



République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université Akli Mohand Oulhadj –Brouira-



Faculté: Sciences et Sciences Appliquées

Département: Génie Electrique

Domaine : Sciences et Technologie

Filière : Génie Biomédical

Spécialité : Instrumentation Biomédicale

Mémoire de fin d'études

Pour l'obtention du diplôme de MASTER

Thème

Extraction du signal électrocardiogramme par filtrage adaptatif

Réalisé par :

AKSAS Ahlem

BOUGUERNINE Lamia

Soutenu le : 01/10/2018

Devant le Jury composé de:

- | | | |
|---------------------|-----------|-------|
| • Mr. BAHLOUL | Président | UAMOB |
| • Mr. BENZIANE M | Encadreur | UAMOB |
| • Mr. BENGHANIA H.A | Examineur | UAMOB |
| • Mr. REZQI M | Examineur | UAMOB |

2017/2018

Remerciements

Avant tout nous remercions Allah tout puissant qui nous a donné la force et la volonté pour pouvoir finir ce modeste travail.

En premier lieu, on aimera exprimer notre gratitude et notre reconnaissance à notre encadreur Mr. BENZIANE Mourad, Maitre assistant à l'Université Akli Mohend Oulhadj Faculté de science Technologie, pour ses précieux conseils, son aide et ses encouragements pour la réalisation de ce Mémoire, merci beaucoup.

Nos remerciements s'adressent aussi aux membres du jury pour avoir accepté d'examiner ce travail.

Notre vif remerciement s'adresse également à nos enseignants et nos amis, pour leur présence chaleureuse et leur encouragement.

Enfin nous remercions tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à la concrétisation de ce travail, et à toute la promotion de master Instrumentation Médical

Nous ne saurons terminer sans remercier nos chers parents, nos très chers frères, sœur et toute la famille AKSAS et BOUGUERNINE

Dédicace

A nos pères,

Les plus impressionnants et les plus attentionnés des pères...

A nos mères,

Les plus exquises et les plus ingénieuses des mères...

A nos bienveillants frères et sœurs...

Nous tenons à exprimer toute notre reconnaissance à tous nos amis

A tous nos enseignants durant tout notre cursus,

A toute la promotion « Master2 IB » 2017 /2018.

Lamia & Ahlem

Table de matière

Table de matières	I
Liste des figures	VI
Glossaire	IV
Introduction générale	1

Chapitre I : introduction à l'électrocardiogramme

1. Introduction.....	3
2. Historique de l'électrocardiogramme.....	3
3. Le système cardio-vasculaire.....	4
3.1. Le muscle cardiaque.....	4
3.2. Activité mécanique cardiaque.....	5
3.3. Activité électrique de cœur	6
4. L'électrocardiogramme (ECG).....	8
4.1. L'enregistrement.....	8
4.2. Principe d'acquisition du signal ECG.....	9
4.3. Système de Dérivations électrocardiographique.....	9
4.3.1. Les dérivations périphériques.....	9
4.3.2. Les dérivations périphériques bipolaires.....	10
4.3.3. Les dérivations périphériques unipolaires.....	10
4.3.4. Les dérivations précordiales.....	10
4.4. Le tracé de l'Electrocardiogramme (ECG).....	11
4.4.1. Ondes de l'ECG.....	12
4.4.2. Intervalles caractéristiques de l'ECG.....	13
5. Les pathologies cardiaques.....	14
5.1. Le rythme sinusal.....	14
5.2. Blocs cardiaques.....	14
5.3. Les arythmies cardiaques.....	15
5.4. La fibrillation auriculaire.....	16
6. Les artefacts visibles sur ECG.....	16
6.1. Bruits techniques.....	16

6.1.1. Bruit dû au secteur.....	16
6.1.2. Bruit dû aux mouvements des électrodes.....	17
6.1.3. Autres bruits.....	17
6.2. Artefacts physiques.....	18
6.2.1. Effets sur la ligne de base.....	18
6.2.2. Bruits dûs au signal électromyogramme EMG.....	18
6.2.3. Autres artefacts d'origine physique.....	19
6.3. Filtrage du signal ECG.....	19
7. Conclusion.....	19

Chapitre II : filtrage adaptatif

1.Introduction de filtre adaptatif.....	20
2. Définitions.....	20
2.1. Identification de système.....	21
2.2. La modélisation inverse.....	21
2.3. L'annulation d'interférence.....	22
2.4. Filtre prédictif.....	22
3. Principe de filtrage adaptatif.....	22
3.1. Algorithme du gradient.....	23
4. filtrage de Wiener.....	25
5. les algorithmes de filtrage adaptatif.....	27
5.1 Algorithme LMS.....	27
5.1.1. Résumé de l'algorithme LMS.....	27
5.1.2. Les étapes principales de l'algorithme LMS.....	28
5.1.3. La convergence de l'algorithme LMS.....	28
5.2. Algorithme NLMS (<i>Normalized LMS</i>).....	29
5.2.1. Stabilité de l'algorithme NLMS.....	30
6. Choix de l'algorithme.....	31
7. conclusion.....	32

Chapitre III : RESULTATS ET DISCUSSION

1. Introduction.....	33
2. Outils nécessaires.....	33



2.1. Environnement Matlab.....	33
2.2. Transformée de Fourier rapide FFT.....	34
2.3. Base de données MIT-BIH.....	34
3. Procédure générale de la simulation.....	35
4. Résultats obtenus.....	36
4.1. Avec l'algorithme LMS.....	36
4.3. Comparaison.....	43
5. conclusion.....	44
Conclusion générale.....	45
Références bibliographiques	46
Résumé	

Liste des figures

Figure I. 1 : Représentation schématique du système cardio-vasculaire.....	4
Figure I. 2. Le cœur et le thorax	5
Figure I. 3: Anatomie interne du cœur	6
Figure I. 4 : les phases du potentiel d'action d'une cellule du muscle cardiaque	7
Figure I. 5: Appareil Holter.....	8
Figure I. 6 : Synoptique de la chaîne d'acquisition d'un ECG haute résolution.....	9
Figure I. 7: Les dérivations périphériques. (a) Dérivation unipolaire. (b) Les dérivations bipolaires. (c) Les dérivations précordiales.....	11
Figure I. 8: Tracé ECG.....	12
Figure I. 9: rythme sinusal.....	14
Figure I. 10 : Exemples d'ECG : (a) normal et (b): bloc de branche gauche	15
Figure I. 11: Tachycardie supra-ventriculaire	15
Figure I. 12: Fibrillation auriculaire	16
Figure I. 13: Signal électrocardiographie perturbé par le secteur	17
Figure I. 14: Bruit dû au mauvais contact électrode-peau.....	17
Figure I. 15: Ondulations de la ligne de base	18
Figure I. 16: Le signal EMG	19
Figure .II. 1. Principe de l'identification d'un système.....	21
Figure .II. 2. Principe de l'identification inverse d'un système	21
Figure .II. 3. Principe de l'annulation d'interférence.....	22
Figure .II. 4. Principe de la prédiction.....	22
Figure .II. 5. Principe de filtrage adaptatif.....	23
Figure .II. 6. Filtrage de Wiener.....	26
Figure .III. 1. Principe de filtrage adaptatif utilisé dans les simulations.....	35
Figure .III. 2. Représentation temporelle du résultat de la première étape obtenu avec l'algorithme LMS.....	37
Figure .III. 3. Représentation fréquentielle du résultat de la première étape obtenu avec l'algorithme LMS.....	38
Figure .III. 4. Représentation temporelle du résultat de la deuxième étape obtenu avec l'algorithme LMS.....	39

Figure .III 5. Représentation fréquentielle du résultat de la deuxième étape obtenu avec l'algorithme LMS.....	40
Figure .III 6. Représentation temporelle du résultat de la première étape obtenu avec l'algorithme NLMS.....	41
Figure .III 7. Représentation fréquentielle du résultat de la première étape obtenu avec l'algorithme NLMS.....	42
Figure .III 8. Représentation temporelle du résultat de la deuxième étape obtenu avec l'algorithme NLMS.....	42
Figure .III 9. Représentation fréquentielle du résultat de la deuxième étape obtenu avec l'algorithme NLMS.....	43.

Abréviations

AV : Auriculo-ventriculaire

BAT/MIN : Battement par minute

BVA : Blocs Auriculo-ventriculaire

ECG : Electrocardiogramme

FA : Fibrillation auriculaire

FFT : Fast Fourier Transform

LMS : least mean squares (moindres carrés)

MSE : Mean Square Error (erreur quadratique moyenne)

NLMS: Normalized least mean squares

QRS : durée du complexe QRS

Q-T : Intervalle entre le début du complexe QRS et la fin de l'onde T de l'ECG

RIF : Réponse Impulsionnelle Finie

RLS : Recursive Mean Squares (Carrés moyens récursifs)

SA : Sino-Auriculaire

TFD : transformation de Fourier discrète

VL : le potentiel sur le bras gauche et

VR : le potentiel sur le bras droit

VF : le potentiel sur la jambe gauche.

J(n) : la fonction cout quadratique

X(p) : vecteur colon

μ : Pas d'adaptation

X' : Matrice transposé

I_N : Matrice diagonale

R_N : Matrice d'autocorrélation

H_{opt} : Solution optimale

$e(k)$: signal d'erreur

$E\{e^2\}$: La puissance moyenne de signal

w : indique les coefficients de filtre.

$Y(n)$: la sortie de filtre

λ : Le multiplicateur de Lagrange

INTRODUCTION GENERALE

Les maladies cardio-vasculaires sont la première cause de mortalité dans le monde, il meurt chaque année plus de personnes en raison de maladies cardio-vasculaires que de toute autre cause selon l'organisation mondiale de santé (OMS) [1]. Aujourd'hui l'électrocardiographie est une technique relativement peu coûteuse, permettant à l'aide d'un examen indolore et sans danger, de surveiller le système cardiovasculaire, notamment pour la détection des troubles du rythme et la prévention de l'infarctus du myocarde.

L'électrocardiogramme (ECG) représente un enregistrement électrique du cœur obtenu facilement en attachant des petites électrodes à l'être humain, il est caractérisé par un comportement périodique ou quasi périodique. Il se compose typiquement de trois ondes importantes appelées onde P, complexe QRS et onde T. Pendant l'enregistrement ; les signaux ECG peuvent avoir quelques changements dans leurs morphologies (Amplitude et phase d'un cycle à un autre) aussi des bruits qui recouvrent le signal utile partiellement ou totalement, donc le filtrage de ces bruits est très important pour mieux détecter les paramètres du signal ECG car ces paramètres d'ordre physiologique ou physiopathologique sont particulièrement intéressants pour le suivi médical ou pour l'aide au diagnostic de dysfonctionnement cardiaque ; dans ce cas l'extraction des bruits est réalisée grâce à l'analyse des ces signaux.

Les conditions d'enregistrements de l'ECG font que le signal est nécessairement bruité par des processus autres que cardiaques. Ces perturbations peuvent être d'origine physiologique (peau, muscle, respiration, ...) ou environnementale (courant de secteur, perturbations électromagnétiques, placement de l'électrode, ...). Le praticien qui analyse l'ECG peut alors être gêné par la présence de bruit.

La nature non linéaire de ce signal et le bruit qui l'affecte constituent un obstacle. La nécessité de dépasser cet obstacle est la cause de l'utilisation d'une variété d'approches et techniques pour son traitement et pour l'amélioration de la qualité de son enregistrement, parmi les traitements essentiels d'un signal ECG on trouve le filtrage adaptatif. La technique de filtrage adaptatif s'est avérée utile dans de nombreuses applications biomédicales, l'idée de base du filtrage adaptatif a été utilisée dans diverses applications de traitement d'ECG. Une

application simple mais importante consiste à supprimer la composante 50Hz qui est due au secteur AC [2].

L'objectif de ce travail est d'employer le filtrage adaptatif pour supprimer le bruit du secteur et qui est du aux appareils électriques utilisé pour l'enregistrement du signal ECG, nous allons mettre en œuvre deux algorithmes LMS et NLMS qui sont très utilisés et faciles à mettre en œuvre, nous allons utiliser MATLAB pour le développement de tous les programmes et pour l'évaluation des performances, les signaux utilisés dans les simulations sont des signaux réels de la base de données MIT-BIH qui est très connue.

Ce mémoire est organisé comme suit :

Le premier chapitre sera consacré à la découverte du domaine de l'électrocardiographie en se focalisant plus sur le signal ECG qui est l'objet de notre travail et surtout aux bruits pouvant entacher l'enregistrement de ce signal.

Le deuxième chapitre est dédié au filtrage adaptatif et ses différentes approches et catégories, une étude plus approfondie sera réservée aux algorithmes LMS et NLMS.

Le dernier chapitre présentera la simulation et l'application des deux algorithmes LMS et NLMS et aux résultats de filtrage effectués sur les signaux de la base de données ainsi qu'à la discussion et à la comparaison des résultats. Le manuscrit est finalisé par une conclusion générale et des perspectives.

Chapitre I

INTRODUCTION A L'ELECTROCARDIOGRAMME

1. Introduction

L'électrocardiogramme (ECG) est le signal biomédical le plus couramment utilisé dans les diagnostics cliniques du cœur. Le mot "électrocardiogramme" est une combinaison de trois mots: électro, se rapportant au signal électrique; cardio, qui se traduit par cœur; et gramme, qui signifie enregistrement. L'enregistrement de l'activité électrique du cœur est appelé ECG, l'ECG est donc le résultat de la dépolarisation du muscle cardiaque d'une manière répétitive contrôlée [3]. Dans ce premier chapitre introductif nous allons découvrir le domaine de l'électrocardiographie à travers d'abord son historique puis par la définition du système cardiovasculaire et les méthodes d'enregistrement du signal ECG ainsi que les différents bruit pouvant entacher cet enregistrement.

2. Historique de l'électrocardiogramme

1842 : le physicien italien Carlo Matteucci montre que chaque contraction du cœur s'accompagne d'un courant électrique.

1872 : le physicien français Gabriel Lippmann invente l'électromètre capillaire.

1887 : le physiologiste Britannique Augustus D.Waller de St Mary's Medical School, à Londres, publie le premier électrocardiogramme humain.

1897 : Clement Ader, un ingénieur français en électricité apporte son système d'amplification appelé galvanomètre, utilisé pour les lignes télégraphiques sous-marines.

1902 : Einthoven publie le premier électrocardiogramme enregistré avec cet appareil.

1924 : Willem Einthoven, prix Nobel pour l'invention de l'électrocardiogramme.

1942 : Emanuel Goldberger ajoute aux dérives frontales d'Einthoven aVR, aVL, aVF, ceci lui permet, avec les 6 dérives précordiales V1-V6 réaliser le premier électrocardiogramme sur 12 voies, ce qui est toujours utilisé actuellement [4].

3. Le système cardio-vasculaire

Le système cardio-vasculaire appelé aussi système circulatoire assure la circulation du sang d'une manière continue dans l'organisme. Il permet ainsi d'alimenter les tissus cellulaires en oxygène et en nutriments et d'évacuer les déchets vers les reins et le dioxyde de carbone vers les poumons. Ce système est composé d'un organe pompe, le cœur, et d'un réseau continu et fermé de conduits qui permettent le transport du sang, le système vasculaire (les veines et les artères) [5].

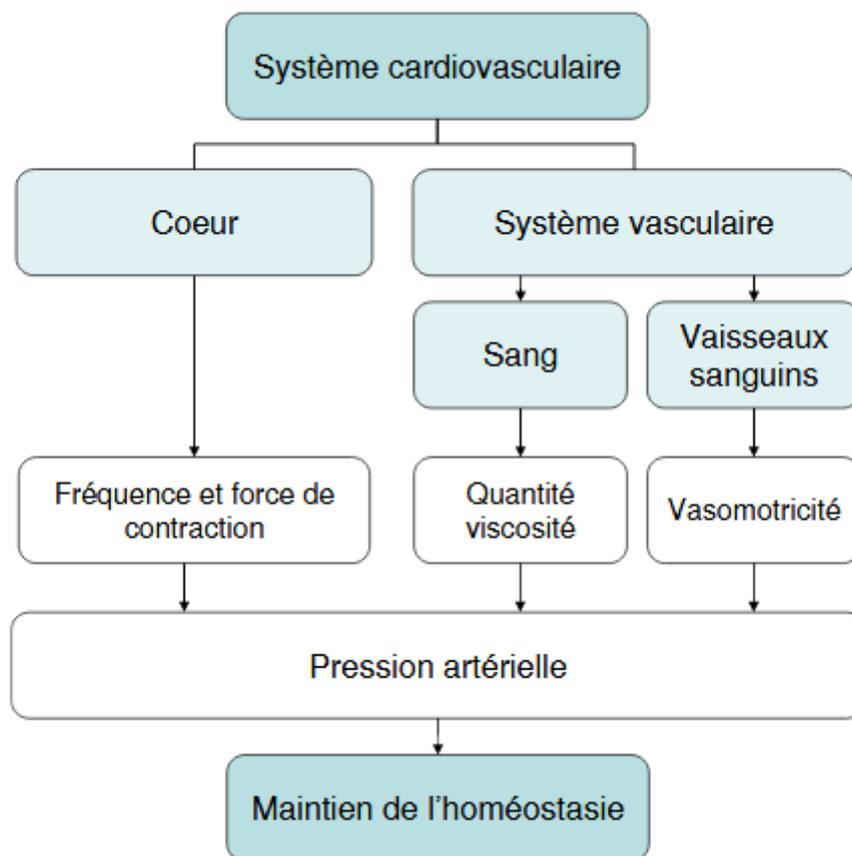


Figure I.1. Représentation schématique du système cardio-vasculaire [5].

3.1. L'anatomie de cœur

Le cœur se situe près du centre de la cavité thoracique, sur le diaphragme entre le sternum et la colonne vertébrale. L'apex du cœur, son extrémité pointue, est orienté vers l'avant, le bas et la gauche. La base du cœur, la portion élargie à l'opposé de l'apex, pointe vers l'arrière, haut et la droite [6].

