

THESE

Présentée à

L'UNIVERSITE DE BATNA

Pour obtenir le titre de

DOCTEUR ES SCIENCE

Spécialité :

ELECTRONIQUE

Par

MOUNA GHANAI

(Ingénieur (1999, Univ. Batna), Magister (2006, Univ. Setif) en électronique)

Sujet de la thèse :

**Développement d'outils de modélisation
et de filtrage pour les signaux biomédicaux**

Thèse soutenue le : 24/10/2013

Devant le jury composé de

Moussa Benyoucef	Professeur	Univ. Batna	Président
Kheireddine Chafaa	Maître de Conf.	Univ. Batna	Rapporteur
Tarek Fortaki	Professeur	Univ. Batna	Co-Rapporteur
Farid Bouttoute	Professeur	Univ. B. B. A	Examineur
Djamel Saigae	Professeur	Univ. M'sila	Examineur
Amar Mezache	Maître de Conf.	Univ. M'sila	Examineur

Je voudrais remercier

Dr. Kheireddine Chafaa, Maître de conférences à l'université de Batna, pour m'avoir initié à la recherche, et pour les encouragements qu'il a su me prodiguer dès le début de mes travaux.

Le Co-rapporteur Prof. Tarek Fortaki, le président Prof. M. Benyoucef et les membres du jury Prof. F. Bouttoute, Prof. D. Saigae et Dr. A. Mezache pour avoir consacré leurs temps précieux à lire et à évaluer ce travail.

A la mémoire de mon père

Ma mère, que dieu me la garde.

Les parents de mon époux.

Mes enfants Anfal, Moncef, Fadi et Israa.

Mes sœurs et leurs époux

Enfin, je ne saurais terminer ce remerciement sans remercier toute ma famille sans exception, et à tous mes amis.

Résumé

Les travaux de recherches présentés dans cette thèse touchent essentiellement le débruitage des signaux physiologiques et spécialement les signaux électrocardiogrammes ECGs. L'ensemble des travaux peut être divisé en deux parties principales : - Modélisation intelligente du signal ECG, où la logique floue a été utilisée dans le but d'obtenir des modèles efficaces pour de tels signaux – Débruitage des signaux ECGs où deux types de bruits ont été considérés, les bruits de hautes fréquences et les bruits de basses fréquences. Le filtre de Kalman a été optimisé par la méthode des PSO puis utilisé pour l'élimination des bruits de hautes fréquences (lissage). La méthode des ondelettes a été utilisée pour l'élimination de la déformation de la ligne de base considérée ici comme un bruit de basse fréquence.

Mots Clés

Signaux ECG, Débruitage des signaux ECGs, Modélisation des signaux ECGs, Filtre de Kalman étendu, Particle swarm optimization (PSO), Ondelettes.

Table des matières

Table des matières

Introduction générale	1
------------------------------------	---

Chapitre I **L'anatomie du cœur et l'électrocardiographie**

I.1. Introduction.....	6
I.2. Anatomie du cœur.....	6
I.2.1. Généralité.....	6
I.2.2. Le myocarde.....	8
I.2.2.1. Cellules musculaires myocardiques.....	8
I.2.2.2. Cellules nodales.....	8
I.2.3. Battement cardiaque.....	9
I.2.4. Activité électrique cardiaque.....	10
I.2.5. Le potentiel d'action des cellules cardiaque.....	11
I.2.6. Propagation de l'influx électrique.....	12
I.3. L'électrocardiographie.....	14
I.3.1. Définition.....	14
I.3.2. Principe d'enregistrement (Electrocardiogramme à douze dérivations)	15
I.3.2.1. Dérivations bipolaires des membres.....	15
I.3.2.2. Dérivations unipolaires des membres.....	16
I.3.2.3. Dérivations unipolaires précordiales.....	17
I.3.3 Analyse de l'ECG.....	18
I.4. Conclusion.....	19

Chapitre II

Modélisation dynamique du signal ECG

II.1 Introduction.....	21
II.2 Définition d'un processus et d'un modèle.....	21
II.2.1 Processus.....	21
II.2.2 Modèles.....	21
Buts d'une modélisation.....	22
Classification des modèles.....	22
Classification selon le mode de conception.....	22
Classification selon l'utilisation.....	23
II.3 Choix du modèle d'un processus.....	24
II.3.1 Modèle à temps continu.....	24
II.3.2 Modèles à temps discontinu ou discret.....	25
II.3.3 Modèle linéaire.....	25
II.3.4 Modèle non linéaire.....	26
II.4 Cycles limites.....	27
Centre.....	27
Cycles limites.....	28
II.5 Modélisation dynamique du signal électrocardiogramme.....	30
II.6 Discrétisation du modèle dynamique non linéaire de l'ECG.....	38
II.7 Conclusion.....	41

Chapitre III

Identification floue pour systèmes et signaux

III.1. Introduction.....	43
III.2. Modèles flous.....	43
III.3. Méthode d'identification Proposée.....	44
III.3.1. Etape 1.....	44
III.3.2. Etape 2.....	46
III.3.3. Etape 3.....	47
III.4. Résultats de simulation.....	48
III.4.1. Identification des systèmes.....	48
III.4.2. Identification des signaux.....	50
III.5. Conclusion.....	52

Chapitre IV
Débruitage du signal électrocardiogramme ECG
par le filtre de Kalman étendu

IV.1. Introduction.....	54
IV.2. Filtre de Kalman étendu.....	54
IV.3. Linéarisation et matrices Jacobéennes.....	57
VI.4. Optimisation par la méthode des essaims de particules.....	58
VI.5. Ondelettes	59
VI.5.1. Transformée en ondelette discrète DWT "Décomposition"	60
VI.5.1. Transformée en ondelette discrète inverse "Reconstruction".....	62
VI.6. Expérimentation.....	62
VI.6.1. Evaluation de performances.....	62
VI.6.2. Débruitage du signal ECG synthétique.....	64
VI.6.2.1. Suppression de la déformation (déviation) de la ligne de base.....	64
VI.6.2.2. Débruitage et optimisation des paramètres du FKE.....	67
VI.6.3. Débruitage du signal ECG réel.....	72
VI.6.3.1. Suppression de la déformation (déviation) de la ligne de base.....	72
VI.6.3.2. Débruitage et optimisation des paramètres du FKE.....	74
VI.7. Etude comparative.....	79
VI.7.1. Filtre moyenneur	79
VI.7.2. Filtre médian	79
VI.7.3. Filtre à ondelettes.....	79
VI.8. Conclusion.....	82
Conclusion générale.....	83
Références	85

Introduction Générale

Introduction Générale

Durant Les vingt dernières années, les signaux bioélectriques ont été enregistrés et très bien analysés, mais ils continuent jusqu'à présent d'exciter les chercheurs travaillant sur ce domaine. En effet, à nos jours il est très difficile d'imaginer une situation où les maladies du cœur, l cerveau ou les muscles sont traités sans avoir recours à certaines informations sur les signaux bioélectriques (Electrocardiogramme, Electroencéphalogramme ou Electromyogramme). De telles informations sont nécessaires au diagnostic cardiaque, neurologique et neuromusculaire, et peuvent améliorer la qualité de vie de plusieurs patients.

Le fonctionnement du corps humain est fréquemment associé aux signaux électriques. De tels signaux portent des informations cachées qu'on ne peut pas percevoir immédiatement, mais qui ont besoin d'être décodés ou extraites, ce qui nous permet alors de déduire les bonnes interprétations. Dans ce contexte, le traitement des signaux biomédicaux est devenu un outil très indispensable pour l'extraction des informations cliniques cachées dans ces signaux.

Dans cette thèse, seulement les signaux électrocardiographiques (ECGs) vont être considérés. Ce type de signaux représente l'activité électrique du cœur enregistré par des électrodes placées sur la surface du corps. Le premier ECG humain a été enregistré par Augustus Waller en 1880, puis a été amélioré par Willem Eithoven qui a eu un prix Nobel en médecine en 1924.

Les travaux de recherches qui seront présentés dans cette thèse portent essentiellement sur deux axes :

- I. Modélisation et identification des signaux ECG
- II. Débruitage des signaux ECG

Modélisation et identification

Dans la littérature de l'identification, deux grands types de modèles peuvent être rencontrés : des modèles mathématiques et des modèles intelligents. Comme son nom l'indique, un modèle mathématique est constitué d'un ensemble d'équations algébriques ou différentielles, tandis qu'un modèle intelligent est basé sur une structure autre que mathématique comme par exemple modèle à réseaux de neurones ou à logique floue. Ces deux types de modèles ont été touchés par les travaux de cette thèse.

Concernant la modélisation mathématique, un modèle dynamique du signal ECG a été étudié et réalisé dans un espace appelé espace d'état [28-31]. Ce modèle est basé sur la théorie des équations différentielles et plus précisément la théorie des équations différentielles chaotiques [19-22].

Pour la modélisation intelligente, la théorie de la logique floue a été utilisée pour le développement d'un modèle flou pour les signaux ECGs. La théorie de la logique floue a été établie par L. Zadeh en 1965. Cette logique permet la représentation et le traitement de connaissances imprécises ou approximatives. Le nombre d'applications basées sur la théorie de la logique floue a augmenté considérablement ces dernières années [38-43]. Ceci est dû au fait que la logique floue est exprimée usuellement par des règles linguistiques de la forme *IF – THEN* ; elle est utilisée pour résoudre les problèmes de décision en contrôle ou bien pour décrire le comportement dynamique d'un système inconnu ou mal défini. Dans ce contexte des modèles flou pour le signal ECG ont été proposés [43-44].

Débruitage

L'électrocardiogramme ECG est fortement utilisé pour le diagnostic des maladies cardiaques. Il est aussi un outil essentiel qui permet le monitoring des patients à domicile [37]. La transmission du signal ECG de l'Ambulance ou du domicile du patient vers l'hôpital s'avère quelquefois inévitable. Cette transmission introduit du bruit sur le signal original à cause des mauvaises conditions des canaux de transmission. Il existe aussi d'autres facteurs au niveau de l'acquisition de données qui contribuent à la présence du bruit dans l'ECG, comme par exemple les erreurs de conversion et les bruits de fond des composants.

En plus, il existe un autre type de bruit inhérent dans les données qu'on appelle artéfacts et il est causé par :

- Déviation de la ligne de base (baseline wandering)[86-90], causée par la respiration du patient ou le mouvement des câbles.
- Bruits hautes fréquences [37] tels que l'électromyogramme causé par les activités musculaires.

L'opération qui nous permet d'améliorer le signal ECG s'appelle Débruitage, elle concerne à séparer l'ECG propre des artéfacts indésirables dans le but d'obtenir une très bonne visualisation de l'ECG et ainsi un diagnostic pertinent.

Plusieurs travaux ont été réalisés dans ce contexte [97-102]. Dans cette thèse, nous proposons une approche basée sur le filtre de Kalman étendu [31][38][44][69][70] et sur un modèle dynamique de l'ECG [28-31] pour l'élimination des bruits hautes fréquences, et pour la déviation de la ligne de base, nous avons utilisé ce qu'on appelle la transformée en ondelette discrète [48][50-51][72-75]. Et à la fin de cette partie, une étude comparative avec d'autres techniques a été faite, montrant ainsi l'efficacité de la méthode proposée.

L'ensemble des travaux est regroupé en quatre chapitres :

Dans le **premier chapitre**, nous présentons une étude détaillée sur l'anatomie du cœur et sur le signal électrocardiogramme.

Dans le **deuxième chapitre**, nous présentons le fondement théorique pour l'aboutissement à un modèle dynamique du signal électrocardiogramme. Parmi les points qui seront traités dans ce chapitre nous trouvons les modèles des processus, systèmes chaotiques et cycles limites, modélisation dynamique continue du signal ECG et en fin, son discrétisation.

Dans le **troisième chapitre**, une méthode de modélisation et d'identification du signal électrocardiogramme sera présentée, où l'algorithme proposé sera bien détaillé.

Dans le **quatrième chapitre**, nous donnons principalement une méthode permettant de débruiter les signaux électrocardiogrammes en utilisant le filtre de Kalman étendu (FKE) et l'optimisation par essaim de particules (PSO). Ce chapitre contient: une étude sur le filtre de Kalman étendu, la méthode d'optimisation par essaims de particules (PSO), la théorie des ondelettes, et deux types de débruitage (élimination de la déformation de la ligne de base et élimination des bruits hautes fréquences).

Chapitre I

L'anatomie du cœur et l'électrocardiographie

Chapitre I

L'anatomie du cœur et l'électrocardiographie

I.1 Introduction

Le cœur et le système vasculaire (sang, vaisseaux sanguins) constituent le système cardiovasculaire. Sa fonction principale est d'assurer la circulation du sang dans l'organisme afin de satisfaire aux besoins énergétiques et au renouvellement cellulaire. Dans ce premier chapitre deux parties essentielles seront exposées:

- ✓ Anatomie du cœur ainsi que les potentiels d'activation électrique.
- ✓ Genèse des signaux électrocardiogrammes

I.2 Anatomie du cœur

I.2.1. Généralité

Le cœur est un organe creux et musculaire qui joue le rôle d'une pompe assurant ainsi 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 l'élément central du système cardiovasculaire. Il est connecté au reste de l'organisme par le biais de vaisseaux associés : les deux veines caves (inférieure et supérieure), les artères pulmonaires, et l'artère aorte, comme l'illustre la figure 1.1 [1].

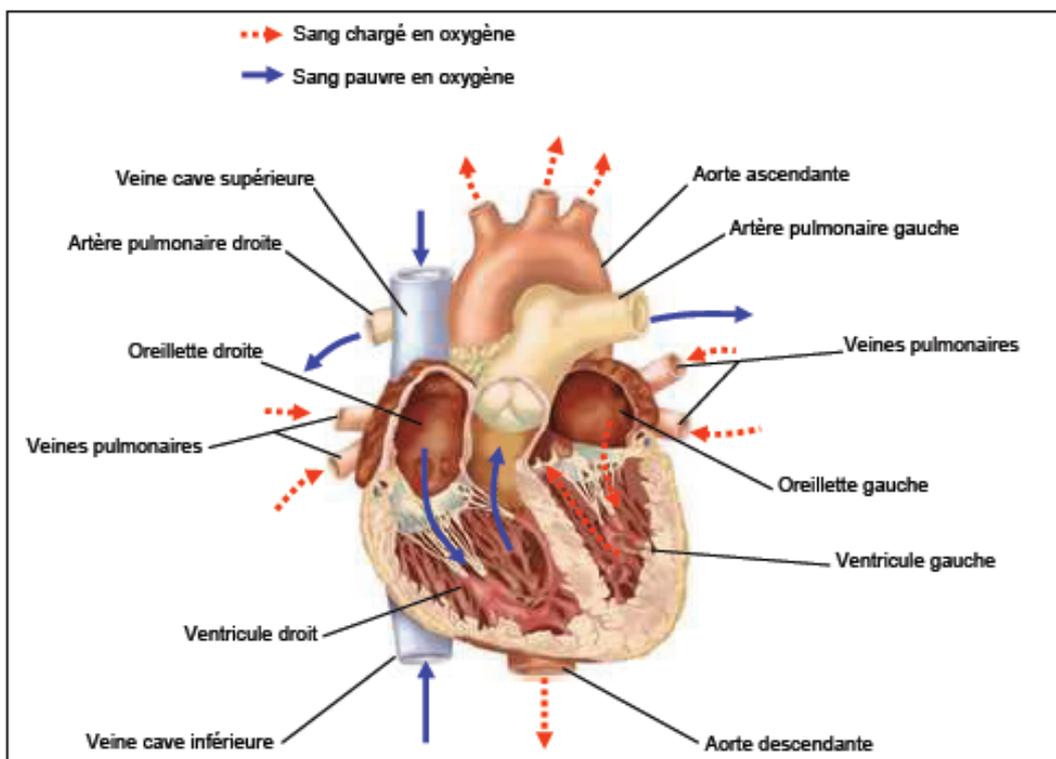


Figure.I.1 La structure interne du cœur

Le cœur est divisé en deux parties séparées par une épaisse cloison. Chaque côté (le cœur gauche et le cœur droit) est composé de deux cavités : une oreillette et un ventricule reliés entre eux par une valve à sens unique. L'oreillette droite récupère le sang pauvre en oxygène (Figure.I.1, flèches bleues continues) de la veine cave supérieure et inférieure, et le propulse par contraction de son tissu dans le ventricule droit. A son tour il se contracte et envoie le sang dans les poumons où il est chargé en oxygène. Le sang revient au cœur dans l'oreillette gauche, puis passe dans le ventricule gauche et est envoyé vers les organes dans le réseau artériel (Figure I.1, flèches rouges pointillées).

Les parois du cœur sont constituées par un tissu musculaire, appelé le myocarde, qui est composé de cellules musculaires cardiaques spécialisées. Ces cellules sont excitables, automatiques et indépendantes, conductrices et contractiles.

Les ventricules ont pour fonction de pomper le sang vers le corps ou vers les poumons. Leurs parois sont alors plus épaisses que celles des oreillettes, et la contraction des ventricules est plus importante pour la distribution du sang. Le ventricule gauche est bien plus massif que le droit parce qu'il doit exercer une force considérable pour forcer le sang à traverser tout le corps gagnant ainsi la pression corporelle, tandis que le ventricule droit ne pompe le sang que vers les poumons (voir figure I.2).

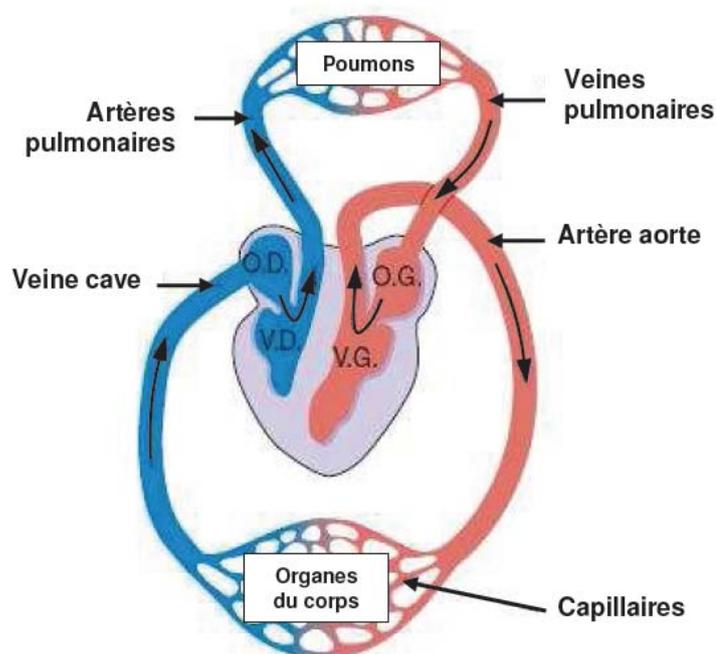


Figure.I.2 schéma du circuit sanguin.

Le cœur est un organe musculaire, composé structurellement de 3 épaisseurs :

- ✓ L'endocarde, où passent nerfs et vaisseaux sanguins.
- ✓ L'épicarde, membrane séreuse formant la paroi interne du péricarde.
- ✓ Le myocarde, partie véritablement active du cœur.

I.2.2. Le myocarde

Le myocarde est constitué principalement de deux tissus qui jouent un rôle complémentaire dans le cycle cardiaque :

I.2.2.1. Cellules musculaires myocardiques

Sont des fibres contractiles, soudées les unes aux autres, grâce, à des disques intercalaires. Elles se distinguent des fibres musculaires striées, non seulement par leurs caractéristiques histologiques mais aussi par leur fonctionnement. Elles conduisent l'influx électrique.

I.2.2.2. Cellules nodales

Elles constituent un groupe de cellules cardiaques réunies par certaines propriétés, peu contractiles, génératrices, conductrices et régulatrices du potentiel d'action (potentiel de repos instable). On distingue essentiellement :

- ✓ **Le noeud sinusal**, c'est une structure de 15 mm sur 5 mm. Il génère des décharges spontanées à la fréquence de 60 à 100 battements par minute. Il constitue le centre d'automatismes primaire.
- ✓ **Le noeud atrio-ventriculaire**, c'est une structure de 6 mm sur 5 mm. Il ralentit l'influx dixième de seconde et protège ainsi les ventricules d'un rythme primaire trop rapide.
- ✓ **Le faisceau de His**, long de un à deux centimètres, c'est un centre d'automatisme secondaire, non seulement il propage l'influx de l'étage auriculaire à l'étage ventriculaire mais aussi, il est capable de décharger spontanément des impulsions de 40 à 60 battements par minute. Il se sépare en deux branches : la branche droite et la branche gauche.
- ✓ **Le réseau de Purkinje**, c'est la ramification terminale des deux branches droites et gauches du faisceau de His. Il propage l'influx électrique dans tout le muscle du

ventricule. Il est un centre d'automatisme tertiaire, capable de générer spontanément des impulsions de 20 à 40 battements par minute [2] [3] [4].

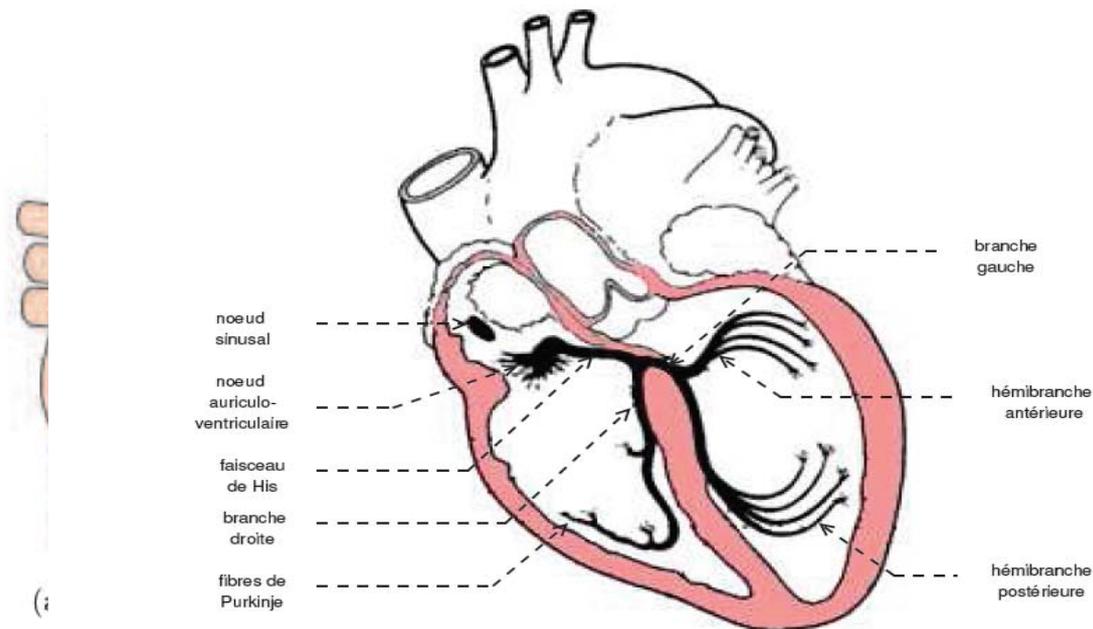


Figure.I.3 Principes des systoles auriculaire et ventriculaire.

I.2.3. Battement cardiaque

Chaque battement du cœur entraîne une séquence d'événements mécaniques et électriques collectivement appelés la révolution cardiaque. Celle-ci consiste en trois étapes majeures :

- ✓ systole auriculaire
- ✓ Systole ventriculaire
- ✓ Diastole.

Dans la systole auriculaire présentée par la figure.I.3.a, les oreillettes se contractent et projettent le sang vers les ventricules. Une fois le sang expulsé des oreillettes, les valvules auriculo-ventriculaires entre les oreillettes et les ventricules se ferment. Ceci évite un reflux du sang vers les oreillettes. La fermeture de ces valvules produit le son familier du battement du cœur.

La systole ventriculaire, illustrée par la figure.I.3.b, implique la contraction des ventricules expulsant le sang vers le système circulatoire. Une fois le sang expulsé, les deux valvules sigmoïdes (la valvule pulmonaire à droite et la valvule aortique à gauche) se ferment.

Enfin, la diastole est la relaxation de toutes les parties du cœur, permettant le remplissage passif des ventricules et l'arrivée de nouveau sang.

Les phases de contractions harmonieuses des oreillettes et des ventricules sont commandées par la propagation d'une impulsion électrique. Lorsque la fréquence cardiaque change,

la diastole est raccourcie ou rallongée tandis que la durée de la systole reste relativement stable [1].

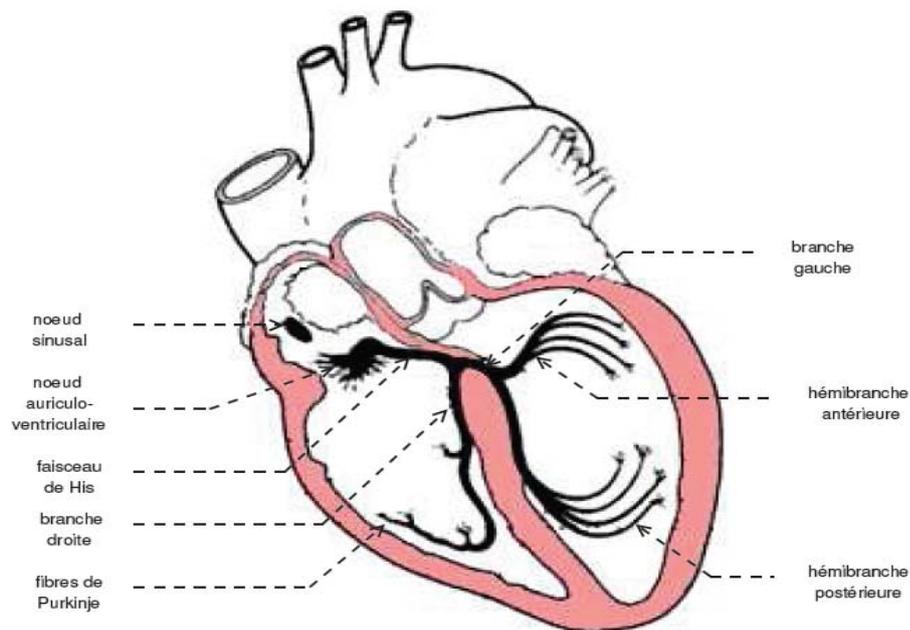


Figure.I.4 Schéma du cœur et de son réseau de conduction électrique.

I.2.4. Activité électrique cardiaque

Comme tous les muscles du corps, la contraction du myocarde est provoquée par la propagation d'une impulsion électrique le long des fibres musculaires cardiaques induite par la dépolarisation des cellules musculaires. En effet, le cœur comporte un réseau intrinsèque de cellules conductrices qui produisent et propagent des impulsions électriques, ainsi que des cellules qui répondent à ces impulsions par une contraction (voir figure.I.4). Lors d'une activité cardiaque normale, la stimulation électrique du myocarde naît du nœud sinusal (ou nœud de Keith & Flack), pacemaker naturel du cœur. Après avoir traversé l'oreillette, cette stimulation électrique transite par le nœud auriculo-ventriculaire (ou nœud d'Ascho-

Tawara) avant de rejoindre les ventricules via le réseau de distribution nodal c'est à dire, le faisceau de His, les branches de Tawara et le réseau terminal de Purkinje (voir figure.I.4).

Pendant la période d'activité (liée à la systole) et de repos (liée à la diastole), les cellules cardiaques sont le siège de phénomènes complexes électriques membranaires et intracellulaires, qui sont à l'origine de la contraction.

Chaque cellule cardiaque est le siège d'échanges membranaires dans lesquels sont impliqués différents ions : le sodium Na^+ , le potassium K^+ , le calcium Ca^{++} et le chlorure Cl^- . Les variations de potentiels observées au cours d'un cycle cardiaque correspondent à des modifications de la perméabilité membranaire liées aux échanges ioniques. Au repos, l'intérieur de la membrane cellulaire est chargé négativement par rapport à l'extérieur, pris comme référence. Cette différence de potentiel (potentiel de repos cellulaire) dépend des concentrations ioniques dans les milieux intra et extra cellulaires; pour les cellules ventriculaires, sa valeur est voisine de -90 mV. Quand une impulsion électrique d'amplitude suffisante agit sur une cellule excitable, l'intérieur de la cellule devient rapidement positif par rapport à l'extérieur à cause des échanges ioniques décrits par la suite. Ce processus est la dépolarisation cellulaire et est suivi par le processus de repolarisation cellulaire, c'est à dire lorsque la cellule revient à son état de repos [5] [6].

