



جامعة أبو بكر بلقايد - تلمسان

Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen

Faculté de Technologie

Département de Génie électrique et Electronique

Laboratoire de Recherche de Génie Biomédical

MEMOIRE DE PROJET DE FIN D'ETUDES

Pour obtenir le Diplôme de

MASTER en GENIE BIOMEDICAL

Spécialité : Signaux et Images en Médecine

Présenté par : LAID Zakaria et DARAOUI Ayyoub

**FILTRAGE ADAPTATIF DU SIGNAL
ELECTROCARDIOGRAMME (ECG)**

Soutenu le 02 octobre 2014 devant le Jury

Mr.	BENALI R	<i>MCB</i>	Université de Tlemcen	Président
Mr.	DIB. N	<i>MAA</i>	Université de Tlemcen	Examineur
Mr.	TAOULI S	<i>MCB</i>	Université de Tlemcen	Encadreur

Année universitaire 2013-2014

Remerciement

**Au nom d'Allah le Très Miséricordieux, le Tout Miséricordieux,
à qui on doit tout,**

On saisit cette occasion pour exprimer notre gratitude et nos vifs remerciements à notre éminemment encadreur, Monsieur **TAOULI SIDI AHMED**, Maître de conférences à l'Université Abou-Bekr Belkaïd de Tlemcen pour la confiance qu'il nous a accordé, chose qui nous a incité à multiplier nos efforts pour être à la hauteur de leur attente. Veuillez, Monsieur, trouver dans ce travail une reconnaissance sincère pour tout le savoir que vous nous aviez prodigué tout au long de notre cursus avec autant de dynamisme, de compétence et de rigueur. Pour la qualité de votre encadrement, ta rigueur ton incroyable disponibilité, tes remarques fructueuses et tes directives précieuses.

On remercie également Monsieur **BENALI RADHWANE**, Maître de conférences à l'Université Abou-Bekr Belkaïd de Tlemcen, qui a accepté de juger ce travail et d'avoir accepté de présider le jury de ce projet de fin d'étude.

Nos respectueux remerciements à Monsieur **Dib NABIL**, Maître Assistant à l'Université Abou-BekrBelkaïd de Tlemcen, qui a accepté d'examiner ce travail.

On remercie également l'ensemble des enseignants et administrateurs du département de génie biomédical de la faculté de l'ingénieur.

Et en fin on remercie tous ceux qui nous aider a élaboré ce travail soit de près ou de loin.

Dédicace

*A nos pères,
Les plus impressionnants et les plus attentionnés des pères...*

*A nos mères,
Les plus exquisés et les plus ingénieuses des mères...*

A nos bienveillants frères et sœurs...

*Nous tenons à exprimer toute notre
reconnaissance à tous nos amis ...*

Laid Zakaria et Daraoui Ayyoub

Table des matières

Introduction générale	
------------------------------------	--

Chapitre I : ANATOMIE DU CŒUR ET L'ELECTROCARDIOGRAMME	
---	--

Introduction	2
I. Historique de l'électrocardiogramme	2
II. Anatomie de cœur	2
III. Description du signal électrocardiogramme	4
IV. Caractéristique du signal ECG	4
V. Détection du signal ECG	5
VI. Les pathologies cardiaques	8
VII. Les types de bruit présent dans l'ECG	9
VII.1. Bruits d'origine technique	9
VII.1.1. Le Bruit du réseau 50Hz	10
VII.1.2. Les bruits dus au mauvais contact électrode-peau	10
VII.1.3. Autres bruits	10
VII.2 Bruits physiques	11
VII.2.1. Fluctuations de la ligne de base	11
VII.2.2. Bruits dus au signal électromyogramme EMG	11
VII.2.3. Autres artefacts d'origine physique	12
VIII. Etat de l'art sur le filtrage du signal ECG	12
IX. Description de la base de données MIT-BIH	12
IX.1. Fichiers de la base MIT-BIH	13
IX.1.1. Fichier de données (*.dat)	13
IX.1.2. Fichier header (*.hea)	13
IX.1.3. Fichier annotation (*.atr)	13
Conclusion	13

Chapitre II : FILTRAGE ADAPTATIF

Introduction	15
I. Principe du filtrage adaptatif	17
II. Le filtre de Wiener	20
II.1. Problème d'estimation linéaire	20
II.2. Filtre de Wiener de type FIR	21
II.3. application à l'égalisation de canal	23
III. Algorithmes de filtrage adaptatif	26
III.1. Introduction	26
III.2. Algorithme RLS	27
III.3. Algorithme LMS	28
IV. Comparaison	29
Conclusion	30

Chapitre III : TRAITEMENT DU SIGNAL

Introduction	32
I. Filtrage adaptatif	33
I.1. Définition.....	33
I.2. Algorithmes proposés	33
I.2.1. Algorithme LMS.....	33
I.2.2. Algorithme RLS	34
II. Paramètres d'évaluation des performances	34
II.1. MSE	34
II.2. RSB	35
III. résultats et discussion	35
Conclusion	52

Conclusion générale	53
----------------------------------	-----------

Bibliographie	54
----------------------------	-----------

Annexe

Annexe A

Annexe B

Liste des figures

Chapitre I : ANATOMIE Du CŒUR ET L'ELECTROCARDIOGRAMME

Figure I.1	: Schéma général du cœur	3
Figure I.2	: ECG Normal	4
Figure I.3	: Les dérivation bipolaires	6
Figure I.4	: Triangle d'Einthoven	6
Figure I.5	: Dérivation unipolaire	7
Figure I.6	: Le triaxe des dérivation frontales.....	7
Figure I.7	: Flutter auriculaire	8
Figure I.8	: Fibrillation auriculaire	9
Figure I.9	: Les bruits dus au mauvais contact électrode-peau	10
Figure I.10	: Bruits présent dans un signal ECG.....	11

Chapitre II : FILTRAGE ADAPTATIF

Figure II.1	: Principe de l'identification.	15
Figure II.2	: Principe de la prédiction.	16
Figure II.3	: Principe de l'annulation d'interférence.	16
Figure II.4	: Principe de la modélisation inverse.	17
Figure II.5	: Principe du filtrage adaptatif.	17
Figure II.6	: Schéma général d'un problème d'estimation linéaire.	20
Figure II.7	: Schéma général d'un problème d'égalisation de canal.	23
Figure II.8	: Schéma général d'un système de filtrage adaptatif.	26
Figure II.9	: Erreur (dB) vs Nombre d'itérations pour la comparaison des vitesses de convergence des algorithmes RLS et LMS.....	29

Chapitre III : TRAITEMENT DU SIGNAL

Figure III.1	: Principe d'un filtre adaptatif.	33
Figure III.2	: Résultats de filtrage adaptatif LMS (fichier 122.mat).....	36
Figure III.3	: Résultats de filtrage adaptatif LMS (fichier 122.mat).....	37
Figure III.4	: Résultats de filtrage adaptatif LMS (fichier 122.mat).....	37
Figure III.5	: Résultats de filtrage adaptatif LMS (fichier 122.mat).....	38
Figure III.6	: Résultats de filtrage adaptatif RLS (fichier 122.mat)	39
Figure III.7	: Résultats de filtrage adaptatif RLS (fichier 122.mat)	39
Figure III.8	: Résultats de filtrage adaptatif RLS (fichier 122.mat)	40
Figure III.9	: Résultats de filtrage adaptatif RLS (fichier 214.mat)	40
Figure III.10	: Résultats de filtrage LMS avec niveau de bruit de 1db (fichier 122.mat)....	42
Figure III.11	: Résultats de filtrage LMS avec niveau de bruit de 1db (fichier 107.mat)....	43
Figure III.12	: Résultats de filtrage LMS avec niveau de bruit de 1db (fichier 207.mat)....	43

Figure III.13	: Résultats de filtrage LMS avec niveau de bruit de 1db (fichier 214.mat)....	44
Figure III.14	: Résultats de filtrage LMS avec niveau de bruit de 8db (fichier 122.mat)....	45
Figure III.15	: Résultats de filtrage LMS avec niveau de bruit de 8db (fichier 107.mat)....	45
Figure III.16	: Résultats de filtrage LMS avec niveau de bruit de 8db (fichier 207.mat)....	46
Figure III.17	: Résultats de filtrage LMS avec niveau de bruit de 8db (fichier 214.mat)....	46
Figure III.18	: Résultats de filtrage RLS avec niveau de bruit de 1db (fichier 122.mat)	47
Figure III.19	: Résultats de filtrage RLS avec niveau de bruit de 1db (fichier 107.mat)	47
Figure III.20	: Résultats de filtrage RLS avec niveau de bruit de 1db (fichier 207.mat)	48
Figure III.21	: Résultats de filtrage RLS avec niveau de bruit de 1db (fichier 214.mat)	48
Figure III.22	: Résultats de filtrage RLS avec niveau de bruit de 8db (fichier 122.mat) ...	49
Figure III.23	: Résultats de filtrage RLS avec niveau de bruit de 8db (fichier 107.mat)	49
Figure III.24	: Résultats de filtrage RLS avec niveau de bruit de 8db (fichier 207.mat)	50
Figure III.25	: Résultats de filtrage RLS avec niveau de bruit de 8db (fichier 214.mat)	50

Liste des tableaux

Chapitre III : TRAITEMENT DU SIGNAL

Tableau.III.1 : *Les performances (RSB et MSE) entre les méthodes proposées (RLS et LMS pour le signal ECG l'enregistrement 122.mat, 107.mat, 207.mat, 214.mat)..* **41**

Tableau.III.2 : *Les performances (RSB et MSE) entre les méthodes proposées (RLS et LMS pour le signal ECG l'enregistrement 122.mat, 107.mat, 207.mat, 214.mat) noyé avec le bruit gaussien* **51**

Glossaire

ECG : Electrocardiogramme

AV : Auriculo-ventriculaire

BAT/MIN : Battement par minute

FA : Fibrillation auriculaire

IIR : Réponse impulsionnel infinie

LMS : least mean squares (moindres carrés)

RIF : Réponse Impulsionnel Finie

RLS : Recursive Mean Squares (Carrés moyens récursifs)

RSB : Rapport signal sur bruit

MSE : Mean Square Error (erreur quadratique moyenne)

Introduction générale

Dans le monde occidental, la première cause de mortalité provient des maladies cardiovasculaires. Même si les connaissances acquises en cardiologie sont grandes, le cœur n'a pas dévoilé tous ses secrets. Pourtant les médecins disposent de nombreux moyens pour l'étudier et vérifier son bon fonctionnement.

L'électrocardiogramme regroupe trois ondes importantes appelées onde P, complexe QRS et onde T qui traduisent respectivement l'activité auriculaire, l'activité ventriculaire et la repolarisation ventriculaire.

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'électrodes, ...). Le praticien qui analyse l'ECG peut alors être gêné par la présence de bruit.

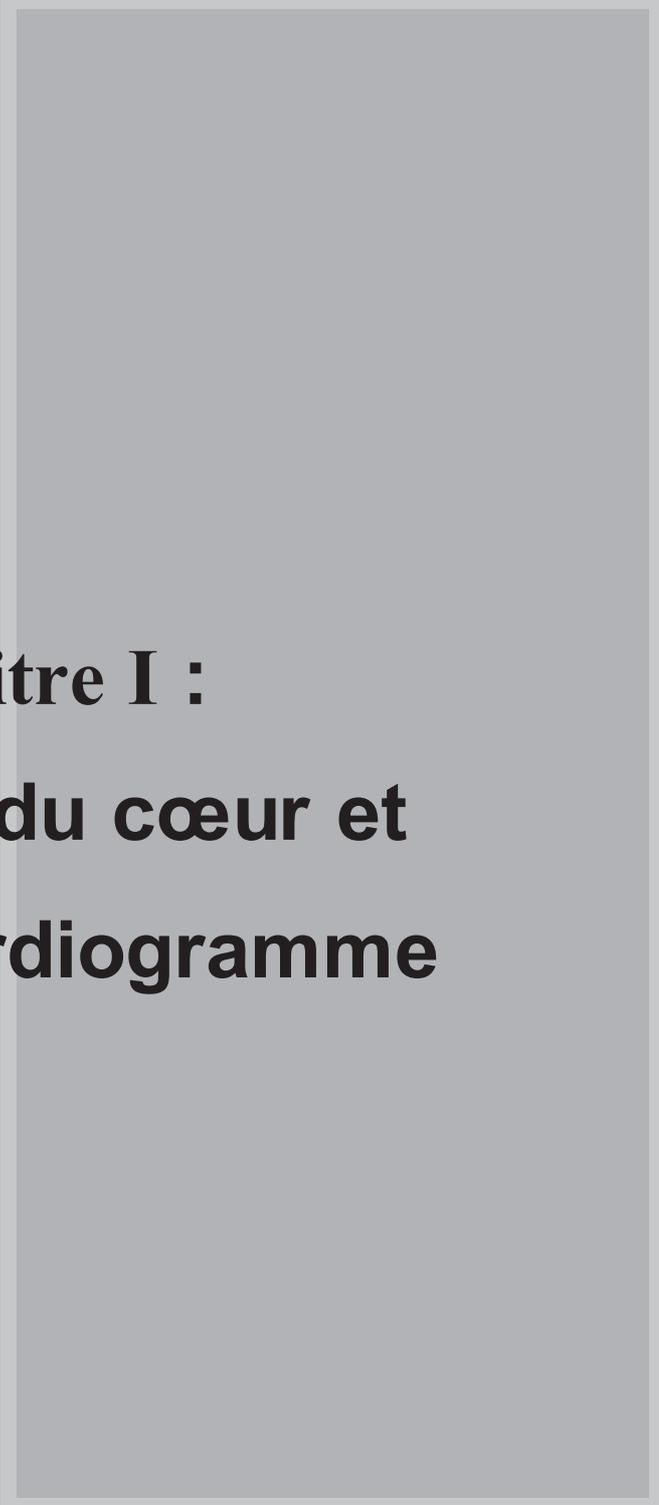
La nature non linéaire et non stationnaire de ce signal et les bruits qui l'affectent constituent un obstacle. La nécessité de dépasser ces obstacles est la cause de l'utilisation d'une variété d'approches et techniques pour son traitement, l'une des approches utilisées pour le traitement du signal ECG est le filtrage adaptatif.

Notre plan de travail comporte trois chapitres. Le premier chapitre sera consacré à l'introduction de l'élément principal du système cardiovasculaire ; le cœur, et au principe du signal électrocardiogramme et aux différents types du bruit qui nuit à la lisibilité du 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 RLS.

Le dernier chapitre présentera l'application des deux algorithmes LMS et RLS et aux résultats de filtrage effectués sur les signaux ECG de la base de donnée MIT-BIH.

Le manuscrit est finalisé par une conclusion générale et des perspectives.



Chapitre I :
Anatomie du cœur et
l'Electrocardiogramme

Introduction

A travers ce chapitre, une description générale du système cardiovasculaire est d'abord faite, suivie d'une description détaillée de l'activité physiologique cardiaque.

Cette présentation se limite principalement aux différents paramètres décrivant le signal électrocardiogramme (ECG) en vue d'une meilleure compréhension du travail présenté.

Nous avons finalisé ce chapitre par décrire les différents bruits qui entachent un signal ECG considérés comme indésirables.

I. Historique de l'électrocardiogramme

1842 Un physicien italien *Carlo Matteucci* montre qu'un courant électrique accompagne chaque battement cardiaque.

1887 Un physiologiste anglais *John Burden* publie le premier électrocardiogramme d'un humain.

1897 *Clément Ader*, ingénieur électronique, adapte un système d'amplification appelé galvanomètre à corde, jusque là utilisé pour les communications télégraphiques sous-marines.

1903 *Einthoven* parvient à recueillir ces courants d'une manière satisfaisante en utilisant un montage électrique rappelant le pont de Wheatstone.

Il obtiendra en 1924 un prix Nobel pour ses travaux sur l'électrocardiographie. Les dérivations précordiales sont utilisées pour le diagnostic médical à partir de 1932 et les dérivations frontales unipolaires à partir de 1942, ce qui permet à Emanuel Goldberger le réaliser le premier tracé sur 12 voies.

Aujourd'hui l'électrocardiographie est une technique relativement peu coûteuse, permettant à l'aide d'un examen indolore et sans danger, de surveiller l'appareil cardio-circulatoire, notamment pour la détection des troubles du rythme et la prévention de l'infarctus du myocarde. [1]

II. Anatomie de cœur

Le cœur est un organe creux et musculaire, qui assure la circulation du sang dans les veines et les artères. Le cœur se situe un peu à gauche du centre du thorax, en arrière du sternum. Il est connecté au reste de l'organisme par le biais des vaisseaux associés : les deux veines caves (inférieur et supérieur), les artères pulmonaires, et l'artère aorte, comme le représente ci-dessous :

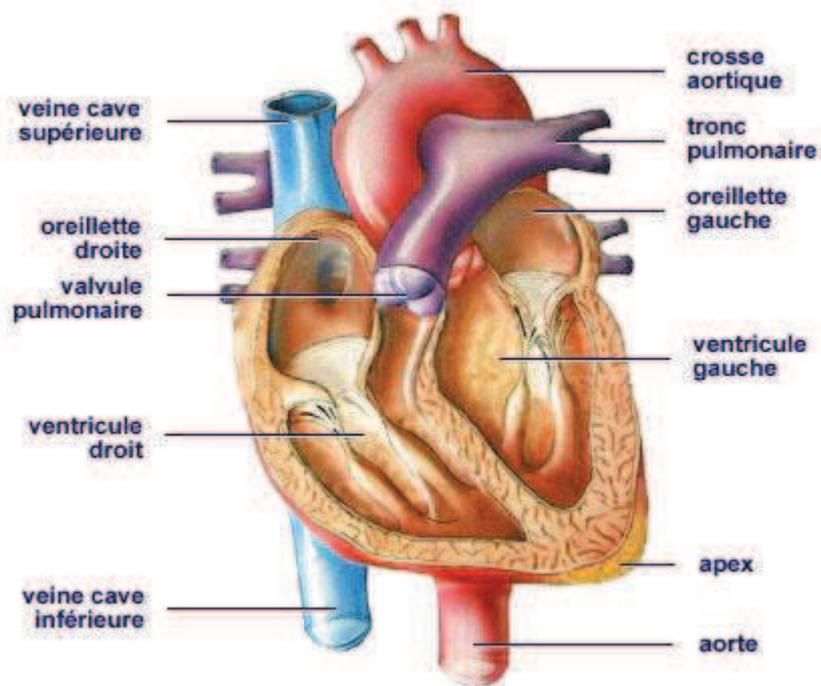


Figure I.1 : Schéma général du cœur

Le cœur d'un adulte pèse de [300-350] grammes, il se décompose en 4 chambres : les oreillettes en haut et les ventricules en bas.

Une cloison musculaire épaisse, le septum divise le cœur en deux morceaux. Chaque côté droit et gauche, est composé de deux cavités l'oreillette et le ventricule, reliés entre eux par une valve qui empêche le sang de se refluer. Pour la cavité de droite, cette valve d'admission et la valve tricuspide, pour la cavité du gauche c'est la valve mitrale.

Il existe aussi des valves d'échappement qui assure la communication entre le ventricule droit et l'artère pulmonaire (valve pulmonaire) ainsi qu'entre le ventricule gauche et l'artère aorte (valve aortique).

Le cœur est donc séparé en deux moitiés, sa partie droite contient du sang pauvre en oxygène et assure la circulation pulmonaire ; sa partie gauche renferme du sang riche en oxygène et le propulse vers le reste du corps, hormis les poumons. [2]

III. Description du signal électrocardiogramme

L'électrocardiographie explore l'activité électrique du cœur par enregistrement des électrocardiogrammes, tracés bidimensionnels qui inscrivent en fonction du temps les variations du potentiel électrique induites dans les différents points du corps par le cœur en activité. Les innombrables cellules musculaires qui le constituent sont dotées de propriétés spéciales dont les deux plus importantes sont le pouvoir mécanique de contraction et l'activité électrique rythmique, elle-même liée à des déplacements ioniques à travers la membrane des cellules.

La dépolarisation très brusque, se maintient environ durant 0,3 secondes puis est suivie aussitôt de la repolarisation qui rétablira les charges électriques initiales. Elle se propage rapidement de proche en proche, aux cellules voisines et finalement au cœur tout entier en 5 centièmes de seconde environ. Cependant, comme la repolarisation est beaucoup plus lente, la durée totale de l'activation de la masse cardiaque est de l'ordre de 40 centièmes de seconde. L'état de repos électrique dure. [3]

IV. Caractéristique du signal ECG

L'analyse de l'électrocardiogramme comprend la mesure des amplitudes et durées ainsi que l'examen de la morphologie de l'onde P, du complexe QRS, de l'onde T, de l'intervalle PR, du segment ST, de l'intervalle QT (figure I.2).

Ces composantes réunies forment le cycle cardiaque complet, elles sont définies comme suit :

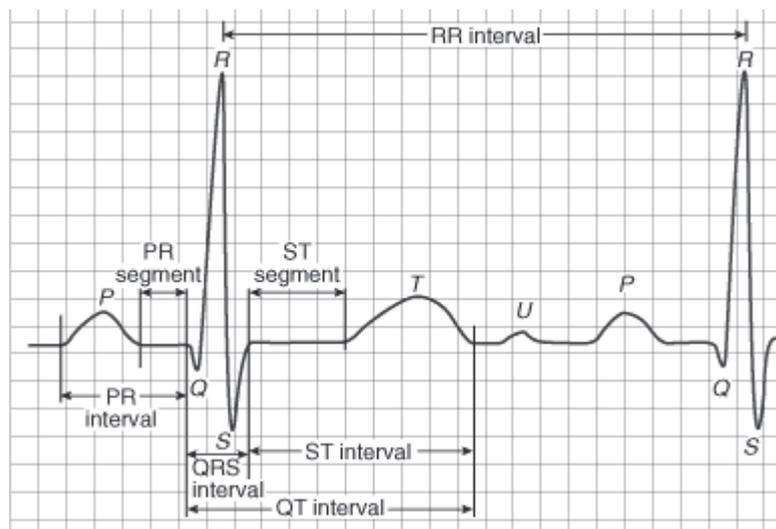


Figure I.2 : ECG Normal

- **L'onde P** : représente la dépolarisation née du nœud sinusal, qui se propage dans les oreillettes et provoque leur contraction. Sa durée est inférieure à 120 ms, son amplitude inférieure à 2 mm, elle est monophasique.
- **L'onde Q** : Quand elle existe, est la première déflexion négative qui suit l'onde P. Souvent, il n'existe pas d'onde Q. Sa durée peut atteindre 0.2 sec.
- **L'onde R** : représente la première déflexion positive qui suit l'onde P.
- **L'onde S** : représente la déflexion négative qui suit l'onde R. Le complexe QRS (appelé ainsi par extension, même s'il ne comprend pas toutes les ondes) correspond à la dépolarisation des ventricules, et à leur contraction. Sa durée est inférieure à 100 ms
- **Le segment ST** : fait suite au QRS et est normalement isoélectrique.
- **L'onde T** : suit le complexe QRS et correspond à la repolarisation des ventricules.