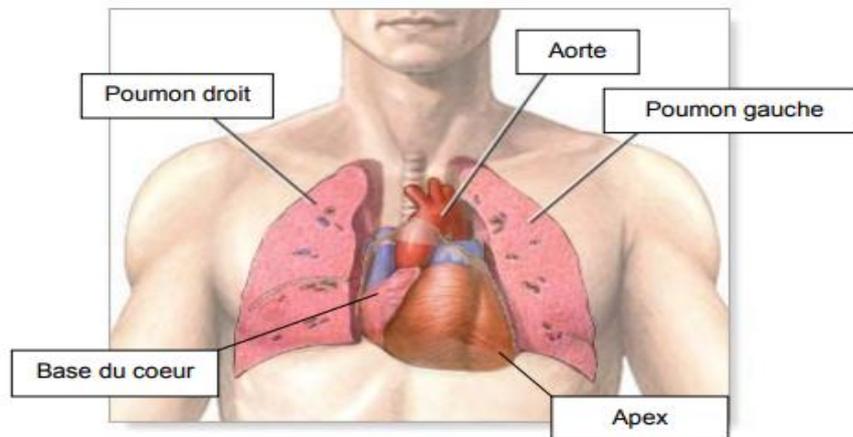


Figure I.2. Le cœur et le thorax [7].

Les parties droite et gauche du cœur sont constituées chacune de deux (2) cavités ou chambres séparées par des valvules.

- Oreillette : reçoit le sang provenant des veines; chambre de remplissage.
- Ventricule : éjecte le sang dans les artères; chambre hémodynamique
- Valvules : forcent le sang à circuler dans une seule direction.

Il existe deux types de valvules; auriculo-ventriculaires qui séparent les oreillettes des ventricules et artérielles qui séparent les ventricules des artères.

Le muscle cardiaque

Cœur droit	Cœur gauche
<ul style="list-style-type: none"> - Oreillette droite : reçoit le sang de trois veines : la veine cave supérieure, la veine cave inférieure et le sinus coronaire. - Valvule auriculo-ventriculaires : Valve tricuspide - Ventricule droit : pompe le sang vers les poumons via le tronc pulmonaire. La valvule pulmonaire se trouve dans l'orifice du tronc pulmonaire. 	<ul style="list-style-type: none"> - Oreillette gauche : reçoit le sang provenant des quatre (4) veines pulmonaires. - Valvule auriculo-ventriculaires : Valve mitrale ou bicuspide - Ventricule gauche : pompe le sang vers les organes et la périphérie via l'aorte. La valve aortique se trouve dans l'orifice de l'aorte.

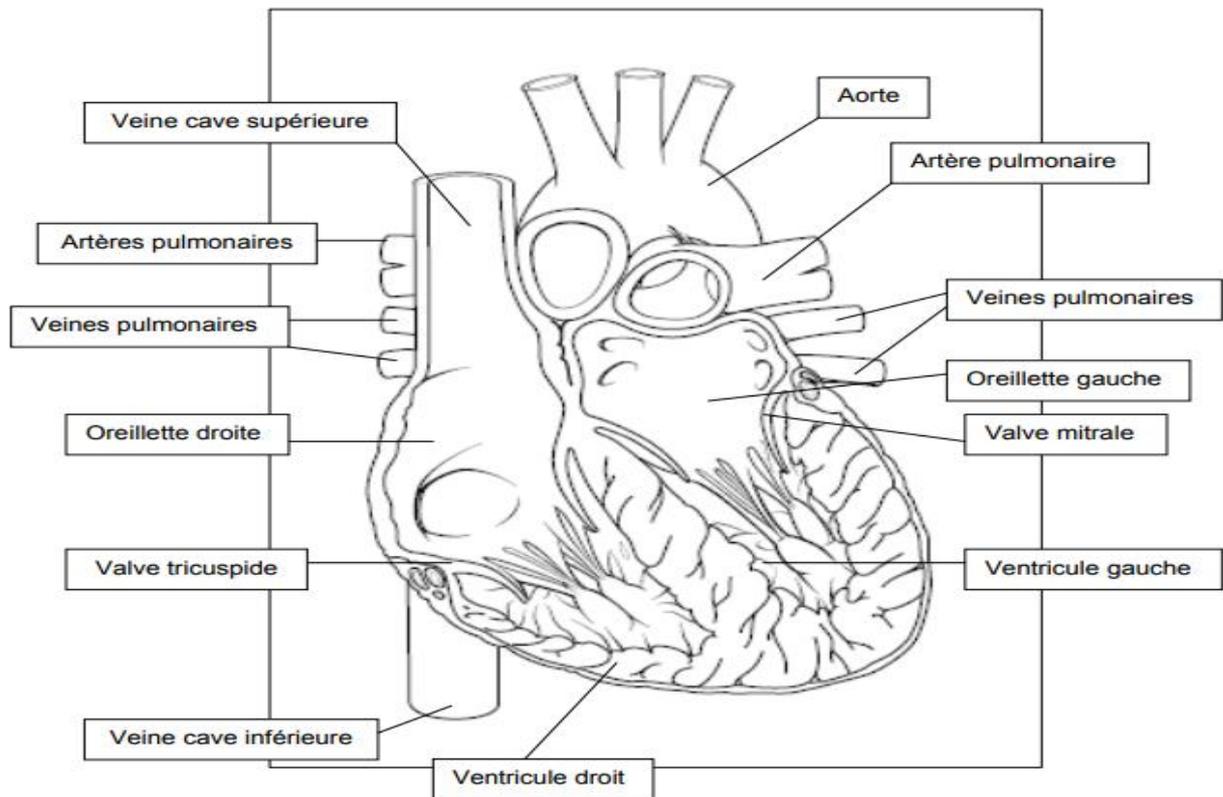


Figure I.3. Anatomie interne du cœur [8].

3.2. Activité mécanique cardiaque

Le cycle de la circulation sanguin se répète constamment et comprend deux périodes : la systole et la diastole. La systole est la période correspondant à l'éjection du sang dans la grande et la petite circulation. Elle est décomposée en trois phases : la systole auriculaire, la systole ventriculaire (contraction isovolumique et éjection) et la diastole, phase pendant laquelle le cœur se remplit de sang. Cette phase est composée de deux étapes : la relaxation isovolumique et le remplissage [9].

3.3. Activité électrique du cœur

Le mécanisme cardiaque, que comprend l'expulsion du sang et l'ouverture-fermeture des valves, fonctionne uniquement grâce aux contractions de myocarde. Ces contractions sont déclenchées par la propagation de poche en poche d'un potentiel d'action.

Lorsqu'on parle du fonctionnement électrique du cœur, il faut revenir au niveau cellulaire et se rappelle qu'il existe une polarisation naturelle de la cellule, chaque cellule myocarde réagit à un stimulus électrique grâce à une membrane permettant une perméabilité sélective aux ions. Au repos, l'intérieure de la membrane cellulaire est chargé négativement par

rapport à l'extérieure qui est pris comme référence. Dans cet état électrique stable, on dit que la cellule est polarisée.

Lorsque la cellule est stimulée électriquement, la propriété de la membrane sont modifiées et sa perméabilité aux ions augmente les échanges ioniques à travers la membrane des cellules myocardiques donnent naissance au potentiel d'action. La figure montre l'effet de l'échange ionique transmembranaire sur le potentiel d'action. [9]

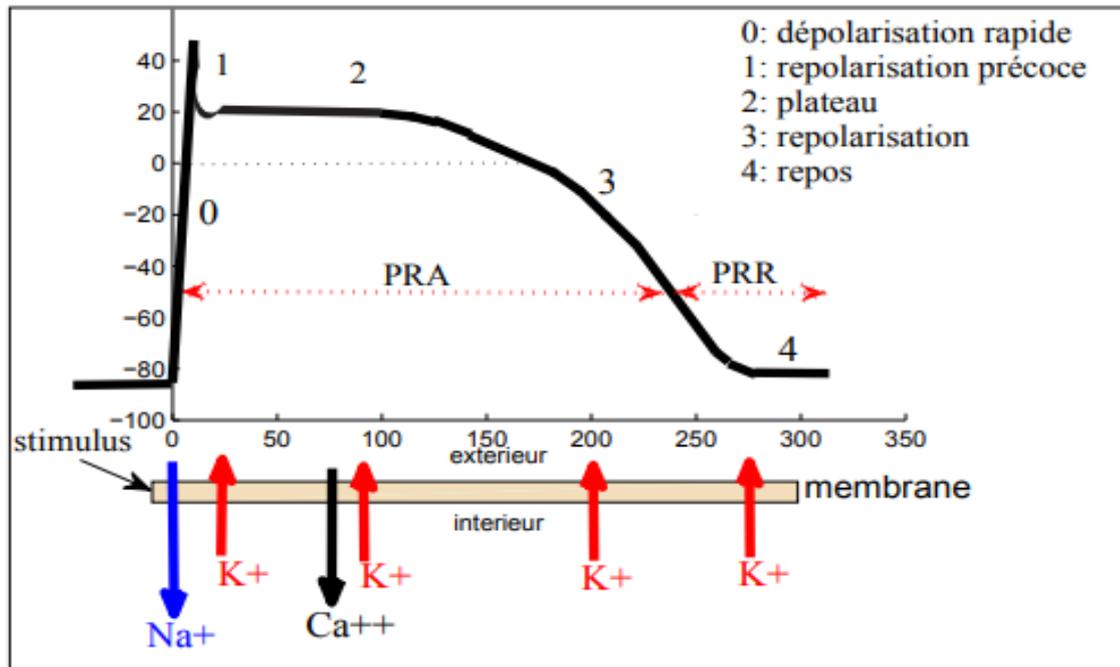


Figure I.4. Les phases du potentiel d'action d'une cellule du muscle cardiaque [9]

- La phase 0 ou dépolarisation rapide : après une excitation électrique au-dessus du seuil d'activation de la cellule, un afflux rapide d'ions Na^+ rentre dans la cellule et inverse rapidement la polarité de la cellule.
- La phase 1 ou début de repolarisation : elle est caractérisée par une repolarisation rapide et de courte durée ; due à l'inactivation des canaux Na^+ et au flux sortant d'ions de potassium K^+ .
- La phase 2 ou plateau : elle correspond à la phase de repolarisation lente. Elle est due à l'entrée lente des ions Ca^{2+} dans la cellule qui atténue l'influence de des canaux K^+ continuant à sortir, ralentissant ainsi la phase de repolarisation.
- La phase 3 ou repolarisation : elle correspond à la phase de repolarisation finale, et se caractérise par la fermeture de canaux ioniques spécifiques qui ramène la cellule au

potentiel de repos originel. Durant cette phase, les ions K^+ sont toujours sortants tandis que le potentiel de la cellule tend vers son seuil de repos.

- La phase 4 : elle correspond au potentiel de repos, où la cellule est plus facilement excitable [6].

4. L'électrocardiogramme (ECG)

L'électrocardiographie correspond à l'enregistrement de l'activité électrique qui traverse le cœur, via des électrodes cutanées positionnées dans les différents points du corps ; au niveau de la peau, ces courants d'activités de la fibre musculaire cardiaque vont être captés par les électrodes, amplifier puis enregistrer. On appelle électrocardiogramme (ECG) le tracé de l'activité électrique. L'ECG est le signal biomédical le plus étudié pour caractériser les anomalies cardiaques et l'analyse de ces enregistrements permet de diagnostiquer un grand nombre de pathologies [11].

4.1. L'enregistrement

L'enregistrement électrocardiographique peut se faire soit par voie externe à l'aide d'électrodes posées à la surface du corps, soit par voie interne en enregistrant l'influx électrique à la surface du cœur (enregistrement épicaudique), ou directement en introduisant une sonde endocavitaire. Il existe différents types d'enregistrement de l'activité cardiaque : l'ECG de repos est enregistré grâce à des électrodes placées sur le patient qui est allongé. L'ECG d'effort quant à lui est enregistré durant un exercice dynamique (alternance de contractions et de relâchements musculaires). Il existe aussi les méthodes d'enregistrement Holter (enregistrement continu sur 24 heures) et le mapping (de 20 à 200 électrodes placées à la surface du corps) [12]. Lors du mapping, on place sur le thorax du patient les électrodes en colonnes mises cote à cote.

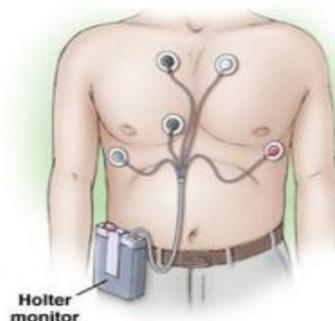


Figure I.5. Appareil Holter [13].

4.2. Principe d'acquisition du signal ECG

L'électrocardiographie consiste à recueillir les variations du potentiel électrique cardiaque, les amplifier puis les enregistrer. Les signaux captés étant particulièrement faibles, des amplificateurs de haute performances (gain, linéarité, minimum de bruit de fond) sont souvent nécessaires [14]. Les différentes étapes de l'acquisition du signal ECG sont représentées sur la figure suivante.

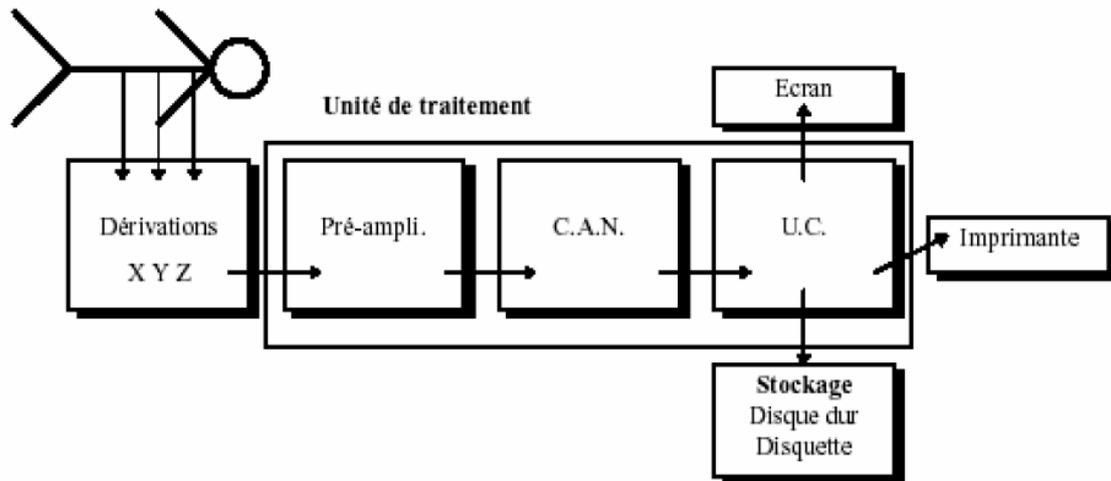


Figure I.6. Synoptique de la chaîne d'acquisition d'un ECG haute résolution [15].

4.3. Système de Dérivations électrocardiographique

La dérivation en électrocardiographie se définit par deux points d'observation de l'activité électrique du cœur à partir desquels on mesure une différence de potentiel électrique. Généralement les appareils électrocardiographiques peuvent enregistrer plusieurs différences de potentiels en même temps selon l'emplacement et le nombre d'électrodes réparties sur le corps. Chaque mesure de ces potentiels correspond alors à une dérivation de l'ECG. L'emplacement de ces électrodes est choisi de manière à explorer la quasi-totalité du champ électrique cardiaque résultant de la contraction du myocarde. [16]

4.3.1. Les dérivations périphériques : Les dérivations périphériques (ou dérivations des membres) permettent d'étudier l'activité électrique du cœur sur le plan frontal. Elles sont obtenues au moyen de 4 électrodes appliquées au bras droit, au bras gauche et à la jambe gauche, l'électrode de la jambe droite étant une électrode neutre destinée à éliminer les parasites électriques. Elles ont été déterminées par Einthoven en 1912 (Les dérivations

périphériques bipolaires) et complétées par Goldberger en 1942 (Les dérivations périphériques unipolaires) [16].

4.3.2. Les dérivations périphériques bipolaires

Les dérivations bipolaires (DI, DII, DIII) ont été déterminées par Einthoven début du vingtième siècle et restent encore utilisées aujourd'hui. Ces dérivations utilisent trois électrodes placées sur le sujet. Les électrodes sont placées sur les bras droit et gauche et sur la jambe gauche pour former un triangle (triangle d'Einthoven). Ces dérivations sont dites bipolaires parce qu'elles mesurent une différence de potentiel entre deux électrodes. Chaque côté du triangle formé par les trois électrodes représente une dérivation en utilisant une paire d'électrodes différente pour chacune des dérivations (figure I.7.b).

Les trois dérivations sont :

- ✓ DI (dérivation I) avec $DI = VL - VR$
- ✓ DII (dérivation II) avec $DII = VF - VR$
- ✓ DIII (dérivation III) avec $DIII = VF - VL$

Avec : VL le potentiel sur le bras gauche et VR le potentiel sur le bras droit, VF le potentiel sur la jambe gauche [16].

4.3.3. Les dérivations périphériques unipolaires

Les dérivations unipolaires ont été introduites par Wilson (figure I.7.a). Dans son système, les dérivations sont obtenues entre une électrode exploratrice placée au sommet du triangle d'Einthoven et une borne centrale (électrode neutre ou indifférente, dont le potentiel est la moyenne des potentiels des trois sommets du triangle d'Einthoven). Cela a donné les dérivations unipolaires VL VR et VF. Plus tard, Goldberg a modifié le système des dérivations de Wilson pour obtenir trois dérivations unipolaires augmentées, appelées aVL aVR et aVF. La lettre a (de l'anglais augmented) désigne le fait que les nouvelles dérivations amplifient les variations de potentiel des dérivations de Wilson par un facteur de 1,5 [17].

