

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

BADJI MOKHTAR-ANNABA UNIVERSITY
UNIVERSITE BADJI MOKHTAR- ANNABA



جامعة باجي مختار - عنابة

Faculté des Sciences de l'Ingéniorat

Année : 2018/2019

Département d'Electronique

THÈSE

Présentée en vue de l'obtention du diplôme de DOCTORAT 3^{ème} cycle

Analyse et Interprétation du Signal ECG

Option :

Automatique et Signaux

Par :

Mme. GAMOURI Sabah

Devant le Jury

PRESIDENT:	RAMDANI Messaoud	Prof	UBMA
RAPPORTEUR:	BOUSBIA SALAH Mounir	Prof	UBMA
CO-RAPPORTEUR:	HAMDI Rachid	Prof	UBMA
EXAMINATEURS :	BOUROUBA Hocine	Dr	Université de Guelma
	FEZARI Mohamed	Prof	UBM
	DJEMILI Rafik	Prof	Université de Skikda

Dédicaces

Je dédie ce travail à :

Mes parents,

Mon très cher mari,

Mes frères et ma sœur,

Ma chère grand-mère

Ma belle-famille,

Tous ceux qui m'ont aimé.

Qu'ils trouvent ici l'expression de toute ma reconnaissance.

GAMOURI Sabah

Remerciements

Tout d'abord, je remercie le Bon Dieu le tout puissant pour la bonne santé, la volonté et la patience qu'il m'a donné pour accomplir ce travail.

(الحمد لله)

Je tiens à remercier mon encadreur Pr BOUSBIA SALAH Mounir et mon co-encadreur Pr HAMDI Rachdi pour leurs orientations, leurs disponibilités et pour tout ce qu'ils m'ont appris. Mes remerciements surtout au Pr BOUSBIA SALAH Mounir pour m'avoir fait confiance et pour m'avoir permis de faire cette thèse sans oublier sa présence et ses conseils qui m'ont fait avancer et m'ont énormément facilité ma tâche.

Je remercie également Pr RAMDANI Messaoud, d'avoir accepté de présider le jury.

Mes remerciements vont aussi aux Pr FEZARI Mohamed, Pr DJEMILI Rafik, Dr BOUROUBA Hocine d'avoir pris la peine de juger ce travail et d'avoir accepté de faire partie du jury.

Enfin, mes remerciements à mes parents, mon mari, toute ma famille et à mes amies qui m'ont aidé et encouragé aux moments difficiles.

ملخص

إشارة تخطيط القلب الكهربائي (ECG) هي إشارة غير ثابتة. تترجم النشاط الكهربائي للقلب وتعكس الحالة الصحية لنظام القلب والأوعية الدموية. كما أنها تحتوي أيضاً على معلومات تتيح التمييز بين أمراض القلب والأوعية الدموية. دفع معدل الوفيات المرتفع في جميع أنحاء العالم بسبب مشاكل ضعف القلب الباحثين إلى تطوير تقنيات لتحليل وتفسير إشارات القلب ECG لتمكين التشخيص السليم للمرضى من أجل الاكتشاف التلقائي لبعض الحالات الشاذة.

بعد القضاء على الضوضاء ، سيتم لنا إجراء الكشف عن الموجات المختلفة لإشارة القلب (P ، QRS ، T). سيتم استخدام استخراج المعلومات ذات الصلة وتصنيف وتمييز عدم انتظام ضربات القلب وتشوهات القلب لإجراء تشخيص جيد للأمراض.

من أجل معالجة إشارات ECG، درسنا تطبيق مرشحات Kalman الحديثة غير الخطية مثل EKF و UKF و SRUKF مع الشبكات العصبية متعددة الطبقات (MLP) على إشارات ملوثة سعياً إلى اختيار المرشح الأكثر كفاءة في ترشيح إشارات ECG الاصطناعية والحقيقية الملوثة من قبل أنواع مختلفة من الضوضاء. تم استخدام قواعد بيانات عدم انتظام ضربات القلب واختبارات الجهد MIT / BIH للتحقق من فعالية الطرق المقترحة لمعالجة إشارة ECG. أعطى مرشح SRUKF-MLP الذي تم الحصول عليه نتائج مرضية مماثلة لنتائج أفضل مرشح موجود.

في الجزء الثاني من العمل ، نقترح طريقة للتعرف التلقائي على دقات القلب باستخدام EKF-MLP. يتم أولاً تنفيذ خوارزمية مخصصة لاكتشاف مجمع QRS استناداً إلى خوارزمية بسيطة ، يتبعها تطوير مصنف يعتمد على EKF-MLP.

النتائج التجريبية التي تم الحصول عليها عن طريق اختبار النهج المقترح على سجلات ECG من قاعدة بيانات MIT-BIH تبين فعالية هذا النهج مع معدل التصنيف الكلي يساوي 98.76%.

الكلمات المفتاحية : المخطط الكهربائي للقلب ، الشبكة العصبية ، المرشحات التقليدية.

Abstract

The electrocardiogram (ECG) is a non stationary signal. It translates the electrical activity of the heart and it reflects the health status of the cardiovascular system. The ECG provides a lot of information on the normal and pathological physiology of the heart. The high rate of death worldwide due to problems with heart dysfunction has prompted researchers to develop techniques for analyzing and interpreting the ECG signals to enable proper diagnosis to automatically detect arrhythmia.

After eliminating the noise, the detection procedure will allow us to detect the different waves (P, QRS, and T). The extraction of relevant information will be used to classify and distinguish the arrhythmias and cardiac abnormalities to make a good diagnosis of diseases.

In order to process the ECG signal, we studied the application of modern non-linear Kalman filters such as EKF, UKF and SRUKF with multilayer neural networks (MLP) for selecting the most efficient filter for synthetic and real ECG signals contaminated by different types of noise. MIT / BIH Arrhythmia and MIT / BIH stress noise tests databases were used to verify the effectiveness of the proposed method for ECG signal processing. The obtained SRUKF-MLP filter given satisfactory results compared with the best existing filter.

In the second part of this work, we propose a method for automatic recognition of the heart rate using EKF-MLP. We execute an algorithm to detect the QRS complex which is firstly implemented, followed by the development of a classifier based on EKF-MLP.

The experimental results obtained by testing the proposed approach to the ECG records from the MIT-BIH database show the effectiveness of this approach with a total classifier rate equal to 98.76%.

Keywords: Electrocardiogram, Kalman filter, neural networks, multilayer perceptron, conventional filters.

Résumé

Le signal électrocardiogramme (ECG) est un signal non stationnaire. Il traduit l'activité électrique du cœur et reflète l'état de santé du système cardiovasculaire. Ainsi, Il contient aussi des informations qui permettent la distinction des pathologies cardiovasculaires. Le taux élevé de mortalité dans le monde dû aux problèmes liés au dysfonctionnement du cœur a poussé les chercheurs à développer des techniques d'analyse et d'interprétation du signal cardiaque ECG pour permettre un bon diagnostic afin de détecter automatiquement les anomalies.

Après avoir éliminé le bruit, la procédure de détection nous permettra de détecter les différentes ondes (P, QRS, T). L'extraction des paramètres pertinents et la classification ainsi que la discrimination des arythmies et des anomalies cardiaques nous serviront à faire un bon diagnostic sur la pathologie.

Pour le traitement du signal ECG, nous avons étudié l'application des filtres de Kalman non linéaires récents tels que l'EKF, l'UKF et l'SRUKF avec les réseaux de neurones multicouches (MLP). Le but est de sélectionner le filtre le plus efficace au débruitage des signaux ECG synthétiques et réels bruités par différents types de bruits. Les bases de données d'arythmie et de tests du bruit de stress MIT/BIH ont été utilisées pour vérifier l'efficacité de la méthode proposée pour le traitement du signal ECG. Le filtre de l'SRUKF-MLP obtenu a donné des résultats satisfaisants en comparaison avec le meilleur filtre existant.

Dans la deuxième partie du travail réalisé, nous proposons une méthode pour la reconnaissance automatique des battements cardiaques en utilisant l'EKF-MLP. Un algorithme dédié à la détection du complexe QRS est d'abord implémenté, suivi du développement d'un classificateur à base d'EKF-MLP.

Les résultats expérimentaux obtenus en testant l'approche proposée sur les enregistrements ECG de la base de données MIT-BIH démontrent l'efficacité d'une telle approche avec un taux global de classification égale à 98.7%.

Les mots clés : Electrocardiogramme, filtre de Kalman, réseaux de neurones, le perceptron multicouche, filtres conventionnels.