Elle survient pendant la diastole, et ne témoigne d'aucun événement mécanique.

C'est un phénomène purement électrique, pendant lequel les ventricules redeviennent stimulables. Elle est habituellement dissymétrique.

- **L'intervalle QT** : Il s'agit de la distance entre le début du complexe QRS et la fin de l'onde T, englobant la dépolarisation et la repolarisation ventriculaires.
- **L'onde U** : est une déflexion positive de faible amplitude qui est parfois observée après l'onde T et presque uniquement visible dans les précordiales. Sa signification exacte reste discutée. [4]

V. Détection du signal ECG

Le signal ECG est détecté sur le corps en utilisant des électrodes, celles-ci peuvent être disposées de différentes manières standard qui sont connues par *dérivations*.

Il existe deux types de dérivations : les dérivations frontales et les dérivations précordiales.

Ce sont "les dérivations des membres ". Connues par D1, D2, D3, aVR, aVL, et aVF.

Les dérivations D1, D2, D3 sont des dérivations bipolaires figure (I-3).Elles traduisent la différence de potentiel entre deux membres :

D1 : entre bras droit (pôle -) et bras gauche (pôle +)

D2 : entre bras droit (pôle -) et jambe gauche (pôle +)

D3 : entre bras gauche (pôle -) et jambe gauche (pôle +) voir figure. I.3 :

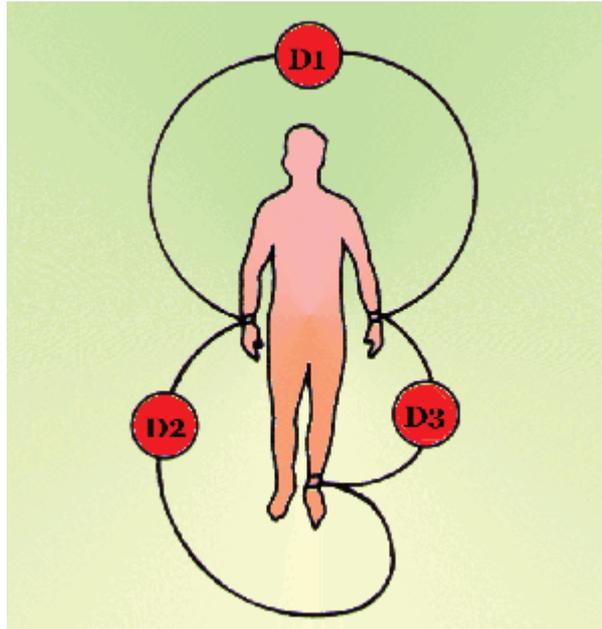


Figure I. 3 : Les dérivations bipolaires

Dans la figure (I-4), D1, D2, et D3 décrivent le triangle d'Einthoven :

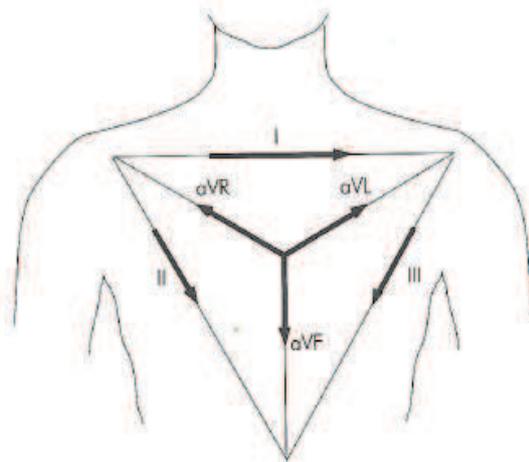


Figure.I.4 : Triangle d'Einthoven

Les dérivations aVR, aVL, et aVF sont des dérivations unipolaires (figure I.5).

L'ECG est détecté par rapport à une électrode de référence, celle-ci est connectée à la borne de Wilson (B.W) [5]. Cette borne correspond à la moyenne des potentiels au niveau de chaque électrode. Le potentiel ECG est alors mesuré dans chaque cas en plaçant l'électrode egolovatrice sur les membres bras droit (AVR), le bras gauche (AVL) en pied gauche (AVF).

Le voltage est alors amplifié (d'où le préfixe a) pour obtenir un tracé de même amplitude que D1, D2, D3.

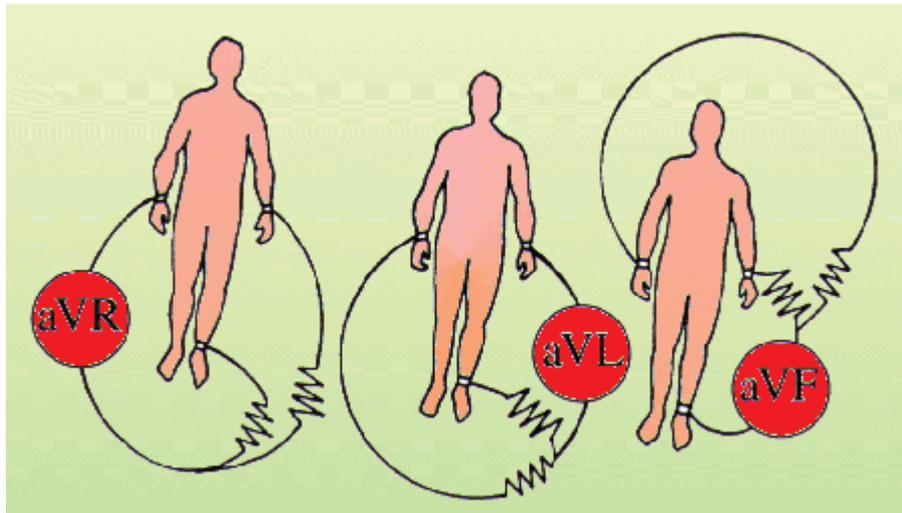


Figure.I.5 : Dérivation unipolaire

L'ensemble des dérivations unipolaires et bipolaires projetées géométriquement représentent un double triaxe avec un centre schématique : le cœur (figure I.6).

On peut déjà apercevoir que les régions explorées par ces dérivations périphériques seront :

D1, aVL : paroi latérale du ventricule gauche.

D2, D3, aVF : paroi inférieure.

aVR : intérieur des cavités du cœur. [6]

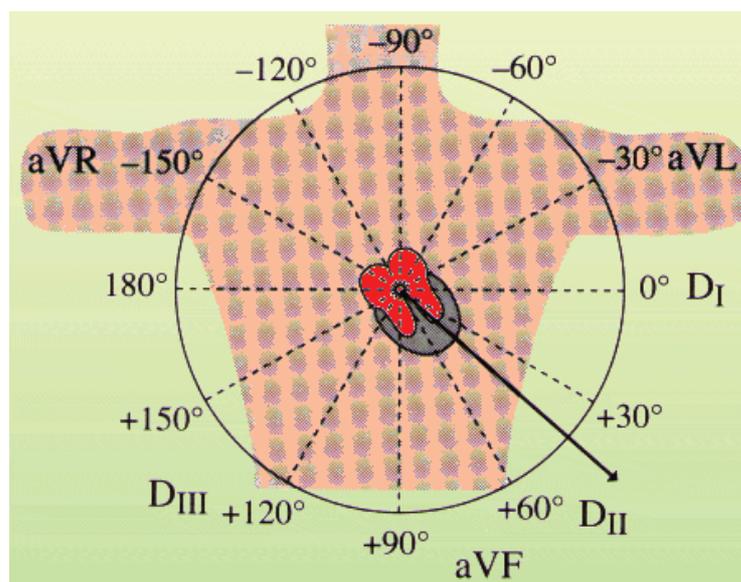


Figure. I.6 : Le triaxe des dérivations frontales

VI. Les pathologies cardiaques

VI.1. Le flutter atrial (auriculaire)

Dans le flutter atrial, la dépolarisation anormale parcourt sans cesse un chemin en boucle dans l'oreillette droite (remontant généralement le long du septum inter auriculaire, descendant sur la paroi externe de l'oreillette droite, l'oreillette gauche étant dépolarisée secondairement). La fréquence de rotation est de 300 bat/min. La dépolarisation va donc se présenter à l'entrée du nœud auriculo-ventriculaire 300 fois par minute et ne franchira la jonction vers les ventricules qu'une fois sur deux ou sur trois, voire moins. La fréquence des ventricules sera de ce fait un sous-multiple de 300 bat/min. Cette activité continue des oreillettes s'inscrit sur l'ECG par des ondes auriculaires très caractéristiques appelées ondes F. Elles ont un aspect en dents de scie en D2, D3 et aVF (figure I.7). [7]

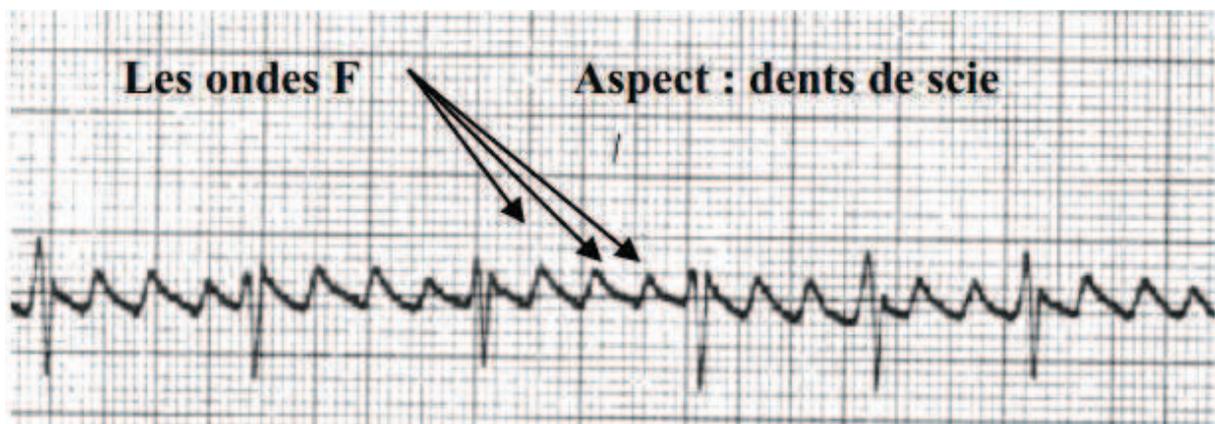


Figure I.7 : Flutter auriculaire.

Les ondes P sont remplacées par une succession d'ondes appelées F qui ont l'aspect de dents de scie

VI.2. La fibrillation atriale (Fibrillation auriculaire)

La fibrillation atriale est une arythmie supra ventriculaire sans aucune organisation. La dépolarisation est fractionnée en une multitude de fronts de directions et d'amplitudes différentes, réalisant une activité électrique au niveau des oreillettes totalement désordonnée. Cette activité, le plus souvent soutenue, ne laisse au myocarde auriculaire aucun « repos » électrique. Elle se traduit sur l'ECG par la disparition des ondes auriculaires organisées au profit d'une activité continue ressemblant à une sorte de sinusoïde irrégulière. La fréquence de dépolarisation est variable d'un point à l'autre au sein des oreillettes, mais de toutes façons le plus souvent très élevée. De multiples fronts

de dépolarisation se présentent ainsi au niveau du nœud auriculo ventriculaire qui remplit son rôle de « filtre » en ne laissant passer de façon aléatoire que quelques fronts, la fréquence des ventricules devenant complètement irrégulière, généralement entre 90 et 140/min en fonction de l'état de perméabilité du nœud.

L'absence des systoles auriculaires n'est pas grave en soi, mais elle est cependant responsable d'une baisse significative de l'efficacité cardiaque à deux niveaux : d'une part, parce que le cœur ne bénéficie pas de la systole auriculaire qui assure une partie du remplissage sanguin des ventricules, et, d'autre part, parce que le rythme moyen est généralement supérieur à 100 bat/min et peut atteindre 200 bat/min. Le risque majeur lié à cette pathologie est celui du flutter, c'est-à-dire de l'envoi possible, dans la circulation, d'embolies formés au niveau des oreillettes (particulièrement préjudiciables s'il s'agit de l'oreillette gauche, puisque le ventricule gauche envoie le sang dans la circulation générale, et en priorité vers le cœur et le cerveau). Ce risque est relativement faible lorsqu'une FA est permanente, tandis qu'il est augmenté lors d'épisodes de FA sur fond sinusal (FA paroxystique), surtout lors du passage d'un rythme à l'autre. [7]

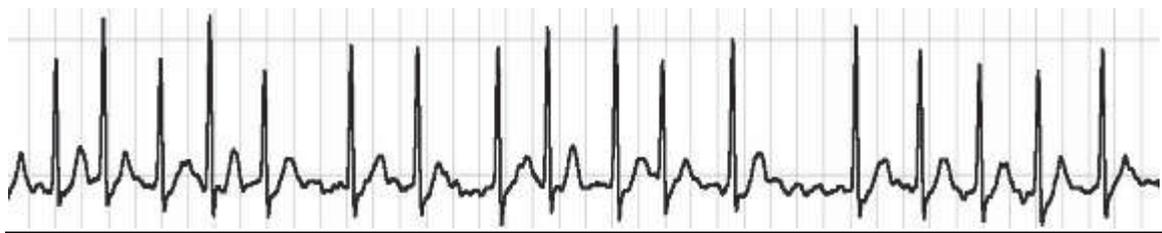


Figure 1.8 : Fibrillation auriculaire

VII. Les types de bruit présent dans l'ECG

Le signal ECG est bruité par des processus autres que cardiaques. Ces perturbations peuvent être d'origine physiologiques (peau, respiration,...) ou environnementale (courant de secteur, placement de l'électrode,...).

Le praticien qui analyse l'ECG peut être gêné par la présence de bruit.

Ces bruits peuvent être classés selon leurs origines en deux grandes catégories, les bruits d'origine technique et les bruits d'origine physique. [7]

VII.1. Bruits d'origine technique

Les bruits d'origine technique sont les bruits qui sont causés par le matériel utilisé lors de l'enregistrement et dont les plus courants sont :

VII.1.1. Le Bruit du réseau 50Hz

Le bruit 50Hz est un bruit qui provient de l'alimentation par le réseau de distribution électrique. Il contamine le signal électrocardiographique ECG avec des oscillations dont l'harmonique fondamentale est à 50 Hz. Généralement, ce bruit est présent dans tous les enregistrements et il peut être assez fort, cependant il s'élimine facilement avec une opération de filtrage sélective. Ce type de bruit est illustré dans la figure I.10. [7]

VII.1.2. Les bruits dus au mauvais contact électrode-peau

Lorsque les électrodes utilisées pour le recueil du signal ECG se détachent ou le gel entre l'électrode et la peau se sèche, cela peut provoquer un bruit qui provoque des changements brusques de l'amplitude du signal d'ECG (figure I.9), ainsi que de faibles changements de fréquence de référence.

De plus, une mauvaise conductivité entre les électrodes et la peau peut avoir un effet sur le signal ECG qui peut aller d'une simple diminution d'amplitude à l'apparition des pics qui peuvent parfois être confondus avec les ondes du tracé normal. Ce type de bruit est difficile à éliminer car son énergie se trouve dans la même gamme de fréquence que celle des complexes QRS. [7]

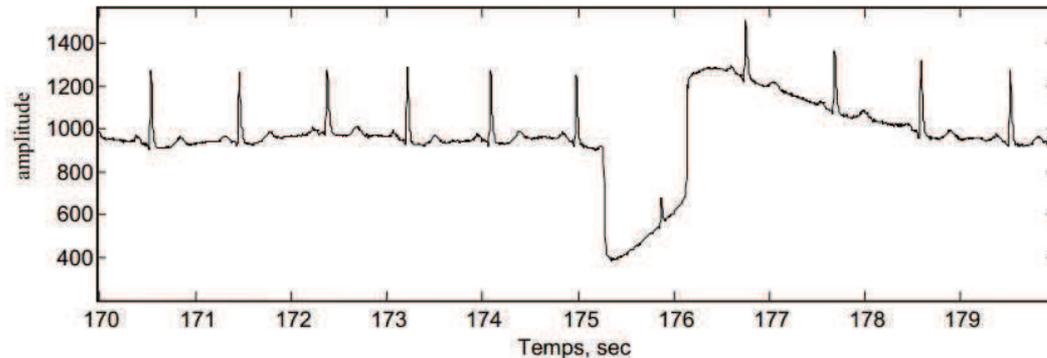


Figure I. 9 : Les bruits dus au mauvais contact électrode-peau

VII.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. [7]

VII.2. Bruits physiques

Les bruits d'origine physique sont des artefacts engendrés par, soit des activités électriques du corps humain telles que les contractions musculaires, soit par les mouvements lors de la respiration. [7]

VII.2.1. Fluctuations de 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.10.b 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. [7]

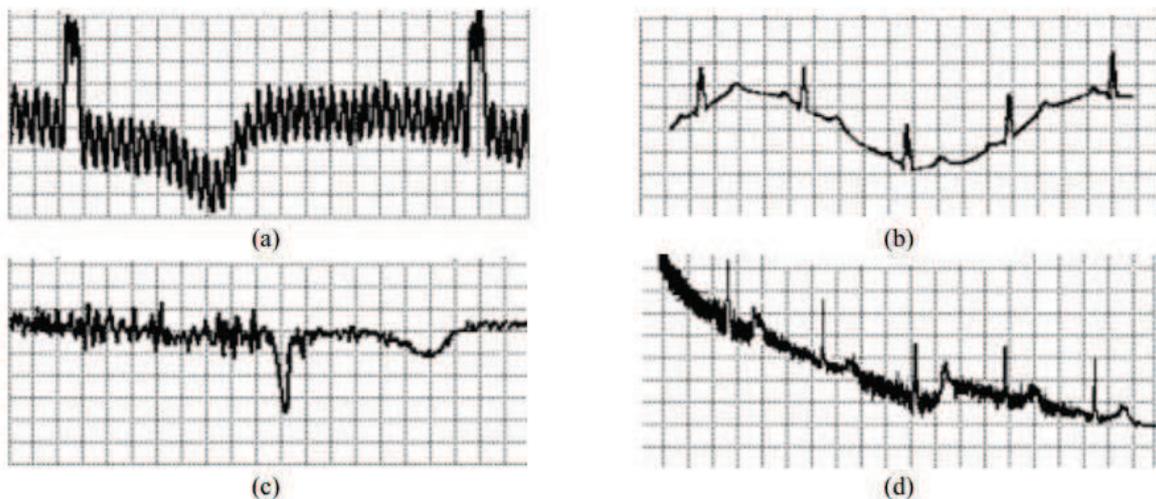


Figure I.10 : Bruits présent dans un signal ECG : (a) bruit du secteur 50 Hz ; (b) fluctuation de la ligne de base ; (c) le signal EMG ; et les artefacts aux mouvements du patient.

VII.2.2. Bruits dus 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.10.c. [7]

VII.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. [7]

VIII. Etat de l'art sur le 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. [7]

IX. Description de la base de données MIT-BIH

La base de données MIT-BIH est une base universelle qui contient 48 enregistrements d'une durée d'une demi-heure sur deux voies (DII et V5). Elle a été collectée par des chercheurs afin d'être utilisée comme une référence pour la validation et la comparaison des algorithmes sur le signal ECG.

Chaque enregistrement ECG est échantillonné à une fréquence de 360 Hz.

L'avantage majeur de cette base est qu'elle contient un grand nombre de pathologies cardiaques, ce qui permet de valider les algorithmes sur un grand nombre de cas de signaux ECG.

Les enregistrements correspondent à des sujets qui sont 25 hommes âgés de 32 à 89 ans, et 22 femmes âgées de 23 à 89 ans.

Les signaux sont numérotés de 100 à 124 pour le premier groupe qui comporte une variété de formes d'ondes et de 200 à 234 pour le deuxième qui comporte une variété de cas pathologiques.

Chaque enregistrement a été annoté indépendamment par plusieurs cardiologues (deux au moins) ce qui permet d'avoir des études plus fiables. L'annotation correspond au l'instant d'apparition du pic R du complexe QRS et au type du QRS (N, PVC, etc.). [7]

IX.1. Fichiers de la base MIT-BIH

Pour chaque enregistrement de la base de données, il existe trois fichiers différents avec les extensions suivantes : dat, hea et atr.

IX.1.1. Fichier de données (*.dat)

Il contient les données numérisées du signal ECG. Deux signaux différents correspondant aux deux dérivations sont stockés dans le même fichier, exemple : 100.dat.

IX.1.2. Fichier header (*.hea)

C'est un fichier entête ; il contient les paramètres d'interprétation du fichier de données correspondant et qui permettent au programme de l'utiliser (fréquence d'échantillonnage, gain d'amplification, dérivations utilisées, nombre d'échantillons, pathologie, etc.).