4.3.4. Les dérivations précordiales: Pour mesurer les potentiels proches du cœur, Wilson a introduit les dérivations du plan horizontal V1, V2, V3, V4, V5, et V6. Ces six dérivations sont localisées du côté gauche du thorax comme illustré dans la figure I.7.c. Les potentiels sont enregistrés à partir d'une électrode exploratrice (pôle positif) placée sur le thorax et l'électrode de référence (pôle négatif) connectée à la borne centrale de Wilson. Ce sont des

dérivations rapprochées car l'électrode exploratrice est placée à faible distance des parois du ventricule droit et gauche [18].

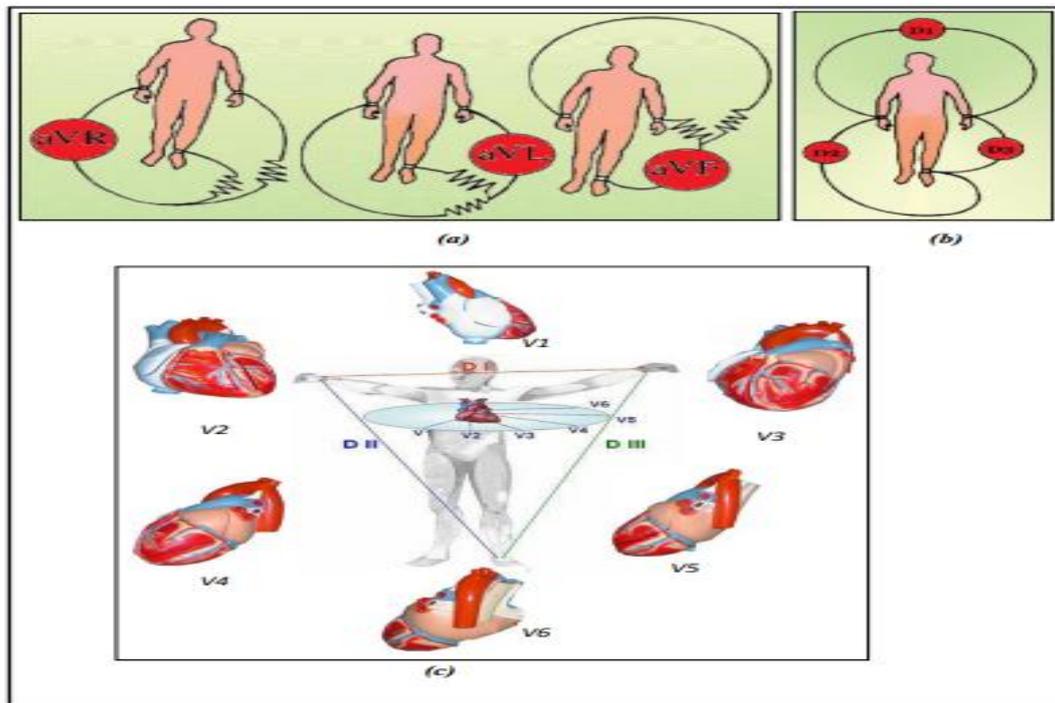


Figure I.7. Les dérivations périphériques. (a) Dérivation unipolaire. (b) Les dérivations bipolaires. (c) Les dérivations précordiales.

4.4. Le tracé de l'Electrocardiogramme (ECG)

Le processus de dépolarisation et de repolarisation des structures myocardiques se présente dans l'ECG comme une séquence d'ondes superposées à une ligne de potentiel zéro, appelée ligne isoélectrique ou ligne de base.

Ces déflexions sont dites positives si elles sont situées au-dessus de la ligne de base, négatives sinon.

Pour chaque battement cardiaque, l'ECG enregistre, principalement, trois ondes successives comme indiqué sur la figure suivante [19].

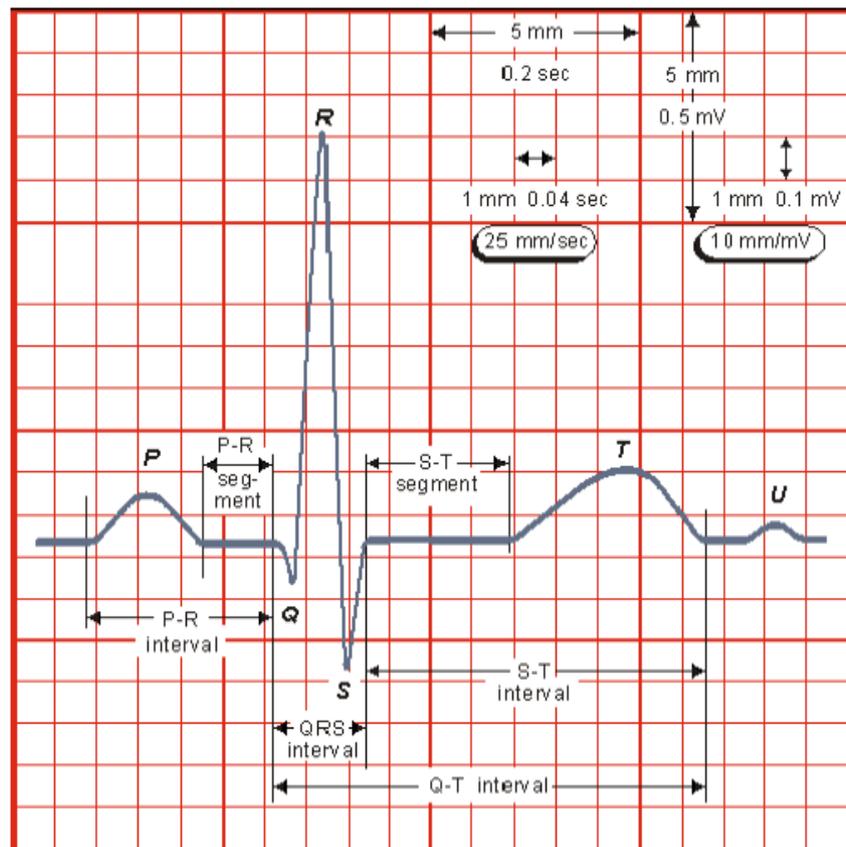


Figure I.8. Tracé ECG [19].

4.4.1. Ondes de l'ECG

Si l'on observe plus en détail le signal ECG on peut le décomposer, dans le domaine temporel, en une succession de différentes tranches appelées ondes :

- **L'onde P**

Est une onde positive d'allure arrondie qui traduit la dépolarisation auriculaire. Sa durée varie entre 0.08 et 0.11 seconde et son amplitude ne dépasse pas 0.25 mV (2.5mm). Elle est plus apparente en utilisant les dérivations DII, DIII et VF. Il faut noter que la repolarisation auriculaire n'est pas visible sur l'ECG car elle coïncide avec le complexe QRS d'amplitude plus importante [20].

- **Le complexe QRS :**

Il correspond à la dépolarisation ventriculaire précédant l'effet mécanique de contraction et il possède la plus grande amplitude de l'ECG. Il se caractérise par une durée moyenne de 0.08 secondes et son amplitude varie de 5 à 20mm (0.5 à 2 mV).

Le complexe comprend trois parties :

- **L'onde Q** : C'est une onde négative de durée inférieure à 0.04 secondes et d'amplitude toujours inférieure à 3mm (0.3mV).
- **L'onde R** : C'est une onde positive qui correspond à l'activation de la paroi libre des ventricules. Son amplitude varie selon la dérivation utilisée. Ainsi, l'onde R est inférieure à 18mm (1.8mV) dans le cas des dérivations périphériques et inférieure à 8mm (0.8mV) pour les dérivations précordiales au point V1 et 25mm (2.5mV) au point V6. [20]
- **L'onde S** : C'est une onde négative de durée inférieure à 0.08 seconde.
- **L'onde T** : elle correspond à la repolarisation ventriculaire et a un aspect asymétrique avec une pente initiale plus faible que son versant descendant, c'est-à-dire une montée plus lente que la descente. L'onde T est normalement positive sur toutes les dérivations sauf aVR. Sa durée doit être inférieure à 0.20 secondes et son amplitude inférieure à 4mm (0.4mV) en V6.
- **L'onde U** : C'est une onde positive faisant suite à l'onde T et inconstante. Elle représente la repolarisation des fibres du His-Purkinje. [20]

4.4.2. Intervalles caractéristiques de l'ECG [20]

A partir de l'allure du signal ECG et ses différentes ondes, on peut définir les écarts séparant ces dernières. Les valeurs de ces intervalles sont très utiles lorsqu'il s'agit d'interpréter le signal et de diagnostiquer un éventuel dysfonctionnement. L'ECG est ainsi caractérisé par plusieurs intervalles comme indiqué sur la figure précédente.

- **L'intervalle RR II** : Est délimité par les sommets de deux ondes R consécutives et permet d'évaluer la fréquence cardiaque instantanée. Cet intervalle est utilisé pour la détection des arythmies ainsi que pour l'étude de la variabilité de la fréquence cardiaque.
- **Le segment PQ** : Il représente le temps que met l'influx électrique pour aller du nœud sinusal au début de l'activation ventriculaire. Il est mesuré du début de l'onde P au début de l'onde Q. Ce qui est mesuré est donc l'intervalle PQ. La durée de cet intervalle varie chez l'adulte de 0.12 seconde à 0.20 seconde.
- **L'intervalle QT** : C'est un intervalle important à mesurer. Il correspond à la systole électrique du myocarde ventriculaire, ce qui comprend la durée de dépolarisation et de

repolariisation ventriculaires. Il va de début du complexe QRS à la fin de l'onde T. Sa durée varie entre 0.3 et 0.44 seconde.

5. Les pathologies cardiaques

Sous cette dénomination on regroupe les arythmies cardiaques et les blocs cardiaques. Le meilleur outil pour diagnostiquer une arythmie est l'électrocardiogramme. Dans l'analyse de l'ECG, les pathologies ou anomalies sont détectées et classées en fonction de leur déviation par rapport au rythme idéal qu'est le rythme sinusal. Chaque déviation visible sur l'ECG peut être attribuée à une anomalie physiologique [21].

5.1. Le rythme sinusal

En absence de toute pathologie, le rythme sinusal est le rythme cardiaque normal, il correspond à une activation physiologique des oreillettes, puis des ventricules à partir du nœud sinusal. Son rythme est compris entre 60 et 80 battements par minute avec un intervalle régulier entre des battements normaux (voir la figure I.9). Le cœur s'accélère normalement lors d'une activité physique, dans des circonstances physiologiques qui exigent un surcroît de demande métabologique ou sous l'effet des émotions ou d'excitants tels que le café et le tabac [21].

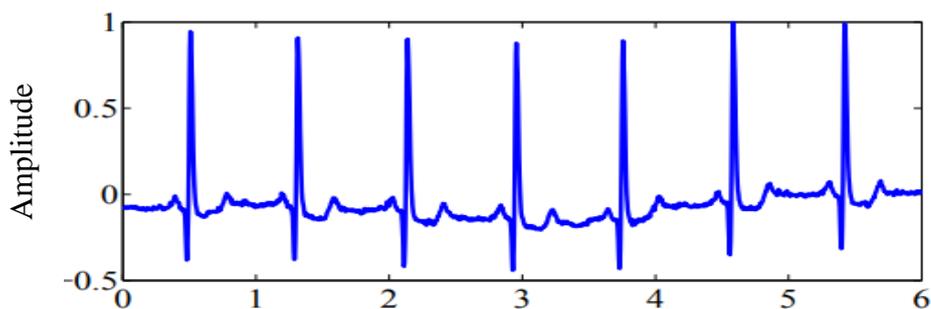


Figure I. 9. Rythme sinusal [21].

5.2. Blocs cardiaques

Les blocs cardiaques sont dus à une rupture de conduction du myocarde qui altère la dépolarisation. Ces ruptures peuvent être plus ou moins sévères : freinantes (allongement du temps de parcours), intermittentes (le blocage de la conduction se fait aléatoirement), ou complète (aucune conduction). Il existe donc trois types : Bloc Sino-Auriculaire (Bloc SA), Blocs Auriculo-ventriculaire (BAV), Blocs de branche. La figure I.10 montre un exemple de bloc de branche [22].

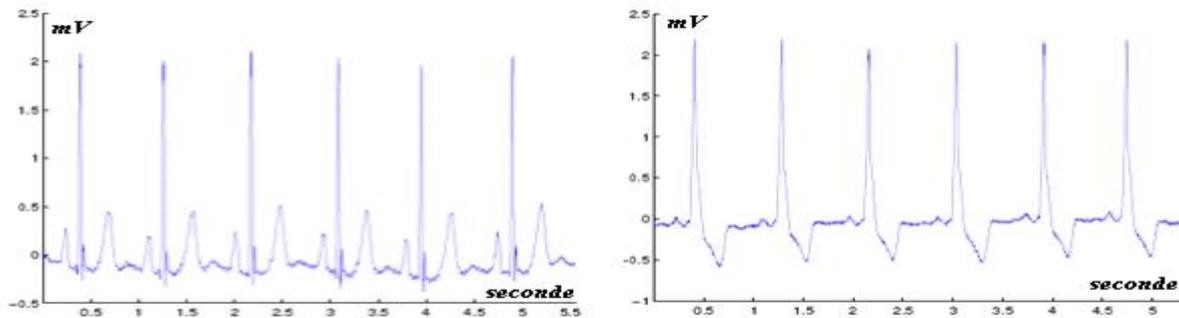


Figure I. 10. Exemples d'ECG : (a) normal. (b): bloc de branche gauche [22].

5.3 Les arythmies cardiaques

Elles sont une cause majeure de mortalité et constituent une partie très importante de la problématique des maladies cardiovasculaires. L'arythmie survient lorsque l'excitation électrique naît hors du nœud sinusal, dans le nœud atrio-ventriculaire ou les ventricules par exemple, ou que l'onde électrique ne suit plus les voies préférentielles de propagation. La contraction cardiaque qui en résulte s'écarte du rythme normal. Le battement supplémentaire qu'elle provoque se nomme extrasystole, par opposition à la contraction normale nommée systole. On classe les arythmies en fonction de leur lieu de formation et de leurs effets sur le rythme cardiaque. Si le trouble se déclare dans les oreillettes ou le nœud atrio-ventriculaire, on parlera d'arythmie supra-ventriculaire; s'il apparaît dans les ventricules, on parlera d'arythmie ventriculaire. Si une arythmie accélère le rythme cardiaque, on parlera de tachycardie (tachy = rapide); si elle le ralentit, on parlera alors de bradycardie (Brady = lent). La figure I.11 illustre un exemple tachycardie supra-ventriculaire [22].

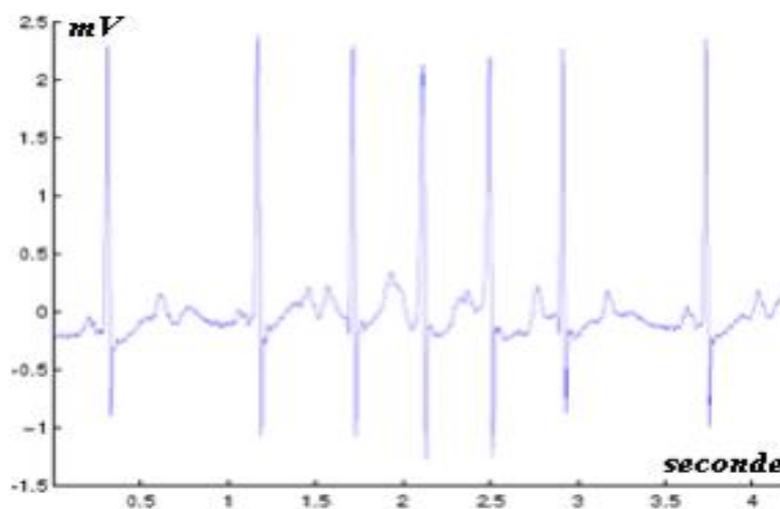


Figure I. 11. Tachycardie supra-ventriculaire[22].

5.4. La fibrillation auriculaire

Une fibrillation auriculaire est définie comme la contraction anarchique des oreillettes, qui entraîne une contraction rapide et irrégulière des ventricules comme montré sur la figure I.12. Il s'agit d'un trouble du rythme du cœur très fréquent, en particulier chez les sujets de plus de 60 ans. Le diagnostic est difficile car les symptômes de fibrillation auriculaire ne sont absolument pas ressentis.

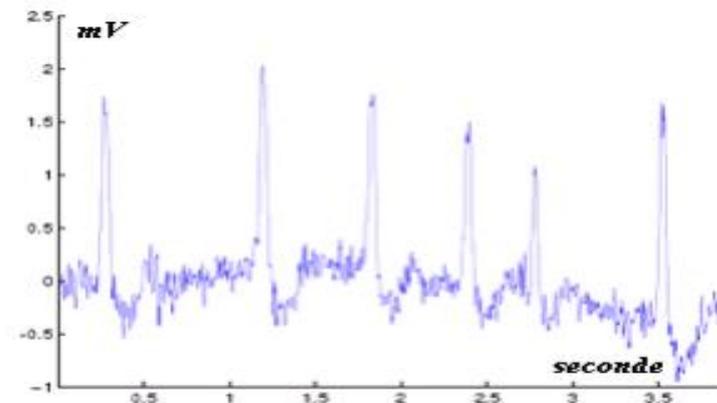


Figure I. 12. Fibrillation auriculaire [22].

6. Les artefacts visibles sur ECG

Sur tout enregistrement électrocardiographique il peut apparaître des événements indésirables pouvant brouiller le tracé et, parfois, induire en erreur le diagnostic final. Ces bruits sont parfois reconnaissables par l'œil expérimenté d'un spécialiste qui les identifie avant d'effectuer son diagnostic [23].

Ces bruits peuvent être classés selon leurs origines en deux grandes catégories, les bruits d'origine technique et les bruits d'origine physique.

