.

Dans le deuxième chapitre, on présente une description générale sur les différentes méthodes de débruitage des signaux acoustiques. On donne un bref aperçu sur l'application de ces méthodes sur la parole, comme référence pour le débruitage du signal

Dans Le troisième chapitre, on présente les résultats de simulation sur MATLAB/Simulink des deux algorithmes utilisés dans le débruitage du signal PCG: l'algorithme NLMS et l'algorithme RLS.

Chapitre I :

Généralités sur la phonocardiographie

Et le signal de la parole

Introduction

Dans ce chapitre, une présentation sur le principe de la phonocardiographie humain ainsi qu'un aperçu sur les sons et les souffles cardiaques sont faits. On cite aussi les différents cas pathologiques qui peuvent sur girait la manière de les diagnostiques à travers le phono cardiographie.

Nous présentons aussi de manière générale dans ce chapitre, certaines méthodes utilisées pour la modélisation de la parole, ainsi que les différentes taxonomies des sons observables en parole et les variations qui peuvent y être constatées. Nous allons cependant tout d'abord parler des notions qui se rattachent à l'étude des organes biologiques de production et de compréhension de la parole après avoir exposé les problèmes généraux qui se posent en traitement de la langue.

I-1. Le signal de PCG

I-1.1. La phonocardiographie

Le Phonocardiographie (PCG) est un appareil qui obtient des enregistrements des sons cardio-vasculaires, grâce à une technique de traçage des bruits du cœur au moyen de stéthoscope (un microphone qui se place sur la partie cardiaque et serve à l'auscultation des sons produits par le cœuret les poumons).Les enregistrements des sons sont évalués sur l'écran de papier (PCG) ou d'un ordinateur (simulation) [3].



Figure I-1. Phonocardiographie cardiosim IV.

I-1.2. Le phono-cardiogramme (PCG)

Le phono-cardiogramme est la représentation temporelle des sons produit lors du fonctionnement mécanique du cœur, Un PCG est dit normal (sain) s'il est composé de premier son cardiaque B1 et deuxième son cardiaque B2 (et parfois il contient aussi un troisième et un quatrième son cardiaque, B3 et B4 respectivement), s'il représente une maladie, il porte lenom de celle-ci.

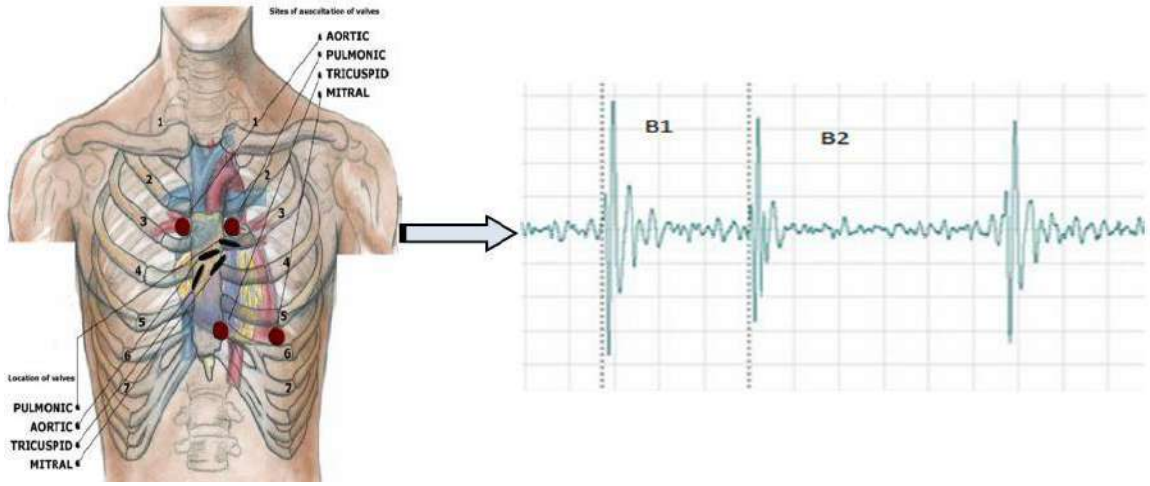


Figure I-2. Les Foyers d'auscultation cardiaques et la forme du signal (PCG) généré, cas sain.

I-.1.2.1. Bruit du cœur et souffles cardiaque [1]

I-.1.2.1.1. Les bruits du cœur

Le cœur ne travaille pas de manière silencieuse. Les vibrations créées par les battements de l'activité cardiaque sont transmises à la cage thoracique où elles pourront être entendues à l'aide d'un stéthoscope. On appelle cet examen l'auscultation (l'écoute) du cœur. On entend deux bruits cardiaques lors de l'auscultation d'un cœur sain (chez l'adulte):

- Le premier bruit cardiaque (B1)

B1 est entendu pendant la phase de contraction de systole. Du fait de la contraction musculaire brutale, le sang dans les ventricules se met en vibration. Le premier bruit cardiaque s'appelle pour cela le bruit de contraction.

- Le deuxième bruit cardiaque (B2)

Survient à la fin de la systole lors de fermeture brutale des valves pulmonaire et aortique.Ces deux bruits cardiaques se retrouvent chez tous les individus en bonne santé.

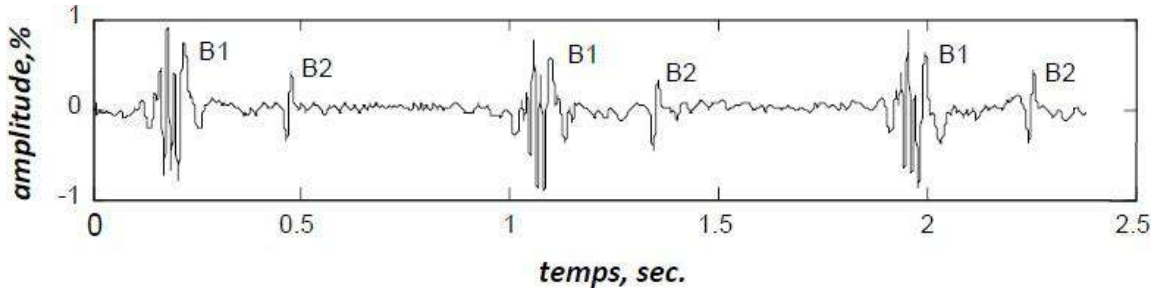


Figure I-3. Signal Phono cardiographique normal.

- Le troisième et le quatrième bruit cardiaque (B3 et B4)

Il y a également un troisième et un quatrième bruit cardiaque (B3 et B4) qui peuvent parfois être visibles sur un signal phono-cardiogramme PCG.

Le troisième bruit B3 survient à la fin de la phase de remplissage ventriculaire rapide, et son apparition est après le bruit B2 (figure I-4). Il est habituellement de basse fréquence et peut s'entendre normalement chez l'enfant ou chez l'adulte au-dessous de 30 ans. Au-delà de cet âge, sa présence témoigne le plus souvent d'un état pathologique.

Par contre, le quatrième bruit B4 débute juste avant le premier bruit B1 (figure I.4). Il est habituellement de basse fréquence, il répond à la contraction auriculaire. Il n'est jamais audible normalement, et son accentuation témoigne d'une hyperactivité auriculaire, droite ou gauche (galop pré-systolique). Chez les personnes âgées de plus de 50 ans, le signal phono cardiogramme enregistre constamment (même si l'oreille ne le perçoit pas toujours) un 4ème bruit B4.

La figure I.4 illustre un schéma qui montre les différentes composantes des bruits cardiaques B1, B2, B3 et B4 ainsi une illustration de leurs causes physiologiques. Uniquement le coté gauche du cœur est affiché dans cette figure.

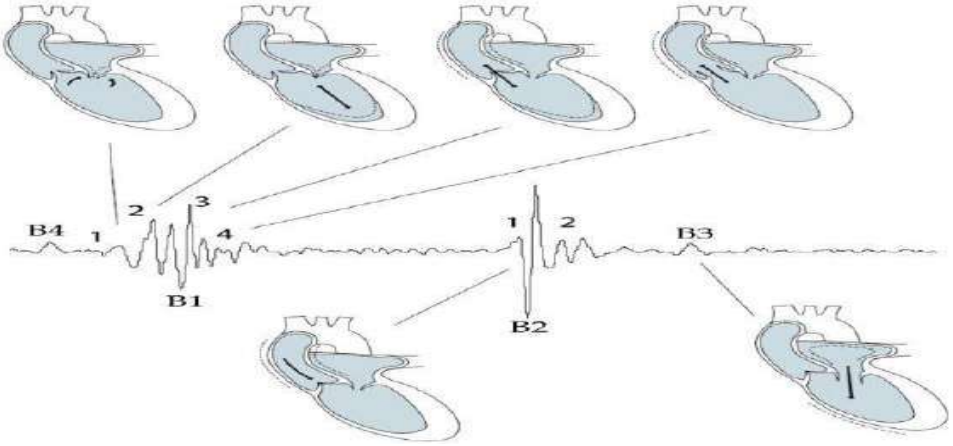


Figure I-4. Relation entre les bruits cardiaque et la contraction cardiaque.

I-.1.2.1.2. Les souffles cardiaques [1] [2]

Tous les autres sons sont appelés souffles cardiaques pour les différencier des bruits cardiaques normaux. Ils sont souvent pathologies et indiquent une anomalie du flux sanguin.

I-.1.2.1.2.1. La sténose aortique

Un deuxième bruit diminué associé à un souffle systolique crescendo/decrescendo doit nous faire soupçonner la présence d'une sténose aortique (figure I-5).

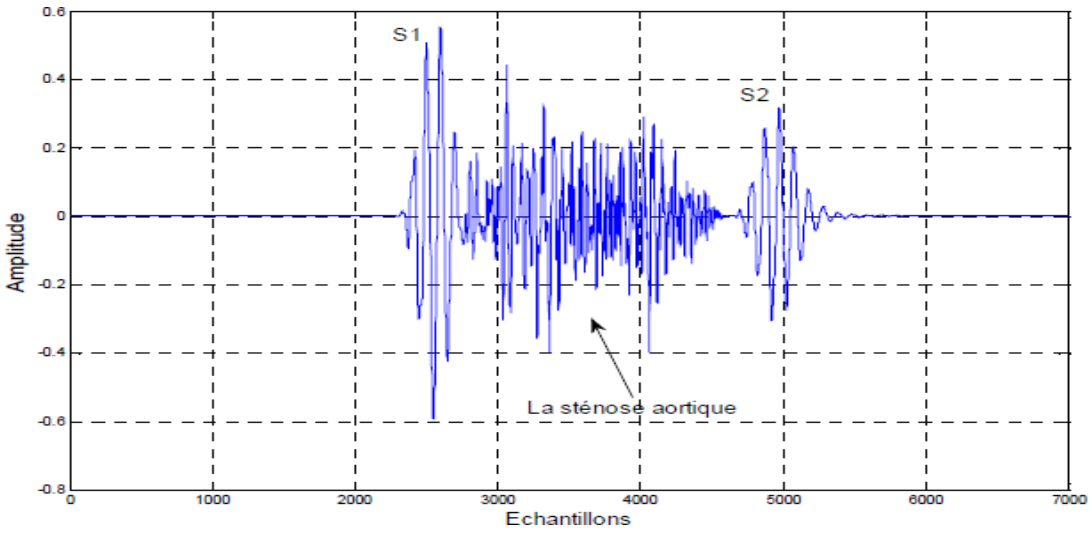


Figure I-5. Représentation d'un cycle cardiaque contenant une sténose aortique de forte intensité positionnée au milieu du régime systolique.

I-.1.2.1.2.2. La sténose mitrale

Il est toujours anormal d'avoir un souffle diastolique. Le souffle de sténose mitrale est appelé « Roulement diastolique », car il est de basse tonalité et perçu à l'apex avec la cloche du stéthoscope chez le patient en décubitus latéral gauche. Il est associé à un premier bruit qui est fort et un claquement d'ouverture qui suit le deuxième bruit et précède le roulement (figure I-6).

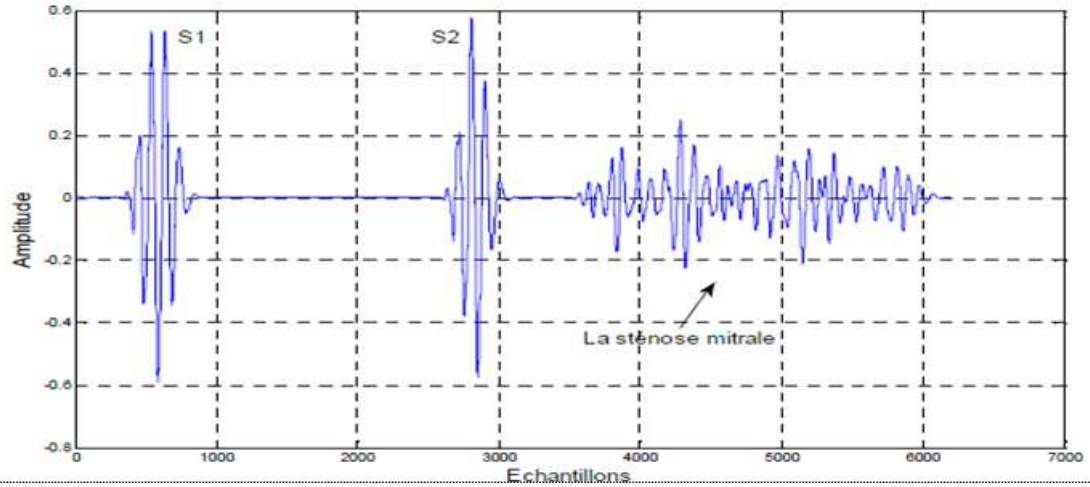


Figure I-6. Représentation d'un cycle cardiaque contenant une sténose mitrale.

I-.1.2.1.2. 3. L'insuffisance aortique

Le souffle d'insuffisance aortique est decrescendo dès le début de la diastole (immédiatement après le deuxième bruit). Il est maximal en para-sternal et mieux perçu en position assise (figure I-7).

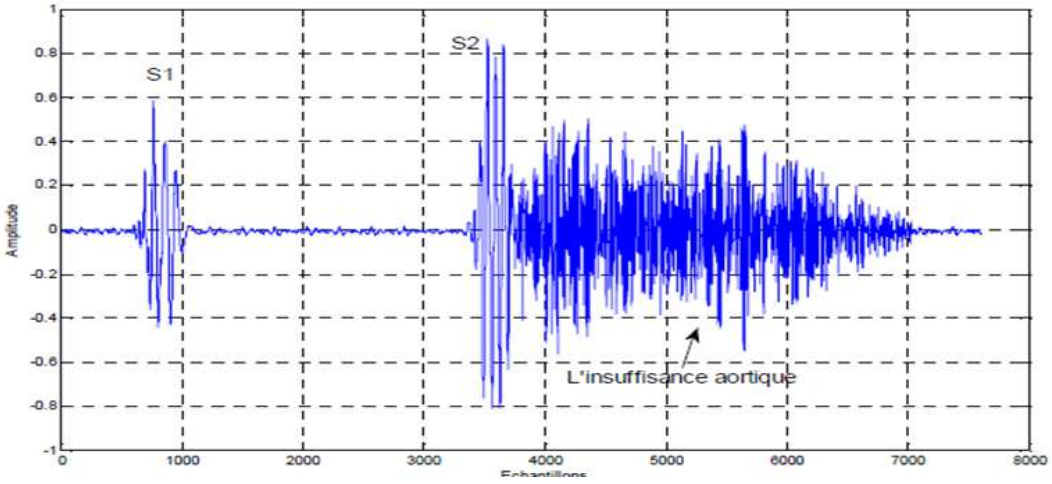


Figure I-7. Représentation d'un cycle cardiaque contenant une insuffisance aortique.

I-.1.2.1.2.4. L'insuffisance mitrale

Un souffle de haute tonalité qui occupe toute la systole (Holo-systolique), et qui est maximal à l'apex, suggère la présence d'une insuffisance mitrale. Si ce souffle débute en mid-systole et est précédé d'un clic (bruit sec et bref), l'insuffisance est probablement due à un prolapsus mitral (figure I-8).

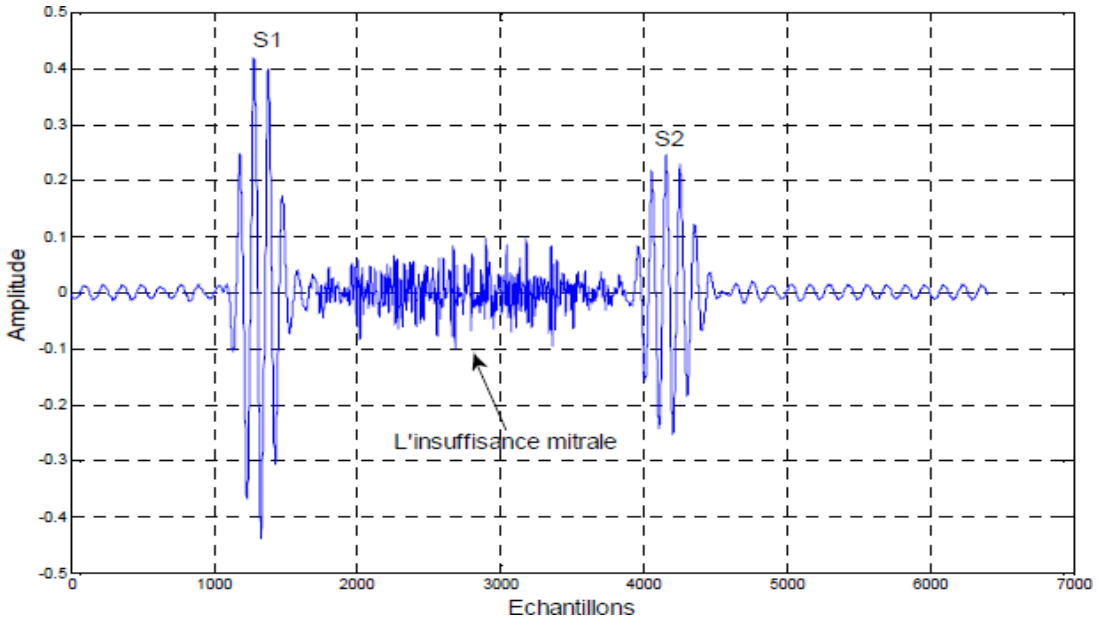


Figure I-8. Représentation d'un cycle cardiaque contenant une insuffisance mitrale.