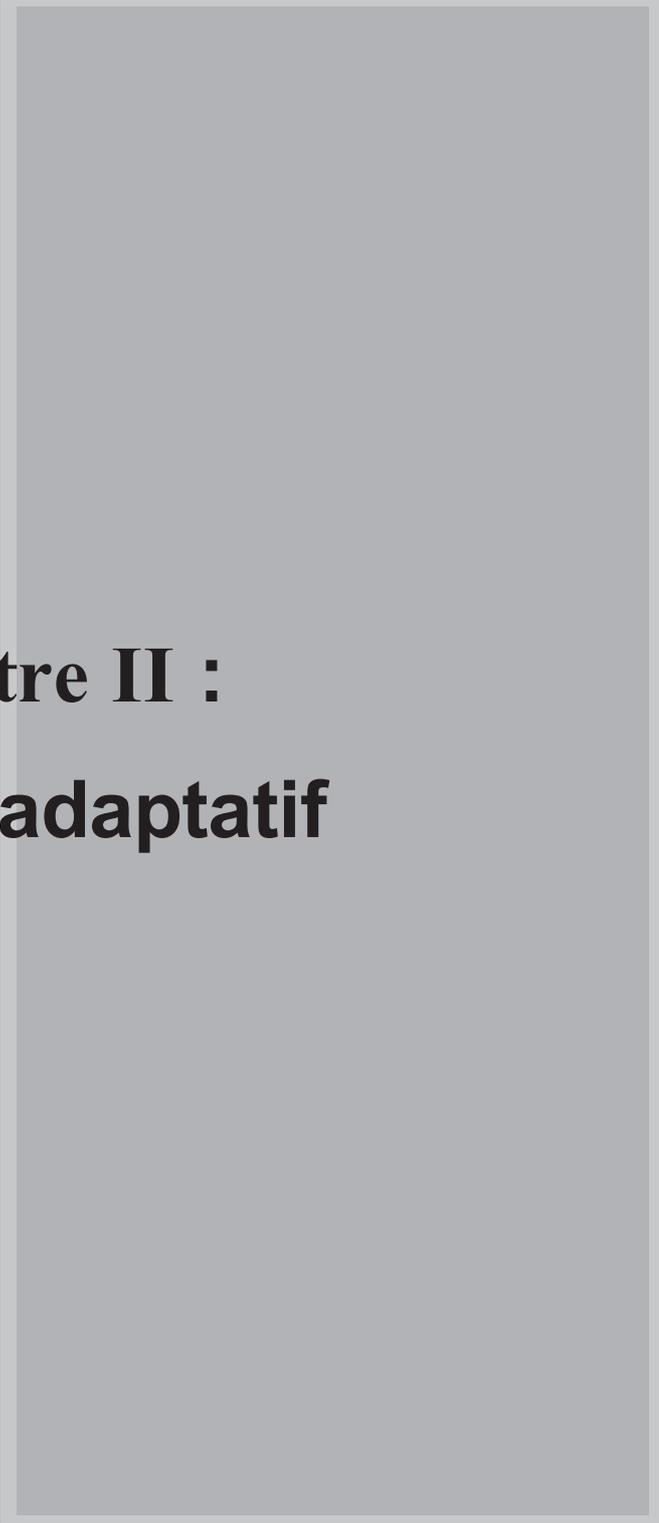
IX.1.3. Fichier annotation (*.atr)

Il comporte les positions ou les moments d'apparition des pics R du complexe QRS du signal données. Ces emplacements ont été marqués manuellement par plusieurs cardiologues.

On trouve un nombre donnant l'ordre du pic R ainsi qu'une marque correspondant au type du QRS (normal ou anormal). [7]

Conclusion :

Dans ce chapitre. Nous avons présentés des généralités sur le cœur et le système cardiovasculaire et une description de l'électrocardiogramme et ses caractéristiques et les bruits qui gêne le signal ECG et on a réservé le chapitre deux pour la littérature de filtre proposé pour la réduction du bruit.



Chapitre II :

Filtrage adaptatif

Introduction

Le filtrage adaptatif intervient quand il faut réaliser, simuler ou modéliser un système dont les caractéristiques évoluent dans le temps. Il conduit à la mise en œuvre de filtres à coefficients variables dans le temps. Les variations des coefficients sont définies par un critère d'optimisation et réalisées suivant un algorithme d'adaptation, qui est déterminés en fonction de l'application [8]. 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 par exemple le cas d'un signal perturbé par un parasite sinusoïdal à la fréquence de 50Hz. Ce signal peut être filtré efficacement par un filtre classique coupe bande centré sur 50Hz. En revanche considérons le cas de la mesure sur électrocardiogramme du rythme cardiaque d'un bébé encore dans le ventre de sa mère. Le signal va être parasité par le rythme cardiaque de la mère. Ce signal parasite est a priori de contenu spectral inconnu et il risque même de se superposer en partie au signal correspondant au bébé. Le filtrage classique est donc ici inefficace alors que le filtrage adaptatif va se révéler performant. [9]

On distingue quatre classes d'applications :

-L'identification : 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. [8]

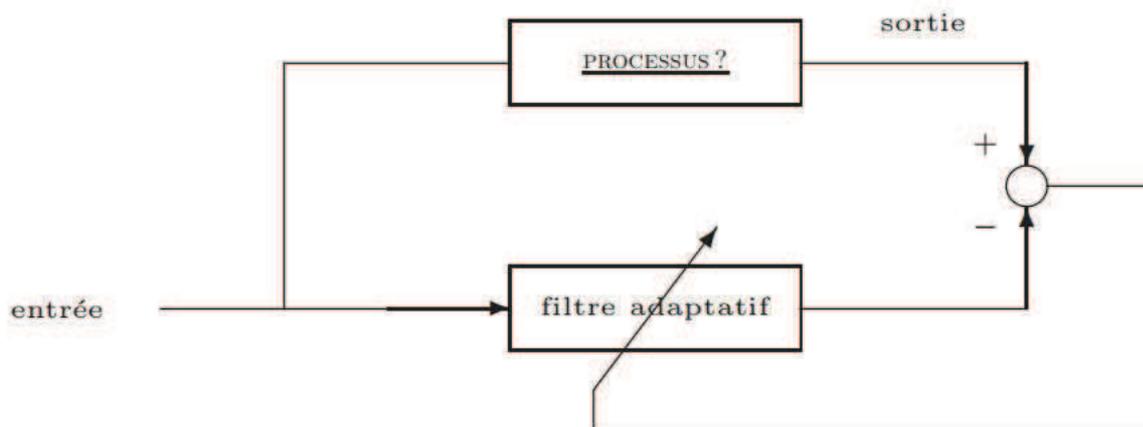


Figure.II.1 : Principe de l'identification.

-La prédiction : La figure II.2 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. [8]

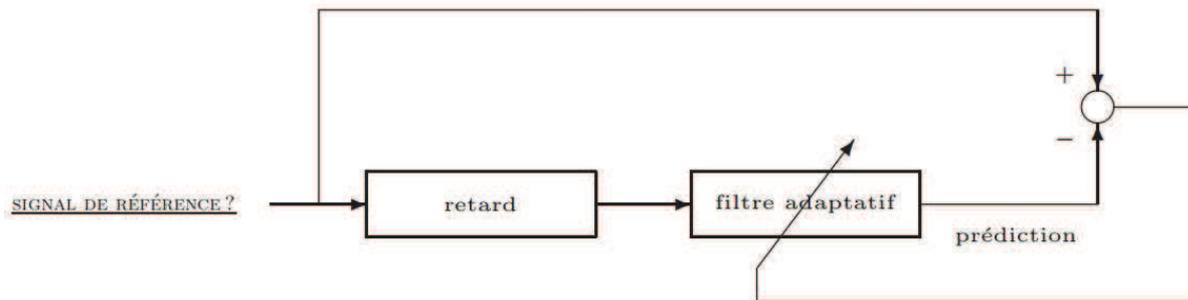


Figure.II.2 : Principe de la prédiction.

-L'annulation d'interférence : La figure II.3 illustre le contexte du problème d'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. [8]

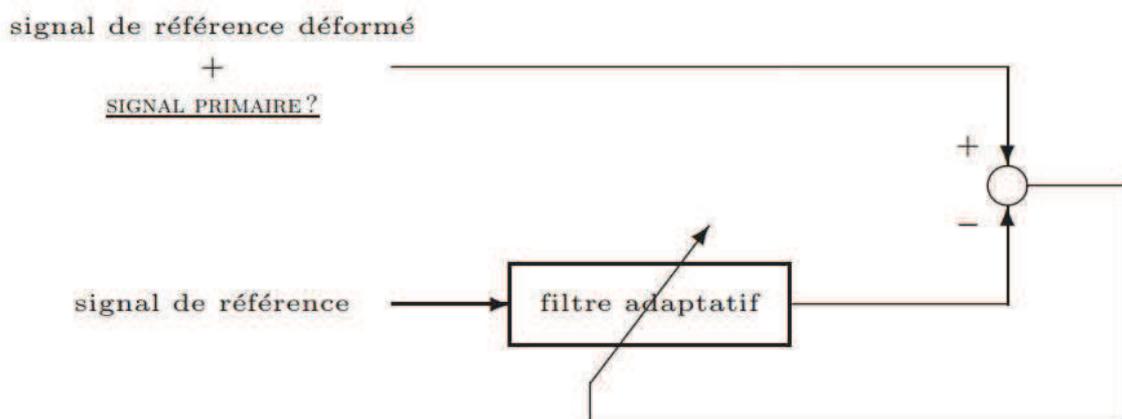


Figure.II.3 : Principe de l'annulation d'interférence.

-La modélisation inverse : La (figure II.4) illustre le contexte du problème de modélisation inverse. Il s'agit ici 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. [8]

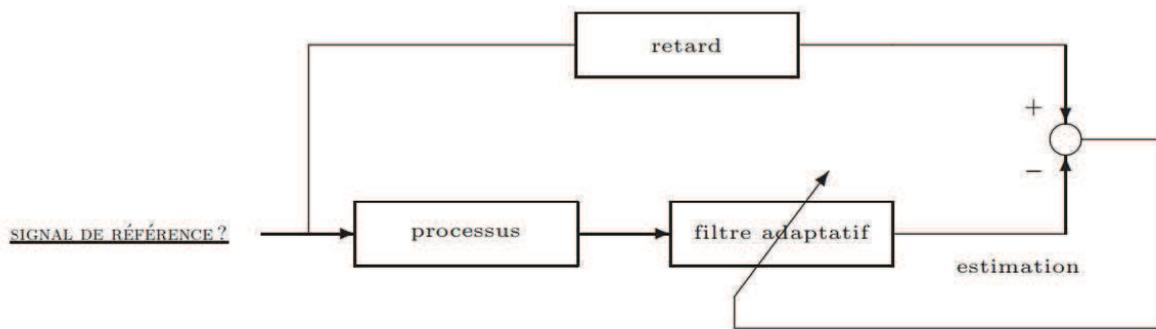


Figure.II.4 : Principe de la modélisation inverse.

I. Principe du filtrage adaptatif

I.1. Par 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 reçu. [8]

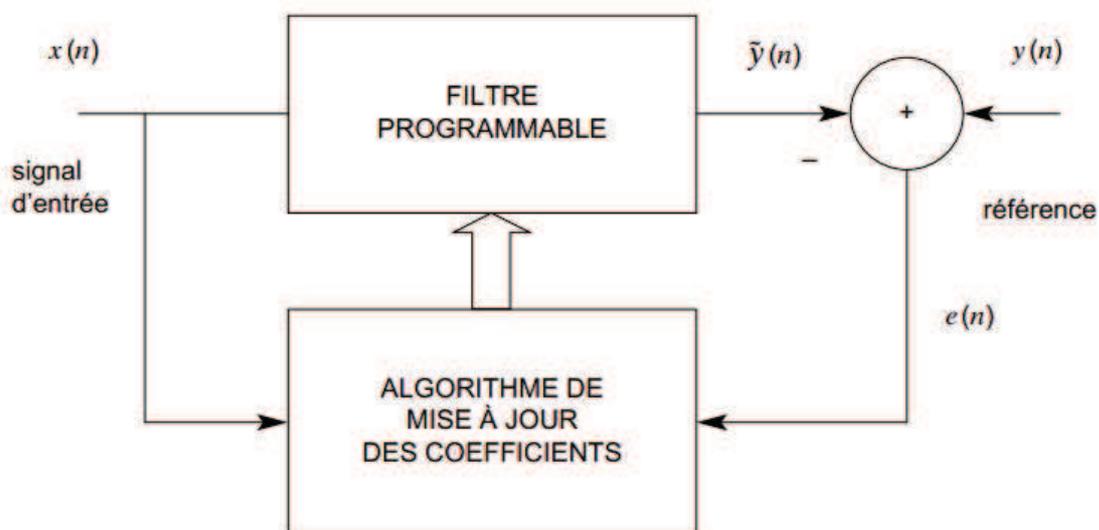


Figure.II.5 : Principe du filtrage adaptatif.

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

$$J(n) = \sum_{p=1}^n [y(p) - H^t(n)X(p)]^2 \quad (2.1)$$

où $X(p)$ est le vecteur colonne d'éléments

$$(x(p), x(p-1), \dots, x(p+1-N)) \quad (2.2)$$

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

$$RN(n) = \sum_{p=1}^n X(p)X^t(p) = \sum_{p=1}^n \begin{bmatrix} x(p) \\ x(p-1) \\ \vdots \\ x(p+1-N) \end{bmatrix} [x(p), \dots, x(p+1-N)] \quad (2.3)$$

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

$$r_{yx}(n) = \sum_{p=1}^n y(p)X(p) \quad (2.4)$$

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 jour. En effet, d'après les relations (3) et (4) il vient :

$$R_n(n+1) = R_N(n) + X(n+1)X^t(n+1) \quad (2.5)$$

$$r_{yx}(n+1) = r_{yx}(n) + X(n+1)y(n+1) \quad (2.5)$$

Et par suite :

$$R_N(n+1)H(n+1) = r_{yx}(n+1) = r_{yx}(n) + X(n+1)y(n+1) \quad (2.6)$$

Soit :

$$R_N(n+1)H(n+1) = R_N(n)H(n) + X(n+1)y(n+1) \quad (2.7)$$

Soit encore :

$$R_N(n+1)H(n+1) = [R_N(n+1) - X(n+1)X^t(n+1)]H(n) + X(n+1)y(n+1) \quad (2.8)$$

Et finalement :

$$H(n+1) = H(n) + R_N^{-1}(n+1)X(n+1)[y(n+1) - H^t(n)X(n+1)] \quad (2.9)$$

Il est intéressant de remarquer que la quantité ;

$$e(n+1) = y(n+1) - H^t(n)X(n+1) \quad (2.10)$$

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 « a priori », alors que le même calcul avec $H(n+1)$ correspond à l'erreur dite « a posteriori ». Les algorithmes dans lesquels les

coefficients sont, à chaque valeur de l'indice, calculés par la récurrence (2.9) sont les algorithmes de moindres carrés. Des algorithmes simplifiés, mais d'un grand intérêt pratique, sont obtenus en remplaçant la matrice $R_N^{-1}(N)$ par la matrice diagonale δIN , où δ est un réel que l'on appelle le pas d'adaptation. La mise à jour des coefficients est alors faite par l'équation :

$$H(n+1) = H(n) + \delta X(n+1) e(n+1) \quad (2.11)$$

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 (2.11) peut aussi s'écrire, compte tenu de la définition de l'erreur :

$$H(n+1) = [I_N - \delta X(n+1)X^t(n+1)]H(n) + \delta X(n+1)y(n+1) \quad (2.12)$$

En prenant l'espérance des deux membres, puisque :

$$R_N = E[X(n)X^t(n)] ; r_{yx} = E[y(n)X(n)] \quad (2.13)$$

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

$$E[H(\infty)] = H_{opt} = R_N^{-1}r_{yx} \quad (2.14)$$

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 (2.14).

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 intercorrélation.

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 (2.11) 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 convergence. [8]

II. Filtre de Wiener

II.1. Problème d'estimation linéaire

La figure II.6 illustre un problème courant d'estimation linéaire. $x(n)$ correspond au signal qui nous intéresse mais n'est pas directement accessible. Seul $y(n)$ l'est et $y(n)$ est obtenu après passage de $x(n)$ dans un système linéaire suivi de l'addition d'un bruit. [10]

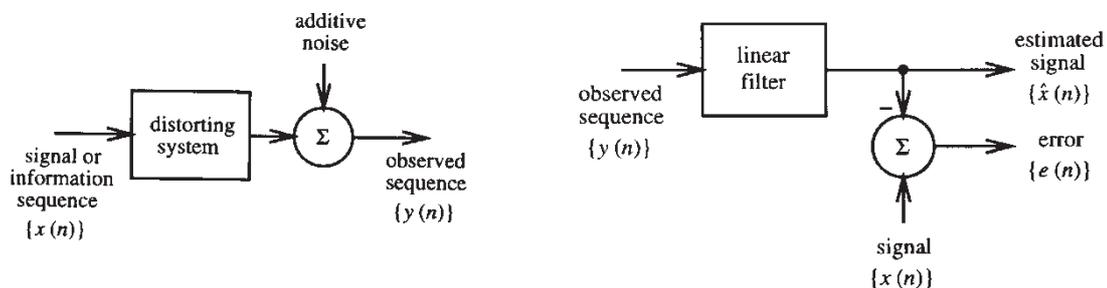


Figure.II.6 : Schéma général d'un problème d'estimation linéaire.

Le problème qui se pose est comment retrouver $x(n)$ à partir de $y(n)$. Une solution consiste à filtrer $y(n)$ de telle sorte que la sortie $\hat{x}(n)$ soit la plus proche possible de $x(n)$. On peut mesurer la qualité de l'estimation par $e(n)$ défini par :

$$e(n) = x(n) - \hat{x}(n) \quad (2.15)$$

Evidemment, plus $e(n)$ sera faible, plus l'estimation sera bonne. On cherche donc un filtre qui minimisera l'erreur. Il est pratique de chercher à minimiser $e^2(n)$ car c'est une fonction quadratique facilement dérivable. Par ailleurs, étant donné que les signaux intéressants sont aléatoires, la fonction coût qui sera à minimiser est l'erreur quadratique moyenne (MSE) définie par :

$$\xi(n) = E(e^2(n)) \quad (2.16)$$

Le filtre optimal de Wiener correspond au filtre qui minimisera la MSE. [10]

II.2. Filtre de Wiener de type FIR

On se limitera ici au calcul des filtres FIR. Selon les mêmes principes, on peut calculer des filtres IIR. C'est ce qui sera vu dans la suite du cours avec les modèles ARMA utilisés en codage de parole.

Appelons H , le filtre que nous recherchons et N la longueur de sa réponse impulsionnelle donnée avec une notation matricielle par :

$$\mathbf{h} = [h_0 \quad h_1 \quad \dots \quad h_{N-1}]^T$$

Le signal estimé $\hat{x}(n)$ peut alors s'écrire

$$\hat{x}(n) = \sum_{i=0}^{N-1} h_i y(n-i) \quad (2.17)$$

ou encore en introduisant la notation matricielle pour $y(n)$

$$\hat{x}(n) = \mathbf{h}^T \mathbf{y}(n) \Leftrightarrow \hat{x}(n) = \mathbf{y}^T(n) \mathbf{h} \quad (2.18)$$

Avec :

$$\mathbf{y}(n) = [y(n) \quad y(n-1) \quad \dots \quad y(n-(N-1))]^T \quad (2.19)$$

En faisant l'hypothèse que les signaux $x(n)$ et $y(n)$ sont stationnaires, et si on introduit l'équation (2.18) dans l'équation (2.16), on arrive à la fonction coût suivante :

$$\begin{aligned} \xi &= E \left[(x(n) - \mathbf{h}^T \mathbf{y}(n))^2 \right] \\ \Leftrightarrow \xi &= E \left[x^2(n) - 2\mathbf{h}^T \mathbf{y}(n)x(n) + \mathbf{h}^T \mathbf{y}(n)\mathbf{y}^T(n)\mathbf{h} \right] \\ \xi &= E \left[x^2(n) \right] - 2\mathbf{h}^T \Phi_{yx} + \mathbf{h}^T \Phi_{yy} \mathbf{h} \end{aligned} \quad (2.20)$$

où Φ_{yy} est une matrice d'autocorrélation de taille $N \times N$ définie par :

$$\Phi_{yy} = E \left[\mathbf{y}(n)\mathbf{y}^T(n) \right] \quad (2.21)$$

et où Φ_{yx} est un vecteur d'intercorrélations de taille N défini par :

$$\Phi_{yx} = E \left[\mathbf{y}(n)x(n) \right] \quad (2.22)$$

L'équation (2.20) montre que pour un filtre FIR, la fonction coût MSE dépend de la réponse impulsionnelle h . Pour en obtenir le minimum, il suffit de chercher les conditions d'annulation de la dérivée de la fonction coût par rapport aux variables que sont les N points de la réponse impulsionnelle du filtre. [10]

La dérivée de la fonction coût par rapport au $j^{\text{ème}}$ point de la réponse impulsionnelle est donnée par :

$$\frac{\partial \xi}{\partial h_j} = E \left[\frac{\partial}{\partial h_j} \{e^2(n)\} \right] = E \left[2e(n) \frac{\partial e(n)}{\partial h_j} \right] \quad (2.23)$$

En substituant dans cette équation $e(n)$ par les équations (2.15) et (2.18), on obtient l'expression suivante :

$$\frac{\partial \xi}{\partial h_j} = E \left[2e(n) \frac{\partial}{\partial h_j} \{x(n) - h^T y(n)\} \right] \quad (2.24)$$

En utilisant le fait que la sortie du filtre $h^T y(n)$ peut s'écrire comme une somme de N produits dont un seul contient le terme h_j , on a arrivé à l'expression suivante :

$$\begin{aligned} \frac{\partial \xi}{\partial h_j} &= E \left[2e(n) \frac{\partial}{\partial h_j} \{h_j y(n-j)\} \right] \\ \frac{\partial \xi}{\partial h_j} &= E[-2e(n)y(n-j)] \end{aligned} \quad (2.25)$$

On cherche les conditions d'annulation de cette équation pour tous les $j = \{0, \dots, N-1\}$. Ceci nous donne un ensemble de N équations qui peut être écrit de façon matricielle en introduisant le vecteur gradient ∇ :

$$\nabla = \begin{bmatrix} \partial \xi / \partial h_0 \\ \partial \xi / \partial h_1 \\ \vdots \\ \partial \xi / \partial h_j \\ \vdots \\ \partial \xi / \partial h_{N-1} \end{bmatrix} = -2E \begin{bmatrix} y(n)e(n) \\ y(n-1)e(n) \\ \vdots \\ y(n-j)e(n) \\ \vdots \\ y(n-N+1)e(n) \end{bmatrix} = -2E \left\{ \begin{bmatrix} y(n) \\ y(n-1) \\ \vdots \\ y(n-j) \\ \vdots \\ y(n-N+1) \end{bmatrix} \cdot e(n) \right\} = -2E[y(n)e(n)]$$

En utilisant les équations (15) et (18) pour remplacer $e(n)$ on obtient :

$$\nabla = -2E[y(n)(x(n) - y^T(n)h)] = -2E[y(n)x(n)] + 2E[y(n)y^T(n)]h \quad (2.26)$$

Qui devient en introduisant la matrice d'autocorrélation et le vecteur d'intercorrélations :

$$\nabla = -2\Phi_{yx} + 2\Phi_{yy}h \tag{2.27}$$

La réponse impulsionnelle optimale h_{opt} est celle qui annule cette équation d'où :

$$\Phi_{yy}h_{opt} = \Phi_{yx} \tag{2.28}$$

Le filtre ainsi défini est appelé filtre FIR de Wiener. Il permet d'obtenir une erreur quadratique minimale entre $x(n)$ et son estimé $\hat{x}(n)$ donnée par :

$$\xi_{min} = E[x^2(n)] - h_{opt}^T \Phi_{yx} \tag{2.29}$$

II.3. Application à l'égalisation de canal :

Un problème classique rencontré en traitement du signal pour les télécoms est illustré sur la figure II.7 Une séquence aléatoire de densité de probabilité uniforme est appliquée à l'entrée d'un canal. Un bruit blanc $\eta(n)$ s'ajoute à la sortie du canal pour donner le signal observable $y(n)$.