6.1. Bruits techniques [23]

Le matériel utilisé lors de l'enregistrement doit être manipulé avec précaution car il peut être source de bruits lors de l'enregistrement. Les plus courants de ces bruits sont présentés ci-dessous.

6.1.1. Bruit dû au secteur : Le réseau de distribution électrique peut parfois brouiller le signal électrocardiographique avec une onde dont l'harmonique principale est à 50 Hz comme

montré sur la figure (I.13). Ce type de bruit apparaît sur tout l'enregistrement et peut être assez fort et il est éliminé classiquement avec un filtre sélectif à bande étroite centrée sur 50 Hz.

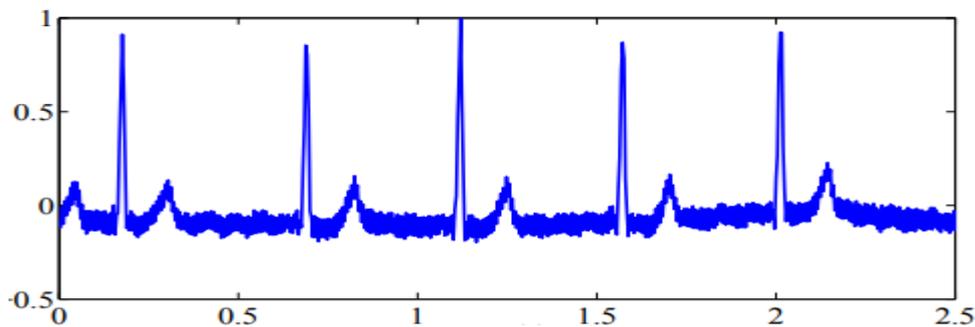


Figure I. 13. Signal électrocardiographie perturbé par le secteur [23]

6.1.2. Bruit dû aux mouvements des électrodes :

Le bruit de contact de l'électrode est une interférence transitoire provoquée par la perte de contact entre l'électrode et la peau, ce qui déconnecte efficacement le système de mesure du sujet, voir la figure I.14. Le contact de perte peut être permanent, ou peut être intermittent; comme ce serait le cas lorsqu'une électrode détachée est mise en contact et hors de la peau en raison du mouvement et de la vibration. Cette action de commutation à l'entrée du système de mesure peut entraîner un artefact important puisque le signal ECG couplé capacitivement au système, avec l'entrée de l'amplificateur déconnectée, une interférence de 60 Hz peut être significative [24].

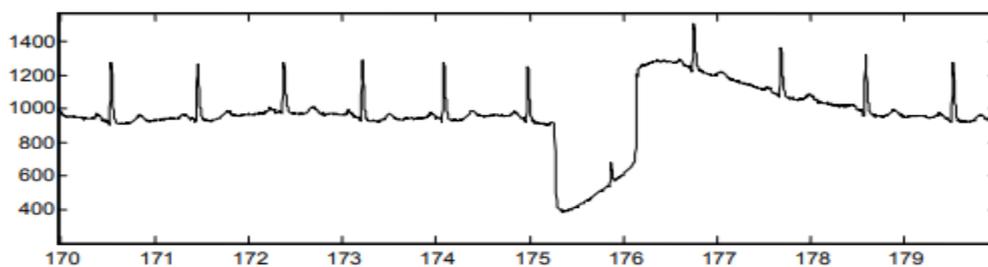


Figure I. 14. Bruit dû au mauvais contact électrode-peau [24]

6.1.3. Autres bruits : Parmi les autres bruits techniques souvent rencontrés, nous pouvons citer les artefacts dus aux :

- Mouvements des câbles électriques.
- La saturation des instruments de mesure.
- Mauvaise qualité du câblage.
- Port de vêtements synthétiques.

- Ondes RF émises par les équipements électro chirurgicaux [25].

6.2. Artefacts physiques

Les artefacts physiques sont dus aux activités électriques du corps humain telles que les commandes de contraction des muscles ou la respiration [26].

6.2.1. Effets sur la ligne de base :

La ligne de base est la ligne horizontale prise comme référence pour étudier la forme et l'amplitude des différentes ondes cardiaques. Les fluctuations de cette ligne de base correspondent aux déviations de basses fréquences de l'amplitude de l'ECG liées principalement aux mouvements du patient pendant sa respiration. En effet Pendant un enregistrement d'un signal ECG, l'activité respiratoire peut faire osciller la ligne de base du signal à un rythme régulier. Un tel bruit est visible sur la figure I.15. Généralement, Ces perturbations ne sont pas très gênantes pour l'analyse du signal ECG, car ils peuvent être filtrés puisque leur énergie se situe dans les basses fréquences.

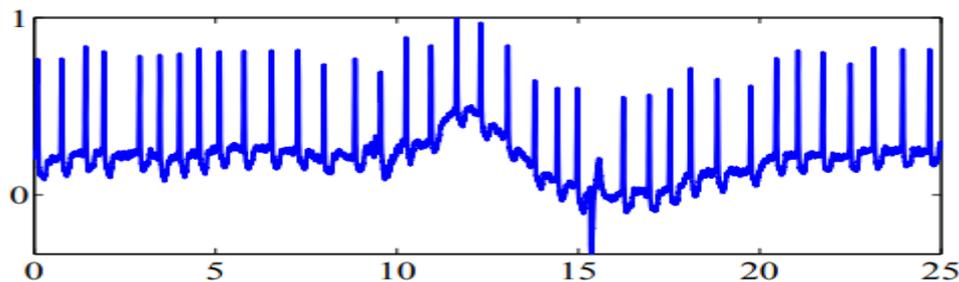


Figure I. 15. Ondulations de la ligne de base [26]

6.2.2. Bruits dûs au signal électromyogramme EMG :

Malgré que les électrocardiographes soient conçus pour être essentiellement sensibles aux contractions du myocarde, l'ECG peut enregistrer aussi les contractions des autres muscles squelettiques. En effet, ce bruit est dû à la contraction des tissus musculaire qui est accompagnée par une dépolarisation des cellules ce qui donne un signal électromyogramme qui va être superposé sur le signal ECG comme des oscillations hautes fréquences. Ces perturbations sont assez gênantes surtout lorsque le patient bouge beaucoup ou lorsqu'il frissonne, elles peuvent noyer les ondes P et T et empêcher parfois la détection des pics R. Un exemple de tel bruit est représenté sur la figure I.16 [26].

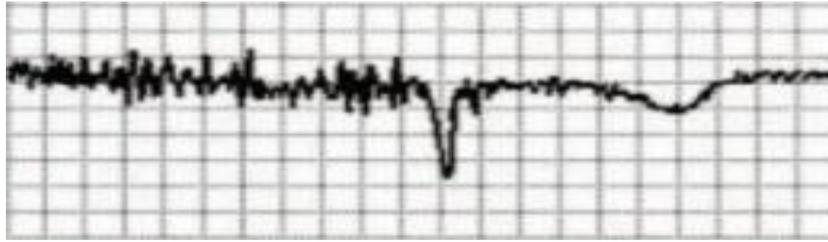


Figure I. 16. Le signal EMG [26].

6.2.3. Autres artefacts d'origine physique : Le signal électrocardiographique ECG peut être affecté par certaines maladies comme l'hyperthyroïdie, l'ischémie et l'hypokaliémie ainsi que l'utilisation de certains médicaments qui peuvent modifier l'allure du tracé ECG, notamment la digoxine qui bloque la conduction AV et ralentit la fréquence cardiaque et la digitaline qui provoque un abaissement du segment ST avec inversion des ondes T et tend à raccourcir l'intervalle QT [26].

6.3. Filtrage du signal ECG

Lors de l'étape de prétraitement, l'objectif principal est de filtrer les signaux utiles des bruits indésirables. En électrocardiographie, ces bruits sont bien identifiés mais certains d'entre eux ont la particularité de se chevaucher avec la bande spectrale de l'ECG, ce qui les rend parfois difficile à filtrer [27].

Conclusion

Ce chapitre a été consacré au domaine de l'électrocardiographie, le but est de savoir comment enregistrer un signal ECG et essentiellement les bruits influant sur la qualité de l'enregistrement et qui peuvent mettre en erreur le diagnostic d'une pathologie quelconque. Le bruit qui nous intéresse le plus est le bruit du secteur qu'on cherche à éliminer en utilisant le filtrage adaptatif et dont le chapitre prochain abordera les différents algorithmes utilisés.

Chapitre II

FILTRAGE ADAPTATIF

1. Introduction

Dés les années 60, le filtrage adaptatif a causé un emballement et un développement sans précédent, ce développement de filtrage adaptatif est né de l'essor du traitement numérique du signal [28]. En traitement du signal, les méthodes adaptatives visent l'adaptation automatique des opérateurs de traitement aux propriétés statistique des signaux et des systèmes [29].

Les techniques de filtrage adaptatif trouvent tout leur sens dans les problèmes pour lesquels la composante de bruit ou le processus ont un comportement spectral inconnu. Considérons le cas de la mesure sur électrocardiogramme du rythme cardiaque d'un fœtus encore dans le ventre de sa mère. Le signal va être parasité par le rythme cardiaque de la mère et aussi le cas d'un signal perturbé par un parasite sinusoïdal à la fréquence de 50Hz, donc ici le filtrage classique est inefficace alors que le filtrage adaptatif va se révéler performant [30].

Il existe une grande variété de critères et d'algorithmes possibles, on peut trouver l'algorithme des moindres carrés récursives RLS (*Recursive Least Squares*) aussi l'algorithme du gradient stochastique LMS (*Least Mean Squares*) et ses variantes (ex : LMS normalisé ce que nommé NLMS) [29].

Ce chapitre est consacré aux rappels sur l'aspect mathématique du filtrage adaptatif d'une manière général puis aux deux algorithmes utilisés dans notre application (LMS et NLMS) qui sont très populaires et plus simple à mettre en œuvre.

2. 1. Définitions

Le filtrage adaptatif est un outil puissant en traitement numérique du signal, ses application sont déverses, il présente les caractéristiques suivants : on a une entrée $x(n)$ ainsi que la réponse désirée (référence) $d(n)$ et l'erreur $e(n)$, qui est la déférence entre $d(n)$ et la sortie de filtre $y(n)$, sert à contrôler (adapter) les valeurs des coeffitions de filtre, ce qui différencier essentiellement les applications de la façon de définir la réponse désirée $d(n)$ [31].

Le traitement adaptatif du signal a depuis trouvé de nombreuses applications, on peut les classer dans les catégories suivantes :

2.1. Identification de système

La figure II.1 illustre le contexte du problème d'identification. Celui-ci consiste en la détermination d'un filtre modélisant au mieux le comportement d'un processus inconnu. Seuls sont connus les signaux d'entrée/sortie de ce processus. Le filtre représentant le modèle sera estimé à partir de l'observation de la différence entre la sortie du processus et son estimation à la sortie du filtre [32].

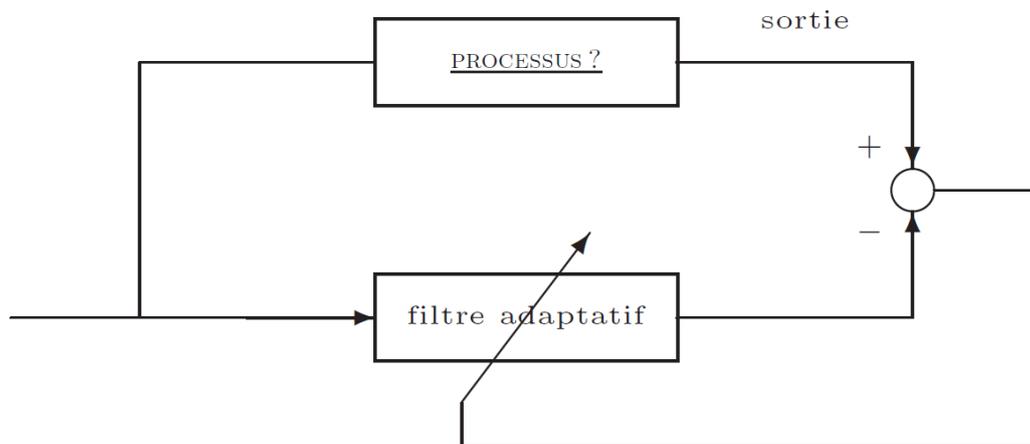


Figure .II. 1. Principe de l'identification d'un système [33].

2.2. La modélisation inverse

Il s'agit dans ce cas de reconstruire au mieux un signal de référence qui a été déformé par un processus inconnu. Le filtre adaptatif doit permettre une compensation des déformations induites par le processus. En Télécom ce problème est désigné sous le nom de problème d'égalisation [32].

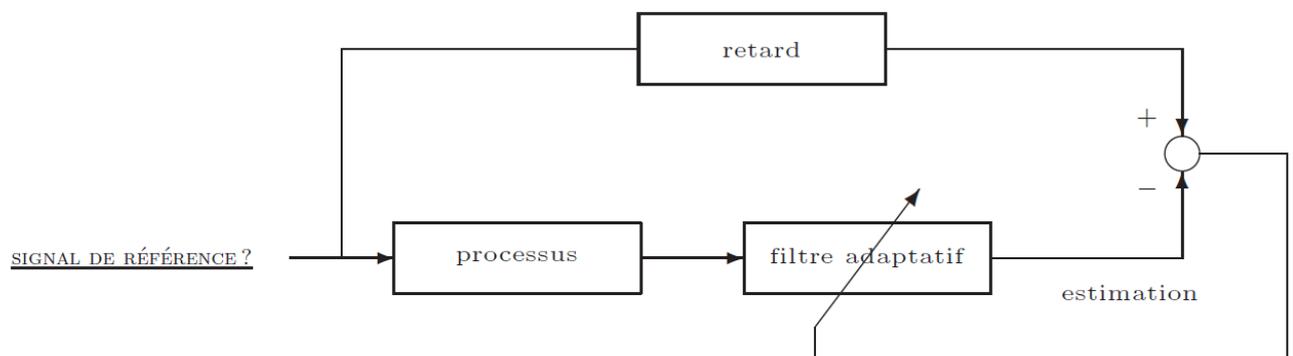


Figure .II. 2. Principe de l'identification inverse d'un système [33].

2.3. L'annulation d'interférence

Le problème de l'électrocardiogramme cité auparavant est un problème typique d'annulation d'interférence. On dispose d'un signal primaire (électrocardiogramme du bébé) parasité par un signal de référence déformé. Ce signal de référence est l'électrocardiogramme de la mère. Le filtrage adaptatif va permettre une compensation de l'influence de l'électrocardiogramme de la mère sur l'électrocardiogramme du bébé [32].

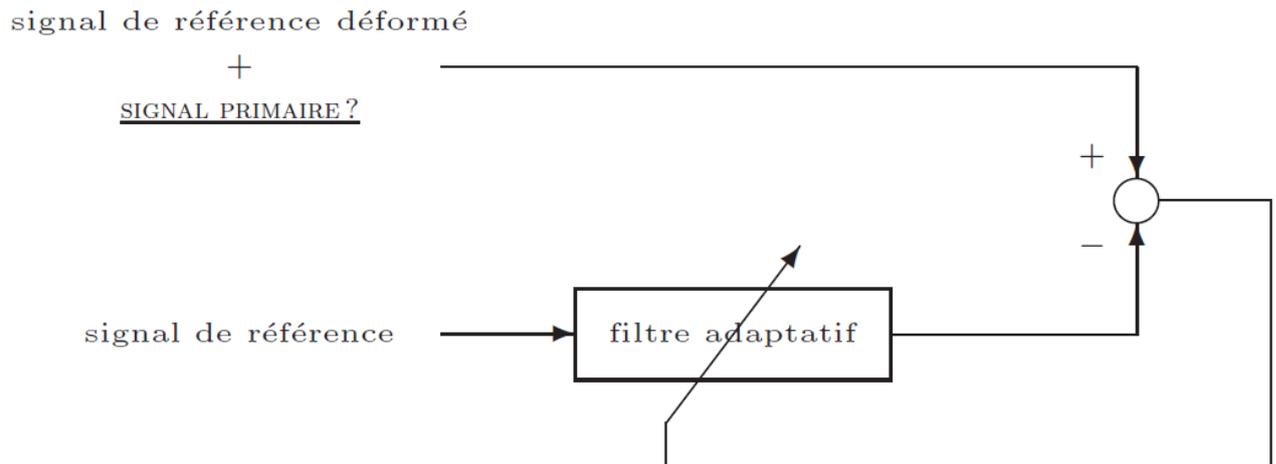


Figure .II. 3. Principe de l'annulation d'interférence [33].

2.4. Filtre prédictif

La figure II.4 illustre le contexte du problème de prédiction. Ce problème consiste en l'estimation de la valeur future d'un signal à partir de l'information passée. Ce peut être par exemple pour prévoir la position future d'un objet, ou pour anticiper l'évolution future d'une grandeur afin de prendre au plus vite une décision [32].

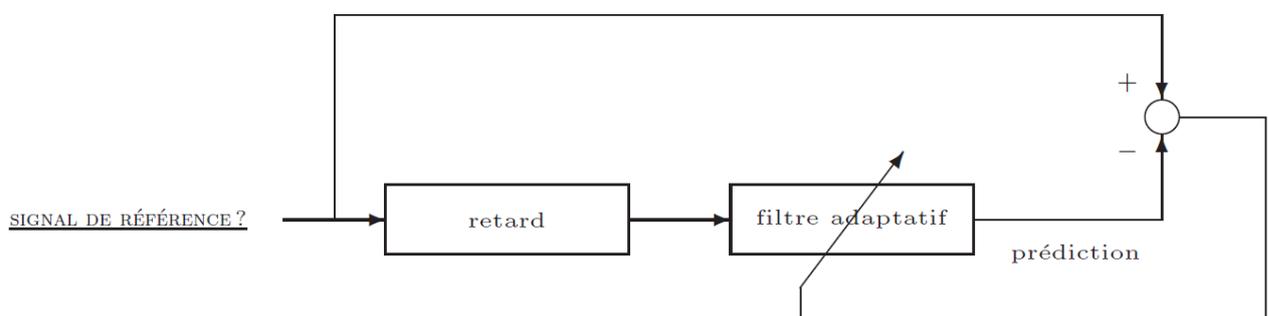


Figure .II 4. Principe de la prédiction [33].

