

**UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA**  
Faculté des Nouvelles Technologies de  
l'Information et de la Communication  
Département d'Électronique et Télécommunication



**Mémoire**  
**MASTER PROFESSIONNEL**  
**Domaine : Science et technique**  
**Filière : Electronique et Communication**  
**Spécialité : Instrumentation Industriel**  
**Présenté Par : Zerrouki Akram**  
**Boutayeb Ayoub**  
**Djalal Yousef**

**Thème:**

***EXTRACTION DU SIGNAL  
ELECTROCARDIOGRAMME PAR  
FILTRAGE ADAPTATIF***

Devant le jury :

Présidente: Nasir Nadjib..... MCB Univ. K. M. Ouargla

Encadreur: Manseur Abd Elghan ..... MCB Univ. K. M. Ouargla

Examineur: Mme Louazene h..... MCB Univ. K. M. Ouargla

Année Universitaire : 2020/2021

---

## دعاء

اللهم إنا نسألك علما نافعا وعملا متقبلا وقلبا خاشعا ولسانا ذاكرا

اللهم إنا نعوذ بك من علم لا ينفع ومن قلب لا يخشع ومن عين لا تدمع  
ومن دعوة لا تسمع

اللهم إنا نسألك البر والتقوى ومن العمل ما ترضى

اللهم أعنا على ذكرك وشكرك وحسن عبادتك

واختم بالصالحات أعمالنا وقرن بالسعادة غدونا واصلنا واجعل إلى  
جنتك مصيرنا ومآلنا

ربنا علمنا ما ينفعنا وانفعنا بما علمتنا وزدنا علما

اللهم آمين

## *Remerciements*

*Ce travail n'aurait pu être réalisé sans le soutien de plusieurs personnes. La disponibilité et les compétences de chacun m'ont souvent permis de franchir des obstacles en apparence insurmontables. Que soient donc ici remerciés tous ceux qui m'ont communiqué l'énergie et la confiance nécessaires au déroulement de cette thèse. Ma reconnaissance et mes remerciements s'adressent à mon directeur de mémoire Monsieur MANSOR Abd-Elghani, Maître de Conférences A à l'université de Ouargla qui n'a jamais cessé de m'encourager à poursuivre ce travail. Permettez-moi de vous féliciter pour votre patience exemplaire et autres bons conseils. Je tiens à remercier aussi Monsieur Guitoun Ficham pour m'avoir aidé à surmonter les difficultés rencontrées. Veuillez trouver dans ce travail l'expression de mes sincères reconnaissances et respects. Enfin, nous tenons à remercier nos parents, nos familles, et nos amis pour leurs encouragements et leur soutien.*

**MERCI.**

# Table des matières

## INTRODUCTION GÉNÉRAL

Introduction général ..... 09

## Chapitre I : FILTRAGE ADAPTATIF

Introduction .....11

I.1. Principe du filtrage adaptatif .....13

I.2. Le filtre de Wiener .....16

I.2.1. Problème d'estimation linéaire .....16

I.2.2. Filtre de Wiener de type FIR .....17

I.2.3. application à l'égalisation de canal .....19

Conclusion .....23

## Chapitre II : SIGNAL ÉLECTROCARDIOGRAMME

### CARACTÉRISTIQUE

II 1. Algorithmes de filtrage adaptatif ..... 25

II.1.1. Introduction .....25

II.1.2. Algorithme RLS .....26

II.1.3. Algorithme LMS .....27

II.2. Comparaison .....28

Conclusion .....29

## Chapitre III : TRAITEMENT DU SIGNAL

Introduction .....31

III.1. Filtrage adaptatif .....33

III.1.1. Définition .....33

III.1.2. Algorithmes proposés.....33

a. Algorithme LMS.....33

b. Algorithme RLS.....34

III.1.3. Paramètres d'évaluation des performances.....34

a. MSE.....34

b. RSB.....35

III.1.4. résultats et discussion.....35

Conclusion.....51

## CONCLUSION GÉNÉRALE

Conclusion générale.....53

Bibliographie.....54

# Liste des figures

---

## Chapitre I : FILTRAGE ADAPTATIF

---

Figure I.1 : Principe de l'identification. ....	11
Figure I.2 : Principe de la prédiction. ....	12
Figure I.3 : Principe de l'annulation d'interférence. ....	12
Figure I.4 : Principe de la modélisation inverse. ....	13
Figure I.5 : Principe du filtrage adaptatif ....	13
Figure I.6 : Schéma général d'un problème d'estimation linéaire.....	16
Figure I.7 : Schéma général d'un problème d'égalisation de canal. ....	20

---

## Chapitre II : SIGNAL ÉLECTROCARDIOGRAMME CARACTÉRISTIQUE

---

Figure II.1 : Schéma général d'un système de filtrage adaptatif. ....	25
Figure II.2 : Erreur (dB) vs Nombre d'itérations pour la comparaison des vitesses de convergence des algorithmes RLS et LMS.....	28

---

## 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 107.mat ).....	36
Figure III.4 : Résultats de filtrage adaptatif LMS (fichier 207.mat ).....	37
Figure III.5 : Résultats de filtrage adaptatif LMS (fichier 214.mat ).....	37
Figure III.6 : Résultats de filtrage adaptatif RLS (fichier 122.mat ) .....	38
Figure III.7 : Résultats de filtrage adaptatif RLS (fichier 107.mat ) .....	39
Figure III.8 : Résultats de filtrage adaptatif RLS (fichier 207.mat ) .....	39
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) .....	42

<b>Figure III.12</b> : Résultats de filtrage LMS avec niveau de bruit de 1db (fichier 207.mat).....	43
<b>Figure III.13</b> : Résultats de filtrage LMS avec niveau de bruit de 1db (fichier 214.mat).....	43
<b>Figure III.14</b> : Résultats de filtrage LMS avec niveau de bruit de 8db (fichier 122.mat).....	44
<b>Figure III.15</b> : Résultats de filtrage LMS avec niveau de bruit de 8db (fichier 107.mat).....	44
<b>Figure III.16</b> : Résultats de filtrage LMS avec niveau de bruit de 8db (fichier 207.mat).....	45
<b>Figure III.17</b> : Résultats de filtrage LMS avec niveau de bruit de 8db (fichier 214.mat).....	45
<b>Figure III.18</b> : Résultats de filtrage RLS avec niveau de bruit de 1db (fichier 122.mat) .....	46
<b>Figure III.19</b> : Résultats de filtrage RLS avec niveau de bruit de 1db (fichier 107.mat) .....	46
<b>Figure III.20</b> : Résultats de filtrage RLS avec niveau de bruit de 1db (fichier 207.mat) .....	47
<b>Figure III.21</b> : Résultats de filtrage RLS avec niveau de bruit de 1db (fichier 214.mat) .....	47
<b>Figure III.22</b> : Résultats de filtrage RLS avec niveau de bruit de 8db (fichier 122.mat) .....	48
<b>Figure III.23</b> : Résultats de filtrage RLS avec niveau de bruit de 8db (fichier 107.mat) .....	48
<b>Figure III.24</b> : Résultats de filtrage RLS avec niveau de bruit de 8db (fichier 207.mat) .....	49
<b>Figure III.25</b> : Résultats de filtrage RLS avec niveau de bruit de 8db (fichier 214.mat) .....	49

# 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 .....50

# Glossaire

**ECG** : Electrocardiogramme

**AV** : Auriculo-ventriculaire

**BAT/MIN** : Battement par minute

**FA** : Fibrillation auriculaire

**IIR** : Réponse impulsion infinie

**LMS** : least mean squares (moindres carrés)

**RIF** : Réponse Impulsion Finie

**RLS** : Recursive Mean Squares (Carrés moyens récursifs)

**RSB** : Rapport signal sur bruit

**MSE** : Mean Square Error (erreur quadratique moyenne)

**MIT-BIH** : La base de données sur les arythmies du MIT-BIH est un ensemble de données accessible au public qui fournit du matériel d'investigation standard pour la détection des arythmies cardiaques. Depuis 1980, il est utilisé à des fins de recherche fondamentale et de développement de dispositifs médicaux sur le rythme cardiaque et les maladies associées



# *Introduction général*

## *Introduction général*

Dans de nombreuses applications, les signaux temporels sont entachés d'une interférence ou d'un bruit non désirés. Il faut alors trouver une solution permettant de supprimer ou tout au moins réduire ces composantes perturbatrices. Dans le cas où le spectre du signal désiré et celui du signal perturbateur se superposent, il n'est pas possible d'appliquer le filtrage classique. Le filtrage adaptatif apporte une solution à ce genre de problèmes, et a pour but de répondre à ces cas et se généralise à tout problème d'extraction d'une information d'un signal lorsque le filtrage fréquentiel classique se révèle impuissant.

Notre objectif dans cette mémoire est la réduction du bruit par le filtrage adaptatif. Donc pour atteindre à ce but on a travaillé comme suit :

- Le premier chapitre est consacré au filtrage adaptatif on général et ses différentes approches et catégories.
- Le deuxième chapitre une étude plus approfondie sera réservée aux ses caractéristiques et algorithmes **LMS** et **RLS**.
- Le troisième chapitre présente l'application des deux algorithmes **LMS** et **RLS** et aux résultats de filtrage effectués sur les signaux ECG de la base de données **MIT-BIH**.

# *Chapitre I :*

## *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 déterminé en fonction de l'application [1]. 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. [2]

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. [1]

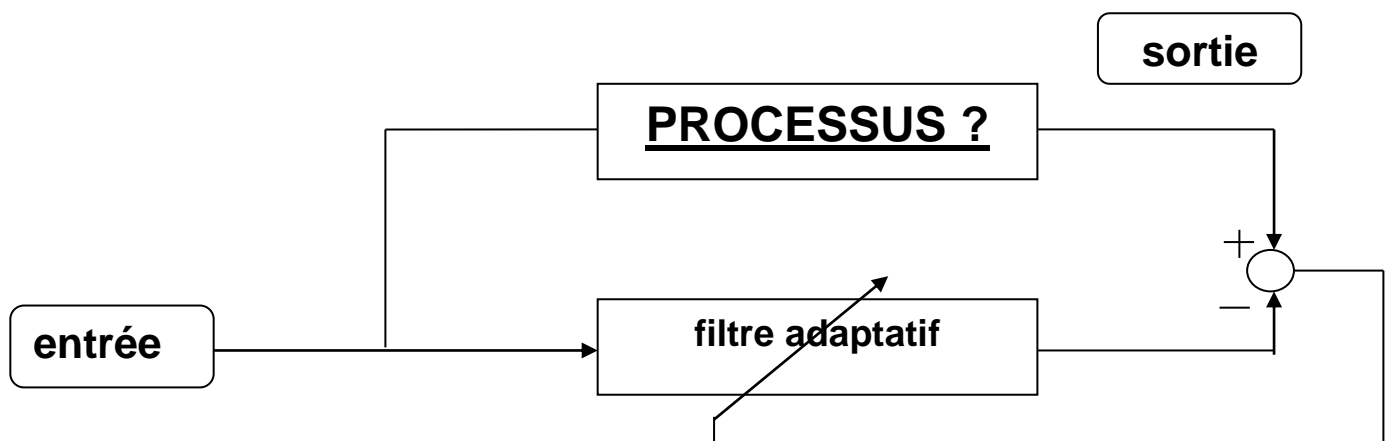
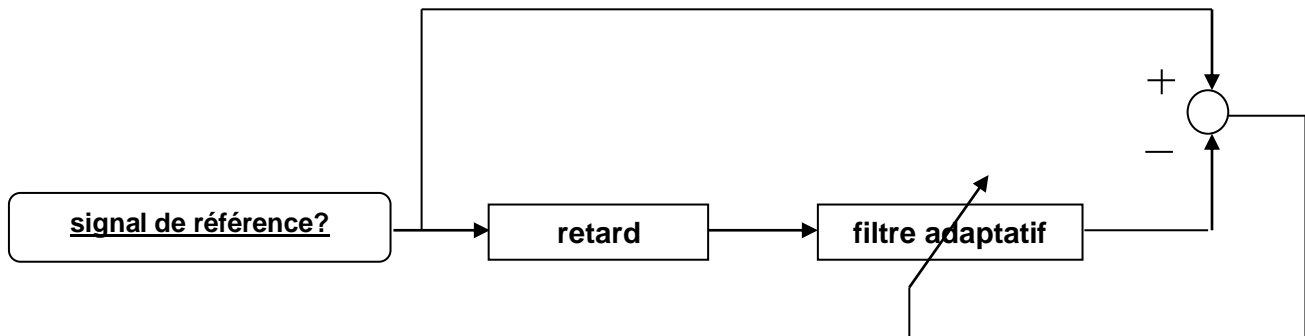


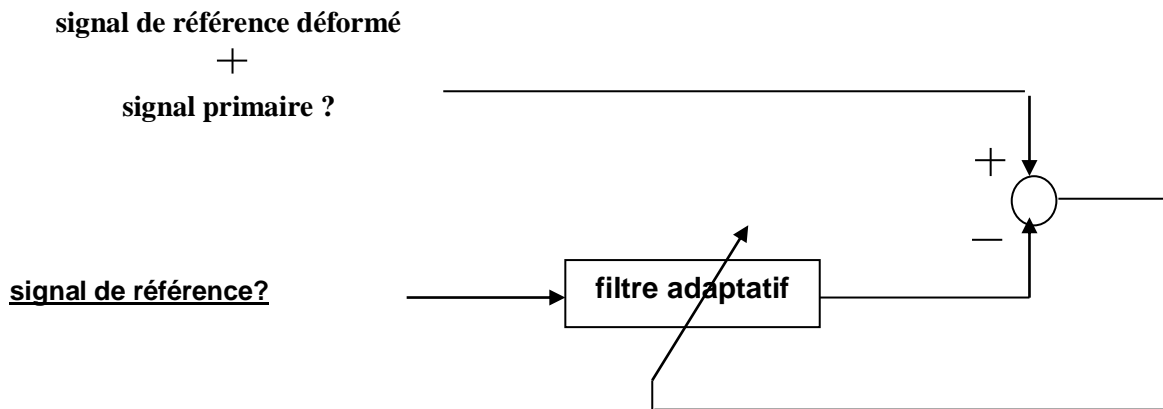
Figure. I.1 : Principe de l'identification.