Le canal peut être modélisé par sa fonction de transfert en z , $C(z) = \sum_i c_i z^{-i}$.

Notre objectif est de construire un filtre avec une fonction de transfert $H(z)$ tel que sa sortie nous donne une bonne estimation de $x(n)$. Il est naturellement acceptable d'obtenir notre estimé avec un certain retard d de telle sorte que ce que l'on estime correspond à $x(n-d)$. Ce problème est connu sous le nom d'*égalisation de canal* dans le domaine des télécommunications ou encore sous le nom de *déconvolution* en traitement d'images. Les filtres de Wiener nous apporte une solution à ce problème que nous allons préciser.

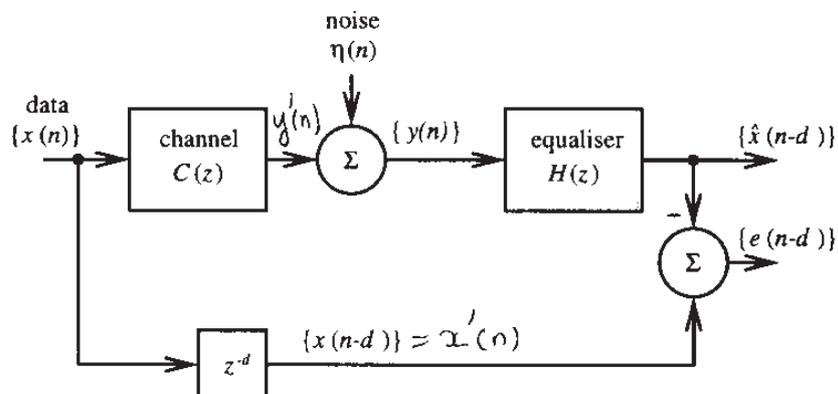


Figure II.7 : Schéma général d'un problème d'égalisation de canal.

Pour simplifier, nous introduirons les trois notations suivantes $x'(n)$, $e'(n)$ et $y'(n)$ respectivement définies par :

$$\begin{aligned} x'(n) &= x(n-d) \\ e'(n) &= x(n-d) - \hat{x}(n-d) \\ y(n) &= y'(n) + \eta(n) \end{aligned} \quad (2.30)$$

Le bruit additif et le signal sont considérés comme décorrelés entre eux. Cette hypothèse est généralement vérifiée en pratique. Le filtre de Wiener qui minimise la MSE est alors défini par :

$$\Phi_{yy} \mathbf{h}_{opt} = \Phi_{yx'}$$

Où $\Phi_{yy} = E[\mathbf{y}(n)\mathbf{y}^T(n)]$

Et $\Phi_{yx'} = E[\mathbf{y}(n)x'(n)]$

Etant donné que les processus sont considérés comme stationnaires et ergodiques, la matrice d'autocorrélation Φ_{yy} peut être déduite de la fonction d'autocorrélation $\phi_{yy}(m)$ donnée par :

$$\begin{aligned} \phi_{yy}(m) &= E[y(n)y(n+m)] \\ \Leftrightarrow \phi_{yy}(m) &= E[\{y'(n) + \eta(n)\}\{y'(n+m) + \eta(n+m)\}] \\ \phi_{yy}(m) &= \phi_{y'y'}(m) + \phi_{\eta\eta}(m) + \phi_{y'\eta}(m) \end{aligned} \quad (2.31)$$

Comme $y'(n)$ est une combinaison linéaire des échantillons de l'entrée $x(n)$ i.e.

$$y'(n) = \sum_{i=0}^{\infty} c_i x(n-i) \quad (2.32)$$

Et que $x(n)$ et $\eta(n)$ sont décorrelés, il en découle que $y'(n)$ et $\eta(n)$ sont décorrelés d'où :

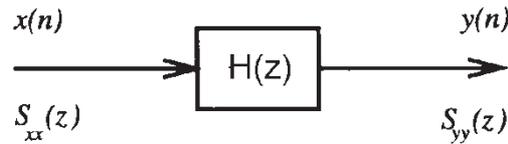
$$\phi_{\eta y'}(m) = E[\eta(m)]E[y'(n+m)] = 0 \quad \text{pour des processus à moyenne nulle.}$$

Par ailleurs, puisque $\eta(n)$ est un bruit blanc, il a la propriété suivante :

$$\phi_{\eta\eta}(m) = \sigma_{\eta}^2 \delta(m)$$

Et finalement, l'équation (31) prend la forme suivante :

$$\phi_{yy}(m) = \phi_{y'y'}(m) + \sigma_{\eta}^2 \delta(m) \quad (2.33)$$



Les transformées en Z des fonctions d'autocorrélation de deux signaux liés par un système linéaire comme dans la figure ci-dessus sont reliées de la façon suivante :

$$S_{yy}(z) = H(z)H(z^{-1})S_{xx}(z)$$

En utilisant cette propriété pour le cas qui nous intéresse, on obtient la relation suivante :

$$S_{y'y'}(z) = C(z)C(z^{-1})\sigma_x^2$$

Par transformée inverse, on obtient :

$$\phi_{y'y'}(m) = Z^{-1}[S_{y'y'}(z)] \tag{2.34}$$

Cette équation introduite dans (32) permet d'accéder à $\phi_{yy}(m)$.

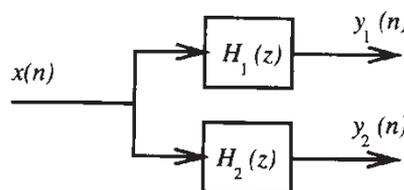
Afin d'accéder au filtre de Wiener, il reste à calculer le vecteur d'intercorrrelation $\Phi_{yx'}$. Si le filtre de Wiener possède N coefficients, le vecteur $\Phi_{yx'}$ aura N éléments de la forme

$E[y(-m)x'(n)]$, où $0 \leq m < N$. On peut noter que le processus étant stationnaire :

$$E[y(n-m)x'(n)] = E[y(n)x'(n+m)] = \phi_{yx'}(m)$$

Par ailleurs, comme $x'(n)$ et $\eta(n)$ sont décorrélés, on a :

$$\phi_{yx'}(m) = E[y(n)x'(n+m)] = E[(y'(n) + \eta(n))x'(n+m)] = \phi_{y'x'}(m)$$



Les transformées en Z des fonctions d'auto et d'inter corrélation de trois signaux liés par deux système linéaire en parallèle comme sur la figure ci-dessus sont reliées de la façon suivante :

$$TZ(\phi_{y_2 y_1}(n)) = H_1(z)H_2(z^{-1})TZ(\phi_{xx}(n))$$

$$\Leftrightarrow S_{y_2 y_1}(z) = H_1(z)H_2(z^{-1})S_{xx}(z)$$

En utilisant cette propriété et l'analogie avec la (Figure II.7), on obtient donc la relation suivante :

$$S_{y'x'}(z) = z^{-d}C(z^{-1})\sigma_x^2$$

D'où

$$\phi_{y'x'}(m) = Z^{-1}[S_{y'x'}(z)] = \phi_{yx'}(m) \quad (2.35)$$

III. Algorithmes de filtrage adaptatif :

III.1. Introduction

La mise en œuvre d'un filtre (estimateur) optimal de Wiener demande la connaissance des caractéristiques du signal, du bruit et de la fonction de transfert du canal. Cela implique également que ces caractéristiques soient stables au cours du temps, ce qui n'est pas le cas en pratique. [11]

Le filtrage adaptatif a pour objet d'approcher ces filtres optimaux. Pour cela, les coefficients de la réponse impulsionnelle du filtre sont adaptés en fonction de l'erreur par une boucle de retour comme le montre la figure ci-dessous. [10]

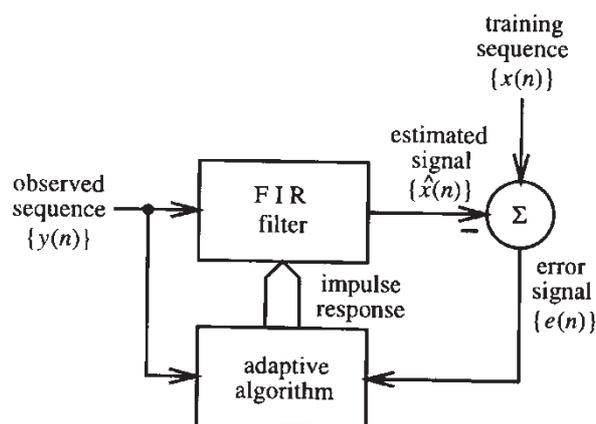


Figure.II.8 : Schéma général d'un système de filtrage adaptatif.

Cette adaptation nécessite une séquence d'apprentissage et une stratégie de mise à jour des coefficients du filtre dont l'objectif est la minimisation d'une erreur. Pour cela, on utilisera

des algorithmes d'optimisation. Le détail de ces algorithmes dépasse le cadre du traitement du signal, mais on donnera ici les grandes lignes de deux approches largement utilisées en filtrage adaptatif : le RLS et le LMS. [11]

La réponse impulsionnelle d'un filtre adaptatif est donc variable dans le temps. Elle dépend du signal reçu, de la séquence d'apprentissage et de l'algorithme d'optimisation utilisé. Ces filtres peuvent être de type IIR ou FIR.

Le signal estimé $\hat{x}(n)$ s'écrit de la façon suivante :

$$\begin{aligned}\hat{x}(n) &= \sum_{i=0}^{N-1} h_i(n-1)y(n-i) \\ \Leftrightarrow \hat{x}(n) &= \mathbf{h}^T(n-1)\mathbf{y}\end{aligned}\quad (2.36)$$

Ce qui signifie qu'un point à l'instant n est calculé en utilisant la réponse impulsionnelle du filtre calculée le coup précédent par l'algorithme d'optimisation. [11]

III.2. Algorithme RLS :

Sachant que les propriétés statistiques nous sont inconnues, on ne va pas chercher à minimiser $E[e^2(n)]$ mais une somme finie d'erreur au carré donnée par :

$$\xi = \sum_{k=0}^n (x(k) - \hat{x}(k))^2 \quad (2.37)$$

Quand cette fonction coût est minimisée en utilisant une réponse impulsionnelle $h(n)$ associée à $\hat{x}(n)$, on obtient l'estimée des moindres carrés.

La réponse impulsionnelle est donc fonction des échantillons disponibles et non pas d'une moyenne statistique générale. Par analogie avec Wiener, elle est donnée par la relation :

$$R_{yy}(n)\mathbf{h}(n) = \mathbf{r}_{yx}(n) \quad (2.38)$$

où

$$R_{yy}(n) = \sum_{k=0}^n \mathbf{y}(k)\mathbf{y}^T(k) \quad (2.39)$$

Et

$$r_{yx}(n) = \sum_{k=0}^n y(k)x(k) \quad (2.40)$$

La réponse impulsionnelle du filtre est donc à modifier à chaque nouvel échantillon. Pour limiter le nombre des calculs, on passe par une équation récurrente :

$$h(n) = h(n-1) + R_{yy}^{-1}(n)y(n)e(n) \quad (2.41)$$

où

$$e(n) = x(n) - h^T(n-1)y(n) \quad (2.42)$$

et où

$$R_{yy}^{-1}(n) = R_{yy}^{-1}(n-1) - \frac{R_{yy}^{-1}(n-1)y(n)y^T(n)R_{yy}^{-1}(n-1)}{(1 + y^T(n)R_{yy}^{-1}(n-1)y(n))} \quad (2.43)$$

Ces trois équations sont connues sous le nom de l'algorithme RLS. Le détail de cet algorithme est donné ci-dessous.[9]

$$R_{yy}(0) = \frac{1}{\delta} I_N, \quad \delta \text{ est le plus petit nombre positif}$$

$$h(0) = 0$$

pour chaque échantillon $n=1,2,..$ Faire

$$\hat{x}(n) = h^T(n-1)y(n)$$

$$e(n) = x(n) - \hat{x}(n)$$

$$R_{yy}^{-1}(n) = \frac{1}{\alpha} \left(R_{yy}^{-1}(n-1) - \frac{R_{yy}^{-1}(n-1)y(n)y^T(n)R_{yy}^{-1}(n-1)}{(\alpha + y^T(n)R_{yy}^{-1}(n-1)y(n))} \right)$$

III.3. Algorithme LMS :

D'autres techniques d'optimisation basées sur la descente en gradient peuvent être mise en œuvre. L'algorithme LMS (Least Mean Squares) dont le détail est donné ci-dessous est souvent utilisé dans les systèmes de filtrage adaptatif. On trouvera des détails concernant cette approche dans [8].

Initialisation :

$$h(0)=0$$

pour chaque échantillon $n= 1,2, \dots$ Faire

$$\hat{x}(n)= h^T(n-1) y(n)$$

$$e(n)= x(n) - \hat{x}(n)$$

$$h(n)= h(n-1) + 2\mu y(n)e(n)$$

IV. Comparaison :

Le problème qui se pose est celui du choix d'un algorithme d'optimisation. Ce choix va être guidé par le nombre d'opérations nécessaires à chaque étape pour mettre à jour les coefficients et par la vitesse de convergence de l'algorithme, c'est à dire la longueur de la séquence d'apprentissage nécessaire pour obtenir un filtre adapté.

Si une méthode répondait à ces deux critères simultanément, elle serait systématiquement utilisée.

L'algorithme LMS nécessite moins de calcul à chaque étape mais converge plus lentement que le RLS comme le montre la figure ci-dessous. C'est donc l'application qui va déterminer le choix de l'algorithme en fonction de la puissance de calcul disponible ![9]

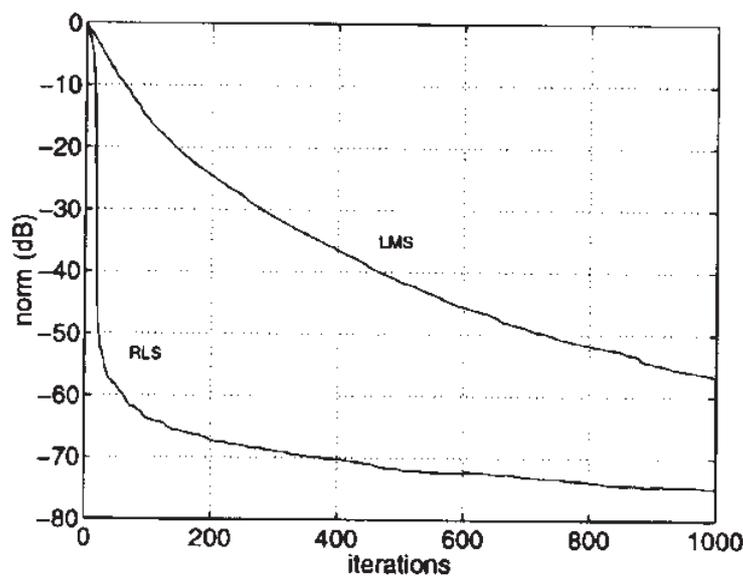
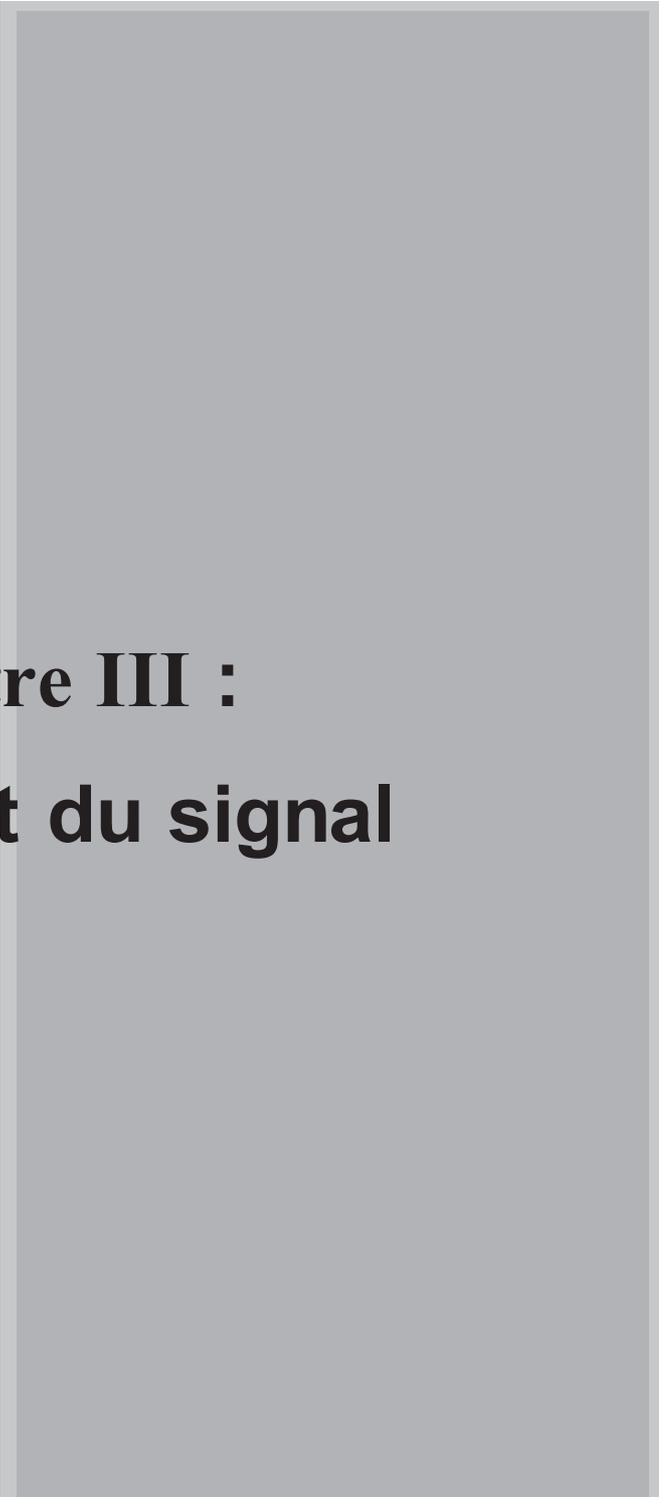


Figure II.9 : Erreur (dB) vs Nombre d'itérations pour la comparaison des vitesses de convergence des algorithmes RLS et LMS.

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 de pré traitement.

On a choisis deux algorithmes RLS et LMS pour filtrer le signal ECG et comparer les résultats, et ce travail va être interprétés par des résultats visuels et quantitatifs dans le chapitre suivant.



Chapitre III :
Traitement du signal

Introduction

Les conditions d'enregistrement 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 : dans le cas où par exemple il recherche l'existence d'un rythme sinusal normal et qu'il cherche la présence de l'onde P précédant l'onde R, l'onde P qui est de faible amplitude, peut être noyée dans le bruit. De la même manière, une trop forte variation de la ligne de base peut empêcher de discerner une anomalie de type sur- ou sous-décalage du segment S-T par exemple.

Pour pouvoir segmenter efficacement les battements cardiaques, et ce sans altérer l'information clinique, un certain nombre de prétraitements sont nécessaires. La finalité de cette étape est d'atténuer, ou au mieux d'éliminer les bruits présents dans le signal ECG brut tels que de la variation ligne de base ou les interférences du secteur à 50 Hz. Malheureusement, le bruit causé par l'activité musculaire est beaucoup plus difficile à filtrer à cause du chevauchement entre le spectre du bruit et celui de l'ECG [12].

Un nombre important de travaux de recherche utilisant différents outils et méthodes de filtrage de bruit ont été présentés dans la littérature.

Les méthodes s'appuyant souvent sur un filtrage linéaire classique passe-haut, passe-bas ou passe bande [13-14-15], le filtrage adaptatif linéaire [16], le filtrage à base des réseaux neurones [17-18-19-20], ont été proposés pour éliminer les bruits affectant la ligne de base du signal ECG

L'émergence de méthode de traitement dans le cas non-stationnaire a aidé les chercheurs à développer de nouveaux outils mieux adaptés au filtrage. Des techniques basées sur la théorie des ondelettes ont déjà fait leur preuve pour le filtrage de bruits du signal ECG. Donoho et Johnston ont proposés une méthode de débruitage par le seuillage d'ondelette [21-22]. La méthode de débruitage par le seuillage d'ondelette traite des coefficients d'ondelette par un seuil qui doit être choisi à l'avance. Des approches pour estimer la valeur de ce seuil peuvent être trouvées dans [23-24]. On peut citer VisuShrink [21-23] qui utilise l'estimateur universel de seuil, qui est $\sqrt{2 \log(N)}$, ou encore comme qui est basé sur un estimateur en fait empirique [25]. Ou [10] qui est une technique adaptative pour estimer le seuil.

Dans le cadre de notre mémoire, le type de filtre proposé pour supprimer le bruit est le filtre adaptatif de type LMS et RLS.

I. Filtrage adaptatif

I.1. Définition

Un filtre adaptatif est un filtre numérique dont les coefficients se modifient eux-mêmes en fonction des signaux extérieurs. Il est utilisé chaque fois qu'un environnement est mal connu ou changeant, ou pour supprimer des perturbations situées dans le domaine des fréquences du signal utile, ce que les filtres classiques ne peuvent pas faire. Il est constitué de deux parties distinctes (Figure.III.1) :

Un filtre numérique à coefficients ajustables ;

Un algorithme de modification des coefficients basé sur un critère d'optimisation (Haykin 1986).

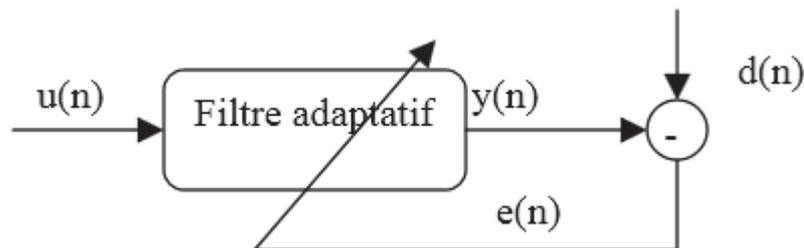


Figure.III.1 : Principe d'un filtre adaptatif.