Nomenclatures

ECG : Electrocardiogramme

SA : Nœud sinusal

AV : Auriculo-ventriculaire

VFC : Variabilité de la fréquence cardiaque

HRV : Variabilité de la fréquence cardiaque

ESV : Extrasystole ventriculaire

VF : Fibrillation ventriculaire

TV : Tachycardie ventriculaire

TA : Tachycardie auriculaire

KF : Filtre de Kalman

KF's : les filtres de Kalman

AR: Modèle autorégressif

EKF: Filtre de Kalman étendu

UKF: Filtre de Kalman non parfumé

SRUKF: Filtre de Kalman non perfume à la racine carré

QKF: Filtre de Kalman quadrature

CKF: Filtre de Kalman cubature

CDKF: Filtre de Kalman de difference centrale

WF: Filtre de Wiener

LMS: Filtre du moindre carré

MF: Filtre median

Liste des symboles

WD: Filtre d'ondellettes

MLP: Perceptron multicouche

NN: réseau de neurones

RNA: réseau de neurones artificiels

EKF-MLPNN: Filtre de Kalman étendu basé sur le réseau de neurones

UKF-MLPNN: Filtre de Kalman non parfumé basé sur le réseau de neurones

SRUKF-MLPNN: Filtre de Kalman à la racine carré basé sur le réseau de neurones

MSE: Erreur quadrature moyenne

PSNR: rapport crête signal sur bruit

ESV : Extrasystole ventriculaire

BBG : Bloc de branche gauche

BBD : Bloc de branche droite

Liste Des Tableaux

Tableau IV.1 : Annotation des battements de la base de données MIT-BIH.....	73
Tableau IV.2 : Les paramètres du modèle correspondant au signal ECG synthétique.....	78
Tableau IV.3 : Évaluation quantitative de la qualité du filtrage du signal synthétique.....	81
Tableau IV.4 : Critères d'évaluation d'effet du bruit blanc sur les performances des KF's pour le débruitage du signal ECG avec le nombre d'itérations $n = 10$	86
Tableau IV. 5 : Critères d'évaluation d'effet du bruit blanc sur les performances des KF's pour le débruitage du signal ECG avec le nombre d'itérations $n = 45$	86
Tableau IV.6 : Comparaison des paramètres de performance basés sur EKF-MLPNN, UKF-MLPNN et SRUKF-MLPNN pour enlever le bruit rose lorsque le nombre d'itérations $n = 10$	86
Tableau IV. 7 : Comparaison des paramètres de performance basés sur EKF-MLPNN, UKF-MLPNN et SRUKF-MLPNN pour enlever le bruit rose lorsque le nombre d'itérations $n = 45$	87
Tableau IV.8 : Comparaison des critères de performance des techniques EKF-MLPNN, UKF-MLPNN et SRUKF-MLPNN pour la réduction du bruit rose lorsque le nombre d'itérations $n = 10$	87
Tableau IV.9 : Comparaison des critères de performance des techniques EKF-MLPNN, UKF-MLPNN et SRUKF-MLPNN pour la réduction du bruit rose lorsque le nombre d'itérations $n = 45$	87
Tableau IV.10 : Analyse comparative complète de débruitage du signal ECG à l'aide d'EKF-MLPNN, UKF-MLPNN, SRUKF-MLPNN, WF, LMS MF et WD basée sur le MSE et PSNR au bruit blanc Gaussien.....	89
Tableau IV. 11 : Comparaison de performance de KF's et des filtres conventionnels pour la réduction du bruit rose du signal ECG.....	89
Tableau IV.12 : Évaluation des performances des différents algorithmes pour la réduction du bruit musculaire de l'enregistrement 118e12.....	90
Tableau V.1 : Les enregistrements choisis de la base de données MIT-BIH.....	99
Tableau V.2 : Division des battements ECG en battements d'apprentissage et battements de test.....	100

Liste Des Tableaux

Tableau V.3. Les valeurs de DFA et HRV en fonction du type de signal.....	103
Tableau V.4 : L'effet du nombre de neurone de la couche cachée sur la performance de l'EKF-MLPNN.....	107
Tableau V.5. Matrice de confusion.....	107
Tableau V.6. Résultats de classification de l'EKF-MLPNN pour les différents types d'arythmie cardiaques.....	108
Tableau V.7. Etude Comparative des résultats.....	109

Liste des figures

Figure I.1. Schéma général de localisation et l'anatomie du cœur.....	9
Figure I. 2. Chemin d'impulsion électrique dans le cœur.....	11
Figure I. 3. Dérivations périphériques bipolaires.....	13
Figure I. 4. Dérivations périphériques unipolaires.....	14
Figure I. 5. La position des électrodes pour les dérivations précordiales.....	14
Figure I.6. Les ondes électriques d'un battement cardiaque.....	17
Figure I.7. Différents intervalles dans l'ECG.....	18
Figure I.8. Le dispositif d'Holter.....	20
Figure I.9. Signal ECG perturbé par le réseau de 50Hz.....	21
Figure I.10. Signal ECG avec mouvements des électrodes.....	22
Figure I.11. Signal ECG bruité par la contraction musculaire.....	23
Figure I.12. Dérive de la ligne isoélectrique.....	24
Figure I.13. Signal ECG d'un patient qui présente des ESV.....	25
Figure I. 14. Fibrillation ventriculaire.....	25
Figure I.15. Le flutter auriculaire.....	26
Figure I.16. La fibrillation auriculaire.....	27
Figure I.17. Tachycardie sinusale (le rythme est de 120 bpm).....	27
Figure I.18. Bradycardie sinusale (le rythme est de 40 bpm).....	28
Figure I.19. Le bloc de branche droit.....	29
Figure I.20. Le bloc de branche gauche.....	29
Figure II.1. Série temporelle d'un processus de bruit blanc.....	33
Figure II.2. Série temporelle d'un processus de mouvement Brownien.....	34
Figure II.3. Schéma fonctionnel de l'algorithme de Kalman.....	38
Figure III.1. Neurone biologique.....	58
Figure III.2. Le modèle de neurone artificiel.....	59
Figure III.3. Schéma de perceptron.....	60
Figure III.4. Exemple de perceptron multicouche élémentaire avec quatre couches cachées..	62
Figure III.5. le modèle d'apprentissage de l'MLP en utilisant les KF's.....	64

LISTE DES FIGURES

Figure IV.1. ECG synthétique généré par le modèle (130).....	79
Figure IV. 2. Élimination des différents types de bruit Gaussien du signal ECG en utilisant l'EKF-MLPNN.....	79
Figure IV.3. Élimination des différents types de bruit Gaussien du signal ECG en utilisant de l'UKF-MLPNN.....	80
Figure IV.4. Élimination des différents types de bruit Gaussien du signal ECG en utilisant de SRUKF-MLPNN.....	80
Figure IV.5. Résultats de réduction du bruit d'un signal ECG réel ayant un rythme normal de la base de données MIT-BIH.....	83
Figure IV.6. Résultats de filtrage du bruit Gaussien coloré issu du signal ECG.....	84
Figure IV.7 Réduction de l'artéfact musculaire.....	85
Figure IV.8. Comparaison du temps d'exécution à consommer par chaque filtre.....	90
Figure V.1. Illustration schématique d'un classificateur des signaux ECG.....	95
Figure V.2. Un segment de l'enregistrement MIT-BIH : 117.....	96
Figure V.3. Détection des complexes QRS d'enregistrement 122.....	97
Figure V.4. Détection des complexes QRS d'enregistrement 200.....	97
Figure V.5. Une série temporelle de l'intervalle RR.....	100
Figure V.6. Résultats d'analyse de l'enregistrement normal 122 avec $h=1.0857$	102
Figure V.7. Résultats d'analyse de l'enregistrement anormal 200 avec $h=0.7122$	103
Figure V.8. Les critères de caractérisation sur un signal ECG d'un sujet sain [RRp RRs RRs/RRp QRS PP (amp)].....	104
Figure V.9. Détection de différentes ondes du signal ECG.....	105
Figure V.10. Une représentation de la largeur QRS en fonction des classes.....	105

Table des matières

Résumé.....	III
Nomenclatures.....	IV
Liste des tableaux.....	VI
Liste des figures.....	VIII

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

Chapitre I

L'ELECTROPHYSIOLOGIE CARDIAQUE

Introduction	8
I.1. Anatomie du cœur	8
I.2. Le battement cardiaque.....	9
I.3. Le fonctionnement électrique du cœur.....	10
I.4. L'électrocardiographie.....	11
I.5. Les dérivations.....	12
I.5.1. Les dérivations périphériques.....	12
I.5.1.1. Les dérivations périphériques bipolaires.....	12
I.5.1.2. Les dérivations périphériques unipolaires.....	13
I.5.2. Les dérivations précordiales.....	14
I.6. L'Electrocardiogramme (ECG).....	15
I.6.1. Les ondes de L'ECG.....	15
I.6.2. Les intervalles temporels de L'ECG.....	17
I.7. Le rythme cardiaque normal.....	18
I.8. La fréquence cardiaque.....	19
I.9. La variabilité de la fréquence cardiaque.....	19
I.10. L'Enregistrement d'Holter.....	19
I.11. Types de bruits affectant dans le signal ECG.....	21
I.11.1. Bruit du réseau 50Hz.....	21
I.11.2. Bruit dû au mouvement des électrodes.....	22
I.11.3. Bruit généré par la contraction musculaire.....	22
I.11.4. Bruit causé par le processus de respiration.....	23
I.12. Les pathologies cardiaques	23