**-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. [1]



**Figure. I.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. [1]



**Figure.I.3** : Principe de l'annulation d'interférence.

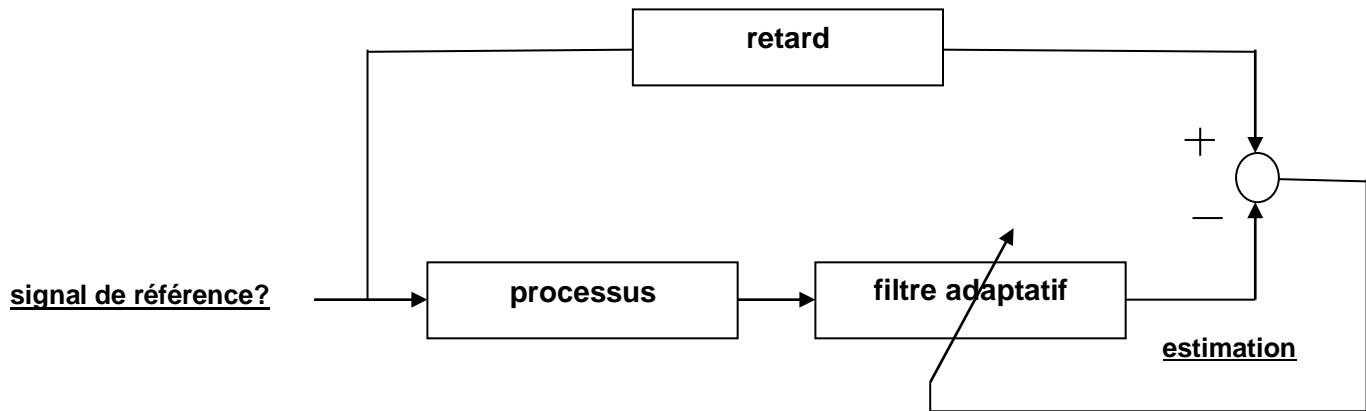


Figure.I.4 : Principe de la modélisation inverse.

**-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. [1]

### I.1. Principe du filtrage adaptatif :

#### 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. [1]

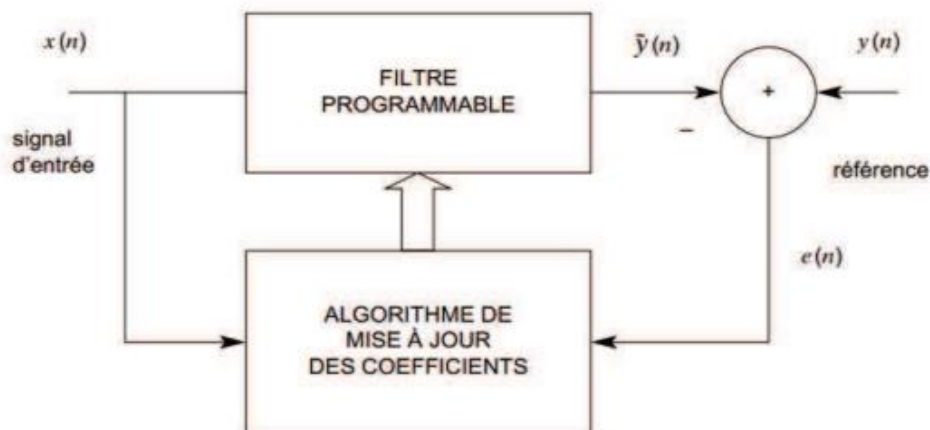


Figure.I.5 : Principe du filtrage adaptatif.

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 :

$$\mathbf{j}(n) = \sum_{p=1}^n \mathbf{y}(p) - \mathbf{H}^t(n)\mathbf{X}(p) ]^2 \quad (1.1)$$

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

$$(\mathbf{x}(p), \mathbf{x}(p-1), \dots, \mathbf{x}(p+1-N)) \quad (1.2)$$

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

$$\mathbf{RN}(n) = \sum_{p=1}^n \mathbf{X}(p)\mathbf{X}^t(p) = \sum_{p=1}^n \begin{bmatrix} \mathbf{x}(p) \\ \mathbf{x}(p-1) \\ \mathbf{x}(p+1-N) \end{bmatrix} [\mathbf{x}(p), \dots, \mathbf{x}(p+1-N)] \quad (1.3)$$

$$\mathbf{r}_{yx}(n) = \sum_{p=1}^n \mathbf{X}(p)\mathbf{Y}^t(p) \quad (1.4)$$

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

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 :

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_n(\mathbf{n}+1) &= \mathbf{R}_N(\mathbf{n}) + \mathbf{X}(\mathbf{n}+1)\mathbf{X}^t(\mathbf{n}+1) \\ \mathbf{r}_{yx}(\mathbf{n}+1) &= \mathbf{r}_{yx}(\mathbf{n}) + \mathbf{X}(\mathbf{n}+1)\mathbf{y}(\mathbf{n}+1) \end{aligned} \quad (1.5)$$

Et par suite :

$$\mathbf{R}_n(\mathbf{n}+1)\mathbf{H}(\mathbf{n}+1) = \mathbf{r}_{yx}(\mathbf{n}+1) = \mathbf{r}_{yx}(\mathbf{n}) + \mathbf{X}(\mathbf{n}+1)\mathbf{y}(\mathbf{n}+1). \quad (1.6)$$

Soit :

$$\mathbf{R}_n(\mathbf{n}+1)\mathbf{H}(\mathbf{n}+1) = \mathbf{R}_n(\mathbf{n})\mathbf{H}(\mathbf{n}) + \mathbf{X}(\mathbf{n}+1)\mathbf{y}(\mathbf{n}+1). \quad (1.7)$$

Soit encore :

$$\mathbf{R}_n(\mathbf{n}+1)\mathbf{H}(\mathbf{n}+1) = [\mathbf{R}_N(\mathbf{n}+1) - \mathbf{X}(\mathbf{n}+1)\mathbf{X}^t(\mathbf{n}+1)]\mathbf{X}(\mathbf{n}+1)\mathbf{y}(\mathbf{n}+1) \quad (1.8)$$

Et finalement :

$$\mathbf{H}(\mathbf{n}+1) = \mathbf{H}(\mathbf{n}) + \mathbf{R}_N^{-1}(\mathbf{n}+1)\mathbf{X}(\mathbf{n}+1)[\mathbf{y}(\mathbf{n}+1) - \mathbf{H}^t(\mathbf{n})\mathbf{X}(\mathbf{n}+1)] \quad (1.9)$$

Il est intéressant de remarquer que la quantité ;

$$e(n+1) = y(n+1) - H^t(n) X(n+1) \quad (1,10)$$

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  $\delta I_N$ , où  $\delta$  est un réel que l'on appelle le pas d'adaptation. La mise à jour des coefficients est alors faite par l'équation :

$$H(n+1) = \delta X(n+1) e(n+1) \quad (1,11)$$

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 :

$$H(n+1) = [I_N - \delta X(n+1)X^t(n+1)]H(n) + \delta X(n+1) y(n+1) \quad (1,12)$$

En prenant l'espérance des deux membres, puisque :

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

$$(1,13)$$

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

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

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  $\mathbf{y}(n)$ ,  $\mathbf{x}(n)$  et de leur intercorrélacion.

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

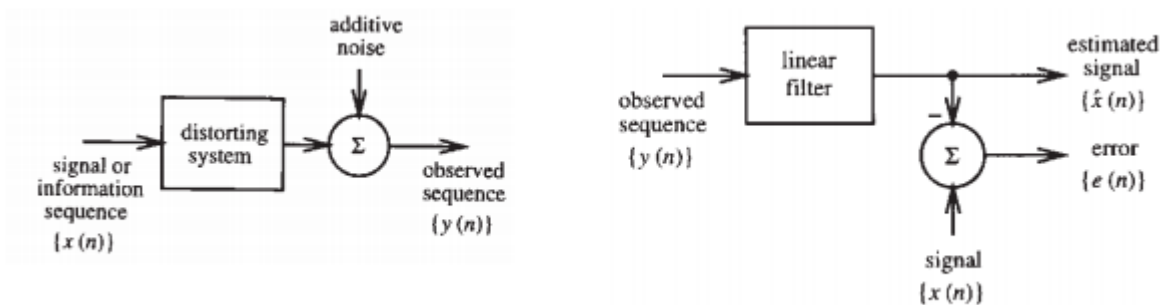
Le choix de la valeur  $\delta$  dans (2.11) résulte d'un compromis entre la rapidité de convergence et la valeur de l'erreur résiduelle quand la convergence est obtenue.

Ces deux caractéristiques vont être étudiées successivement, mais il faut d'abord examiner les conditions de convergence. [1]

## I.2. Filtre de Wiener :

### I.2.1. 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. [3]



**Figure.I.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 tel 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 :

$$e(n) = x(n) - \hat{x}(n). \quad (1,15)$$

Évidemment, plus  $e(n)$  sera faible, plus l'estimation sera bonne. On cherche donc un filtre qui minimise 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 :

$$\varepsilon(n) = E(e^2(n)). \quad (1,16)$$

Le filtre optimal de Wiener correspond au filtre qui minimise la **MSE**. [3]

### I.2.2. 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  $\mathbf{h}$ , 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 :

$$\hat{X}(n) = \sum_{i=0}^{N-1} h_i y(n-i) \quad (1,17)$$

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

$$\hat{x}(n) = \mathbf{h}^T \mathbf{y}(n) \Leftrightarrow \hat{x}(n) = \mathbf{y}^T(n) \mathbf{h} \quad (1,18)$$

Avec :

$$\mathbf{Y}(n) = [y(n) \quad y(n-1) \quad \dots \quad y(n-(N-1))]^T \quad (1,19)$$

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 :

$$\varepsilon = E[(x(n) - \mathbf{h}^T \mathbf{y}(n))^2]$$

$$\Leftrightarrow \varepsilon = E[x^2(n) - 2\mathbf{h}^T \mathbf{y}(n)x(n) + \mathbf{h}^T \mathbf{y}(n)\mathbf{y}^T(n)\mathbf{h}]$$

$$\varepsilon = E[x^2(n)] - 2\mathbf{h}^T \boldsymbol{\phi}_{yx} + \mathbf{h}^T \boldsymbol{\phi}_{yy} \mathbf{h} \quad (1, 20)$$

Où  $\boldsymbol{\phi}_{yy}$  est une matrice d'autocorrélation de taille  $\mathbf{N} \times \mathbf{N}$  définie par :

$$\boldsymbol{\phi}_{yy} = E[\mathbf{y}(n)\mathbf{y}^T(n)] \quad (1,21)$$

Et  $\boldsymbol{\phi}_{yx}$  est un vecteur d'intercorrélations de taille  $\mathbf{N}$  défini par :

$$\boldsymbol{\phi}_{yx} = E[\mathbf{y}(n)x(n)] \quad (1,22)$$

L'équation (2.20) montre que pour un filtre FIR, la fonction coût **MSE** dépend de la réponse impulsionnelle  $\mathbf{h}$ . Pour en obtenir le minimum, il suffit de chercher les conditions d'annulation de la dérivée de la fonction coût par rapport aux variables qui sont les  $\mathbf{N}$  points de la réponse impulsionnelle du filtre. [3]

La dérivée de la fonction coût par rapport au  $j$ -ième point de la réponse impulsionnelle est donnée par :

$$\frac{\partial \varepsilon}{\partial h_j} = E\left[\frac{\partial}{\partial h_j}\{e^2(n)\}\right] = E\left[2e(n)\frac{\partial e(n)}{\partial h_j}\right] \quad (1,23)$$

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

$$\frac{\partial \varepsilon}{\partial h_j} = E\left[2e(n)\frac{\partial}{\partial h_j}\{x(n) - \mathbf{h}^T \mathbf{y}(n)\}\right] \quad (1,24)$$

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

$$\frac{\partial \varepsilon}{\partial h_j} = E\left[2e(n)\frac{\partial}{\partial h_j}\{h_j y(n-j)\}\right] \quad (1,25)$$

$$\frac{\partial \varepsilon}{\partial h_j} = E[-2e(n)y(n-j)]$$

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

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

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

$$\nabla = -2E[\mathbf{y}(n)(\mathbf{x}(n) - \mathbf{y}^T(n)\mathbf{h})] = -2E[\mathbf{y}(n)(\mathbf{x}(n))] + 2E[\mathbf{y}(n)\mathbf{y}^T(n)\mathbf{h}] \quad (1,26)$$

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

$$\nabla = -2\boldsymbol{\phi}_{yx} + 2\boldsymbol{\phi}_{yy}\mathbf{h} \quad (1,27)$$

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

$$\boldsymbol{\phi}_{yx} h_{opt} = \boldsymbol{\phi}_{yy} \mathbf{h} \quad (1,28)$$

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

$$\varepsilon_{min} = E[x^2(n)] - \mathbf{h}_{opt}^T \boldsymbol{\phi}_{yx} \quad (1,29)$$

### I.2.3. 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  $\mathbf{h n}$  (s'ajoute à la sortie du canal pour donner le signal observable  $\mathbf{y}(n)$ ).