I.2.5. Le potentiel d'action des cellules cardiaque

On observe au niveau des fibres myocardiques au repos, une Différence de Potentiels (DP) entre le potentiel de la surface de la membrane positif et le potentiel intérieur de la cellule. Le potentiel de repos est de l'ordre de -80 à -90 mV. La contraction de myocarde est précédée par une inversion de cette DP, ce phénomène constitue le potentiel d'action, qui au niveau du myocarde se prolonge pendant une partie de la contraction. Ces phénomènes électriques s'accompagnent d'une inexcitabilité d'abord totale, puis relative, du myocarde. Voir figure.I.5.

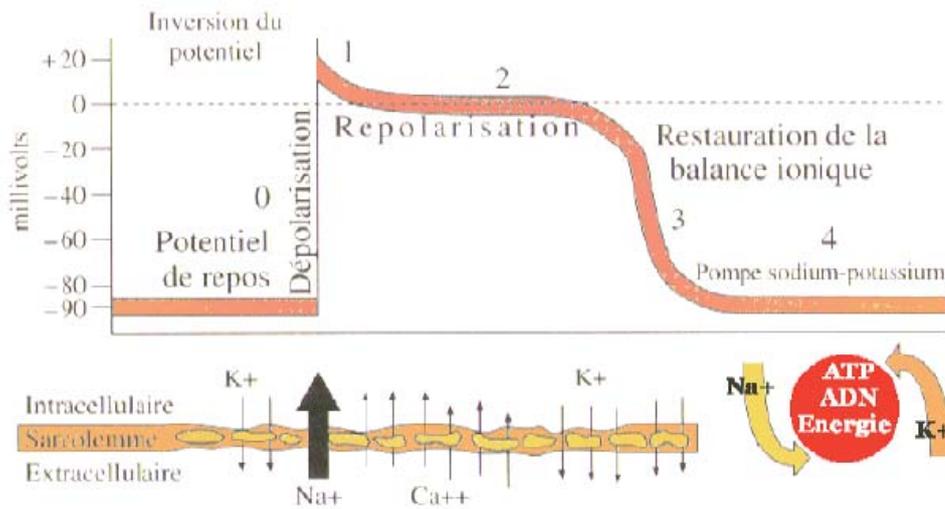


Figure.I.5 le potentiel d'action

Le potentiel de repos (-90mV) est lié essentiellement à l'existence d'une pile de concentration au potassium (potentiel d'équilibre = -94mV). Le sodium intervient également pour le maintien de la valeur du potentiel de repos de -90mV . Pendant le potentiel d'action, il existe des modifications des courants transmembranaires liés à un passage des ions Na^+ , K^+ , et Ca^{++} . La dépolarisation rapide initiale (phase 0) est liée à l'entrée des ions Na^+ . Puis, le début de la repolarisation (phase 1) correspond à une augmentation d'ions K^+ sortants. Cette phase est suivie d'un plateau (phase 2) résultant de l'entrée de Ca^{++} , combinée à la sortie de K^+ . La reprise de la repolarisation (phase 3) correspond à nouveau à une sortie d'ions K^+ jusqu'à ce que le potentiel de repos soit atteint (phase 4). Le couplage entre les phénomènes électriques et la contraction des fibres myocardiques est assuré par les variations des concentrations intracellulaires de Ca^{++} [2] [7].

I.2.6. Propagation de l'influx électrique

L'onde du potentiel d'action cardiaque se propage dans tout le cœur en suivant le parcours schématique suivant (voir figure.I.6) :

- ✓ initiation dans le noeud sinusal
- ✓ propagation dans les oreillettes ; droite puis gauche
- ✓ passage par le noeud atrio-ventriculaire
- ✓ propagation dans le tissu de conduction rapide

✓ propagation dans les ventricules

L'excitation du cœur naît normalement au niveau du noeud sinusal, localisé en haut de l'oreillette droite, qui constitue le pacemaker du cœur. La propagation de l'excitation s'étend à partir de ce point aux deux oreillettes, droite puis gauche et au noeud atrio-ventriculaire et aboutit, après avoir cheminé le long du faisceau de His et de ses deux branches (Tawara), au réseau de Purkinje qui conduit l'excitation au myocarde ventriculaire, là, elle parcourt le myocarde de l'intérieur vers l'extérieur et de la pointe jusqu'à la base. Il est à noter que le profil du potentiel d'action est différent selon la classe de cellules cardiaques considérée (voir figure.I.6).

La somme des activités électriques élémentaires représentées par chacun des potentiels d'action cellulaires constitue l'activité électrique cardiaque globale. Elle est représentée, à l'échelle de l'organe entier (le cœur), par un tracé appelé électrocardiogramme ou ECG.

Le tracé de l'ECG peut renseigner sur la position du cœur, la fréquence cardiaque, la genèse et le rythme des excitations, ainsi que sur les perturbations éventuelles, mais il n'apporte aucune information directe sur la contraction, ni sur la fonction "pompe" du cœur.

L'ECG est interprété en terme d'amplitude et d'intervalles de temps reliés à des états cliniquement identifiés. Une période d'ECG est, ainsi, divisée en plusieurs intervalles et comporte des déflexions appelées ondes. On distingue (voir figure.I.6) [8] :

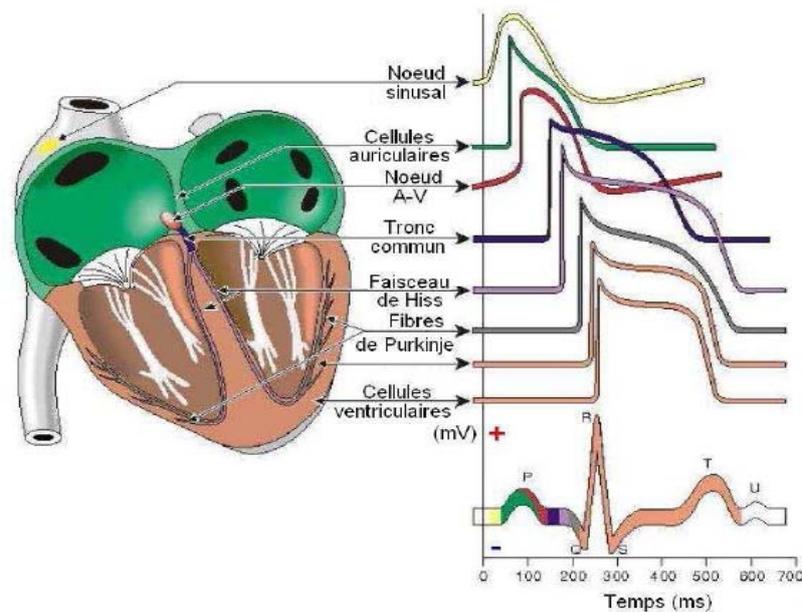


Figure.I.6 Propagation du potentiel d'action cardiaque

I.3. L'électrocardiographie

I.3.1. Définition

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. La génération et la propagation de l'excitation dans les différentes parties du cœur peuvent être étudiées non seulement par la mesure des potentiels électriques des cellules ou la mesure des potentiels électriques à la surface du cœur, mais aussi par l'enregistrement de l'activité cardiaque au niveau de la peau. En effet, avec le développement de différence de potentiel entre les zones excitées et non excitées du cœur, les forces électriques différentielles se propagent dans le corps entier. Des tracés reflétant les oscillations de ces potentiels peuvent donc être enregistrés en appliquant des électrodes à certains points du corps. En modèle simplifié, le cœur qui est la source des signaux est un générateur représenté par un dipôle électrique localisé dans le thorax.

L'électrocardiographie consiste à recueillir au niveau de la peau le champ électrique créé par ces courants d'activités de la fibre musculaire cardiaque, à l'amplifier puis l'enregistrer.

L'abréviation usuelle utilisée pour parler de l'électrocardiogramme est l'ECG, en anglais comme en français.

I.3.2. Principe d'enregistrement (Electrocardiogramme à douze dérivations)

L'ECG est un enregistrement de surface de l'activité électrique du cœur, par des électrodes reliées à un électrocardiographe qui amplifie le signal électrique. Les tissus se trouvant entre le cœur et les électrodes parasitent le signal, le tracé électrocardiographie n'est donc qu'une estimation de l'activité électrique générée par le cœur.

L'ECG standard est enregistré sur 12 dérivations (six dérivations des membres et six précordiales), avec une vitesse de déroulement du papier à 25 mm par seconde et une amplitude de 10 mm pour 1 mV [9].

L'ECG à 12 dérivations, six dérivations frontales et six précordiales, a été standardisé par une convention internationale. Les différents points d'observation proposés par les dérivations standards permettent d'avoir une idée tridimensionnelle de l'activité électrique du cœur. Les dérivations standards forment un système de 12 dérivations complémentaires :

- ✓ 3 dérivations bipolaires d'Einthoven sur les membres : DI, DII et DIII,
- ✓ 3 dérivations unipolaires augmentées de Goldberger, sur les membres : aVR, aVL et aVF,
- ✓ 6 dérivations unipolaires précordiales, de Kossman : V1, V2, V3, V4, V5 et V6.

Dans les paragraphes suivants, nous présenterons les positions des électrodes correspondantes à chaque type de dérivations.

I.3.2.1. Dérivations bipolaires des membres

Les dérivations bipolaires des membres permettent d'étudier l'activité électrique du cœur sur le plan frontal. Elles ont été déterminées par Einthoven (Einthoven, 1906) au début du vingtième siècle et restent encore utilisées aujourd'hui. Ces trois dérivations sont déduites des trois électrodes posées sur les membres. Soit VL le potentiel sur le bras gauche, VR le potentiel sur le bras droit et VF le potentiel sur la jambe gauche, les trois dérivations sont :

- ✓ DI (dérivation I) dont la différence de potentiel respecte l'équation $DI = V L - V R$,
- ✓ DII (dérivation II) avec $DII = V F - V R$,
- ✓ DIII (dérivation III) avec $DIII = V F - V L$.

Ces trois dérivations constituent le triangle d'Einthoven et chaque dérivation est une arête du triangle (voir figure.I.7).

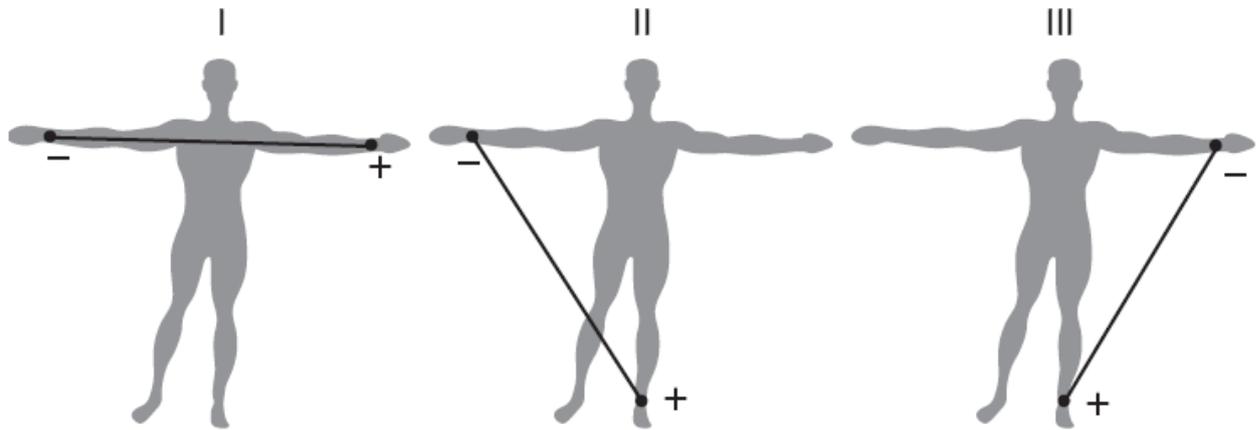


Figure.I.7 Montage d'Einthoven pour l'enregistrement des dérivations bipolaires des membres.

Le triangle d'Einthoven est formé par les trois électrodes posées sur le bras droit, le bras gauche et la jambe gauche. Sur la jambe droite est posée une électrode qui sert de référence (la masse). Le cœur se trouve au centre du triangle et les trois dérivations bipolaires permettent l'enregistrement sous trois angles différents.

I.3.2.2. Dérivations unipolaires des membres

Les dérivations unipolaires ont été introduites initialement par Wilson en mesurant les potentiels de chaque membre du triangle d'Einthoven par rapport à une référence, appelée borne centrale de Wilson, construite en appliquant une résistance de $5\text{ K}\Omega$ aux trois électrodes des membres (figure.I.8). Golberger a introduit plus tard le concept de dérivations unipolaires augmentées. Les dérivations unipolaires des membres sont acquises en plaçant l'électrode positive sur : le bras droit (aVR), le bras gauche (aVL) et la jambe gauche (aVF) (figure.I.8).

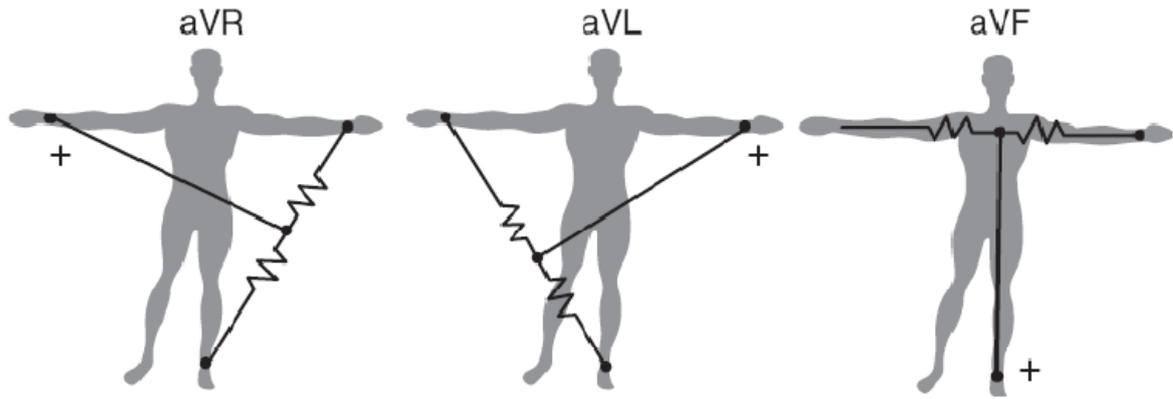


Figure.I.8 Dérivations unipolaires augmentées

I.3.2.3. Dérivations unipolaires précordiales

Les dérivations précordiales, notées V 1 à V 6, sont aussi des dérivations unipolaires, qui mesurent la différence de potentiel entre la borne centrale de Wilson et l'ensemble de positions spécifiques de la surface thoracique montrées dans la figure.I.9 [10] [11].

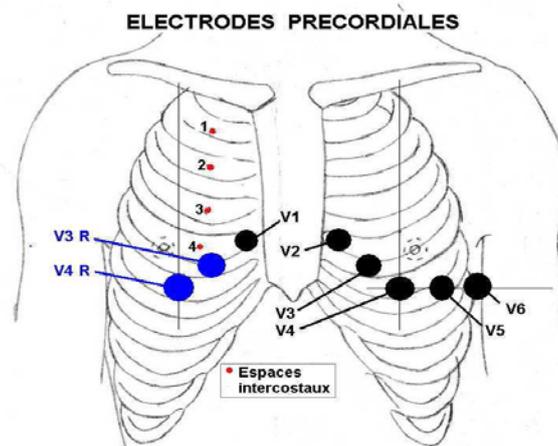


Figure.I.9 Emplacement des électrodes précordiales : V1 à V6

I.3.3 Analyse de l'ECG

Les différentes ondes et les intervalles les séparant ont permis de dresser le standard ECG. Toute interprétation de l'électrocardiogramme se réfère aux caractéristiques de forme et de largeur d'onde du signal ECG normal présentées dans la figure. I.10 sont détaillées par la suite.

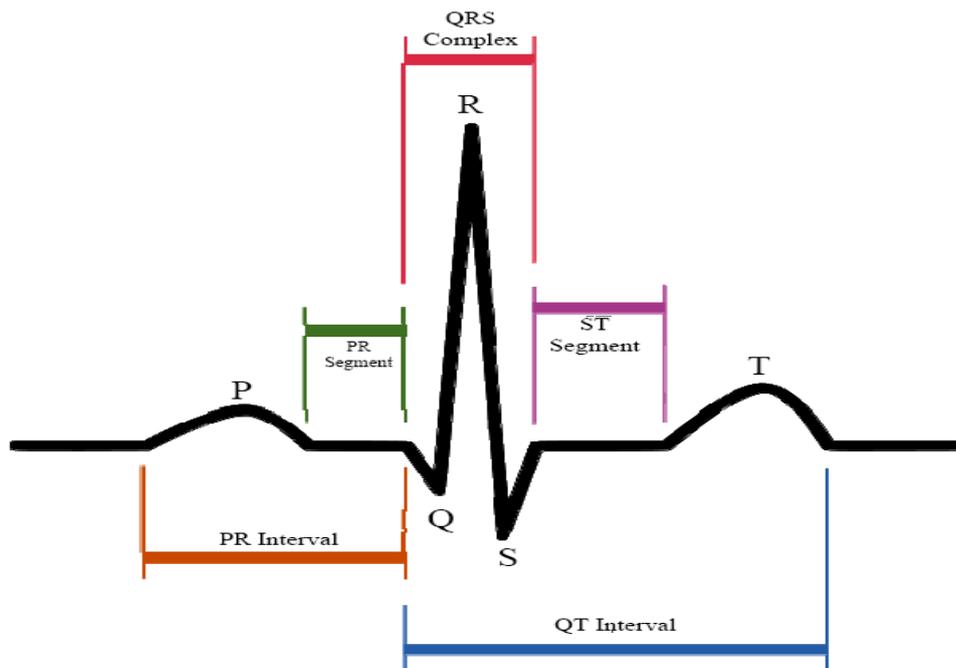


Figure.I.10 Ondes caractéristiques d'un signal ECG normal

- ✓ **Onde P : dépolarisation des oreillettes** L'onde P correspond à la dépolarisation des oreillettes depuis le nœud sinusal vers le nœud atrio-ventriculaire. C'est l'onde qui précède le complexe QRS.
- ✓ **Intervalle PR :** (ou P-Q) correspond au délai entre la dépolarisation de l'oreillette et celle du ventricule. C'est le temps de propagation de l'onde de dépolarisation jusqu'aux cellules myocardiques ventriculaires.
- ✓ **Segment PR:** c'est un court segment isoélectrique qui sépare l'onde P du complexe ventriculaire.
- ✓ **Complexe QRS : dépolarisation des ventricules** Le complexe QRS est une imbrication de 3 ondes accolées qui suivent l'onde P et qui correspondent à la dépolarisation des ventricules.

- ✓ **Segment ST**: il correspond au début de la repolarisation ventriculaire. Il est généralement isoélectrique et suit horizontalement la ligne de base.
- ✓ **Onde T : repolarisation des ventricules** L'onde T correspond à la repolarisation des ventricules. Cette onde succède au complexe QRS après retour à la ligne isoélectrique.
- ✓ **Intervalle QT : durée de systole ventriculaire** Cet intervalle correspond au temps de systole ventriculaire, qui va du début de l'excitation des ventricules jusqu'à la fin de leur relaxation.

Les durées normales des différentes composantes de l'ECG chez l'homme sont les suivantes: onde P < 0.12 s, complexe QRS = 0.06 à 0.10 s, onde T = 0.2 s environ, intervalle PR=0.12 à 0.20 s, segment ST = 0 à 0.16 s, intervalle QT = 0.33 à 0.43 s.

Les amplitudes des ondes P, Q, S et T normales sont de quelque 0.1 mV; l'onde R peut parfois dépasser 1 mV. La fréquence cardiaque s'évalue à partir de la mesure d'un espace RR [10].

I.4. Conclusion

Le cœur est un organe creux et musculaire comparable à une pompe, qui assure la circulation du sang dans les veines et les artères. Il est séparé en deux par une épaisse cloison. Chaque côté est composé de deux cavités : une oreillette et un ventricule. À chaque battement, un influx électrique traverse le réseau de conduction du cœur et engendre les contractions successives des oreillettes et des ventricules qui envoient le sang vers les poumons ou vers le reste du corps. La propagation de cet influx électrique peut être suivie depuis l'extérieur du corps par des électrodes, collées à la surface de la peau, qui mesurent indirectement l'activité électrique des fibres musculaires cardiaques.

Cet examen s'appelle l'électrocardiogramme (ECG). La contraction des oreillettes se traduit sur l'ECG par une onde positive appelée onde P. Elle est suivie d'une courte pause correspondant à la temporisation effectuée par le noeud (AV). La contraction brève et puissante des deux ventricules est représentée par trois ondes : l'onde Q, l'onde R et l'onde S. On parle alors de complexe QRS. L'onde T correspond à la repolarisation des cellules musculaires des ventricules.

Chapitre II

Modélisation dynamique du signal ECG

Chapitre II

Modélisation dynamique du signal ECG

II.1 Introduction

La modélisation du battement cardiaque est une étape essentielle pour l'identification automatique des ondes de l'électrocardiogramme. Elle a pour objectif de trouver une représentation mathématique, aussi simple et compacte que possible, de la forme de chaque onde constitutive du battement cardiaque. En effet, la représentation la plus « naturelle » des ondes consisterait à décrire le signal par son amplitude à chaque instant.

La méthode de modélisation que nous allons utiliser repose sur l'approche d'espace d'état, ce dernier qui se base sur la théorie des équations différentielles.

II.2 Définition d'un processus et d'un modèle

II.2.1 Processus

Un processus est caractérisé par [12]:

- une ou plusieurs grandeurs de sortie, mesurables, qui constituent le résultat du processus,
- une ou plusieurs grandeurs d'entrée, qui peuvent être de deux types :
 - des entrées sur lesquelles il est possible d'agir (entrées de commande)
 - des entrées sur lesquelles il n'est pas possible d'agir (perturbations) ; ces dernières peuvent être aléatoires ou déterministes, mesurables ou non mesurables.

Les processus peuvent être de toutes natures: physique, chimique, biologique, écologique, financier, sociologique, etc.

II.2.2 Modèles

Nous nous intéressons ici aux modèles mathématiques représentant des équations mathématiques entre les entrées et les sorties d'un processus.

Si ces équations sont algébriques, le modèle est dit statique. Si ces équations sont des équations différentielles ou des équations aux différences récurrentes, le modèle est dit dynamique, respectivement à temps continu ou à temps discret [13].

Un modèle est caractérisé par son domaine de validité, c'est-à-dire par le domaine de l'espace des entrées dans lequel l'accord entre les valeurs des sorties du processus calculées par le modèle, et leurs valeurs mesurées, est considéré comme satisfaisant compte tenu de l'utilisation que l'on fait du modèle.

Buts d'une modélisation

Un modèle peut être utilisé soit [14]:

- pour simuler un processus : à des fins pédagogiques, de détection d'anomalies de fonctionnement, de diagnostic de pannes, de conception assistée par ordinateur, etc.,
- pour effectuer la synthèse d'une loi de commande, ou pour être incorporé dans un dispositif de commande.

Classification des modèles

A. Classification selon le mode de conception

On distingue trois sortes de modèles en fonction des informations mises en jeu pour leur conception.

- **Modèles de connaissance** : les modèles de connaissance sont construits à partir d'une analyse physique, chimique, biologique (ou autre suivant le type du processus), en appliquant soit les lois générales, fondées sur des principes (lois de la mécanique, de l'électromagnétisme, de la thermodynamique, de la physique quantique, etc.), soit les lois empiriques (finance, économie), qui régissent les phénomènes intervenant au sein des processus étudiés [15]. Ces modèles ne comportent généralement pas de paramètres ajustables, ou des paramètres ajustables en très petit nombre.

Dans la pratique, il est toujours souhaitable d'établir un modèle de connaissance des processus que l'on étudie. Néanmoins, il arrive fréquemment que le processus soit trop complexe, ou que les phénomènes qui le régissent soient trop mal connus, pour qu'il soit possible d'établir un modèle de connaissance suffisamment précis pour l'application considérée. On est alors amené à concevoir des modèles purement empiriques, fondés exclusivement sur les résultats de mesures effectuées sur le processus.

- **Modèles "boîte noire"** : les modèles "boîte noire" sont construits essentiellement sur la base de mesures effectuées sur les entrées et les sorties du processus à modéliser. La modélisation consiste alors à utiliser, pour représenter les relations entre les entrées et les sorties, des équations (algébriques, différentielles, ou récurrentes) paramétrées, et à estimer les paramètres, à partir des mesures disponibles, de manière à obtenir la meilleure précision possible avec le plus petit nombre possible de paramètres ajustables [15][16]. Le domaine de validité d'un tel modèle ne peut pas s'étendre au-delà du domaine des entrées qui est représenté dans les mesures utilisées pour l'apprentissage.

- **Modèles "boîte grise"** : lorsque des connaissances, exprimables sous forme d'équations, sont disponibles, mais insuffisantes pour concevoir un modèle de connaissance satisfaisant, on peut avoir recours à une modélisation "boîte grise" (ou modélisation semi physique) qui prend en considération à la fois les connaissances et les mesures [15][16]. Une telle démarche peut concilier les avantages de l'intelligibilité d'un modèle de connaissance avec la souplesse d'un modèle comportant des paramètres ajustables.

B. Classification selon l'utilisation.

Indépendamment de la classification précédente, on peut distinguer deux types de modèles en fonction de l'utilisation:

- **Modèles de simulation (ou simulateurs)** : un modèle de simulation est utilisé de manière indépendante du processus qu'il représente. Il doit donc posséder un comportement aussi semblable que possible à celui du processus. De tels modèles sont utilisés pour valider la conception d'un système avant sa fabrication (conception assistée par ordinateur en mécanique, en microélectronique, ...), pour la formation de personnels (simulateurs de vols), pour la prévision à long terme, etc [17][18].
Du point de vue de la structure du modèle, les sorties passées, mesurées sur le processus à modéliser, ne peuvent constituer des entrées du modèle. L'estimation des paramètres et l'utilisation du modèle constituent deux phases successives et distinctes (apprentissage non adaptatif).
- **Modèles de prédiction (ou prédicteurs)** : un modèle de prédiction est utilisé en parallèle avec le processus dont il est le modèle. Il prédit la sortie du processus à une échelle de temps courte devant les constantes de temps du processus. Les prédicteurs sont utilisés pour la synthèse de lois de commande, ou dans le système de commande lui-même (commande avec modèle interne) [17][18]. Du point de vue de la structure du modèle, les sorties passées, mesurées sur le processus, peuvent constituer des entrées du modèle. L'estimation des paramètres et l'utilisation du modèle peuvent être effectuées simultanément si nécessaire (apprentissage adaptatif, utile notamment si les caractéristiques du processus dérivent dans le temps).

II.3 Choix du modèle d'un processus

La détermination d'un modèle mathématique d'un processus nécessite en général diverses hypothèses simplificatrices afin de limiter sa complexité. Dans chaque application, il apparaît nécessaire de faire un compromis entre la finesse et la précision du modèle à mettre en œuvre d'une part, et la limite de complexité admissible, compte tenu des objectifs fixe, d'autre part.

Nous nous intéressons ici essentiellement aux processus pour lesquels les variables caractéristiques sont susceptibles de prendre un ensemble continu de valeurs appartenant à des intervalles fixés. De plus nous ne traiterons que des modèles de processus à paramètres localisés, c'est-à-dire, décrits par des équations différentielles ordinaires ou des équations récurrentes.

Il est important de toujours se souvenir que le choix du modèle d'un processus dépend de l'utilisation prévue pour ce modèle.

II.3.1 Modèle à temps continu

Dans ce type de modèles, le temps est une variable qui évolue continûment sur un intervalle $T \subset \mathbb{R}$ prenant en compte toutes les valeurs situées dans cet intervalle. C'est le cas par exemple d'un modèle dans l'espace d'état de la forme [13][15]:

$$\begin{aligned}\dot{x} &= f(x, u, t, w) \\ y &= h(x, u, t, v)\end{aligned}\tag{II.1}$$

où \dot{x} représente la dérivée totale dx/dt du vecteur d'état $x \in \mathbb{R}^n$ par rapport au temps, $u \in \mathbb{R}^l$ le vecteur d'entrée, $t \in T$ le temps, $w \in \mathbb{R}^n$ un vecteur de perturbations pour les états, $y \in \mathbb{R}^m$ le vecteur des sorties et $v \in \mathbb{R}^m$ un vecteur de perturbations pour les mesures.