3. Principe de filtrage adaptatif

On dit qu'un filtrage est adaptatif si ses paramètres et ses coefficients sont modifiés suivant un critère donné, dès qu'une nouvelle valeur du signal devient disponible, ces modifications doivent suivre l'évolution des systèmes dans leur environnement aussi rapidement que

possible. Un filtrage adaptatif est généralement associé avec un fonctionnement en temps réel [31].

3.1. Algorithme du gradient

Le principe du filtrage adaptatif est représenté sur la figure II.5 ; il correspond à une opération effectuée sur un signal reçu $x(n)$ pour fournir une sortie dont la différence avec un signal de référence $y(n)$ soit minimisée. Cette minimisation est obtenue en calculant les coefficients du filtre pour chaque nouvel ensemble de données, référence et signal reçue [34].

A partir de la figure II.5, on peut voir un schéma simplifié d'un filtre adaptatif, où :

- $d(n)$ représente le signal désiré.
- $y(n)$ représente la sortie numérique : $y(n) = x(n) * h(n)$
- $e(n)$ le signal d'erreur.

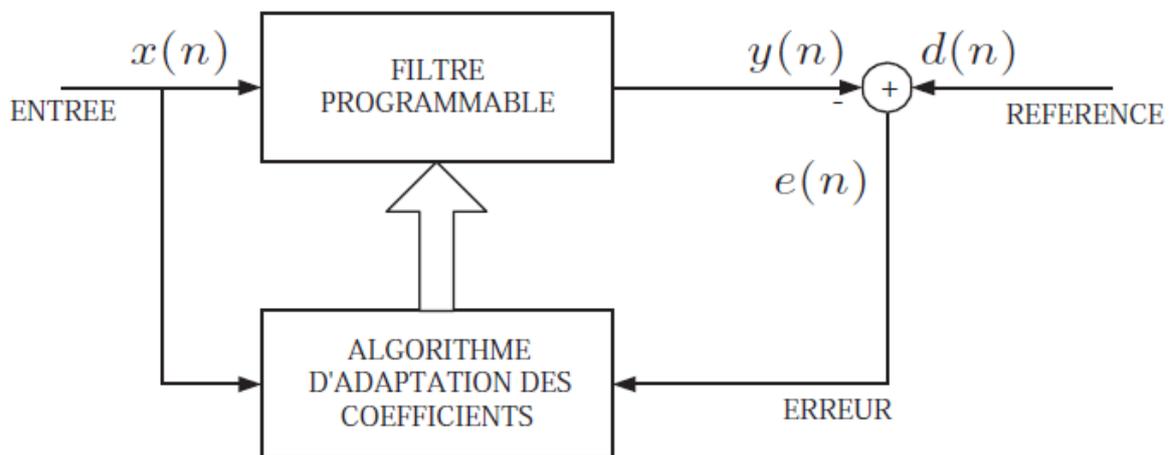


Figure .II 5. Principe de filtrage adaptatif [34].

Ainsi, en supposant qu'à l'indice n , n ensembles de données aient été reçus, les coefficients du filtre adaptatif supposé de type RIF (Réponse Impulsionnelle Finie), représentés par le vecteur $H(n)$, qui minimisent la fonction coût quadratique $J(n)$ définie par :

$$J(n) = \sum_{p=1}^n \left[y(p) - H^t X(p) \right]^2 \quad (\text{II.1})$$

Où $X(p)$ est le vecteur colonne d'éléments $(x(p), x(p-1), \dots, x(p+1-N))$.

L'estimation de la matrice d'autocorrélation du signal reçu peut s'exprimer commodément sous la forme :

$$R_N(n) = \sum_{p=1}^n X(p)X^t(p) = \sum_{p=1}^n \begin{bmatrix} x(p) \\ x(p-1) \\ \vdots \\ x(p+1-N) \end{bmatrix} [x(p), \dots, x(p+1-N)] \quad (\text{II.2})$$

De même, l'estimation du vecteur d'intercorrélacion entre référence et entrée s'écrit :

$$r_{yx}(n) = \sum_{p=1}^n y(p)X(p) \quad (\text{II.3})$$

Quand le nouvel ensemble de données $\{x(n+1), y(n+1)\}$ devient disponible, le vecteur des coefficients $H(n+1)$ peut être calculé à partir de $H(n)$, par une mise à jours. En effet, d'après les relations (II.2) et (II.3) il vient :

$$R(n+1) = R_N(n) + X(n+1)X^t(n+1) \quad (\text{II.4})$$

$$r_{yx}(n+1) = r_{yx}(n) + X(n+1)y(n+1) \quad (\text{II.5})$$

Et par suit :

$$R_N(n+1)H(n+1) = r_{yx}(n+1) = r_{yx}(n) + X(n+1)y(n+1) \quad (\text{II.6})$$

Soit

$$R_N(n+1)H(n+1) = R_N(n)H(n) + X(n+1)y(n+1) \quad (\text{II.7})$$

Soit encore :

$$R_N(n+1)H(n+1) = [R_N(n+1) - X(n+1)X^t(n+1)]H(n) + X(n+1)y(n+1) \quad (\text{II.8})$$

Et finalement :

$$H(n+1) = H(n) + R_N^{-1}(n+1)X(n+1)[y(n+1) - H^t(n)X(n+1)] \quad (\text{II.9})$$

Il est intéressant de remarquer que la quantité :

$$e(n+1) = y(n+1) - H^t(n)X(n+1) \quad (\text{II.10})$$

Représente l'erreur en sortie du système, calculée à l'indice $(n+1)$, avec les coefficients $H(n)$ obtenus à l'indice n ; cette erreur est appelée l'erreur « à priori » alors que le même calcul avec $H(n+1)$ correspond à l'erreur dite « à posteriori ». Les algorithmes dans lesquels les coefficients sont, à chaque valeur de l'indice, calculés par la récurrence (II.9) sont les algorithmes de moindres carrés. Des algorithmes simplifiés, mais d'un grand intérêt pratique, sont obtenus en remplaçant la matrice $N_N^{-1}(N)$ par la matrice diagonale μI_N , où μ est un réel que l'on appelle le pas d'adaptation. La mise à jour des coefficients est alors faite par l'équation :

$$H(n+1) = H(n) + \mu X(n+1)e(n+1) \quad (\text{II.11})$$

L'algorithme ainsi obtenu est appelé algorithme du gradient, car la quantité $-X(n+1)e(n+1)$ représente le gradient de la fonction $\frac{1}{2}e^2(n+1)$, c'est-à-dire de la valeur instantanée de l'erreur quadratique. Ainsi la modification des coefficients est faite dans la direction du gradient de l'erreur instantanée, mais avec le signe inverse, ce qui correspond bien à la recherche d'un minimum. Cette procédure est analogue à la méthode dite de plus grande descente en optimisation. Dans des conditions stationnaires, le vecteur des coefficients converge, en moyenne, vers la solution théorique. En effet la relation (II.11) peut aussi s'écrire, compte tenu de la définition de l'erreur :

$$H(n+1) = [I_N - \mu X(n+1)X'(n+1)]H(n) + \mu X(n+1)y(n+1) \quad (\text{II.12})$$

En prenant l'espérance des deux membres, puisque :

$$R_N = E[X(n)X']; r_{xy} = E[y(n)X(n)] \quad (\text{II.13})$$

Ou R_N est la matrice d'autocorrélation du signal reçu et r_{xy} le vecteur des N premiers éléments de la fonction d'intercorrélacion entre référence et signal reçu, il vient, quand n tend vers l'infini :

$$E[H(\infty)] = H_{opt} = R_N^{-1}r_{yx} \quad (\text{II.14})$$

Ainsi l'algorithme du gradient converge en moyenne vers la solution optimale H_{opt} d'où la dénomination également de gradient stochastique. Le critère de minimisation correspondant est le critère des moindres carrés moyens. Une fois la convergence obtenue, les valeurs optimales des coefficients s'expriment par la relation (II.14). La valeur minimale E_{min} de l'erreur quadratique correspondant à l'ensemble des valeurs optimales des coefficients s'exprime également en fonction des signaux $y(n), x(n)$ et de leur intercorrélacion.

Les variations des coefficients sont calculées par multiplication pour chaque valeur de l'écart $e(n)$ et accumulées.

Le choix de la valeur δ dans (II.11) résulte d'un compromis entre la rapidité de convergence et la valeur de l'erreur résiduelle quand la convergence est obtenue. Ces deux caractéristiques vont être étudiées successivement, mais il faut d'abord examiner les conditions de convergences [34].

4. filtrage de Wiener

Le filtre de Wiener est un outil puissant en traitement du signal et en particulière en sismologie, communications numériques et contrôle automatique. Les applications sont

diverses mais présentent toujours ces caractéristiques, on dispose d'une entrée u ainsi que de la réponse désirée d et l'erreur e entre la sortie y et d sert à contrôler (adapter) les valeurs des coefficients du filtre w . Ce qui différencie essentiellement les applications provient de la façon de définir la réponse désirée [35]

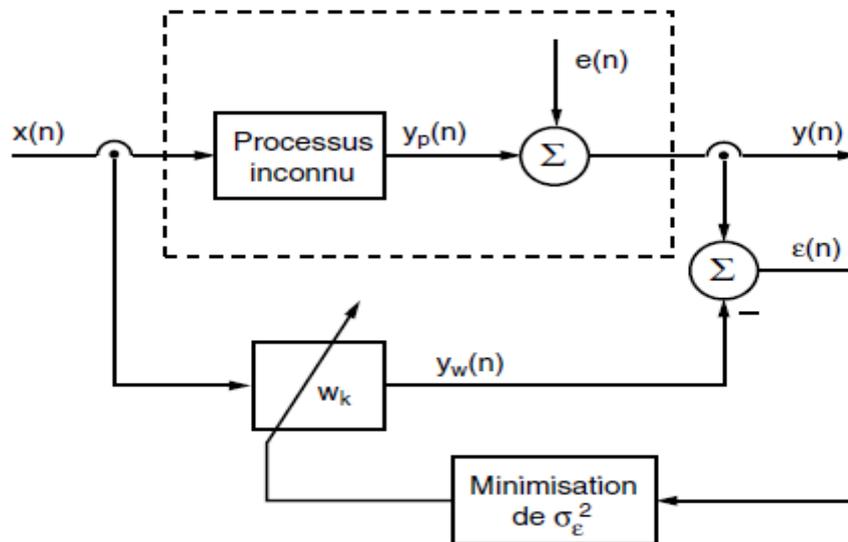


Figure .II. 6. Filtrage de Wiener [35].

Le filtre de Wiener c'est un filtre optimal dans le sens de l'erreur quadratique moyenne MSE (*Mean Squared Error*) [35].

Il minimise la fonction coût en fonction des coefficients de filtre qui peuvent être définie par :

$$J(w) = E\{e^2\} \tag{II.15}$$

Où :

w : indique les coefficients de filtre.

$E\{e^2\}$: Représente la puissance moyenne de signal d'erreur $e(k)$ avec les coefficients de filtrage optimaux, le minimum de la fonction de coût $J(w_{opt})$ est atteint :

$$J(w_{opt}) = \min(E\{e^2\}) \tag{II.16}$$

Le signal d'erreur peut être calculé comme la différence entre le signal désiré et la sortie de filtre adaptatif :

$$e(k) = d(k) - y(k) \tag{II.17}$$

Et

$$y(k) = w^T X(k) \quad (\text{II.18})$$

Avec :

$$X(k) = \{x(k-L+1), x(k-L+2), \dots, x(k)\}^T \quad (\text{II.19})$$

L : la longueur de filtre.

La fonction d'erreur quadratique serait :

$$e^2(k) = d^2(k) - 2w^T X(k)d(k) + w^T X(k)X^T(k)w \quad (\text{II.20})$$

5. les algorithmes de filtrage adaptatif

Depuis plus de vingt ans, la nécessité d'obtenir cette solution optimale, avec un coût de calcul réduit, a entraîné une importante activité de recherche et la découverte de nombreux algorithmes. L'évolution considérable de la puissance de calcul des processeurs, depuis les années 70, aurait pu rendre ce problème de coût de calcul aujourd'hui obsolète. Cette évolution a plutôt eu comme effet d'entraîner le traitement numérique du signal vers de nouveaux domaines d'applications, pour lesquels le problème du coût de calcul est toujours d'actualité. Classifier et comparer les algorithmes des moindres carrés existants est une tâche difficile sujette à de nombreuses controverses. Il est cependant possible de distinguer trois grandes approches assez différentes [36].

5.1 Algorithme LMS

L'appellation LMS consacrée dans la littérature, issue de l'anglais (*Least Mean Square*), ou (minimiser l'écart quadratique moyenne), cet algorithme est d'une grande simplicité, ce qui en fait le plus populaire des algorithmes adaptatifs. Il est basé sur la méthode de gradient qui calcule et remet à jour les pondérations de façon récursive. On montre que l'erreur est quadratique des pondérations et, intuitivement, la solution optimale est obtenue en corrigeant pas à pas le vecteur de pondération dans la direction de minimum [37].

5.1.1. Résumé de l'algorithme LMS

Calcul de la sortie de filtre :

$$y(n) = h^{T(n)} X(n) \quad (\text{II.21})$$

Calcul de signal d'erreur :

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (\text{II.22})$$

Mise à jour du filtre :

$$h(n+1) = h(n) + \mu X(n)e(n) \quad (\text{II.23})$$

μ : Est le pas d'adaptation de l'algorithme qui démarre avec une initialisation quelconque $h(0)$.

L'algorithme LMS est très simple : nécessite seulement $2L+1$ multiplication et $2L$ additions par itération, où L est le nombre de coefficients du filtre [38].

5.1.2. Les étapes principales de l'algorithme LMS

Quantités obtenues au temps n et disponible au temps $t+1$:

Vecteur des coefficients du filtre : $A_{p-1}(t)$

Nouvelles données au temps $n+1$:

vecteur de données reçues $X_{p-1}(t+1)$

signal de référence : $X_p(t+1)$

calcul du nouveau filtre au temps $n+1$:

erreur de prédiction avant : $e_p^{l \rightarrow p-l}(t+1) = Xp(t+1) - A_{p-1}^T(t)X_{p-1}(t+1)$

mise à jour du filtre au temps $t+1$: $A_{p-1}(t+1) = A_{p-1}(t) + \delta e_p^{l \rightarrow p-l}(t+1)X_{p-1}(t+1)$

5.1.3. La convergence de l'algorithme LMS

Pour analyser la convergence du LMS, on introduit l'erreur de filtre $v_k = w_k - w^*$ solution de la récurrence linéaire (à coefficients matriciels, aléatoire, non stationnaires) [39] :

$$v_k = (1 - \mu_k U_k U_k^T) v_{k-1} + \mu_k b_k U_k \quad (\text{II.24})$$

On peut interpréter ce système d'erreur du LMS comme un système dynamique linéaire, de matrices de transition A_k , excité par l'entrée externe :

$$A_k = I - \mu_k U_k U_k^T \quad (\text{II.25})$$

5.2. Algorithm NLMS (*Normalized LMS*)

Il existe de très nombreuses variantes de l'algorithme LMS. Nous allons parler du NLMS qu'on va l'utiliser dans notre application et qui est très utiles : le pas μ contrôle le comportement de convergence de l'algorithme, plus la valeur de μ est élevée, plus l'algorithme converge, mais cela entraînerait également un mauvais ajustement (c'est - à - dire un signal d'erreur résiduelle plus important $e(n)$). Pour que l'algorithme soit stable, μ doit être choisi de $0 < \mu < 2$

La petite constante positive δ est introduite afin d'éviter que le dénominateur soit trop petit lorsque la puissance du signal d'entrée $x(n)$ est très faible. NLMS est l'un des algorithmes les plus populaires en raison de sa simplicité de mise en œuvre, de sa faible complexité de calcul et de son comportement robuste [40].

L'algorithme LMS normalisé (NLMS) est obtenu en minimisant la fonction cout suivant :

$$J(n) = \|h(n+1) - h(n)\|^2 \quad (\text{II.26})$$

Avec la contrainte :

$$h^T(n+1)x(n) = d(n) \quad (\text{II.27})$$

Cela revient à minimiser la mise à jour des coefficients du filtre tout en minimisant le signal d'erreur pour $x(n)$ [41].

En utilisant la technique des multiplicateurs de Lagrange pour résoudre ce problème, on cherchera à minimiser par rapport à $h(n+1)$

$$J(n) = \|h(n+1)h(n)\|^2 + \lambda[d(n) - h^T(n+1)X(n)] \quad (\text{II.28})$$

Où λ est le multiplicateur de Lagrange, on obtient :

$$\frac{\partial J(n)}{\partial h(n+1)} 2[h(n+1) - h(n) - hX(n)] \quad (\text{II.29})$$

Soit

$$h(n+1) = h(n) + \frac{\lambda}{2} X(n) \quad (\text{II.30})$$

Or, d'après la contrainte

$$d(n) = h^T(n+1)x(n) \quad (\text{II.31})$$

$$= h^T(n)x(n) + \frac{\lambda}{2} x^T(n)x(n) \quad (\text{II.32})$$

Ce qui donne :

$$\lambda = \frac{2e(n)}{x^T(n)x(n)} \quad (\text{II.33})$$

Finalement, on obtient l'algorithme NLMS :

$$h(n+1) = h(n) + \frac{\lambda}{2} x(n) \quad (\text{II.34})$$

$$= h(n) + \frac{1}{x^T(n)x(n)} x(n)e(n) \quad (\text{II.35})$$

Pour mieux contrôler la mise à jour des coefficients du filtre, on introduit un facteur positive μ telle que $0 < \mu < 2$.

$$h(n+1) = h(n) + \frac{\mu}{x^T(n)x(n)} x(n)e(n) \quad (\text{II.36})$$

5.2.1. Stabilité de l'algorithme NLMS

On suppose l'erreur du signal $\delta = 0$

$$E(n) = d(n) - h^T(n+1)x(n) \quad (\text{II.37})$$

est appelée erreur « a priori » car elle utilise les coefficients du filtre avant la mise à jour, l'erreur « a posteriori » est définie par :

$$\xi(n) = d(n) - h^T(n)x(n) \quad (\text{II.38})$$

Une fois que la mise à jour est effectuée, l'algorithme considéré comme stable si la valeur absolue de l'erreur « a posteriori » est plus petite que celle de l'erreur « a priori » ce qui est logique puisque $\varepsilon(n)$ exploite davantage d'information [41].