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

Notre objectif est de construire un filtre avec une fonction de transfert  $H(\mathbf{z})$  telle 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  $\mathbf{x}(\mathbf{n}-\mathbf{d})$ . Ce problème est connu sous le nom d'égalisation de canal dans le domaine des télécommunications ou encore sous le nom de dé convolution en traitement d'images. Les filtres de Wiener nous apportent une solution à ce problème que nous allons préciser.

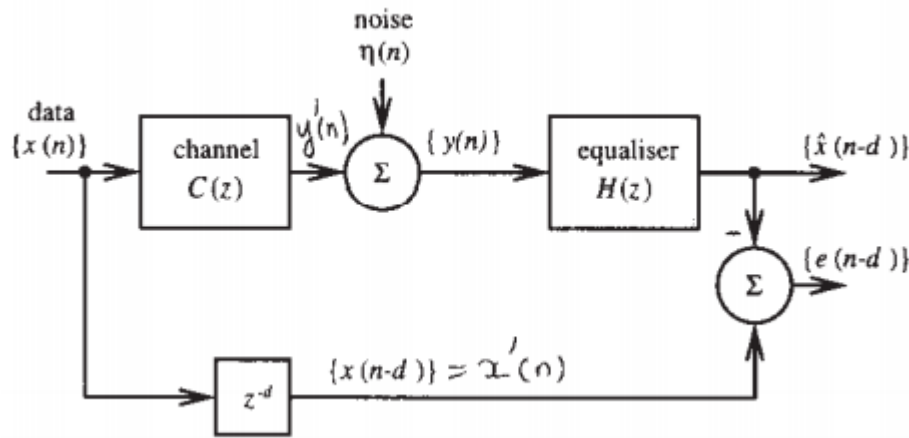


Figure I.7 : Schéma général d'un problème d'égalisation de canal.

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

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

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

$$Y(n) = y'(n) + \eta(n). \tag{1,30}$$

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

$$\Phi_{yy} h_{opt} = \Phi_{yx'}$$

Où  $\Phi_{yy} = E[y(n)y^T(n)]$

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

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

$$\phi_{yy}(m) = E[y(n)y(n+m)]$$

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

$$\phi_{yy}(m) = \phi_{y'y'}(m) + \phi_{\eta\eta}(m) + \phi_{y'\eta'}(m) \quad (1,31)$$

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

$$y'(n) = \sum_{i=0}^{\infty} c_i x(n-i) \quad (1,32)$$

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

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

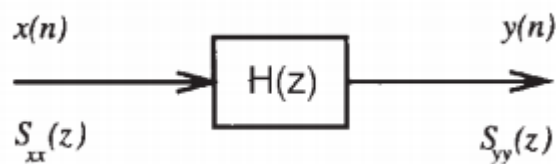
Par ailleurs, puisque  $\eta(n)$  (est un bruit blanc, il a la propriété suivante :

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

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

$$\phi_{yy}(m) = \phi_{y'y'}(m) + \sigma_{\eta}^2 \delta(m) \quad (1,33)$$

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 :

$$\phi_{y'y'}(\mathbf{m}) = Z^{-1}[s_{y'y'}(\mathbf{z})]. \quad (1,34)$$

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

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

$E[y(-\mathbf{m}) x'(\mathbf{n})]$ , où  $0 \leq \mathbf{m} < N$ . 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 corrélés, 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 :

$$\mathbf{TZ}(\phi_{y_2 y_1}(\mathbf{n})) = \mathbf{H}_1(\mathbf{Z})\mathbf{H}_2(\mathbf{Z}^{-1})\mathbf{TZ}(\phi_{xx}(\mathbf{n}))$$

$$\Leftrightarrow S_{y_2 y_1}(\mathbf{Z}) = \mathbf{H}_1(\mathbf{Z})\mathbf{H}_2(\mathbf{Z}^{-1}) S_{xx}(\mathbf{n})$$

En utilisant cette propriété et l'analogie avec la (Figure I.7),  $S_{y'x'}(\mathbf{Z}) = Z^{-d}C(\mathbf{Z}^{-1}) \cdot \delta_x^2$

on obtient donc la relation suivante:

$$\text{D'où } \phi_{y'x'}(m) = Z^{-1}[s_{y'x'}(z)] = \phi_{yx'}(m)$$

**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.



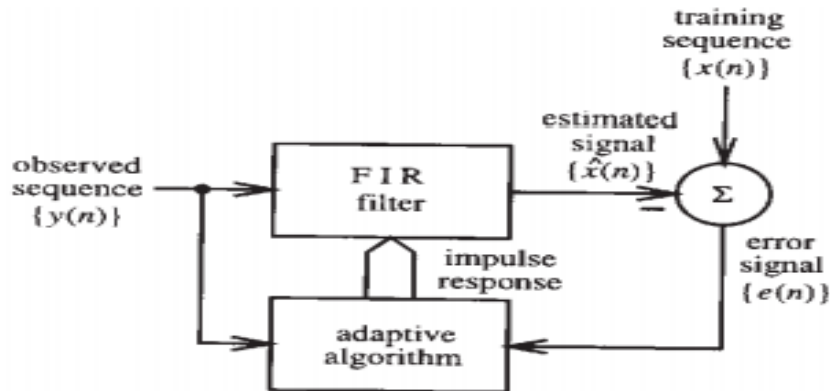
*Chapitre II :*  
*Signal*  
*Électrocardiogramme*  
*caractéristique*

## II.1. Algorithmes de filtrage adaptatif :

### II.1.1. 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. [4]

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. [3]



**Figure.II.1 :** 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**. [4]

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  $x(n)$  s'écrit de la façon suivante :

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

$$\Leftrightarrow \hat{\mathbf{n}}(n) = \mathbf{h}^T(n-1)\mathbf{y} \quad (2,1)$$

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.[4]

### II.1.2. 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 :

$$\mathcal{E} = \sum_{k=0}^n (x(k) - \hat{x}(k))^2 \quad (2,2)$$

Quand cette fonction coût est minimisée en utilisant une réponse impulsionnelle  $\mathbf{h}(n)$  associée à  $\mathbf{x}(n)$ , 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 :

$$\mathbf{R}_{yy}(n)\mathbf{h}(n) = \mathbf{r}_{yx}(n) \quad (2,3)$$

$$\text{Où } \mathbf{R}_{yy}(n) = \sum_{k=0}^n \mathbf{y}(k)\mathbf{y}^T(n) \quad (2,4)$$

$$\text{Et } \mathbf{r}_{yx} = \sum_{k=0}^n \mathbf{y}(k)x(k) \quad (2,5)$$

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

$$\mathbf{h}(n) = \mathbf{h}(n-1) + \mathbf{R}_{yy}^{-1}(n)\mathbf{y}(n)e(n) \quad (2,6)$$

$$\text{Où } \mathbf{e}(n) = \mathbf{h}^T(n-1)\mathbf{y}(n) \quad (2,7)$$

$$\text{et où } \mathbf{R}_{yy}^{-1}(n) = \mathbf{R}_{yy}^{-1}(n-1) - \frac{\mathbf{R}_{yy}^{-1}(n-1)\mathbf{y}(n)\mathbf{y}^T(n)\mathbf{R}_{yy}^{-1}(n-1)}{(1 + \mathbf{y}^T(n)\mathbf{R}_{yy}^{-1}(n-1)\mathbf{y}(n))} \quad (2,8)$$

Ces trois équations sont connues sous le nom les algorithmes **RLS**. Le détail de cet algorithme est donné ci-dessous.[2]

$$\begin{aligned}
 &R_{yy}(0) = \frac{1}{\delta} I_N, \delta \text{ est le plus petit nombre positif} \\
 &h(0) = 0 \\
 &\text{pour chaque échantillon } n=1,2,\dots \text{ Faire} \\
 &\hat{x}(n) = h^T(n-1) y(n) \\
 &e(n) = x(n) - \hat{x}(n) \\
 &R_{yy}^{-1}(n) = \frac{1}{\alpha} \left( R_{yy}^{-1}(n-1) - \frac{R_{yy}^{-1}(n-1) y(n) y^T(n) R_{yy}^{-1}(n-1)}{(\alpha + y^T(n) R_{yy}^{-1}(n-1) y(n))} \right)
 \end{aligned}$$

### II.1.3.Algorithme LMS :

D'autres techniques d'optimisation basées sur la descente en gradient peuvent être mise en œuvre. les 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 [1]

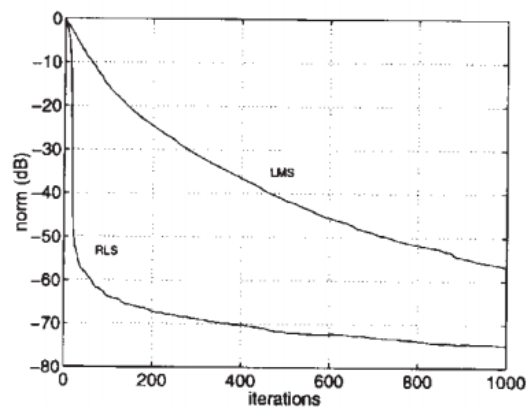
$$\begin{aligned}
 &\text{Initialisation :} \\
 &h(0) = 0 \\
 &\text{pour chaque échantillon } n= 1,2, \dots \text{ Faire} \\
 &\hat{x}(n) = h^T(n-1) y(n) \\
 &e(n) = x(n) - \hat{x}(n) \\
 &h(n) = h(n-1) + 2\mu y(n)e(n)
 \end{aligned}$$

## II.2. 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 ![2]



**Figure II.2 :** Erreur (dB) vs Nombre d'itérations pour la comparaison des vitesses de convergence des algorithmes **RLS** et **LMS**.

**Conclusion :**

Dans ce chapitre on a choisi deux algorithmes **RLS** et **LMS** pour filtrer le signal **ECG** et comparer les résultats, et ce travail va être interprété 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** [5].

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 [6], 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  $\log_2(\sigma) \sqrt{2 \ln N}$ , ou encore comme qui est basé sur un estimateur en fait empirique [7]. Ou [3] 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**.

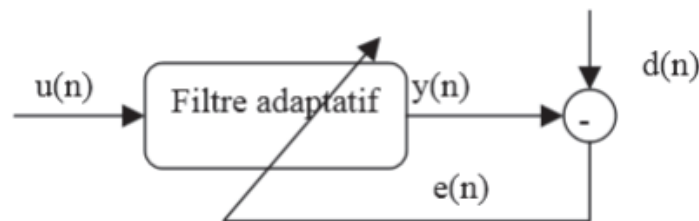
### III.1. Filtrage adaptatif :

#### III.1.1. 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.

#### III.1.2. Algorithmes proposés :

##### a. 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 :  $A_{t-1}(1)$

##### **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 :

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

### **b. 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

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

### **III.1.3. Paramètres d'évaluation des performances :**

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

#### **a. 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:

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

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.