Dans cette représentation on a :

$$\begin{aligned}f &: \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^l \times T \times \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n, \\ h &: \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^l \times T \times \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^m, \\ T &= [t_0, t_0 + T_e], t_0 \in \mathbb{R}, t_0 < \infty, T_e \in \mathbb{R}^+\end{aligned}\tag{II.2}$$

Dans beaucoup de problèmes, on prend $t_0 = 0$ ou $t_0 > 0$ mais cette restriction n'est en aucun nécessaire a priori.

II.3.2 Modèles à temps discontinu ou discret

Ce type de modèle est utilisé soit lorsque le processus étudié a naturellement un mode d'évolution séquentiel, soit lorsque-on a adopté une représentation du processus qui correspond à une observation des variable d'état ou de sortie à des instants discrets t_k du temps avec $k \in Z$.

On a dans ce cas une représentation dite échantillonnée, particulièrement bien adoptée aux divers types de calculs à effectuer dans les problèmes de commande de processus par calculateur numérique [16].

Notons :

$$x_k = x(t_k) \quad (\text{II.3})$$

alors, la description continue (II.1) devient :

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= f(x_k, u_k, k, w_k), \\ y_k &= h(x_k, u_k, k, v_k). \end{aligned} \quad (\text{II.4})$$

II.3.3 Modèle linéaire

Un tel modèle caractérise un processus susceptible d'être décrit par une équation différentielle ordinaire ou une équation récurrente à coefficients constants (stationnaire) ou non constants (non stationnaire) ou par un ensemble d'équation de ce type [12].

La propriété fondamentale des systèmes linéaires s'exprime par le principe de superposition : si $y_1(t)$ et $y_2(t)$ représentent respectivement l'évolution des sorties du processus pour les entrées $u_1(t)$ et $u_2(t)$ sur un horizon et pour un état initial donné, alors, à l'entrée $u(t)$:

$$u(t) = \alpha_1 u_1(t) + \alpha_2 u_2(t) \quad (\text{II.5})$$

où α_1 et α_2 sont des constantes réelles, correspond la sortie :

$$y(t) = \alpha_1 y_1(t) + \alpha_2 y_2(t) \quad (\text{II.6})$$

sur le même horizon et pour les mêmes conditions initiales.

II.3.4 Modèle non linéaire

Dans un modèle non linéaire, le théorème de superposition n'est plus valable. Dans certains cas, lorsque le processus non linéaire est utilisé dans une plage de variation limitée de ses variables d'état, alors l'évolution sera effectuée autour d'une valeur x_0 donnée, il est donc possible d'effectuer une linéarisation autour de ce point de fonctionnement en prenant comme nouvelle variable l'expression $\Delta x = x - x_0$ [14].

Dans ce dernier cas, on néglige dans le développement limité de la non linéarité $f(\cdot)$ les termes d'ordre supérieurs à 1.

Soit le système dynamique non linéaire suivant :

$$\dot{x} = f(x, u, t), \tag{II.7}$$

si la non linéarité f admet des dérivées partielles continues au premier ordre, alors, le modèle linéarisé (II.8) sera valable pour (x, u) évoluant dans un voisinage de (x_0, u_0) :

$$\begin{aligned} f(x, u) &= f(x_0, u_0) + (x - x_0)f'_x(x_0, u_0) + (u - u_0)f'_u(x_0, u_0) \\ &= f(x_0, u_0) + \Delta x F_x + \Delta u F_u \end{aligned} \tag{II.8}$$

avec : $\Delta x = x - x_0$, $\Delta u = u - u_0$, et :

$$F_x = \left\{ \frac{\partial f}{\partial x} \right\}, \quad F_u = \left\{ \frac{\partial f}{\partial u} \right\} \tag{II.9}$$

sont les matrices Jacobiennes de f par rapport à x et à u .

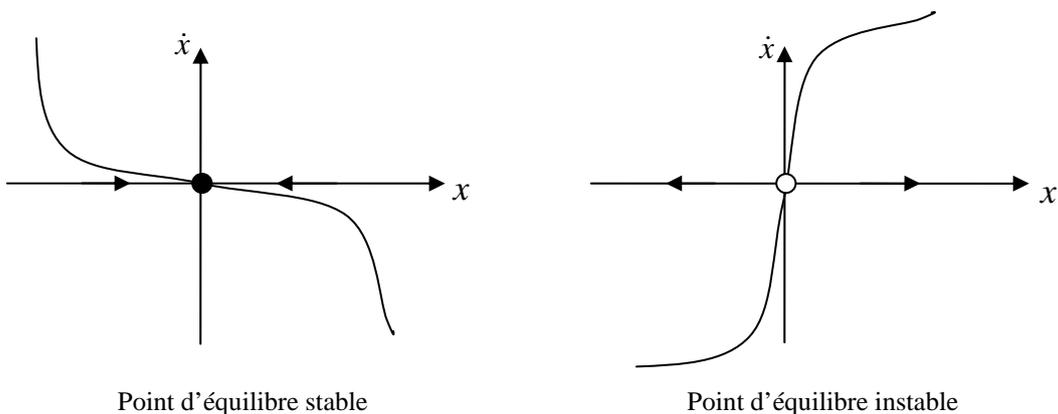


Figure II.1. Comportement dynamique d'un système unidimensionnel

II.4 Cycles limites

Le comportement d'un système unidimensionnel est soit convergent vers un point d'équilibre, soit divergent vers l'infinie [19][20](voir figure II.1). Ces comportements sont aussi présents dans les systèmes bidimensionnels (figure II.2) où la convergence ou la divergence se font d'une manière sous amortie (figure II.2.a) ou sur amortie (figure II.2.b) [21][22].

Dans ce chapitre, les variables d'états seront définies par : $x_1 = x$ et $x_2 = \dot{x}$. Les réponses données dans la figure II.2 sont relatives à un système linéaire du deuxième ordre :

$$\begin{aligned}\dot{x}_1 &= x_2 \\ \dot{x}_2 &= -\omega_n^2 x_1 - 2\xi\omega_n x_2\end{aligned}\quad (\text{II.10})$$

avec ω_n la pulsation propre et ξ le coefficient d'amortissement qui est faible pour la figure II.2(a) et fort pour la figure II.2(b).

En plus, un autre comportement peut être obtenu avec les systèmes bidimensionnels : "Périodicité". Pour ces systèmes, on distingue deux types de périodicités:

- **Centre**

Ce comportement est représenté par les trajectoires données dans la figure II.3. Par exemple, le système

$$\begin{aligned}\dot{x}_1 &= x_2 \\ \dot{x}_2 &= -x_1\end{aligned}\quad (\text{II.11})$$

possède des trajectoires périodiques de période 2π (voir figure II.3).

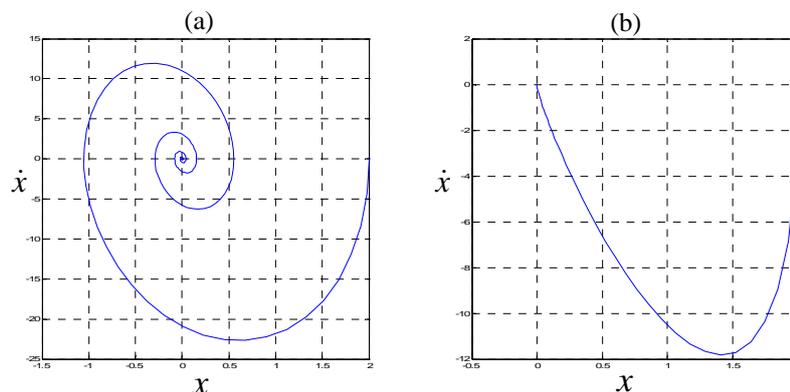


Figure II.2. Comportement dynamique d'un système bidimensionnel :

(a) faible amortissement (b) fort amortissement

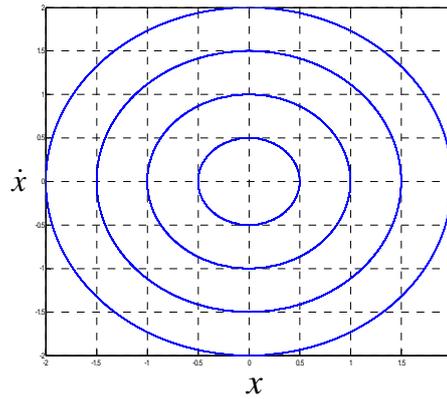


Figure II.3. Comportement dynamique oscillatoire (centres) d'un système bidimensionnel : trajectoires centrées (sans amortissement)

- **Cycles limites**

Si un système dynamique démarre au voisinage, mais non d'un point d'équilibre stable x^* , alors sa réponse va converger orbitalement vers x^* [23][24][25]. Notons que la solution $x(t)$ s'approchera de x^* , mais elle ne l'atteindra jamais ($x(t) \rightarrow x^*$ mais $x(t) \neq x^* \forall t$), comme nous le constatons de la figure II.2. Cette idée nous mène directement au deuxième type de comportement périodique qu'on appelle "cycle limite". En combinant les deux formes de trajectoires des figures II.2 et II.3, on peut dire : "Il est possible qu'une trajectoire n'exhibe jamais un comportement périodique, mais elle va se rapprocher d'une orbite périodique (voir figure II.4).

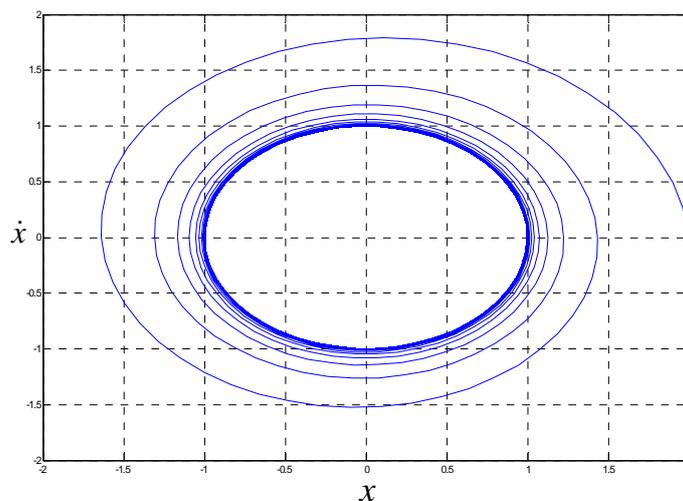


Figure II.4. Comportement dynamique en cycle limite d'un système bidimensionnel

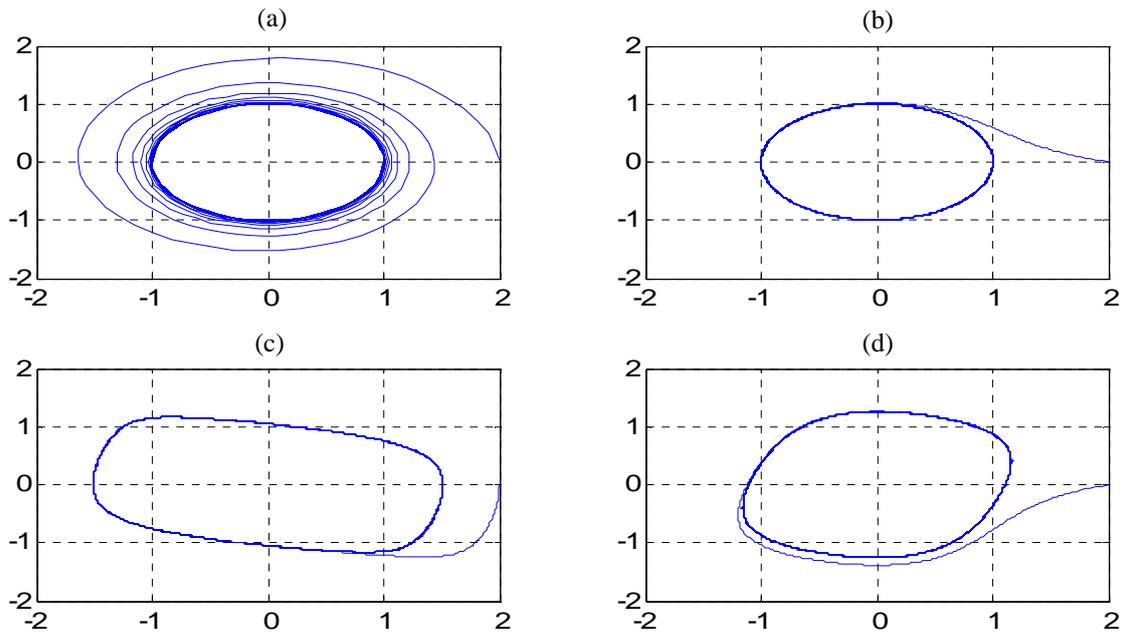


Figure II.5. Quelques comportements en cycle limite

Dans de tels systèmes, en démarrant d'un certain point initial, la trajectoire prendra la forme d'une spirale qui s'approchera, mais n'atteindra jamais le cercle unitaire. Avec le passage du temps, la trajectoire devient de plus en plus une orbite périodique.

Plusieurs modèles mathématiques peuvent représenter ces cycles limites [26][27], citons par exemple :

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= (1 - \sqrt{x_1^2 + x_2^2})x_1 - \omega_n x_2 \\ \dot{x}_2 &= (1 - \sqrt{x_1^2 + x_2^2})x_2 + \omega_n x_1 \end{aligned} \quad (\text{II.12})$$

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_1 - x_2 - (x_1^2 + x_2^2)x_1 \\ \dot{x}_2 &= x_1 + x_2 - (x_1^2 + x_2^2)x_2 \end{aligned} \quad (\text{II.13})$$

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2 \\ \dot{x}_2 &= -x_1 - \varepsilon x_2 (x_2^2 - 1)x_2 \end{aligned} \quad (\text{II.14})$$

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_1 + x_2 - x_1^3 \\ \dot{x}_2 &= -x_1 \end{aligned} \quad (\text{II.15})$$

Les trajectoires dans le plan de phase des équations (II.12), (II.13), (II.14) et (II.15) sont représentées dans les figures II.5(a), (b), (c) et (d), respectivement, avec ω_n dans l'équation II.12, un paramètre désignant la pulsation voulue du cycle limite et ε dans l'équation II.14, un paramètre positif définissant la forme du cycle limite. L'équation II.14 est appelée Equation de Rayleigh.

II.5 Modélisation dynamique du signal électrocardiogramme

Dans ce qui suit nous allons présenter un modèle mathématique (dynamique) permettant de générer un signal électrocardiogramme ECG [28][29]. Ce modèle produit une trajectoire dans un espace d'état tridimensionnel avec les coordonnées (x, y, z) . La quasi périodicité de l'ECG sera modélisée par le mouvement de la trajectoire autour d'un cycle limite de rayon unité dans le plan (x, y) [30][31]. Du fait que les coordonnées cartésiennes vont être utilisées, alors les variables d'état seront notées par x_1, x_2, x_3 .

Posons $\alpha = 1 - \sqrt{x_1^2 + x_2^2}$ dans le système d'équations différentielles générant un cycle limite donné dans l'équation (II.12), alors

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= \alpha x_1 - \omega_n x_2 \\ \dot{x}_2 &= \alpha x_2 + \omega_n x_1 \end{aligned} \tag{II.16}$$

avec ω_n une pulsation désignant le nombre de rotations du cycle limite par seconde.

L'idée adoptée sera d'assimiler une rotation d'un cycle limite à un battement du cœur. Alors, deux points doivent être assurés : périodicité et amplitude.

- ❖ **Périodicité** : chaque révolution de la trajectoire quasi circulaire (Équation (II.16) et figure II.6) va correspondre à un intervalle RR (un battement du cœur) du signal ECG (figure II.7) [32]. La fréquence du signal électrocardiogramme qui va être générée en utilisant (II.16) peut être variée en changeant la vitesse angulaire ω_n (pulsation naturelle) de la trajectoire par $\omega_n = 2\pi f = 2\pi \frac{1}{T}$, où T est la période correspondante à un intervalle RR (Pour un ECG normal, $T \approx 1$ sec)

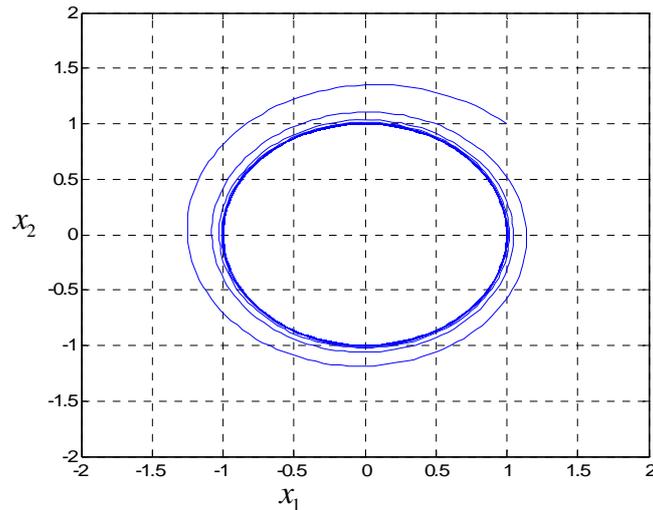


Figure II.6. Solution du système (II.16) pour $\omega_n = 2\pi$ (période $T = 1$ sec)

❖ **Amplitude** : l'amplitude du signal ECG va être considérée comme la variation suivant l'axe z de la trajectoire quasi circulaire de la figure (II.6). Dans le plan $x_1 - x_2$ nous avons l'évolution d'une trajectoire circulaire, et à des moments bien déterminés (les instants de réalisation des sommets P, Q, R S et T) on fait introduire des Gaussiennes dans la direction de l'axe z (noté x_3) dans le but d'obtenir les amplitudes de l'ECG et ceci en utilisant une troisième équation différentielle comme suit [33]

$$\dot{x}_3 = - \sum_{i \in \{P, Q, R, S, T\}} a_i \Delta \theta_i \exp\left(-\frac{\Delta \theta_i^2}{2b_i^2}\right) - (x_3 - z_0) \quad (\text{II.17})$$

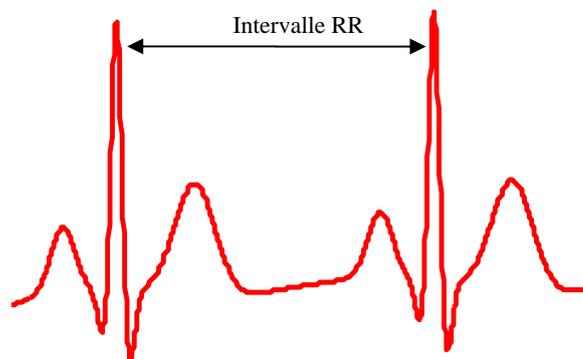


Figure II.7. Intervalle RR.

avec $\Delta\theta_i = (\theta - \theta_i)$, $\theta = \arctan 2(x_2, x_1)$, a_i sont des paramètres représentant les amplitudes des Gaussiennes introduites, les b_i représentent les largeurs des Gaussiennes et enfin z_0 représente la ligne de base du signal ECG.

La trajectoire 3D des équations (II.16 et 17) est représentée sur la figure (II.8), dans laquelle on remarque la forme apparente du signal électrocardiogramme ECG suivant l'axe x_3 .

Les points P, Q, R, S et T de l'ECG sont décrits par des événements correspondant à des attracteurs négatifs ou positifs dans la direction des z . Ces événements sont placés à des angles fixes le long du cercle unitaire et sont donnés par $\theta_p, \theta_Q, \theta_R, \theta_s$, et θ_T (Figure II.9). Quand la trajectoire s'approche de l'un de ces événements, elle est poussée soit vers le haut soit vers le bas loin du cycle limite, et ensuite après un certain moment elle revient (sera retirée) vers le cycle limite [34].

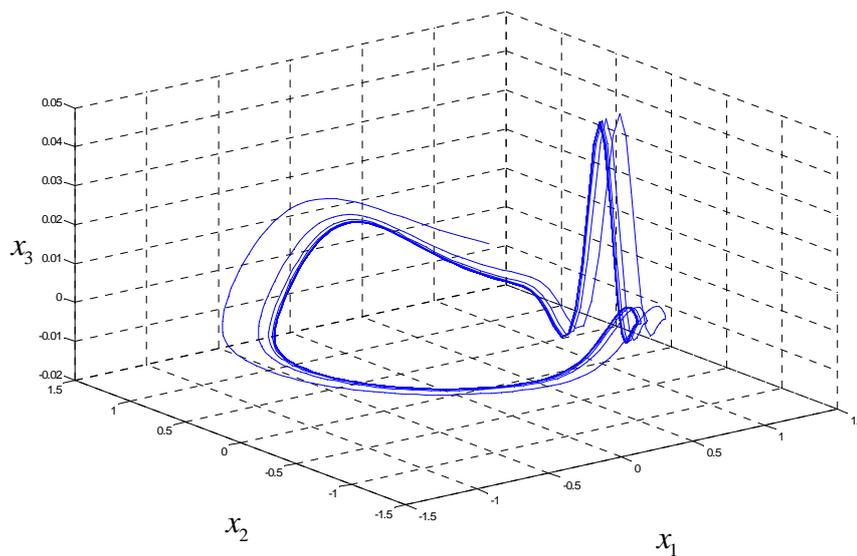


Figure II.8. Trajectoire 3D des équations (II.16 et 17)

La figure (II.9) représente une trajectoire typique produite par le modèle dynamique (II.16 et 17) dans l'espace 3-D donné par (x_1, x_2, x_3) , la ligne noire reflète le cycle limite de rayon unitaire, et la ligne bleue montre les positions des événements P, Q, R, S et T.

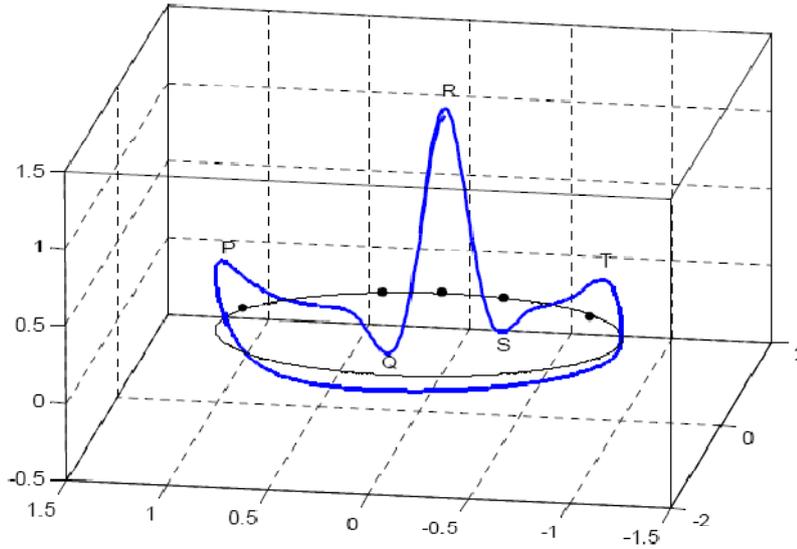


Figure II.9. Trajectoire typique produite par le modèle dynamique

Dans la figure (II.10) nous présentons simultanément les trajectoires des systèmes (II.16) en 2D et (II.16+17) en 3D.

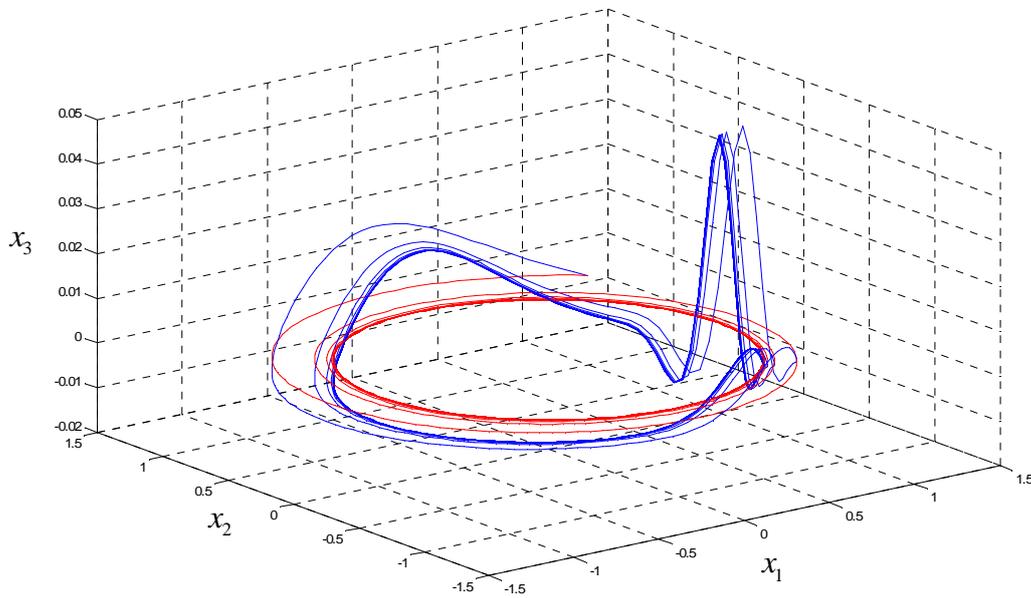


Figure II.10. Représentation simultanée des trajectoires 2D et 3D
2D pour le système (II.16)
3D pour le système (II.16+II.17)

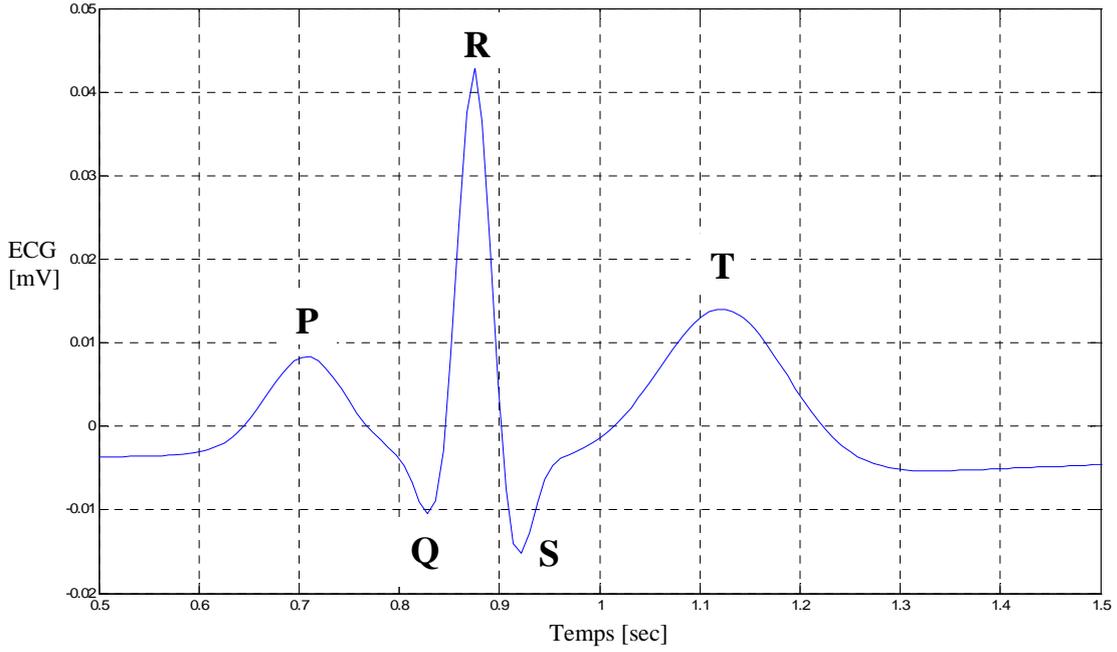


Figure II.11. Signal du modèle de l'ECG (ECG synthétique) sur une période ($\omega_n = 2\pi$, $T = 1$ sec)

Donc, et d'après tous ce que nous avons présenté, le modèle dynamique de L'ECG peut être donné par l'ensemble des trois équations différentielles suivantes [28][29][30]:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = \alpha x_1 - \omega_n x_2 \\ \dot{x}_2 = \alpha x_2 + \omega_n x_1 \\ \dot{x}_3 = - \sum_{i \in \{P, Q, R, S, T\}} a_i \Delta \theta_i \exp\left(-\frac{\Delta \theta_i^2}{2b_i^2}\right) - x_3 \end{cases} \quad (\text{II.18})$$

Le modèle du signal ECG (appelé ECG synthétique) sera considéré comme la projection du modèle (II.18) (voir figure II.10), sur l'axe des z (l'axe x_3).