Table des matières

I.12.1. Extrasystole ventriculaire.....	24
I.12.2. Fibrillation Ventriculaire.....	25
I.12.3. Le flutter auriculaire	25
I.12.4. La Fibrillation auriculaire.....	26
I.12.5. La tachycardie.....	27
I.12.6. La bradycardie.....	27
I.12.7. Blocs de branche.....	28
I.12.7.1. Le bloc de branche droit.....	28
I.12.7.2. Le bloc de branche gauche.....	29
Conclusion.....	29

Chapitre II

ETUDE DU FILTRE DE KALMAN

Introduction.....	31
II.1. Concepts sur le signal aléatoire et l'estimation.....	31
II.1.1. Définition du signal.....	31
II.1.2. Classification du signal.....	31
II.1.2.1. Les signaux déterministes.....	32
II.1.2.2. Les signaux aléatoires.....	32
II.1.2.2.1. Le bruit	32
a) Le bruit blanc.....	33
b) Le bruit coloré	33
II.1.3. Modèle autorégressif.....	34
II.1.4. L'estimation.....	34
II.1.4.1. L'estimateur.....	34
II.1.4.2. Caractéristique d'un estimateur.....	34
II.2. L'approche Bayésienne optimale.....	35
II.2.1. Le filtre de Kalman.....	36
II.2.2. Le filtre de Kalman étendu (EKF).....	39
II.2.2.1. Modélisation de l'ECG par l'EKF.....	40
II.2.2.2. L'adaptation de l'EKF au bruit de mesure coloré.....	41
II.2.2.3. Limitations du filtre de Kalman étendu.....	42
II.3. Les approches déterministes.....	43
II.3.1. La transformé non parfumé.....	43

Table des matières

II.3.1.1. Le filtre de Kalman non parfumé.....	45
II.3.1.2. Limitations du filtre de Kalman non parfumé.....	46
II.3.2. Le filtre de Kalman non parfumé à la racine carrée.....	46
II.3.3. Le filtre de Kalman de différence centrale.....	47
II.3.4. Approche Quadrature de Gauss-Hermite.....	48
II.3.5. Approche cubature.....	50
II.4. Méthodes de référence	51
II.4.1. Filtre Wiener.....	51
II.4.2. Filtre du moindre carré (LMS).....	52
II.4.3. Filtre médian.....	52
II.4.4. Filtre à ondelettes (WD).....	53
Conclusion.....	53

Chapitre III

OPTIMISATION DU FILTRE DE KALMAN PAR LES RESEAUX DE NEURONES

Introduction.....	56
III.1. Les réseaux de neurones artificiels.....	56
III.1.1. Neurone biologique.....	57
III.1.2. Neurone artificiel (formel)	58
III.2. Le perceptron.....	59
III.2.1. Règle d'apprentissage du perceptron.....	60
III.2.2. Le perceptron multicouche (MLP).....	61
III.3. Apprentissage des réseaux de neurones.....	62
III.3.1. Apprentissage supervisé.....	62
III.3.2. Apprentissage non supervisé.....	63
III.4. Apprentissage du MLP en utilisant les FK's	63
III.4.1. Apprentissage du MLP en utilisant l'EKF	64
III.4.2. Apprentissage du MLP en utilisant l'UKF	66
III.4.3. Apprentissage du MLP en utilisant le SRUKF.....	67
Conclusion.....	68

Chapitre IV

APPLICATION DU FILTRE DE KALMAN AU DEBRUITAGE DU SIGNAL ECG

Introduction.....	71
-------------------	----

Table des matières

IV.1. Acquisition de données	71
IV.1.1. La base de données d'arythmie MIT-BIH.....	71
IV.1.1.1. Fichiers de la base MIT-BIH.....	72
IV.1.2.1. Fichier de données (*.dat).....	72
IV.1.2.2. Fichier header (*.hea)	72
IV.1.2.3. Fichier annotation (*.atr)	72
IV.1.2. la base de données de tests de bruit de stress MIT-BIH.....	74
IV.2. Paramètres d'évaluation des performances.....	75
IV.2.1. L'erreur quadrature moyenne (MSE).....	75
IV.2.2. Le rapport signal sur bruit maximal (PSNR).....	75
IV.2.3. Le rapport signal sur bruit (SNR).....	76
IV.3. Application des filtres non linéaires du Kalman au débruitage du signal ECG	76
IV.3.1 Débruitage d'un signal ECG synthétique	76
IV.3.2. Débruitage d'un signal ECG réel bruité par différentes types de bruit.....	82
Conclusion.....	92

Chapitre v

EXTRACTION DES PARAMETRES DISCRIMINANTS

Introduction.....	94
V.1. Paramètres d'évaluation des performances.....	94
V.2. Classification des arythmies cardiaques.....	95
V.2.1. Choix des arythmies ciblées.....	95
V.3. Description du système automatique de diagnostic du signal ECG.....	95
V.3.1. Détection des complexes QRS.....	96
V.3.2. L'Algorithme à utiliser pour faire la détection des complexes QRS.....	97
V.4. Prétraitement de la base de données.....	99
V.5. Extraction du signal RR.....	101
V.6. Analyse des fluctuations sans tendance (DFA).....	102
V.7. Choix du vecteur d'entrée.....	104
V.8. Détection et identification des arythmies cardiaques par l'EKF-MLP.....	106
V.9. Résultats obtenus et discussion.....	107
V.10. Comparaison avec d'autres méthodes.....	109

Table des matières

Conclusion	110
Conclusion générale.....	112
Références.....	116
Production scientifique.....	127

Introduction générale

Introduction générale

Selon l'organisation mondiale de la santé (OMS), les pathologies cardio-vasculaires constituent la première cause de mortalité dans le monde. En Algérie, elles sont responsables d'un décès sur quatre. Le cœur est la partie centrale du système cardiovasculaire. Il agit comme une pompe qui assure un flux de sang continu vers tous les organes et aux tissus dans toutes les circonstances entourant et selon l'activité d'un individu.

Les praticiens surveillent la fonction du cœur par l'enregistrement d'un signal électrique variant avec le temps et qui s'appelle électrocardiogramme (ECG). Celui-ci est distingué par un rythme périodique ou quasi périodique et il peut être représenté graphiquement. L'ECG fournit les informations nécessaires en rapport avec le cœur d'un patient. Il présente l'apport le plus important pour diagnostiquer et traiter les pathologies cardiovasculaires. C'est aussi un instrument important qui permet de surveiller les patients chez eux. Cela a conduit à l'avancement des applications en télémédecine.

Un système de traitement automatisé de l'ECG se constitue en général de quatre phases consécutives comme suit: le débruitage ou filtrage du signal, la détection des ondes, l'extraction des critères pertinents et enfin la classification/discrimination des arythmies cardiaques.

La phase de filtrage consiste essentiellement à supprimer nombreux types de bruits qui affectent le signal ECG durant son enregistrement. Ces perturbations sont générées par les ressources biologiques (peau, muscle, respiration, ...) et environnementales (courant de secteur, perturbations électromagnétiques, placement des électrodes, ...) [1]. Ces derniers peuvent recouvrir les signaux utiles partiellement ou complètement. Le signal contaminé rend l'analyse clinique et le diagnostic visuel difficile, en particulier dans des applications cliniques telles que la détection d'arythmie cardiaque et la prévention de l'infarctus du myocarde qui est considéré comme une affection très grave. Par conséquent, la suppression de toutes ces perturbations de l'ECG est nécessaire pour un bon diagnostic médical. Ce point représente l'un des grands problèmes qu'on peut rencontrer dans le domaine du traitement des signaux biomédicaux.

Dans ce contexte, les chercheurs ont proposé plusieurs stratégies et approches non fiables, linéaires et non linéaires pour filtrer les signaux ECG. Dans [2] [3] les auteurs ont proposé le

filtre passe bande pour l'annulation du bruit. Mais dans le domaine fréquentiel, l'artefact musculaire chevauche avec les composantes de l'ECG dans la bande de 0,01 Hz à 100 Hz. Des techniques simples comme le filtre passe-bande, ne permet pas d'éliminer une telle contamination. Le filtre Wiener (WF) a été appliqué sur des signaux élémentaires. La principale caractéristique de ce filtre est son utilisation dans le domaine temps-fréquence pour prendre en compte la non-stationnarité du signal [4]. D'autre part, le filtre médian (MF) [5] [6] est une autre approche courante pour l'extraction des petites composantes cardiaques de l'ECG bruité. Cependant, il ne parvient pas à supprimer le bruit gaussien.

L'emploi des méthodes statistiques a été aussi utilisée pour aboutir à des modèles de signaux et de bruits et ensuite à débruiter l'ECG, telles que, l'analyse par la composante principale [7], par la composante indépendante [8] et par les réseaux de neurones artificiels [9]. L'inconvénient majeur de ces méthodes est la nécessité d'une grande quantité de données, tandis que l'acquisition de ces derniers et le débruitage peuvent générer des erreurs d'estimation. La théorie de l'ondelette [10] est une autre méthode commune appliquée aux signaux présentant des caractéristiques multi-résolutions comme le signal ECG. Les raisons principales d'utiliser cette technique est la bonne représentation des caractéristiques de localisation temps-fréquence des signaux non stationnaires. D'autres part, en raison de la nature non linéaire et non stationnaire de l'ECG, plusieurs méthodes basées sur le filtrage adaptatif ont été employées. L'algorithme de la moyenne quadratique est la technique adaptative la plus utilisée pour le traitement du signal ECG. Dans [11], les auteurs ont proposé le débruitage de ce type de signaux à l'aide du filtre adaptatif de la moyenne quadratique (LMS). Cette technique n'est pas capable de suivre le signal ECG qui varie rapidement au sein de chaque battement cardiaque.