### b. 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 :

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

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.1.4. Résultats et Discussion :

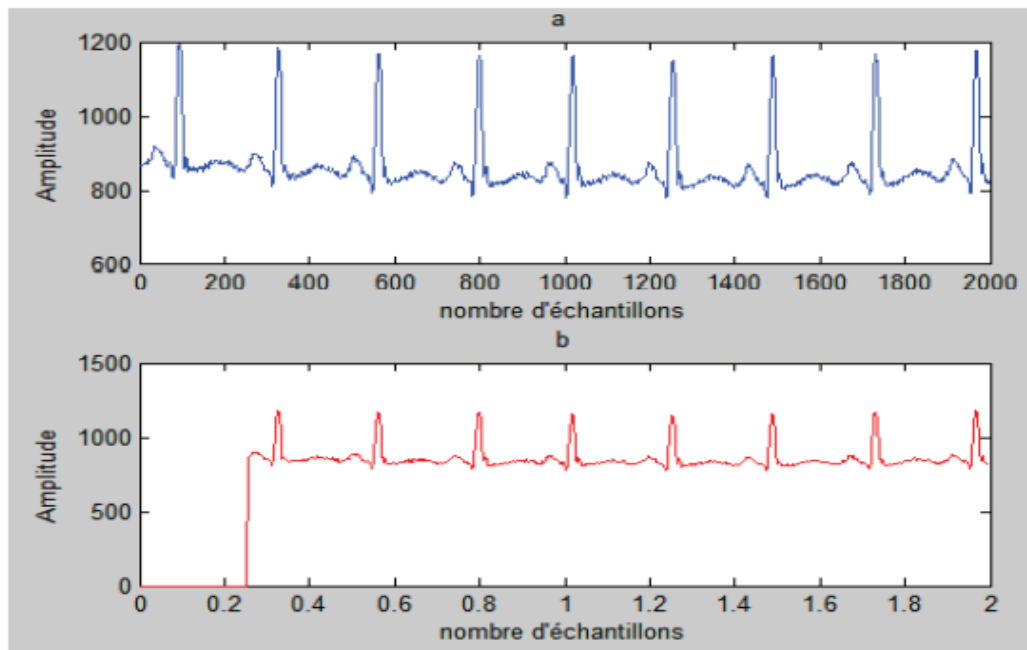
L'approche adaptative proposée pour la suppression de bruit dans le signal **ECG** a été testée par l'utilisation de la base de données d'arythmie de **MIT-BIH**.

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

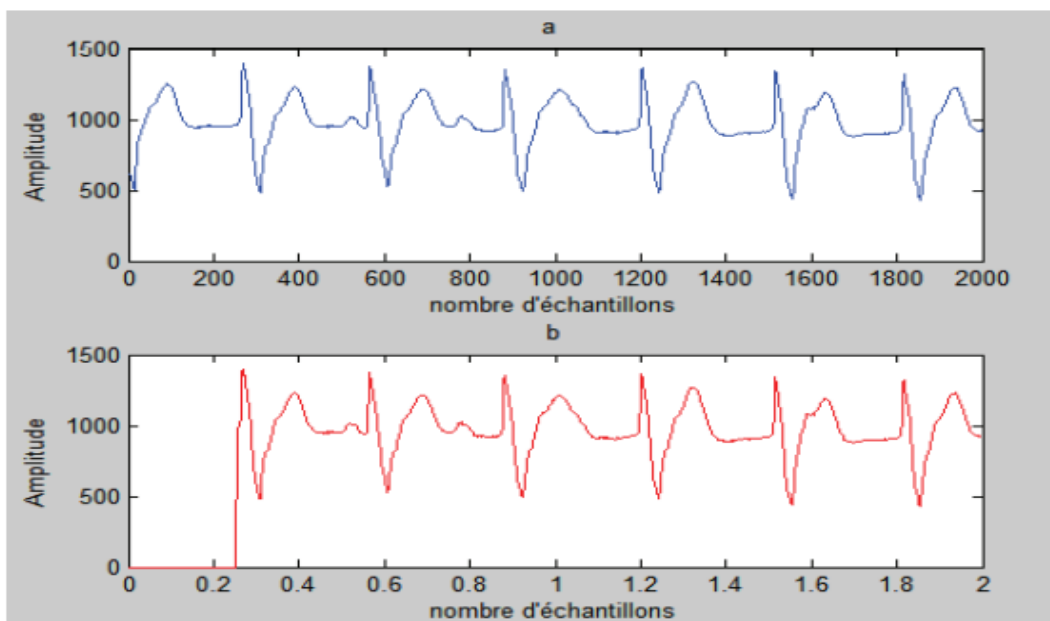
Après l'acquisition du signal **ECG**, l'étape suivante est la suppression de bruit

Elle consiste l'application de l'algorithme proposé **LMS**

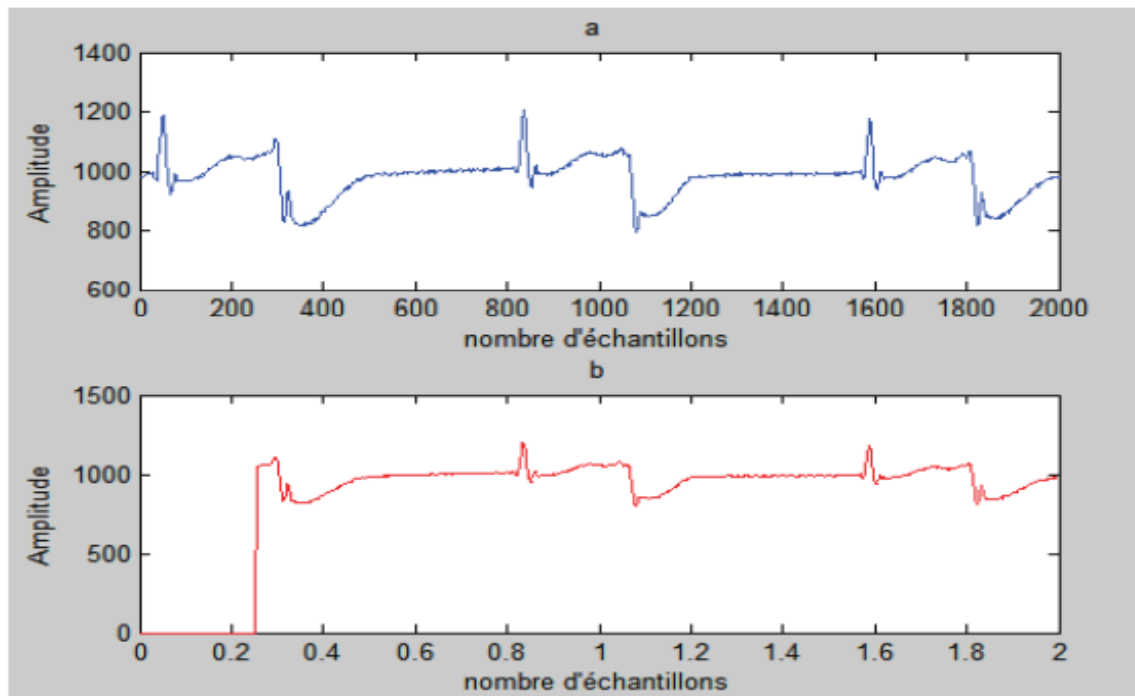
Nous pouvons remarquer sur les figures (2 jusqu'à 5) une déformation au début du signal **ECG**, et aucun bruit.



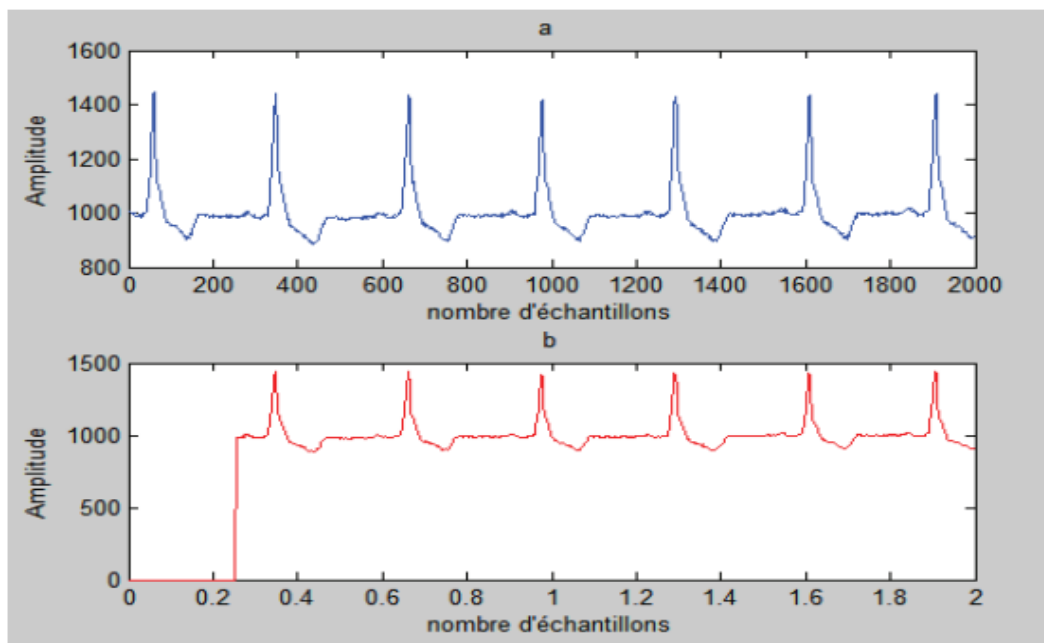
**Figure.III.2.** Résultats de filtrage adaptatif LMS ; a) signal ECG original (fichier 122.mat de la base de donnée MIT-BIH arythmie) , b) signal filtré



**Figure.III.3.** Résultats de filtrage adaptatif LMS ; a) signal ECG original (fichier 107.mat de la base de donnée MIT-BIH arythmie) , b) signal filtré

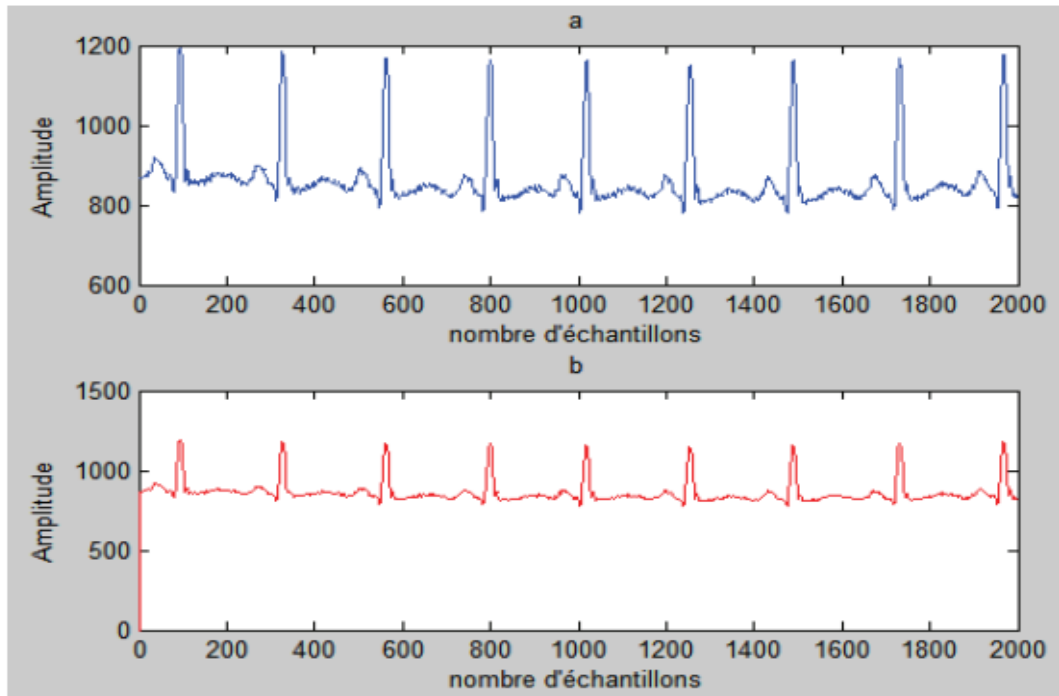


**Figure.III.4.** Résultats de filtrage adaptatif LMS ; a) signal ECG original (fichier 207.mat de la base de donnée MIT-BIH arythmie) , b) signal filtré

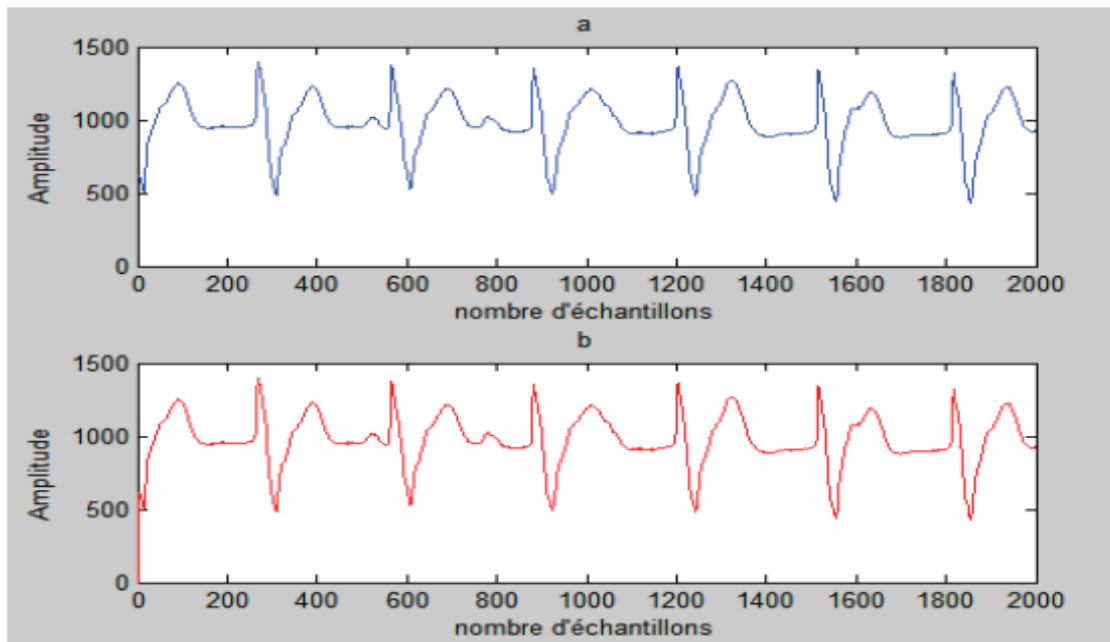


**Figure.III.5.** Résultats de filtrage adaptatif LMS ; a) signal ECG original (fichier 214.mat de la base de donnée MIT-BIH arythmie) , b) signal filtré