I.2. Algorithmes proposés

I.2.1. Algorithme LMS

L'algorithme que nous proposons pour filtrer les signaux ECG est divisé en quatre étapes principales :

1. Quantités obtenues au temps n et disponibles au temps t+1 :

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

2. Nouvelles données au temps n+1 :

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

signal de référence : $x_p(t+1)$

3. Calcul du nouveau filtre au temps n+1 :

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

4. mise à jour du filtre au temps t+1 :

$A_{p-1}(t+1) = A_{p-1}(t) + \delta e_p^{1 \rightarrow p-1 T}(t+1)$

I.2.2. Algorithme RLS

Les étapes de l'algorithme RLS est présenté comme suit :

Quantités obtenues au temps t et disponibles au temps t+1 :

inverse de la matrice d'autocorrélation : $R_{p-1}^{-1}(t)$

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

Nouvelles données au temps t+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 : $e_p^{1 \rightarrow p-1}(t+1) = x_p(t+1) - A_{p-1}^T(t) X_{p-1}(t+1)$

calcul du gain de Kalman : $G_{p-1}(t+1) = \frac{R_{p-1}^{-1}(t) X_{p-1}(t+1)}{\lambda + X_{p-1}^T(t+1) R_{p-1}^{-1}(t) X_{p-1}(t+1)}$

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

propagation de l'inverse de $R_{p-1}(t+1)$;

$R_{p-1}(t+1) : R_{p-1}^{-1}(t+1) = \frac{1}{\lambda} (R_{p-1}^{-1}(t) - G_{p-1}(t+1) X_{p-1}^T(t+1) R_{p-1}^{-1}(t))$

II. Paramètres d'évaluation des performances :

Les paramètres d'évaluation des performances sont constitué de deux paramètres :

II.1. MSE

L'erreur quadratique moyenne est une manière d'évaluer la différence entre un estimateur et la valeur réelle de la quantité doit être calculée. Le MSE mesure la moyenne du carré de "l'erreur", avec la valeur d'erreur, dans lequel l'estimateur est différente de la quantité à estimer.

L'erreur quadratique moyenne (MSE) est définie via l'équation mathématique:

$$\text{MSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (F_i - O_i)^2} \quad (3.1)$$

où

F_i = les valeurs de la prévision du paramètre en question

O_i = la valeur de vérification correspondante (observée ou analysée)

N = le nombre de points de vérification (points de grille ou points d'observations) dans la zone de vérification .

II.2. RSB

La qualité d'un signal est souvent représentée par le "rapport signal/bruit"

pour $x(t) = s(t) + b(t)$.

Le rapport signal sur bruit est défini par :

$$\text{RSB} = \frac{W_s}{W_n} \quad (3.2)$$

où

W_s est l'énergie du signal $s(t)$ et

W_n est l'énergie du bruit $b(t)$

Le RSB est souvent représenté avec une échelle logarithmique appelée décibels et noté dB.

III. Résultats et Discussion :

L'approche adaptatif proposée pour la suppression de bruit dans le signal ECG a été testée par l'utilisation de la base de données d'arythmie de MIT-BIH.

Sur les figures (3 jusqu'à 6) sont illustrés respectivement les signaux ECG bruités, et les signaux ECG filtrés résultants.

Après l'acquisition du signal ECG, l'étape suivante est la suppression de bruit.

Elle consiste l'application de l'algorithme proposé LMS

Nous pouvons remarquer sur les figures (2 jusqu'à 5) une déformation au début du signal ECG, et aucun bruit.

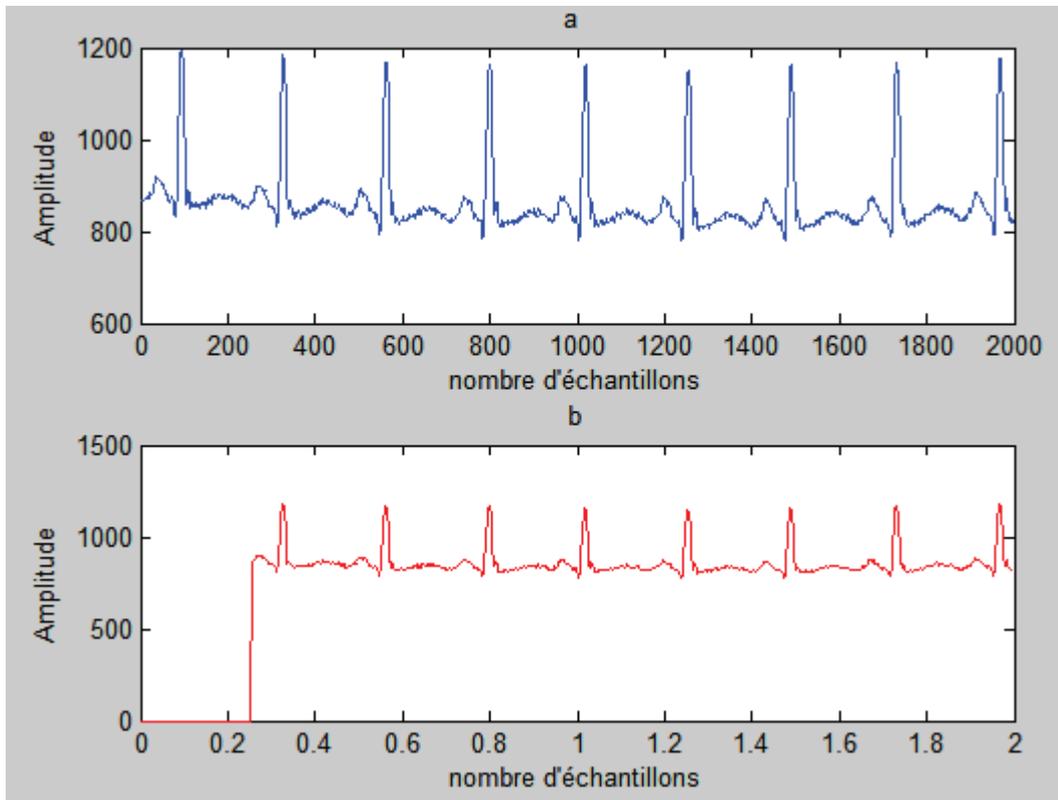


Figure.3.2. Resultats de filtrage adaptatif LMS ; a) signal ECG original (fichier 122.mat de la base de donnée MIT-BIH arythmie) , b) signal filtré

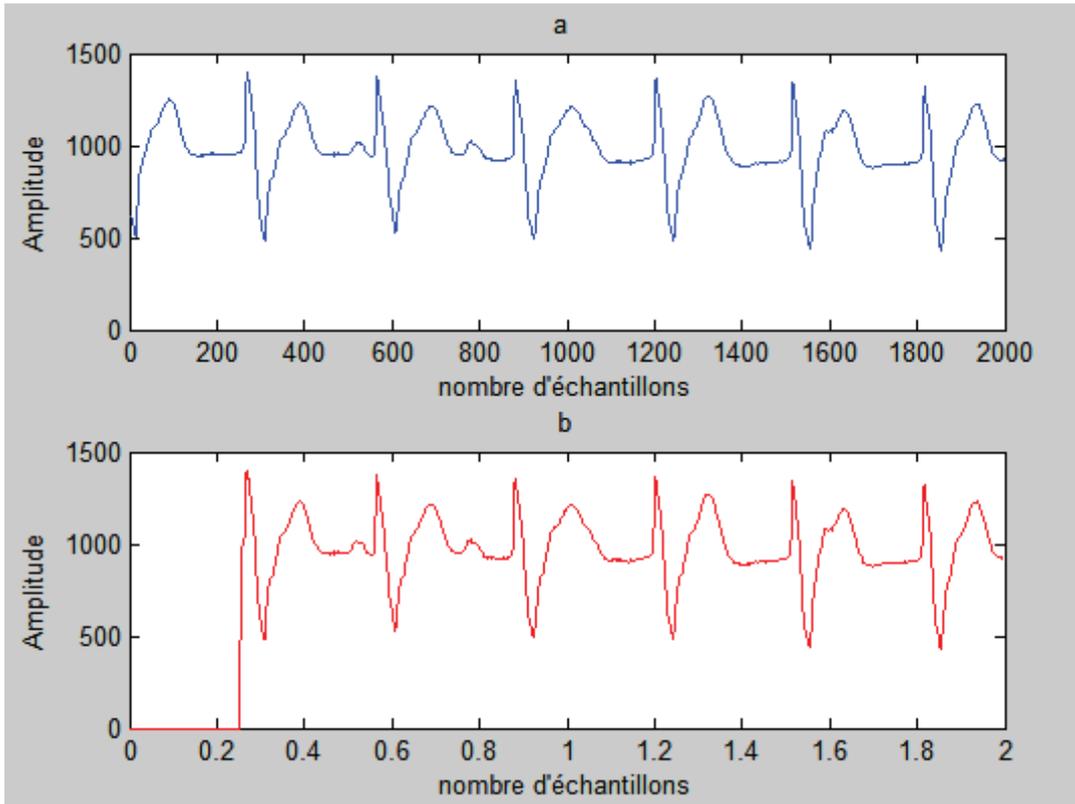


Figure.3.3. Resultats de filtrage adaptatif LMS ; a) signal ECG original (fichier 107.mat de la base de donnée MIT-BIH arythmie) , b) signal filtré

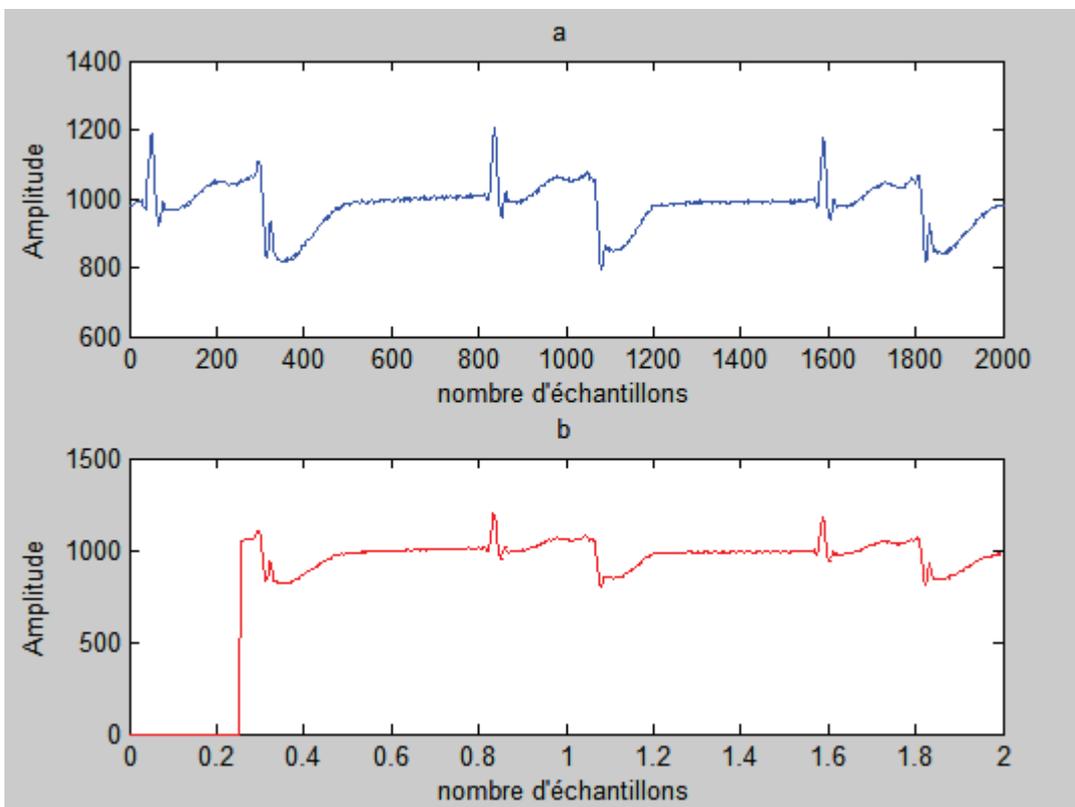


Figure.3.4. Resultats de filtrage adaptatif LMS ; a) signal ECG original (fichier 207.mat de la base de donnée MIT-BIH arythmie) , b) signal filtré

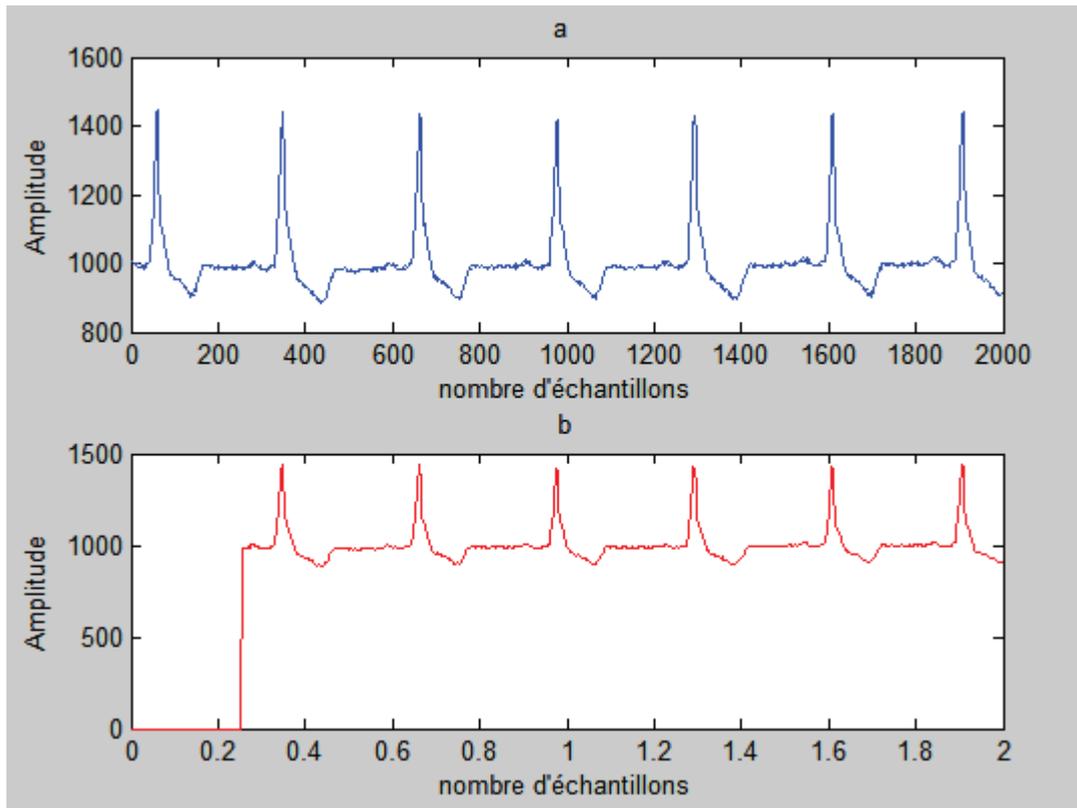


Figure.3.5. Résultats de filtrage adaptatif LMS ; a) signal ECG original (fichier214.mat de la base de donnée MIT-BIH arythmie) , b) signal filtré

L'algorithme RLS est appliqué respectivement aux enregistrements (122, 107, 207, 214) de la base de données MT-BIH arythmie. Les figures illustrent (6 jusqu'à 9), que le signal ECG filtré ne présente aucun bruit de 50 Hz, aussi les différentes ondes du signal sont clairement mise en exergue, et sans aucune déformation.

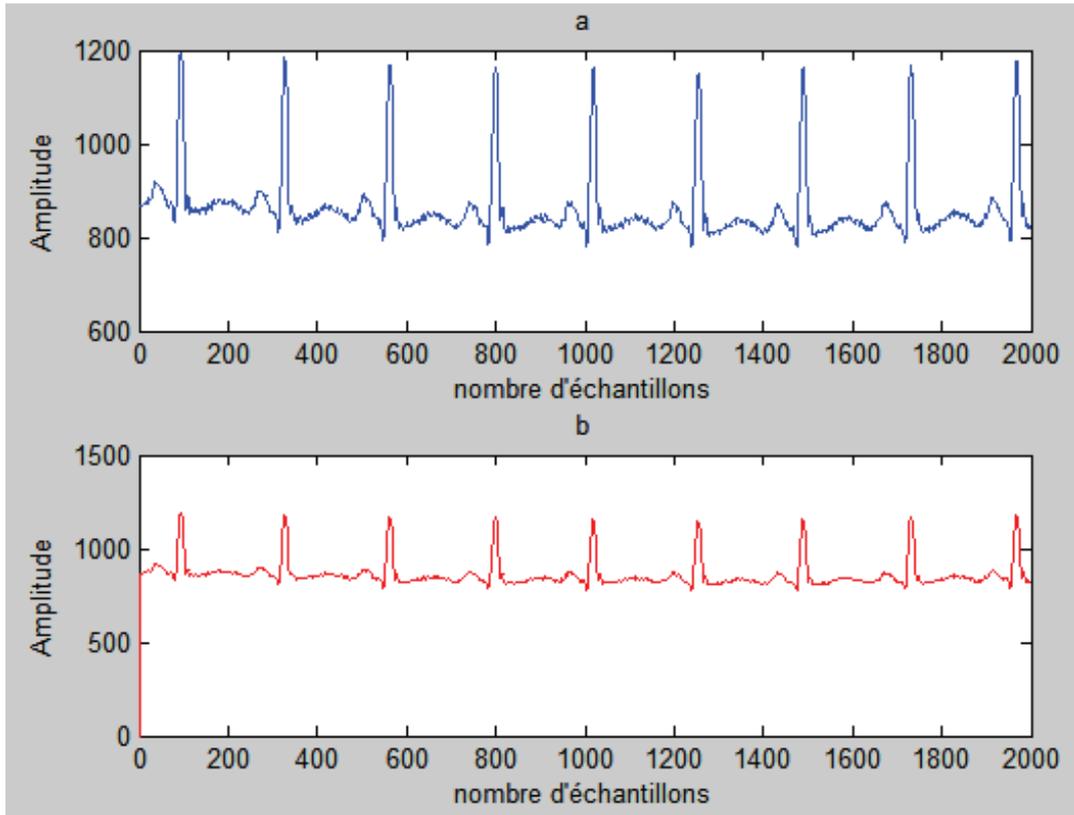


Figure.3.6. Résultats de filtrage adaptatif RLS ; a) signal ECG original (fichier 122.mat de la base de donnée MIT-BIH arythmie) , b) signal filtré

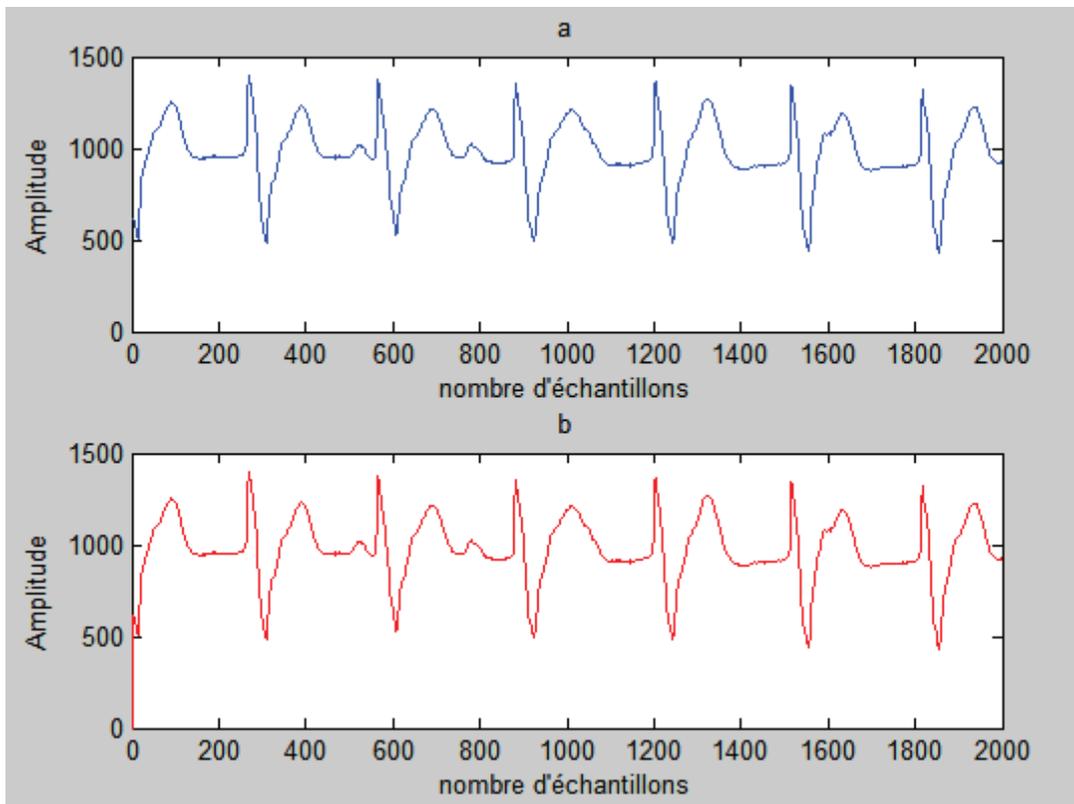


Figure.3.7. Resultats de filtrage adaptatif RLS ; a) signal ECG original (fichier 107.mat de la base de donnée MIT-BIH arythmie) , b) signal filtré