I-1.2.1.2.5. L'insuffisance tricuspidienne [2]

Le souffle d'insuffisance tricuspidienne est holo-systolique et doux, maximal en para-sternal, augmenté à l'inspiration et associé à des veines jugulaires distendues

I-2. Le signal de la parole

I-2.1. Chaine d'acquisition du signal de parole

La parole apparaît physiquement comme une variation de la pression de l'air causée et émise par le système articulatoire. La phonétique acoustique étudie ce signal en le transformant dans un premier temps en signal électrique grâce au transducteur approprié.

De nos jours, le signal électrique résultant est le plus souvent numérisé. Il peut alors être soumis à un ensemble de traitements statistiques qui visent à en mettre en évidence les traits acoustiques : sa fréquence fondamentale, son énergie, et son spectre. Chaque trait

acoustique est lui-même intimement lié à une grandeur perceptuelle : pitch et intensité. L'opération de numérisation, schématisée à la figure (I-9) requiert successivement: un filtrage de garde, un échantillonnage, et une quantification.

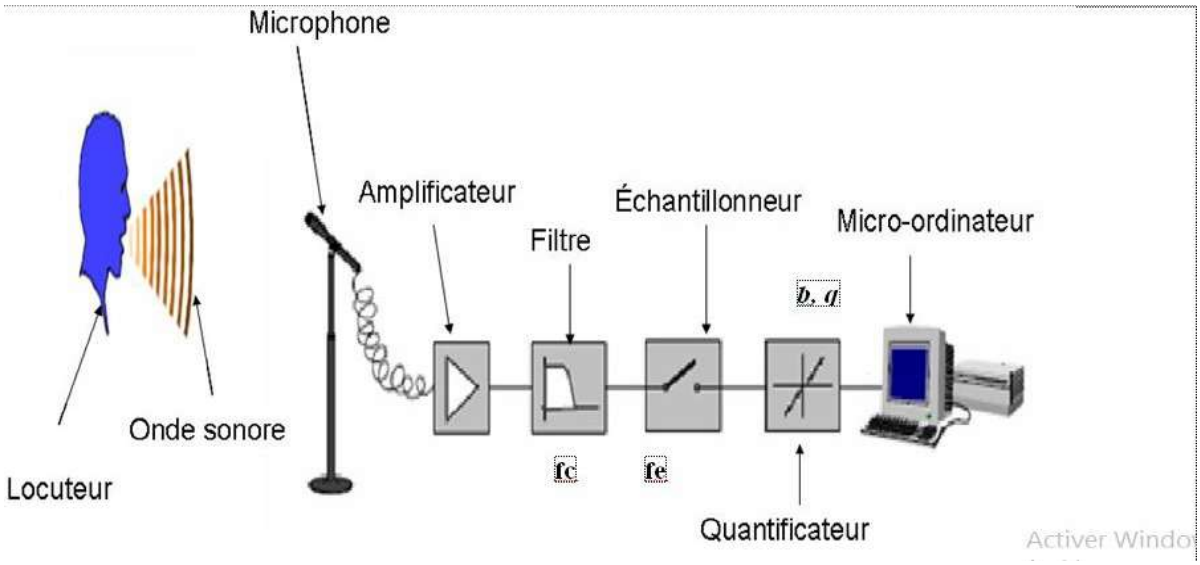


Figure I-9. Chaine d'acquisition du signal de parole**.**

L'échantillonnage transforme le signal à temps continu x(t) en signal à temps discret X(n T_e) defini aux instants d'échantillonnage, multiples entiers de la période d'échantillonnage T_e, celle-ci est elle-méme l'inverse de la fréquence d'échantillonnage f_e.

Pour ce qui concerne le signal vocal, le choix de f_e résulte d'un compromis. Son spectre peut s'étendre jusque 12 kHz. Il faut donc en principe choisir une fréquence f_e égale a 24 kHz moins pour satisfaire raisonnablement au théorème de Shanon4. Cependant, le coût d'un traitement numérique, filtrage, transmission, ou simplement enregistrement peut être réduit d'une façon notable si l'on accepte une limitation du spectre par un filtrage préalable. C'est le rôle du filtre de garde, dont la fréquence de coupure f_c est choisie en fonction de la fréquence d'échantillonnage retenue. Pour la téléphonie, on estime que le signal garde une qualité suffisante lorsque son spectre est limité a 3400 Hz et l'on choisit f_e=8000 Hz.

Pour les techniques d'analyse, de synthèse ou de reconnaissance de la parole, la fréquence peut varier 6000 a 16000 Hz.

Par contre pour le signal audio (parole et musique), on exige une bonne représentation du signal jusque 20 kHz et l'on utilise des fréquences d'échantillonnage de 44.1 ou 48 kHz .

Parmi le continuum des valeurs possibles pour les échantillons x(nT_e), la quantification ne retient qu'un nombre fini 2b de valeurs (b étant le nombre de bit de la quantification), espacées du pas de quantification q. le signal numérique résultant est noté x(n).

La quantification produit une erreur de quantification qui normalement se comporte comme un bruit blanc, le pas de quantification est donc imposé par le rapport signal a bruit a garantir.

Si le pas de quantification est constant, ce rapport est fonction de l'amplitude du signal; les signaux de faible amplitude sont dès lors mal représentés. Aussi adopte-t-on pour la transmission téléphonique une loi de quantification logarithmique et chaque échantillon est représenté sur 8 bits (256 valeurs). Par contre, la quantification du signal musical exige en principe une quantification linéaire sur 16 bits (65536 valeurs).

Une caractéristique essentielle qui résulte du mode de représentation est le débit binaire, exprimé en bits par seconde (b/s), nécessaire pour une transmission ou un enregistrement du signal vocal. La transmission téléphonique classique exige un débit de 8 kHz x 8 bits = 64kb/s; la transmission ou l'enregistrement d'un signal audio exige en principe un débit de l'ordre de 48 kHz x 16 bits = 768 kb/s.

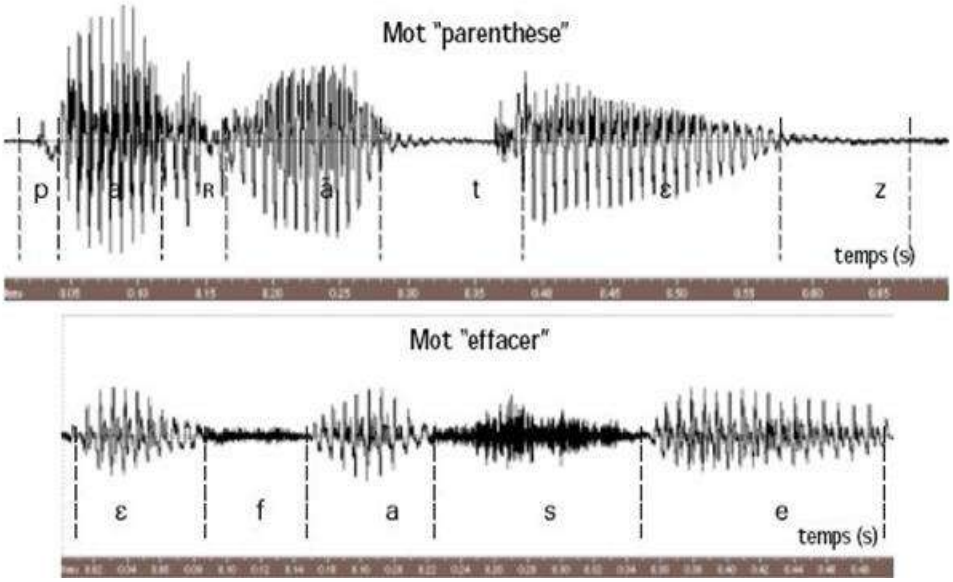


Figure I-10. Audiogramme du signal de parole.

I-2.2. Caractéristiques du signal de parole

Nous allons citer quelques caractéristique de ce signal parole pseudo-stationnaire afin de faire ressortir les problèmes poses lors de son traitement, on trouve : la redondance, variabilité, coarticulation.

I-2.2.1. La redondance

Le signal de parole est extrêmement redondant donc l'information émise est plus importante qu'il nécessaire. Cette redondance lui confère une robustesse à certaine type du bruit. De nombreuse recherche sont menées afin de rendre les systèmes de reconnaissance robuste aux bruits, mais le système humain est loin d'être atteint.

I-2.2.2. La coarticulation

C'est le faite que la réalisation acoustique d'un phonème varie en fonction de ses contextes. En effet, pour passe d'une configuration du conduit vocal liée a son a une autre configuration, les articulateurs (langue, lèvres, voile de palais) se déplacent continûment et modifient les paramètres acoustiques.

I-2.2.3. La Continuité

On considère généralement que le signal de parole peut être génère par un filtre linéaire de fonction de transfert $H(z)$ excite soit par un bruit blanc, soit par une suite d'impulsion périodique. En effet, si on analyse de la parole, on constate qu'il est la succession de segments du bruit et d'un signal pseudopériodique.

I-2.2.4. La variabilité du signal parole

Le signal de parole présente une grande variabilité qu'est due aux conditions de production de l'unité phonétique.

I-2.2.4.1. La variabilité intra-locuteur

Un même locuteur ne peut produire deux fois le même signal acoustique pour une même phrase. Cette variabilité s'explique pour les variations de l'état émotif du locuteur, son état physiologique. Ce rythme de locution est d'ailleurs difficile à maîtriser très précisément.

I-2.2.4.2. La variabilité inter-locuteur

Elle est essentiellement liée aux différences physiologiques de l appareil phonatoire aux sexes, à l'âge. Ces différences se manifestent par une variation de la fréquence fondamentale et des formants. Des études faites par des chercheurs ont montrées que la fréquence de fondamentale est en moyenne de (100 à 150) Hz pour un homme, et (200 à 350) Hz pour une femme, (200 à 600) Hz pour les enfants.

La parole est signal, continu, d'énergie finie et non stationnaire et audible. Sa structure est complexe et variable dans le temps :

- Parfois périodique (pseudopériodique) pour les sons voisés.
- Parfois aléatoire pour les sons non voisés.

Conclusion

Dans ce chapitre, on a présenté dans la première partie une description brève des signaux phono cardiogrammes représentant des sons cardiaques normaux et anormaux, tels que les souffles cardiaques. Dans la deuxième partie une description aussi brève du signal de parole est présentée avec ses principales caractéristiques.

Chapitre II

Les méthodes de débruitage des

Signaux acoustiques

Introduction

Le débruitage est un processus qui consiste à éliminer le bruit d'un signal quelconque. La complexité de cette tâche est toujours liée à la nature du bruit et au type du signal. Cette complexité est liée la plupart du temps à la stationnarité ou à la non stationnarité et du signal et du bruit. Un bruit blanc est souvent plus simple à éliminer qu'un bruit coloré. Depuis plusieurs décennies, on tente de développer des méthodes de plus en plus performantes et rigoureuses en matière d'élimination de bruit tout en préservant l'intégrité du signal. Longtemps le domaine de Fourier était l'outil de choix pour traiter ce problème, sauf qu'il était toujours difficile d'éviter d'altérer le signal en réduisant une grande quantité de bruit. Des méthodes basées sur le seuillage par transformée d'ondelettes ont vu le jour pour combler ces lacunes [5,6,9,19]. Leur force réside dans leur simplicité d'application et dans leur efficacité.

La transformée de Fourier demeure cependant toujours un outil d'analyse très utilisé et l'on assiste actuellement à des combinaisons de cette méthode avec les transformées d'ondelettes. Dans ce qui suit, un bref survol des différentes méthodes de débruitage est présenté.

II-1. Les méthodes classiques

II-1.1. Soustraction spectrale

Le principe du débruitage par soustraction spectrale [4], consiste à éliminer le bruit dans le domaine spectral. En effet, lorsqu'un signal est dégradé par un bruit additif n(t), le signal bruité s'obtient suivant l'expression:

$$y(t) = x(t) + n(t) \qquad \text{(II.1)}$$

Dans le domaine fréquentiel, 1' équation (2.1) implique :

$$Y(f) = X(f) + N(f) \qquad \text{(II.2)}$$

Où X(f) et N(f) sont respectivement les transformées de Fourier du signal et du bruit.

Il est nécessaire d'effectuer un estimé de l'amplitude fréquentielle du bruit. Une fois cet estimé est connu, il ne reste qu'à soustraire la valeur obtenue du signal :

$$X(f) = Y(f) - N(f) \qquad \text{(II.3)}$$

Certains utilisent le spectre d'énergie au lieu de l'amplitude [16], et dans ce cas on exprimera. L'énergie du signal bruité selon l'équation:

$$|Y(f)|^2=|X(f)|^2+|N(f)|^2+X(f).\,N^*(f)+X^*(f).\,N(f) \qquad \text{(II.4)}$$

Si nous supposons que le bruit et le signal sont indépendants, alors l'équation (II.5) s'écrit:

$$|Y(f)|^2=|X(f)|^2+|N(f)|^2 \qquad \text{(II.5)}$$

et par conséquent, on déduit 1' équation :

$$\left|\widehat{X}(f)\right|^2=|Y(f)|^2-\left|\widehat{N}(f)\right|^2 \qquad \text{(II.6)}$$

Pour la reconstruction du signal débruité dans le domaine temporel, il est nécessaire d'avoir la phase du signal original. Cette dernière est obtenue par extraction de la phase du signal bruité lui-même qui est utilisée avec la transformée de Fourier inverse sur l'estimé de l'amplitude fréquentielle pour récupérer le signal débruité.

II-1.2. Débruitage par filtre optimal (filtrage de Wiener)

Une autre approche de débruitage consiste à appliquer au signal bruité un filtre optimal appelé filtre de Wiener [15]. Cette approche utilise également le spectre d'énergie et par conséquent, un estimé du signal dans le domaine spectral est requis. Comme dans le cas de la soustraction spectrale, cet estimé peut être obtenu par l'équation (II.6). Ce type de filtrage consiste à obtenir une estimation du signal original suivant le critère minimum de l'erreur quadratique moyenne. Ce critère conduit au filtre de Wiener dont la réponse fréquentielle est donnée par :

$$H(f)=\frac{|X(f)|^2}{|Y(f)|^2}=\frac{|X(f)|^2}{|X(f)|^2+|N(f)|^2} \qquad \text{(II.7)}$$

Pour cette méthode, il est essentiel de connaître un estimé du bruit pour évaluer $|N(f)|^2$ concernant $|X(f)|^2$ cela est obtenu par soustraction de l'estimation de $|N(f)|^2$ du spectre d'énergie du signal bruité et conduit au résultat suivant [15] :

$$H(f)=\begin{cases}1-\frac{1}{SNR} & \text{si } 1-\frac{1}{SNR}>0\\ 0 & \text{sinon}\end{cases} \qquad \text{(II.8)}$$

Où: SNR est le rapport signal-bruit en entrée.

II-1.3. Élimination adaptative de bruit (ANC)

Cette technique générale de l'élimination adaptative du bruit [8,13,15] a été utilisée avec succès pour résoudre un bon nombre de problèmes liés à des signaux tels que la parole, les induits dans les lignes de transmission téléphonique ainsi que la théorie des antennes. Cette technique utilise des algorithmes nécessitant une source d'entrée primaire et une source de référence secondaire (voir figure II-1).

La source primaire contient le signal de parole bruité, tandis que la source de référence est une source de bruit utilisée comme référence pour avoir une estimation plus exacte du bruit grâce à un filtre adaptative. La sortie de ce filtre est ensuite soustraite du signal de la source primaire pour produire le signal débruité. La sortie globale est utilisée pour contrôler les ajustements effectués sur les coefficients du filtre adaptative. Le critère utilisé pour ajuster ces coefficients est celui minimisant l'énergie quadratique moyenne.

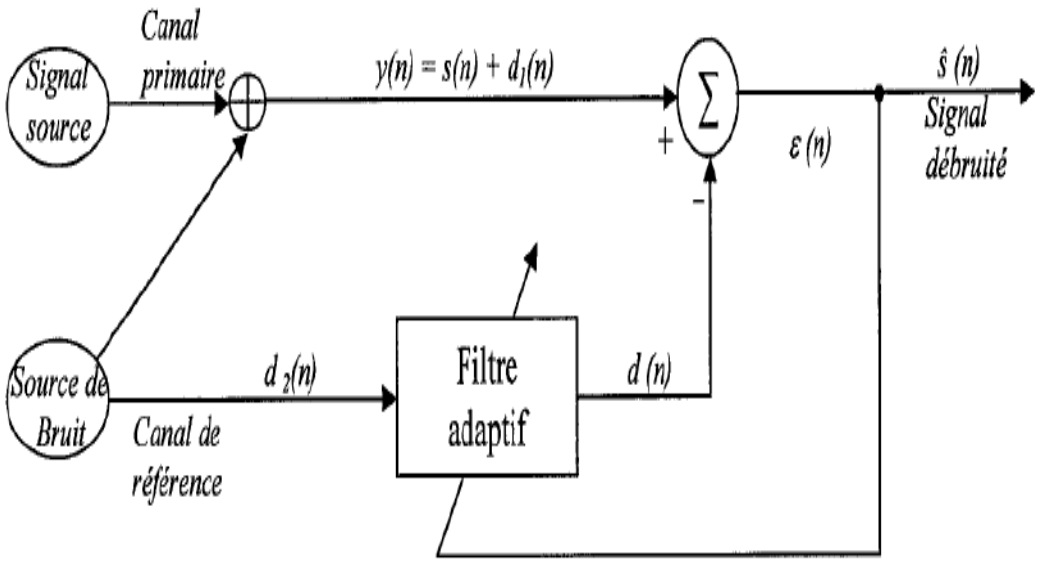


Figure II-1. Diagramme de la méthode d'élimination adaptative du bruit (ANC).