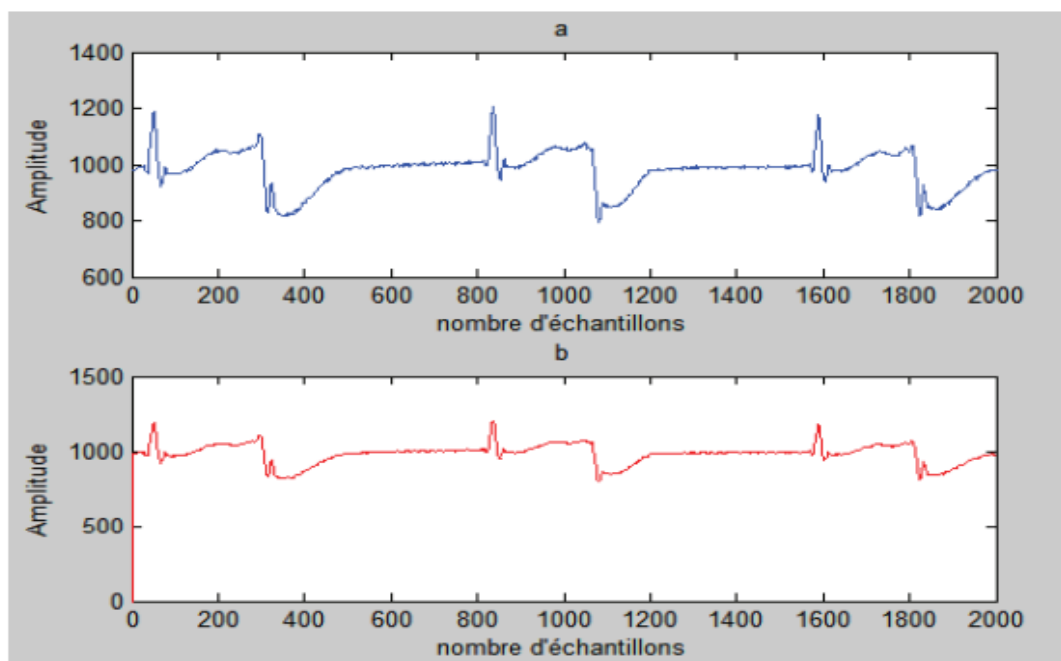
L'algorithme RLS est appliqué respectivement aux enregistrements (122, 107, 207, 214) de la base de données MT-BIH arythmie. Les figures illustrent (6 jusqu'à 9), que le signal ECG filtré ne présente aucun bruit de 50 Hz, aussi les différentes ondes du signal sont clairement mise en exergue, et sans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



**Figure.III.6.** Résultats de filtrage adaptatif RLS ; a) signal ECG original (fichier 122.mat de la base de donnée MIT-BIH arythmie) , b) signal filtré

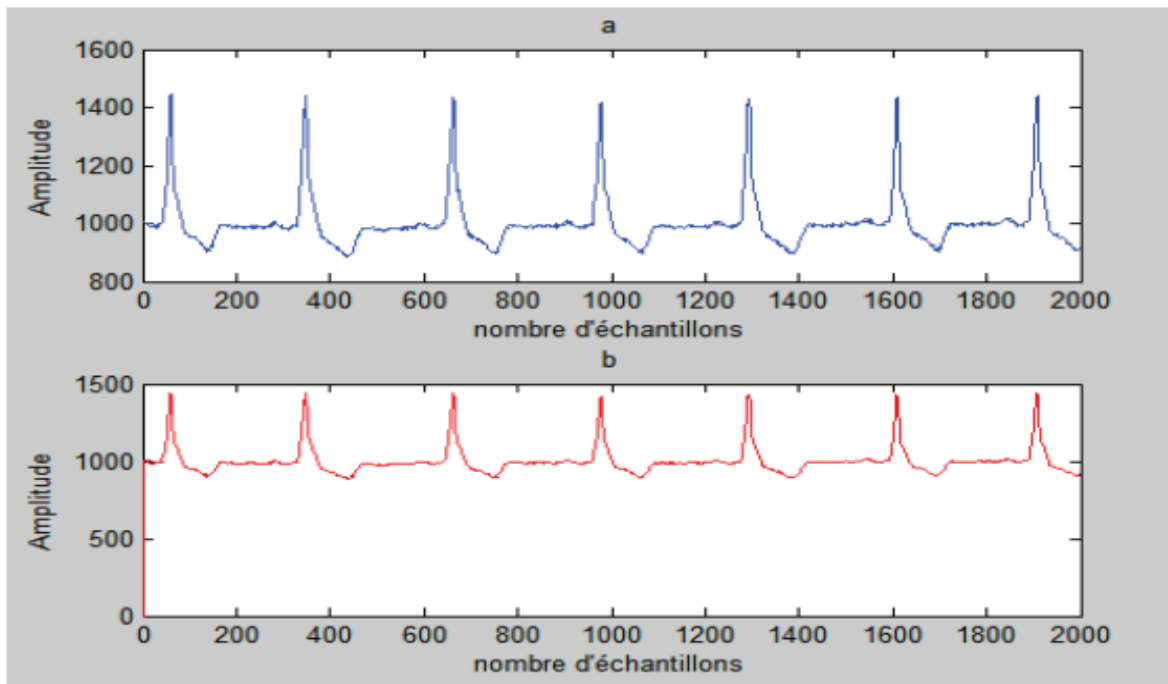


**Figure.III.7.** Résultats de filtrage adaptatif RLS ; a) signal ECG original (fichier 107.mat de la base de donnée MIT-BIH arythmie) , b) signal filtré



**Figure.III.8.** Résultats de filtrage adaptatif RLS ; a) signal ECG original (fichier 207.mat de la base de donnée MIT-BIH arythmie) , b) signal filtré





**Figure.III.9.** Résultats 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**.

		LMS		RLS	
Les performances		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

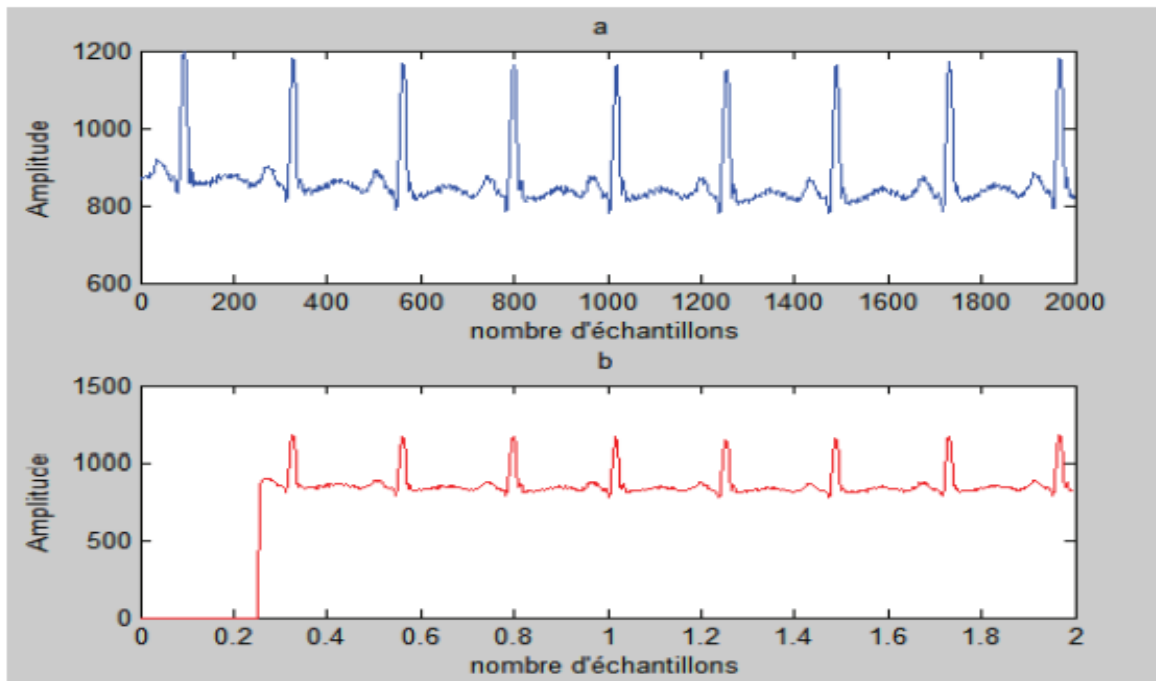
**Tableau III.1 :** Les performances (RSB et MSE) entre les méthodes proposées (RLS et LMS pour le signal **ECG** l'enregistrement 122.mat, 107.mat, 207.mat, 214.mat)

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.

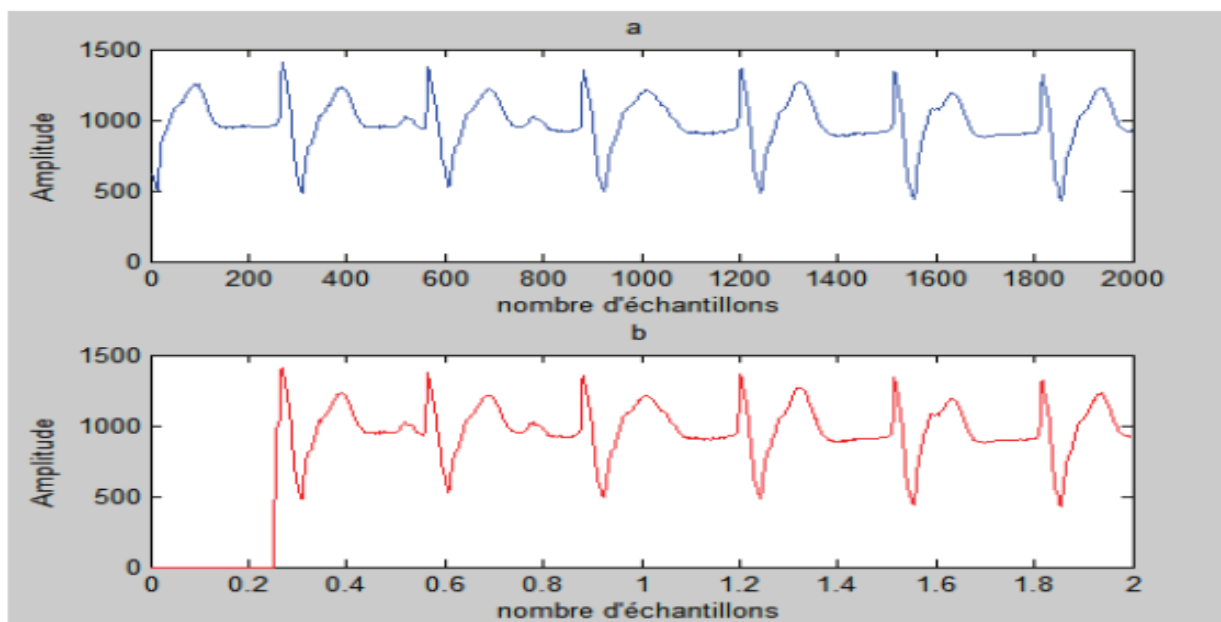
L'algorithme LMS est évalué en exploitant différents niveaux de bruits blanc gaussien et comparé avec un autre algorithme adaptatif de type RLS.

Et après cette étude on a ajouté un bruit blanc à ces signaux du patient

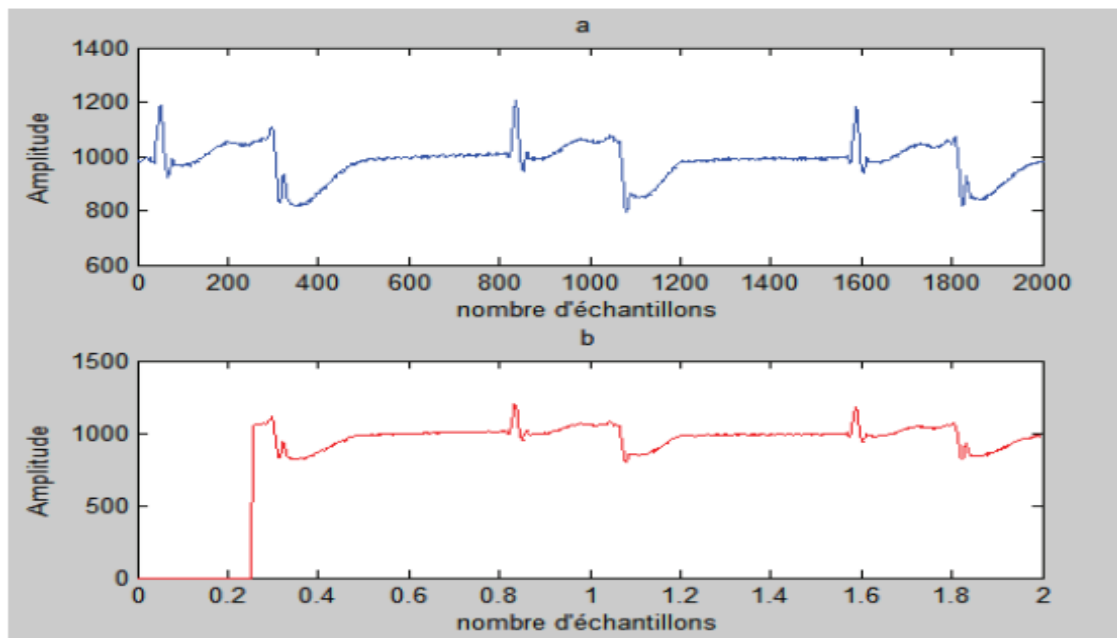
(**122, 107, 207,214**), et nous avons appliqué les mêmes algorithmes pour comparer les résultats de filtrage précédent des signaux originaux avec ces signaux bruité.