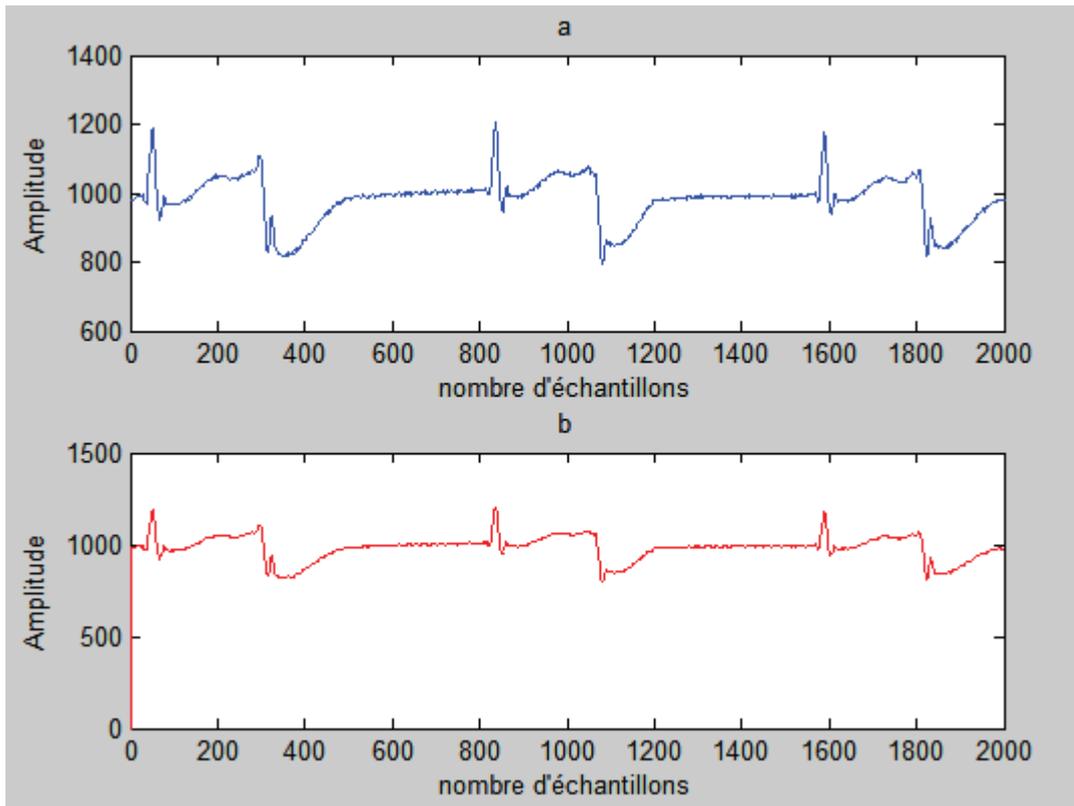


Figure.3.8. Resultats de filtrage adaptatif RLS ; a) signal ECG original (fichier 207.mat de la base de donnée MIT-BIH arythmie) , b) signal filtré

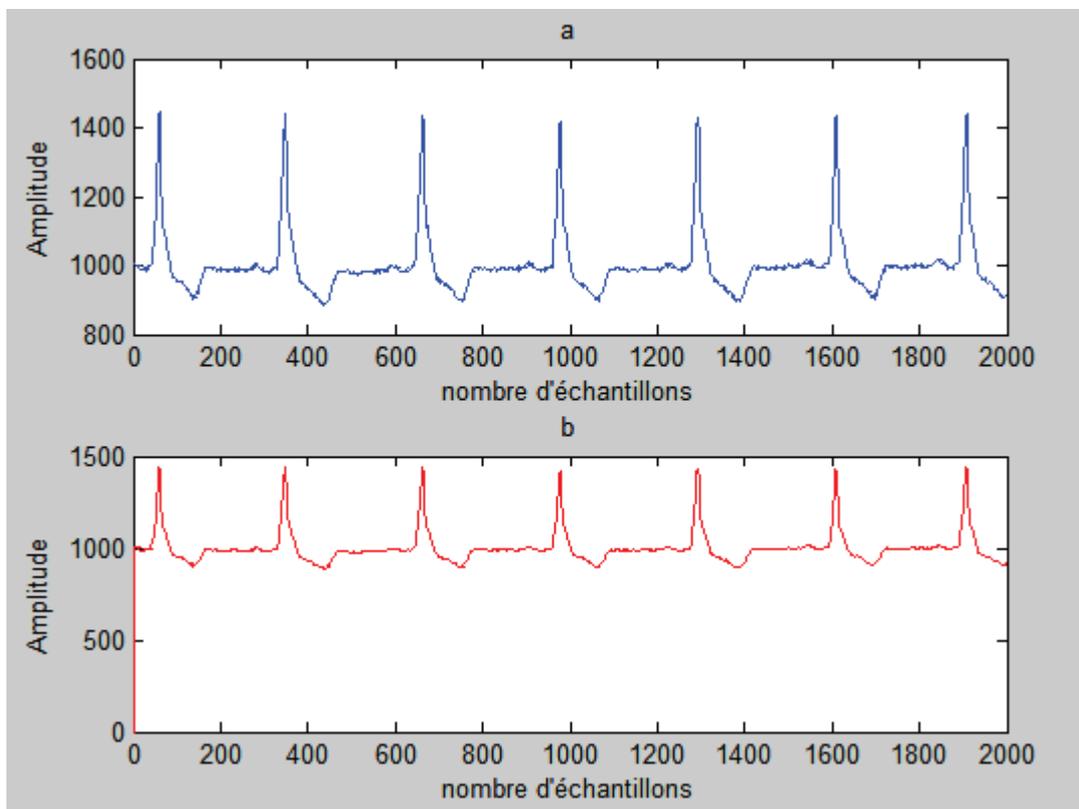


Figure.3.9. Resultats de filtrage adaptatif RLS ; a) signal ECG original (fichier 214.mat de la base de donnée MIT-BIH arythmie) , b) signal filtré

On calcule le RSB de chaque cas après l'opération de filtrage par les algorithmes. Le RSB le plus élevé fait signe d'une bonne qualité de filtrage

Après on calcule le MSE pour voir le temps qu'il faut à l'algorithme pour converger moins l'erreur est petite meilleur est la qualité de filtrage et le résultat obtenu se présente dans le tableau ci-dessous qui illustre la comparaison entre la performance des deux algorithmes par les critères cités :

L'étude comparative est portée sur l'évaluation de la performance (vis-à-vis du rapport signal sur bruit (RSB) est (MSE) de l'algorithme de filtrage adaptatif LMS vis-à-vis RLS.

Cette étude a été menée sur quatre enregistrements de la base de données (MIT-BIH) qui sont (122.mat, 107.mat, 207.mat, 214.mat). Le tableau(III.1) présente les résultats du RSB et MSE de la méthode proposée pour les signaux ECG.

Les performances		LMS		RLS	
		MSE	RSB(db)	MSE	RSB(db)
Les enregistrements					
122.mat		-50,0352	8,7012	-25,7601	32,9763
107.mat		-51,0311	8,8783	-22,7672	37,1422
207.mat		-51,1567	8,7034	-26,8231	33,0370
214.mat		-51,0908	8,9528	-27,0330	33,0106

Tableau III.1 : Les performances (RSB et MSE) entre les méthodes proposées (RLS et LMS pour le signal ECG l'enregistrement 122.mat, 107.mat, 207.mat, 214.mat)

Les résultats obtenus ont démontré que la méthode RLS à des capacités plus fortes que la méthode LMS. Bien que la méthode LMS a supprimé le bruit, mais le signal a été déformé.

L'algorithme LMS est évalué en exploitant différents niveaux de bruits blanc gaussien et comparé avec un autre algorithme adaptatif de type RLS.

Et après cette étude on a ajouté un bruit blanc à ces signaux du patient (122, 107, 207,214), et nous avons appliqué les mêmes algorithmes pour comparer les résultats de filtrage précédent des signaux originaux avec ces signaux bruité.

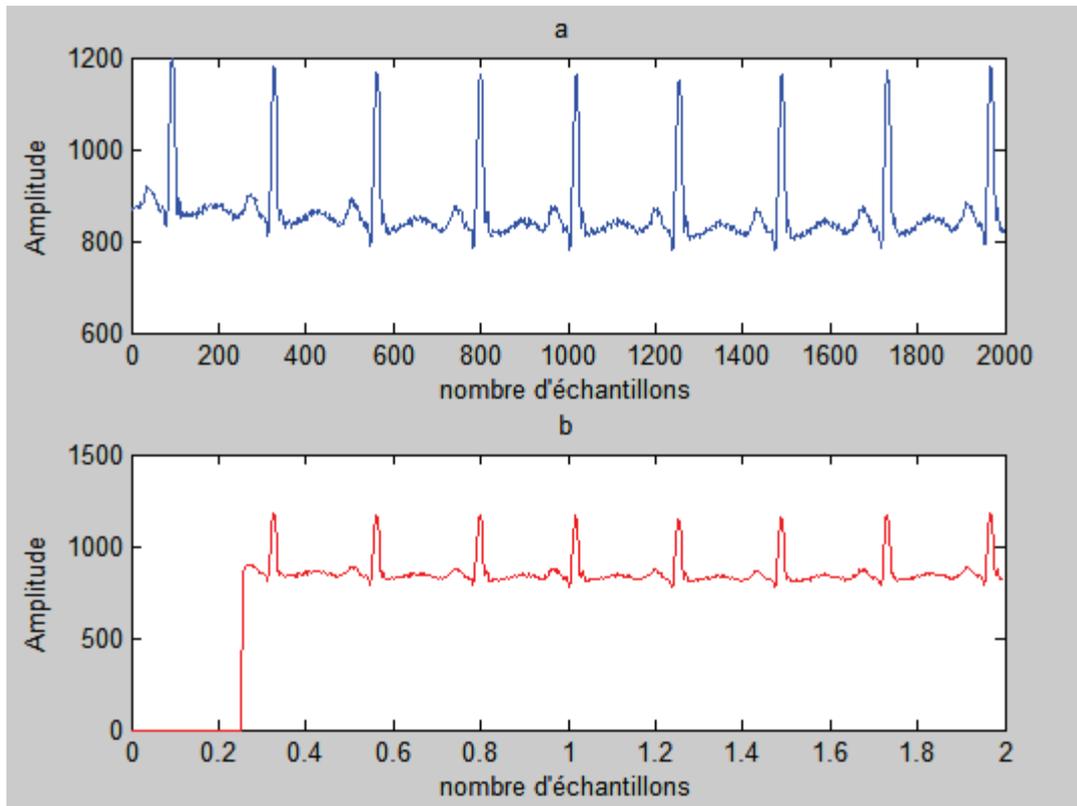


Figure.3.10: résultats de filtrage LMS ; a) signal ECG bruité avec niveau de bruit de **1db** l'enregistrement 122.mat , b) signal filtré

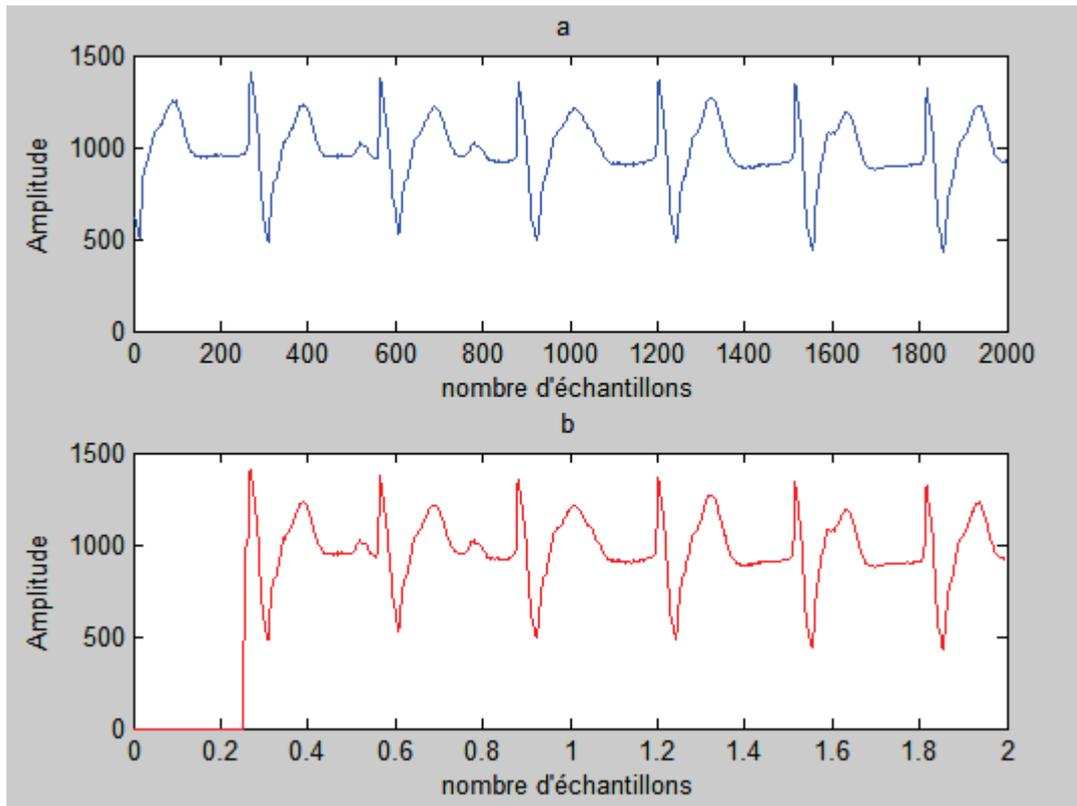


Figure.3.11: résultats de filtrage LMS ; a) signal ECG bruité avec niveau de bruit de **1db** l'enregistrement 107.mat , b) signal filtré

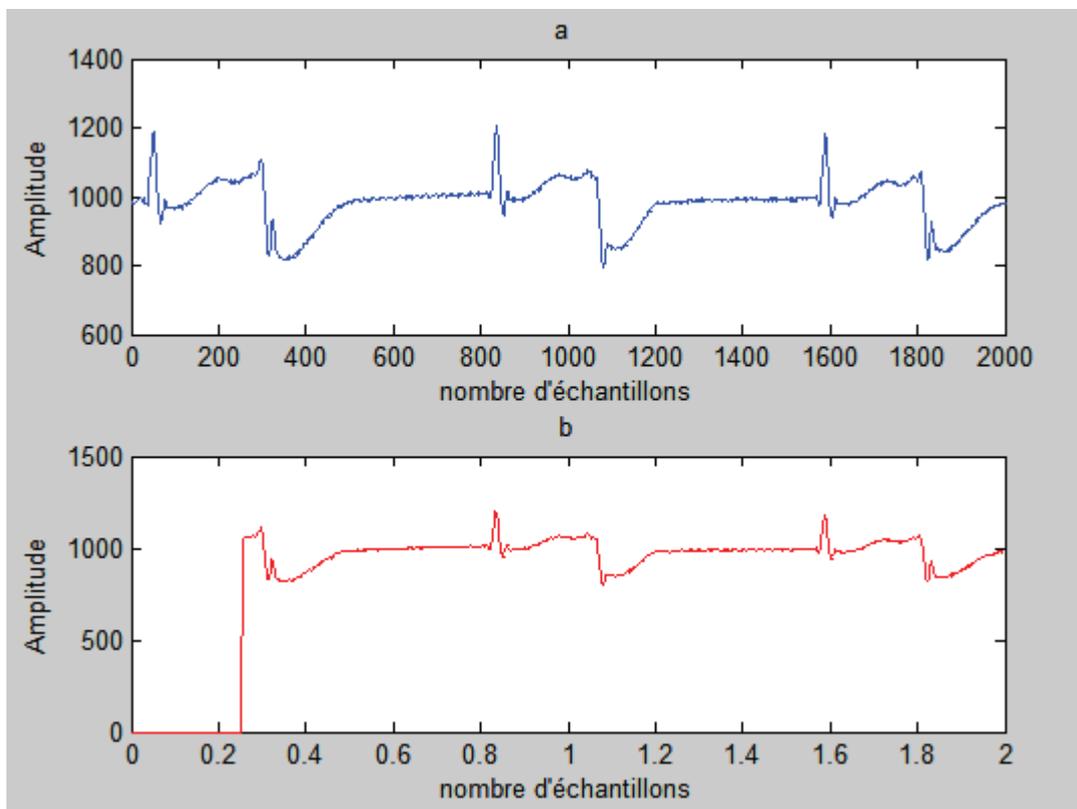


Figure.3.12: résultats de filtrage LMS ; a) signal ECG bruité avec niveau de bruit de **1db** l'enregistrement 207.mat , b) signal filtré

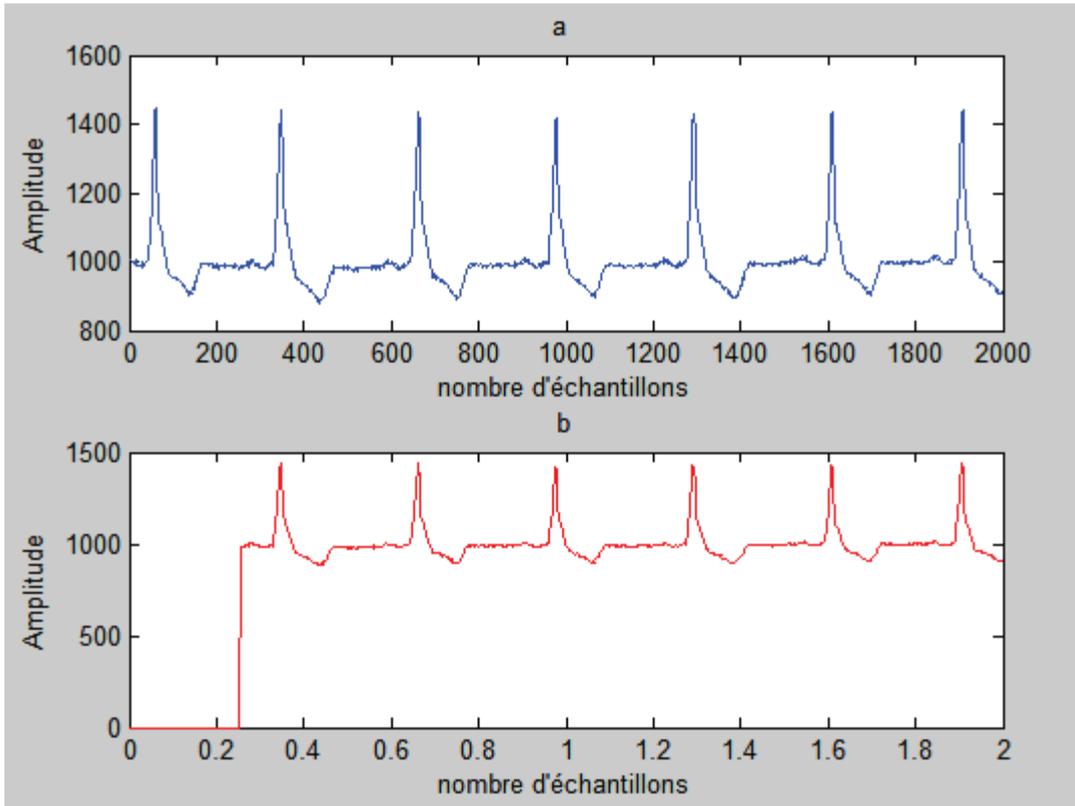


Figure.313: résultats de filtrage LMS ; a) signal ECG bruité avec niveau de bruit de **1db** l'enregistrement 214.mat , b) signal filtré

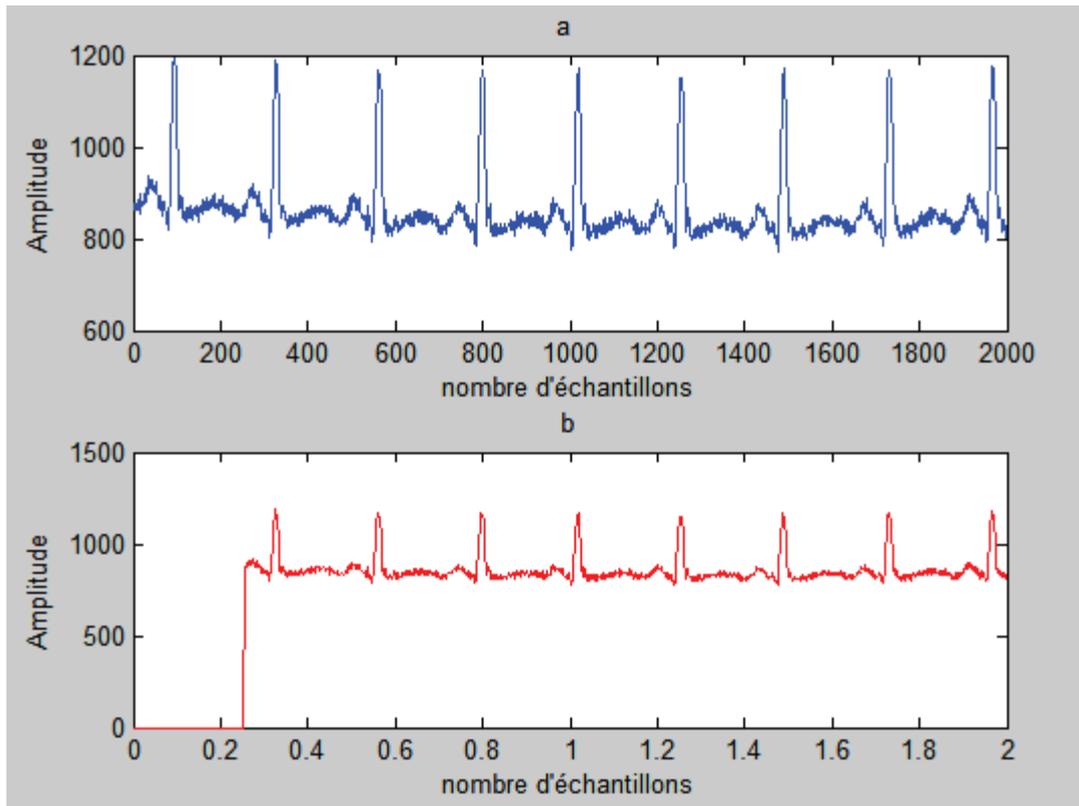


Figure.3.14: résultats de filtrage LMS ; a) signal ECG bruité avec niveau de bruit de **8db** l'enregistrement 122.mat , b) signal filtré