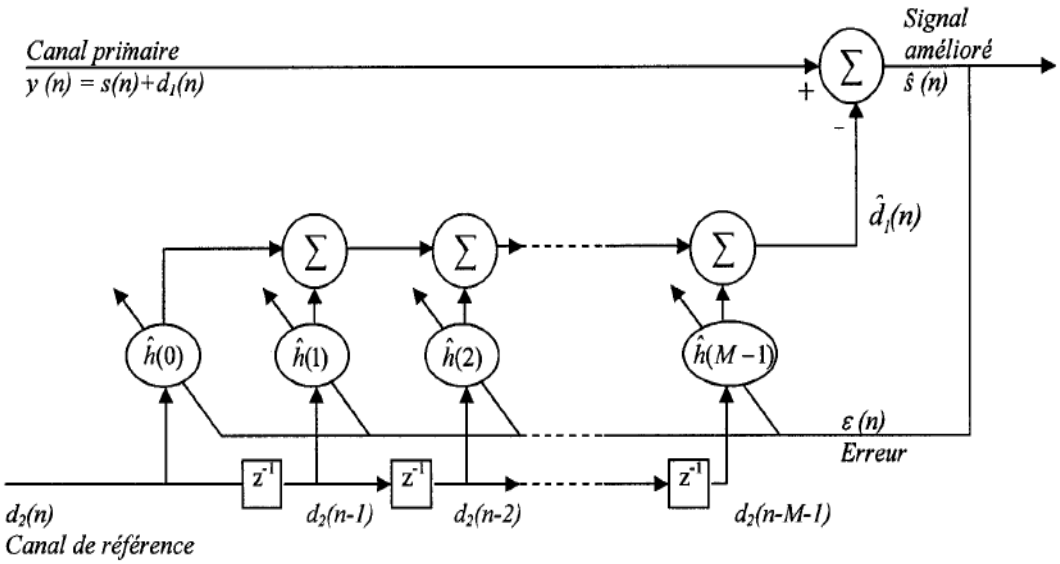


Figure II-2. Le filtre adaptative LMS.

Contrairement aux techniques de la soustraction spectrale et au filtrage adaptative de Wiener, cette technique requiert un canal de référence. Le filtre utilisé est un filtre FIR utilisant l'algorithme LMS "Least Mean Square" (voir figure II-2). Reprenons le schéma ci-dessus pour illustrer le problème. Le but est de faire un estimé fidèle du bruit '$\hat{d}_1$(n)' qui se rapproche de la vraie valeur du bruit 'd$_1$(n)' et cela en utilisant une référence d$_2$(n) et le critère du minimum MSE "Mean Square Error" entre d$_1$(n) et '$\hat{d}_1$(n)' qui revient en final à estimer le signal y(n).

II-1.4. Les systèmes de débruitage basés sur la pour suite de la fréquence fondamentale

Cette approche [17] utilise un canal ANC unique, un filtrage adaptative en peigne ou filtrage ACF *'AdaptiveCombFiltering'*, et une méthode de débruitage basée sur une sélection harmonique. Cette technique repose sur la propriété de la périodicité des régions voisées de la parole. Cette périodicité se traduit idéalement par une ligne de spectre dans le domaine spectral, et tout ce qui se trouve entre une ligne et une autre représente du bruit qu'il faut réduire. Contrairement à la méthode précédente ou la référence est requise, cette dernière est générée. Le filtrage en peigne laisse passer les harmoniques de la parole et rejette les composantes fréquentielles entre ces harmoniques. Enfin la sélection harmonique est utilisée pour la séparation des harmoniques de chaque locuteur dans le cas d'un environnement bruité en présence de plusieurs locuteurs.

II-1.4.1. Technique à canal ANC unique

Dans la plupart des applications, la référence du bruit n'est pas présente, ce qui mène impérativement à trouver une méthode pour estimer le bruit à partir de l'entrée [17]. Vue la quasi périodicité de la nature de la parole durant la section voisée où la fréquence est appelée fréquence fondamentale (pitch) et qui représente la fréquence de vibration des cordes vocales, un signal de référence peut être formée en effectuant un temps de retard d'une ou deux périodes de la fréquence fondamentale sur les données primaires. Ce signal de référence est requis par l'algorithme adaptif LMS (voir figure II-2) où le critère de l'estimée MSE minimum est utilisé. Si on considère le signal bruité YI(n) tel que présentée par :

$$YI(n) = s(n) + d(n) \qquad \text{(II.9)}$$

Où:

s(n) est le signal de parole désiré,

d(n) est le bruit additif.

On suppose que $y_2(n)$ est une version retardée d'une période de la fréquence fondamentale To de YI(n), alors sous conditions idéales de la périodicité de la parole, on peut déduire : $y_2(n) = s(n- To) + d(n-To) = s(n) + d(n-To)$ (II.10)

Le signal retardé s(n-To) sera fortement corrélé avec le signal original s(n), tandis que le signal retardé d(n- To) et le bruit d(n) auront une faible corrélation avec le signal de la parole.

Le diagramme bloc de la figure II-3 illustre cette approche :

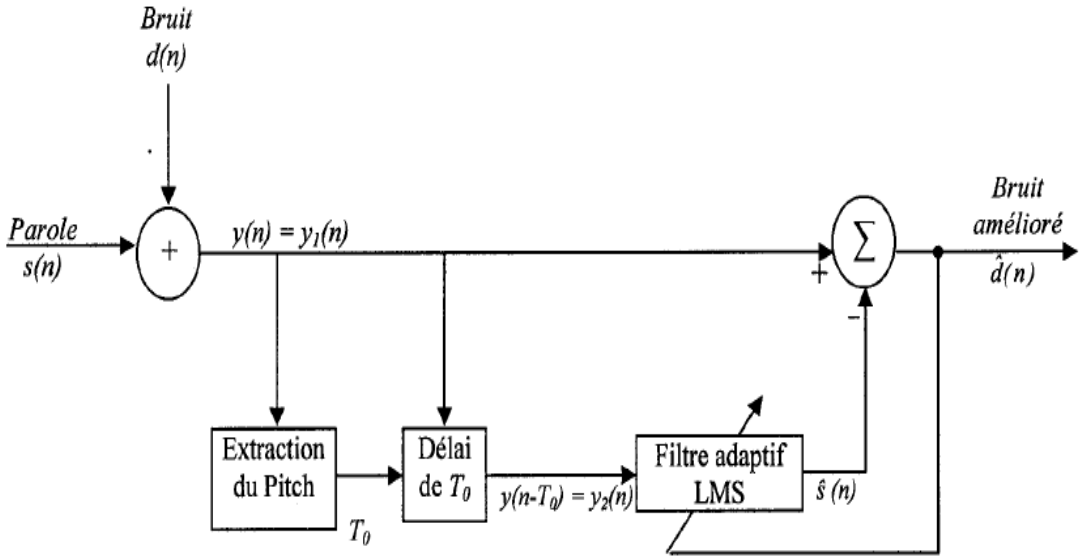


Figure II-3. Approche ANC à un seul canal pour le débruitage de la parole.

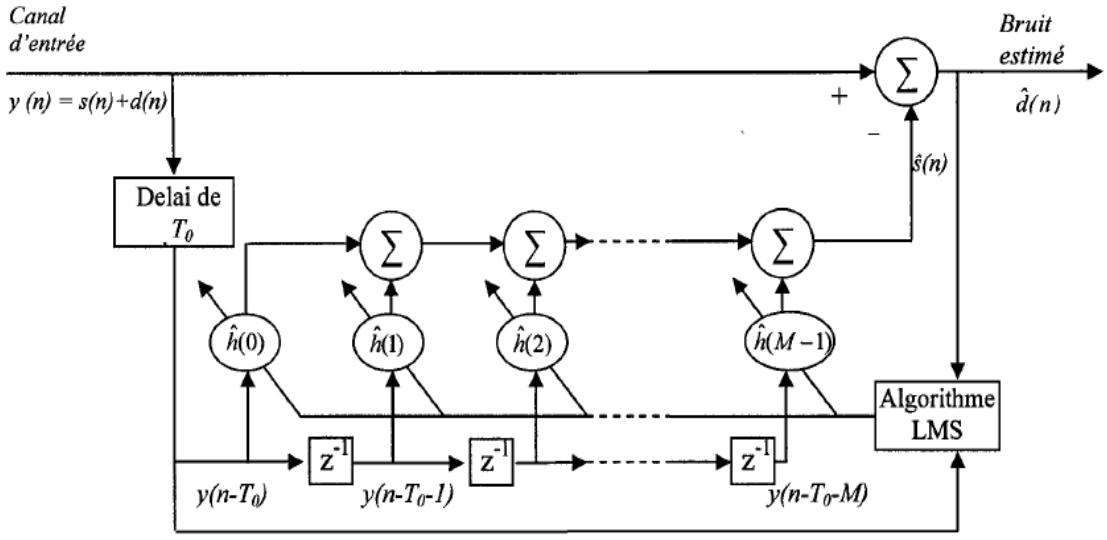


Figure II-4. Filtre adaptif LMS à un seul canal.

La sortie $\hat{d}(n)$ est un estimé amélioré du bruit, et le signal de parole débruité est représenté par $\hat{s}(n)$:

$$\hat{s}(n) = \sum_{i=0}^{m-1} \hat{h}(i)\, y_1(n-T_0-i) \qquad \text{(II.11)}$$

Où les $\hat{h}(i)$ sont les coefficients du filtre définis de la même façon que dans la méthode ANC.

Puisque cette méthode exploite la périodicité du signal d'entrée, elle devrait en principe être appliquée pour la parole voisée. Pour les sections non voisées, une des deux procédures suivantes peut être employée. La première approche est de laisser passer la région non voisée sans traitement, la seconde est de garder la réponse du filtre LMS constante et de traiter cette section non voisée. Selon les travaux de Sambur [17], cette approche est efficace dans le cas de bruit blanc additif avec un SNR allant de 0 à 10 dB. De plus ANC élimine un type de bruit causé par un pas de quantification trop large, cependant elle laisse passer un type de bruit causé par un pas de quantification choisi trop petit.

Une des principales limitations de l'ANC à un seul canal est qu'elle requiert une estimation de la fréquence fondamentale. Vamer [21] proposa alors des modifications en supprimant 1' estimateur de la fréquence fondamentale en générant une référence de signal en utilisant un prédicateur DPCM à niveau bas. La référence obtenue contient le signal de parole corrélé plus du bruit non corrélé qui est filtré en utilisant un filtre adaptif LMS. Finalement une autre approche de Kim [10] qui supprime l'estimateur de la fréquence fondamentale et utilise une méthode ANC utilisant des filtres adaptatifs avec des rétroactions et réactions précursives requiert un discriminateur de parole/silence et obtient une amélioration similaire à celle obtenue par les travaux de Sambur [17].

II-1.4.2. Le filtrage ACF

Dans certains types d'applications, la parole est dégradée par un bruit qui a un spectre de structure périodique. Deux méthodes sont utilisées dans le cas de l'existence de tels bruits. L'une d'elles la TDHS *'Time Domain Harmonie Scaling'* [12], l'autre est la technique de filtrage ACF *'Adaptive Comb Filtering'* [11] qui est similaire à la méthode ANC utilisant l'algorithme LMS à un seul canal. Comme déjà signalé, du fait de la quasi périodicité de la parole voisée, le spectre de cette dernière contient une structure harmonique. Si le bruit n'est pas périodique, son énergie sera distribuée tout le long du spectre. Le principe du filtrage ACF [11] est de laisser passer les harmoniques de la parole et de rejeter les composantes fréquentielles du bruit entre ces harmoniques. La réponse en fréquence du filtre a la forme d'un peigne, elle est illustrée par le schéma de la figure II-5.

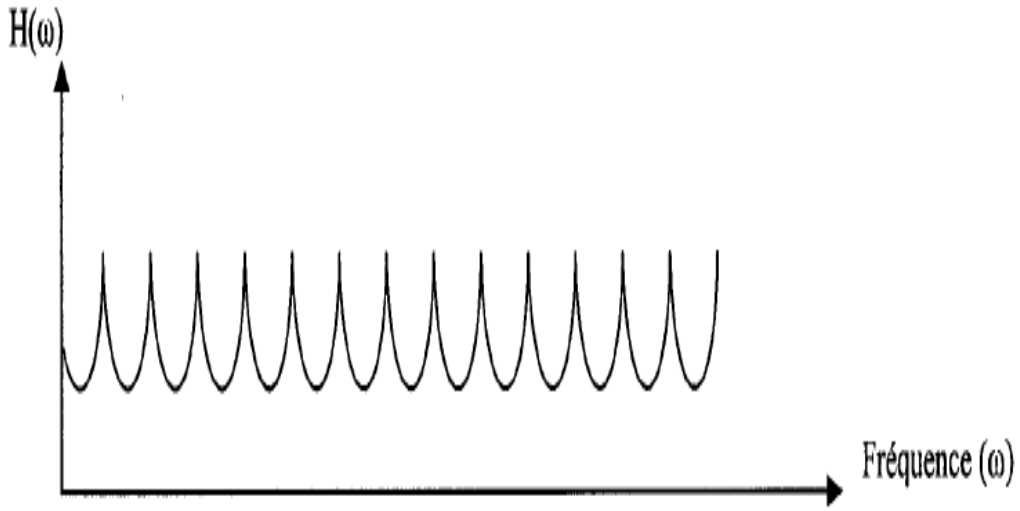


Figure II-5. Réponse en fréquence du filtre ACF typique.

L'espacement entre chaque pique du peigne correspond à la fréquence fondamentale F_0 et doit être constante à travers la section voisée de la parole. Malheureusement la fréquence fondamentale varie d'un locuteur à un autre et il est donc nécessaire que le filtre implanté s'adapte en fonction du locuteur en question. Le diagramme bloc de la figure II-6 présente un filtre ACF.

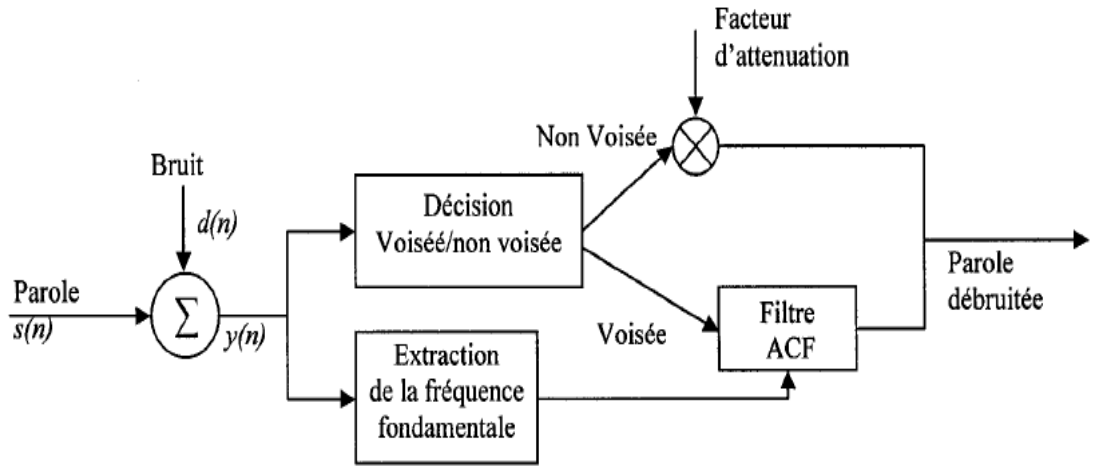


Figure II-6. Diagramme bloc d'un filtre ACF typique.

Le filtre ACF est usuellement implémenté dans le domaine du temps selon l'équation suivante:

$$\hat{s}(n) = \sum_{i=-L}^{L} c(i)\ y\,(n-iT_0) \qquad \text{(II.12)}$$

Où:

- Les c(i) représentent *2L+* 1 coefficients du filtre ACF qui sont positifs et Symétriques, -L<i<L.
- To : La période fondamentale

L : un entier positif constant (typiquement entre 1 et 6) et qui représente le nombre de périodes de la fréquence fondamentale utilisé dans le processus de filtrage.

Puisque le filtre ACF est utilisé uniquement pour améliorer la région de la parole voisée, il faut essayer de trouver un procédé pour traiter la section non voisée. En effet, il existe deux approches typiques [11]. La première consiste à laisser passer la parole non voisée sans filtrage en annulant les coefficients du filtre (ie c(i)= 0) et en multipliant par un terme d'atténuation dont la valeur est typiquement choisie dans la plage 0,3-0,6. La deuxième approche consiste à maintenir constants les coefficients du filtre obtenus à partir du traitement de la dernière région de parole voisée. Ils seront utilisés pour traiter la section non voisée et le silence comme s'ils étaient voisés. Cependant, cette technique a eu moins de succès que la première.

En revoyant la formule du filtre, on remarque que la sortie est une moyenne pondérée des versions retardées de l'entrée bruitée. Le choix de délai qui correspond à la période du fondamental est très important puisque le calcul de cette moyenne renforce certaines composantes ayant cette période et atténue ou annule celles qui ne sont pas périodiques ou dont la période est différente de celle de la fondamentale originale. Il est clair maintenant que le succès de cette méthode repose sur l'efficacité de l'estimé de Fo. L'estimation de F_0 devient une tâche difficile si le signal de la parole varie souvent d'une période de fréquence fondamentale à une autre. Ce problème pourra être résolu par une approche [11] qui modifie le filtre tel présenté par :

$$\hat{s}(n) = \sum_{i=-L}^{L} c(i)\, y(n - iT_0 + \varphi_i) \qquad \text{(II.13)}$$

Où les φ_i des facteurs d'ajustement des périodes de la fréquence fondamentale. Dansce cas là ces périodes sont requises à chaque donnée de la fenêtre d'analyse. Aussi, Malah et Cox [18] proposèrent une technique de filtrage ACF généralisé qui emploie des poids variables dans le temps pour chaque période de la fréquence fondamentale. Cette technique est similaire à celle utilisant un filtrage ACF normal excepté que les poids affectés aux échantillons à

travers une période de la fréquence fondamentale ne sont pas fixes. Cette méthode a permis une amélioration dans les cas des interférences périodiques, et également dans les environnements bruités à plusieurs locuteurs. Enfin Frazier et Al [7] ont formulé une technique ACF avec un filtre qui s'ajuste par lui-même localement et globalement en fonction de la nature variable de la parole dans le temps. Ils ont démontré que la méthode classique ACF distord un peu le signal et que leur nouvelle approche est plus performante.