Des extraits du modèle du signal électrocardiogramme dit ECG synthétique sont présentés dans les figures (II.11 et II.12) avec une fréquence proche de la fréquence de battement normal d'un cœur ($T = 1$ sec). Dans la figure (II.11), nous présentons le signal ECG obtenu sur une seule période, et on remarque bien la précision de ce modèle. Le même signal, mais sur un intervalle de temps de 5sec est présenté dans la figure (II. 12). Les paramètres des ces extraits de signaux ECG sont données dans le tableau II.1.

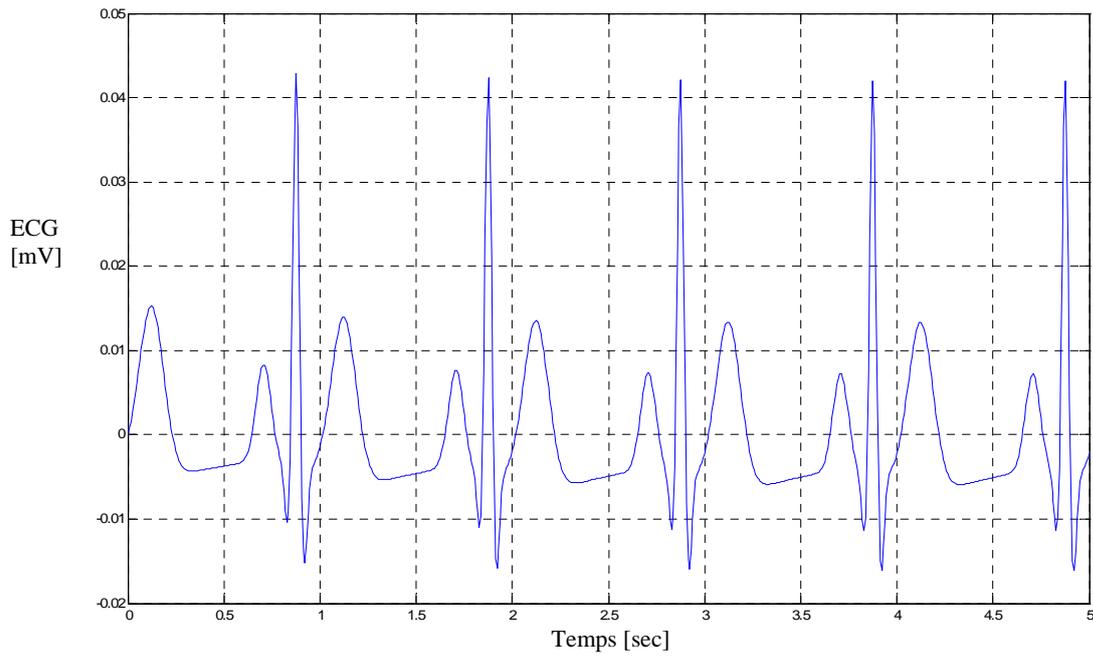


Figure II.12. Signal du modèle de l'ECG (ECG synthétique) sur un intervalle de temps de 5sec ($w_n = 2\pi$, $T = 1$ sec)

Indice (i)	P	Q	R	S	T
Temps (secs)	-0.2	-0.05	0	0.05	0.3
θ_i (radians)	$-\pi/3$	$-\pi/12$	0	$\pi/12$	$\pi/2$
a_i	1.2	-0.5	30.0	-7.5	0.75
b_i	0.25	0.1	0.1	0.1	0.4

Pour donner plus de réalisme au modèle ECG, deux caractéristiques doivent être introduites:

- ✓ La déviation de la ligne de base [35][36][37]
- ✓ Bruit additif

La déviation de la ligne de base a été introduite en injectant la valeur de la ligne de base (de fréquence égale à la fréquence respiratoire f_r) notée z_0 dans la troisième équation du modèle (II.18) comme suit :

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = \alpha x_1 - \omega_n x_2 \\ \dot{x}_2 = \alpha x_2 + \omega_n x_1 \\ \dot{x}_3 = - \sum_{i \in \{P,Q,R,S,T\}} a_i \Delta \theta_i \exp\left(-\frac{\Delta \theta_i^2}{2b_i^2}\right) - (x_3 - z_0) \end{cases} \quad (\text{II.19})$$

avec : $z_0(t) = A \sin(2\pi f_r t)$, $A = 0.02mV$ et $f_r = 0.25Hz$.

Dans la figure (II.13) nous présentons le modèle ECG avec sa ligne de base (Modèle (II.19)).

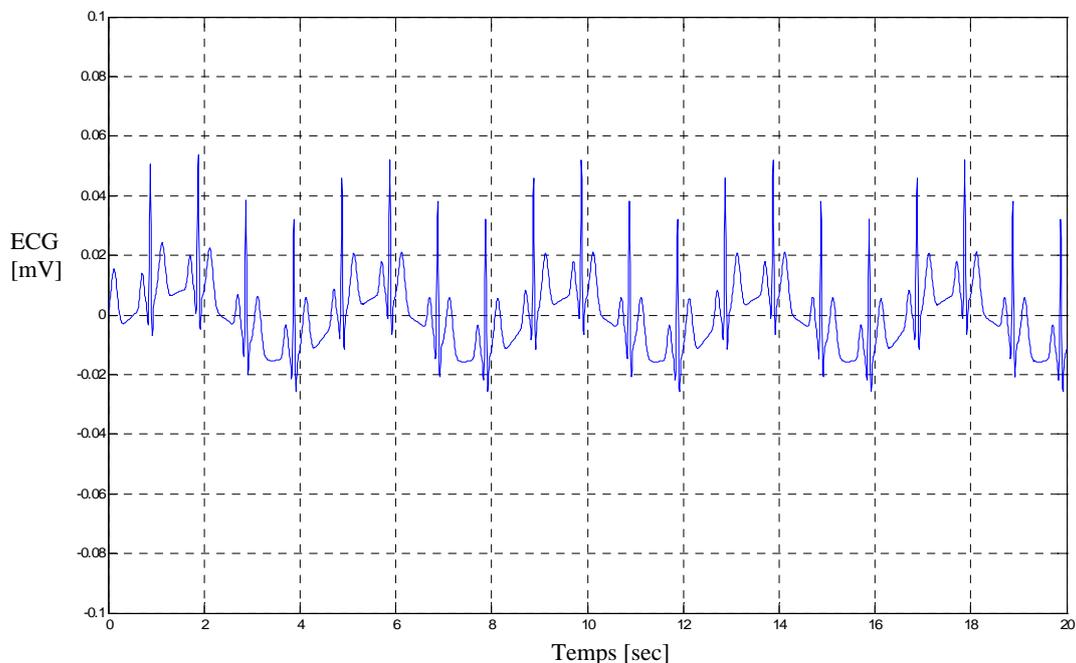


Figure II.13. Signal ECG synthétique avec sa ligne de base

Enfin, un bruit blanc additif v est ajouté au signal ECG synthétique dans le but d'avoir un signal plus proche du signal réel, (voir Equation II.20 et figure (II.13)).

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = \alpha x_1 - \omega_n x_2 \\ \dot{x}_2 = \alpha x_2 + \omega_n x_1 \\ \dot{x}_3 = - \sum_{i \in \{P, Q, R, S, T\}} a_i \Delta \theta_i \exp\left(-\frac{\Delta \theta_i^2}{2b_i^2}\right) - (x_3 - z_0) + v \end{cases} \quad (\text{II.20})$$

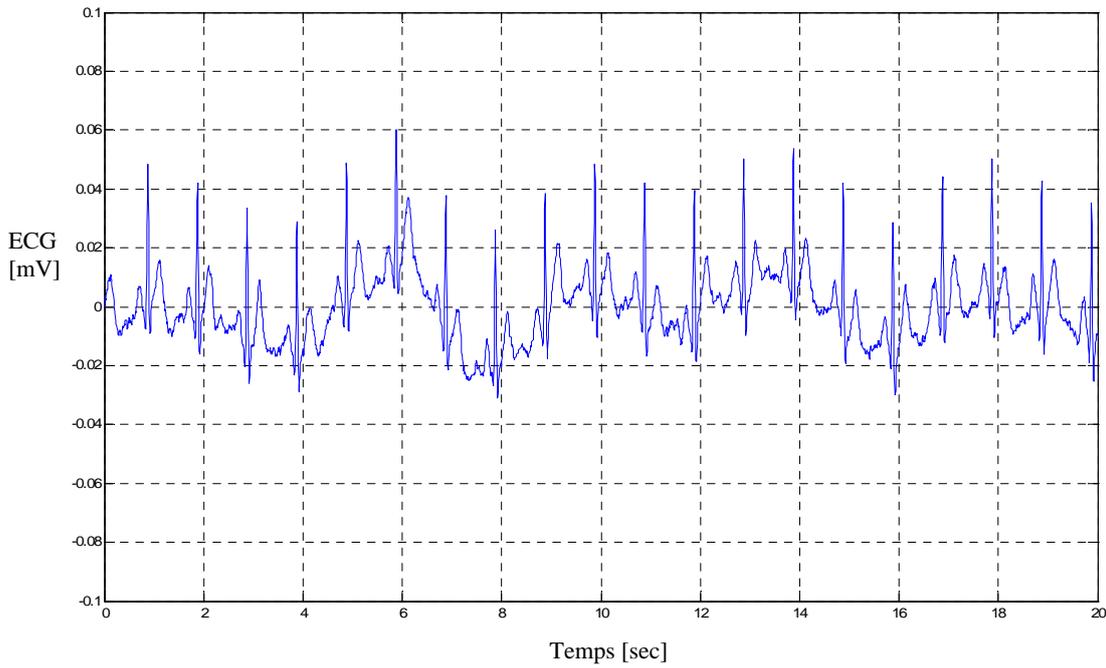


Figure II.14. Signal ECG synthétique bruité avec sa ligne de base

Finalement, le modèle dynamique général de l'ECG peut être donné par la forme compacte $\dot{x} = f(x)$ comme suit :

$$\underbrace{\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \end{bmatrix}}_x = \underbrace{\begin{bmatrix} \alpha x_1 - \omega_n x_2 \\ \alpha x_2 + \omega_n x_1 \\ - \sum_{i \in \{P, Q, R, S, T\}} a_i \Delta \theta_i \exp\left(-\frac{\Delta \theta_i^2}{2b_i^2}\right) - (x_3 - z_0) + v \end{bmatrix}}_{f(x)} \quad (\text{II.21})$$

avec $x = [x_1 \quad x_2 \quad x_3]$ le vecteur d'état et f la dynamique non linéaire de l'ECG.

D'une manière générale, le modèle mathématique idéal de l'ECG (II.18), peut être rapproché à n'importe quel signal ECG réel et cela en contrôlant les grandeurs suivantes :

- ✓ Les paramètres du tableau II.1
- ✓ La période du signal (en la variant si elle est variable dans le signal réel)
- ✓ La ligne de base (baseline)
- ✓ Le bruit ajouté au modèle.

II.6 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté une modélisation mathématique du signal ECG. Cette modélisation a été faite dans un espace mathématique tridimensionnel appelé "Espace d'état". Le principe utilisé a été de considérer un cycle limite dans le plan $x-y$, puis introduire des impulsions Gaussiennes dans la direction de l'axe des z . Notons que ces impulsions introduites représentent les ondes $PQRST$.

Le modèle trouvé nous a donné un signal ECG idéal, et pour aboutir à un signal ECG quasi réel, des modifications ont été introduites sur ce modèle (telles que l'ajout de la ligne de base et du bruit aléatoire).

Enfin, ce chapitre a été clôturé par une discrétisation du modèle obtenu, dans le but d'une future utilisation de ce modèle avec des algorithmes de types discrets (filtre de Kalman étendu).

Chapitre III

Identification floue pour systèmes et signaux

Chapitre III

Identification floue pour systèmes et signaux

III.1. Introduction

L'identification des procédés est une tâche fondamentale en engineering. Pour cette raison, plusieurs méthodes floues ont été proposées dans la littérature dans le but de déterminer des modèles adéquats [38][39]. Récemment, les modèles flous ont été utilisés pour prendre en charge les incertitudes des systèmes compliqués ou mal définis [40][41].

Le modèle flou type Takagi-Sugeno (TS) [42] dans lequel les sorties des règles sont des nombres ordinaires est basé sur l'idée que les conséquences des règles If-Then sont des fonctions linéaires des variables d'entrée [38]. Ce type de modèle sera utilisé dans ce chapitre et sera composé d'une partition floue Gaussienne pour l'entrée et d'une partition de singletons pour la sortie. La méthode présentée dans ce chapitre est celle proposée dans [43].

III.2. Modèles flous

Un modèle flou peut représenter ou modéliser n'importe quel système non linéaire inconnu, $y = f(\mathbf{x})$, en utilisant quelques données entrée/sortie $\mathbf{x}_k = [x_{1k}, x_{2k}, \dots, x_{nk}]^T$ et y_k . L'indice k désigne le nombre de l'échantillon et n la dimension du vecteur (nombre de régresseurs).

Dans un modèle flou, les règles ont la forme suivante :

$$R_i : \text{If } \mathbf{x} \text{ is } A_i(\mathbf{x}), \text{ Then } y_i = \bar{y}^i \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (\text{III.1})$$

avec \mathbf{x} le vecteur d'entrée de dimension $n \times 1$ et $y_i \in R$ la variable de sortie. $\bar{y}^i \in R$ est la valeur de sortie relative à la $i^{\text{ème}}$ règle. R_i désigne la $i^{\text{ème}}$ règle et M le nombre de règles dans la base de règles. A_i est la fonction d'appartenance multivariable de la prémisse de la $i^{\text{ème}}$ règle.

La prémisse " \mathbf{x} is $A_i(\mathbf{x})$ " peut être exprimée comme une combinaison logique dont la forme conjonctive est la suivante [38]:

$$R_i : \text{If } x_1 \text{ is } A_{i1}(x_1) \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } A_{in}(x_n) \text{ Then } \hat{y}_i = \bar{y}^i \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (\text{III.2})$$

Le degré d'activation d'une règle est calculé par le produit des appartenances des degrés individuels comme suit [43][44]:

$$\beta_i(\mathbf{x}) = \prod_{j=1}^n \mu_{A_{ij}}(\mathbf{x}) \quad (\text{III.3})$$

avec $\mu_{A_{ij}}(\mathbf{x})$ la fonction d'appartenance de l'ensemble flou multidimensionnel A_{ij} .

L'inférence et tous le système flou sont réduits à la formule fuzzy-mean defuzzification suivante [42][43][45]:

$$\hat{y} = \frac{\sum_{i=1}^M \bar{y}^i \beta_i(\mathbf{x})}{\sum_{i=1}^M \beta_i(\mathbf{x})} \quad (\text{III.4})$$

III.3. Méthode d'identification Proposée

Dans ce qui suit, nous allons présenter en détails la méthode d'identification que nous avons proposée, elle est constituée de trois étapes :

III.3.1. Etape 1

Dans cette étape, les données entrée/sortie (u_1, y_1) sont utilisées afin de déterminer un modèle primaire \hat{f}_p pour le procédé à identifier comme le montre la Fig.III.1(a), où f désigne la fonction inconnue à identifier, l'indice p désigne "primaire" et u_1 et y_1 sont l'entrée et la sortie du procédé, respectivement (ensemble d'apprentissage), \hat{y}_{p1} la sortie du modèle primaire et $e_1 = \hat{y}_{p1} - y_1$ est l'erreur de modélisation qui va exciter le mécanisme d'ajustement 1.

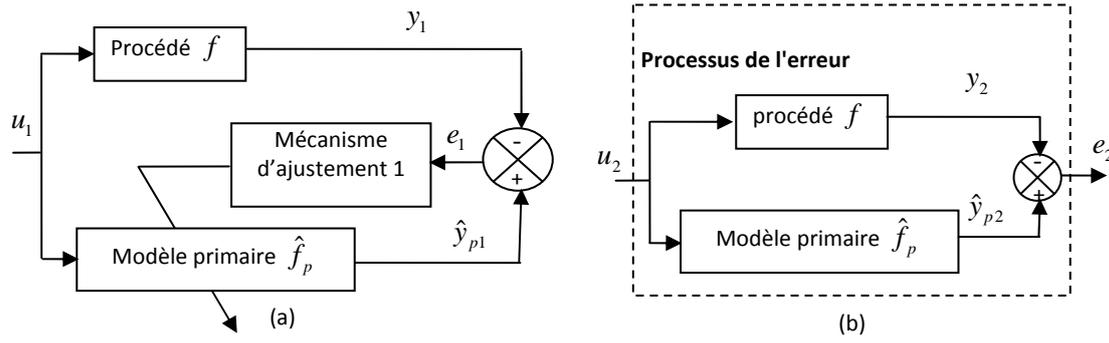


Figure III.1. (a) Identification du modèle primaire (b) Processus d'erreur

La conception de l'identificateur flou primaire consiste en une adaptation en temps réel de \hat{f}_p . Le mécanisme d'ajustement ajuste les paramètres du modèle flou \hat{f}_p de telle sorte que l'erreur e_1 entre la sortie du procédé y_1 et la sortie du modèle primaire \hat{y}_{p1} soit minimisée. Les paramètres du modèle \hat{f}_p à entraîner par le mécanisme d'ajustement 1 sont les centres Gaussiens des prémisses et les singletons des conséquences notés \bar{x}_j^i et \bar{y}^i , respectivement, où i désigne le nombre de la règle et j le nombre de régresseurs (dimension du vecteur de l'entrée). Le mécanisme d'ajustement 1 est basé sur la méthode de descente du gradient, ce qui nous mène à proposer d'ajuster les paramètres précités par l'algorithme de rétro-propagation suivant:

$$\bar{y}^i(k+1) = \bar{y}^i(k) - \alpha_1 \frac{\hat{y}_{p1} - y_1}{\sum_{i=1}^{M_1} \beta_i(x)} \beta_i(x) \quad (\text{III.5})$$

$$\bar{x}_j^i(k+1) = \bar{x}_j^i(k) - \alpha_1 \frac{\hat{y}_{p1} - y_1}{\sum_{i=1}^{M_1} \beta_i(x)} (\bar{y}^i - \hat{y}_{p1}) \beta_i(x) \frac{2(x_j - \bar{x}_j^i(k))}{\sigma_1^2} \quad (\text{III.6})$$

avec α_1 un pas constant, σ_1 une variance constante pour tous les Gaussiennes des prémisses et M_1 le nombre de règles floues relatif à l'identification du modèle primaire.

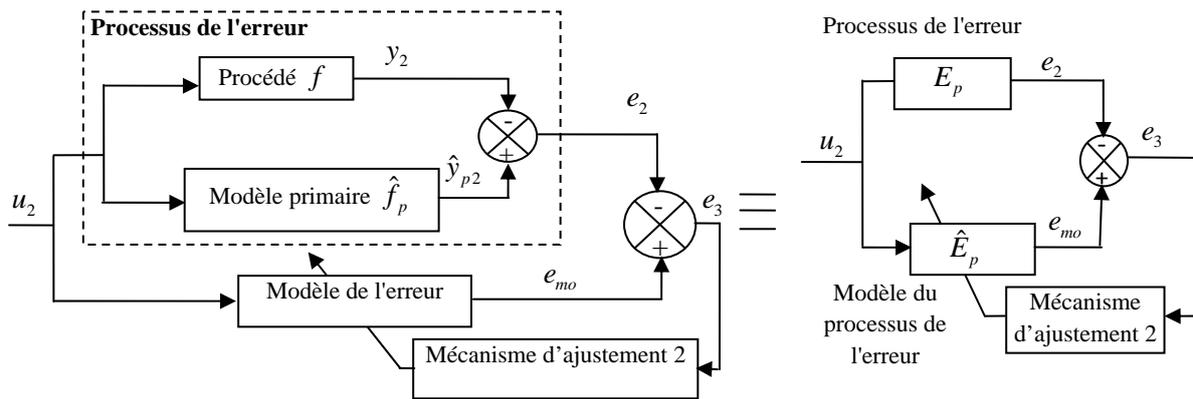


Figure III.2. Identification du processus d'erreur

III.3.2. Etape 2

Dans cette étape, et pour des raisons de généralisation, le modèle primaire est validé avec de nouvelles données d'entrée u_2 afin d'obtenir un signal d'erreur général e_2 qui sera ensuite considéré comme la sortie d'un processus d'erreur (voir Fig.III.1 (b)). Le processus d'erreur est défini par l'interconnexion parallèle entre le procédé et le modèle primaire comme le montre la figure III.1(b), où l'entrée est le nouveau signal u_2 et la sortie est le signal d'erreur e_2 donné par:

$$e_2 = \hat{y}_{p2} - y_2 \quad (\text{III.7})$$

avec y_2 et \hat{y}_{p2} sont la nouvelle sortie du procédé et la nouvelle sortie du modèle primaire, respectivement, correspondants à la nouvelle entrée u_2 . Le problème maintenant est de déterminer un modèle flou pour le processus d'erreur en utilisant les nouvelles données d'entrée/sortie d'entraînement (u_2, e_2) , c.-à-d., identifier le processus d'erreur. La figure III.2 montre la structure de l'algorithme proposé où E_p désigne la fonction inconnue à identifier (processus d'erreur), \hat{E}_p le modèle flou de E_p , e_{mo} la sortie du modèle flou du processus d'erreur et e_3 l'erreur de modélisation entre le processus d'erreur et le modèle du processus d'erreur excitant le mécanisme d'ajustement 2. Mathématiquement, le processus à identifier

sera maintenant donné par la non linéarité E_p , ce qui nous mène à réécrire (7) par $e_2 = \hat{y}_{p2} - y_2 = E_p(u_2)$, et alors le modèle flou peut être donné par $e_{mo} = \hat{E}_p(u_2)$.

Maintenant, nous supposons que nous avons M_2 règles floues décrivant la fonction non linéaire inconnue E_p du processus d'erreur comme suit:

$$R_i : \text{If } u_2 \text{ is } U_i(u_2) \text{ Then } e_{moi} = \bar{\varepsilon}^i \quad i = 1, 2, \dots, M_2 \quad (\text{III.8})$$

Le problème maintenant est d'entraîner (ajuster) les paramètres de \hat{E}_p tel que l'erreur e_3 soit minimisée. Les paramètres de \hat{E}_p à ajuster par le mécanisme d'ajustement 2 sont les centres des fonctions d'appartenances Gaussiennes des prémisses U_i et les singletons des conséquences $\bar{\mu}^i$ et $\bar{\varepsilon}^i$, respectivement. Pour ajuster $\bar{\varepsilon}^i$ et $\bar{\mu}^i$, le mécanisme d'ajustement 2 basé sur l'algorithme de rétro-propagation est utilisé comme suit:

$$\bar{\varepsilon}^i(k+1) = \bar{\varepsilon}^i(k) - \alpha_2 \frac{e_{mo} - e_2}{\sum_{i=1}^{M_2} \beta_i(u_2(k))} \beta_i(u_2(k)) \quad (\text{III.9})$$

$$\bar{\mu}^i(k+1) = \bar{\mu}^i(k) - \alpha_2 \frac{e_{mo} - e_2}{\sum_{i=1}^{M_2} \beta_i(u_2(k))} (\bar{\varepsilon}^i - e_{mo}) \beta_i(u_2(k)) \frac{2(u_2(k) - \bar{\mu}^i(k))}{\sigma_2^2} \quad (\text{III.10})$$

avec α_2 et σ_2 sont relatifs à l'identification du modèle d'erreur et $\beta_i(u_2(k)) = \prod_{j=1}^n \mu_{U_{ij}}(u_2(k))$.

III.3.3. Etape 3

Dans cette dernière étape, le modèle primaire \hat{f}_p et le modèle d'erreur \hat{E}_p sont interconnectés en une structure parallèle (voir Fig.III.3) afin d'obtenir le modèle final \hat{f}_F . Cette configuration nous permettra de compenser l'erreur de modélisation obtenue par le modèle primaire, ce qui a comme conséquence la minimisation de l'erreur de modélisation globale. Si nous désignons par \hat{y}_p la sortie du modèle primaire, et par e_{mo} la sortie du modèle d'erreur, alors la sortie \hat{y} du modèle final peut être donné par:

$$\hat{y} = \hat{y}_p - e_{mo} \quad (\text{III.11})$$

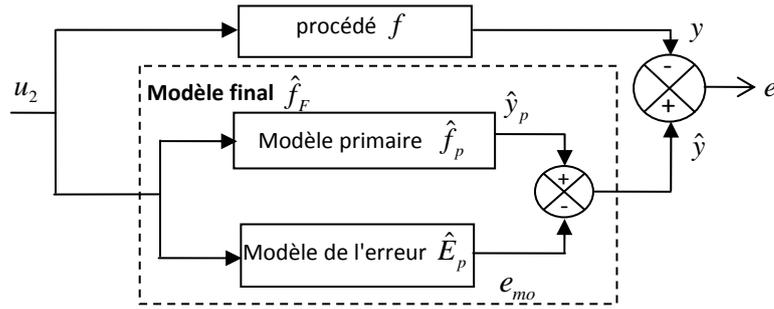


Figure III.3. Validation du modèle proposé

III.4. Résultats de simulation

Notre méthode va être appliquée aux systèmes dynamiques non linéaires ainsi qu'aux signaux biomédicaux et spécialement le signal électrocardiogramme ECG. Dans cette section, les résultats de simulations vont être présentés et discutés.

III.4.1. Identification des systèmes

Le procédé à identifier est gouverné par les équations aux différences (12) et (13), où $f(\cdot)$ représente la fonction inconnue à identifier :

$$y(k+1) = f[y(k), y(k-1)] + u(k) \quad (\text{III.12})$$

$$f[y(k), y(k-1)] = \frac{y(k)y(k-1)[y(k) + 2.5]}{1 + y^2(k) + y^2(k-1)} \quad (\text{III.13})$$

La méthode proposée est simulée avec $M_1 = M_2 = 40$, ce qui veut dire que l'identificateur sera composé de 80 règles (40 règles pour le modèle primaire et 40 règles pour le modèle du processus d'erreur), ce qui nous donne $40 \times 3 + 40 \times 2 = 200$ paramètres ajustables.

Le modèle primaire \hat{f}_p est identifié en suivant la structure des règles suivante :

$$R_i : \text{If } y(k) \text{ is } Y_i(y_k) \text{ and } y(k-1) \text{ is } Y_i(y_{k-1}), \text{ Then } \hat{f}_{pi} = \bar{f}^i \quad i = 1, 2, \dots, M_1 \quad (\text{III.14})$$

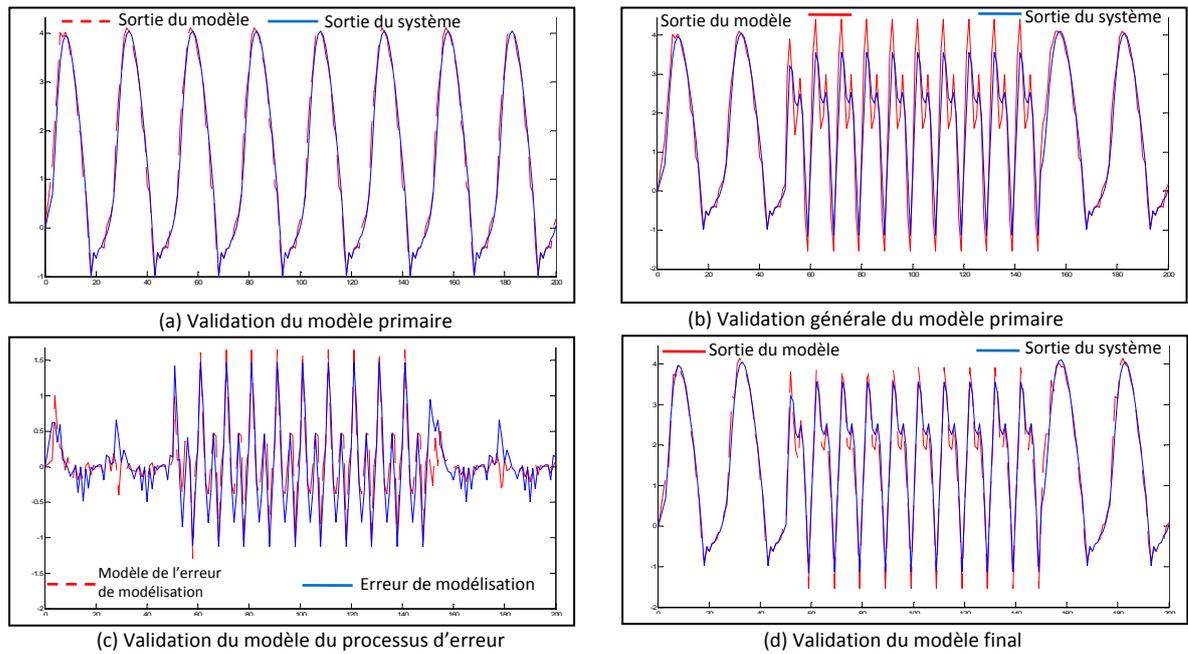


Figure III.4. Exemple d'identification du système dynamique

et le mécanisme d'ajustement 1 donné par les équations 5 et 6 dans lesquelles on pose $\alpha_1 = 0.5$ et $\sigma_1 = 0.1$. Dans (15), $y(k)$ et $y(k-1)$ sont les entrées, $Y_i(y_k)$ et $Y_i(y_{k-1})$ sont les fonctions d'appartenance des prémisses, et finalement, \bar{f}^i sont les singletons ajustables des conséquences.