Au cours de ces dernières années, les approches de filtrage du signal ECG ont été renforcées par le filtre de Kalman (KF). L'idée de base de celui-ci, consiste à fournir un outil de calcul efficace en utilisant un ensemble d'équations mathématiques récursives pour estimer l'état d'un processus, de manière à minimiser la moyenne de l'erreur quadratique. Son rôle est d'estimer les états inconnus d'un système dynamique en utilisant une combinaison de mesures incomplètes ou bruitées [12]. Le filtre de Kalman a été largement étudié dans de nombreuses applications, en particulier pour l'amélioration du signal ECG [13] [14].

Le débruitage du signal ECG est reformulé en un problème d'estimation non linéaire, où le filtre de Kalman étendu (EKF) [15] est la solution optimale pour résoudre ce problème.

Cependant, la qualité des performances de celui-ci dépend de la connaissance préalable correcte des processus du bruit d'observation et des matrices de covariance Q et R . Pour les systèmes non linéaires, l'EKF rencontre des difficultés pour obtenir ces paramètres. Dans [16], un filtre de Kalman non parfumé (UKF) a été proposé pour surmonter les inconvénients du filtre de Kalman étendu. Cela donne une performance égale au KF pour les systèmes linéaires. En outre, il s'applique mieux aux non-linéarités sans passer par les étapes linéarisées de la fonction EKF. Le UKF est plus précis dans l'estimation de la moyenne et de la covariance jusqu'au second ordre par la construction des points avec différents poids basés sur des méthodes déterministes [17]. Le problème lié à l'UKF réside dans le coût du calcul et l'instabilité numérique. Ceci provoque la divergence de l'algorithme. Plusieurs travaux ont alors été réalisés pour filtrer le signal ECG en utilisant les filtres non linéaire de Kalman basés sur des données de signaux réels ou synthétiques tels que : [18-22].

La deuxième phase concerne la détection en vue de déterminer la localisation des ondes de l'ECG ainsi que la mesure de leurs durées d'une façon exacte et fiable. Dans la littérature on trouve beaucoup de méthodes et techniques de détection [23], [24]. Le complexe QRS est le segment le plus important dans le cycle cardiaque, où la détection des pics R est le plus fréquent dans la littérature.

La phase d'extraction concerne la caractérisation de l'ECG et peut être réalisée après l'étape de détection. Ces critères peuvent être désignés sous le nom du vecteur des paramètres caractéristiques. Celui-ci peut subir une autre étape de traitement avant la procédure de classification. L'extraction de ces paramètres peut être réalisée dans le domaine temporel pour obtenir des caractéristiques morphologiques (telles que la largeur, hauteur et la surface du complexe QRS, variabilité du rythme cardiaque, etc.) [25-27], ou dans le domaine fréquentiel pour obtenir les changements dans les spectres de puissance du complexe QRS entre les battements normaux et pathologiques [28-29]. Cette phase permet de choisir les paramètres les plus pertinents pour augmenter la divergence entre les classes ciblées, tout en maintenant toujours l'information suffisante pour permettre la classification.

Pour la quatrième étape qui concerne la classification des arythmies cardiaques, elle est considérée comme une aide à la décision médicale. Plusieurs techniques ont été développées telles que les réseaux de neurones artificiels (ANN) qui sont utilisés suivant des architectures différentes comme la carte auto-organisatrice de Kohonen (KSOM) [30], [31] et les Perceptrons multicouches (MLP) [32]. Certaines méthodes sont basées sur une combinaison

des réseaux de neurones artificiels avec la transformée en ondelettes [33] et le filtre de Kalman étendu basé sur le système de la logique floue [34].

Objectifs et motivations

Plusieurs auteurs ont discuté la performance et l'efficacité des filtres de Kalman non linéaires (KF's) pour le débruitage du signal ECG. Ces études ont démontré que l'UKF est meilleur que l'EKF. Cependant, aucune étude n'a discuté la précision des KF's lorsqu'ils sont appliqués à l'apprentissage des réseaux de neurones afin de prouver leurs performances pour réduire le bruit du signal ECG.

Dans ce travail, nous essayons de combler cette lacune en présentant des formulations pour l'utilisation des algorithmes de Kalman: EKF, UKF et SRUKF (square root UKF), avec réseau de neurones à perceptron multicouches (MLPNN). Les KF's entraînent les neurones pour estimer les poids et de suivre le signal ECG d'origine. Les avantages de ces méthodes par rapport aux autres sont:

- Les techniques proposées sont basées sur l'apprentissage en ligne, où les poids sont directement mis à jour après la présentation d'un modèle d'apprentissage.
- Ces techniques ne nécessitent pas le stockage de tout l'enregistrement d'entrée-sortie. En outre, les algorithmes de KF's améliorent la vitesse d'apprentissage et réduisent le nombre de paramètres de réglage.
- Les paramètres du modèle de sélection de MLPNN sont automatisés afin d'adapter les méthodes à différents ECG.

La deuxième contribution se situe dans le cadre de l'analyse automatique des arythmies cardiaques. Une attention particulière est portée sur le rythme normal (N), les blocs de branche gauche (LBBB), les blocs de branche droite (RBBB), les contractions ventriculaires prématurées (PVC) et les contractions auriculaires prématurées (APC). Cette thèse propose une méthode originale de classification et de discrimination des anomalies cardiaques à partir d'une seule chaîne du signal ECG. La technique proposée est basée sur l'utilisation de six paramètres extraits du complexe QRS pour classer les battements anormaux des ceux normaux. L'étape de classification est réalisée par l'EKF-MLPNN.

Présentation de la thèse

Dans ce cadre, nous avons organisé notre travail en cinq chapitres :

Le premier chapitre présente sommairement le fonctionnement du système cardiovasculaire. Ceci permet de comprendre l'origine et la nature des signaux électriques enregistrés par l'électrocardiographie. Aussi, il présente quelques pathologies cardiaques les plus communes.

Le deuxième chapitre est consacré au principe de fonctionnement du filtre de Kalman linéaire et à ses versions étendues, non parfumées et non parfumées à la racine carré utilisées lorsque le système est non linéaire.

Le troisième chapitre aborde le problème d'optimisation des filtres de Kalman non linéaires par les réseaux de neurones. Nous y donnons un aperçu sur les réseaux de neurones artificiels, puis nous présentons les algorithmes des filtres de Kalman avec les réseaux de neurones multicouches utilisés dans notre application de pré-traitement du signal ECG.

Le quatrième chapitre, présente dans un premier temps, un modèle du signal synthétique et les résultats de l'application des filtres de Kalman non linéaires basés sur le réseau de neurones multicouche pour débruiter ce signal noyé dans des bruits Gaussiens additifs. Ensuite, nous appliquons ces filtres au débruitage d'un signal ECG réel bruité par différents types de bruits (bruit Gaussien blanc, coloré et le bruit EMG) et nous commenterons les résultats obtenus.

Dans le dernier chapitre on présente un algorithme de détection des complexes QRS que nous avons implémenté pour la caractérisation des battements cardiaques. Ceci est suivi par une analyse non linéaire de la variabilité de la fréquence cardiaque par les fluctuations redressées. La dernière partie de ce chapitre concerne les résultats de classification des arythmies cardiaques obtenus à travers l'implémentation de l'algorithme proposé. Ils sont discutés et comparés avec ceux d'autres travaux mentionnés dans la littérature.

Nous terminons notre travail par une conclusion générale et les perspectives.

Chapitre I

L'électrophysiologie Du Cœur

Introduction

La combinaison entre le cœur et le système vasculaire produit le système cardiovasculaire. Sa fonction principale est de sécuriser la transfusion sanguine d'une manière continue dans tout le corps, de fournir l'oxygène et les nutriments pour répondre à ses besoins efficaces et enfin de régénérer les tissus cellulaires. Le cœur est donc l'élément principal du système cardiovasculaire. C'est un muscle qui fonctionne comme une pompe. Il propulse le sang à travers deux types de vaisseaux : les artères et les veines. La fonction principale du cœur est basée sur le lien chronologique d'événements mécaniques et électriques complexes organisés de manière dynamique. L'activité électrique de cet organe est liée aux variations de potentiel électrique des cellules spécialisées dans la contraction et des cellules spécialisées dans l'automatisme et la conduction des influx. Elle est recueillie par des électrodes à la surface de la peau. Le tracé papier de cette activité électrique est défini comme étant l'électrocardiogramme qui est réalisé par un électrocardiographe.

A travers ce chapitre, nous donnons un bref aperçu sur l'électrophysiologie cardiaque. Une présentation de l'anatomie du cœur est d'abord faite, suivie d'une description de son activité électrique avec la concentration sur l'électrocardiogramme. Ensuite une définition des différents types des bruits affectant le signal ECG. Nous terminons le chapitre par une brève présentation de quelques maladies qui peuvent affecter le cœur.