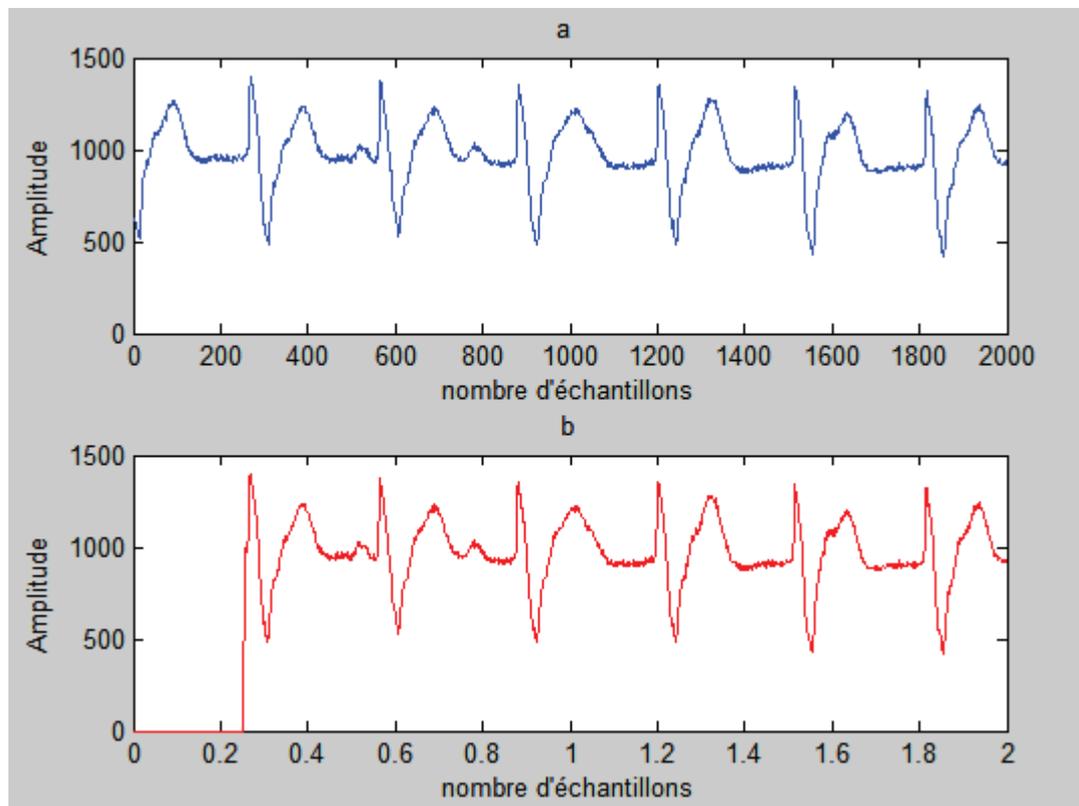


Figure.3.15: résultats de filtrage LMS ; a) signal ECG bruité avec niveau de bruit de **8db** l'enregistrement 107.mat , b) signal filtré

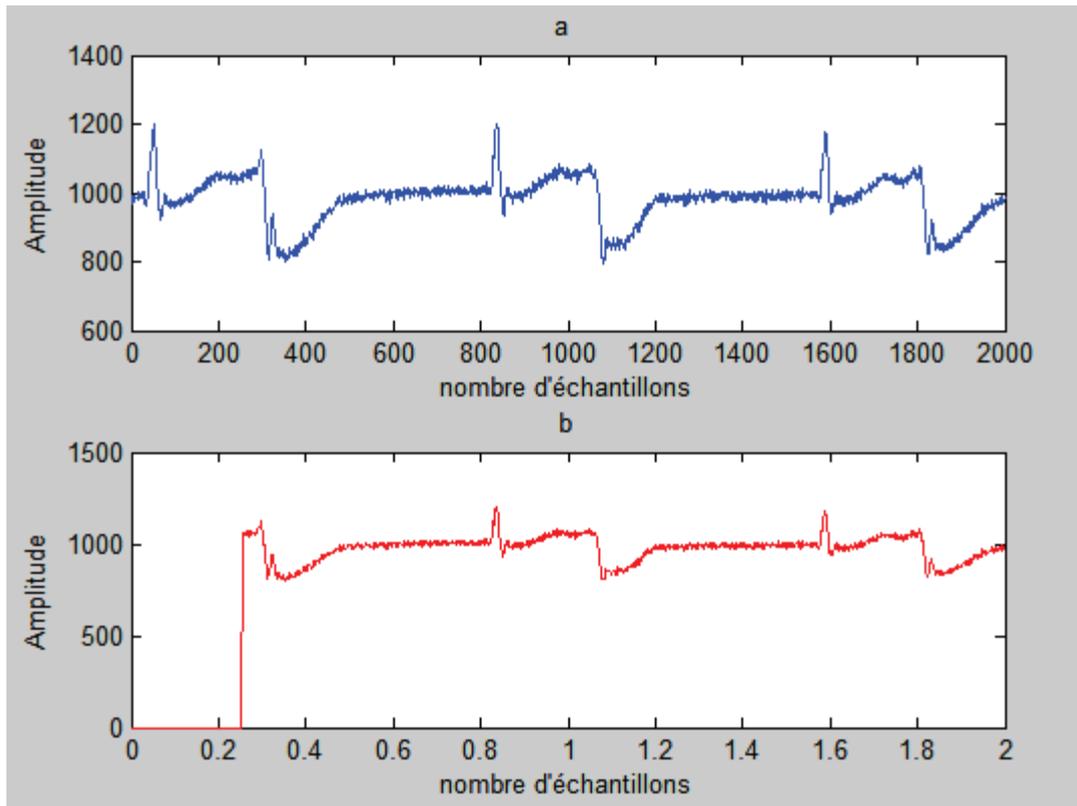


Figure.3.16: résultats de filtrage LMS ; a) signal ECG bruité avec niveau de bruit de $8db$ l'enregistrement 207.mat , b) signal filtré

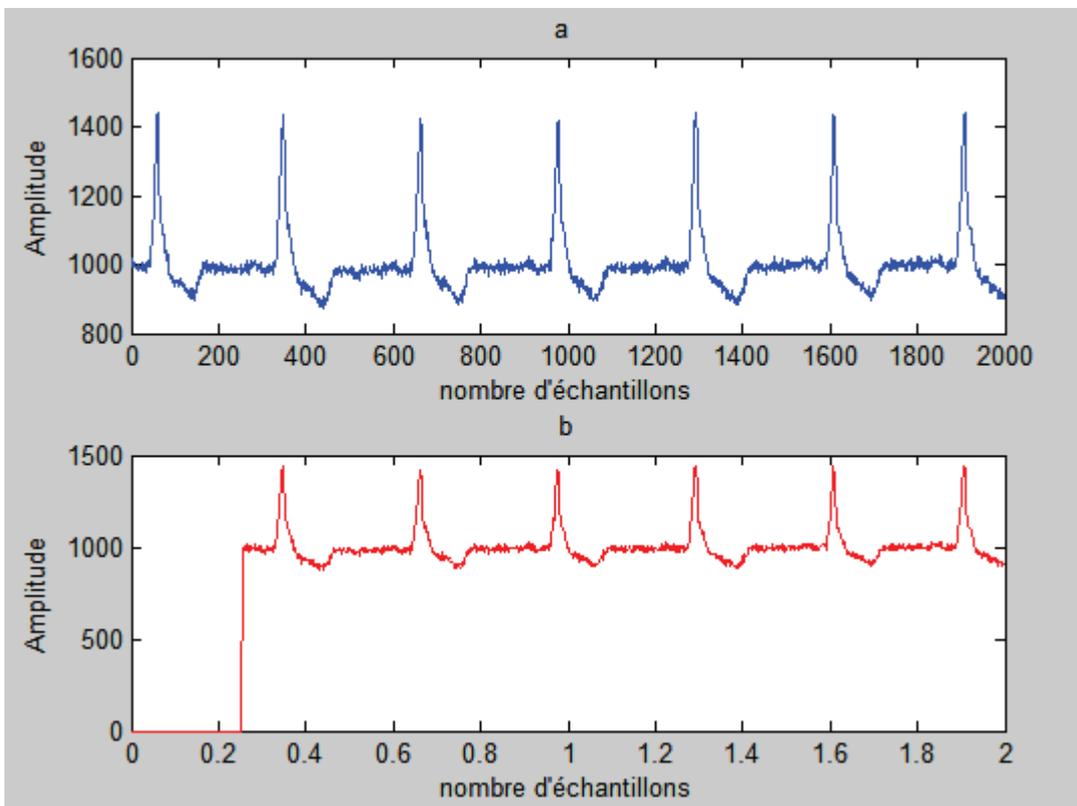


Figure.3.17: résultats de filtrage LMS ; a) signal ECG bruité avec niveau de bruit de $8db$ (l'enregistrement 214.mat , b) signal filtré

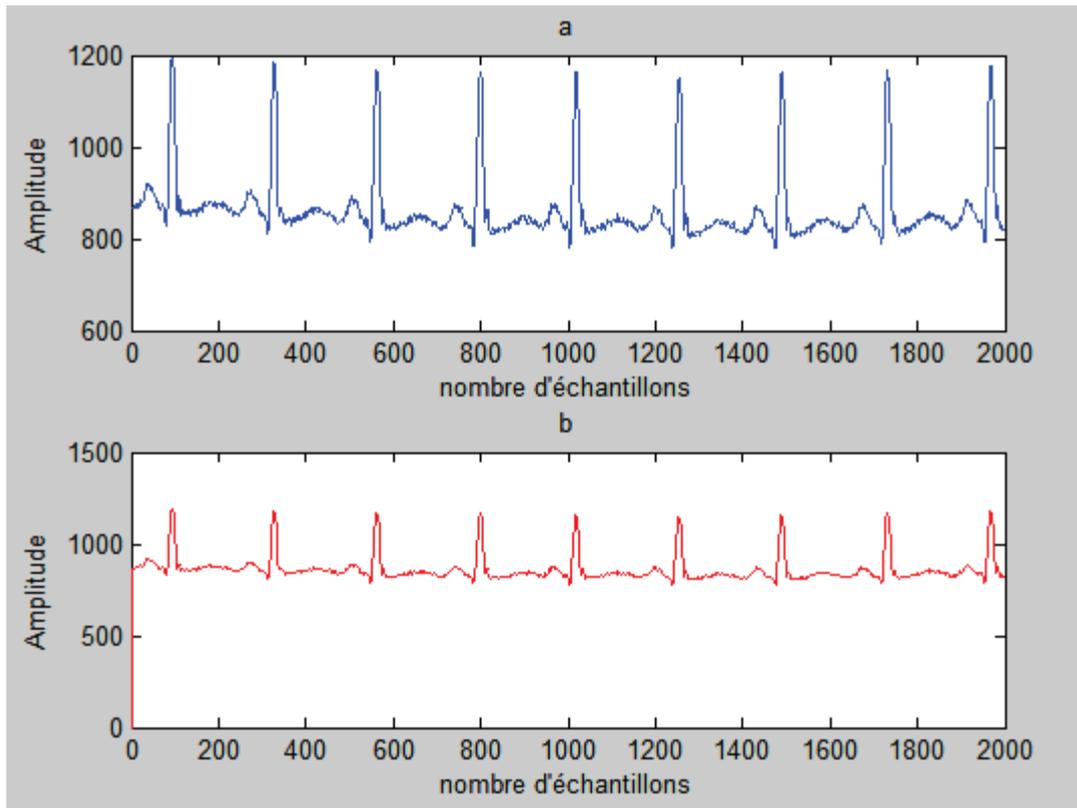


Figure.3.18: résultats de filtrage RLS ; a) signal ECG bruité avec niveau de bruit de **1db**
l'enregistrement 122.mat , b) signal filtré

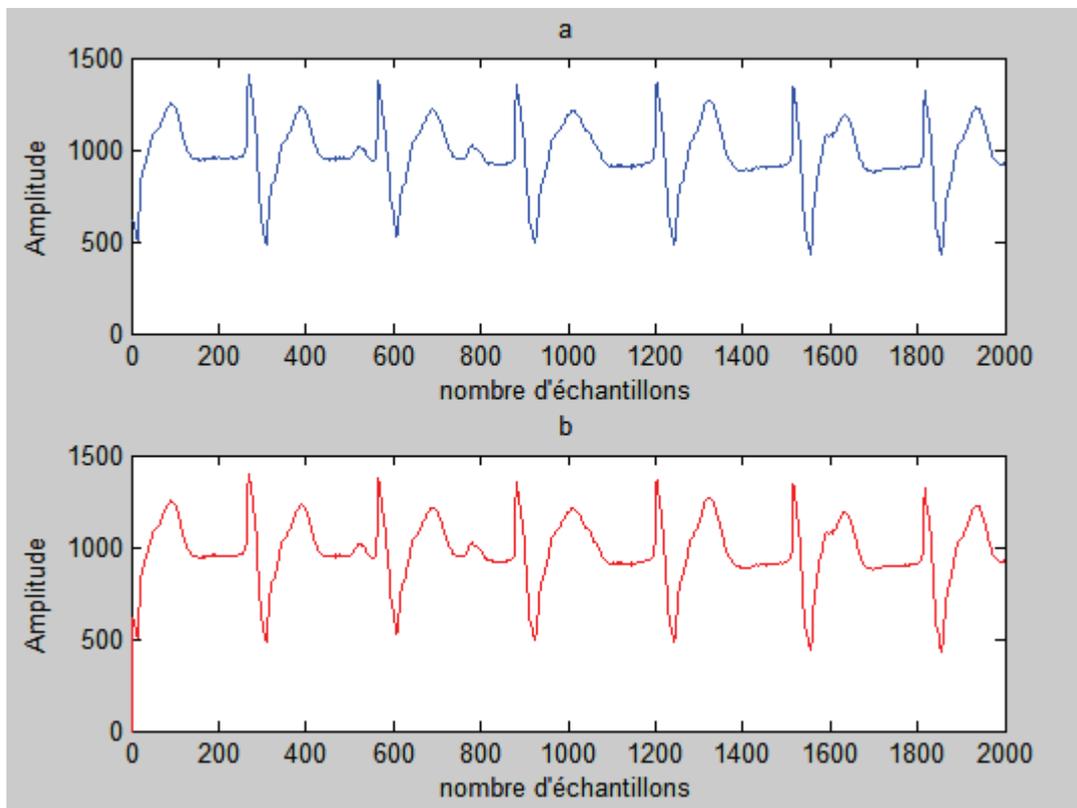


Figure.3.19: résultats de filtrage RLS ; a) signal ECG bruité avec niveau de bruit de **1db**
l'enregistrement 107.mat , b) signal filtré

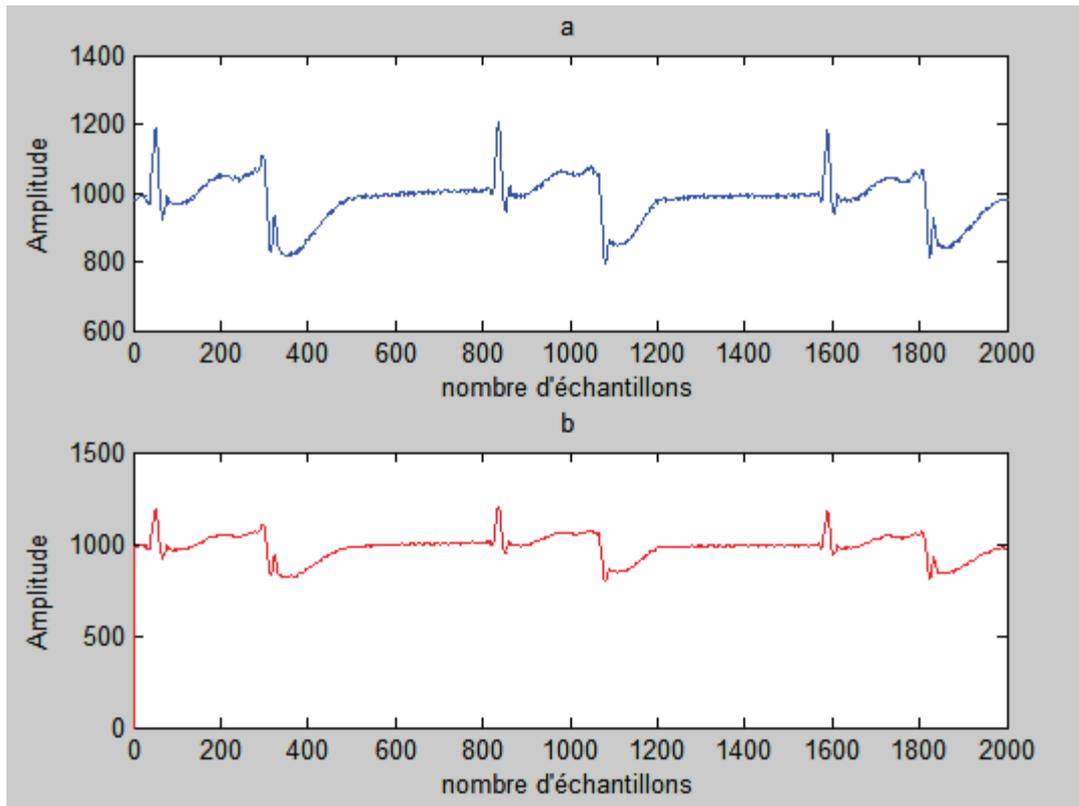


Figure.3.20: résultats de filtrage RLS ; a) signal ECG bruité avec niveau de bruit de **1db** l'enregistrement 207.mat , b) signal filtré

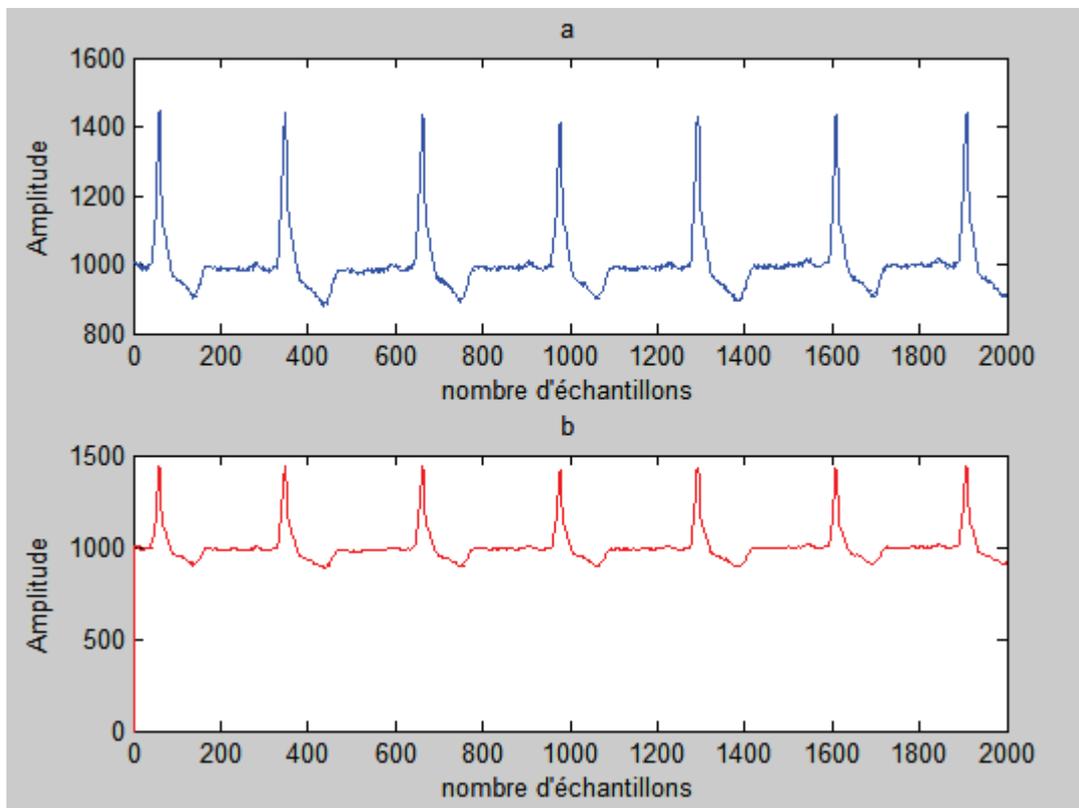


Figure.3.21: résultats de filtrage RLS ; a) signal ECG bruité avec niveau de bruit de **1db** l'enregistrement 214.mat , b) signal filtré

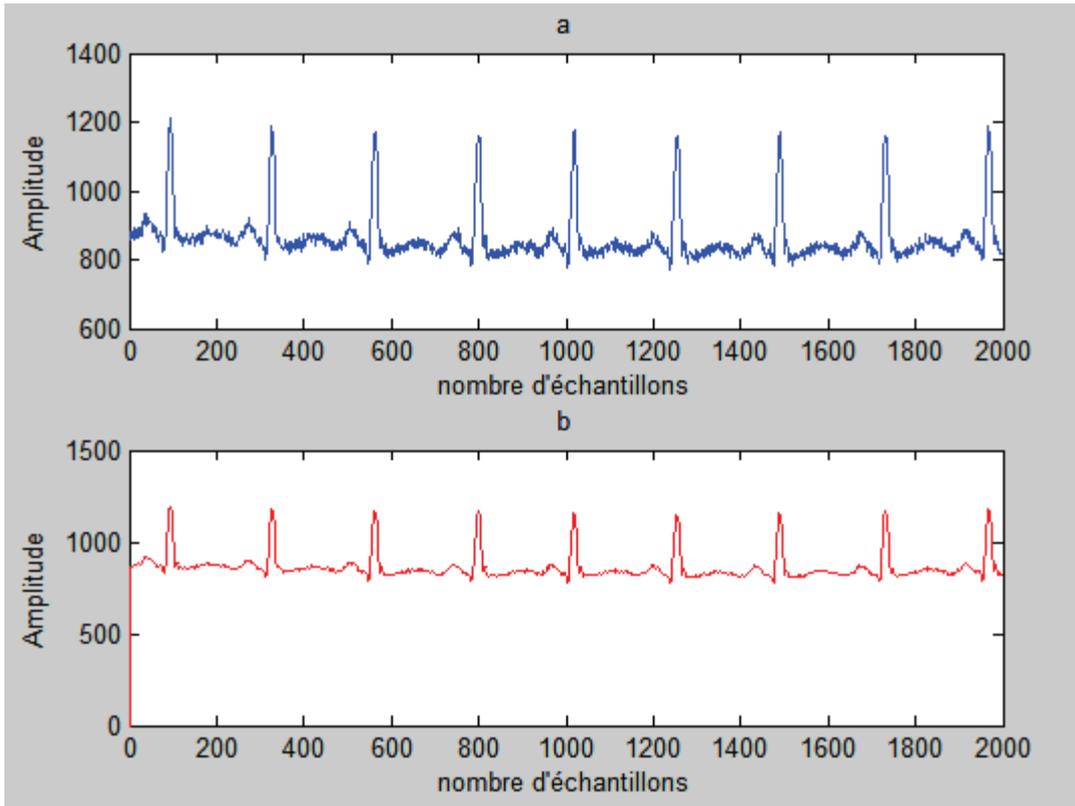


Figure.3.22: résultats de filtrage RLS ; a) signal ECG bruité avec niveau de bruit de **8db** l'enregistrement 122.mat , b) signal filtré