Dans la Figure III.4(a) et (b), nous donnons les résultats de la première étape, où dans la Figure III.4(a) on montre les sorties du procédé (courbe continue bleu) et du modèle identifié (courbe discontinue rouge) basé sur le modèle primaire \hat{f}_p pour une entrée $u = u_1(k) = \sin(2\pi k / 25)$. La figure III.4(b) montre une validation générale du modèle obtenu pour de nouvelles données d'entrée $u = u_2(k) = \sin(2\pi k / 25)$ pour $1 \leq k \leq 50$ et $150 \leq k \leq 200$, et $u = u_2(k) = 0.5 \sin(2\pi k / 10) + 0.5 \sin(2\pi k / 5)$ pour $50 \leq k \leq 150$ (voir Figure III.1(b)).

Dans la deuxième étape, nous construisons un modèle pour l'erreur de modélisation E_p du modèle primaire. Le processus d'erreur E_p est identifié en suivant les règles données dans l'équation 8 et le mécanisme d'ajustement 2 donné par les équations 9 et 10 dans lesquelles on

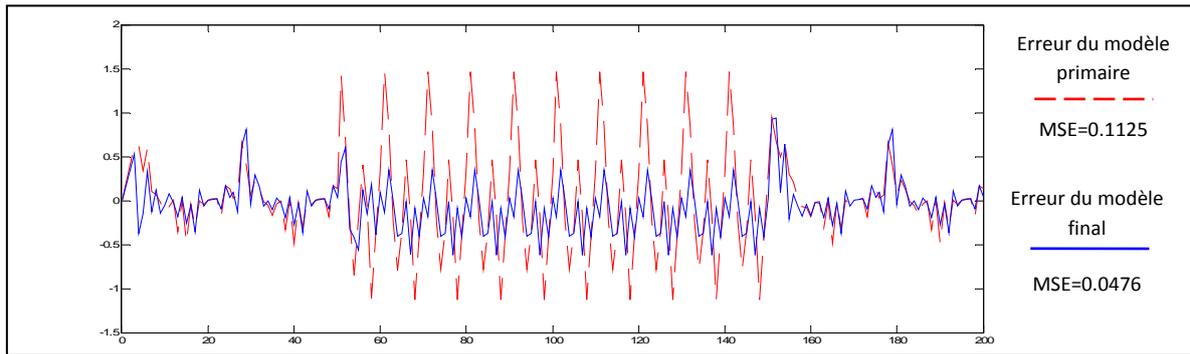


Figure III.5. Comparaison entre le modèle primaire et le modèle final

pose $M_2 = 40$, $\alpha_2 = 0.8$ et $\sigma_2 = 0.1$. Dans la figure III.4(c), nous présentons le résultat d'identification du processus d'erreur.

Finalement, le modèle final \hat{f}_F , le modèle primaire \hat{f}_p et le modèle d'erreur \hat{E}_p sont interconnectés en une structure parallèle comme le montre la figure III.3. Les résultats de simulation sont donnés dans la figure III.4 (d), où nous voyons clairement que le modèle final est beaucoup mieux que le modèle primaire. Nous confirmons ce résultat par les valeurs de l'MSE (voir chapitre IV) et une comparaison visuelle donnée dans la figure III.5, où nous présentons une superposition des courbes d'erreurs avec leur MSE respectifs.

III.4.2. Identification des signaux

Notre approche sera maintenant appliquée pour obtenir un modèle flou d'un signal électrocardiogramme (ECG). Le signal ECG est pris de la base de données PhysioNet [46](voir chapitre IV), Normal ou Abnormal sinus rythme. La fréquence d'échantillonnage de la base de données est soit 128 Hz ou 360Hz. Nous proposons de modéliser le signal ECG par l'équation aux différences d'ordre trois suivante :

$$\hat{y}(k+1) = E\hat{C}G[y(k), y(k-1), y(k-2)] \quad (\text{III.15})$$

avec $E\hat{C}G$ le modèle proposé pour le signal ECG.

Le modèle primaire $E\hat{C}G_p$ sera identifié suivant les règles :

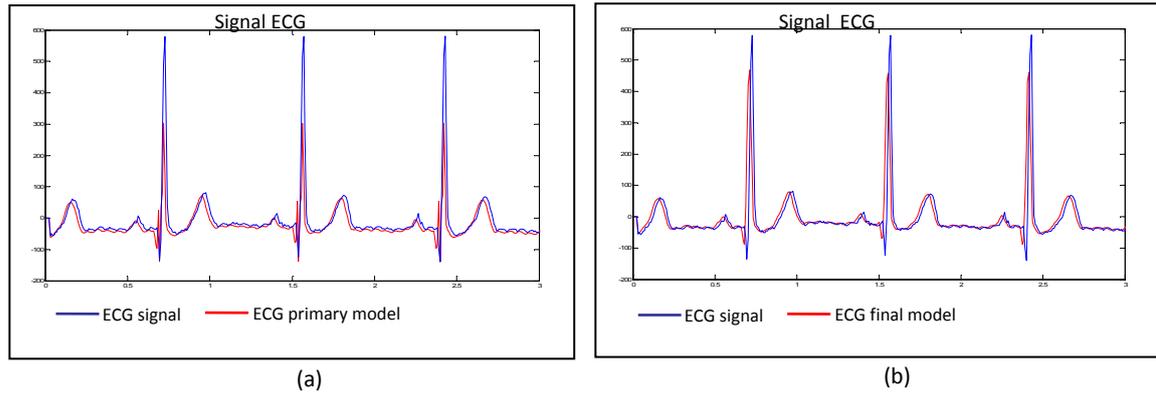


Figure III.6. (a) Validation du modèle primaire pour le signal ECG (b) Validation du dernier modèle pour signal ECG

$$R_i : \text{If } y(k) \text{ is } Y(y_k) \text{ and } y(k-1) \text{ is } Y(y_{k-1}) \text{ and } y(k-2) \text{ is } Y(y_{k-2}) \text{ Then } \widehat{ECG}_{pi} = \overline{ECG}^i \quad i = 1, 2, \dots, M_1 \quad (\text{III.16})$$

Dans la figure III.6(a) nous représentons le signal ECG avec son modèle estimé utilisant la première étape de notre approche avec $M_1 = 300$ règles (600 paramètres ajustables), $\sigma_1 = 50$ et $\alpha_1 = 10^{-4}$. Dans l'étape deux, un modèle pour l'erreur de modélisation obtenue dans l'étape un (Figure III. 7) est calculé en utilisant $M_2 = 300$ règles (1200 paramètres ajustables), $\sigma_2 = 50$ et $\alpha_2 = 1$ sur un intervalle de temps de 12 secondes afin de donner plus de temps à la procédure de l'apprentissage. Dans la figure III.6(b) nous présentons les résultats du modèle final et dans la figure III.7 l'erreur obtenue avec le modèle primaire et celle obtenue avec le modèle final. Aussi, pour les signaux hautement non linéaires et variant dans le temps, nous confirmons la supériorité du modèle final par rapport au modèle primaire obtenu par une procédure d'identification ordinaire.

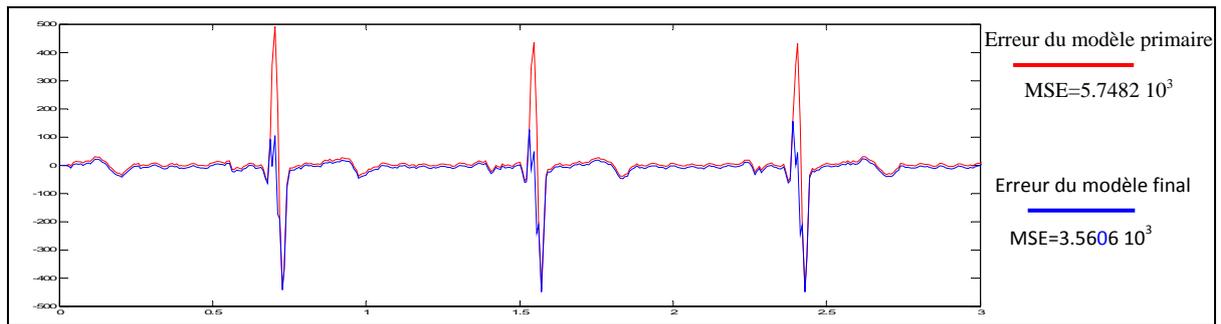


Figure III.7. Comparaison entre le modèle primaire et le modèle final pour le signal ECG

III.5. Conclusion

Dans ce chapitre un nouvel algorithme d'identification pour les systèmes dynamiques non linéaires et pour les signaux biomédicaux a été proposé. Cette méthode basée sur la logique floue peut être aussi réalisée en utilisant d'autres techniques telles que les réseaux neurones artificiels. Cette technique nous permet de généraliser la notion d'identification ordinaire en ajoutant un nouveau module dans le processus de l'identification qui identifiera le modèle de l'erreur. Le modèle de l'erreur a été utilisé pour aider le modèle identifié afin de corriger sa sortie pour être plus précis. Les résultats de simulation révèlent que la méthode suggérée peut être très efficace dans les deux cas, systèmes et signaux.

Chapitre IV

Débruitage du signal électrocardiogramme ECG par le filtre de Kalman étendu

Chapitre IV

Débruitage du signal électrocardiogramme ECG par le filtre de Kalman étendu

IV.1. Introduction

Généralement les signaux électrocardiogrammes ECG sont contaminés par des bruits. Ces bruits peuvent être de natures internes ou externes et sont créés durant la phase d'enregistrement (mouvement du patient, mouvement de fils des cathodes, EMG,...) ou de transmission ce qui rend très indispensable l'extraction de signaux ECG de très grande résolution à partir d'ECG bruités. Ce point représente l'un des grands problèmes qu'on peut rencontrer dans le domaine du traitement des signaux biomédicaux.

Durant ces dernières années, plusieurs chercheurs ont étudiés le problème de débruitage de l'ECG en proposant différentes stratégies et approches. Dans [47], les auteurs ont proposés une méthode permettant de supprimer les erreurs de mesure par une projection géométrique locale (filtrage non linéaire). L'analyse par la composante principale a été aussi utilisée pour ce contexte dans [48]. Dans [49], les réseaux de neurones artificiels ont été utilisés afin d'aboutir à des modèles de signaux et de bruits et de permettre ensuite l'élimination du bruit de l'ECG. La théorie des ondelettes a été la plus utilisée pour le débruitage des signaux, et dans [48][50][51] les auteurs ont proposés des algorithmes de débruitage basés sur le contenu fréquentiel des signaux ECG.

Dans ce chapitre nous allons proposer une approche utilisant le filtre de Kalman étendu ainsi que d'autres techniques du traitement du signal pour le débruitage des signaux ECG.

IV.2. Filtre de Kalman étendu

Le filtre de Kalman (FK) [38][52][53] est l'un des plus importants développements dans la théorie de l'estimation linéaire, et il est d'une grande importance pratique. Le filtre de Kalman est un estimateur d'état (ou de paramètres) optimal pour les systèmes linéaires et stochastiques lorsque les mesures sont noyées dans des bruits aléatoires [43]. Le filtre de Kalman peut être utilisé dans les situations où nous voulons lisser, estimer ou prédire les états d'un certain système dynamique et linéaire [54]. L'une des plus importantes applications du filtre de Kalman est son utilisation avec les systèmes non linéaires, et avec cette extension le filtre de Kalman devient ce qu'on appelle Filtre de Kalman Étendu (FKE) [55][56][57].

Considérons un système dynamique, non linéaire et discret dans le temps avec un vecteur d'état x_k et un vecteur d'observation (mesure) z_k . Un modèle dynamique pour ce système peut évoluer dans le temps suivant une non linéarité d'une équation de transition comme suit :

$$x_{k+1} = f(x_k, w_k) \quad (IV.1)$$

où x_k est l'état du système à l'instant discret k , $f(.,.)$ la dynamique du système et w_k est le bruit d'état (blanc, Gaussien et additif), tous avec la dimension $n \times 1$. On suppose aussi que nous avons des mesures bruitées z_k reliées à x_k par:

$$z_k = g(x_k, v_k) \quad (IV.2)$$

où $g(.,.)$ désigne la relation entre le vecteur d'état et l'observation, et v_k est un bruit blanc Gaussien de mesure relatif à l'instrument de mesure utilisé. Notant que $g(.,.)$ et v_k sont de dimensions unitaires (scalaires) dans notre cas. Les vecteurs bruits w_k et v_k sont supposés être Gaussiens et non corrélés l'un avec l'autre avec des valeurs moyennes nulles et matrices de covariances $Q = E[w_k w_k^T]$ et $R = E[v_k v_k^T]$, respectivement [58].

L'état du système est supposé être inconnu, et c'est pour cette raison que le filtre de Kalman étendu va être utilisé dans le but de trouver le meilleur estimé \hat{x}_k de l'état x_k . Pour l'obtention des équations de l'algorithme du filtre de Kalman étendu, les équations (1) et (2) sont développées en séries de Taylor comme suit [59]:

- au voisinage du vecteur d'état estimé connu \hat{x}_k et au voisinage de l'estimé du vecteur bruit d'état \hat{w}_k pour l'équation (1)
- au voisinage du vecteur d'état estimé connu \hat{x}_k et au voisinage de l'estimé du vecteur bruit de mesure \hat{v}_k pour l'équation (2)

alors :

$$f(x_k, w_k) = f(\hat{x}_k, \hat{w}_k) + A_k(x_k - \hat{x}_k) + W_k(w_k - \hat{w}_k) + \dots \quad (IV.3)$$

$$g(x_k, v_k) = g(\hat{x}_k, \hat{v}_k) + C_k(x_k - \hat{x}_k) + V_k(v_k - \hat{v}_k) + \dots \quad (IV.4)$$

avec

$A_k = \left. \frac{\partial f}{\partial x_k} \right|_{x_k = \hat{x}_k}$, $W_k = \left. \frac{\partial f}{\partial w_k} \right|_{w_k = \hat{w}_k}$ les matrices Jacobiennes du vecteur non linéaire f aux points

\hat{x}_k et \hat{w}_k , respectivement, et $C_k = \left. \frac{\partial g}{\partial x_k} \right|_{x_k = \hat{x}_k}$, $V_k = \left. \frac{\partial g}{\partial v_k} \right|_{v_k = \hat{v}_k}$ les matrices Jacobiennes du vecteur

non linéaire g aux points \hat{x}_k et \hat{v}_k , respectivement.

Supposons maintenant que les termes d'ordres supérieurs dans les équations (3) et (4) sont de très faibles valeurs, ce qui nous permet de les négliger, alors des modèles approximatifs linéaires seront obtenus comme suit [60]:

$$x_{k+1} = f(\hat{x}_k, 0) + A_k(x_k - \hat{x}_k) + W_k w_k \quad (\text{IV.5})$$

$$z_k = g(\hat{x}_k, 0) + C_k(x_k - \hat{x}_k) + V_k v_k \quad (\text{IV.6})$$

Notons que les estimés des bruits \hat{w}_k et \hat{v}_k sont remplacés par des zéros dans les équations (3) et (4) respectivement, à cause de leurs natures centrées. Par conséquent, au voisinage de l'estimé \hat{x}_k , la dynamique linéaire correspondante sera donnée par les matrices Jacobiennes, par conséquent, l'ensemble des équations du filtre de Kalman étendu sera donnée par:

Equations de prédiction

$$\hat{x}_{k/k-1} = f(\hat{x}_{k-1/k-1}, 0) \quad (\text{IV.7})$$

$$P_{k/k-1} = A_k P_{k-1/k-1} A_k^T + W_k Q W_k^T \quad (\text{IV.8})$$

Equations de correction

$$K_k = P_{k/k-1} C_k^T (C_k P_{k/k-1} C_k^T + V_k R V_k^T)^{-1} \quad (\text{IV.9})$$

$$\hat{x}_{k/k} = \hat{x}_{k/k-1} + K_k (y_k - g(\hat{x}_{k/k-1}, 0)) \quad (\text{IV.10})$$

$$P_{k/k} = P_{k/k-1} - K_k C_k^T P_{k/k-1} \quad (\text{IV.11})$$

avec $P_{k/k-1} = E[(x_k - \hat{x}_{k/k-1})(x_k - \hat{x}_{k/k-1})^T]$ l'estimation de la matrice de covariance de l'erreur a priori et $P_{k/k} = E[(x_k - \hat{x}_{k/k})(x_k - \hat{x}_{k/k})^T]$ l'estimation de la matrice de covariance de l'erreur a posteriori, et K_k le gain de Kalman.

$$W_k = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (\text{IV.15})$$

Notant que l'équation de mesure donnée dans (II.29) est linéaire, alors:

$$C_k = [0 \quad 0 \quad 1] \quad (\text{IV.16})$$

$$V_k = 1 \quad (\text{IV.17})$$

IV.4. Optimisation par la méthode des essais de particules

L'optimisation par essaims de particules (PSO: Particle Swarm Optimization) est une technique de calcul évolutionnaire inspirée du comportement social des groupes tels que les regroupements des oiseaux, des poissons et des insectes [61][62][63][64]; car un ensemble d'individus (groupe) peut plus efficacement achever un objectif qu'un individu seul à cause de l'échange d'informations entre les éléments [65][66](chaque individu possède une information, donc le groupe possède un ensemble d'informations). L'algorithme PSO a été introduit pour la première fois en 1995 par Eberhart and Kennedy [61][67][68] comme une alternative aux approches de recherche basées sur les populations (les algorithmes génétiques par exemple) dans le but de résoudre des problèmes d'optimisation.

Dans cet algorithme les éléments de la population sont appelés PARTICULES, et chaque particule (un oiseau ou un poisson) est un candidat pour la solution. Chaque particule sera considérée comme un point en mouvement avec une certaine vitesse dans un espace de recherche de dimension N. La vitesse de chaque particule est constamment ajustée en suivant sa propre expérience et l'expérience des ses compagnons en espérant de se rapprocher vers une meilleur zone de solutions [69][70][71].

Dans un PSO, chaque état d'un particule représente une position et une vitesse, et sont initialisées aléatoirement par la génération d'une population. Notons que chaque particule peut être décrite par trois caractéristiques:

\mathbf{X}_k^i : vecteur position de la $i^{\text{ème}}$ particule à l'instant k

\mathbf{V}_k^i : vecteur vitesse de la $i^{\text{ème}}$ particule à l'instant k , représentant la direction de recherche et il est utilisé pour la mise à jour du vecteur position.

$f(\mathbf{X}_k^i)$: fonction objectif, elle détermine la meilleure position pour chaque particule à chaque instant.

Mathématiquement, les vitesses des particules sont mises à jour par l'équation :

$$\mathbf{V}_{k+1}^i = w\mathbf{V}_k^i + c_1 \text{rand}(\mathbf{p}^i - \mathbf{X}_k^i) + c_2 \text{rand}(\mathbf{p}_k^g - \mathbf{X}_k^i) \quad (\text{IV.18})$$

avec \mathbf{V}_{k+1}^i est la nouvelle vitesse, w un facteur d'inertie, c_1 une constante positive (représentant la confiance en soi), c_2 une constante positive (représentant la confiance au groupe), le symbole g représente l'indice de la meilleure particule dans la population (la meilleure de tous les meilleurs), \mathbf{p}^i représente la meilleure position de la $i^{\text{ème}}$ particule, \mathbf{p}_k^g représente la position de la meilleure particule (la meilleure position dans la population) à l'instant k (alors, \mathbf{p}^g sera la dernière meilleure position ou position globale), rand est un nombre aléatoire uniformément réparti sur $[0, 1]$.

Les positions relatives aux particules sont alors mises à jour en utilisant (18) comme suit

$$\mathbf{X}_{k+1}^i = \mathbf{X}_k^i + \mathbf{V}_{k+1}^i \quad (\text{IV.19})$$

Le principe du PSO se résume en : à chaque instant de temps, ajuster la vitesse et la position de chaque particule vers leurs positions \mathbf{p}^i et \mathbf{p}^g en appliquant les équations (18) et (19) jusqu'à ce qu'un maximum de changement dans la fonction objectif soit inférieur à une certaine tolérance ε , ce qui nous donne le critère d'arrêt suivant

$$\left| f(\mathbf{p}_{k+1}^g) - f(\mathbf{p}_k^g) \right| \leq \varepsilon \quad (\text{IV.20})$$

IV.5. Ondelettes

L'analyse de Fourier est un outil très utile dans le domaine du traitement du signal à cause de l'importance du contenu fréquentiel des signaux. L'inconvénient principal de l'analyse de Fourier est la perte des informations temporelles [72][73][74], car en voyant un spectre d'un signal, il nous est impossible de dire quand un événement donné s'est produit. Aussi pour les signaux non stationnaires, l'analyse de Fourier est incapable de les détecter. Pour palier à ces problèmes, la théorie des ondelettes a été introduite [75][76][77][78]. Selon cette théorie, un signal peut être analysé et représenté comme une combinaison linéaire de coefficients

ondelettes avec une onde mère. La transformée en ondelettes continue (CWT en anglais : Continuous wavelet Transform) a été définie par Daubechies en 1992 par [79][80]:

$$Wx(a,b) = X(a,b) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)\psi_{a,b}(t)dt \quad (\text{IV.21})$$

avec a et b facteurs d'échelle et de translation, respectivement. Plusieurs versions de fonctions ondelettes $\psi_{a,b}(t)$ peuvent être obtenues à partir de la fonction ondelette mère $\psi(t)$:

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}}\psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (\text{IV.22})$$

avec a et b des réels ($a \neq 0$). Les grandes valeurs du facteur a élargissent l'onde mère ce qui permet l'analyse des composantes basses fréquences du signal, tandis que les faibles valeurs de a contractent l'onde mère ce qui permet l'analyse des composantes hautes fréquences du signal.

IV.5.1. Transformée en ondelette discrète DWT "Décomposition"

Dans la littérature des ondelettes, on parle souvent d'approximations et de détails [81][82]. L'approximation représente les composantes basses fréquences du signal tandis que les détails représentent les composantes de hautes fréquences. Selon cette transformée, un signal $x(t)$ peut être décomposé en plusieurs composantes de faibles résolutions [83][84][85] (composantes d'approximations et composantes de détails) comme le montre les figures IV.1 et 2 pour une décomposition à trois niveaux où f_e représente la fréquence d'échantillonnage, cA les coefficients d'approximation et cD les coefficients de détails.

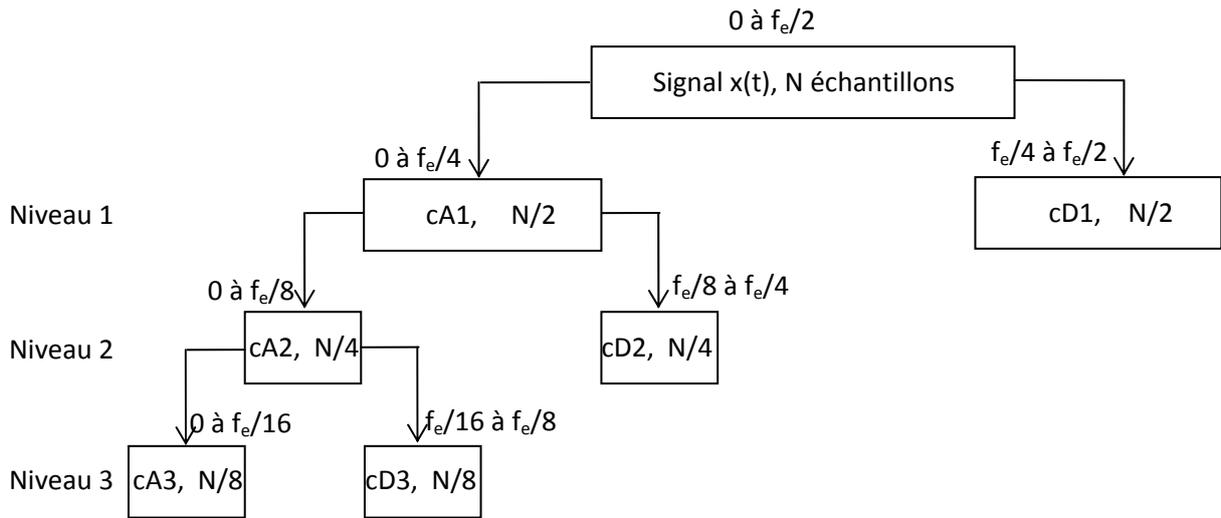


Figure IV.1. Décomposition : Transformée en ondelette discrète

Le nombre de décompositions est appelé nombre de niveaux, son choix dépend de la nature du signal considéré et du problème à résoudre.

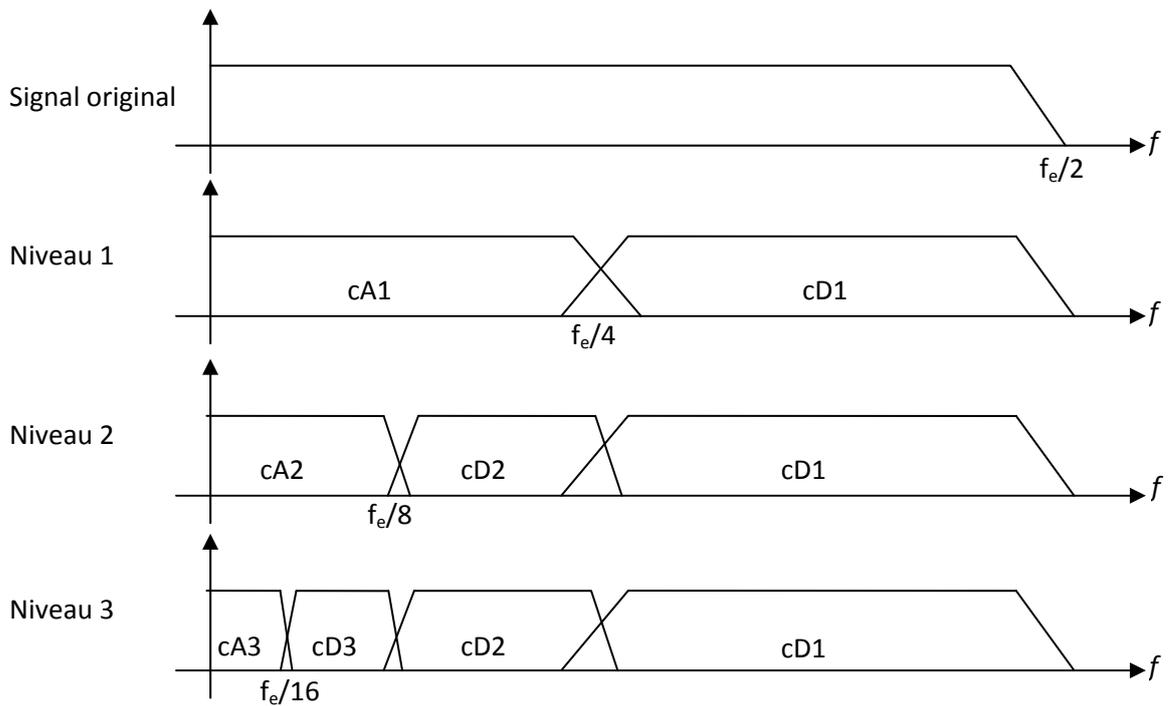


Figure IV.2. Vue dans le domaine fréquentiel de la décomposition en ondelette discrète

IV.5.1. Transformée en ondelette discrète inverse "Reconstruction"

Après avoir effectué certains traitements sur les composantes d'ondelettes (approximations ou détails ou tous les deux ensembles) obtenu par la DWT, le signal résultant $x'(t)$ sera obtenu par la transformée en ondelette discrète inverse représentée dans la figure IV.3, cette opération s'appelle "Reconstruction".