II-1.4.3. La sélection harmonique

Si le débruitage est requis dans un environnement à plusieurs locuteurs, alors il est possible d'utiliser une technique similaire à la méthode du filtrage ACF et dans laquelle les harmoniques spectrales de chaque locuteur sont séparées en se basant sur les estimés des fréquences fondamentales externes. Tout le traitement est effectué dans le domaine spectral et à court terme. La méthode duale dans le domaine temporel est la méthode TDHS *'Time Domain Harmonie Scaling'* [12] et qui nécessite une décimation et une interpolation.

La différence entre cette technique et l'ACF et que la TDHS élimine le bruit dans les harmoniques de la fréquence fondamentale, tandis que l'ACF le fait dans les intervalles entre ces harmoniques.

Enfin et en conclusion sur les méthodes de débruitage basés sur la poursuite de la fréquence fondamentale, ces techniques agissent surtout sur la région voisée, ce qui donne une performance non équilibrée dans les régions non voisées en particulier dans le cas de bruit additif à large bande. Cependant, elles se sont montrées efficaces pour les applications qui requièrent une réduction des effets indésirables liés aux environnements bruités à plusieurs locuteurs.

II-2. Débruitage par ondelette

L'un des plus grands succès des ondelettes est le débruitage [14]. En effet, cette technique repose essentiellement sur des algorithmes simples et performants et s'est avérée souvent beaucoup plus efficaces que les techniques traditionnelles souvent plus lourdes et moins efficaces. Cette approche se base sur la construction d'estimateurs statistiques à base d'ondelettes et nécessite essentiellement le calcul d'un seuil qui correspond à 1' amplitude maximale du bruit et dépend de 1' énergie du signal et du bruit. Ces méthodes reposent sur le fait que la représentation de plusieurs types de signaux dans le domaine de la transformée en ondelettes est creuse et l'on n'a donc besoin d'estimer que quelques grands coefficients pour obtenir une bonne estimation de la fonction.

II-2.1. Algorithme de débruitage par ondelettes

L'algorithme de base de dé bruitage par ondelettes peut être décomposé en trois étapes essentielles [5] :

- La décomposition par la transformée en ondelettes.
- Le seuillage des coefficients issus par la décomposition.
- La reconstruction par la transformée en ondelettes inverse.

En effet, à partir du signal à débruiter, on décompose le signal sur une base orthogonale d'ondelettes. On effectue ensuite une opération de seuillage qui consiste à éliminer les coefficients qu'on considère comme du bruit ou à les réduire en fonction du seuil calculé. En dernier lieu, on applique la transformée en ondelettes inverse sur les coefficients seuillés et on récupère le signal débruité.

Formulons le problème par le modèle mathématique. Soit *y* un signal corrompu par un bruit *e.*

On peut ainsi écrire :

$$y(i) = x(i) + e(i) \quad (i = 0, 1, \ldots, N-1) \qquad \text{(II.14)}$$

Où *N* est la taille du signal y.

La transformée en ondelettes étant une fonction linéaire, on l'applique sur l'équation (II.16) et on obtient :

$$Wy = Wx + We \qquad \text{(II.15)}$$

W étant la transformée en ondelettes. Soit T^* la fonction de seuillage par ondelettesalors le schéma de débruitage par ondelettes peut être exprimé selon l'équation:

$$\hat{x}=W^{-1}(T(w_y)) \qquad \text{(II.16)}$$

Où T(Wy) est le vecteur des coefficients de la TOD seuillés et x le signal débruité. Ceci s'interprète simplement par l'application de TOD sur le signal bruité y, on obtient ainsi le vecteur des coefficients de la TOD (Wy) sur lequel on applique la fonction de seuillage (T(Wy)). Le signal débruité x quand à lui, est obtenu en appliquant la transformée en ondelettes inverse sur le vecteur des coefficients seuillés (W^{-1}(T(Wy))).

II-2.2. Les méthodes de seuillage

Les méthodes de seuillage les plus connues, introduites par Donoho [6], sont le seuillage doux et le seuillage dur. Des variantes de ces types de seuillage [19,20] ont été développées pour tenter d'améliorer ces méthodes.

II-2.2.1. Seuillage doux

Le seuillage doux [5,6] consiste à éliminer tout coefficient au dessous du seuil et à soustraire ce seuil des autres coefficients. Soit un vecteur *x* quelconque. La fonction de seuillage doux T_{doux} (*) appliquée sur *x* est donnée par 1' équation :

$$\boldsymbol{T_{doux}}(\mathbf{x})=\begin{cases} sign(x)(|x|-\lambda) & x \geq \lambda \\ 0 & x \leq \lambda \end{cases} \qquad \text{(II.17)}$$

Où λ est la valeur du seuil.

Le graphe de la figure II-7 est un exemple de seuillage doux appliqué à la fonction y=t avec un seuil $\lambda = 0{,}5$.

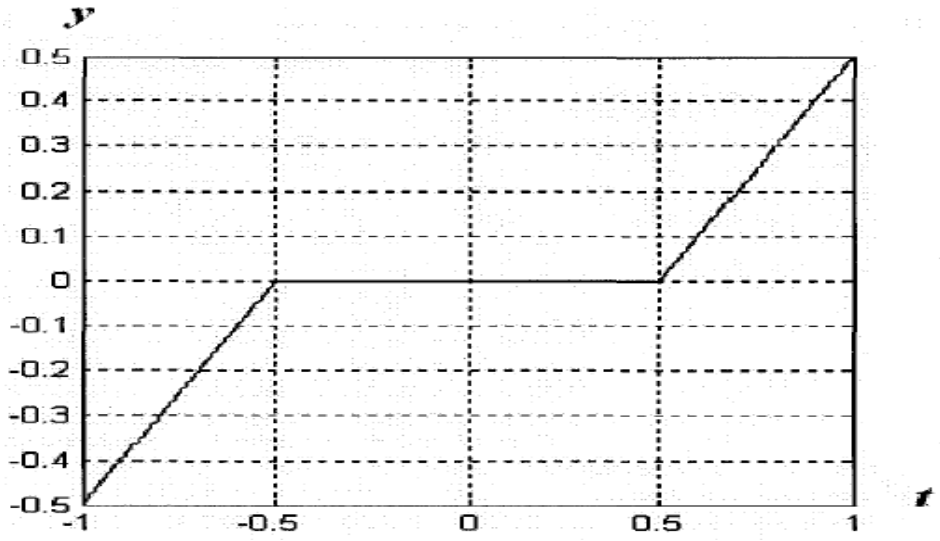


Figure II-7. Graphe de la fonction du seuillage doux.

II-2.2.2. Seuillage dur

Le seuillage dur [5] est plus catégorique que le seuillage doux du fait qu'on considère un coefficient donné soit comme représentant totalement un bruit pur donc à éliminer, ou comme un coefficient représentant une portion du signal donc à conserver. La fonction de seuillage dur T_{dur} $(*)$appliquée sur *x* est donnée par l'équation :

$$T_{dur}(x) = \begin{cases} x & |x| > \lambda \\ 0 & |x| \leq \lambda \end{cases} \qquad \text{(II.18)}$$

Où λ est la valeur du seuil.

Le graphe de la figure II-8 est un exemple de seuillage dur appliqué à la fonction y= t avec un seuil $\lambda = 0{,}5$.

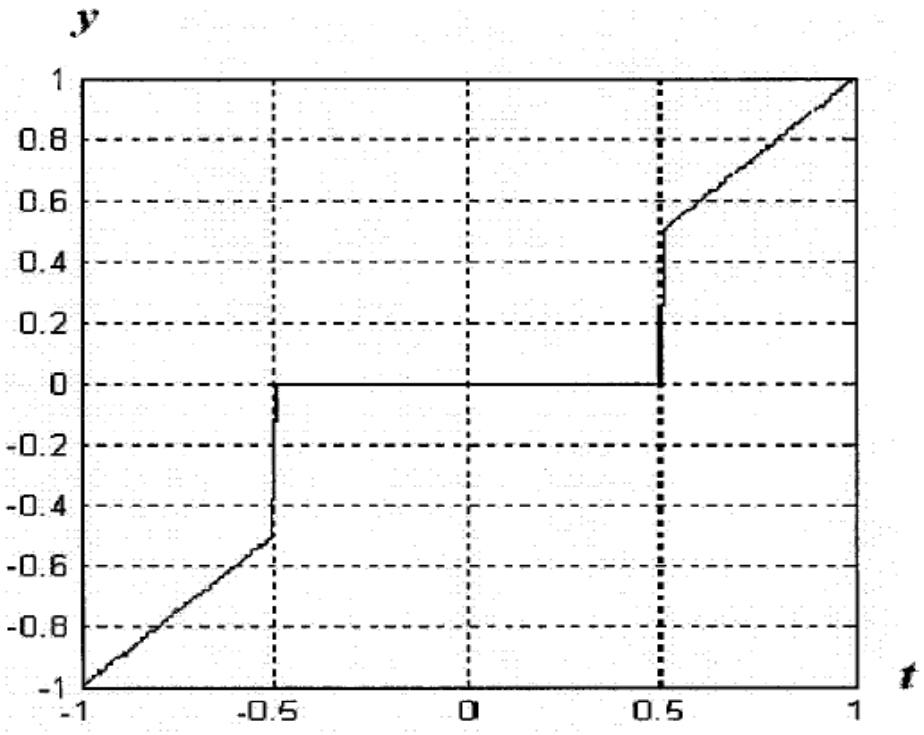


Figure II-8. Graphe de la fonction du seuillage dur.

Le seuillage dur est caractérisé par sa fonction qui est très simple à mettre en œuvre, et sa propriété un peu trop brutale à écarter le bruit, ce qui implique souvent une altération excessive du signal original.

II-2.2.3. Le seuillage dur modifié

Pour corriger le problème de la discontinuité fréquentielle, K won a proposé une version modifiée du seuillage dur [19]. La formule (II.21) représente la fonction du seuillage de Kwon.

$$T_{dur-mod}(x) = \begin{cases} \text{x} & |x| > \lambda \\ \frac{1}{\mu} sign(x).\lambda.((1+\mu)^{\frac{x}{\lambda}} - 1 & |x| < \lambda \end{cases} \qquad \text{(II.19)}$$

Où λ est la valeur du seuil et μ est une constante.

La figure II-9 montre les trois types seuillage (doux, dur, dur modifié) superposés et appliqués à la fonction y=t avec un seuil λ = 0,5.

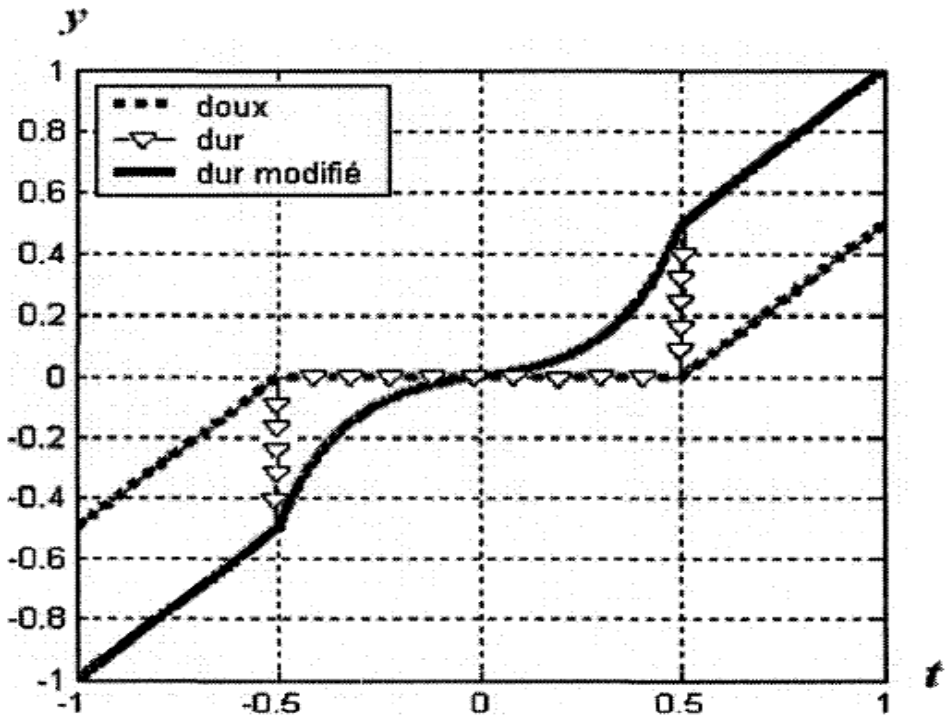


Figure II-9. Graphe de la fonction du seuillage dur modifié (seuillage de Kwon).

Cette technique de seuillage procure des résultats très satisfaisant du fait qu'elle est très performante quand à l'élimination d'une grand partie du bruit et qu'elle altère moins le signal par rapport aux deux autres méthodes de seuillage.

II-2.3. Sélection du seuil

Le calcul du seuil est une tâche très importante dans la mesure où on estime le niveau du bruit en fonction de sa nature et la nature du signal. Avec l'hypothèse que le bruit est un bruit blanc gaussien de variance σ^2, Donoho et Johnstone ont alors montré [6] que le risque induit par un seuillage (dur ou doux) sur les coefficients d'ondelettes pouvait être encadré par des valeurs proches de la borne inférieure obtenue avec des estimateurs d'oracle. Un estimateur d'oracle est un estimateur construit en connaissant le signal recherché. Le risque est défini par 1' équation :

$$R(x,\hat{x}) = E(\|x - \hat{x}\|^2) = E(\sum_{i=0}^{N-1}(x - \hat{x}(i))^2) \qquad \text{(II.20)}$$

Où *N* est la taille du signal x.

Le théorème de Donoho et Johnstone définit un seuil *T* pour les coefficients de la transformée en ondelettes [6] et dont la valeur est:

$$T = \sigma\sqrt{2\log(N)} \quad \text{(II.21)}$$

Avec un risque $r_d(x)$qui est encadré par deux valeurs comme le montre l'expression:

$$r_0(x) \leq r_d(x) \leq (2\log(N)+1)(\sigma^2+r_0(x)) \quad \text{(II.22)}$$

Où $r_0(x)$est défini comme suit :

$$r_0(x) = \sum_{i=0}^{N-1} \min(d_i^2, \sigma^2) \quad \text{(II.23)}$$

Ou les d_i représentent les coefficients de la transformée en ondelettes de x.

Lorsqu'on ·utilise le seuil de Donoho et Johnstone, il est nécessaire d'avoir une estimation de la variance σ^2du bruit. Pour l'estimer à partir des données x(i), il faut supprimer l'influence de x(i). L'estimateur utilisé est celui de la médiane des coefficients d'ondelettes proposé par Donoho.

Cette estimation nous ramène à discuter du niveau de composition à considérer pour appliquer le seuillage. Une classification du seuillage a été faite dans ce sens, on distingue ainsi les différents cas suivants :

- Seuillage global.
- Seuillage dépendant du niveau.
- Seuillage dépendant du noeud.

II-2.3.1. Seuillage global

Appliquer un seuillage global revient à estimer un seuil unique quelque soit le niveau de décomposition. Le seuil [5,6] est calculé en utilisant l'équation:

$$T = \sigma\sqrt{2\log(N)} \quad \text{(II.24)}$$

Où σ est l'écart-type ou le niveau du bruit qui est estimé par l'équation (II.25) :

$$\Sigma = \frac{\text{mediane}\ (|d_1|)}{0.6745} \quad \text{(II.25)}$$

Et où d_1 représente les coefficients des détails obtenus au niveau 1 correspondant au nœud de la plus haute résolution.

II-2.3.2. Seuillage dépendant du niveau

Le calcul d'un seuil global n'étant plus adéquat dans le cas d'un bruit coloré, Johnstone et Silverman [9] ont proposé un seuil dépendant du niveau donné par:

$$T_j = \sigma_j \sqrt{2\log(N)} \qquad \text{(II.26)}$$

où j représente le mveau de décomposition et σ_j 1' écart-type du bruit calculé dépendamment du niveau en question qui est donné par :

$$\sigma_j = \frac{\text{mediane}\ (|d_1^j|)}{0.6745} \qquad \text{(II.27)}$$

Où d_1^j représente les coefficients des détails obtenus au niveau j correspondant au nœud de la plus haute résolution.

II-2.3.3. Seuillage dépendant du nœud

Une extension du seuillage dépendant du niveau est celui du seuillage dépendant du nœud qui consiste à effectuer un calcul du seuil pour chaque nœud [19].