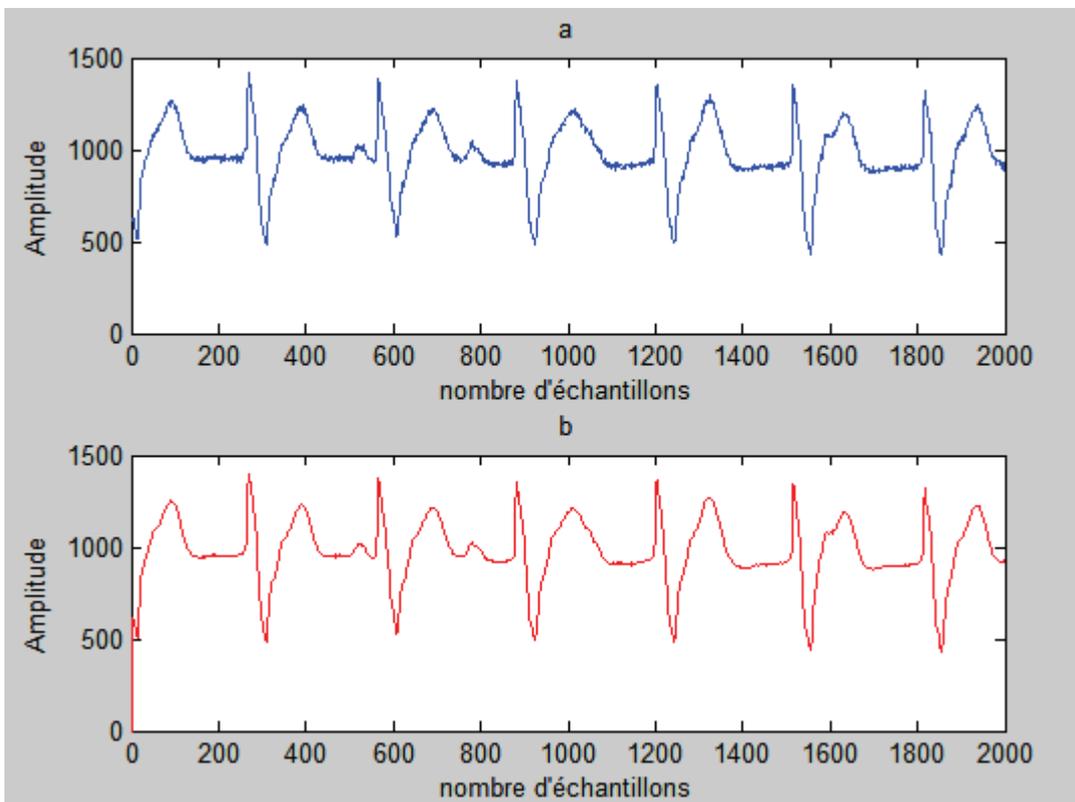


Figure.3.23: résultats de filtrage RLS ; a) signal ECG bruité avec niveau de bruit de **8db** l'enregistrement 107.mat , b) signal filtré

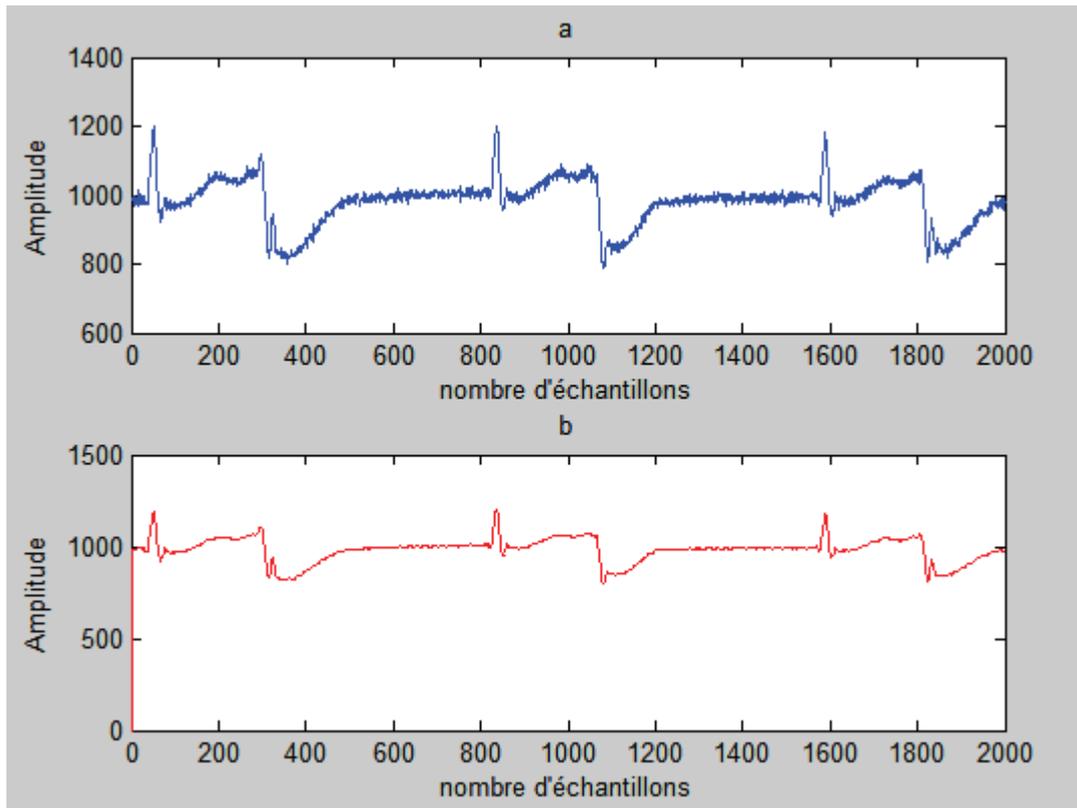


Figure.3.24: résultats de filtrage RLS ; a) signal ECG bruité avec niveau de bruit de **8db** l'enregistrement 207.mat , b) signal filtré

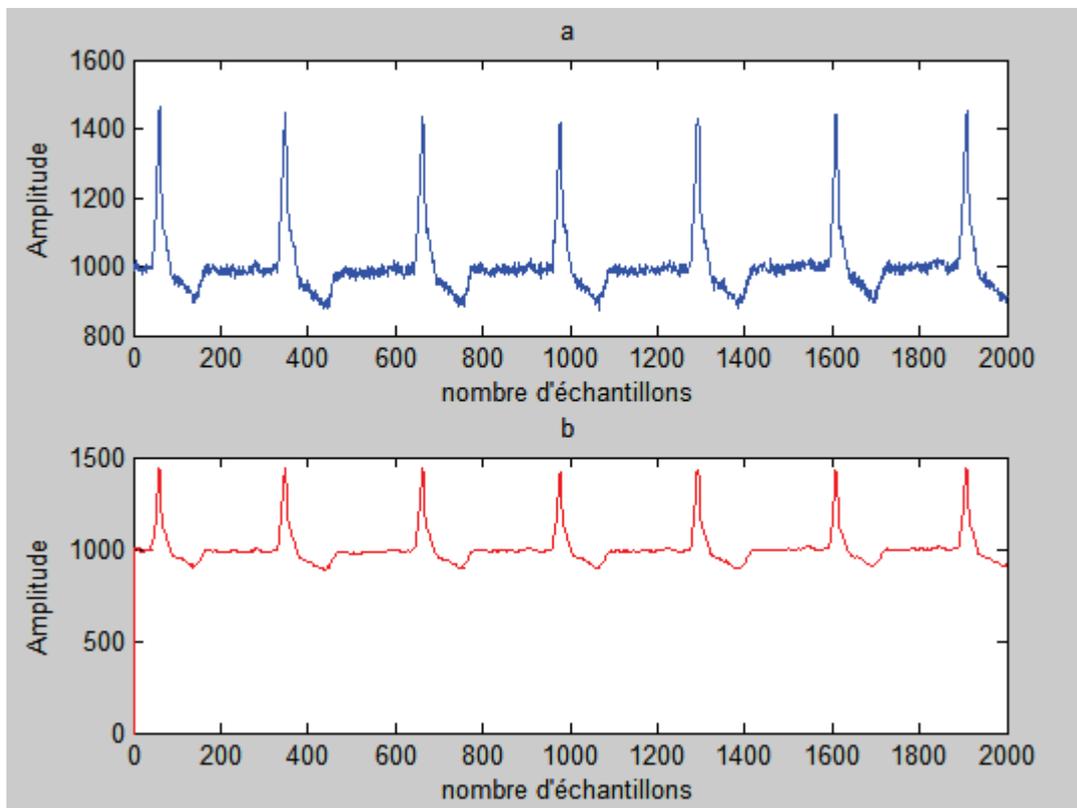


Figure.3.25: résultats de filtrage RLS ; a) signal ECG bruité avec niveau de bruit de **8db** l'enregistrement 214.mat , b) signal filtré

Le tableau III.2 présenté le RSB et MSE de l'algorithme LMS et RLS proposés. Le signal ECG a été noyé dans le bruit blanc gaussien et le niveau de bruit a été ajusté du des valeurs spécifique pour obtenir de différent RSB et MSE . L'analyse de ce tableau indique que le filtrage RLS a une bonne performance, les valeurs obtenus vis-à-vis RSB et MSE par l'application de l'algorithme RLS étaient respectivement toujours plus élevés et plus petite

		LMS		RLS		
Les enregistrements	Les performances		MSE	SNR	MSE	SNR
	Niveau de bruit			(db)		(db)
122.mat	1		-50,0351	8,3017	-25,7845	32,9518
	8		-50,0402	8,6992	-26,3841	32,3529
107.mat	1		-51,0312	8,8780	-22,7930	37,1163
	8		-51,0266	8,8842	-24,0270	35,8841
207.mat	1		-51,1568	8,7035	-26,8334	33,0266
	8		-51,1584	8,7027	-27,4054	32,4558
214.mat	1		-51,0909	8,9525	27,0574	32,9860
	8		-51,0866	8,9570	-27,5795	32,4647

Tableau.3.2 : Les performances (RSB et MSE) entre les méthodes proposées (RLS et LMS pour le signal ECG l'enregistrement 122.mat, 107.mat, 207.mat, 214.mat) noyé avec le bruit gaussien

Conclusion :

A la lumière des résultats présentés et des résultats visuels, nous constatons que l'algorithme RLS donne des résultats satisfaisants tel que le signal ECG filtré est lisible et aucune perte d'information concernant la morphologie des ondes du signal ECG obtenues avec l'algorithme LMS montre une déformation qui est une perte d'information au début du signal et une mauvaise qualité de signal filtré. La comparaison quantitative entre les deux algorithmes LMS et RLS confirme le résultat obtenu. Grace aux critères d'évaluation des performances on a conclu que le rapport signal sur bruit de l'algorithme RLS est hautement élevé que celui obtenu avec l'algorithme LMS, et que l'algorithme présente un taux d'erreur plus important que celui de l'algorithme RLS, l'algorithme RLS converge deux fois plus rapidement que l'algorithme LMS .

Conclusion générale

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 d'arythmies cardiaques. Ces pathologies sont en général reflétées par des troubles de l'activité électrique du cœur.

Dans ce travail, nous avons abordé l'un des problèmes d'acquisition du signal ECG ; le bruit à travers le filtrage adaptatif et l'implémentation de ce filtre pour éliminer le bruit du 50 Hz.

Nous avons comparé les résultats obtenu par deux algorithmes de filtrage adaptatif LMS et RLS à l'aide des critères d'évaluation des performances MSE et RSB pour choisir l'algorithme le mieux adapté pour ce genre de bruit qui a la particularité de se chevaucher.

On remarque dans les résultats visuels que l'algorithme RLS donne des résultats meilleurs que celle obtenu avec l'algorithme LMS, et que l'algorithme LMS cause une perte d'information à cause de temps de convergence lent, et les résultats obtenus montre que l'erreur obtenu avec l'algorithme LMS est deux fois plus grande que celle de l'algorithme RLS, le deuxième critères confirme encore les résultats le rapport signal sur bruit de l'algorithme RLS est plus élevé que celui de l'algorithme LMS. On a ajouté un bruit blanc gaussien pour augmenter l'intensité de bruit sur les enregistrements des signaux ECG issues de la base de données MIT-BIH pour une meilleure comparaison et l'algorithme RLS montre avec ses résultats qu'il est plus performant que l'algorithme LMS.

Enfin ; nous pouvons envisager, comme perspectives, d'utiliser d'autre algorithme plus complexe et plus robuste pour le filtrage adaptatif du signal ECG et d'utiliser d'autres critères d'évaluation des performances (PSNR, ...) pour une meilleure comparaison.

Bibliographie

- [1] **T. Chou**, "Normal Electrocardiogram in: Electrocardiology in Clinical Practice", Grune & Stratton, New-York, San Francisco, London, pp. 3-26, 1979.
- [2] **Aline CABASSON**. Estimation et analyse des intervalles cardiaques, 2008. Université de Nice-Sophia AntiPolis.
- [3] **Aline CABASSON**. Estimation et analyse des intervalles cardiaques, 2008. Université de Nice-Sophia AntiPolis.
- [4] "Encyclopedia Universalis", Vol. 8, pp. 141-147, 1996
- [5] ALPHA, Vol. 6, pp. 2157, Ed. Grange Batelière.
- [6] **R. Wasserburger, W.J. Alt**, "The normal RS-T segment elevation variant", in : Am. J. Cardiol., Vol. 8, pp. 184-192, 1961.
- [7] **BENALI RADHWANE**. Analyse du signal ECG par réseau adaptif d'ondelettes en vue de la reconnaissance de pathologies cardiaques, 2013. Université d'Abou BEKR BELKAID.
- [8] **M. BELLANGER**, 'Traitement numérique du signal Théorie et pratique', Science sup, 8^{ème} édition, Dunop, 2006
- [9] **F.Michaut, M.Bellanger**, 'Filtrage adaptatif', Théorie et algorithmes, Paris : Lavoisier, 2005
- [10] **Mathieu Pouliquen**, « Introduction au filtrage adaptative et à l'égalisation », Cours de traitement numérique de signal.
- [11] **S.Haykin** – Adaptive Filter theory. 4 th ed. , Prentice Hall.
- [12] **L. Sörnmo, P. Laguna**, "Electrocardiogram ECG signal processing", Wiley Encyclopedia of Biomedical Engineering, 2006.
- [13] **N. V. Thakor**, " Estimation of QRS complex power spectra for the sign of QR filte", IEEE Trans. Biomed. Eng, BME-31, pp.702-705, 1984.
- [14] **J. Pan, W. J. Tompkins**, "A real time QRS detection algorithm", IEE Trans. Biomed. Eng., Vol. 32(3), pp. 230-236, 1985.

[15] **P. Lander, E. J. Berbari**, “Use of high-pass filtering to detect late potentials in the signal averaged ECG”, *J. Electrocardiology.*, Vol. 22, pp. 7-12, 1989.

[16] **N.V. Thakor, Y. S. Zhu**, “Applications of adaptive filtering to ECG analysis: noise cancellation and arrhythmia detection”, *IEEE Tans. Biomed. Eng.*, Vol. 38, pp. 785-794, 1991.

[17] **Q. Xue**, al, “Neural-network-based adaptive matched filtering for QRS detection”, *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol.39 (4), pp. 317-329, 1992.

Extension aux graphe », Thèse de Doctorat, Ecole des Mines de Paris, Mai 1990

[18] **Y. Hu, S. Palreddy**, and J. Tompkins, “A patient-adaptable ECG beat classifier using a mixture of experts approach”, *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol. 44, no 9, Sep 1997.

[19] **R. J. Duro, J. Santos**, “Synaptic delay artificial neural networks and discrete time backpropagation applied to QRS complex detection”, *ICNN97*, 1997.

[20] **G. Li**, al, “ECG beat recognition using fuzzy hybrid neural network”, *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol. 48, pp. 1265-1271, Nov 2001.

[21] **D.L. Donoho, I.M. Johnstone**, “Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage”, *Biometrika*, Vol. 81, pp. 425-455, 1994.

[22] **E. Ercelebi**, “Electrocardiogram signals denoising using lifting-based discrete wavelet transform”, *Computers in Biology and Medicine*, Vol. 34, pp. 479-493, 2004.

[23] **D.L. Donoho, I.M. Johnstone**, “Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage”, *J. Amer. Statist. Assoc.*, Vol. 90, pp. 1200-1224, 1995.

[24] **S. Chang, B. Yu, M. Vetterli**, “Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression”, *IEEE Trans. Image Processing*, Vol. 9, pp. 1532-1546, 2000.

[25] **B.N. Singh, A.K. Tiwari**, “Optimal selection of wavelet basis function applied to ECG signal denoising”, *Digital Signal Processing*, Vol. 16, pp. 275-287, 2006.

Annexe A

Bases de données

Plusieurs bases de données des enregistrements ECG sont généralement disponibles sur le marché. Ces bases de données sont exploitées pour permettre le développement et la validation de différents algorithmes de traitement et d'analyse de signal ECG. Elles représentent :

- Des signaux standards qui sont utilisés pour la comparaison des systèmes traitants l'ECG. Ces systèmes restent sans signification à moins que la performance de chaque système soit mesurée en utilisant la même base de données.
- Elles contiennent des signaux annotés. Typiquement chaque complexe QRS a été annoté manuellement par deux cardiologues ou plus qui travaillent indépendamment.
- Ceux sont des signaux représentatifs de larges variations cardiaques. Ces larges variations dans les caractéristiques temporelles et morphologiques du cœur permettent aux analyseurs de faire leurs tests.
- Elles contiennent des cas "rarement" observés mais qui sont d'une signification clinique, des signaux importants et représentatifs. Bien qu'il n'est pas difficile d'obtenir des enregistrements ECG qui présentent des caractères anormaux communs, mais souvent des enregistrements pareils sont rarement enregistrés. Les analyseurs et développeurs des systèmes de traitement du signal cardiaque ont toujours besoin de tels enregistrements.

Base de données MIT BIH

La source de nos signaux ECG est la base de données « MIT BIH Arrhythmia Database » [9], elle se compose de 48 enregistrements annotés, obtenus à partir de 47 sujets étudiés par le laboratoire des arythmies cardiaques à l'hôpital de Beth d'Israël à Boston entre 1975 et 1979. 60% des enregistrements ont été obtenus à partir des hospitalisés. Cette base contient 23 enregistrements (les séries 100) choisis au hasard d'un ensemble de plus de 4000 enregistrements de 24 heures de holter, et 25 enregistrements (les séries 200) choisis de même ensemble pour inclure une variété de phénomènes rares mais médicalement importants.

Plusieurs enregistrements dans les séries 200 ont été choisis spécifiquement à cause des dispositifs de rythme, de la morphologie de QRS, ou de la qualité de signal qui peuvent être prévus pour présenter la difficulté significative aux détecteurs d'arythmies.

Les sujets (patients) sont 25 hommes âgés de 32 ans à 89 ans et 22 femmes âgées de 23 ans à 89 ans. La dérivation utilisée pour la plupart des signaux est MLII (Modified Limb lead II) obtenu par emplacement des électrodes sur la poitrine (dérivation bipolaire D2). Chaque enregistrement a légèrement plus de 30 minutes de longueur, il contient deux signaux prélevés à 360 Hz. Le premier signal est obtenu par la dérivation MLII, le deuxième par V1, V2 ou V5. Les fichiers d'en-tête incluent les dérivations utilisées, l'âge de patient, le sexe et les médicaments pris par le patient. Les fichiers d'annotations incluent le battement, le rythme et les annotations de qualité de signal. Chacun des battements d'approximativement 109 000 battements a été manuellement annoté par au moins deux cardiologues travaillant indépendamment. Leurs annotations ont été comparées, le consensus sur des désaccords a été obtenu et réparé. IL est à noter que les différents cas pathologiques traités dans la base de données MIT BIH sont :

N : Battement normal.

L : Bloc de branche gauche.

R : bloc de branche droit.

A : Battement atriale prématuré.

A : Bat. Atriale prématuré (aberré).

J : bat. Nodale prématuré (jonctionnel).

S : Bat. Supraventriculaire prématuré.

V : Bat. Ventriculaire prématuré.

F : Fusion entre V et N.

E : Bat. Atriale échappé.

J : Bat. Nodal (jonctionnel) échappé.

E : Bat. Ventriculaire échappé.

P : Bat. Ectopique.

F : Fusion entre P et N.

Q : Bat. Non classé.

Annexe B

Contenu des fichiers de la base de données MIT BIH

signaux	N	A	V	F	P	Q
100	2239	33	1	0	0	0
101	1860	3	0	0	0	2
102	99	0	4	0	2028	0
103	2082	2	0	0	0	0
104	163	0	2	0	1380	18
105	2526	0	41	0	0	5
106	1507	0	520	0	0	0
107	0	0	59	0	2078	0
108	1740	4	16	2	0	0
112	2537	2	0	0	0	0
113	1789	0	0	0	0	0
114	1820	10	4	0	0	0
115	1953	0	0	0	0	0
116	2302	1	109	0	0	0
117	1534	1	0	0	0	0
119	1543	0	444	0	0	0
121	1861	1	1	0	0	0
122	2476	0	0	0	0	0
123	1515	0	3	0	0	0
200	1743	30	826	2	0	0
202	2061	36	19	1	0	0
203	2529	0	444	1	0	0
205	2571	3	71	11	0	0
207	0	107	105	0	0	0

208	1586	0	992	373	0	2
209	2621	382	1	0	0	0
210	2423	0	194	10	0	0
213	2641	25	220	362	0	0
214	0	0	256	1	0	2
215	3196	2	164	1	0	0
217	244	0	162	0	1542	0
219	2082	7	64	1	0	0
221	2031	0	396	0	0	0
222	2062	208	0	0	0	0
223	2029	72	473	14	0	0
228	1688	3	362	0	0	0
230	2255	0	1	0	0	0
233	2230	7	831	11	0	0
234	2700	0	3	0	0	0

Résumé

Le signal électrocardiogramme (ECG) est très largement utilisé comme l'un des outils les plus importants dans la pratique clinique afin d'évaluer l'état cardiaque des patients. Il représente les variations de l'activité électrique du cœur en fonction du temps.

Le filtrage est une tâche de prétraitement indispensable pour l'exploitation du signal ECG.

Comme le bruit du 50 Hz a la particularité de se chevaucher un filtrage adaptatif est nécessaire pour éliminer ce bruit. Nous avons choisis deux algorithmes RLS et LMS pour choisir le plus robuste avec les critères d'évaluation (MSE, RSB).

Les résultats expérimentaux en testant l'approche proposée sur les enregistrements ECG de la base de données MIT-BIH démontrant la performance de l'algorithme RLS par rapport à l'algorithme LMS.

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