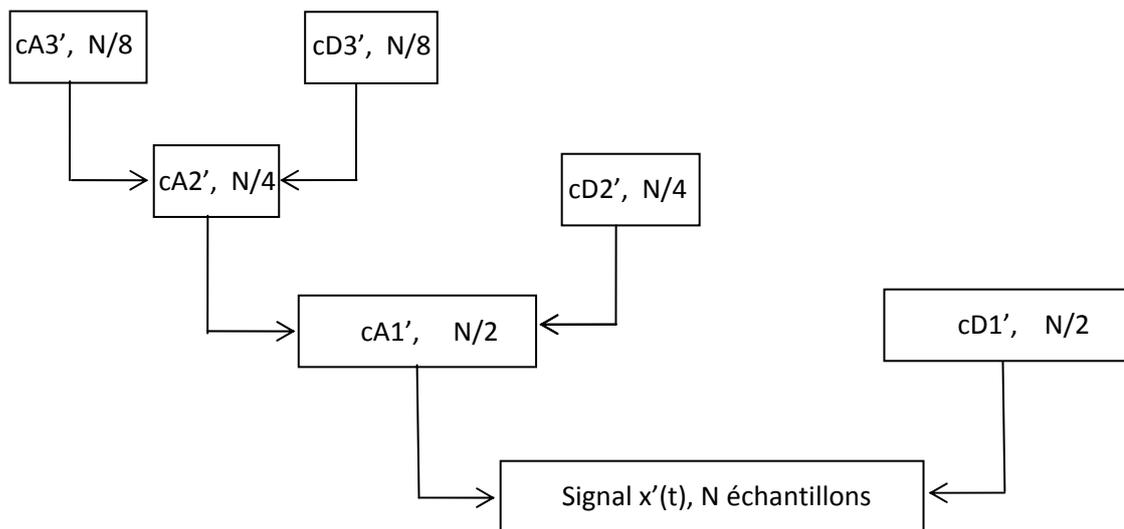


Figure IV.3. Reconstruction : Transformée en ondelette discrète

IV.6. Expérimentation

IV.6.1. Evaluation de performances

Pour étudier les performances et l'efficacité de la méthode proposée, nous allons effectuer quelques expérimentations en utilisant la base de données d'MIT-BIH [46] contenant des enregistrements de signaux ECG pour des candidats sains (ECG normaux) et des candidats malades (ECG anormaux). Les signaux ECG anormaux peuvent être trouvés dans le répertoire MIT-BIH Arrhythmia Database [46]. Ces signaux sont discrétisés avec une fréquence d'échantillonnage de 360 échantillons par seconde par canal avec une résolution de 11-bits sur un intervalle de 10 mV. Puisque dans notre expérimentation les signaux ECG pris de cette base sont considérés comme signaux non bruités, des bruits blancs Gaussiens de différentes variances sont ajoutés à ces signaux dans le but de générer des signaux ECG bruités avec différentes valeurs d'SNR d'entrée. Pour l'évaluation de notre algorithme de débruitage, l'SNR de sortie sera considéré.

Si $x_c(t)$ désigne le signal non bruité, le signal bruité $x_n(t)$ sera définie comme suit

$$x_n(t) = x_c(t) + n(t) \quad (IV.23)$$

avec $n(t)$ la réalisation du bruit aléatoire. Notre but dans ce chapitre est de proposer un algorithme permettant de traiter le signal $x_n(t)$ afin d'obtenir une version $\hat{x}(t)$ appelée signal débruité.

L'SNR d'entrée, qui nous donne le taux de bruit dans un signal bruité $x_n(t)$ est défini par [37]

$$SNR_{input} [dB] = 10 \log \frac{\sum_{i=1}^N x_c^2(i)}{\sum_{i=1}^N [x_n(i) - x_c(i)]^2} = 10 \log \frac{\sum_{i=1}^N x_c^2(i)}{\sum_{i=1}^N n^2(i)} \quad (IV.24)$$

où N représente le nombre des échantillons considérés. L'SNR de sortie donne une évaluation quantitative du bruit dans le signal débruité et il est défini par [37]

$$SNR_{output} [dB] = 10 \log \frac{\sum_{i=1}^N x_c^2(i)}{\sum_{i=1}^N [\hat{x}(i) - x_c(i)]^2} \quad (IV.25)$$

On trouve aussi dans la littérature une autre évaluation quantitative appelée SNR d'amélioration et elle est définie par [29]

$$SNR_{imp} [dB] = SNR_{output} - SNR_{input} = 10 \log \frac{\sum_{i=1}^N [x_n(i) - x_c(i)]^2}{\sum_{i=1}^N [\hat{x}(i) - x_c(i)]^2} \quad (IV.26)$$

La moyenne des carrés des erreurs appelée MSE, et un autre critère de performances, il est défini par [31]

$$MSE = \frac{\sum_i (x_c(i) - \hat{x}(i))^2}{N} \quad (IV.27)$$

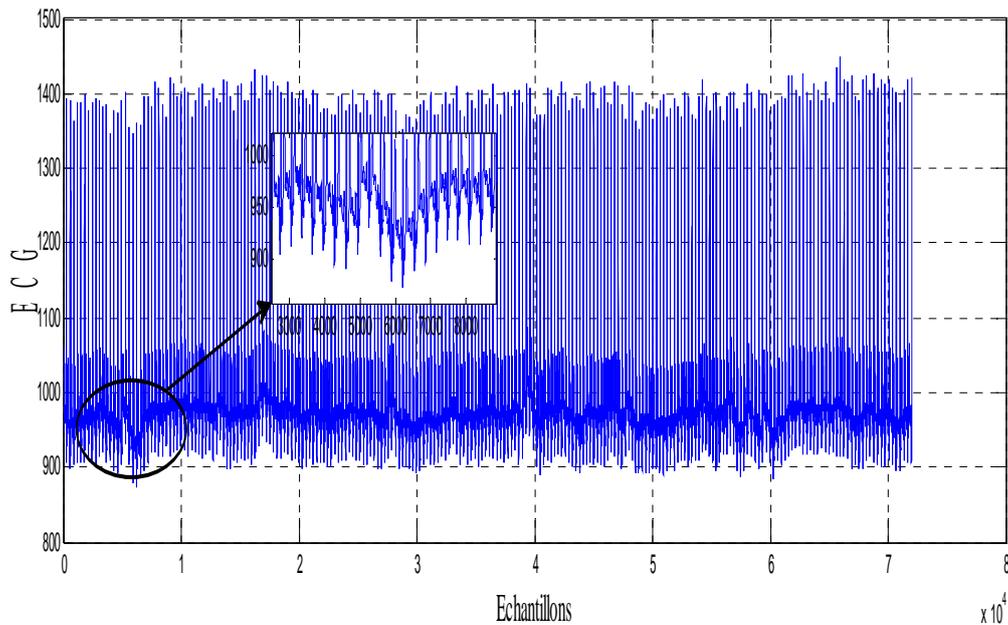


Figure IV.4. Signal ECG 103.dat d' MIT-BIH montrant la déformation de la ligne de base

IV.6.2. Débruitage du signal ECG synthétique

Un signal ECG est généralement perturbé par deux types de bruits : Bruits de hautes fréquences et bruits de basses fréquences. Le bruit de basse fréquence agit principalement sur la ligne de base, où nous constatons sa déformation (sa déviation par rapport à l'horizontale) comme le montre la figure 4. Dans ce qui suit, le débruitage du signal ECG va être effectué en deux étapes : dans la première étape on élimine la déviation de la ligne de base [86][87](débruitage à basse fréquence) en utilisant l'approche des ondelettes, tandis que dans la deuxième étape on élimine les bruits d' hautes fréquences par le biais du filtre de Kalman étendu.

IV.6.2.1. Suppression de la déformation (déviation) de la ligne de base

Dans cette section la suppression de la déformation de la ligne de base en utilisant les ondelettes sera présentée [88][89]. Soit le signal ECG synthétique dont les paramètres sont donnés dans le tableau IV.1 et possédant une fréquence de 1 Hz représenté dans la figure IV.5(a) avec une fréquence d'échantillonnage de $360\text{ échantillons/seconde}$ et bruité par un bruit Gaussien blanc d' $SNR=10\text{ dB}$. Puisque la suppression de la déformation de la ligne de base est une opération de filtrage basse fréquence, alors soit le signal basse fréquence $z_0(t) = 100\sin(2\pi 0.1t) + 100\cos(2\pi 0.05t)$ représentant cette déformation et qui est constitué

par deux faibles fréquences $f_1 = 0.1 Hz$ et $f_2 = 0.05 Hz$ (voir figure IV.5(b)). La somme du signal ECG synthétique avec la déformation z_0 constitue le signal ECG avec ligne de base déformée (voir figure IV.5(c)). Selon la décomposition en ondelettes discrète (DWT, voir figure IV.1), le niveau de décomposition choisi doit aboutir à l'isolation de la bande fréquentielle contenant les fréquences f_1 et f_2 . Si on note par f_c la fréquence de coupure de cette bande, et par ND le niveau de décomposition en DWT, alors le choix de ND doit être fait selon $f_c = \frac{f_e}{2^{ND+1}}$. Dans notre exemple $f_1 > f_2$, alors f_c doit être juste supérieur ou égale à f_1 ce qui nous donne $ND = 10$. En décomposant le signal ECG avec ligne de base déformée en DWT, et en annulant les coefficients d'approximation de niveau $ND = 10$, puis en reconstruisant le signal, alors le signal obtenu sera sans déformation de ligne de base comme le montre la figure IV.5(d). La figure IV.5(e) montre l'estimation par DWT de la déformation de la ligne de base supprimée.

Tableau IV.1 : paramètres du modèle ECG					
Indice (i)	P	Q	R	S	T
θ_i (radians)	$-\pi/3$	$-\pi/12$	0	$\pi/12$	$\pi/2$
a_i	20	-50	450	-75	75
b_i	0.25	0.1	0.1	0.1	0.4

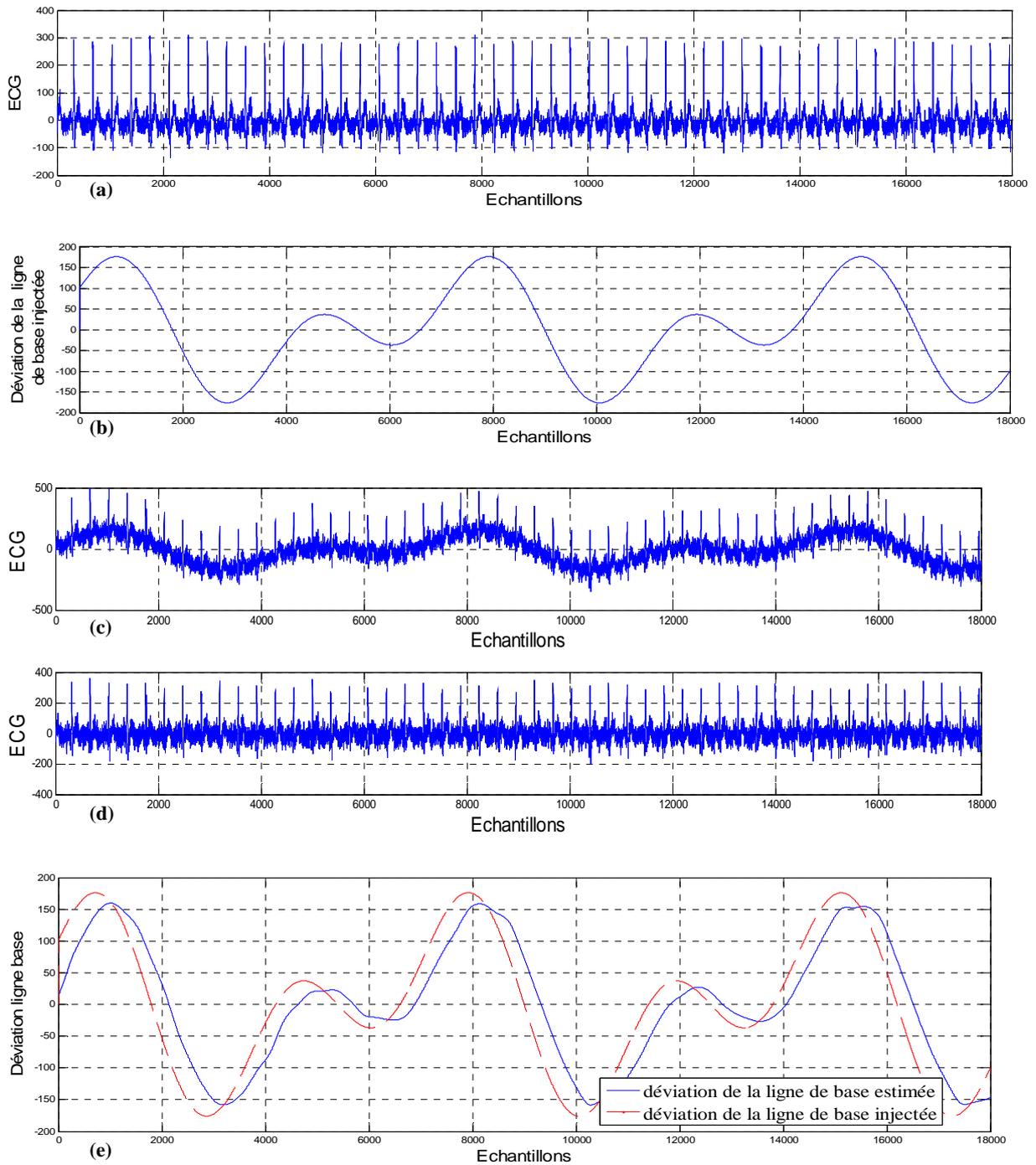


Figure IV.5. Elimination d'une ligne de base artificielle

IV.6.2.2. Débruitage et optimisation des paramètres du FKE

Dans ce qui suit le débruitage par le filtre de Kalman étendu (FKE) d'un ECG synthétique sera présenté. Les paramètres Q et R du FKE seront d'abord optimisés en temps différé (offline) puis seront injecté au FKE pour le filtrage de l'ECG. L'optimisation de Q et R sera réalisée par la méthode des PSO suivant le schéma bloque de la figure IV.6

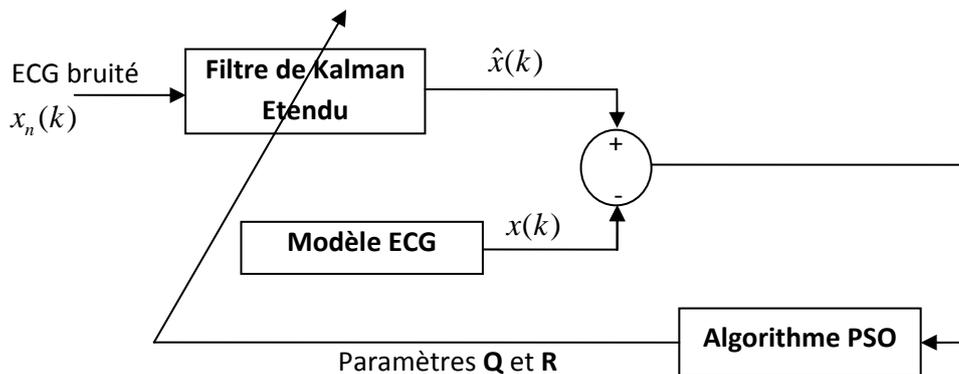


Figure IV.6. Optimisation par PSO des paramètres du FKE

Le critère à minimiser (fonction objectif) utilisé par le PSO est l'MSE défini entre le modèle de l'ECG et l'estimation obtenue par le filtre de Kalman étendu en temps différé comme le montre la figure IV.6. Puisque nous avons deux paramètres à optimiser (Q et R), alors la dimension du vecteur considéré par le PSO est deux. Nous avons pris une population de 10 particules et un nombre d'itérations égal à 100. Après exécution de l'algorithme PSO, les valeurs suivantes de Q et R sont obtenues : $Q=0.60$ et $R=13.93$. Nous présentons sur la figure IV.7 l'évolution de la fonction objectif en fonction des itérations, où nous remarquons l'allure décroissante de cette dernière montrant ainsi l'optimalité des valeurs trouvées de Q et R .

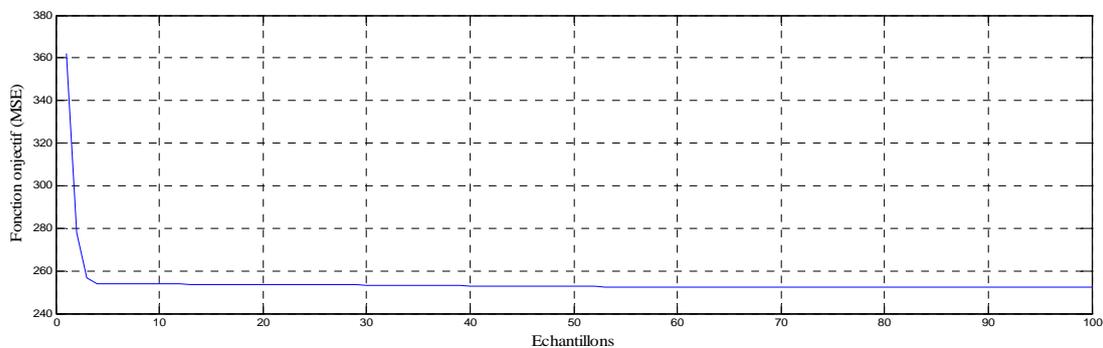


Figure IV.7. Evolution de la fonction objectif

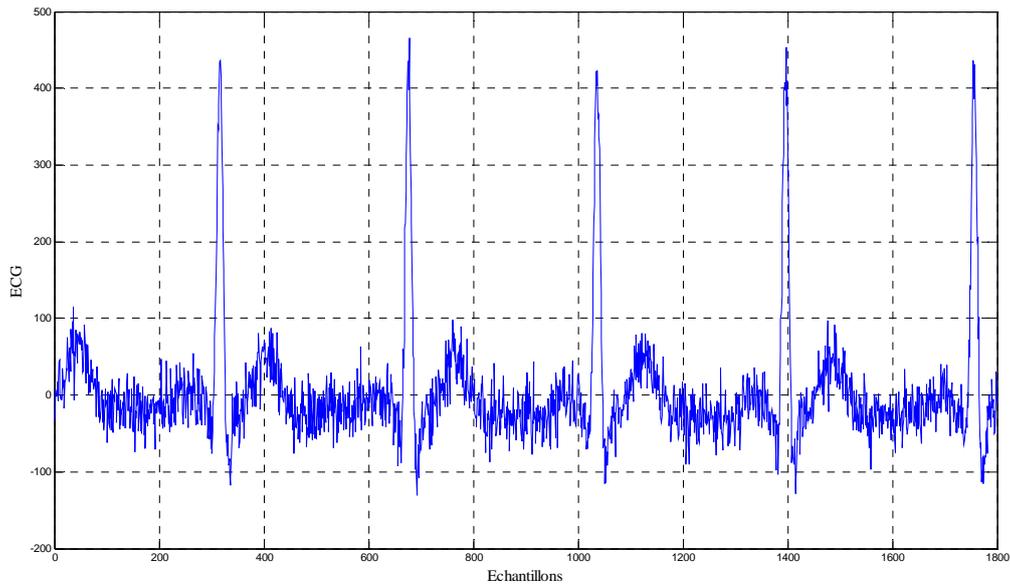


Figure IV.8. Signal ECG bruité d'SNR=10 dB

Le signal ECG considéré est généré par le modèle (II.28) et sa mesure (II.29) avec une période $2\pi/\omega = 1\text{sec}$ et les paramètres donnés dans le tableau (IV.1). Nous présentons alors sur la figure (IV.8) le signal ECG bruité avec un SNR d'entrée 10 dB et un bruit d'état de variance $\text{var}(w_k) = 10^{-8} mV^2$.

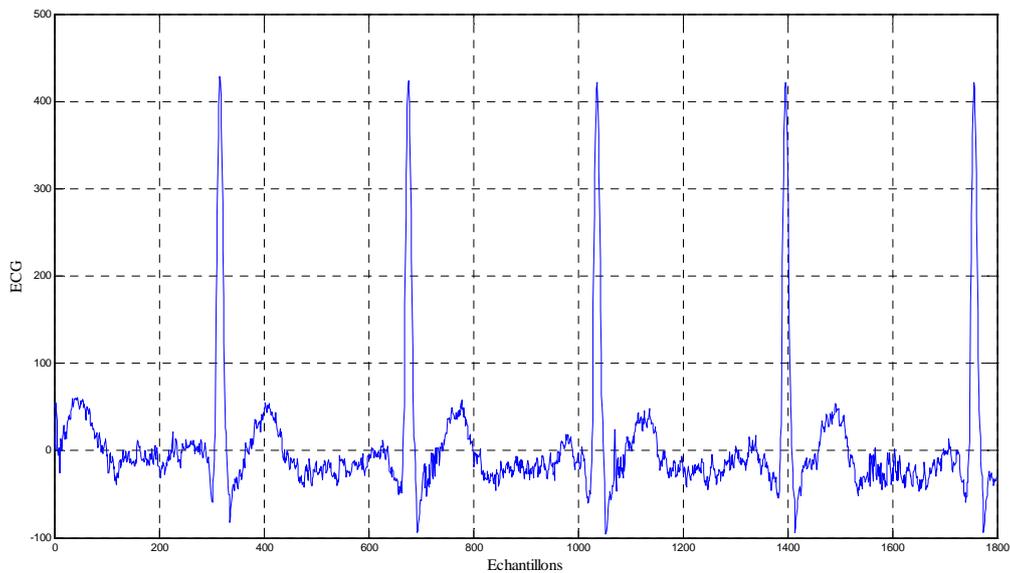


Figure IV.9. Signal ECG débruité d'SNR=17.1369 dB

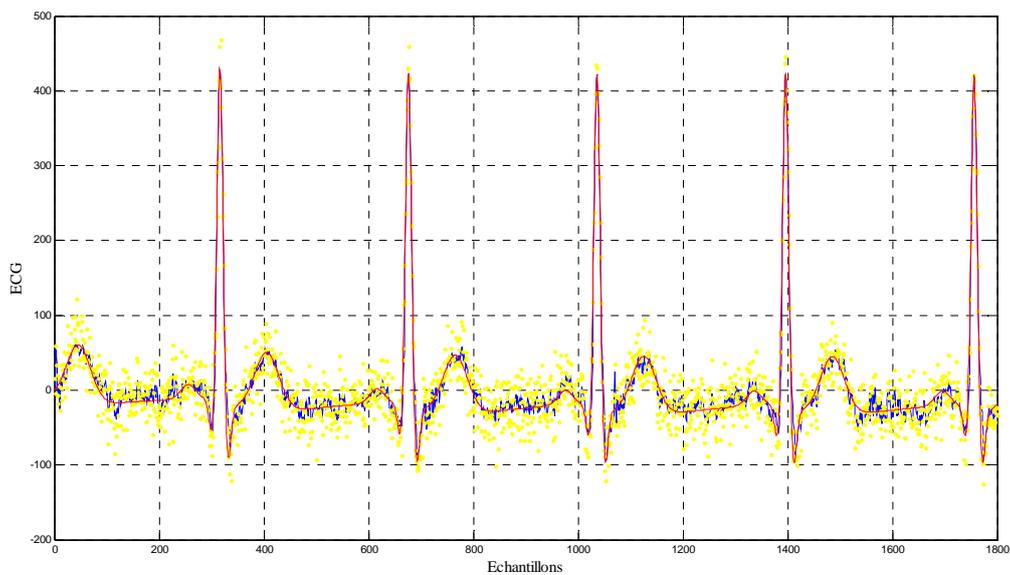


Figure IV.10. Superposition des signaux ECG bruité (jaune), débruité (bleu) et propre (rouge).

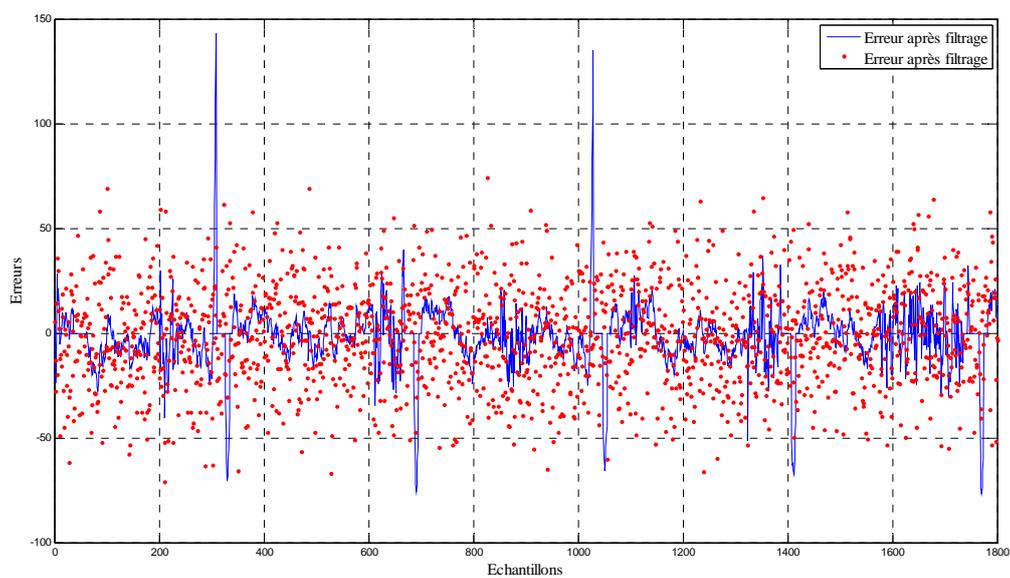


Figure IV.11. Erreurs avant et après filtrage

Les résultats de simulation sont donnés dans les figures 9, 10 et 11 où sur la figure 9 nous présentons le signal ECG débruité par notre FKE et ayant un SNR de sortie égal à 17.1369 dB. Sur la figure 10 on donne une superposition des trois signaux d'ECG, bruité, débruité et propre dans le but de faire une comparaison visuelle. Sur la figure 11 on affiche les erreurs avant et après débruitage, où nous remarquons clairement que l'erreur après débruitage est inférieure à l'erreur avant débruitage ce qui confirme l'efficacité du FKE dans le débruitage des signaux ECG synthétiques. Pour voir numériquement la qualité du filtrage et pour évaluer les performances, les formules (24), (25) et (27) ont été utilisées, et leurs résultats relatifs sont récapitulés dans le tableau IV.2 confirmant ainsi l'efficacité de la méthode proposée.

Les Figures IV.12 et 13 confirment quantitativement l'efficacité du FKE (SNR de sortie et MSE de sortie) en utilisant différentes réalisations d'un bruit Gaussien à des différentes valeurs d'SNR d'entrée sur l'intervalle de 6 à 18 dB (l'axe horizontale pour sur les deux figures). Notant que chaque SNR de sortie (figure 12) et chaque MSE de sortie (figure 13) est obtenu par 100 exécutions de la méthode Monte Carlo dans le but d'obtenir des valeurs moyennes pour l'SNR de sortie et l'MSE de sortie. Nous constatons clairement de ces deux figures que l'SNR de sortie et l'MSE de sortie s'améliorent avec l'augmentation de l'SNR d'entrée.