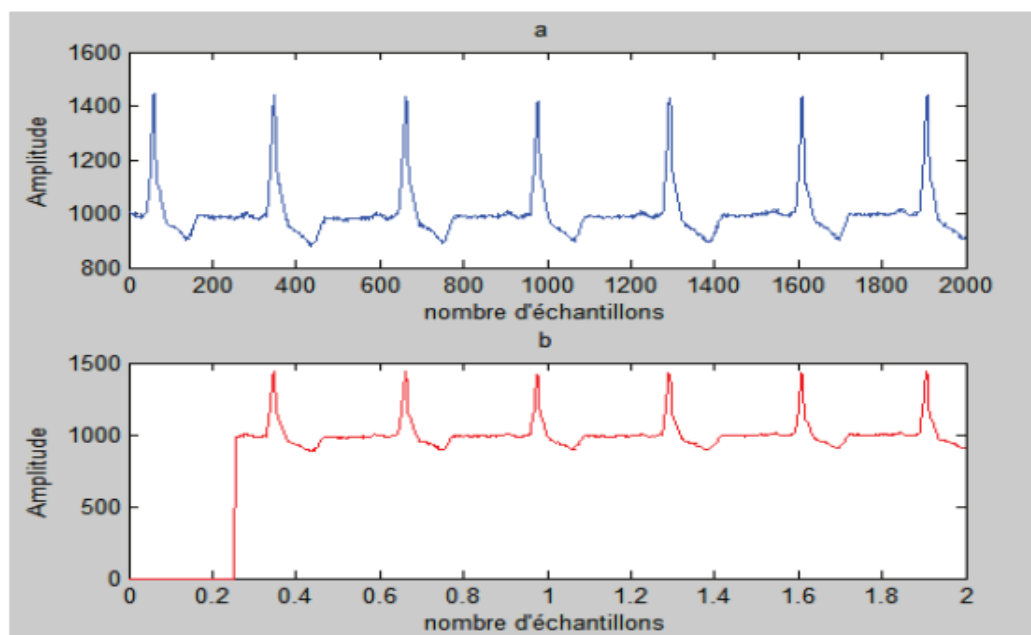
**Figure.III.10:** résultats de filtrage LMS ; a) signal ECG bruité avec niveau de bruit de 1db l'enregistrement 122.mat, b) signal filtré



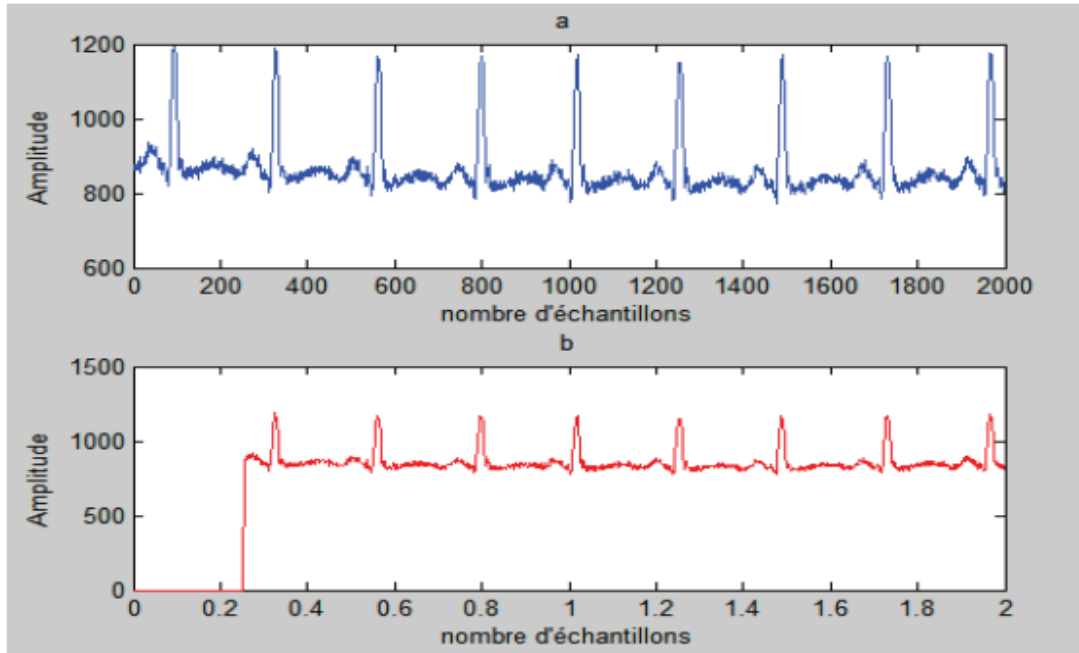
**Figure.III.11:** résultats de filtrage LMS ; a) signal ECG bruité avec niveau de bruit de 1db l'enregistrement 107.mat, b) signal filtré



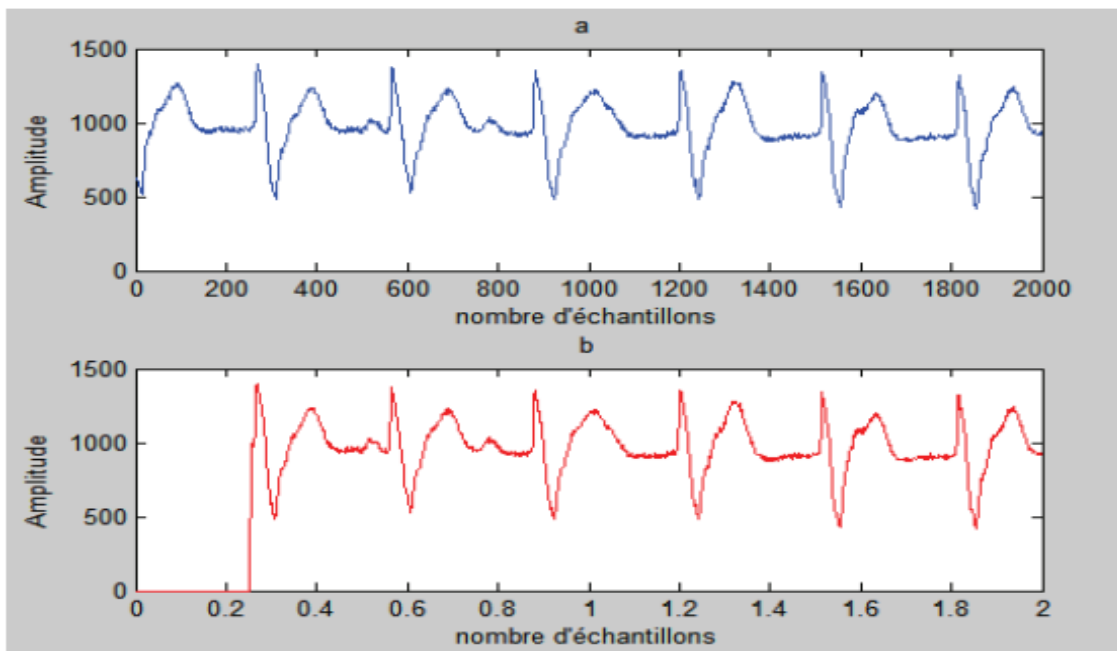
**Figure.III.12:** résultats de filtrage LMS ; a) signal ECG bruité avec niveau de bruit de 1db  
l'enregistrement 207.mat, b) signal filtré



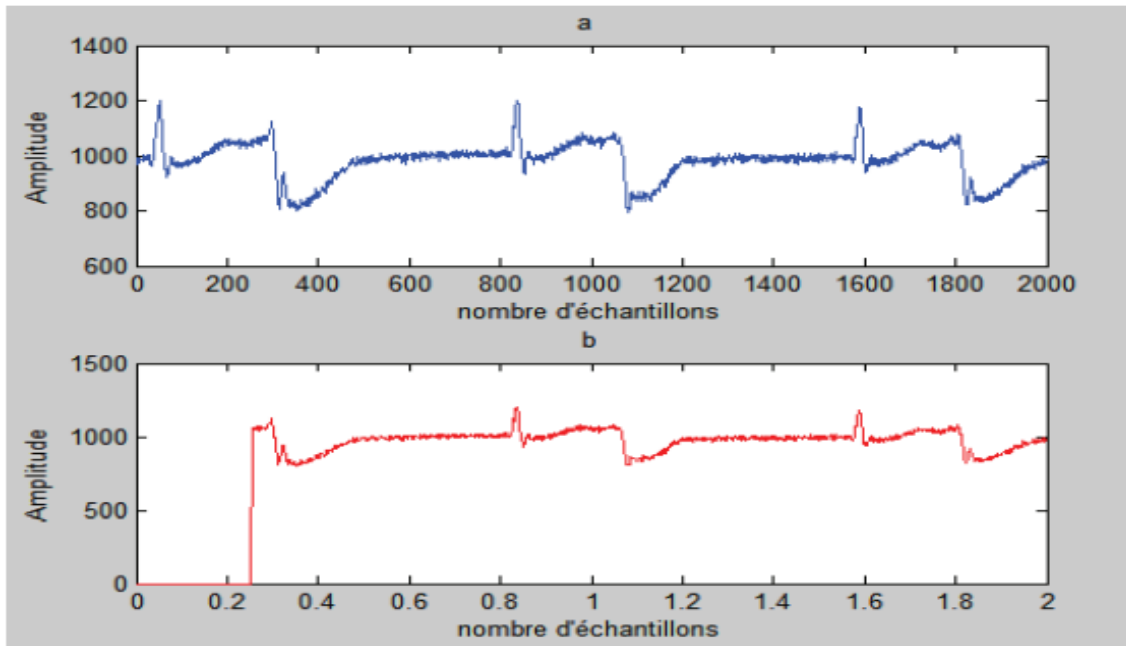
**Figure.III.13:** résultats de filtrage LMS ; a) signal ECG bruité avec niveau de bruit de 1db  
l'enregistrement 214.mat, b) signal filtré



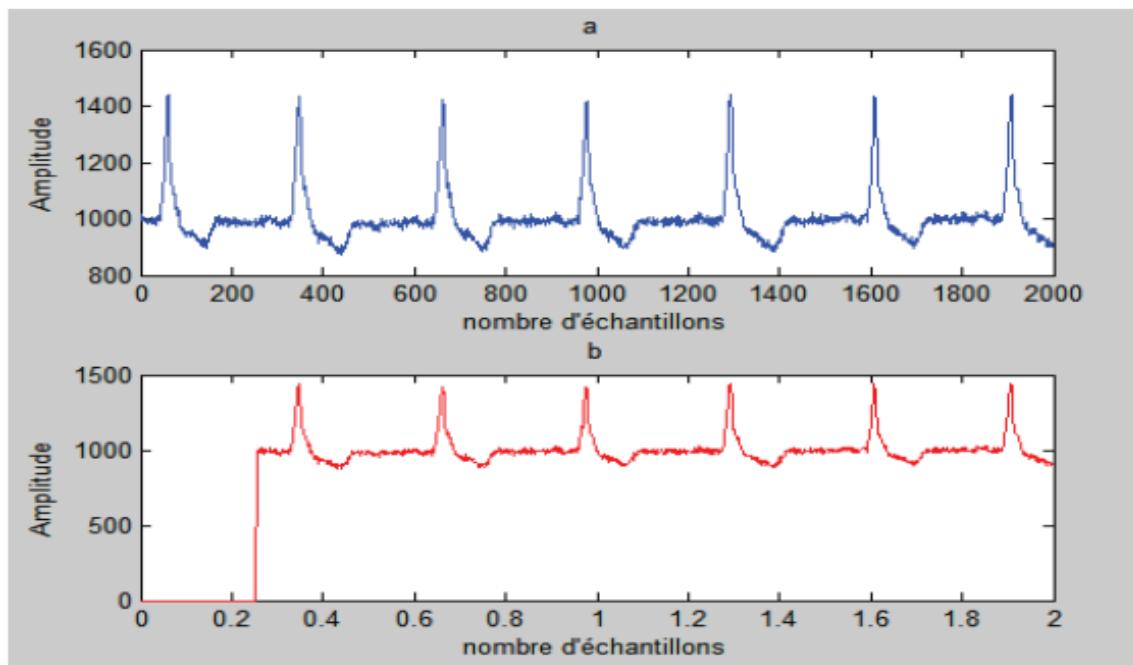
**Figure.III.14:** résultats de filtrage LMS ; a) signal ECG bruité avec niveau de bruit de 8db l'enregistrement 122.mat, b) signal filtre