Le seuil est calculé en utilisant :

$$T_{j,k} = \sigma_{j,k} \sqrt{2\log(N)} \qquad \text{(II.28)}$$

Où j représente le niveau de décomposition, k la sous-bande, et $\sigma_{j,k}$ l'écart-type du bruit calculé dépendamment du niveau et la sous-bande en question qui est donné par :

$$\sigma_{j,k} = \frac{\text{mediane}\ (|d_k^j|)}{0.6745} \qquad \text{(II.29)}$$

Où d_k^j représentent les coefficients obtenus au niveau j et la sous bande k. Notons qu'une valeur de (j,k*)* identifie bien un nœud spécifique d'une décomposition, avec :

j= 1,2 ... , et $k=1.2^j$. (Figure II-10)

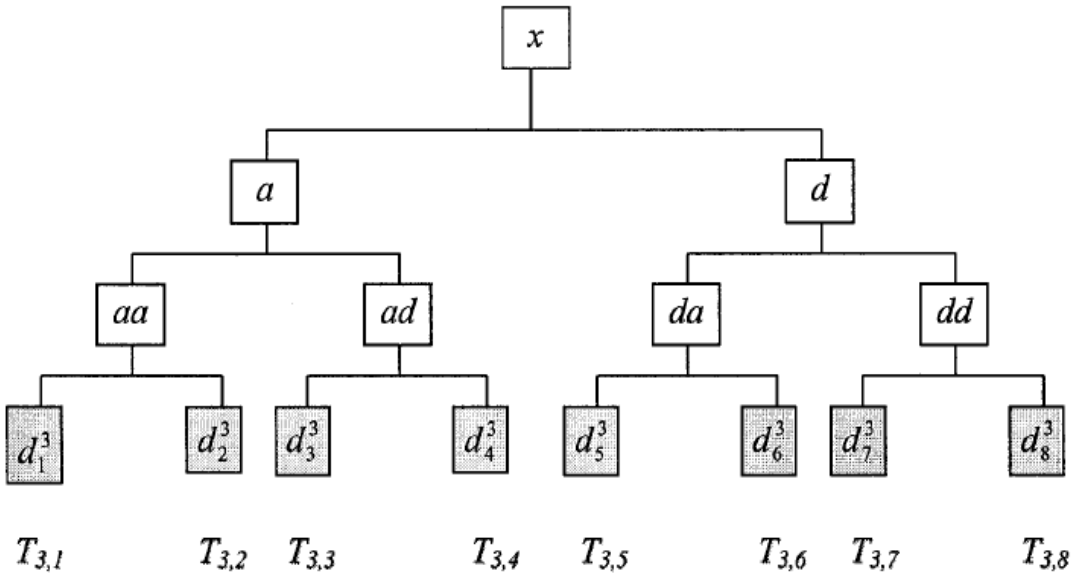


Figure II-10. Exemple d'un arbre de décomposition en paquets d'ondelettes à trois niveaux et désignation des seuils requis dans le cas d'un seuillage dépendant du nœud.

II-3. Les méthodes mixtes

Récemment, certains chercheurs se sont intéressés à combiner deux ou plusieurs méthodes pour bénéficier des avantages de chacune d'entre elles. Parmi ces méthodes, on peut citer :

- Les méthodes de débruitage utilisant les transformées en ondelettes et le filtrage de Wiener [18].
- Les méthodes de débruitage utilisant les transformées en ondelettes et la soustraction spectrale [18].

Ces méthodes tentent d'améliorer le débruitage en combinant deux techniques qui, dans la majorité des cas ont des avantages différents, ce qui permet souvent d'obtenir des performances supérieures à celles que donnerait chacune des deux méthodes utilisées séparément.

Chapitre III :

Simulation et interprétations des résultats

(Application au débruitage su signal PCG)

Introduction

Dans beaucoup de situations, la statistique du bruit qui corrompt un signal n'est pas connu a priori, ou la puissance du bruit est plus grande que la puissance du signal désiré. Dans ces circonstances, on ne peut pas utiliser de techniques du filtrage traditionnelles tel que filtrage Weiner. Cependant, si c'est possible de rendre un enregistrement séparé du bruit seul, on peut utiliser une technique adaptative pour améliorer le signal.

Nous avons utilisé deux algorithmes différents pour adapter le filtre, NLMS et RLS. Ce sont des algorithmes itératifs qui prennent les coefficients du filtre en faisant des modifications légères pour chaque échantillon traité.

Dans ce chapitre, on montre les résultats de simulation par le logiciel MATLAB (simulink) obtenus pour les deux algorithmes.

III-1. Applications de traitement du signal

III-1.1. Pour la 1ère méthode

La suppression active du bruit (ANC), également appelée adaptative l'annulation de bruit ou l'annulation de bruit active appartient à la classe d'annulation d'interférence. Le but de cet algorithme, comme le but de tout filtre adaptatif, est de minimiser le bruit interférence ou, dans une situation optimale, annuler cette perturbation (Haykin, 1996, Farhang-Boroujeny, 1998, Gale, 2011, Diniz, 2008). L'approche adoptée dans le L'algorithme ANC, consiste à essayer d'imiter le signal original s(n).

Dans cette étude, l'objectif final est d'utiliser un ANC algorithme pour annuler les interférences de bruit de parole, mais cela algorithme peut être utilisé pour traiter tout autre type de signal corrompu. Un schéma de l'ANC peut être consulté dans figure illustrée ci-dessous.

Le premier travail sur la suppression adaptative du bruit a été réalisé par deux scientifiques Howells et Applebaum et leurs collègues de la General Electrical Company.

Ils ont conçu un système d'annulation de lobe latéral d'antenne qui utilise un entrée de référence dérivée d'une antenne auxiliaire et d'un filtre adaptatif de base à deux filtre1.

Un filtre adaptatif est un système avec un filtre linéaire qui a un fonction de transfert contrôlée par des paramètres variables et un moyens d'ajuster ces paramètres en fonction d'un algorithme d'optimisation. En raison de la nature complexe de les algorithmes d'optimisation, la plupart des filtres adaptatifs sont filtres numériques. Des filtres adaptatifs sont requis pour certaines applications car certains paramètres de l'opération de traitement ne sont pas connus à l'avance ou sont changeant continuellement. Le filtre adaptatif en boucle fermée utilise la rétroaction sous la forme d'un signal d'erreur pour affiner son fonction de transfert.

Le premier système de suppression de bruit adaptatif a été conçu à Université de Stanford et construit en 1965. Et son but était pour annuler les interférences de 60 Hz à la sortie d'un amplificateur et enregistreur électrocardiographique1. La base Le concept de suppression adaptative du bruit est illustrée à la figure. III-1

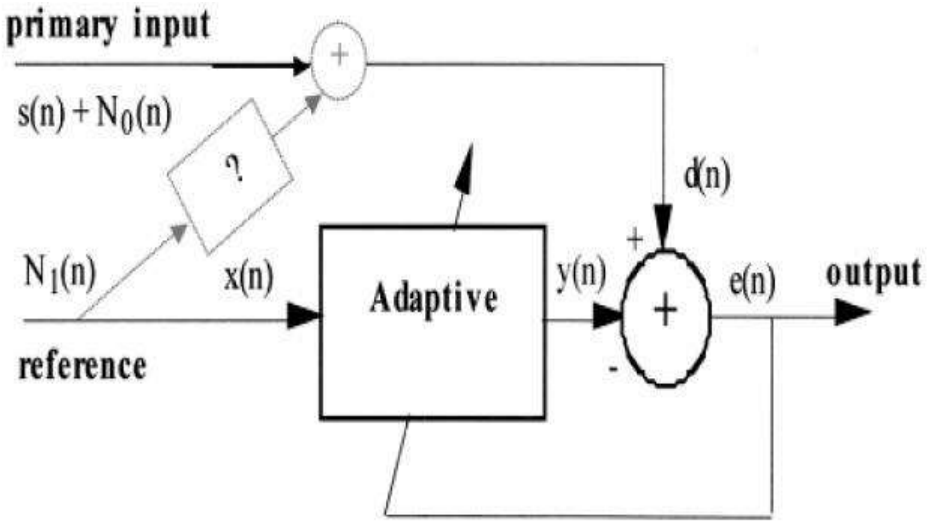


Figure III-1. débruitage de bruit adaptatif.

s(n) – Signal source.

d(n) – Signal primaire.

$N_0(n)$ – Signal de bruit.

$N_1(n)$ – Entrée de référence de bruit.

y(n) – Sortie du filtre adaptatif.

e(n) – Signal de sortie du système.

III-1.2. Pour la 2eme méthode

Le système adaptatif de ligne (ALE), (figure III-1) est utilisé dans de nombreux domaines de traitement du signal biologique pour sa capacité de suivi du signal d'intérêt [12]. Son principal avantage est qu'il ne nécessite aucun signal de référence pour éliminer le signal de bruit. Le signal de référence est la version retardée du signal primaire. Le retard est fourni tactiquement en gardant à l'esprit que l'ALE ne peut pas prédire le signal de bruit en raison de la dé-corrélation tout en prédisant facilement le signal d'intérêt.

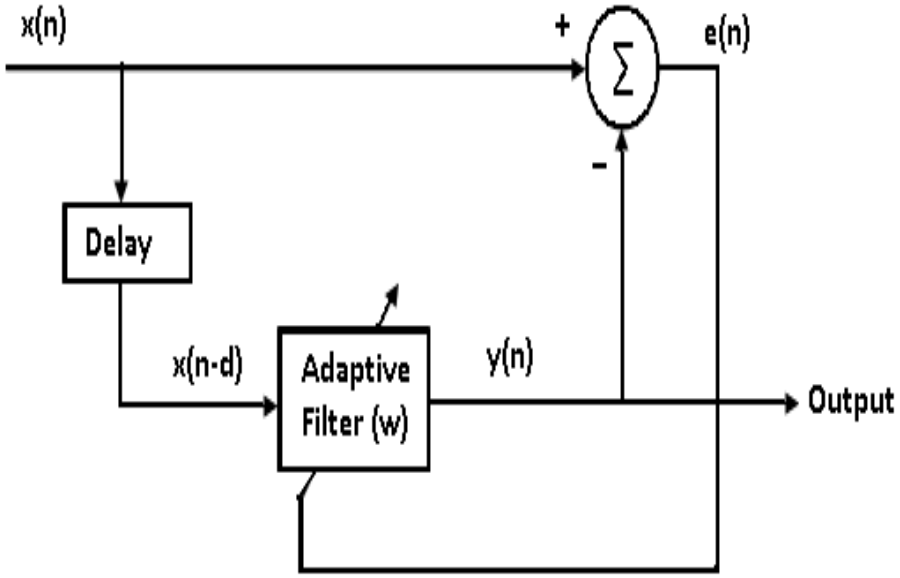


Figure III-2. Améliorateur de ligne adaptative.

Le signal d'erreur qui est la différence entre les signaux souhaités et les signaux de sortie est utilisé pour mettre à jour le coefficient de filtre. La mise en œuvre de l'ALE a été réalisée grâce aux algorithmes d'adaptation des moindres carrés moyens (LMS) et La moindre moyenne carrée normalisée (NLMS) et des moindres carrés récursifs (RLS)

Pour le cas de PCG, ce modèle n'est pas implémenté à cause de non connaissance du délai du signal d'entrée qui est le PCG dans cette application.

III-2. Utilisation de l'algorithme LMS

- **Pour la 1ère méthode**

Le LMS est l'un des algorithmes les plus simples utilisés dans les structures adaptatives en raison du fait qu'il utilise l'erreur signal pour calculer les coefficients du filtre. La sortie y(n) de la structure du filtre FIR peut être obtenu à partir de l'Eq.

$$y(n) = \sum_{m=0}^{N-1} w(m).x(n-m) \qquad \text{(III.1)}$$

Où n est non. d'itération

Le signal d'erreur est calculé par Eq. (III.2)

$$e(n) = d(n)-y(n) \qquad \text{(III.2)}$$

Les poids des filtres sont mis à jour à partir du signal d'erreur e(n), et le signal d'entrée x(n) comme dans l'Eq. (III.3).

$$W(n+1) = w(n) + \mu\, e(n)\, x(n) \qquad \text{(III.3)}$$

Où : w(n) est le vecteur de valeur de poids actuel, w(n+1) est le prochain vecteur de valeur de poids, x(n) est le signal d'entrée vecteur, e(n) est le vecteur d'erreur du filtre et μ est le facteur de convergence qui détermine la convergence du filtre vitesse et comportement global.

- **Pour la 2eme méthode**

Le calcul du domaine temporel pour l'algorithme LMS est donné ci-dessous.

$$x(n) = hs(n) + noi(n) \qquad \text{(III.4)}$$

$$r(n) = x(n-d)$$

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

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

$$w_k(n+1) = w_k(n) + \mu\, 2(n)\, x(n - k - d) \qquad \text{(III.5)}$$

Où, x(n) est le signal d'entrée principal, se compose d'une composante de signal sonore cardiaque [hs(n)] et d'une composante de bruit à large bande [noi(n)]. Le signal d'entrée de référence r(n) est la version retardée du signal d'entrée primaire d'un facteur de retard d .y(n) est la sortie du filtre adaptatif qui est la meilleure estimation de la réponse souhaitée. w_K(n) représente les poids du filtre adaptatif et L représente la longueur du filtre adaptatif. Le filtre est sélectionné comme une combinaison linéaire des valeurs passées de l'entrée de référence, c'est-à-dire du type moyenne mobile.

III-3. Utilisation de l'algorithme NLMS

- **Pour la 1ère méthode**

Dans l'algorithme LMS standard, lorsque la convergence facteur μ est grande, l'algorithme subit un gradient problème d'amplification du bruit. Afin de résoudre ce difficulté, on peut utiliser le NLMS (Normalized Least Mean Carré). La correction appliquée au poids le vecteur w_k(n) à l'itération n+1 est « normalisé » par rapport à la norme euclidienne au carré du vecteur d'entrée x(n) à itération n. Nous pouvons considérer l'algorithme NLMS comme une variable temporelle algorithme de pas, calcul de la convergence facteur comme dans l'équation. (III.6)[7]

$$\mu(n) = \frac{\alpha}{c+(|x(n)|)^2} \qquad \text{(III.6)}$$

Où : α est la constante d'adaptation NLMS, qui optimise le taux de convergence de l'algorithme et doit satisfaire la condition $0< \alpha <2$, et c est le terme constant pour normalisation et est toujours inférieur à 1. Le filtre pondère sont mis à jour par l'Eq. (III.7).

$$W(n+1) = w(n) + \frac{\alpha}{c+(|x(n)|)^2} e(n)\, x(n) \qquad \text{(III.7)}$$

- **Pour la 2eme méthode**

$$W(n+1) = w(n) + \frac{\alpha}{c+(|x(n)|)^2} e(n)\, x(n-k-d) \qquad \text{(III.8)}$$

III-4. Utilisation de l'algorithme RLS

- **Pour la 1er méthode**

Les algorithmes RLS sont connus pour leur excellent performances lorsque vous travaillez dans des environnements variables dans le temps mais au prix d'une complexité de calcul accrue et quelques problèmes de stabilité. Dans cet algorithme, le robinet de filtre le vecteur de poids est mis à jour à l'aide de l'équation. (III.9) [8].

$$W(n) = \bar{w}^{t}(n-1) + k(n)\bar{e}_{n-1}(n) \qquad \text{(III.9)}$$

Éq. (III.8) et (III.9) sont des vecteurs de gain intermédiaire utilisés pour calculer les poids des prises.

$$k(n) = u(n) / [\lambda + x^{T}(n)\, u(n)] \qquad \text{(III.10)}$$

$$u(n) = \overline{w_{\lambda}^{-1}}(n-1)\, x(n) \qquad \text{(III.11)}$$

Où : λ est une petite constante positive très proche de, mais inférieur ou égal 1.

La sortie du filtre est calculée à l'aide des poids des prises de filtre de l'itération précédente et le vecteur d'entrée actuel comme dans l'Eq. (III.12)

$$\bar{y}_{n-1}(n) = \bar{w}^{T}(n-1)\, x(n) \qquad \text{(III.12)}$$

$$\bar{e}_{n-1}(n) = d(n) - \bar{y}_{n-1}(n) \qquad \text{(III.13)}$$

Dans l'algorithme RLS, l'estimation des échantillons précédents de signal de sortie, signal d'erreur et poids du filtre est nécessaire que conduit à des besoins en mémoire plus élevés.

- **Pour la 2eme méthode**

Le calcul dans le domaine temporel de l'ALE utilisant RLS est décrit dans l'équation (III.14-III.16) respectivement [16].

$$x(n) = hs(n) + noi(n) \qquad \text{(III.14)}$$

$$\mu(n) = x(n-d)$$

$$\varepsilon(n) = x(n) - \hat{w}^H(\text{n-1})\,\mu(n)$$

$$y(n) = \hat{w}^H(\text{n-1})\mu(n)$$

$$\hat{w}(n) = \hat{w}(\text{n-1}) + K(n) + \varepsilon^*(n)$$

$$\text{Où} \quad K(n) = \frac{P(n-1)\mu(n)}{\lambda + \mu^H(n)\,P(n-1)\mu(n)} \qquad \text{(III.15)}$$

$$P(n) = \lambda^{-1}\,P(\text{n-1}) - \lambda^{-1}\,K(n)\,\mu^H(n)\,P(\text{n-1}) \qquad \text{(III.16)}$$

Où, K(n) est appelé vecteur de gain, P(n) est la matrice d'auto corrélation inverse du signal d'entrée [ø^{-1} (n)] et λ est le facteur de pondération ou facteur d'oubli qui sert essentiellement à faire oublier les données du passé lointain afin d'offrir la possibilité de suivre les variations statistiques des données observables lorsque le filtre fonctionne dans un environnement non stationnaire. Il se situe dans la gamme $0 < \lambda \leq 1$ ici K(n) est liée à P(n) comme

$$K(n) = P(n)\,\mu(n) \qquad \text{(III.17)}$$

En d'autres termes, le vecteur gain K(n) est défini comme le vecteur prise-entrée u(n) transformé par l'inverse de la matrice de corrélation ø(n) Dans l'algorithme RLS, il y a deux variables impliquées dans les récursions (celles avec l'indice de temps (n-1)): $\hat{w}$(n-1) et P(n-1) Nous devons fournir des valeurs initiales pour ces variables afin de démarrer les récursions. Nous initialisons l'algorithme en fixant,

$$\hat{w}(0) = 0$$

$$P(0) = \delta^{-1} I \qquad \text{(III.18)}$$

Ou, δ est un nombre réel positif appelé paramètre de régularisation. Il est inclus pour stabiliser la solution du problème des moindres carrés récursif en lissant le problème. Nous attribuons une petite constante positive à δ lorsque le rapport signal sur bruit d'entrée (SNR) est élevé et une grande constante positive pour une faible valeur de SNR d'entrée. Le paramètre de régularisation δ peut être déterminé par,

$$\delta = \sigma_u^2\,\mu^\alpha \qquad \text{(III.19)}$$

Où, σ_u la variance du signal d'entrée, est le paramètre de taille de pas comme pour l'algorithme LMS et il peut être démontré que le facteur (1- λ) dans l'algorithme RLS joue un rôle similaire au paramètre de taille de pas μ dans l'algorithme LMS. Ici α est une constante et dépend du SNR d'entrée du signal.