Table IV.2
Performances du FKE pour le débruitage de l'ECG synthétique

ECG synthétique bruité		ECG synthétique débruité	
SNR d'entrée [dB]	MSE d'entrée	SNR de sortie [dB]	MSE de Sortie
10	171.8224	17.1369	77.4331

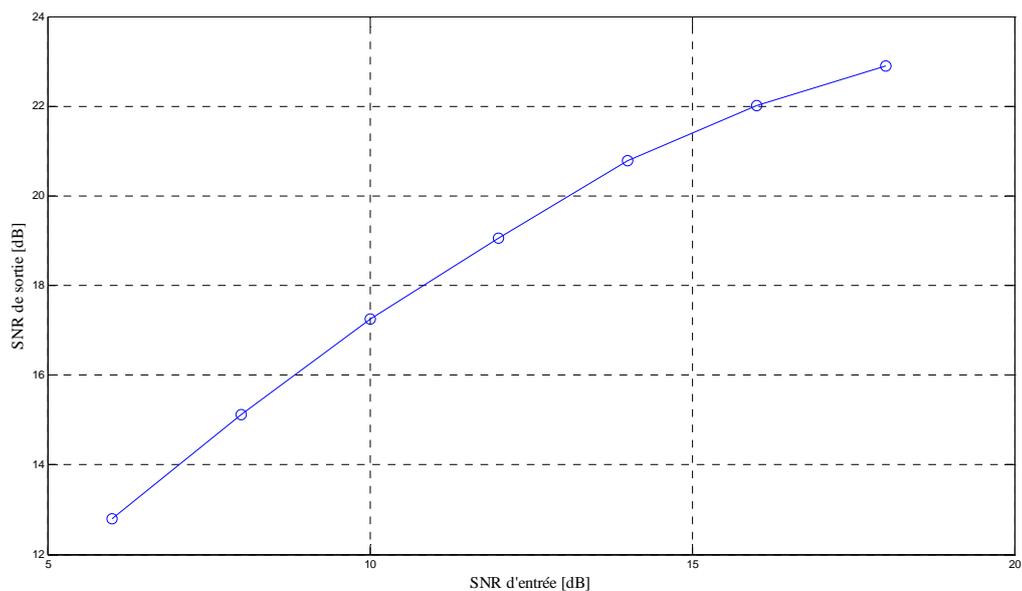


Figure IV.12. Représentation de l'SNR de sortie en fonction de l'SNR d'entrée

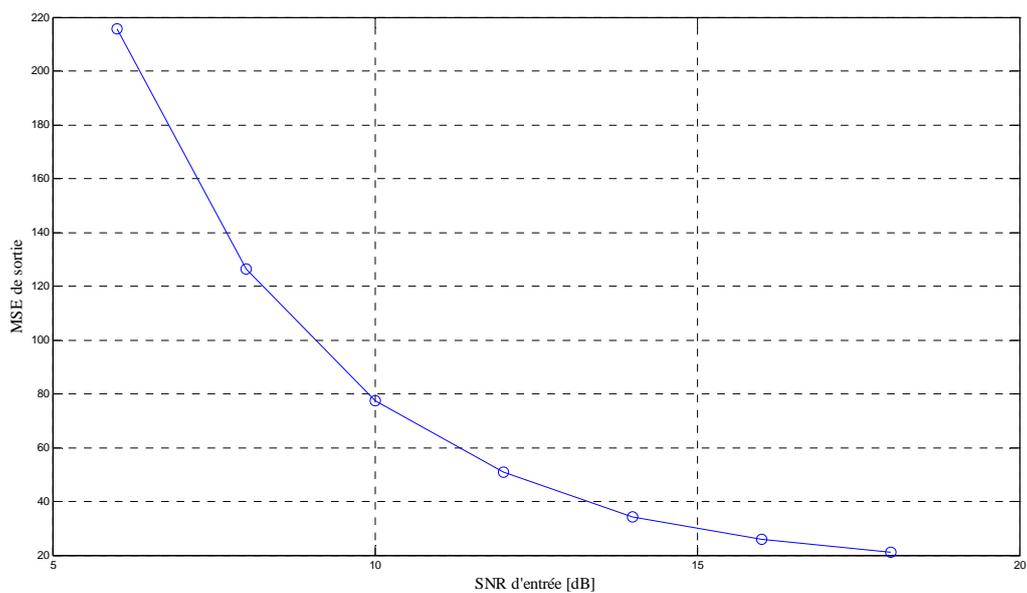


Figure IV.13. Représentation de l'MSE de sortie en fonction de l'SNR d'entrée

IV.6.3. Débruitage du signal ECG réel

Dans cette partie de la thèse, les signaux ECG considérés seront réels et pris de la base de données physionet (MIT-BIH database). Dans cette base, deux types de signaux ECG peuvent être trouvés :

1. Des signaux ECG pour des patients sains
2. Des signaux ECG pour des patients malades

Les signaux de cette base ont été enregistrés avec une fréquence d'échantillonnage de 128 échantillons par seconde pour les signaux relatifs aux patients sains et avec une fréquence d'échantillonnage de 360 échantillons par seconde pour les signaux relatifs aux patients malades.

Durant notre travail plusieurs signaux pris des deux types ont été testés, mais dans ce qui suit nous allons présenter seulement les résultats relatifs au signal référencé par 103.dat représentant un signal ECG d'un patient malade, donc possédant une fréquence d'échantillonnage de 360 échantillons par seconde.

IV.6.3.1. Suppression de la déformation (déviation) de la ligne de base

Toujours comme dans le cas d'un signal ECG synthétique, la suppression de la déformation de la ligne de base va être faite par la méthode des ondelettes. Soit le signal ECG réel 103.dat représenté sur la figure IV.4 où nous remarquons la forte déformation de la ligne de base. Selon plusieurs études, la fréquence de la ligne de base est comprise entre 0 Hz et 0.7 Hz, mais une majorité de travaux prennent la valeur de 0.5 Hz. Dans ce qui suit, nous allons considérer le signal ECG 103.dat pour lui éliminer sa ligne de base contenant des fréquences s'étalant de 0Hz jusqu'à 0.5 Hz, alors, la fréquence de coupure f_c doit être prise égale à 0.5

Hz, par conséquent, le niveau de décomposition ND doit vérifier $f_c = \frac{f_e}{2^{ND+1}}$, ce qui nous donne $ND=8$. En décomposant le signal 103.dat en DWT, et en annulant les coefficients d'approximation de niveau $ND = 8$, puis en reconstruisant le signal, alors le signal obtenu sera sans déformation de ligne de base comme le montre la figure IV.14 et IV.15.

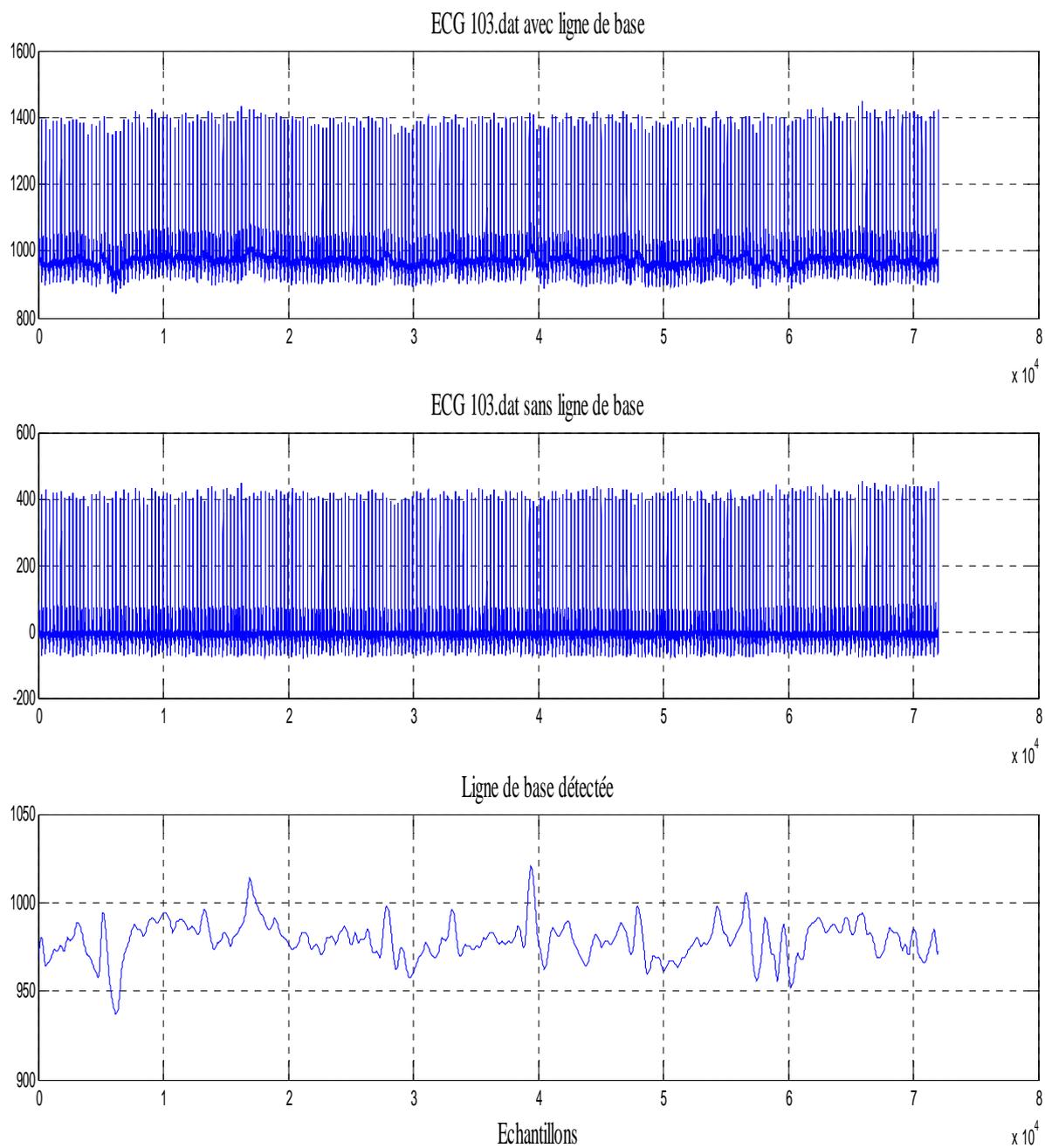


Figure IV.14 Elimination de la ligne de base du signal 103.dat sur 80000 échantillons

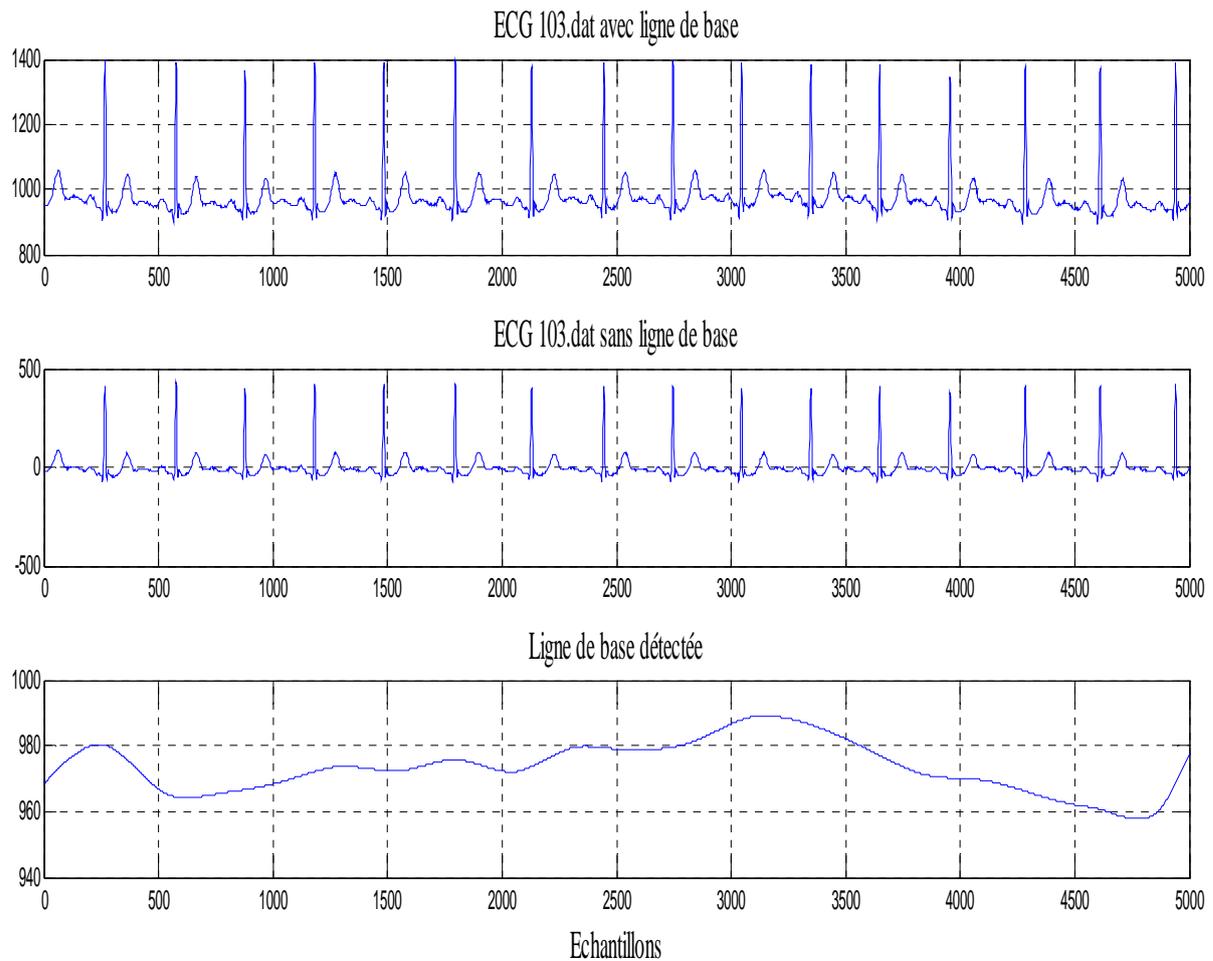


Figure IV.15 Elimination de la ligne de base du signal 103.dat sur 5000 échantillons

IV.6.3.2. Débruitage et optimisation des paramètres du FKE

Dans ce qui suit nous allons présenter le débruitage d'un signal ECG réel (103.dat) en utilisant le filtre de Kalman étendu (FKE). Comme première étape, nous allons d'abord déterminer d'une manière automatique et optimale les paramètres Q et R du FKE en temps différé (offline), puis ces valeurs vont être injectées dans le FKE. L'optimisation de Q et R sera obtenue en utilisant la méthode des PSO suivant le schéma bloqué de la figure IV.6

Nous avons deux paramètres à optimiser Q et R , alors la dimension du vecteur considéré par le PSO sera deux. Nous avons pris une population de 20 particules et un nombre d'itérations égal à 100. Après exécution de l'algorithme PSO, les valeurs suivantes de Q et R sont obtenues : $Q=0.7402$ et $R=0.8352$. Nous présentons sur la figure IV.16 l'évolution de la

fonction objectif en fonction des itérations, où nous remarquons l'allure décroissante de cette dernière ce qui montre l'optimalité des valeurs trouvées de Q et R .

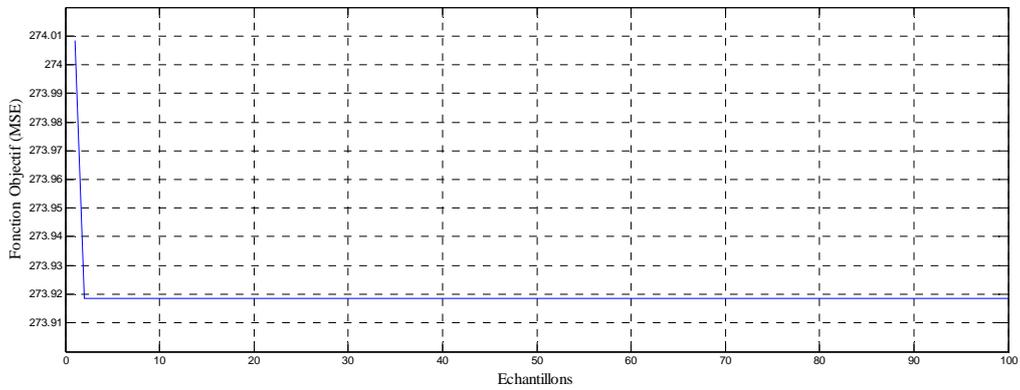


Figure IV.16. Evolution de la fonction objectif

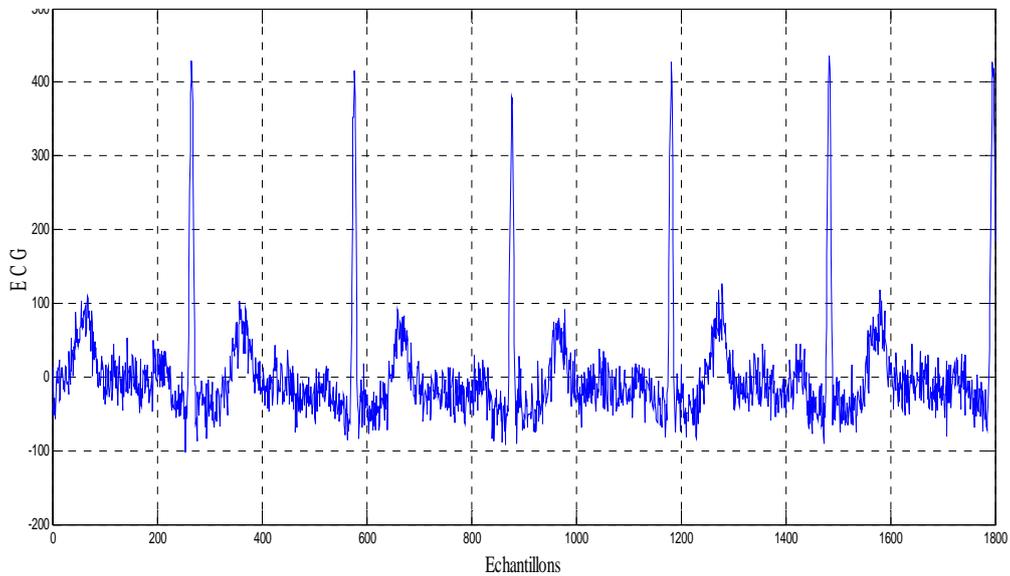


Figure IV.17. Signal ECG bruité d'SNR=10 dB

Les paramètres du modèle ECG utilisé sont donnés dans le tableau (IV.1). Nous présentons alors sur la figure (IV.17) le signal ECG bruité avec un SNR d'entrée 10 dB et un bruit d'état de variance $\text{var}(w_k) = 10^{-8} \text{ mV}^2$.

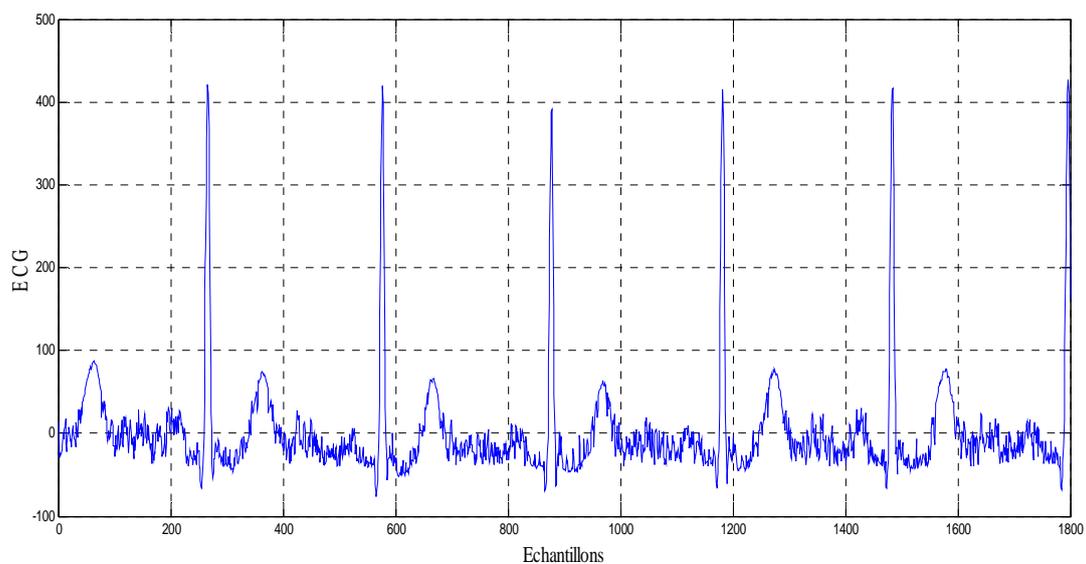


Figure IV.18. Signal ECG débruité d'SNR=16.68 dB

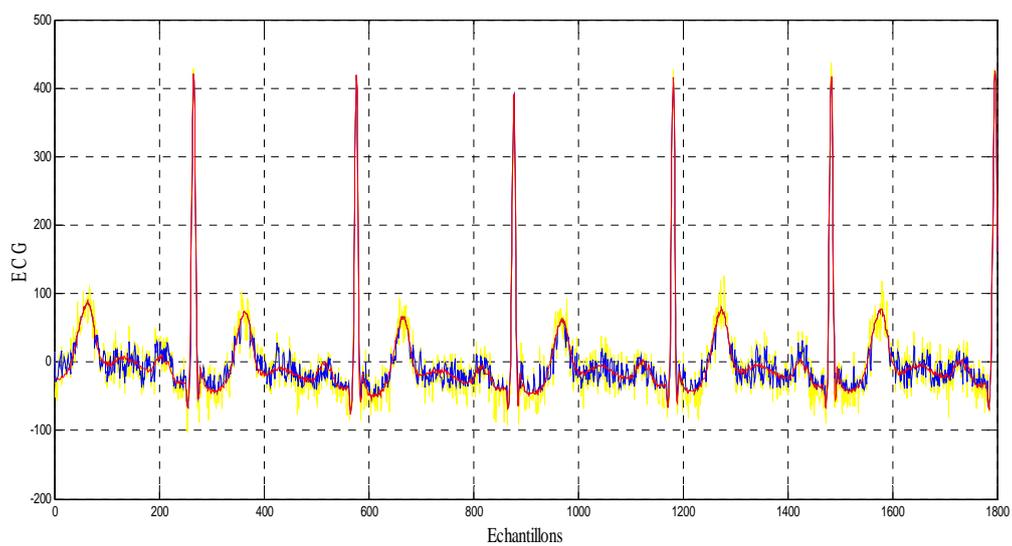


Figure IV.19. Superposition des signaux ECG bruité (jaune), débruité (bleu) et propre (rouge).

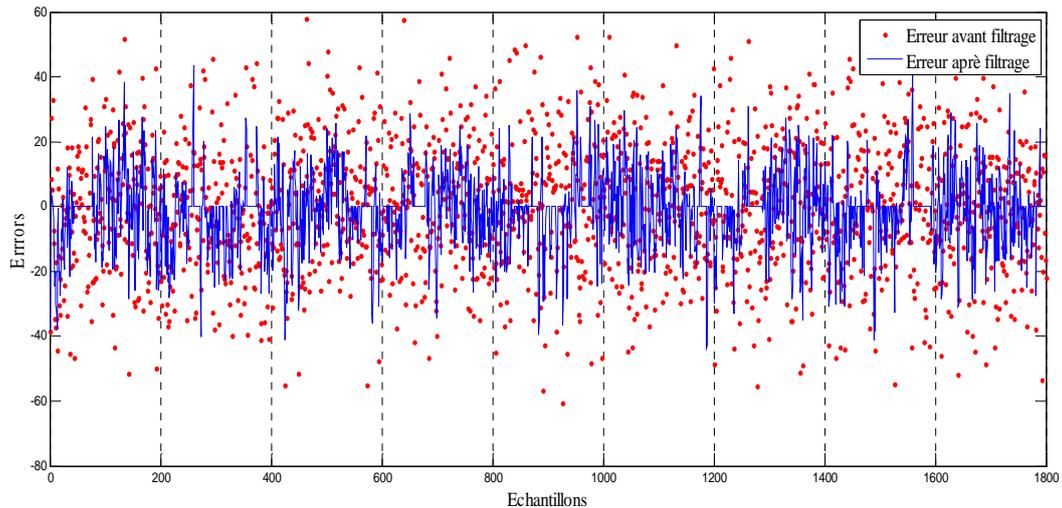


Figure IV.20 Erreurs avant et après filtrage

Sur la figure 18 nous présentons le signal ECG débruité par la méthode proposée où un SNR de sortie égal à 16.68 dB est obtenu. Pour faire une comparaison visuelle, nous présentons sur la figure 19 une superposition des trois signaux d'ECG, bruité, débruité et propre. Sur la figure 20 les erreurs avant et après débruitage sont présentées, où nous remarquons l'efficacité de l'algorithme proposé. Qualitativement, la qualité du filtrage est évaluée par les formules (24), (25) et (27), et leurs résultats relatifs sont récapitulés dans le tableau IV.3 confirmant ainsi l'efficacité de la méthode du FKE pour le débruitage des signaux ECG réels.

Les Figures IV.21 et 22 confirme quantitativement l'efficacité du FKE (SNR de sortie et MSE de sortie) en utilisant 100 exécutions de la méthode Monte Carlo dans le but d'obtenir des valeurs moyennes pour l'SNR de sortie et l'MSE de sortie. Nous constatons clairement de ces deux figures que l'SNR de sortie et l'MSE de sortie s'améliorent avec l'augmentation de l'SNR d'entrée.

Table IV.3
Performances du FKE pour le débruitage du signal ECG 103.dat

ECG réel bruité		ECG réel débruité	
SNR d'entrée [dB]	MSE d'entrée	SNR de sortie [dB]	MSE de Sortie
10	193.2569	16.6889	83.6670

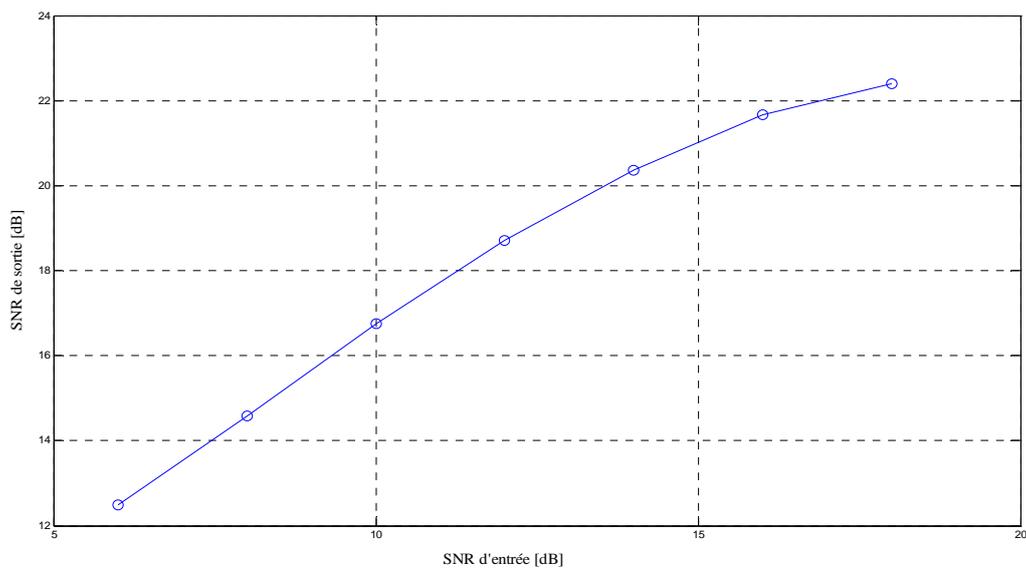


Figure IV.21. Représentation de l'SNR de sortie en fonction de l'SNR d'entrée

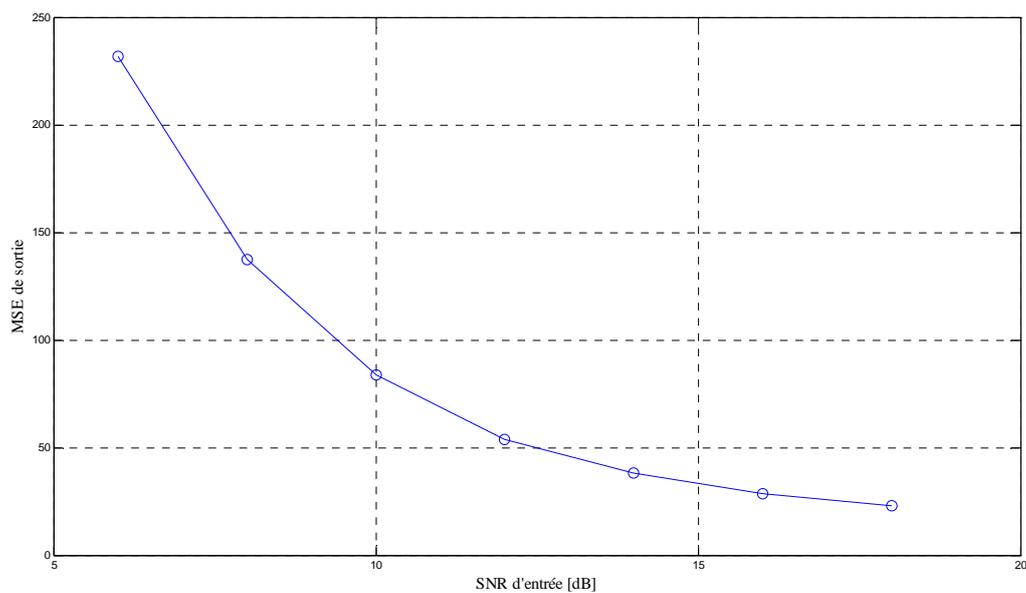


Figure IV.22. Représentation de l'MSE de sortie en fonction de l'SNR d'entrée

IV.7. Etude comparative

Dans ce qui suit, nous allons présenter une comparaison de notre méthode de filtrage avec les méthodes suivantes : Filtre moyenneur (Moving Average, MA) appelé aussi filtre à réponse impulsionnelle finie (Finite Impulse Response, FIR), Filtre médian (Median filter), et filtre d'ondelettes.