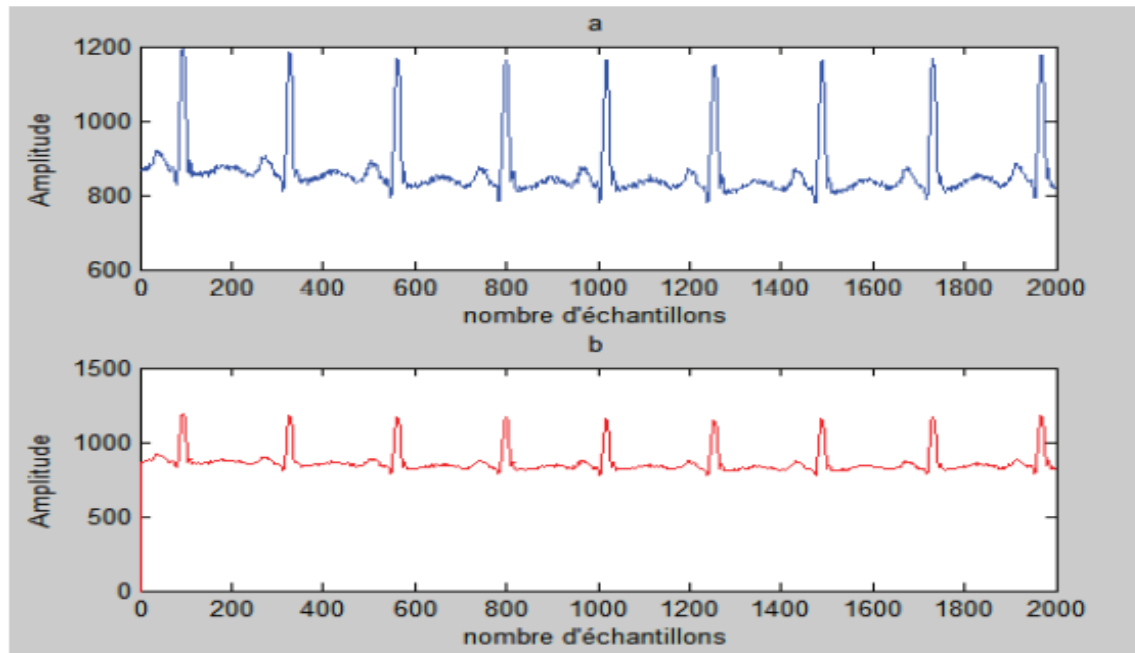
**Figure.III.15:** résultats de filtrage LMS ; a) signal ECG bruité avec niveau de bruit de 8db l'enregistrement 107.mat, b) signal filtré



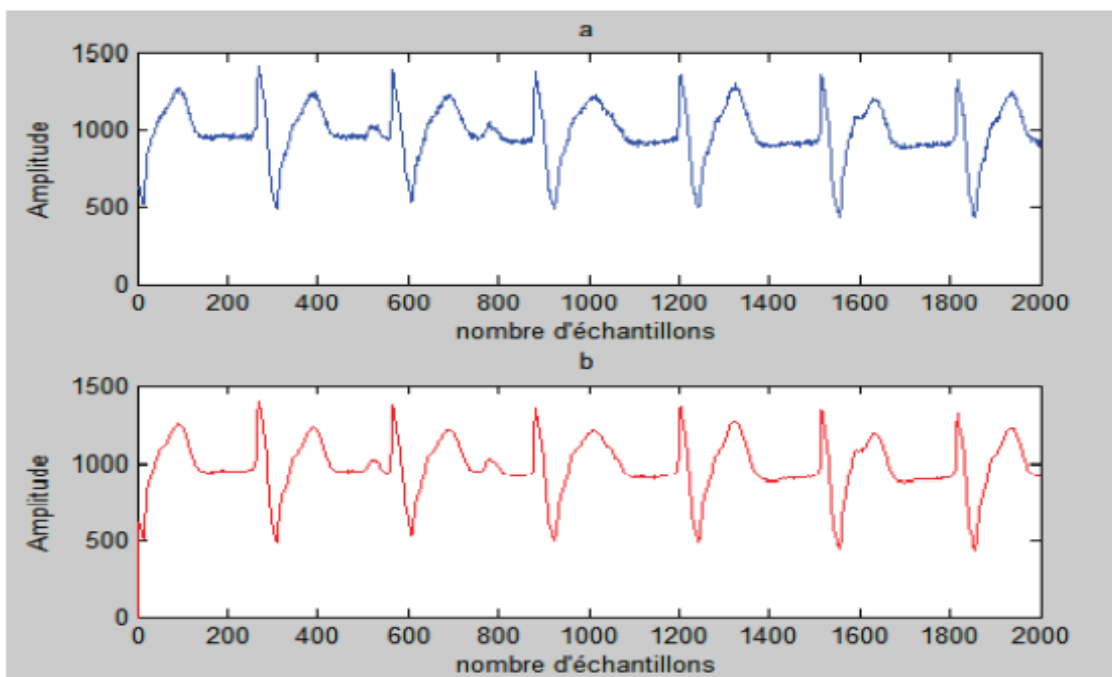
**Figure.III.16:** résultats de filtrage LMS ; a) signal ECG bruité avec niveau de bruit de 8db  
l'enregistrement 207.mat, b) signal filtré



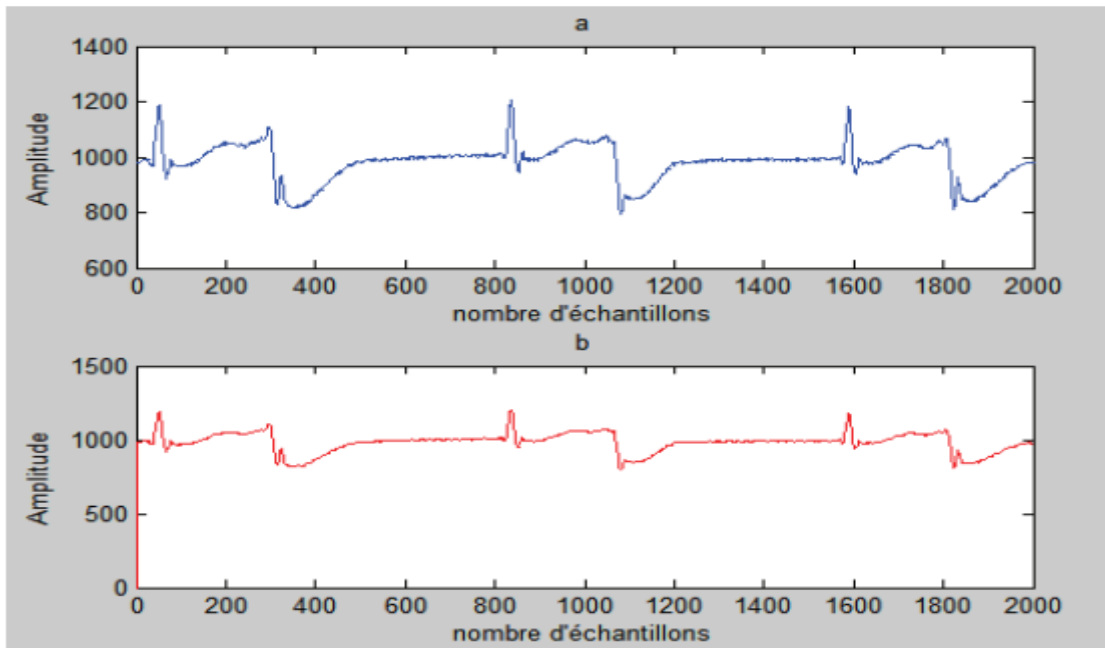
**Figure.III.17:** résultats de filtrage LMS ; a) signal ECG bruité avec niveau de bruit de 8db  
(l'enregistrement 214.mat, b) signal filtré



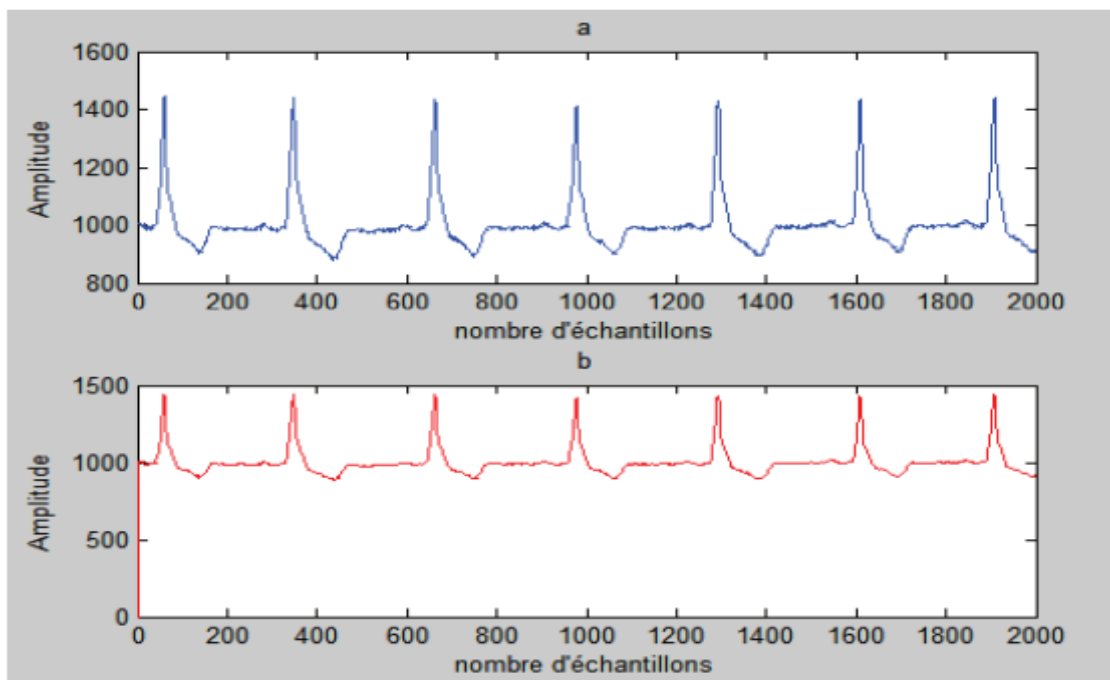
**Figure.III.18:** résultats de filtrage RLS ; a) signal ECG bruité avec niveau de bruit de 1db l'enregistrement 122.mat, b) signal filtré



**Figure.III.19:** résultats de filtrage RLS ; a) signal ECG bruité avec niveau de bruit de 1db l'enregistrement 107.mat, b) signal filtré

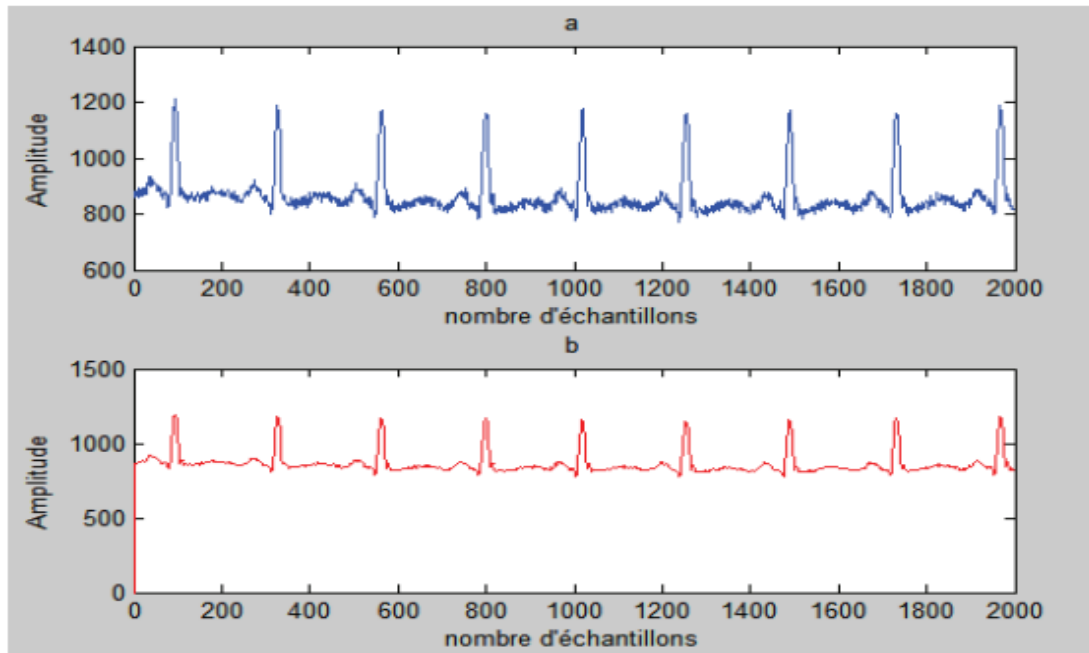


**Figure.III.20:** résultats de filtrage RLS ; a) signal ECG bruité avec niveau de bruit de 1db  
l'enregistrement 207.mat, b) signal filtré