Pour une valeur SNR élevée, l'algorithme RLS présente un taux de convergence exponentiellement rapide et peut être atteint en définissant, $\alpha = 1$ Pour une valeur SNR faible, il est préférable d'initialiser l'algorithme RLS en définissant, $\alpha \leq -1$, car cette condition peut donner les meilleures performances globales. Pour notre cas, nous avons choisi $\alpha = -1$, car la plupart des signaux biologiques (dans notre cas, le signal cardiaque) sont de faibles amplitudes et sont principalement affectés par le bruit de fond, pour quoi le SNR d'entrée que nous avons mesuré est suffisamment faible (de l'ordre de -10 dB ou moins).

III-5. Résultat et commentaire

Dans la première partie de la simulation, on utilise un signal d'entrée PCG, c'est plus facile de remarquer la convergence de l'algorithme et la reconstruction du signal original, on ajoute à notre signal un bruit blanc aléatoire (signal stationnaire), et on applique le contrôle actif adaptatif en utilisant la méthode RLS et NLMS pour extraire l'information utile (notre signal de départ-original).

Dans la deuxième partie, on utilise un signal d'entrée PCG, et on ajoute un signal de parole (signal non-stationaire) préenregistré et on refait le même travail

III-6. Utilisation d'un signal d'entrée PCG

III-6.1. Pour la 1ère méthode

III-6.1.1. Partie 1: on ajoute le bruit blanc

On utilise comme signal d'entrée un signal cardiaque PCG , de fréquence fe = 44100hz ,et la duré t= 10s l'ordre de filtre est 32. On ajoute à ce signal un bruit blanc aléatoire, et on utilise les algorithmes d'adaptation pour extraire l'information utile.

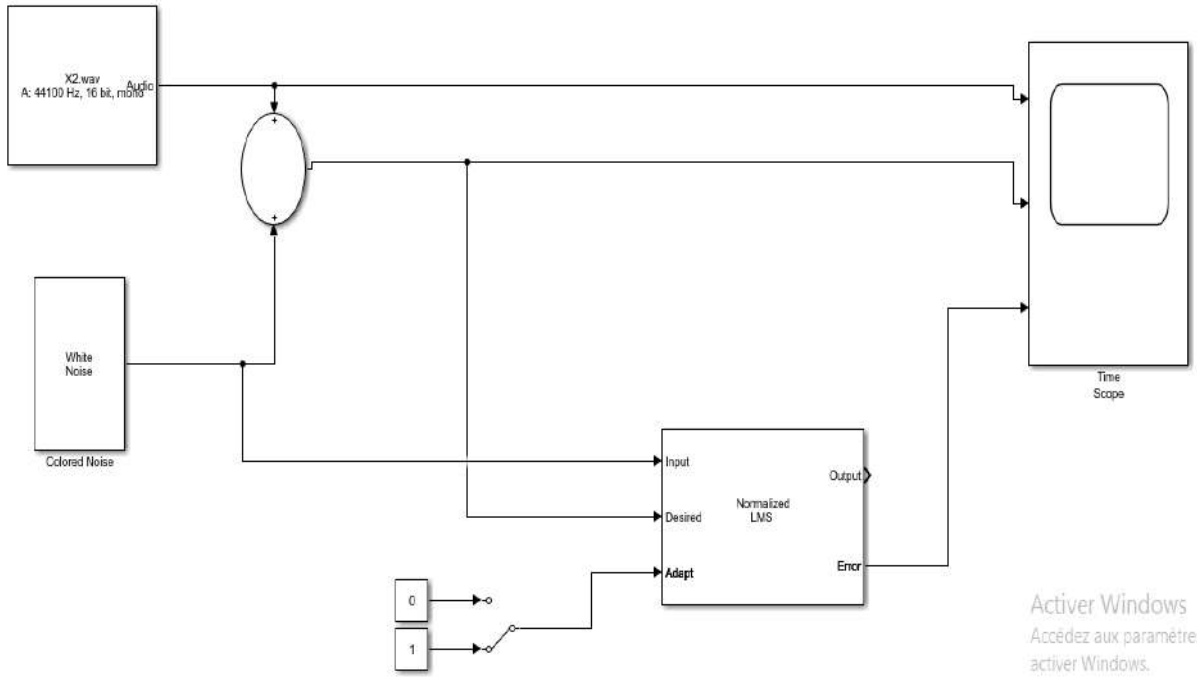


Figure III-3. Schéma modèle pour l'algorithme de NLMS.

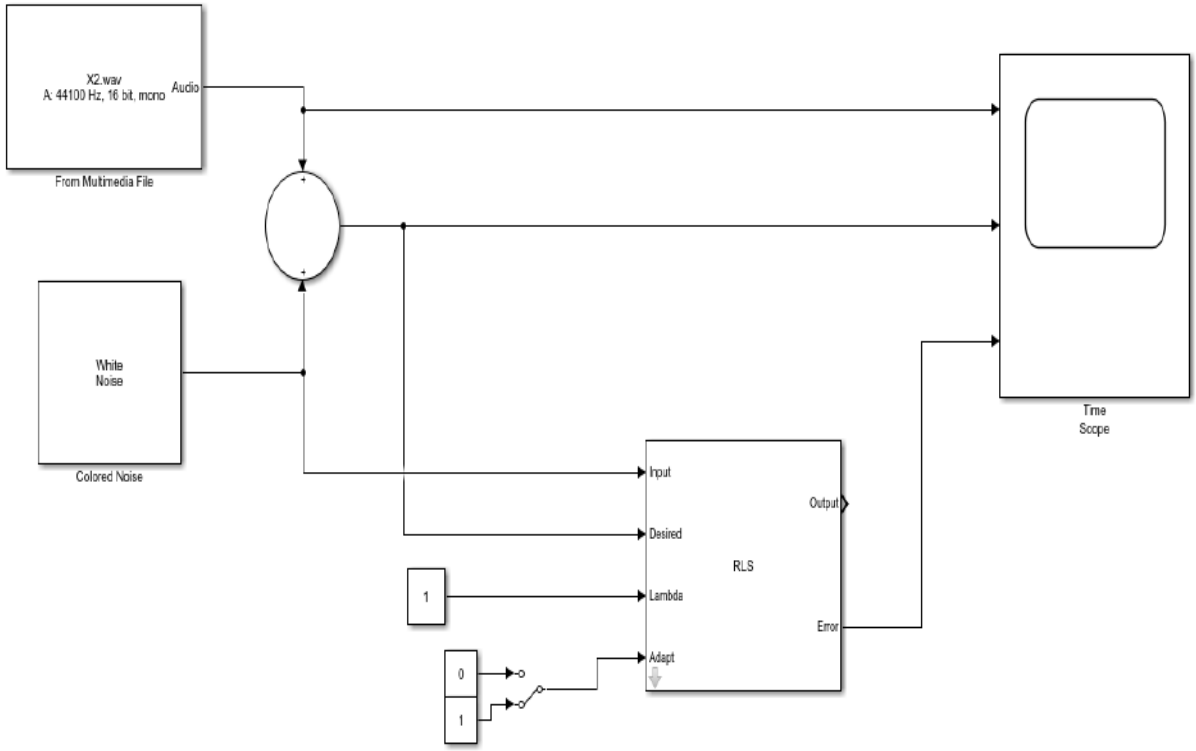


Figure III-4. Schéma modèle pour l'algorithme RLS.

Premièrement, on calcule le rapport signal sur bruit SNR qu'est donné par la formule

$$\text{SNR} = \frac{\sum_0^\infty PCG^2(i)}{\sum_0^\infty B^2(i)} \qquad \text{avant l'algorithme} \qquad \text{(III.20)}$$

PCG(i) : le signal PCG original

B (i) : le signal bruit

Le SNR est représenté avec une échelle logarithmique appelée décibels et noté dB

$SNR_{db} = 10\log_{10}$ SNR

SNR_{db} = 19.03 db

Deuxièmement, dans ce papier nous ont également mesuré le pourcentage de $HS_{recover}$ (récupération des sons cardiaques) (III.21), et $NOISE_{reduction}$ (la réduction du bruit) (III.22), à la sortie du système de filtrage pour les deux méthodes.

$$HS_{recover} = (1 - \frac{\sum_0^\infty\{PCG^2(i)\} - \sum_0^\infty\{PCG_T^2(i)\}}{\sum_0^\infty\{PCG^2(i)\}}) \ 100\ \% \qquad \text{(III.21)}$$

$$NOISE_{reduction} = (\frac{\sum_0^\infty PCG_{noise}^2(i)\} - \sum_0^\infty\{PCG_T^2(i)\}}{\sum_0^\infty PCG_{noise}^2(i)\}}) \ 100\% \qquad \text{(III.22)}$$

Où, PCG(i) est le bruit cardiaque d'origine, est le PCG_{noise} (i) son cardiaque combiné et signal de bruit et est la sortie $PCG_T(i)$ signal de bruit cardiaque récupéré après application du filtrage technique Après, on refait l'adaptation en utilisant l'algorithme NLMS et RLS, en choisissant les valeurs de facteur d'adaptation μ =0.08 pour NLMS et lambda λ =1 pour RLS, finalement on fait la comparaison.

La forme de signal original sur la Figure III-5.

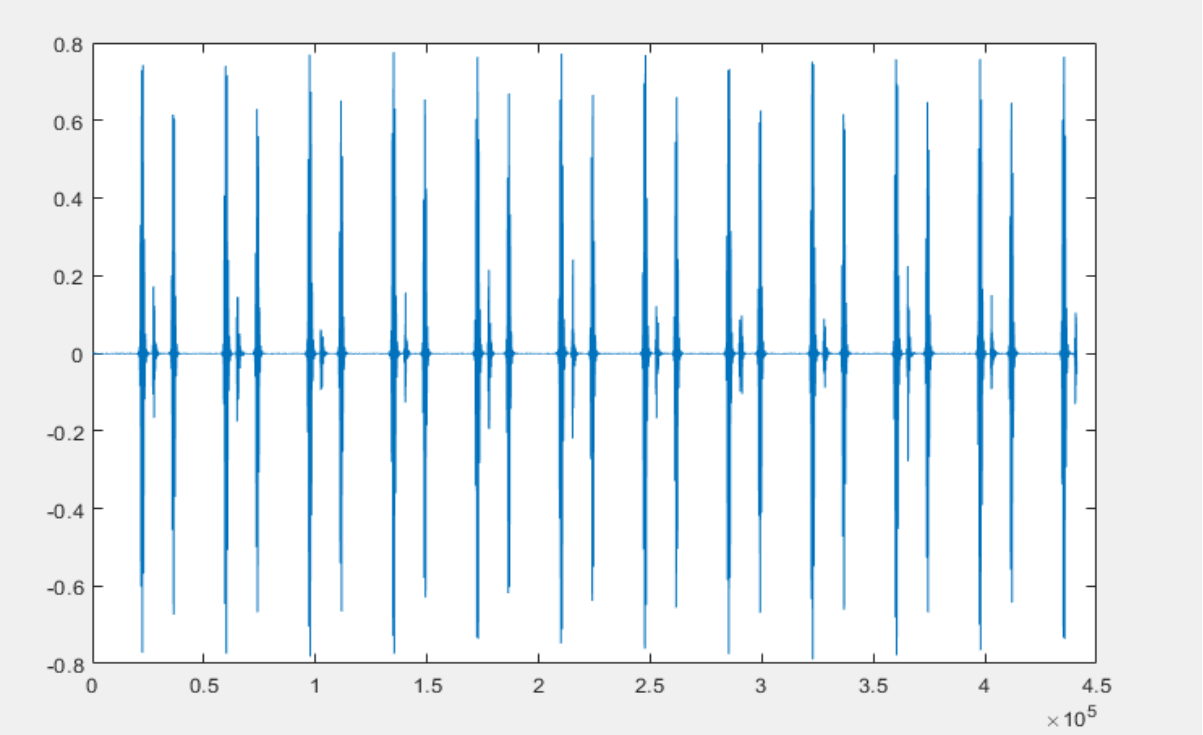


Figure III-5. Le signal original.

On ajoute à ce signal un bruit blanc, dont la forme est montrée dans la Figure III-6.

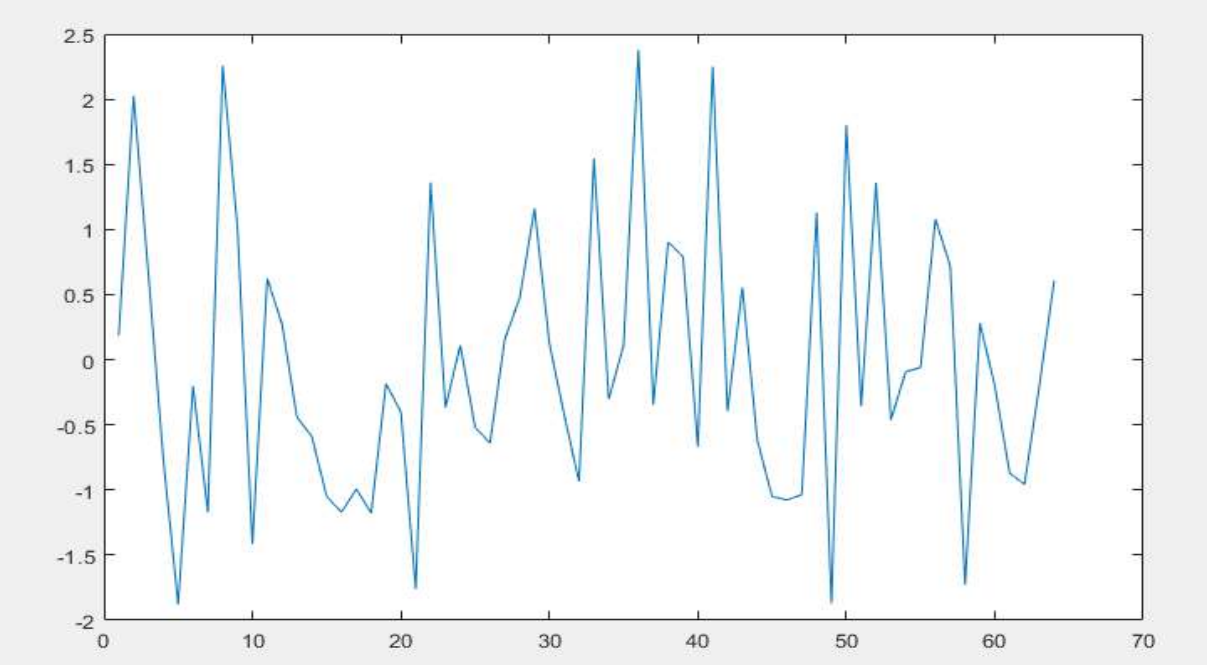


Figure III-6. Le bruit ajouté

On obtient le signal de la Figure III-7.

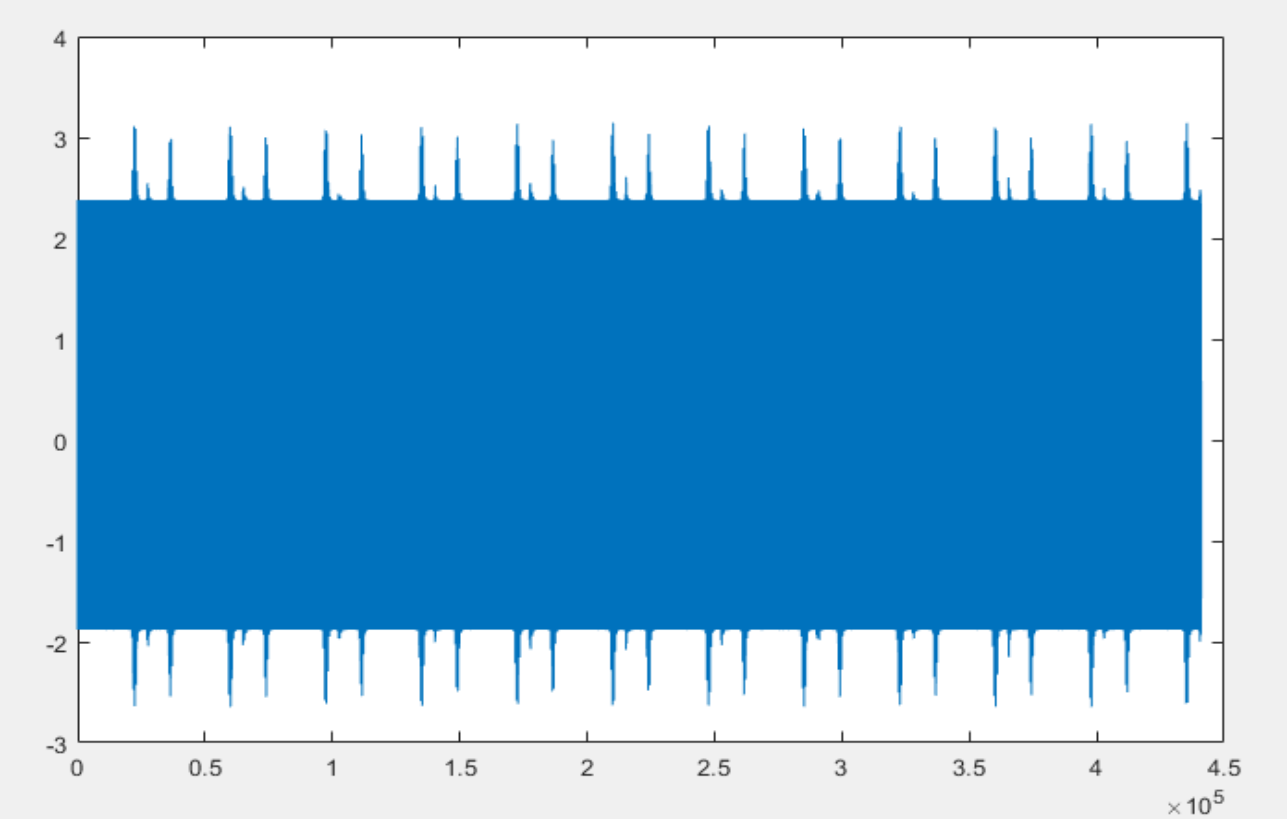


Figure III-7. Le signal bruité d'entrée (PCG+bruit)

Nous avons implémenté les algorithmes pour l'ensemble de données réel qui est une combinaison de signal de bruit cardiaque qui. À des fins de vérification de l'algorithme, le son cardiaque d'origine (ensemble de données général Médical) est corrompu en ajoutant un bruit blanc gaussien. La récupération du signal et les performances de débruitage sont calculées à partir du signal de sortie. Le signal de son cardiaque d'origine et le signal de son cardiaque récupéré après la mise en œuvre de l'ALE-RLS et l'ALE-NLMS Cela reflète clairement que le filtre peut extraire correctement le signal sonore original du cœur de l'environnement bruyant de fond.