I.1. Anatomie du cœur

Le cœur est le moteur qui alimente plus de 300 trillions de cellules dans le corps humain. C'est un organe creux et musculaire qui propulse comme une pompe le sang dans le système circulatoire, formant ainsi l'organe principal du système cardiovasculaire. Le cœur est situé dans la zone de la cage thoracique, entre les poumons sur le diaphragme [35]. Il a une forme conique inversée (la base vers le haut et la tête vers le bas). Il pèse environ 300 grammes et pèse jusqu'à 1000 gr quand le cœur est très malade en raison de l'inflation. Il a une taille de poignet de 21 cm de long, 9 cm de large et environ 65 cm de diamètre (Figure I.1.a) [36].

Le cœur est divisé en quatre chambres creuses et séparées. Dans la partie supérieure, on trouve les oreillettes et les ventricules dans la partie inférieure. Les murs des oreillettes sont relativement minces car la nature de leur travail primaire est considérée comme un réservoir de sang et une entrée aux ventricules. D'autres parts, les murs des ventricules sont plus épais car elles constituent le processus de pompage basique dans la circulation pulmonaire et

périphérique. Le cœur est aussi divisé en deux moitiés verticalement: le cœur droit comprend l'oreillette et le ventricule droit, par contre, le cœur gauche comprend l'oreillette et le ventricule gauche (Figure I.1.b).

La circulation sanguine du cœur est assurée par le myocarde. C'est un muscle épais et creux à contraction rythmique contrôlée par le système nerveux végétatif. La contraction myocardique droite fournit du sang pauvre en oxygène et assure la circulation pulmonaire. Celle de gauche renferme du sang riche en oxygène, qui est propulsé dans tout le corps humain. Le cœur est capable de propulser, au repos, environ 100 000 litres de sang chaque jour. Cette quantité peut être augmentée selon les différentes activités menées par l'individu [37].

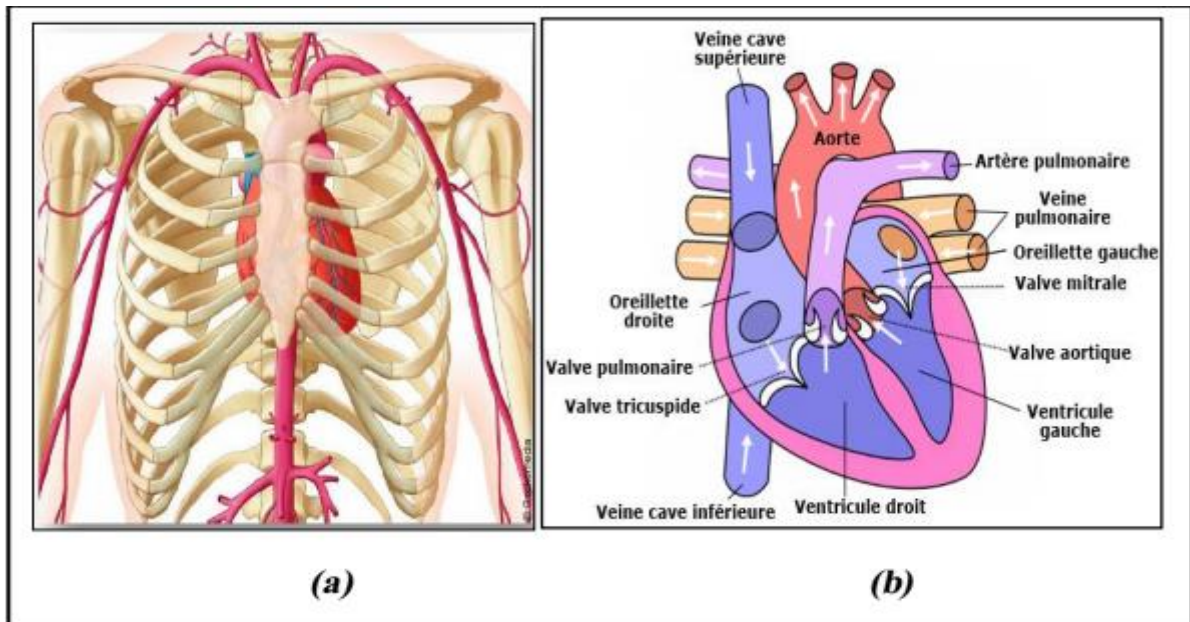


Figure I.1. Schéma général de localisation et l'anatomie du cœur.

I.2. Le battement cardiaque

Le cycle cardiaque ou battement cardiaque comprend [38]:

La phase de la contraction appelée systole permet la décharge du sang. Celle de la relaxation s'appelle diastole. Elle permet le remplissage du sang. Le chemin de celui-ci dans un cycle peut être divisé en plusieurs étapes :

- ✓ Le sang passe de la veine dans l'oreillette (lors de la relaxation) puis traverse la valve auriculo-ventriculaire ouverte dans le ventricule.

- ✓ Lors la contraction de l'oreillette, le sang restant dans sa cavité est libéré dans le ventricule.
- ✓ l'oreillette reste en état de relaxation jusqu'au début du prochain cycle.
- ✓ Pendant la contraction du ventricule, la valve auriculo-ventriculaire est fermée (le premier bruit cardiaque est entendu par l'écouteur). En même temps, la valve entre le ventricule et l'artère s'ouvre pour permettre au sang d'être libéré dans les poumons ou dans tous les organes, ce qui correspond au ventricule droit ou gauche.
- ✓ À la fin de la contraction ventriculaire, la valve artérielle est fermée (le second bruit cardiaque est entendu par l'écouteur).
- ✓ Ensuite, le sang retourne au cœur par les veines creuses et les veines pulmonaires.

Ces étapes sont effectuées en même temps dans le cœur droit ou gauche. La durée de la relaxation est 2,5 fois supérieure au temps de contraction. Ce cycle prend une seconde. Il se produit à travers un mécanisme très complexe. Il dépend principalement des différences de pression dans les chambres du cœur qui provoquent l'ouverture ou la fermeture des différentes valves et qui permettent l'expulsion ou le remplissage du sang.

I.3. Le fonctionnement électrique du cœur

Le cœur fonctionne de manière automatique comme tous les autres muscles du corps. La contraction du muscle cardiaque est stimulée par la propagation d'une onde électrique causée par le mouvement des ions Na^+ à travers les membranes des cellules des fibres cardiaques. Celle-ci conduit à une différence de potentiel électrique (la dépolarisation des cellules musculaires). Cette onde est générée spontanément dans la partie haute de l'oreillette droite dans le nœud sinusal de Keith et Flack ("pacemaker" naturel du cycle cardiaque). Ensuite, elle est transmise ensuite aux deux oreillettes provoquant la contraction auriculaire qui est suivie d'une décontraction [39].

L'onde électrique prend naissance dans la partie haute de l'oreillette droite dans la région dite "nœud sinusal SA" (a) puis se propage dans les oreillettes (b) entraînant leurs contractions (systole auriculaire). L'impulsion arrive alors au nœud auriculo-ventriculaire (AV), seul point de passage électrique entre les oreillettes et les ventricules. Une courte pause est alors introduite (c), juste avant la propagation dans les fibres constituant le faisceau de His. Au passage de l'impulsion électrique (d), les ventricules se contractent à leurs tours (systole ventriculaire) (e).Après la diastole (décontraction du muscle), les cellules se repolarisent (f)

(Figure I.2). Ainsi, Le premier cycle est terminé, donc le système électrique recharge tout le cœur. Il est prêt pour un nouveau battement [36].

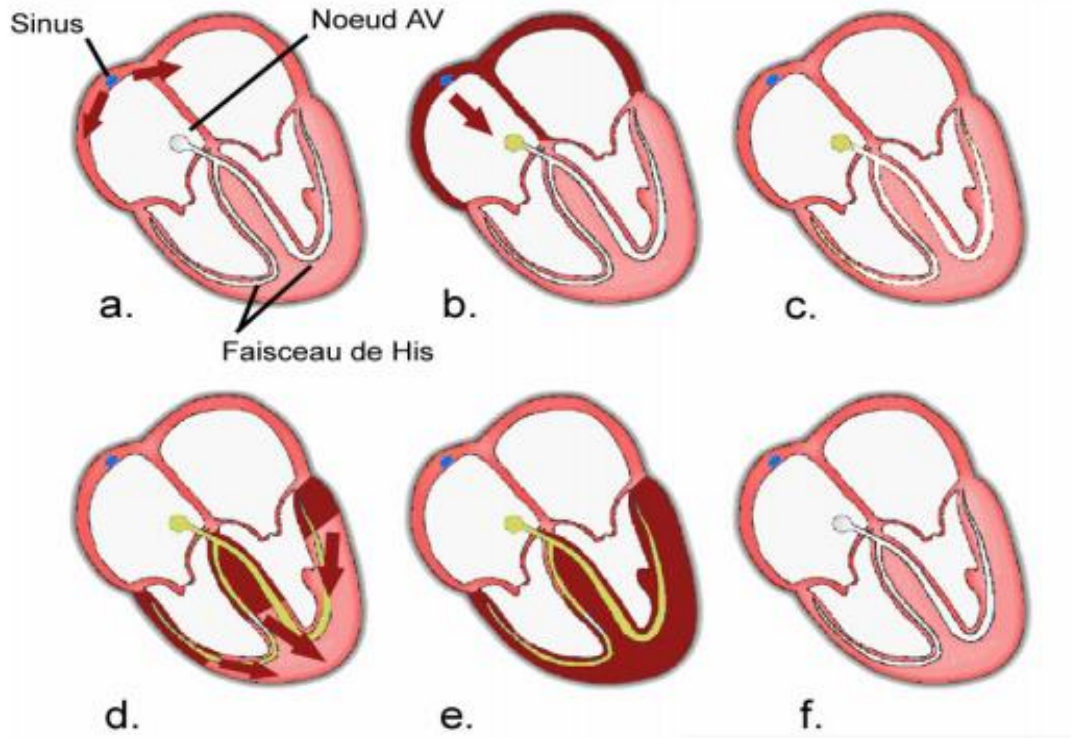


Figure I. 2. Chemin d'impulsion électrique dans le cœur.