IV.7.1. Filtre moyenneur

C'est l'un des plus simples filtres linéaires qu'on peut trouver en traitement du signal [90][91][92]. Son implémentation concerne à calculer la moyenne sur une certaine fenêtre qui définit un voisinage. Chaque valeur de la sortie du filtre est la moyenne de tous les points définis par la fenêtre comme suit : $y(k) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x(k+i)$, où x est le signal appliqué au filtre, y le signal obtenu par ce filtre et N la largeur de la fenêtre (nombre des voisins).

IV.7.2. Filtre médian

Le filtre médian est l'un des filtres non linéaires les plus connus dans la littérature du traitement du signal [93][94][95][96][97][98]. Son implémentation concerne d'abord à définir une fenêtre, puis à trier les éléments de cette fenêtre d'une manière ascendante, la sortie du filtre sera alors la valeur du milieu, ce qui peut être exprimé mathématiquement par : $y(k) = \text{median}[x(k-N/2), \dots, x(k), \dots, x(k+N/2)]$, où x est le signal appliqué au filtre, y le signal obtenu par ce filtre et $N+1$ la largeur de la fenêtre.

IV.7.3. Filtre à ondelettes

Le débruitage des signaux ECG en utilisant la méthode des ondelettes est l'une des applications qui a pris une large place dans la littérature du traitement du signal [97][98][99][100][101][102][103].

Le filtre avec lequel nous allons travailler est constitué d'une décomposition en transformée d'ondelettes discrète (DWT) avec quatre niveaux, une onde mère CDF 9/7 est un seuillage dur de seuil universelle [37]. Le principe de ce filtre concerne à prendre tous les coefficients des détails, et à annuler ceux qui ont une amplitude (valeur absolue) inférieur à la valeur du seuil, puis finalement reconstruire le signal avec les nouvelle composantes de détails, le résultat sera alors un signal ECG débruité (composantes du bruit hautes fréquences éliminées).

Table IV.4
Comparaison des résultats en utilisant le critère SNR

		SNR de sortie [dB]			
		Filt. Moyenneur	Filt. Médian	Filt. Ondelettes	Notre Filtre
ECG	SNR d'entrée				
103.dat	5 dB	6.2580	7.8677	13.2652	12.9271
	10 dB	11.0103	12.2779	16.6533	16.6889
	15 dB	15.6106	16.2178	21.1742	21.1534
150.dat	5 dB	6.3457	7.9168	12.3832	13.7789
	10 dB	11.2157	12.8235	16.8643	17.9906
	15 dB	15.9704	17.5488	20.8606	23.4400
210.dat	5 dB	6.2015	7.7954	12.4931	13.0530
	10 dB	10.9592	12.4984	17.1219	16.5844
	15 dB	15.5742	16.6432	21.1259	20.9940

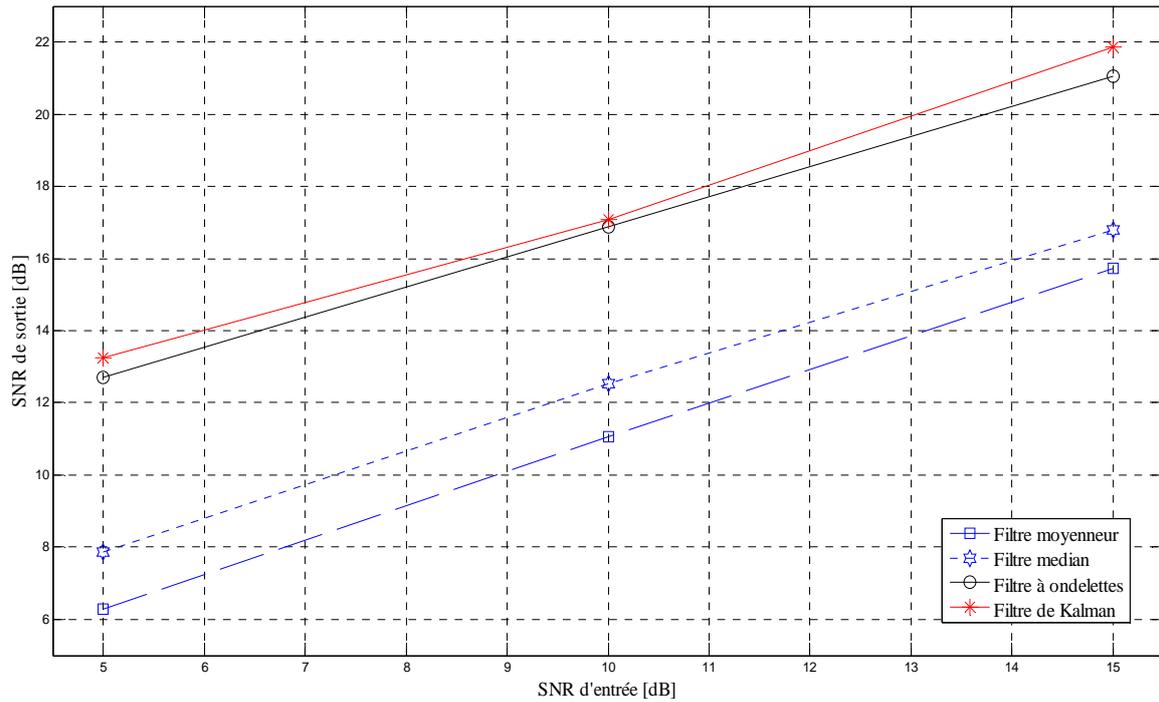


Figure IV.23. Représentation de l'SNR de sortie en fonction de l'SNR d'entrée relatif au tableau comparatif 4

Dans le but de faire une comparaison, les résultats de simulation sont présentés dans le tableau 4. Nous avons considéré trois signaux réels 103.dat 150.dat et 210.dat. Suivant le tableau 4, nous remarquons que notre méthode basée sur le filtre de Kalman est la meilleur, elle dépasse de loin les filtres médian et moyenneur mais elle est très proche en terme d'efficacité de la méthode de filtrage par ondelettes.

Pour une comparaison visuelle, nous avons présentés dans la figure 23 l'évolution de l'SNR de sortie en fonction de l'SNR d'entrée pour les trois signaux déjà considérés, où nous constatons clairement la supériorité de notre méthode par rapport au trois autres filtres.

IV.8. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons principalement proposé l'application du filtre de Kalman étendu pour le débruitage des signaux ECG synthétiques et réels.

La théorie de l'optimisation par PSO a été aussi présentée où nous avons expliqué la dynamique de cet algorithme qui a été utilisé en temps différé (off-line) pour extraire les valeurs optimaux du filtre de Kalman étendu Q et R .

La méthode des ondelettes a fait aussi partie de ce chapitre, mais elle n'a pas été présentée en détails (seulement ses grands axes). Dans ce chapitre les ondelettes ont été utilisées pour l'élimination de la déformation de la ligne de base de l'ECG.

Concernant l'expérimentation, nous avons travaillé sur des signaux ECGs réels et synthétiques. Dans les deux cas, nous avons effectué deux types de filtrages : Un filtrage en basses fréquences (élimination de la déformation de la ligne de base) et un autre filtrage en hautes fréquences (lissage).

Pour la validation de notre méthode, une étude comparative a été effectuée a la fin de ce chapitre montrant ainsi l'efficacité de la méthode proposée.

Conclusion Générale

Conclusion générale

Les travaux de recherche présentés dans cette thèse, avaient pour but principal de donner :

- ✓ Une nouvelle variante concernant l'identification intelligente des signaux électrocardiogrammes
- ✓ Développement d'un nouvel algorithme de débruitage pour les signaux électrocardiogrammes ECGs

Par nos contributions, nous avons voulu appliquer quelques techniques existantes dans le domaine du traitement du signal et de l'identification à la modélisation et au débruitage des signaux électrocardiogrammes. Dans ce cadre, nous avons aussi réalisé une étude comparative de la méthode de débruitage proposée avec quelques autres méthodes à savoir le filtre moyenneur, le filtre médian et le filtre à ondelettes.

Dans le premier chapitre nous avons décrit le signal ECG, où nous avons vu que c'est un signal de nature électrophysiologique qui procure une information essentielle dans le diagnostic des anomalies cardiaques. Ce chapitre a touché principalement deux points : l'anatomie du cœur et l'électrocardiographie.

Conclusion générale

Les aspects théoriques et fondamentaux de la modélisation et de l'identification ont été abordés au niveau du deuxième chapitre. Nous avons présenté dans ce chapitre une méthode de modélisation mathématique des signaux ECGs basée principalement sur la théorie des cycles limites, et qui a été ensuite utilisée dans le chapitre quatre pour le débruitage des signaux ECGs. Les données utilisées dans les expériences d'identification sont des données réelles issues d'une base de données universelle largement utilisée dans la littérature, la base de données MIT/BIH.

Une méthode d'identification floue a été proposée dans le chapitre trois. Cette méthode a le caractère d'être générale, c.-à-d. elle peut identifier soit les systèmes soit les signaux selon le besoin. Les résultats ont montré son efficacité pour l'identification des signaux ECGs.

Le quatrième chapitre a été entièrement dédié au débruitage des signaux ECGs. Deux types de débruitage ont été considérés : élimination de la ligne de base (bruit basse fréquence) et éliminations des bruits de mesures à hautes fréquences. Plusieurs techniques du traitement des signaux ont été utilisées dans ce chapitre. Pour la validation de la méthode proposée, une étude comparative a été effectuée.

Pour récapituler, nous pouvons dire que nos contributions ont porté essentiellement sur :

1. Une méthode d'identification des systèmes et des signaux utilisant la technique de la logique floue.
2. Un algorithme de débruitage des signaux ECGs basé sur le filtre de Kalman étendu et l'optimisation par PSO.

Notre étude a été, peut être limitée, pour cette raison, nous suggérons donc de continuer dans la même voie en investissant davantage dans :

- ✓ Proposer un algorithme d'identification permettant de sélectionner d'une manière automatique les entrées du modèle de l'ECG.
- ✓ Généraliser les modèles flous de l'ECG vers des modèles flous de type-2.
- ✓ Appliquer la méthode proposée aux autres signaux physiologiques tels l'EEG et l'EMG.
- ✓ Perfectionner plus l'algorithme de débruitage pour dépasser de loin l'algorithme de débruitage à base d'ondelettes.

Références

Références

- [1] A. Cabasson, Estimation et analyse des intervalles cardiaques, Thèse de doctorat en sciences, Université de Nice-Sophia Antipolis, 2008.
- [2] B. Khaddoumi, Analyse et modélisation d'électrocardiogramme dans le cas de pathologies ventriculaires, Thèse de doctorat en sciences, Université de Nice-Sophia Antipolis, 2005.
- [3] <http://www.etudiantinfirmier.com>.
- [4] E. P. D'Alché, comprendre la physiologie cardiovasculaire, 2^{ème} édition, Médecine-sciences Flammarion, Paris, 2003.
- [5] R. M. Berne & M. N. Levy, Electrical activity of the heart. Cardiovascular physiology 6th édition, 1992.
- [6] J. Dumont, Fouille de dynamiques multivariées, application à des données temporelles en cardiologie, Thèse de doctorat, Université de Rennes 1, 2008.
- [7] G. W. Beeler & H. Reuter, Reconstruction of the action potential of ventricular myocardial fibres, J. physiol, 1977.
- [8] K. Djabella, Modélisation de l'activité électrique du Coeur et de sa regulation par le systeme nerveux autonome, Thèse de doctorat physique, Université Paris, sud 11, 2008.
- [9] R. Dubois, Application des nouvelles méthodes d'apprentissage à la détection précoce d'anomalies en électrocardiographie, Thèse de doctorat électronique, Université Paris 6, 2004.
- [10] P. François, Pilotage d'algorithmes pour la reconnaissance en ligne d'arythmies cardiaque, Thèse de doctorat, Université de Rennes 1, 2005.

Références Bibliographiques

- [11] R. Acharya, J. S. Suri, J. A. E. Spann & S. M. Krishnan, Advances in cardiac signal processing, Springer, 2007.
- [12] E. D. Scheinerman, Invitation to dynamical systems, Library of congress cataloging, Springer, 2000.
- [13] T. Soderstrom & P. Stoica, System Identification, Prentice Hall, 1989.
- [14] E. Layer & K. Tomczyk, Measurement, Modelling and Simulation of Dynamic Systems, Springer, 2010.
- [15] R. Isermann & R. Munchlof, Identification of dynamic systems, Springer, 2010.
- [16] J. R. Raol, G. Girija & J. Singh, Modelling and parameter estimation of dynamic systems, The Institution of Electrical Engineering (IEE), 2004.
- [17] R. Babuska, Fuzzy modeling and identification, Thèse de Doctorat, delft university of technology, 1996.
- [18] T. Katayama, Subspace methods for system identification, Springer, 2005.
- [19] E. Ott, Chaos in dynamical systems, Cambridge university press, 1993.
- [20] P. Smith, Explaining chaos, Cambridge university press, 1998.
- [21] H. Nagashima & Y. Boba, Introduction to chaos, physics and mathematics of chaotic phenomena, Institute of physics publishing, 1999.
- [22] P. Cvitanovic & R. Artuso, Classical and quantum chaos, Springer, 2002.
- [23] G. Haller, Chaos near resonance, Springer, 1999.
- [24] R. C. Milborn, Chaos and nonlinear dynamics, an introduction for scientists and engineers, Oxford university press, Springer, 2005.
- [25] A. V. Holden, Chaos, Princeton university press, 1986.
- [26] H. J. Korsch & H. J. Jodl, Chaos, Springer, 1998.
- [27] T. Moullin, The nature of chaos, Clarendon press oxford, 1994.

Références Bibliographiques

- [28] P. E. McSharry, G. D. Clifford, L. Tarassenko & L. A. Smith, A dynamical model for generating synthetic electrocardiogram signals, *IEEE transactions on biomedical engineering*, Vol. 50, No. 3, 2003, pp. 289-294.
- [29] O. Sayadi, M. B. Chamsollahi & G. D. Clifford, Synthetic ECG generation and Bayesian filtering using a Gaussian wave-based dynamical model, *Physiological measurements*, IOP publishing, Vol. 31, 2010, pp. 1309-1329.
- [30] R. Sameni, M. B. Shamsollahi & C. Jutten, Mode-based Bayesian filtering of cardiac contaminant from biomedical recordings, *Physiological measurements*, IOP publishing, Vol. 29, 2008, pp. 595-613.
- [31] K. Chafaa, M. A. Wali, and M. Ghanai, ECG denoising using extended Kalman filter, *International conference on computer applications technology*, IEEE, ICCAT'2013.
- [32] G. D. Clifford, A. Shoeb, P. E. McSharry & B. A. Janz, Model-based filtering, compression and classification, *IJBEM*, Vol. 7, No. 1, 2005, pp. 158-161.
- [33] O. Sayadi, M. B. Chamsollahi & G. D. Clifford, Mode-based Fiducial points extraction for baseline wandered electrocardiograms, *Physiological measurements*, *IEEE transactions on biomedical engineering*, Vol. 55, No. 1, 2008, pp. 347-351.
- [34] M. Gidea, C. Gidea & W. Byrd, Deterministic models for simulating electrocardiographic signals, *Commun nonlinear sci numer simulat*, Vol. 16, 2011, pp. 3871-3880.
- [35] J. M. Leski & N. Henzel, ECG baseline wander and powerline interference reduction using nonlinear filter bank, *Signal processing*, Vol. 35, No. 4, 2004, pp. 781-793.
- [36] T. Y. Ji, Z. Lu, H. Q. Wu & Z. Ji, Baseline normalization of ECG signals using empirical mode decomposition and mathematical morphology, *Electronics letters*, Vol. 44, No. 2, 2008, pp. 82-83.
- [37] M. Blanco-Velasco, B. Weng & K. Barner, ECG signal denoising and baseline correction based on the empirical mode decomposition, *Computers in biology and medicine*, Vol. 38, 2008, pp. 1-13.

Références Bibliographiques

- [38] K. Chafaa, M Ghanai & K. Benmahammed, Fuzzy modelling using Kalman filter, IET Control Theory and Applications, Vol. 1, 2007, pp. 58-64.
- [39] P. P. Angelov & DP. Filev, An Approach to Online Identification of Takagi-Sugeno Fuzzy Models, IEEE Trans. Syst. Man Cybern., Part B, Vol. 34, No. 1, 2004, pp. 484-498.
- [40] K. Chafaa, L. Saïdi, M. Ghanai & K. Benmahammed, Direct adaptive type-2 fuzzy control for nonlinear systems, International Journal of Computational Intelligence and Applications, Vol. 6, No. 3, 2006, pp. 389-411.
- [41] K. Chafaa, L. Saïdid, M. Ghanai & K. Benmahammed, Indirect adaptive interval type-2 fuzzy control for nonlinear systems, International Journal of Modelling, Identification and Control, Vol. 2, No. 2, 2007, pp. 106-119.
- [42] T. Takagi & M. Sugeno, Fuzzy identification of systems and its applications to modelling and control, IEEE Trans. Syst. Man Cybern., Vol. 15, No. 1, 1985, pp. 116-132.
- [43] M. Ghanai & K. Chafaa, efficient fuzzy identification method for nonlinear systems and signals, Control and intelligent systems, Vol. 39, No. 2, 2011, pp. 116-121.
- [44] M. Ghanai & K. Chafaa, Kalman filter in control and modelling, Victor M. Morendo and Alberto Pigazo (Ed.), Kalman filter: Recent advances and applications, 3 (Vienna, Austria: I-Tech), 2009, pp. 71-86.
- [45] L. X. Wang, Stable adaptive fuzzy control of nonlinear systems, IEEE trans. Fuzzy Syst., Vol. 1, No. 2, 1993, pp. 146-155.
- [46] <http://www.physionet.org/physiobank/database/nsrdb/>
- [47] T. Schreiber & D. T. Kaplan, Nonlinear noise reduction for electrocardiograms, Chaos interdisciplinary J. Nonlinear Sci. Vol. 6, No. 1, 1996, pp. 87-92.
- [48] H. A. Kestler, & M. Haschka, Denoising of high-resolution ecg-signals by combining the discrete wavelet transform with the Wiener filter, Proc. IEEE conf. Comput. Cardiology, 1998, pp. 233-236.

Références Bibliographiques

- [49] G. D. Clifford & L. Tarassenko, One-pass training of optimal architecture auto-associative neural network for detecting ectopic beats, *Electronics letters*, Vol. 37, No. 18, 2001, pp. 1226-1227.
- [50] M. Popescu, P. Cristea & A. Bezerianos, High resolution ECG filtering using adaptive Bayesian wavelet shrinkage, *Proc. Comput. Cardiology*, 1998, pp. 401-404.
- [51] P. M. Agant & J. P. M. Desa, ECG noise filtering using wavelets with soft thresholding methods, *Proc. Comput. Cardiology*, 1999, pp. 535-542.
- [52] B. Kosko, *Neural networks and fuzzy systems: a dynamical systems approach to machine intelligence*, Prentice Hall, 1992.
- [53] K. Chafaa, *Structures d'identification et de commande des systèmes non linéaires*, Thèse de doctorat en sciences, Université de Batna, 2006.
- [54] K. Chafaa, *Etude de la poursuite d'une cible*, Thèse de Magister, Université de Batna, 1999.
- [55] J. B. Moore, *Optimal filtering*, Prentice Hall, 1979.
- [56] A. V. Balakrishnan, *Kalman filtering theory*, Library of congress cataloging in publication data, 1984.
- [57] R. G. Brown & P. Y. C. Hwang, *Introduction to random signals and applied Kalman filtering*, John Wiley and Sons, 1997.
- [58] T. Kailath, A. Sayed & B. Hassibi, *Linear estimation*, Prentice Hall, 2000.
- [59] E. Brookner, *Tracking and Kalman filtering made easy*, John Wiley and sons, 1998.
- [60] A. H. Mohamed & K. P. Schwarz, Adaptive Kalman filtering for INS/GPS, *Journal of geodesy*, Vol. 73, 1999, pp. 193-203.

Références Bibliographiques

- [61] J. Kennedy & R. Eberhart, Swarm intelligence, Academic press/ Morgan Kaufmann, 2001.
- [62] J. Kennedy & R. Eberhart, Population structure and particle swarm performance, International proceedings of the 2002 congress of evolutionary computation, IEEE, 2002, pp. 1671-1675.
- [63] M. Clerc & J. Kennedy, The particle swarm-explosion, stability and convergence in multidimensional complex space, IEEE trans. Evol. Comput. Vol. 6, No. 1, 2002, pp. 58-73.
- [64] I. C. Trelea, The particle swarm optimization algorithm: convergence, analysis and parameter selection, Inf. Process let., Vol. 85, No. 6, 2003, pp. 317-325.
- [65] C. Blum & D. Merkle, Swarm intelligence, Springer, 1998.
- [66] M. Clerc, Particle swarm optimization, Lavoisier, 2005.
- [67] A. E. Olsson, particle swarm optimization : theory, techniques and applications, Library of congress cataloging in publication data, 2004.
- [68] N. Nedjah & L. M. Mourelle, Systems engineering using particle swarm optimization, of congress cataloging in publication data, 2007.
- [69] C. K. Monson & K. D. Seppi, The Kalman swarm: a new approach to particle swarm motion in swarm optimization, Genetic and evolutionary computing-GECCO, Vol. 3102, 2004, pp. 140-150.
- [70] N. Ramakoti, A. Vinay & R. K. Jatoh, Particle swarm optimization aided Kalman filter for object tracking, International conf. on advances in computing, control and telecommunication technology, 2009.
- [71] S. C. Satapathy, S. Chittineni & S. M. Krishna, Kalman particle swarm optimized polynomials for data classification, Applied mathematical modeling, Vol. 36, 2012, pp. 115-126.

Références Bibliographiques

- [72] R. Gençay, F. Selçuk, & B. Whitcher, An introduction to wavelets and other filtering methods in finance and economics, Academic press, 2007.
- [73] D. K. Ruch & P. J. Van Fleet, Wavelet theory, an elementary approach with applications, Wiley and sons, 2009.
- [74] E. Aboufadhel & S. Schlicker, Discovering wavelets, Wiley and sons, 1999.
- [75] R. T. Ogden, Essential wavelets for statistical application and data analysis, Library of congress cataloging in publication data, 1965.
- [76] M. J. Mohlenkanp & M. C. Pereyra, Wavelets, their friends and what they can dor for you, European mathematical society, 2000.
- [77] Y. Y. Tang, Wavelet theory approach to pattern recognition, World scientific, 2009.
- [78] A. Damlaman & S. Jaffard, Wavelet methods in mathematical analysis and engineering, World scientific, 2010.
- [79] K. P. Soman, K. I. ramachandran & N. G. Resmi, Insight into wavelets, from theory to practice, Prentice Hall, 2007.
- [80] M. Unser & T. Blu, Wavelet theory Demystified, IEEE Transactions on signal processing, Vol. 51, No. 2, 2003, pp.470-483.
- [81] H. Olkkonou, Discrete wavelet transforms: Algorithms and applications, INTECH, 2011.
- [82] H. G. Stark, Wavelets and signal processing, Springer, 2005.
- [83] C. S. Burrus, R. A. Gopinatch & H. Guao, Introduction to wavelets and wavelet transforms, a primer, Prentice Hall, 1998.
- [84] S. G. Mallat, A theory for multiresolution signal decomposition : the wavelet representation, IEEE trans. On pattern analysis and machine intelligence, Vol. 11, No. 7, 1989, pp. 674-693.
- [85] G. Starnng & T. Nguyen, Wavelets and filter banks, Wellesley-Cambridge press, 2001.
- [86] H. S. Shin, C. K. Lee & M. Lee, Ideal filtering approach on DCT domain for biomedical signals: Index blocked DCT filtering method (IB-DCTFM), Journal Med. Syst., Vol. 34, 2010, pp. 741-753.

Références Bibliographiques

- [87] N. Siddiah, T. Srikanth & Y. S. Kumar, nonlinear filtering in ECG signal enhancement, International journal of computer science and communication networks, Vol. 2, No. 1, pp. 123-128.
- [88] S. banerjee, R. Gupta & M. Mitra, Delineation of ECG characteristic features using multiresolution wavelet analysis method, Measurements, Vol. 45, 2012, pp. 474-487.
- [89] L. Xu, D. Zhang, K. Wang, N. Li & X. Wang, Baseline wander correction in pulse waveforms using wavelet-based cascade adaptive filter, Computer in biology and medicine, Vol. 37, 2007, pp. 716-731.
- [90] J. Astola & P. Kuosmanene, Fundamental of nonlinear filtering, CRC press, 1997.
- [91] H. Sadabadi, M. Ghassemi & A. Ghaffari, A mathematical algorithm for ECG signal denoising using window analysis, Biomed pap Med Fac Univ, Vol. 151, No. 1, 2007, pp. 73-78.
- [92] P. Nachandra, A. Krishna & C. Deepika, A recursive trim-mean filter for denoising biological signals, Proc. 6th WSEAS International conf. on multimedia systems and signal processing, 2006, pp. 142-145.
- [93] M. Stork, Median filters, theory and applications, 3rd international conf. on electronics engineering, 2003, pp. 3-7.
- [94] D. S. Richards, VLSI median filters, IEEE transactions on acoustic, speech and signal processing, Vol. 38, 1990, pp. 145-153.
- [95] J. P. Fitch, J. E. Coyle & N. C. Gallagher, Median filtering by threshold decomposition, IEEE transactions on acoustic, speech and signal processing, Vol. 38, 1984, pp. 1183-1188.
- [96] D. Maheswari & V. Radha, Noise removal in compound image using median filter, International journal on computer science and engineering, Vol. 2, No. 2, 2010, pp. 1359-1362.
- [97] P. E. Tikkanen, Nonlinear wavelet and wavelet packet denoising of electrocardiogram, Biol. Cybern, Vol. 80, 1999, pp. 259-267.

Références Bibliographiques

- [98] S. Kayhan & E. Erçelebi, ECG denoising on bivariate shrinkage function exploiting interscale dependency of wavelet coefficients, *Turk. J. Elec. Eng. & Comp. Sci.*, Vol. 19, No. 3, 2011, pp. 495-512.
- [99] B. N. Singh & A. K. Tiwari, Optimal selection of wavelet basis function applied to ECG denoising, *Digital signal processing*, Vol. 16, 2006, pp. 275-287.
- [100] V. Almenar & A. Albiol, A new adaptive scheme for ECG enhancement, *Signal processing*, Vol. 75, No. 3, 1999, pp. 253-263.
- [101] A. K. Barros, A. Mansour & N. Ohnishi, Removing artifacts from electrocardiographic signals using independent component analysis, *Neurocomputing*, Vol. 22, 1998, pp. 173-186.
- [102] V. X. Afonso, W. J. Tompkins, T. Q. Nguyen, K. Michler & S. Luo, Comparing stress ECG enhancement algorithms, *IEEE Eng. Med. Biol. Magazine*, Vol. 15, No. 3, 1996, pp. 37-44.
- [103] S. Iravanian & L. Tung, A novel algorithm for cardiac biosignal filtering based on filtered residue method, *IEEE trans. Biomed. Eng.*, Vol 49, No. 11, 2002, pp. 1310-1317.

Résumé

Les travaux de recherches présentés dans cette thèse touchent essentiellement le débruitage des signaux physiologiques et spécialement les signaux électrocardiogrammes ECGs. L'ensemble des travaux peut être divisé en deux parties principales : - Modélisation intelligente du signal ECG, où la logique floue a été utilisée dans le but d'obtenir des modèles efficaces pour de tels signaux – Débruitage des signaux ECGs où deux types de bruits ont été considérés, les bruits de hautes fréquences et les bruits de basses fréquences. Le filtre de Kalman a été optimisé par la méthode des PSO puis utilisé pour l'élimination des bruits de hautes fréquences (lissage). La méthode des ondelettes a été utilisée pour l'élimination de la déformation de la ligne de base considérée ici comme un bruit de basse fréquence.

Mots Clés

Signaux ECG, Débruitage des signaux ECGs, Modélisation des signaux ECGs, Filtre de Kalman étendu, Particle swarm optimization (PSO), Ondelettes.