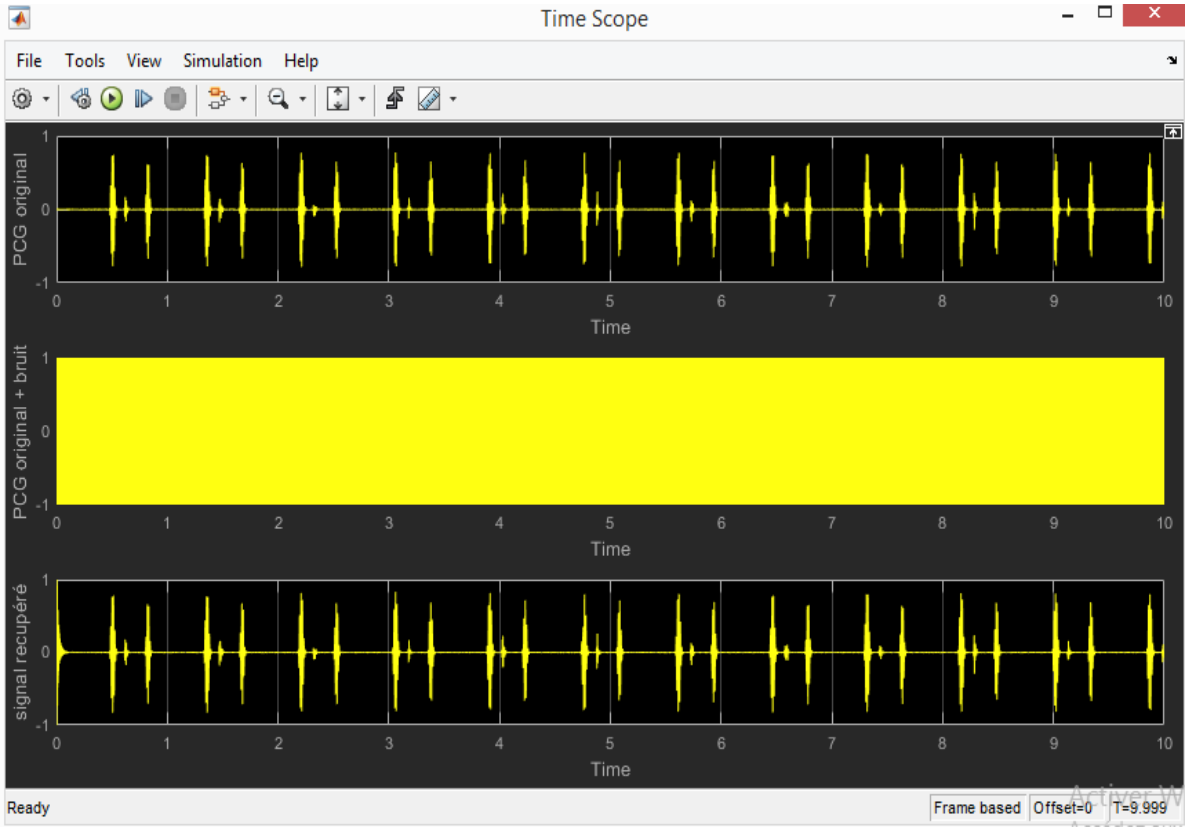


Figure III-8. Signal original et le signal récupéré pour NLMS

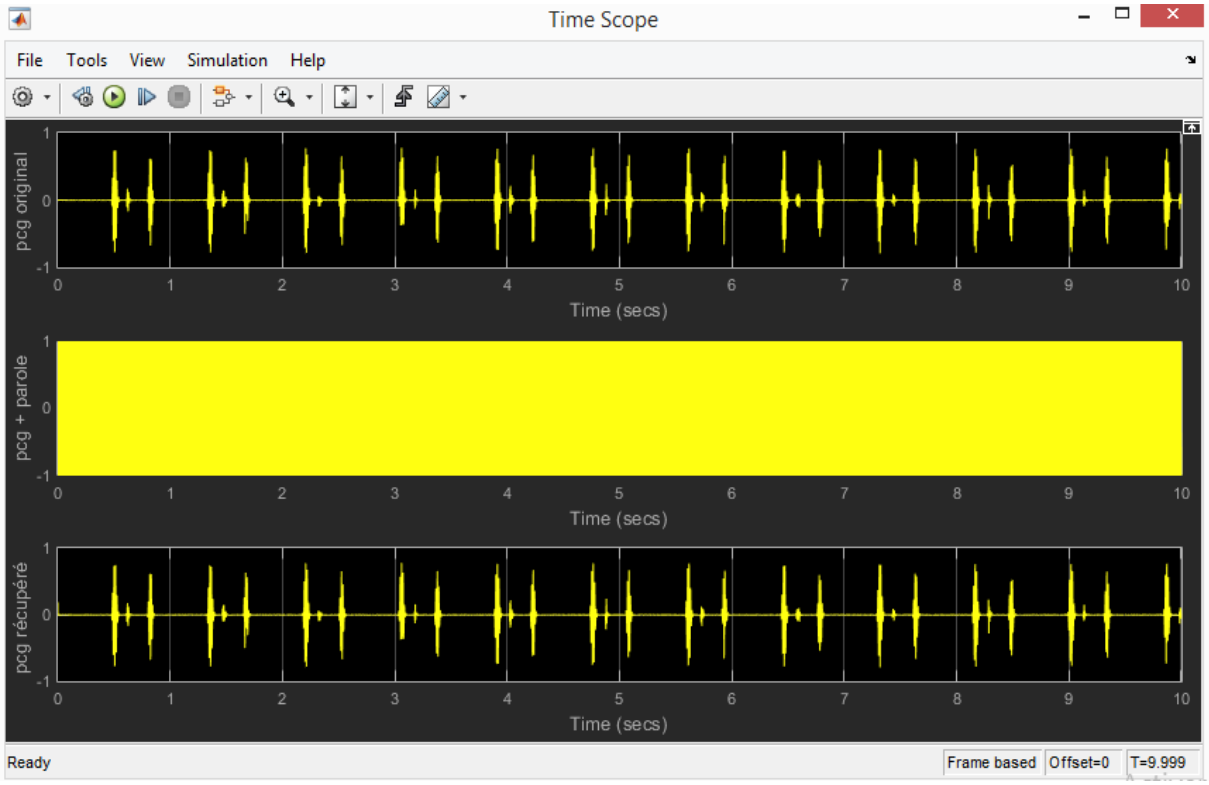


Figure III-9. Signal original et le signal récupéré pour RLS.

III-6.1.1.1. Comparaison entre NLMS et RLS

Dans l'algorithme ALE-RLS, la sortie suit le signal d'intérêt en fonction du signal d'entrée. Cet algorithme montre également une récupération de signal élevée avec des niveaux de bruit considérablement réduits. D'après le tableau III-1, il est clairement visible que la récupération de son cardiaque et la réduction du bruit pour le RLS -ALE sont supérieures à celles de l'algorithme NLMS -ALE.

Tableau III-1. Analyse des performances des méthodes NLMS-ALE et RLS-ALE

Méthodes	**Récupération de son cardiaque (en %)**	**Réduction du bruit (en %)**
NLMS - ALE	**96**	**94**
RLS - ALE	**99**	**98**

III-6.1.2. Partie 2 : on ajoute la parole

On utilise comme signal d'entrée un signal cardiaque PCG , de fréquence fe = 44100hz ,et la duré t= 10s l'ordre de filtre est 32. On ajoute à ce signal la parole de fréquence fe_2= 22050 hz, et on utilise les algorithmes d'adaptation pour extraire l'information utile.

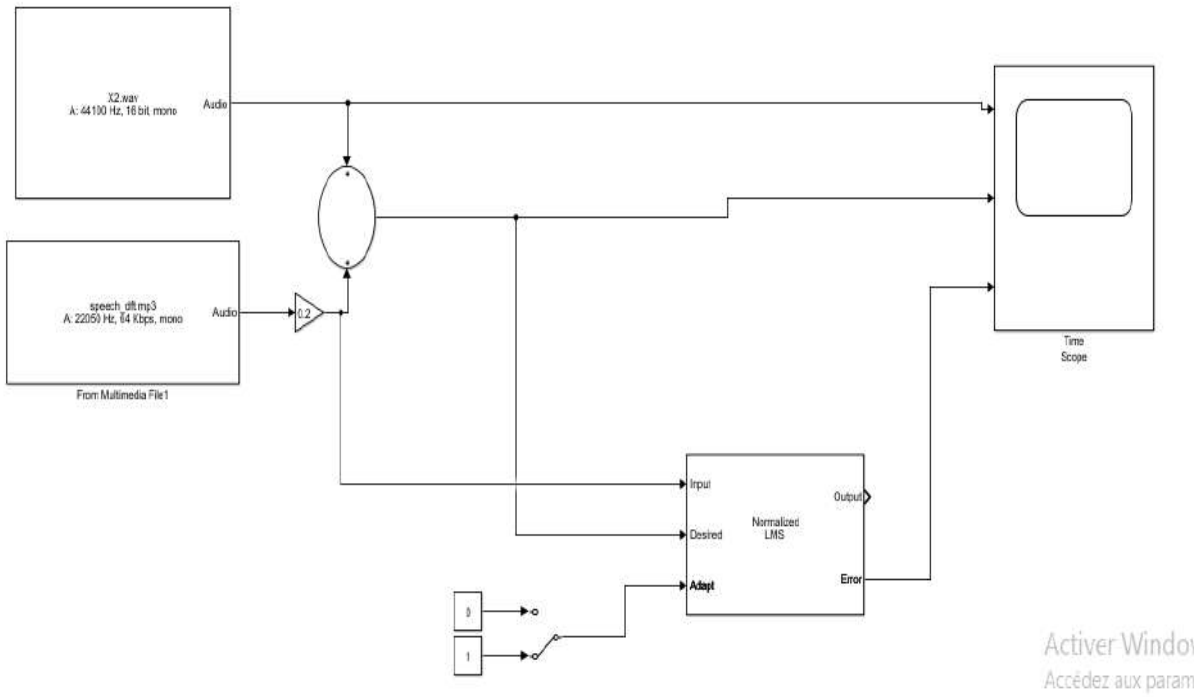


Figure III-10. Schéma modèle pour l'algorithme de NLMS

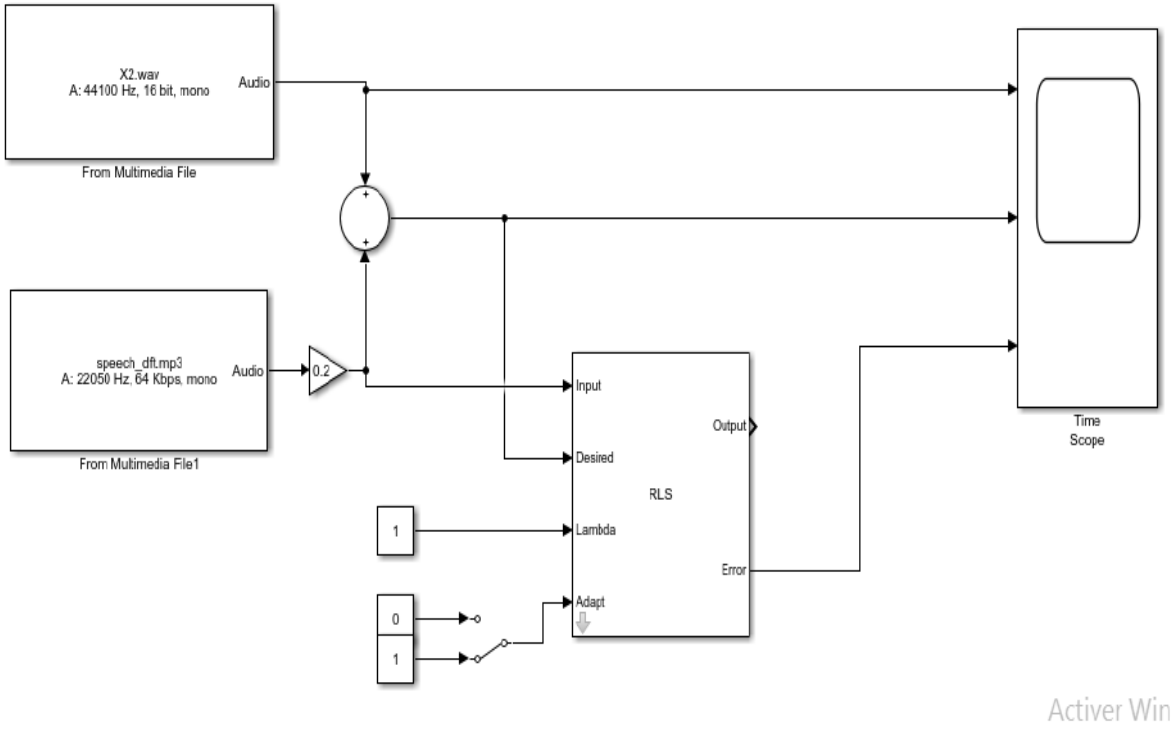


Figure III-11. Schéma modèle pour l'algorithme de RLS.

Premièrement, on calcule le rapport signal sur bruit SNR qu'est donné par la formule :

$$\text{SNR} = \frac{\sum_0^\infty PCG^2(i)}{\sum_0^\infty B^2(i)} \qquad \text{avant l'algorithme} \qquad \text{(III.23)}$$

PCG(i) : le signal PCG original

B (i) : le signal de la parole

Le SNR est représenté avec une échelle logarithmique appelée décibels et noté dB

$SNR_{db} = 10\log_{10}$ SNR

SNR_{db} = 15.29 db

Deuxièmement, on a mesuré le pourcentage de $HS_{recover}$ (récupération des sons cardiaques) (III.24), et $NOISE_{reduction}$ (la réduction du bruit) (III.25), à la sortie du système de filtrage pour les deux méthodes.

$$HS_{recover} = (1 - \frac{\sum_0^\infty\{PCG^2(i)\} - \sum_0^\infty\{PCG_T^2(i)\}}{\sum_0^\infty\{PCG^2(i)\}}) \, 100\ \% \qquad \text{(III.24)}$$

$$NOISE_{reduction} = (\frac{\sum_0^\infty PCG_{parole}^2(i)\} - \sum_0^\infty\{PCG_T^2(i)\}}{\sum_0^\infty PCG_{parole}^2(i)\}}) \, 100\% \qquad \text{(III.25)}$$

Où, PCG(i) est le bruit cardiaque d'origine, est le PCG_{parole} (i) son cardiaque combiné et signal de la parole et la sortie $PCG_T(i)$ signal de bruit cardiaque récupéré après application du filtrage technique, on refait l'adaptation en utilisant l'algorithme NLMS et RLS, en choisissant les valeurs de facteur d'adaptation μ=0.08 pour NLMS et lambda λ =1 pour RLS, finalement on fait la comparaison.

La forme de signal original sur la Figure III-12

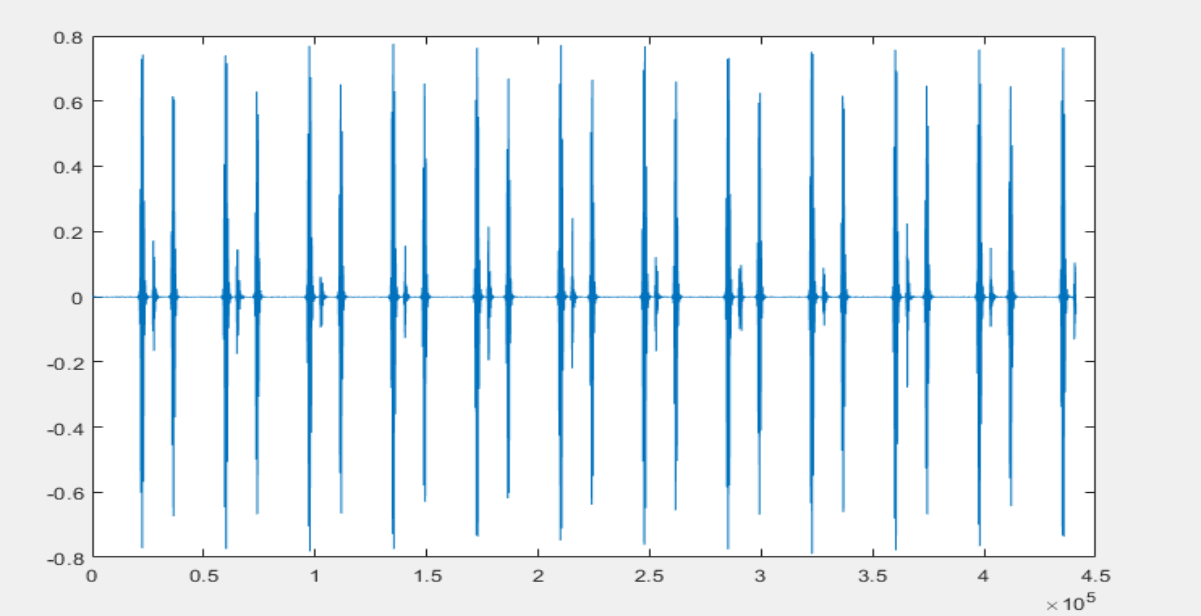


Figure III-12. Le signal original

On ajoute à ce signal un bruit blanc, dont la forme est montrée dans la Figure III-13.