I.4. L'électrocardiographie

Chaque phase du battement cardiaque a une signification électrique particulière. En 1887, Wheeler a montré que les changements du potentiel électrique peuvent être enregistrés par l'effet de la contraction auriculaire et aussi ventriculaire lors de l'activité mécanique cardiaque à partir de la peau. Cette technique présentée à la communauté médicale après l'invention du galvanomètre à cordes en 1901 par Wilhem Einthoven. Celui-ci a obtenu le prix Nobel de médecine en 1924 et réalisa le premier enregistrement cardiographique [40].

Aujourd'hui, l'électrocardiographe moderne est composé d'un ensemble d'électrodes qui sont fixées directement au patient dans une séquence donnée. Aussi, un amplificateur qui

amplifie les signaux électriques, un système d'enregistrement des données et une imprimante [41].

I.5. Les dérivations

Les instruments d'électrocardiographes permettent d'enregistrer plusieurs potentiels différents en même temps, en fonction de l'emplacement et du nombre d'électrodes distribués sur la poitrine et les organes. Chaque dérivation de l'ECG résulte de la mesure de ces différences de potentiels. Le système de dérivation consiste logiquement à un ensemble de dérivations interdépendant logiquement. Chacune est définie par la position des électrodes sur le corps du patient, où elle est placée de manière à révéler presque tous les champs électriques du cœur. L'opération d'enregistrement d'un ECG standard est effectuée sur 12 dérivations: six dérivations périphériques et les (six) thoraciques [42].

I.5.1. Les dérivations périphériques

Ces dérivations appelés périphériques ou celles des membres parce que les électrodes sont fixées à distance de la surface péricardique. Elles surveillent l'activité électrique du cœur sur le plan frontal. Elles sont constituées de dérivations bipolaires (DI, DII, DIII) déterminées par Einthoven en 1912 et de dérivations unipolaires périphériques (aVR, aVL, aVF) réalisées par Goldberger en 1942 [42].

I.5.1.1. Les dérivations périphériques bipolaires

Les dérivations périphériques bipolaires sont dites dérivations d'Einthoven parce qu'elles mesurent une différence de potentiel entre deux électrodes. Elles utilisent trois électrodes symétriques par rapport au cœur. Elles sont désignées par DI, DII et DIII où les trois électrodes sont placées respectivement sur le bras droit R, le bras gauche L et la jambe gauche F. Ces dérivations forment un triangle équilatéral appelé le triangle d'Einthoven, où les électrodes sont localisées aux sommets de celui-ci. Les différences de potentiel entre ses sommets sont mesurées de la manière suivante (Figure I. 3) [43]:

$$DI = V_L - V_R$$

$$DII = V_F - V_R$$

$$DIII = V_F - V_L$$

Selon le triangle d'Einthoven, le vecteur de l'activité électrique du cœur est constitué de trois mesures :

La dérivation DI : c'est la fusion de l'image résultant de l'électrode sur le bras droit (pôle positif) et l'autre sur bras gauche (pôle négatif). Elle fournit un graphe électrique appelé (lead I).

La dérivation DII : c'est la fusion de l'image résultant de l'électrode sur le bras droit (pôle négatif) avec le pôle sur la jambe gauche (pôle positif). Elle produit un graphe électrique appelé (lead II).

La dérivation DIII : c'est la fusion de l'image résultant de l'électrode sur le bras gauche (pôle négatif) avec le pôle sur la jambe gauche (pôle positif). Elle produit un graphe électrique appelé (lead III).

L'enregistrement de l'ECG dans les dérivations bipolaires montre que ses trois directions sont similaires car elles enregistrent toutes les ondes P positives. La partie principale du complexe QRS est aussi positive.

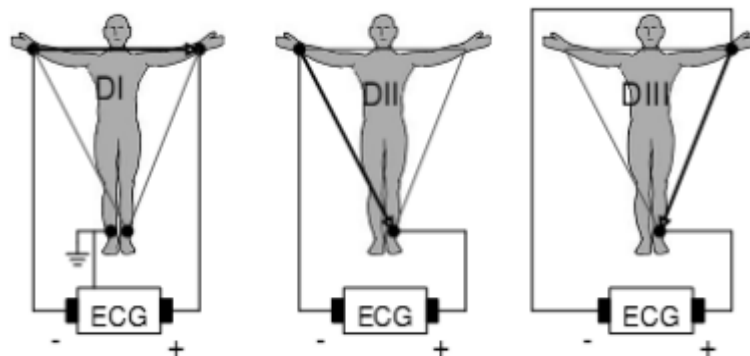


Figure I.3. Dérivations périphériques bipolaires.

I.5.1.2. Les dérivations périphériques unipolaires

Elles ont été découvertes par Wilson en 1934. Ces dérivations sont dites unipolaires parce qu'elles mesurent la différence de potentiel entre un point de référence et chacun des points R, L et F du triangle d'Einthoven. Le potentiel résultant est très petit car il a une électrode positive et il ne contient pas de pôle négatif. Ensuite, Goldberg a proposé les trois dérivations unipolaires augmentées, dites aV_L , aV_R et aV_F (Figure I. 4). La lettre a (de l'anglais augmented) indique le fait que les nouvelles dérivations augmentent les déflexions par rapport aux dérivations de Wilson par un facteur de 1,5 [44].

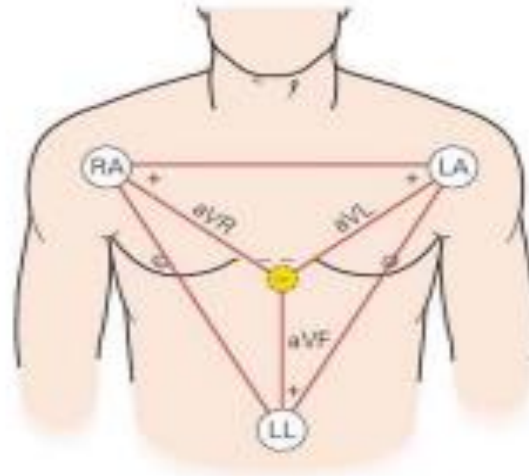


Figure I. 4. Dérivations périphériques unipolaires.

I.5.2. Les dérivations précordiales

Kossman a proposé en 1935, les dérivations unipolaires précordiales. Elles sont constituées de six dérivations (v1 à v6) qui montrent l'activité électrique du cœur de niveau horizontal et sous différents angles. Des capteurs sont placés autour de la région du cœur, en commençant par V1 à droite et en finissant à l'extrême gauche par V6. La position des électrodes précordiales est donc comme suit (Figure I. 5) [44]:

V1 = 4ème espace intercostal droit au bord droit du sternum.

V2 = 4ème espace intercostal gauche au bord gauche du sternum.

V3 : au milieu-chemin entre V2et V4.

V4 : 5ème espace intercostal gauche, sur la ligne médio claviculaire.

V5 : au même niveau horizontal que V4 sur la ligne axillaire antérieure gauche.

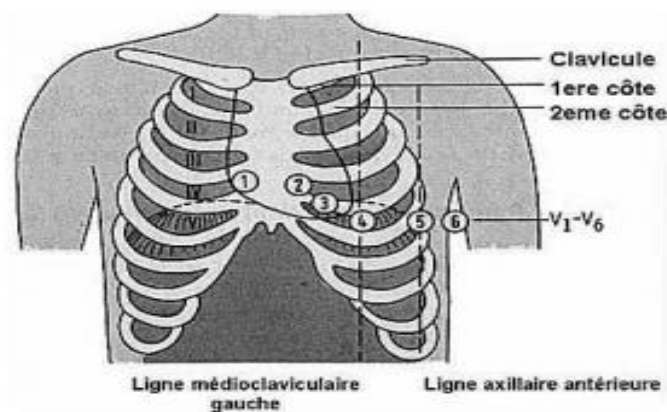


Figure I. 5. La position des électrodes pour les dérivations précordiales.