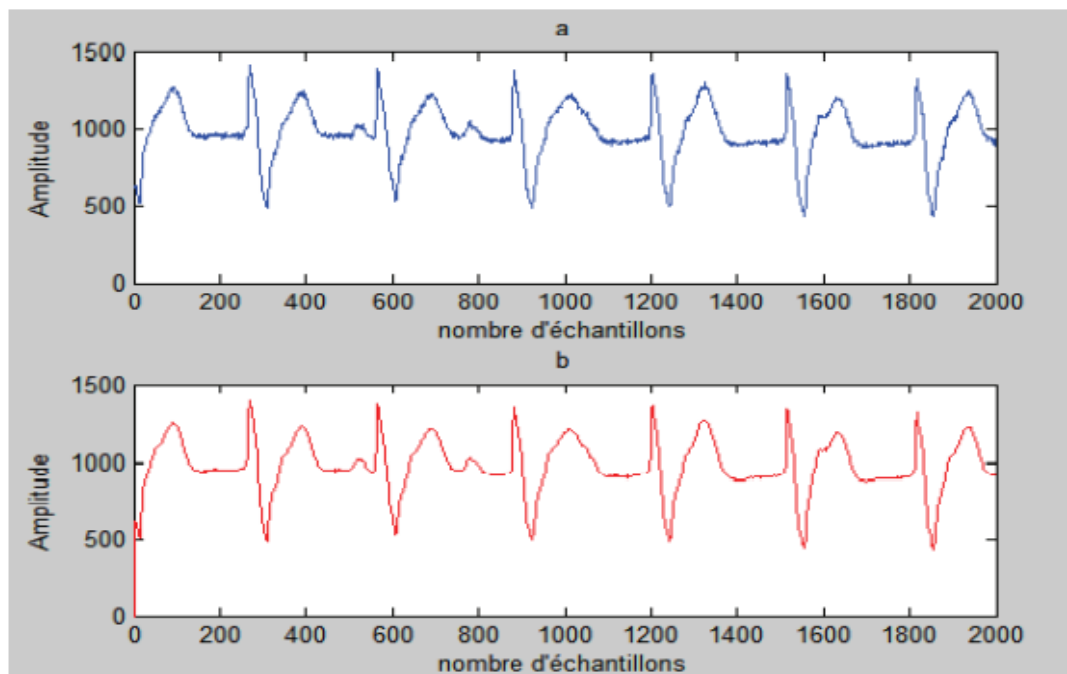


**Figure.III.21:** résultats de filtrage RLS ; a) signal ECG bruité avec niveau de bruit de 1db  
l'enregistrement 214.mat, b) signal filtré

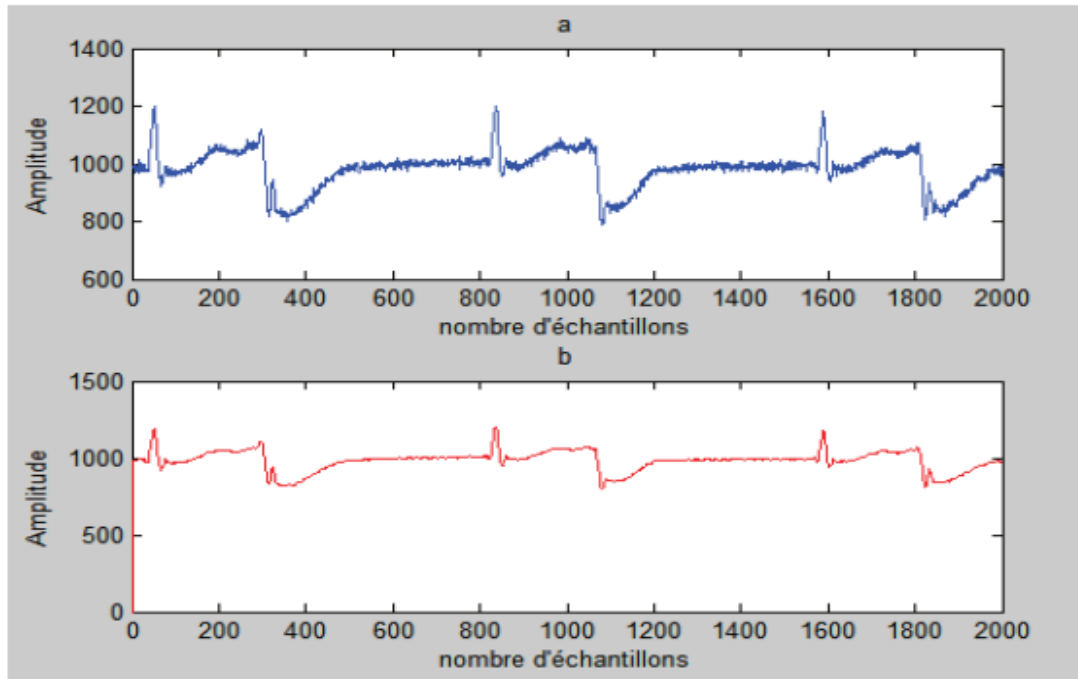




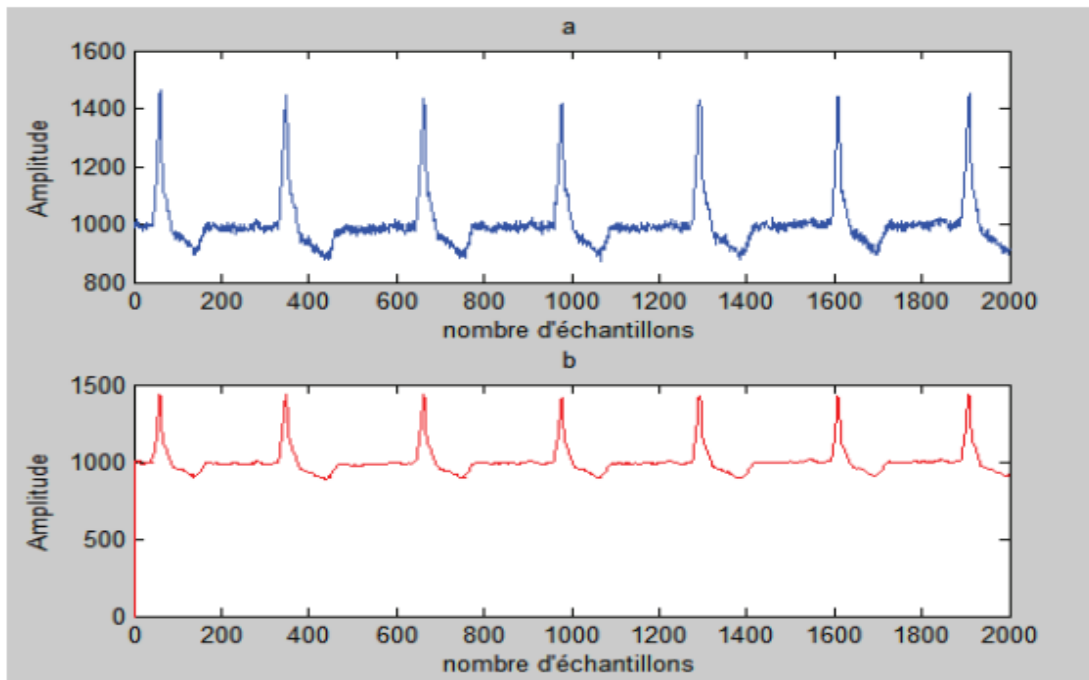
**Figure.III.22:** résultats de filtrage RLS ; a) signal ECG bruité avec niveau de bruit de 8db  
l'enregistrement 122.mat, b) signal filtré



**Figure.III.23:** résultats de filtrage RLS ; a) signal ECG bruité avec niveau de bruit de 8db  
l'enregistrement 107.mat, b) signal filtré



**Figure.III.24:** résultats de filtrage RLS ; a) signal ECG bruité avec niveau de bruit de 8db  
l'enregistrement 207.mat, b) signal filtré



**Figure.III.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.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

**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*

### *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] **M. BELLANGER**, ‘Traitement numérique du signal Théorie et pratique’, Science sup, 8 ème édition, Dunop, 2006
- [2] **F.Michaut, M.Bellanger**, ‘Filtrage adaptatif’, Théorie et algorithmes, Paris : Lavoisier, 2005
- [3] **Mathieu Pouliquen**, « Introduction au filtrage adaptative et à l’égalisation », Cours de traitement numérique de signal.
- [4] **S.Haykin – Adaptive Filtertheory**. 4 th ed. , Prentice Hall.
- [5] L. Sörnmo, P. Laguna, “Electrocardiogram ECG signal processing”, WileyEncyclopedia of Biomedical Engineering, 2006.
- [6] **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.
- [7] **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.

## الملخص

في العالم الغربي ، يأتي السبب الرئيسي للوفاة من أمراض القلب والأوعية الدموية. على الرغم من أن المعرفة المكتسبة في أمراض القلب كبيرة ، إلا أن القلب لم يكشف عن كل أسرارها. ومع ذلك ، فإن الأطباء لديهم العديد من الوسائل لدراستها والتحقق من أنها تعمل بشكل صحيح.

مخطط كهربية القلب أو "L'électrocardiogramme" عبارة عن مجموعة من ثلاث موجات مهمة تسمى الموجة P ومركب QRS وموجة T ، والتي تعكس نشاط الأذين والنشاط البطيني للقلب واستقطاب البطين القلبي على التوالي.

شروط تسجيل مخطط كهربية القلب تحرص على أن لا تكون الإشارة مشوشة من طرف عمليات أخرى غير القلب. يمكن أن يكون هذا التشويش من أصل فسيولوجي (الجلد ، العضلات ، التنفس ، إلخ) أو بيئية (التيار الكهربائي ، الاضطرابات الكهرومغناطيسية ، وضع الأقطاب الكهربائية ، إلخ). قد يضطرب الجهاز الذي يحلل مخطط كهربية القلب بعد ذلك من وجود تشويش.

تعد الطبيعة غير الخطية وغير الثابتة لهذه الإشارة و التشويش التي تؤثر عليها من العوائق. و الحاجة إلى التغلب على هذه العقبات هي السبب في استخدام مجموعة متنوعة من الأساليب والتقنيات لمعالجتها ، وأحد الأساليب المستخدمة لمعالجة إشارة مخطط كهربية القلب هو الترشيح التكيفي "filtrage adaptatif".

تكون خطة عملنا من ثلاثة فصول. الأول مخصص للتصفية التكيفية "filtrage adaptatif" على مناهجها وفئاتها العامة ومختلفها.

الفصل الثاني ، سيتم تخصيص دراسة أكثر تعمقاً لخصائصها وخوارزمياتها LMS و RLS.

سيقدم الفصل الأخير تطبيق الخوارزميتين LMS و RLS ونتائج التصفية التي تم إجراؤها على إشارات مخطط كهربية القلب "ECG" من قاعدة بيانات MIT-BIH.

تم الانتهاء من المخطوطة بخاتمة عامة ووجهات نظر.

كلمات مفتاحية

**filtrage adaptatif ;algorithme RSL;algorithme LMS;signal electrocardiogramme (ECG);parametres MSE et RSB.**



## **Résumé :**

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'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'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. La première est consacrée au filtrage adaptatif on général et ses différentes approches et catégories.

Le deuxième chapitre une étude plus approfondie sera réservée aux ses caractéristiques et 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.

### **les mots clé:**

**filtrage adaptatif ;algorithme RSL;algorithme LMS;signal electrocardiogramme (ECG);parametres MSE et RSB**

## **Abstract:**

In the Western world, the leading cause of death comes from cardiovascular disease. Even though the knowledge acquired in cardiology is great, the heart has not revealed all of its secrets. However, doctors have many means to study it and check that it is working properly.

The ECG is a collection of three important waves called the P wave, QRS complex, and T wave, which reflect atrial activity, ventricular activity, and ventricular repolarization, respectively.

The conditions for recording the ECG mean that the signal is necessarily noisy by processes other than cardiac. These disturbances can be of physiological origin (skin, muscle, respiration, etc.) or environmental (mains current, electromagnetic disturbances, placement of the electrodes, etc.). The practitioner who analyzes the ECG may then be bothered by the presence of noise.

The non-linear and non-stationary nature of this signal and the noise that affects it is an obstacle. The need to overcome these obstacles is the reason for using a variety of approaches and techniques for its processing, one of the approaches used for processing the ECG signal is adaptive filtering.

Our work plan has three chapters. The first is devoted to adaptive filtering on general and its different approaches and categories.

The second chapter, a more in-depth study will be reserved for its characteristics and algorithms LMS and RLS.

The last chapter will present the application of the two algorithms LMS and RLS and the filtering results performed on the ECG signals from the MIT-BIH database.

The manuscript is finalized with a general conclusion and perspective

### **key words :**

**filtrage adaptatif ;algorithme RSL;algorithme LMS;signal electrocardiogramme (ECG);parametres MSE et RSB**