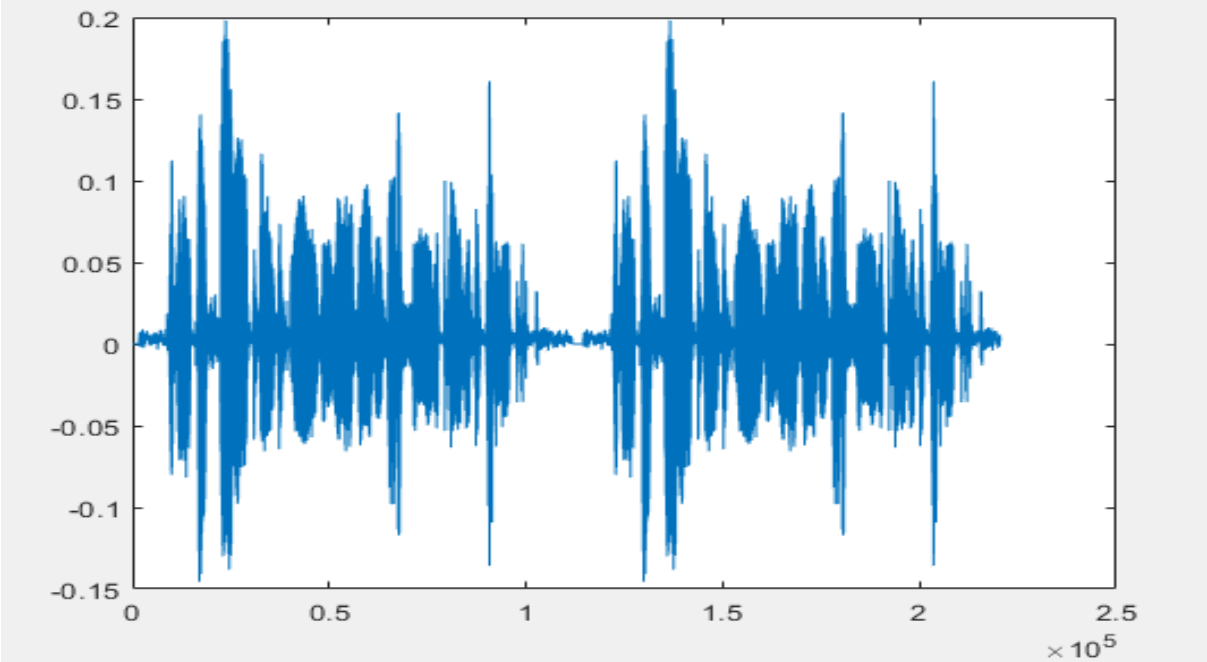


Figure III-13. Le signal parole ajouté

On obtient le signal de la Figure III-14.

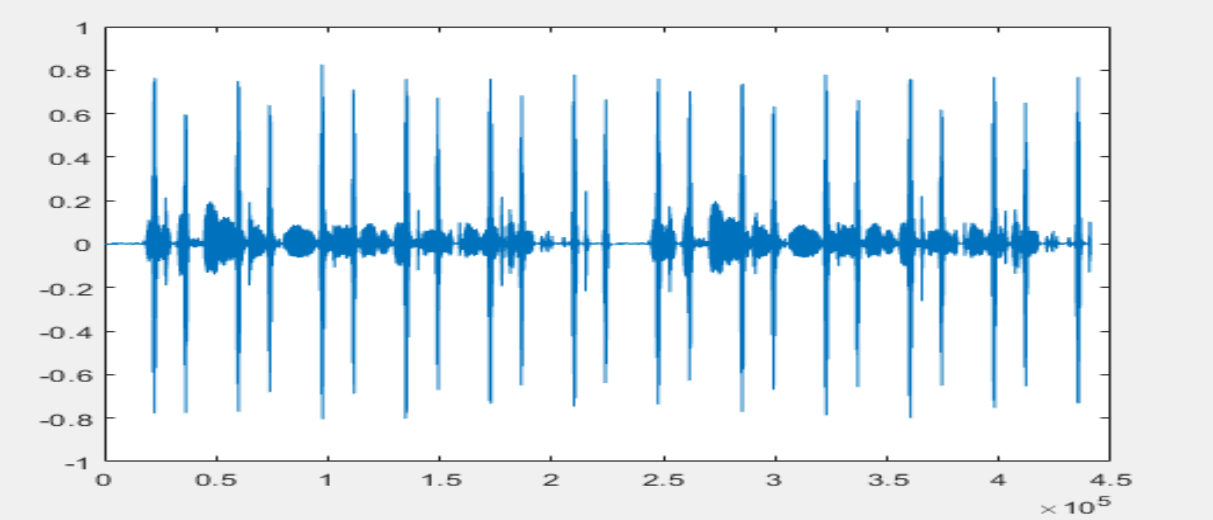


Figure III-14. Le signal PCG + le signal de parole

Nous avons implémenté les algorithmes pour l'ensemble de données réel qui est une combinaison de signal de bruit cardiaque qui. À des fins de vérification de l'algorithme, le son cardiaque d'origine (ensemble de données général Médical) est corrompu en ajoutant la parole. La récupération du signal et les performances de débruitage sont calculées à partir du signal de sortie. Le signal sonore d'origine et le signal sonore du cœur n'ont pas été récupérés après la mise en œuvre de l'ALE-NLMS, ce qui reflète clairement que le filtre ne peut pas extraire correctement le signal sonore d'origine de l'environnement bruyant, Mais après l'exécution d'ALE-NLMS, le signal sonore d'origine est récupéré et le filtre peut extraire correctement le signal sonore d'origine de l'environnement bruyant de fond.

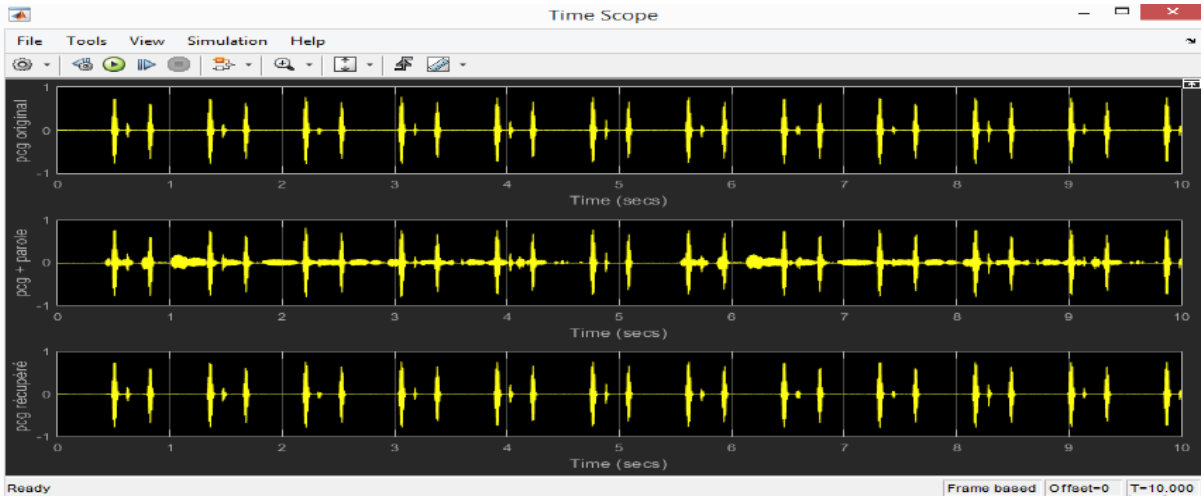


Figure III-15. Signal original et le signal récupéré pour l'algorithme de RLS

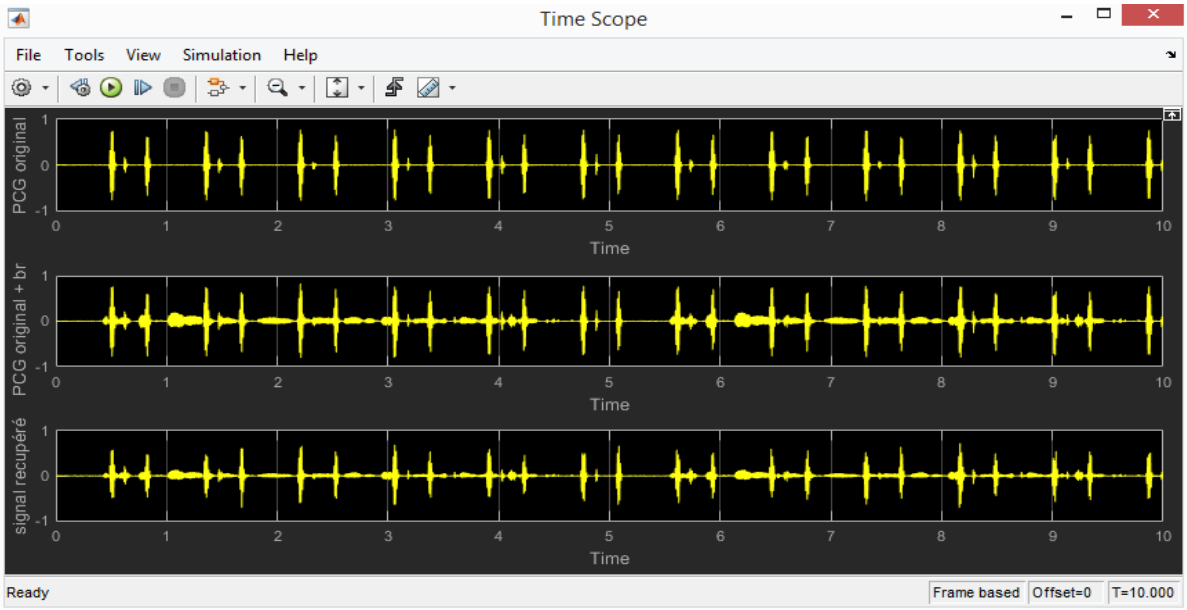


Figure III-16. Signal original et le signal récupéré pour l'algorithme de NLMS.

III-6.1.2.1.Comparaison entre NLMS et RLS

Dans l'algorithme ALE-RLS, la sortie suit le signal d'intérêt en fonction du signal d'entrée. Cet algorithme montre également une récupération de signal élevée avec des niveaux de bruit considérablement réduits. D'après le tableau III-2, il est clairement visible que la récupération de son cardiaque et la réduction du bruit pour le RLS -ALE sont supérieures à celles de l'algorithme NLMS -ALE.

Tableau III-2. Analyse des performances des méthodes NLMS-ALE et RLS-ALE

Méthodes	**Récupération de son cardiaque (en %)**	**Réduction du bruit (en %)**
NLMS - ALE	**48**	**54**
RLS - ALE	**99**	**99**

Il peut être évident que, bien que l'algorithme NLMS puisse récupérer le signal sonore du cœur à partir d'un fond bruyant à large bande avec une précision suffisante, les performances de l'algorithme RLS-ALE sont bien meilleures que celles du NLMS-ALE

Conclusion

Les valeurs de signal récupérées et les performances du débruitage montrent que le RLS-ALE est une méthode supérieure au NLMS-ALE pour le débruitage des bruits cardiaques. Le premier s'avère plus cohérent et précis bien que coûteux en calcul. Les performances des deux méthodes sont cohérentes avec les ensembles de données HS normaux, mais fluctuent pour certaines anomalies et conditions cardiaques pathogènes. Pour surmonter la situation, les paramètres des deux algorithmes peuvent être ajustés afin d'obtenir de meilleures performances.

Comme nous avons observé dans nos expériences, le RLS a un comportement de convergence considérablement plus rapide que le NLMS. De plus, le RLS a une meilleure approximation de l'état stable de poids. Cela améliore la performance de l'annulation du bruit considérablement.

Généralement, nous avons trouvé qu'un système de l'annulation du bruit basé sur RLS a la capacité pour bien travailler, à condition de vaincre l'intensité computationnelle (la complexité) de l'algorithme. Les capacités de NLMS étaient insuffisantes pour la tâche, surtout pour les grands filtres. L'utilisation répondue de NLMS est due à sa simplicité d'implémentation, et aussi parce qu'il exige une capacité computationnelle moins que celle exigée par le RLS (moins decomplexité).

Conclusion générale

Dans ce mémoire, on a présenté un travail qui consiste au contrôle actif du bruit acoustique en utilisant les filtres adaptatifs. On a présenté les principaux domaines d'application des systèmes ANC (Active Noise Control), et on a utilisé deux algorithmes les plus connus dans le domaine de traitment du signal, comme application au débruitage du signal phono cardiogramme .

Les deux algorithmes implémentés sur MATLAB/Simulink qui sont : NLMS et RLS, ont prouvé leur efficacité et leur intégrité dans le débruitage du signal phono-cardiogramme (PCG).

Dans le cadre de l'analyse et le débruitage du signal PCG, une étude comparative entre l'algorithme NLMS et l'algorithme RLS a été effectuée. Les résultats obtenus montrent que la performance du débruitage atteinte par l'algorithme RLS est meilleure par rapport à celle atteinte par l'algorithme NLMS.

Le principal problème rencontré dans la réalisation d'un contrôleur adaptatif c'est qu'on ne peut pas connaître la forme exacte du bruit : c'est un processus aléatoire, c'est pour ça que l'approche suivi est approximative, ce qui pose aussi le problème de convergence et de capacité de poursuite de l'algorithme. Ce problème se pose notamment dans le cas des signaux non stationnaires.

Enfin on espère que ce modeste travail servira comme base et sera bénéfique pour d'autres étudiants qui voudraient continuer dans ce domaine et soit complété par d'autre études qui tiennent en compte le développement des méthodes numériques utilisées dans les contrôleurs adaptatifs et l'élaboration des nouvelles versions d'algorithmes.

Bibliographie

BIBLIOGRAPHIE

[1] S.M. Debbal et F. Bereksi-Reguig, « Choix de l'ondelette analysante et classification des signaux phono cardiogrammes en fonction des souffles surajoutés », Afrique SCIENCE 01(1) (2005) 1 – 13 ISSN 1813-548X.

[2] Anita devi et al., "Performance Analysis of DWT at different levels for Feature Extraction of PCG Signals", International Conference on Microelectronics, communication and Renewable Energy (ICMiCR-2013).

[3] LAMRAOUI HASNA, Caractérisation du signal phonocardiogramme, Université Hadj Lakhdar Batna 2, faculté de Technologue, Département D'électronique, Mémoire, Présenté pour l'obtention du diplôme de, MAGISTER en électronique, anné 2015/2016.

[4] Boll, S. F ., (1979), Suppression of acoustic noise in speech using spectral subtraction, IEEE Transactions on acoustic,Speech,and signal processing, vol. 27 pp. 113-120.

[5] Donoho, D.L., (1995), *Denoising by soft thresholding*, IEEE Trans. Information Theory, vol. 41: no3, pp. 613-627.

[6] Donoho, D.L., and Johnstone, LM., (1994), Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage, Biometrika, vol. 81, no. 3, pp. 425-455.

[7] Frazier, R., S. Samsam, L. Braida, and A. V. Oppenheim, (1976), "Enhancement of speech by adaptive filtering", Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Philadelphia, Vol. 1, Pages:251- 253.

[8] Haykin, S., (1986), Adaptative Filter Theory, 2nd ed. Englewood Cliffs, N.J., Prentice Hall.

[9] Johnstone, I. M., and Silverman, B.W., (1997), Wavelet threshold estimators for data with correlated noise, J. Roy. Statist. Soc. B, 59: 319-351.

[10] Kim, J. W. and C. K. UN, (1986), "Enhanced of noisy speech by forward/backward adaptive digital filtering", Proceedings of the IEEE International Conference on acoustics, Speech, and Signal processing, Tokyo, Japan, vol. 1, pp.89-92.

[11] Lim J. S., A. V. Oppenheim and A., Braida, L., (1978), "Evaluation of an adaptive comb filtering method for enhancing speech degraded by white noise addition", IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol. 26, pp. 354- 358.

[12] Malah, D. and R. V. Cox, (1979), "Time-domain algorithms for harmonie bandwidth reduction and time scaling of speech signais", IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol. 27, pp. 121- 133.

[13] Messerschmitt, D. G., (1984), Adaptive filters, Mass., Kluer.

[14] Mitisi M., Y. Mitisi, (2003), G. Oppenheim et J. Poggi, "Les ondelettes et leur applications", Paris :Hermès Science Publications.

[15] Proakis, J. G., C. Rader, F. Ling et al., (1992), Advanced Topics in Signal Processing,

New York, Macmillan

[16] Rabiner L. R., (1993), Fundamentals of speech recognition, Englewood Cliffs, N.J.: Prentice-Hall.

[17] Sambur, M. R., (1992), "Adaptative noise canceling for speech signais", IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, vol. 26, no 5, pp. 419-423.

[18] Soon, 1. Y., S. N. Koh, and C. K. Yeo, (1997), "Wavelet for speech denoising", TENCON '97. IEEE Region 10 Annual Conference, Speech and Image Technologies for computing and Telecommunications, Proceedings of IEEE, Australia, vol.2, pp. 479-482.

[19] Sungwook Chang, Y. Kwon, Sung-il Yang, and I-Jae Kim, Speech Enhancement for non-stationnary noise environment by adaptive wavelet packet, Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP '02), vol. 1, 2002, pp. 561- 564.

[20] Texas Instruments, (1999), "TMS320C6711, TMS320C6711B, TMS320C6711C Floating-Point Digital Signal Processors",SPRS088H, Texas Instruments, Dallas,TX.

[21] Varner, L., T. Miller, T. Eger, (1983), "Acoustics, Speech, and Signal Processing", IEEE International Conference on ICASSP '83., vol. 8, pages : 1126-1128.

[22] V. K. Iyer, P. A. Ramamoorthy, H. Fan, and Y. Ploysongsang, "Reduction of heart sounds from lung sounds by adaptive filtering," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 33, no. 12, Dec. 1986, pp. 1141-1148.

[23] S. Koike, "Analysis of adaptive filters using normalized signed regressor LMS algorithm," IEEE Trans. Signal Process.,vol. 47, no. 10,

[24] E. Eweda, "Analysis and design of a signed regressor LMS algorithm for stationary and non stationary adaptive filterinh with correlated Gaussian data," IEEE Transationson Circuits and Systems, Vol. 37, No.11, pp.1367-1374, 1990.

[25] J. Gnitecki, Z. Moussavi, H. Pastercamp, "Recursive Least Squares Adaptive Noise Cancellation Filtering for Heart Sound Reduction in Lung Sounds Recordings", Proceedings of the IEEE EMBS, September, 2003.