I.6. L'Electrocardiogramme (ECG)

L'ECG est la représentation graphique des forces électromotrices générées par les événements électriques de la stimulation du cœur. Il représente l'examen médical le plus couramment effectué, parce qu'il est non invasif, sans risque, peu coûteux et assez rapide. On a besoin de 10 minutes pour obtenir ce signal et le diagnostic du médecin. En outre, il fournit de nombreuses informations sur l'état physiologique normal et pathologique du cœur [43]. Le signal ECG a une plage de fréquences de 0,05 à 100 Hz et sa bande dynamique est de 1 à 10 mV. Il est classé comme signal non stationnaire caractérisé par une faible amplitude, généralement allant de 10 μ V à 5 mV. La fréquence d'échantillonnage se situe entre 250 et 500 Hz. Le signal ECG est structuré par une succession d'ondes (ondes P, Q, R, S, et l'onde T) et il existe un certain nombre d'intervalles et de segments qui portent des informations très utiles sur la vitesse de conduction de l'impulsion électrique dans les différentes parties du cœur (tels que les intervalles RR, QT, PQ, le segment ST et le complexe QRS). Toute modification morphologique ou temporelle dans ces paramètres indique la présence d'anomalies dans le cœur (Figure I. 6) [45].

I.6.1. Les ondes de L'ECG

Comme mentionné précédemment, le cœur se caractérise par la présence de cellules spécialisées connues sous le nom de cellules régulatrices du rythme cardiaque. Elles produisent de l'électricité en faisant rapidement passer la charge positive en négative ou inversement. Cette électricité se présente sous la forme d'une onde initiale suffisante pour déclencher une réaction en chaîne d'ondes jusqu'à ce qu'elle atteigne la surface du corps. Si des électrodes ECG sont placées sur la peau, il est possible d'enregistrer les potentiels électriques générés par ces ondes. Dans tout le graphe de l'ECG, la ligne horizontale isoélectrique (ligne de base) reflète l'absence de toute activité électrique. Elle est prise comme une référence. Toute courbe située en haut de cette ligne est une courbe positive et toute courbe située sous cette ligne est une courbe négative. L'information enregistrée dans l'ECG se présente comme formes d'ondes et d'intervalles aux durées et amplitudes particulières qui se répètent de même ordre dans chaque battement cardiaque.

Par convention, les mesures principales de l'ECG sont notées par les lettres suivantes: l'onde P, Q, R, S et enfin de l'onde T comme suit [46]:

- **L'onde P :** Elle représente le courant électrique associé à la contraction des oreillettes (dépolariation auriculaire). Elle précède régulièrement les complexes ventriculaires (QRS). C'est une onde positive, arrondie et petite, car il est connu que les muscles des oreillettes sont très petits comparés aux muscles ventriculaires. Son amplitude est inférieure ou égale à 0.2 mV et sa durée est d'environ 120 ms.
- **L'onde Q :** Elle correspond à de polarisation sur le site réseau de His. C'est une onde négative qui représente la première déviation négative dans le complexe QRS, c'est-à-dire sous la ligne isoélectrique. Cette onde se caractérise par une faible amplitude et sa durée peut atteindre 0.2 sec.
- **L'onde R :** Elle correspond à la dépolariation déplacée de l'intérieur des ventricules vers l'extérieur. C'est une onde positive de grande amplitude qui suit l'onde Q directement.
- **L'onde S :** Elle représente l'onde de polarisation du reste des ventricules. C'est une déflexion située au dessous de la ligne de base de faible amplitude et est la deuxième composante négative dans le complexe QRS.
- **L'onde T :** Elle correspond à la fin de la contraction ventriculaire et à la dépolariation du muscle cardiaque. C'est une onde positive de durée imprécise du fait de sa fin progressive. Son amplitude est plus faible que le complexe QRS, généralement inférieure à 2 mV.

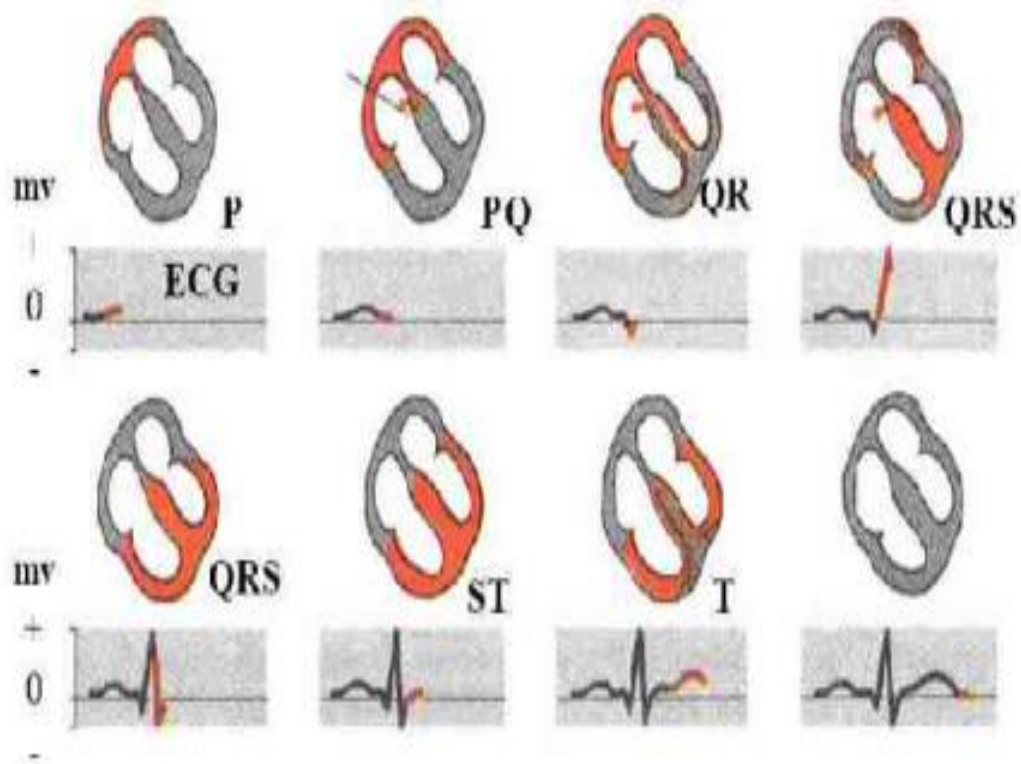


Figure I.6. Les ondes électriques d'un battement cardiaque

I.6.2. Les intervalles temporels de L'ECG

Pour un battement cardiaque, les différentes ondes (P, Q, R, S, T) représentent les paramètres de base qui caractérisent un signal ECG. En plus, il existe un certain nombre d'intervalles et de segments isoélectriques qui sont reliés à ces ondes. Ils portent des informations très utiles qui permettent de surveiller l'état normal ou anormal de la vitesse de propagation des accidents électriques dans le myocarde. Ainsi ces cinq intervalles temporels montrés sur la figure (I.5) s : PR, QRS, QT, ST et RR sont définis comme suit (Figure I.7) [47]:

- **Intervalle PR :** C'est un court segment isoélectrique mesuré du début de l'onde P au début du complexe QRS. Il représente le temps de propagation de l'influx par les oreillettes, le noeud auriculo ventriculaire, le faisceau de His, ses branches, le réseau de Purkinje jusqu'au début de l'activation ventriculaire. Sa durée varie chez l'adulte d'âge moyen entre 0,012 et 0,021 secondes en fonction de rythme cardiaque.
- **Complexe QRS :** Il représente la dépolarisation des ventricules. Il est constitué d'un groupe de déflexions positives et négatives qui correspondent aux ondes Q, R, S. C'est un élément très important de toute démarche diagnostique. Son amplitude varie entre 5 et 20 mV, puisque le complexe QRS est la plus grande amplitude dans l'ECG. Il est détecté par la dérivation. Pour un cas sain, le complexe QRS dure normalement entre 0.06 et 0.10 secondes. Cette courte durée indique la rapidité de dépolarisation ventriculaire.
- **Intervalle QT :** Il représente la distance entre le début du complexe et la fin de l'onde T. Il reflète la durée de la stimulation jusqu'à la fin des décontractions ventriculaires. Cet intervalle est caractérisé par une durée comprise entre 0.3 et 0.44 secondes.
- **Segment ST :** Il représente la distance entre la fin du complexe QRS et le début de l'onde T. Il correspond à la durée de l'excitation complète des cellules ventriculaires. Dans le cas normal, le segment ST est normalement isoélectrique.
- **Intervalle RR :** Il représente l'intervalle temporel entre l'onde R du premier battement et l'onde R du battement suivant c'est-à-dire de deux ondes R successives. Cet intervalle est utilisé pour calculer la fréquence des battements cardiaques.