En remplaçant l'équation du NLMS :

$$h(n+1) = h(n) + \frac{\mu}{x^T(n)x(n)} x(n)e(n) \quad (\text{II.39})$$

Dans l'erreur « a posteriori », on obtient :

$$\xi(n) = d(n) - h^T(n+1)x(n) \quad (\text{II.40})$$

$$= d(n) - h^T(n)x(n) - \mu e(n) \quad (\text{II.41})$$

$$= e(n)[1 - \mu] \quad (\text{II.42})$$

Donc :

$$|\xi(n)| < |e(n)| \quad (\text{II.43})$$

$$|e(n)[1 - \mu]| < |e(n)| \quad (\text{II.44})$$

$$|1 - \mu| < 1 \quad (\text{II.45})$$

$$0 < \mu < 2 \quad (\text{II.46})$$

6. Choix de l'algorithme

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

- La rapidité de convergence.
- La mesure de cette « proximité » entre cette solution optimale et la solution obtenue.
- La capacité de poursuite des variations (non stationnarités) du processus.
- La robustesse au bruit.
- La complexité.
- La structure de filtre programmable.
- Les propriétés numériques (stabilité –précision) dans le cas d'une précision limitée sur les données et les coefficients (problèmes d'implémentation en virgule fixe) [42].

Conclusion

Nous avons réservé ce chapitre pour la littérature de filtrage adaptatif. On a donné le principe et on a proposé le filtre de Wiener pour éliminer le bruit du 50 Hz, et pour choisir l'algorithme le plus performant pour cette opération. On a choisis deux algorithmes LMS et NLMS pour filtrer le signal ECG, l'implémentation de ces deux algorithmes dans cette application fera l'objet du dernier chapitre.

Chapitre III

RESULTATS ET DISCUSSION

1. Introduction

De nos jours le traitement du signal est intégré dans la plupart des systèmes d'analyse et d'interprétation de l'ECG. Ses objectifs sont multiples et comprennent principalement la compensation de l'ajout d'artéfacts aux signaux utiles et l'extraction d'informations qui ne sont pas visibles par une analyse visuelle directe. Puisque des informations cliniques utiles se trouvent dans les intervalles de temps dénis par les ondes caractéristiques de l'ECG, le développement de méthodes puissants et ables revêt une grande importance.

Ce dernier chapitre est consacré à la présentation des résultats de simulation obtenus en utilisant MATLAB et à l'évaluation des performances. Nous avons appliqué la technique de filtrage adaptatif pour l'élimination de la composante 50Hz (provenant du secteur) qui est une composante parasite, d'un signal ECG (signal utile). Deux algorithmes sont utilisés, le LMS et sa version normalisée NLMS qui sont le plus populaires et les plus faciles à mettre en œuvre. Les signaux ECG utilisés sont pris de la base de données MIT_BIH. L'évaluation est effectuée en faisant d'abord une analyse temporelle en suite une analyse fréquentielle en utilisant la transformée de Fourier rapide FFT (*Fast Fourier Transform*) pour confirmer l'efficacité du filtrage et finalement une comparaison des deux algorithmes suivant le critère de l'erreur quadratique moyenne MSE (*Mean Squared Error*) obtenue avec différent niveaux de bruit.

2. Outils nécessaires

2.1. Environnement Matlab

Matlab [43] est un environnement de calcul intégré basé sur un langage de programmation qui permet le développement rapide d'applications. Le langage permet la manipulation d'objets mathématiques à l'aide de fonctions. Matlab dispose de fonctions de calcul de base ainsi que

de bibliothèques plus spécialisées appelées boîtes à outils (*Toolboxes*). Nous allons nous intéresser dans notre application à quelques fonctions relatives au traitement numérique du signal, à savoir par exemple (*fft*, *filtre*, ...) pour développer les programmes des deux algorithmes choisis pour la mise en œuvre.

2.2. Transformée de Fourier rapide FFT

La transformation de Fourier rapide [44] ou FFT est un algorithme de calcul de la transformation de Fourier discrète TFD. Cet algorithme est couramment utilisé en traitement numérique du signal pour transformer des signaux discrets du domaine temporel dans le domaine fréquentiel. Dans ce travail cet outil est indispensable pour compléter l'analyse temporelle des différents signaux par une analyse fréquentielle qui montre plus clairement l'efficacité du filtrage.

2.3. Base de données MIT-BIH [45]

La source de l'ECG inclus dans la base de données d'arythmies MIT/BIH est un ensemble de 48 enregistrements annotés, sont utilisés pour le développement et l'évaluation des performances du classificateur obtenus à partir de 48 sujets étudiés par le laboratoire d'arythmie d'un hôpital à Boston entre 1975 et 1979. Au sujet de 60% des enregistrements ont été obtenus à partir des hospitalisés. La base de données contient 23 enregistrements (numérotés entre 100 et 124) choisis au hasard d'un ensemble de plus de 4000 bandes de 24 heures d'Holter, et 25 enregistrements (numérotés entre 200 et 234) choisis parmi le même ensemble pour inclure une variété de phénomènes rares mais médicalement importants. Chaque enregistrement a lieu légèrement plus de 30 minutes de longueur. Les dossiers d'annotation de référence incluent le battement, le rythme, et les annotations (étiquettes) de qualité de signal. Chacun des approximativement 109.000 battements a été manuellement annoté par au moins deux cardiologues travaillant indépendamment; leurs annotations ont été comparées, Les enregistrements de base de données reproduisent les enregistrements analogues avec la fidélité suffisante pour permettre l'utilisation des détecteurs d'objet façonné de stimulateur conçus pour l'analyse de bande. La base de données d'arythmie de MIT-BIH a été employée dans le monde entier ; donc à partir de cette banque de donnée on peut utiliser différents cas des signaux ECG pour le traitement de ces signaux, dans notre cas nous en avons utilisé deux signaux (100 et 234).

3. Procédure générale de la simulation

Pour appliquer le filtrage adaptatif à un signal ECG bruité par la composante sinusoïdale 50Hz, nous avons procédé de la manière illustré dans la figure III.1.

Le signal ECG $y(n)$ pris de la base de données est considéré pur, auquel on ajoute un signal sinusoïdal pur $b(n)$ de fréquence 50Hz et d'amplitude A qui prend plusieurs valeurs pour voir l'efficacité du filtrage aux différents niveaux de bruit, on obtient ainsi le signal ECG bruité $z(n)$:

$$z(n) = y(n) + b(n) \quad (\text{III.1})$$

$$b(n) = A \cdot \sin(2\pi \cdot 50 \cdot n \cdot T_e) \quad (\text{III.2})$$

Avec :

$$T_e = \frac{1}{f_e} \quad : \text{Période d'échantillonnage.}$$

$$f_e = 360\text{Hz} : \text{Fréquence d'échantillonnage du signal ECG.}$$

Le but principal du filtre adaptatif est de reproduire le plus fidèlement possible le bruit à partir du signal ECG bruité $z(n)$, la sortie du filtre adaptatif $b_e(n)$ est en fin soustraite du signal $z(n)$ pour donner le signal filtré $s(n)$.

$$s(n) = z(n) - b_e(n) \quad (\text{III.3})$$

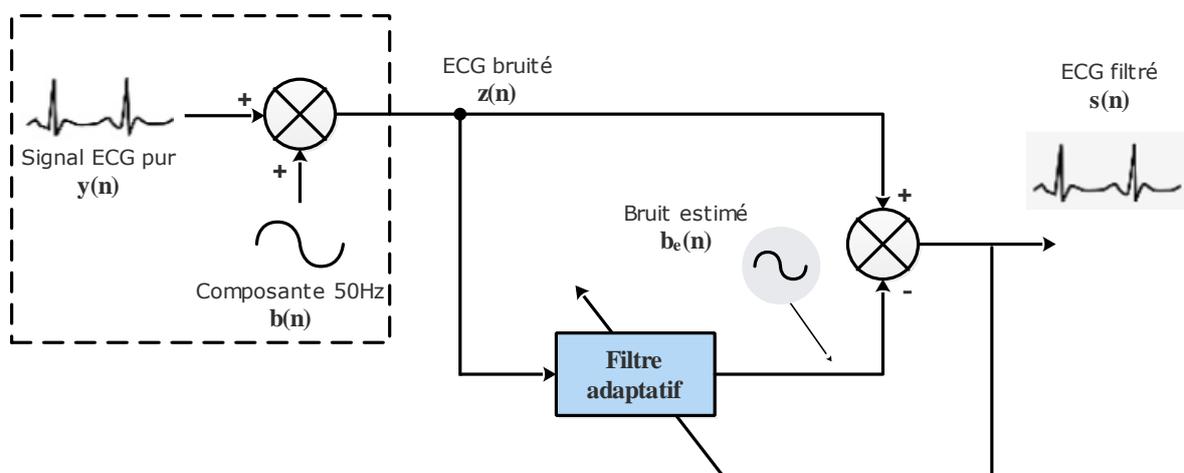


Figure .III. 1. Principe de filtrage adaptatif utilisé dans les simulations.

Les résultats obtenus concernent le cas où l'amplitude $A=0.2$, nous avons pris plusieurs valeurs des paramètres des algorithmes LMS et NLMS pour arriver aux meilleurs résultats possible et pour se faire nous avons utilisé le critère de l'erreur quadratique moyenne entre le bruit réel et le bruit estimé.

L'erreur quadratique moyenne MSE (*Mean Squared Error* en anglais) est l'espérance du carré de l'erreur entre la vraie valeur et sa valeur estimée.

$$MSE = E((b(n) - b_e(n))^2)$$

La simulation s'est effectuée en deux étapes, dans la première étape (d'adaptation du filtre) nous avons appliqué le filtrage adaptatif au signal ECG (100), les derniers coefficients obtenus (nous avons choisi un filtre de longueur $L=32$) sont appliqués dans une deuxième étape (de test) pour filtrer directement un autre signal de la même base (234) pour confirmer le résultat obtenu. Nous avons accompagné l'analyse fréquentielle (en utilisant la FFT) à l'analyse temporelle pour chaque signal.

4. Résultats obtenus

4.1. L'algorithme LMS

Le LMS est le plus simple des algorithmes adaptatifs. Il est basé sur la méthode de gradient qui calcule et remet à jour les coefficients du filtre de façon récursive. Le pas d'adaptation de cet algorithme est constant et choisi arbitrairement.

Etape 1 :

Dans cette première étape nous avons utilisé le signal ECG (100). Les figures III.2 et III.3 illustrent respectivement la représentation temporelle et fréquentielle des différents signaux, ce résultat montre le bon fonctionnement de la technique et le filtre arrive à reproduire le bruit qui entache le signal ECG utile, qu'on a pu finalement l'éliminer.

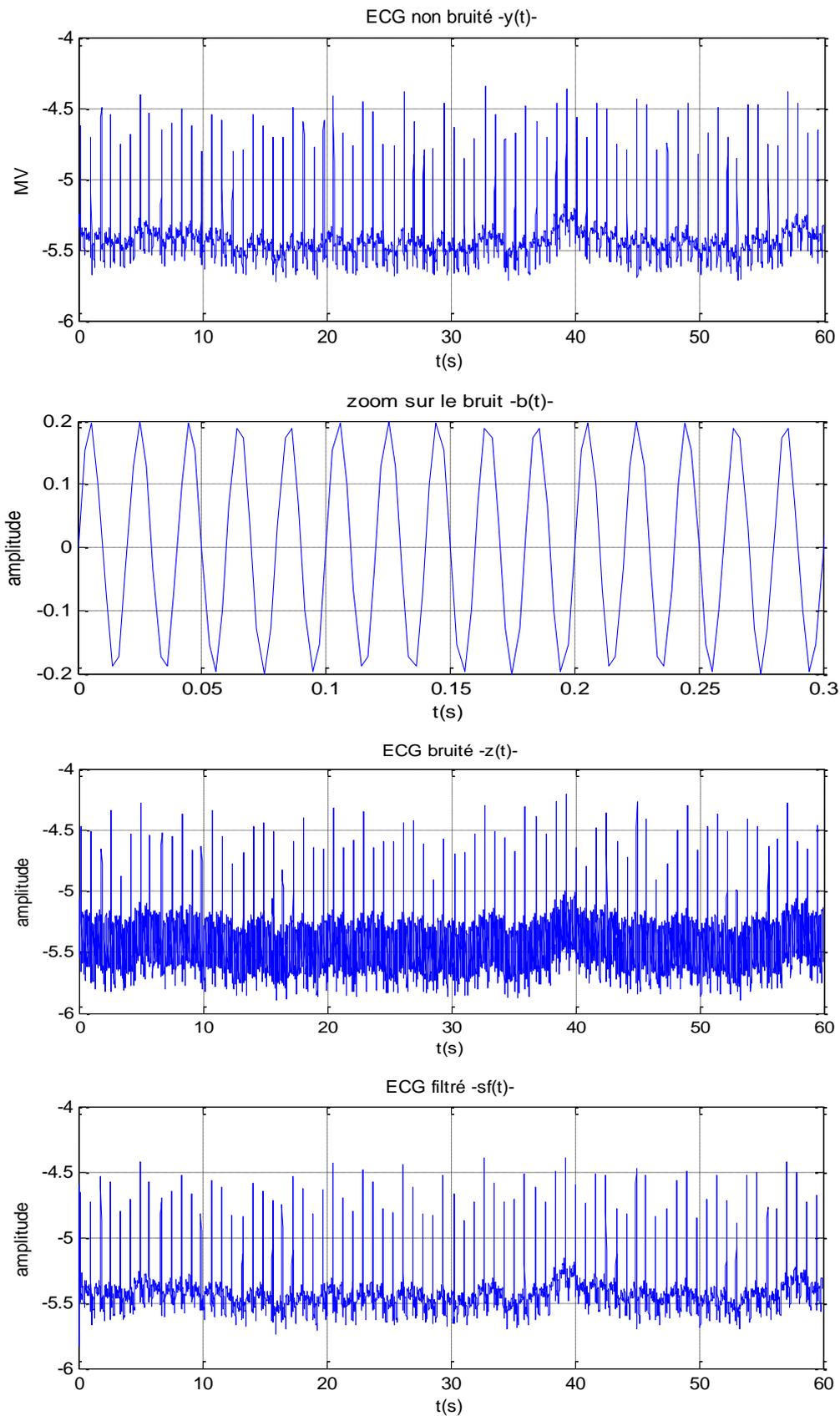


Figure .III. 2. Représentation temporelle du résultat de la première étape obtenu avec l'algorithme LMS.

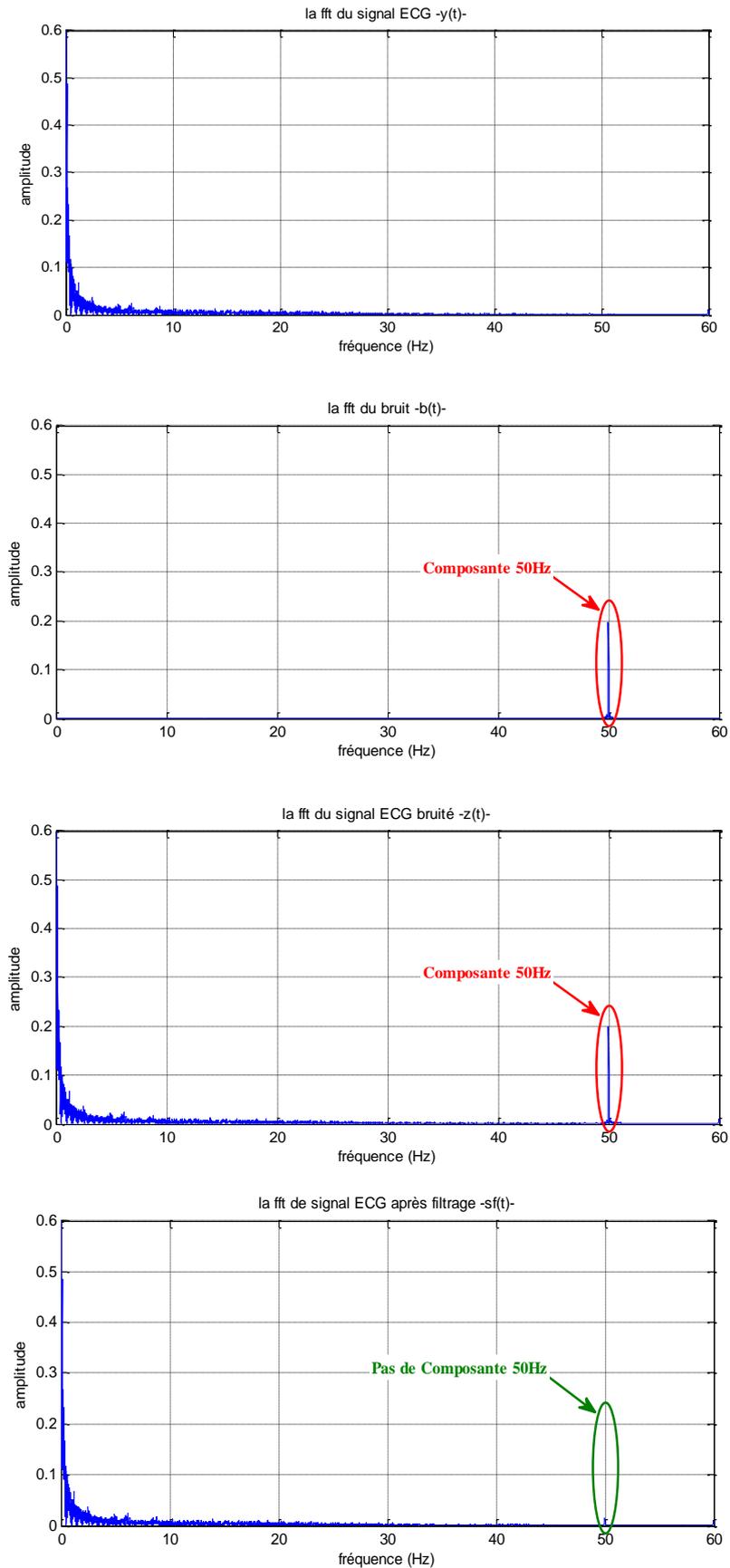


Figure .III. 3. Représentation fréquentielle du résultat de la première étape obtenu avec l’algorithme LMS.

Etape 2 :

Dans cette étape le filtre adapté dans la première étape est utilisé pour filtrer un autre signal ECG de la même base (234) et qui est bruité par le même signal sinusoïdal utilisé pour le signal (100).

Les figures III.4 et III.5 représentent les résultats satisfaisants obtenus.

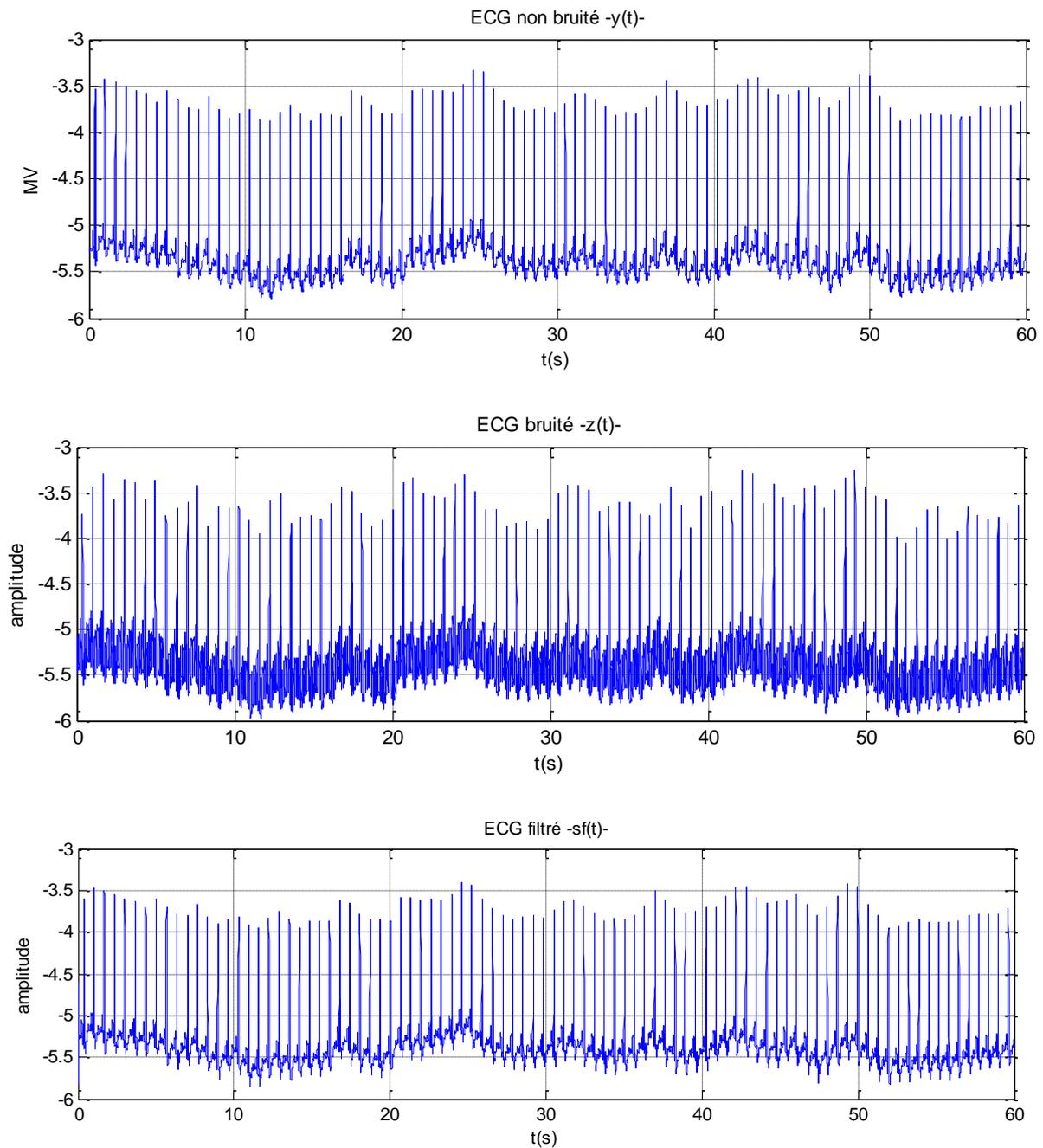


Figure .III 4. Représentation temporelle du résultat de la deuxième étape obtenu avec l'algorithme LMS.

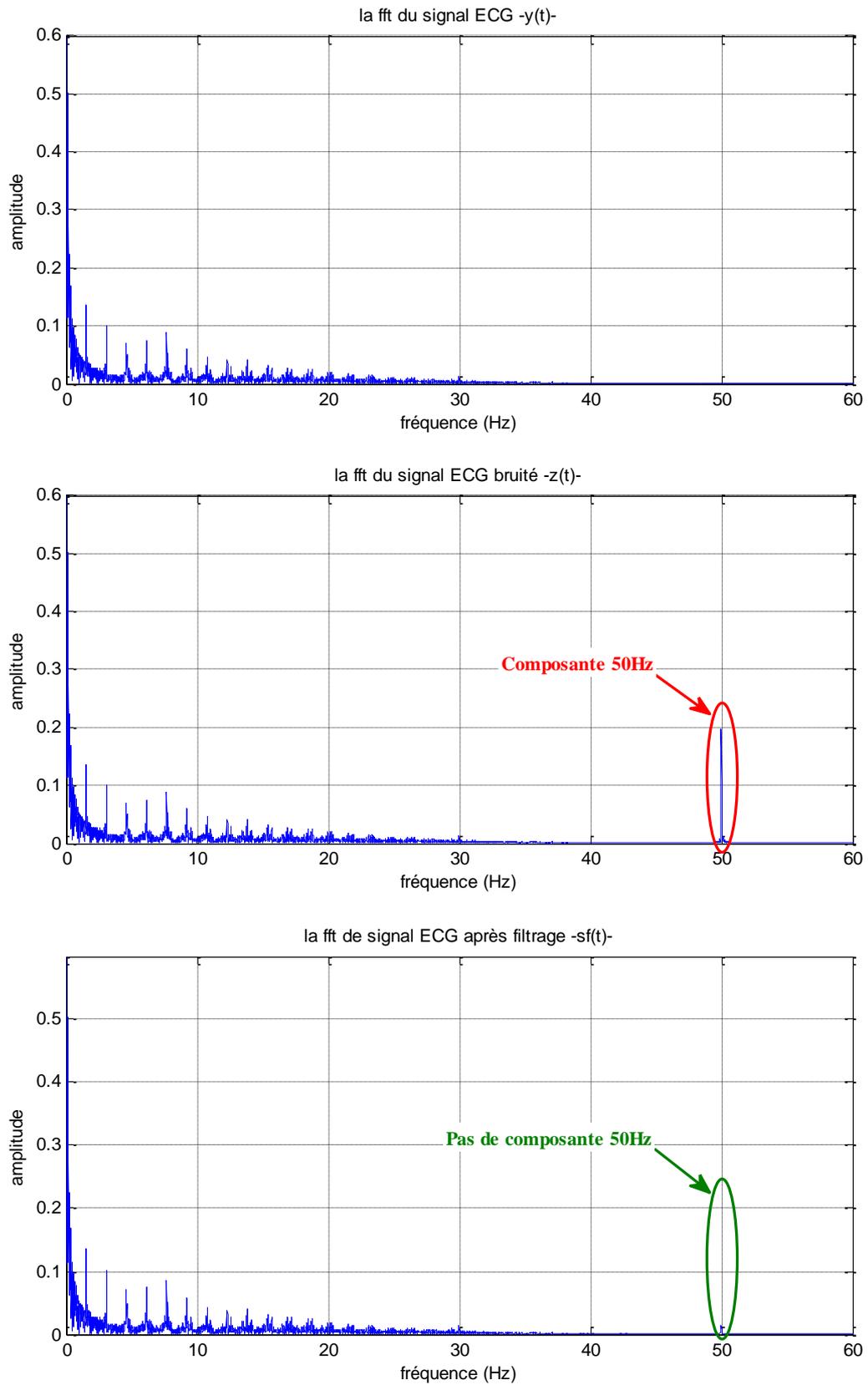


Figure .III 5. Représentation fréquentielle du résultat de la deuxième étape obtenu avec l’algorithme LMS.

4.2. L'algorithme NLMS

La mise en œuvre du NLMS est régie par les mêmes étapes et les mêmes équations que le LMS. La différence se situe au niveau de la mise à jour des coefficients du filtre selon la formulation suivante:

$$w(n+1) = w(n) + \mu_{NLMS} \frac{e(n)z(n)}{\left(\|z(n)\|^2\right)} \quad (\text{III.4})$$

Le paramètre μ_{NLMS} est défini dans l'intervalle $0 < \mu_{NLMS} < 2$. Tant et aussi longtemps que μ_{NLMS} se trouve dans son intervalle de définition, la stabilité ainsi que la convergence vers les solutions optimales sont plus aisées.

L'algorithme NLMS est appliqué respectivement sur les mêmes signaux de la base de données MT-BIH arythmie et avec la même procédure de simulation, les figures III.6, III.7, III.8 et III.9 montrent les résultats obtenus.

Etape1 :

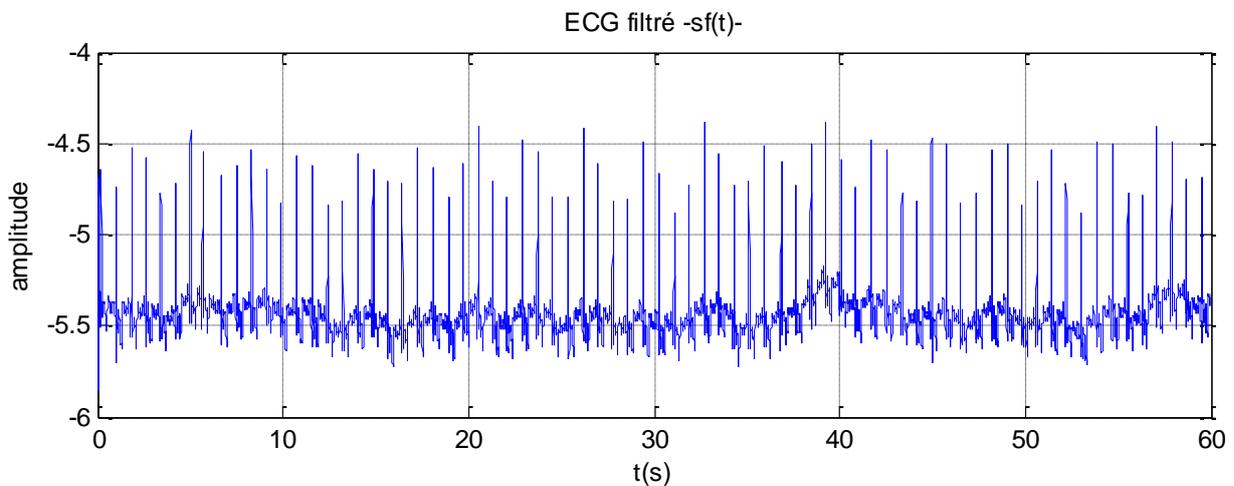


Figure .III 6. Représentation temporelle du résultat de la première étape obtenu avec l'algorithme NLMS.

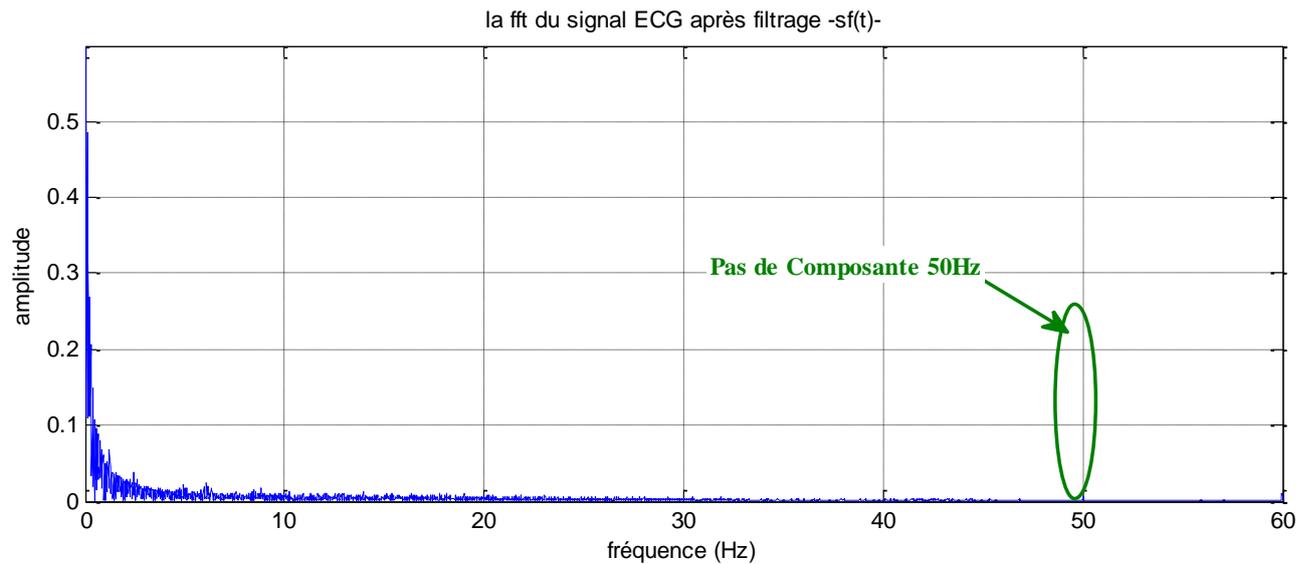


Figure .III 7. Représentation fréquentielle du résultat de la première étape obtenu avec l'algorithme NLMS.

Étape 2 :

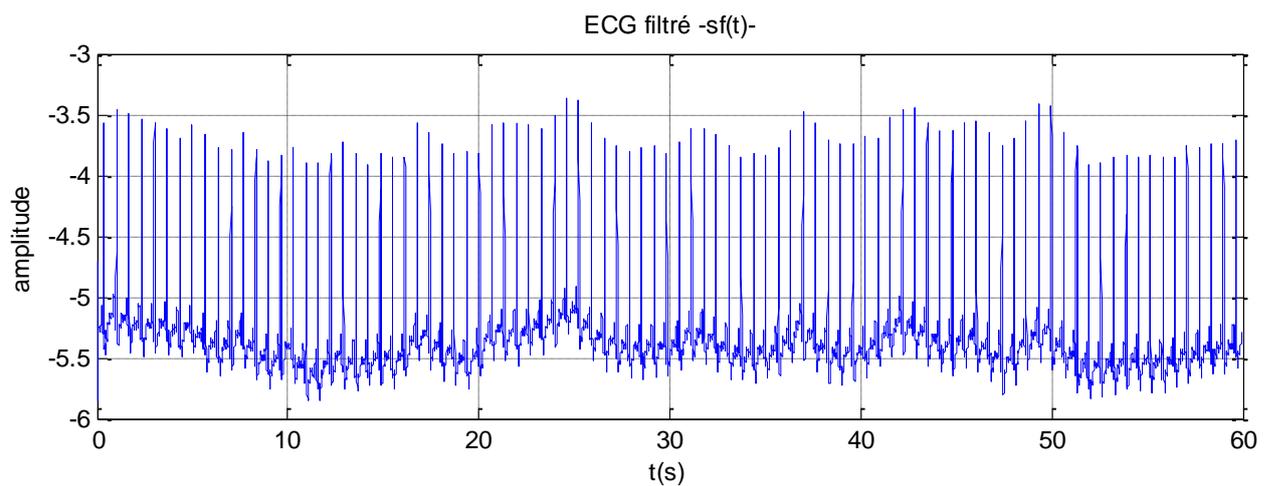


Figure .III 8. Représentation temporelle du résultat de la deuxième étape obtenu avec l'algorithme NLMS.

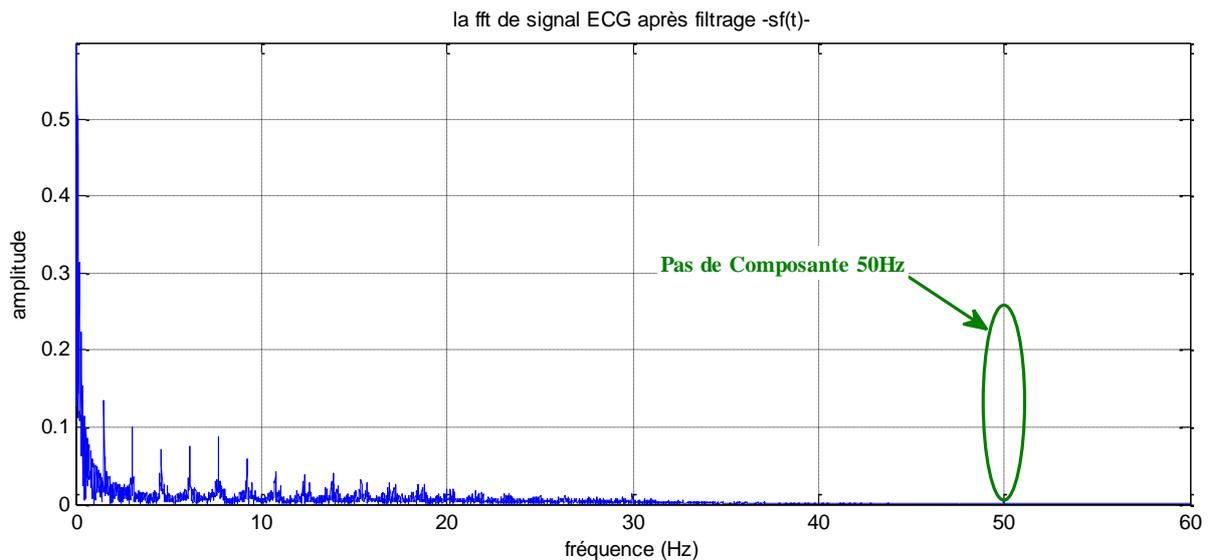


Figure .III 9. Représentation fréquentielle du résultat de la deuxième étape obtenu avec l'algorithme NLMS.

4.3. Comparaison

Pour terminer les simulations, nous avons fait une comparaison des résultats obtenus pour les deux algorithmes de filtrage adaptatifs utilisés, en se basant sur le critère de l'erreur quadratique moyenne (MSE) déjà défini. Pour les mêmes signaux ECG nous avons varié l'amplitude du bruit pour voir quel est l'algorithme qui converge le mieux vers les coefficients optimaux du filtre.

Le tableau suivant récapitule les résultats obtenus :

Amplitude du bruit	MSE			
	LMS		NLMS	
	100. mat (adaptation)	234. mat (test)	100. mat (adaptation)	234. mat (test)
0.05	0.0024	0.0024	0.0016	0.0016
0.1	0.0028	0.0027	0.0020	0.0020
0.2	5.3397e-004	6.7943e-004	4.7649e-004	4.8013e-004
0.5	5.8932e-004	7.0203e-004	6.0512e-004	5.3380e-004
0.8	7.7321e-004	8.9337e-004	8.6466e-004	7.8821e-004
0.9	8.7176e-004	9.8868e-004	9.7453e-004	9.0807e-004
2	0.0019	0.0020	0.0025	0.0026
5	0.0043	0.0050	0.0046	0.0090

D'après ces résultats, on peut constater que l'algorithme NLMS a plus de capacité de convergence vers les coefficients optimaux que le LMS notamment pour les faibles niveaux de bruit (le cas le plus pratique) et ce à cause du pas d'adaptation qui est constant pour le LMS et il varie en fonction de l'évolution du signal pour le NLMS. Il est à noter que le pas d'adaptation est le paramètre clé dans les algorithmes qui se basent sur la méthode de gradient, entre autre le LMS et le NLMS. Plus le pas d'adaptation augmente l'algorithme converge vite mais il devient moins stable donc on doit faire un compromis dans le choix.

Compte tenu de ces résultats on peut dire que le NLMS est plus favorable que le LMS dans cette application.

Conclusion

Ce dernier chapitre a fait l'objet d'une présentation des résultats de simulation obtenus et d'une évaluation des performances. Il a été question d'une mise en œuvre de deux algorithmes de filtrage adaptatif le LMS et le NLMS. Dans une première étape de simulation nous avons appliqué les algorithmes sur un signal ECG réel, une fois que l'adaptation du filtre est terminée nous avons appliqué le filtre ainsi obtenu sur un autre signal ECG, l'évaluation a concerné l'analyse temporelle et l'analyse fréquentielle pour mieux voir l'efficacité du filtrage, en dernier lieu nous avons fait une comparaison suivant le critère MSE des deux algorithmes appliqués à des signaux avec différents niveaux de bruit.

CONCLUSION GENERALE

Le signal électrocardiogramme ECG est un examen très employé dans le domaine de la cardiologie. Ce signal représente l'activité électrique du cœur et possède une grande valeur clinique pour diagnostiquer un certain nombre de pathologies qui sont en général reflétées par des troubles de l'activité électrique du cœur.

Tout enregistrement d'un signal biomédical est obligatoirement entaché de bruit, d'où la nécessité de mettre en place des filtres ayant pour objectif l'élimination de ces bruits des signaux utiles. En électrocardiographie, ces bruits sont bien identifiés mais certains d'entre eux ont la particularité de se chevaucher avec la bande spectrale de l'ECG, ce qui les rend parfois difficile à filtrer, c'est le cas du bruit du secteur d'alimentation 50Hz qui affecte souvent les enregistrements des signaux ECG. Une solution qui semble favorable pour ce problème consiste à exploiter les techniques de filtrage adaptatif.

Le travail présenté dans ce mémoire consiste à mettre en œuvre et à évaluer les performances de deux algorithmes de filtrage adaptatif, le LMS et sa version normalisée NLMS, appliqués sur des signaux ECG réels, en se basant sur le critère MSE, une comparaison des résultats obtenus avec les deux algorithmes a été effectuée et qui nous a permis de savoir les points forts de chacun et dans quel cas doit on favoriser l'un par rapport à l'autre.

La réalisation de ce projet nous a permis d'enrichir nos connaissances en traitement du signal et en particulier la mise en œuvre des filtres adaptatifs et l'analyse de Fourier. En utilisant le logiciel MATLAB, nous avons appris également comment développer un programme d'un filtre adaptatif et comment représenter les résultats dans le domaine temporel et dans le domaine fréquentielle en utilisant la FFT.

A la fin on souhaite dans le futur continuer dans le même domaine de traitement des signaux physiologiques et l'utilisation d'autres types de filtres adaptatif plus approprié et plus puissant à savoir, les filtres adaptatifs de type RLS (*Recursive Least Squares*).

Bibliographie

- [1] Site officiel de l’OMS : [http://www.who.int/fr/news-room/fact-heets/detail/cardiovascular-diseases-\(cvds\)](http://www.who.int/fr/news-room/fact-heets/detail/cardiovascular-diseases-(cvds)) (consulté le 28/08/2018).
- [2] N. V. Thakor et Y.-S. Zhu, "Applications of adaptive filtering to ECG analysis: Noise cancellation and arrhythmia detection", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 38, no. 8, pp. 785-794, Aug. 1991.
- [3] K.NAJARIAN, R. Splinter: « Biomedical Signal and Image Processing ».Second Edition, pp.171, 2012.
- [4] T. Chou, « Normal Electrocardiogram in: Electrocardiology in Clinical Practice», Grune & Stratton, New-York, San Francisco, London, pp. 3-26, 1979.
- [5] S. Silberagl, A. Despopoulos : « Atlas de poche de physiologie ». Flammarion Médecine-Sciences, 2001.
- [6] « Système cardiaque / Anatomophysiologie cardiaque», cours, CHUM - Direction des soins infirmiers, Montréal, Novembre 2007.
- [7] <http://www.shands.org/health/imagepages/8964.htm>. (Consulté le 18/07/2018).
- [8] <http://www.medscape.com/pages/features/ald/cardio/index-cardio>. (Consulté le 18/07/2018).
- [9] S.Tawara: « The conduction system of mammaline heart ».imperial press, 2000.
- [10]A. CABASSON : « Estimation et analyse des intervalles cardiaques ». Thèse de Doctorat. Université de Nice-Sophie Antipolis. (France). 2008.
- [11] D.Tchiotsop : « Modélisation polynomiales des signaux ECG Application à la compression », Thèse de doctorat, Nancy Université de Lorraine, pp.15, novembre 2007.
- [12] S Ahmed .TAOULI: « Analyse de la Variabilité de L’intervalle QT et de sa Corrélacion avec le Rythme Cardiaque du Signal Electrocardiogramme ECG ; Thèse de doctorant, Université Abou Berk Belkaïd-Tlemcen (Algérienne). Soutenue en décembre 2012 .
- [13](Image extraite du site : <http://www.dralfredolopezparedes.com>). (Consulté le 02/08/2018).

[14] J.A. GOMES: «Signal Averaged Electrocardiography». Éd. Spring Science ET Business Media Dordrecht,1993.

[15] U.S : unité centrale [extrait de gomme JA, Signal averaged Electrocardiographie, p51, NY.1993.]

[16] H.AMARA et N. El Imane HAMZAOU: « Debruitage de Signal Electrocardiogramme (ECG) par la Transformée de Walsh-Hadamard et la Transformée des Ondelettes : Applications dans le Domaine de la Diagnostic des Maladies Cardiaques » thèse de Master, Université Dr. Tahar Moulay -Saida(Algérienne). 2015_2016

[17]FN. Wilson, FD.Johnston, AG. Macleod, PS Barker: « Electrocardiograms that represent the potentials variations of a single electrode », Am Heart J, Vol. 9, p.447-58, 1934.

[18] Jph Couderc, D Morlet, P Rubel : «Analyse de l'électrocardiogramme à haute résolution en vue du pronostic des TV et des morts subites. Mise en œuvre de méthodes temps-échelle et temps-fréquence ». INSERM, Deuxième colloque régional Rhône-Alpes Auvergne Bourgogne, Lyon (France), 16-17 septembre 2000.

[19] F .Belmahdi : « Application de filtre de Kalman pour obtenir le debruitage des signaux ».Thèse de doctorant, université MOULOUD Mammeri Tizi ouzou (Algérienne).2015

[20]N. AMABILE. « Electrocardiogramme : Indications et interprétation (309) ». Faculté de Médecine de Marseille. France. 2008.

[21] M L. Talbi : « Analyse et traitement du signal électrocardiogramme (ECG) ». Thèse de doctorant, université Mentoure de constantine (Algérienne).2011.

[22] R Dubois « Application des nouvelles méthodes d'apprentissage à la détection précoce d'anomalies en électrocardiographie », Thèse de doctorat de l'université paris 6, pp 35- 46,2004.

[23] S. A. Jones, M.S Ed, MHA, EMT-P, «ECG notes interpretation and management guide», F. A. Davis Company, Philadelphia, USA, 2005.

[24]G. M.FRIESE, T.C.JANNETT, M.A.JADALLAH, S.L.YATES, S.L.QUINT, et H.T.NAGLE: « A comparaison of the noise sensivity of nine QRS delection algorithm». IEEE transactions on biomedical engineering. Vol.37.NO.I. », JANUARY 1990.

- [25] Z. zidelmal épouse Amiroun : « Reconnaissance d'arythmie cardiaque par support Vector Machine (SVMS) » : Thèse de doctorant, université MOULOUD Mammeri Tizi ouzou (Algérienne). 10 juin 2012.
- [26] R.BENALI : « Analyse du signal ECG par réseau adaptatif d'ondelettes en vue de la reconnaissance de pathologies cardiaques », Thèse doctorat, Université d'Abou BEKR BELKAID, 2013
- [27] Z.LAID et A.DARAOUI : « Filtrage adaptatif de signal Electrocardiogramme (ECG) » .Mémoire de Master. Université Abou Berk Belkaïd-Tlemcen (Algérienne). 2013-2014.
- [28] B.Latreche et L. Mitch : « Identification de modèle ARMA a sortie quantifie par la méthode de maximum de vraisemblances », Université de Djelfa, Département des sciences et de technologiques. ISSN : 2335 – 1357. Méditerranéen Journal of Modeling and Simulation, p 115-123. MJMS 03 (2015),
- [29] D.Félix eke : « méthode d'identification en virgule fixe d'un modèle non linéaire basé sur les algorithmes génétiques », Thèse de doctorant, université du Québec à Trois-Rivières, mai 2008.
- [30] F.Michaut, M. Bellanger : « Filtrage adaptatif », Théorie et algorithmes, Lavoisier, Paris 2005
- [31] J. Benesty « Traitement des signaux numériques II », Filtrage adaptatif et analyse spectrale. Third Edition, Macmillan, 1996
- [32] S.Haykin: «Adaptive Filter Theory », 3rd edition, Prentice Hall, pp1709.1995.
- [33] C.Turan « Sparse adaptive filtering techniques for acoustic echo cancellation », Ph.D. Thesis, university Melvana (Rumi), 2016.
- [34] M. Bellanger: « Traitement numérique du signal Théorie et pratique», 8e édition DUNOD.2006.
- [35] J.-F. Bercher et P. Jardin « Introduction au filtrage adaptatif », groupe ESIEE paris, I4-TTS ,2003
- [36] Michel Terré « Filtrage Adaptatif et Egalisation, DEA Systèmes de Communications Hautes Fréquences », UE n°1, Version 1.0, Octobre 2003.

- [37] Z Nabile .Abidat:«conception d'un système de ventilation : partie software » IUP Génie électrique et informatique industrielle, science et technologie de Languedoc, Université de Montpellier, 2006.
- [38] J. Benesty : « Algorithme du gradient stochastique (least-mean-square – LMS) », cours INRS-EMT, canada.
- [39] F.Michaut et M. Bellanger « Filtrage adaptatif : Théorie et application, Volume 1, Théorie et algorithme »version 6 ,26 juin 2005.
- [40] L. Xiaojian « Acoustic echo cancellation over nonlinear channel, department of electrical and computer engineering, McGill university, Montreal, Canada, January 2004.
- [41] J. Benesty : « Variantes de l'algorithme LMS », cours INRS-EMT, canada.
- [42]Corinne berland, jean-Fraçois Bercher, Olivier venard: «adaptive gain and delay Mismatch cancellation for LINC Transmitter ». Analog integrated Circuit and signal processing, springer Verlag, 65(1), pp.151-156, 2010.
- [43] Matlab Toolbox version 7.1.
- [44] P.Miller Frédéric, F.vandom Agnes, John McBeweeste « Transformée de Fourier Rapide: Algorithmique, Transformée de Fourier discrète, Traitement numérique du signal, Décomposition en produit de facteurs premiers », (éd.) ,20-12-2010.
- [45] B. Moody George, G.Mark Roger: « The MIT-BIH arrhythmia data base on CDROM and Software for use with it», Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, MA, USA, pp.185-186, 1991.

Résumé

L'électrocardiographie est l'étude des variations de l'enregistrement de l'activité électrique des cellules cardiaques, dont dépend la contraction du cœur. Le signal électrique enregistrable est l'électrocardiogramme (ECG). Ce signal, modifié en cas d'anomalie de la commande de l'influx électrique ou de sa propagation, de la masse globale et régionale des cellules ou de leur souffrance éventuelle, donne des renseignements importants et très utilisés en médecine. Le filtrage des bruits est une tâche de prétraitement indispensable pour l'exploitation du signal ECG, comme le spectre du bruit du 50 Hz a la particularité de se chevaucher avec le spectre du signal ECG, un filtrage adaptatif est nécessaire pour éliminer ce bruit. Dans ce travail nous avons mis en œuvre deux algorithmes adaptatifs, NLMS et LMS, l'objectif principal est d'évaluer les performances de chaque algorithme et de les comparer suivant le critère de l'erreur quadratique moyenne (MSE). Les résultats sont obtenus en utilisant des enregistrements ECG de la base de données MIT-BIH.

Mots clés : signal ECG, bruit, filtrage adaptatif, LMS, NLMS.

Abstract

Electrocardiography is the study of the electrical recording variations of the cardiac cells activity, on which the contraction of the heart depends. The recordable electrical signal is the electrocardiogram (ECG). This signal, modified in the case of anomalous control of the electrical impulse or its propagation, of the cells global and regional mass or of their possible suffering, gives important and widely used information in medicine. Noise filtering is an essential preprocessing task for ECG signal exploitation, as the 50 Hz noise spectrum has the particularity of overlapping with the ECG signal spectrum, adaptive filtering is required to eliminate this noise. In this work we have implemented two adaptive algorithms, NLMS and LMS, the main objective is to evaluate the performances of each algorithm and compare them according to the mean square error (MSE) criterion. The results are obtained using ECG records from the MIT-BIH database.

Key words: ECG signal, noise, adaptive filtering, LMS, NLMS.

ملخص

التخطيط الكهربائي للقلب هو دراسة التغيرات في تسجيل النشاط الكهربائي للخلايا القلبية والتي يتعلّق بها تقلص القلب. الإشارة الكهربائية القابلة للتسجيل هي المخطط الكهربائي للقلب (ECG). هذه الإشارة التي تتغير في حالة حدوث تشنجات في النبضة الكهربائية أو في انتشارها، بسبب الكتلة الشاملة والموضعية للخلايا أو بسبب معاناتها المحتملة، تعطي معلومات هامة ومستخدمة على نطاق واسع في ميدان الطب. تعد تصفية الضوضاء مهمة أولية ضرورية لاستغلال إشارة (ECG). بما أن طيف ضوضاء 50 هرتز له خصوصية التداخل مع طيف إشارة (ECG) يمكن اعتبار التصفية التكيفية ضرورية للقضاء على هذه الضوضاء. في هذا العمل قمنا بتنفيذ اثنين من الخوارزميات التكيفية و يتعلّق الأمر بكل من NLMS و LMS، الهدف الرئيسي هو تقييم أداء كل خوارزمية ومقارنتها وفقاً لمعيار متوسط الخطأ التربيعي (MSE). تم الحصول على النتائج باستخدام تسجيلات ECG من قاعدة بيانات MIT-BIH.

كلمات مفتاحية : إشارة ECG، الضوضاء، التصفية الكيفية، LMS، NLMS.