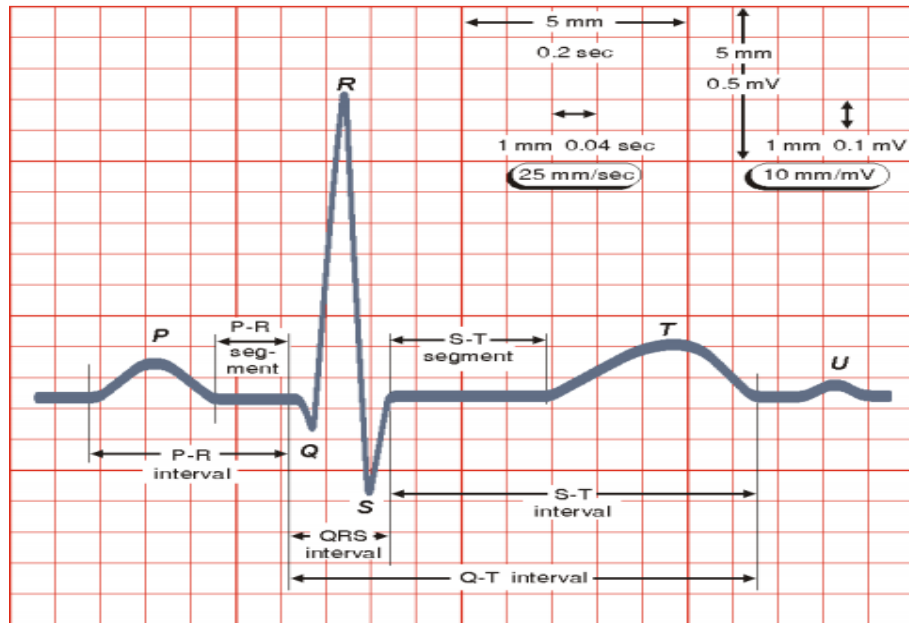


Figure I.7. Différents intervalles dans l'ECG.

I.7. Le rythme cardiaque normal

Le rythme cardiaque est une notion qualitative qui indique la manière avec laquelle s'effectue la systole ventriculaire. Il est varié par l'influence de la peur, la colère, l'effort physique qu'elles soient physiques ou intellectuelles et le statut physiologique de l'organisme.

Le rythme d'un tracé normal est sinusal, toutes les ondes P sont identiques, tous les QRS sont identiques et après chaque onde P se trouve un QRS. Le rythme cardiaque et la respiration sont parfaitement synchronisés pour obtenir les meilleures performances en circulation sanguine et distribution d'oxygène dans l'organisme. Cela engendre moins de pertes d'énergies lors de la réalisation d'activités, qu'elles soient physiques ou intellectuelles. [48]:

- **Rythme régulier:** En l'absence de toutes anomalies, le rythme cardiaque est régulier si l'intervalle R-R est quasi-constant durant toute la durée de l'enregistrement d'ECG, avec la présence des complexes QRS similaires.
- **Rythme sinusal:** Le rythme est dit de sinusal parce que la genèse de l'activité électrique du cœur est le nœud sinusal. Il se caractérise par une onde P avant chaque complexe QRS.

I.8. La fréquence cardiaque

La fréquence cardiaque est le nombre de systoles ventriculaires par unité de temps (par minute). Elle est plus élevée chez le nouveau-né et diminue progressivement avec l'âge. On sait que le rythme cardiaque en cas d'expiration est plus lent qu'en cas d'inspiration, ce qui résulte d'une augmentation de la pression à l'intérieur de la poitrine pendant le processus respiratoire. Le nombre de battements du cœur varie en fonction de la position de la personne, qu'il soit debout, assis ou couché parce que le processus du couchage, par exemple, entraîne une augmentation du retour du sang dans le cœur (retour veineux du sang) par la diminution de l'impact de la gravité. Ceci augmente la taille du pouls (le volume de sang pompé par le cœur à chaque battement). La fréquence cardiaque normale au repos d'un être humain sain et non-sportif varie entre 60 et 100 battements par minute. On sait que si le nombre de battement d'un adulte au repos dépasse de 100 bpm, c'est le cas d'une tachycardie. D'autre part, on parle de bradycardie si le nombre est inférieur à 60 bpm [49].

I.9. La variabilité de la fréquence cardiaque (VFC)

La VFC est une mesure du degré de fluctuation de la durée des contractions du cœur ou de l'intervalle entre deux contractions consécutives. Elle est censée correspondre à l'équilibre entre les influences sympathique et parasympathique sur le rythme intrinsèque du nœud sino-auriculaire. La VFC est liée au mode de vie, à l'activité physique, aux habitudes alimentaires, au rythme du sommeil et au tabagisme. Sa diminution est associée aux risques d'événements cardiaques chez les adultes ; elle est un facteur prédictif de l'hypertension artérielle. Une VFC diminuée est liée à un risque accru de décès et elle pourrait avoir une valeur prédictive pour l'espérance de vie et la santé. Les changements de la VFC sont dus à des facteurs de style de vie qui précèdent le développement de troubles cardiovasculaires. La mesure des composants de la VFC est d'un grand intérêt dans la pratique médicale et pour les experts en santé publique, pour prédire et évaluer les risques d'événements cardiométaboliques liés à un mode de vie souvent inadéquat [50].

I.10. L'Enregistrement d'Holter

L'ECG a 12 dérivations et dure seulement quelques secondes ou quelques minutes. Il peut diagnostiquer certaines maladies comme, par exemple, la détection des parties du myocarde suite à une crise cardiaque. En revanche, il existe des nombreuses pathologies qui n'apparaissent que de manière sporadique. Elles ne peuvent pas être détectées en raison de la

L'électrophysiologie Du Cœur

courte durée de cet examen, par exemple, les troubles du rythme cardiaque et de la conduction surtout s'ils sont intermittents et asymptomatiques. Pour cette raison, le biophysicien américain Norman Holter créa au début des années 60 le Holter. C'est un dispositif portable d'enregistrement continu de l'activité du cœur pendant au moins 24 heures, connu sous le nom de « l'examen Holter ». Ce test se réalise alors que le patient vit normalement et fait ses activités quotidiennes habituelles. L'enregistreur Holter est un petit boîtier d'enregistrement, confié par un cardiologue au patient et relié à ce dernier le plus souvent par cinq électrodes fixées sur la peau, permettant ainsi l'enregistrement sur deux ou trois dérivations (deux frontales et une transversale). Ce dispositif possède un bouton que la personne peut activer si elle ressent quelque chose pendant l'enregistrement (palpitations, douleurs thoraciques ou autre). Un repère sera marqué alors sur l'enregistrement. Dans ce cas le médecin doit directement consulter le tracé (Figure I. 8) [51].

24 heures plus tard, le patient revient chez le médecin pour retirer le dispositif qui a stocké les enregistrements de l'Holter ECG. Les résultats recueillis du traitement d'environ 100 000 battements permettent de détecter et de surveiller des anomalies du rythme du cœur.

L'holter est aussi utile pour contrôler le bon fonctionnement d'un stimulateur cardiaque (pacemaker) surtout chez les malades qui ont été victimes d'une crise cardiaque. Les progrès en électronique ont permis à l'examen Holter d'être enregistré pendant de très longues durées, par exemple, un mois. Cette longue période permet d'évaluer l'efficacité d'un traitement donné contre les pathologies cardiaques.

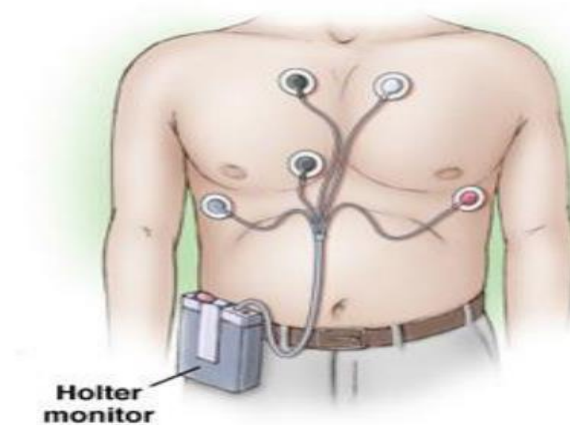


Figure I.8. Le dispositif d'Holter.

I.11. Types de bruits affectant dans le signal ECG

Pendant l'enregistrement du signal ECG généré par les impulsions électriques en utilisant le dispositif de l'électrocardiographe, ce dernier est affecté par plusieurs facteurs externes qui confondent le signal avec les effets d'un signal indésirable enregistré simultanément avec l'ECG via les électrodes. Ces perturbations peuvent entraîner parfois une variation dans les caractéristiques du signal ECG (phase, amplitude). Aussi, il y aura des erreurs dans le diagnostic et l'identification des types de pathologies cardiaques [52].

Cette interférence résulte de l'électrocardiographe lui-même ou d'autres processus vitaux tels que la respiration. La contraction des muscles causés par le mouvement du patient par exemple et les facteurs psychologiques tels que la peur et l'anxiété au cours de l'examen sont des causes de bruit.

Ci-dessous, on va présenter les types de bruit les plus courants:

I.11.1. Bruit du réseau 50Hz

La prise électrique produit un champ électromagnétique qui affecte périodiquement les fils connectés à l'électrocardiographe et qui interfère avec les signaux cardiaques. Ce type de perturbation est caractérisé par le chevauchement des signaux jusqu'au degré de congruence avec une onde dont l'harmonique principale est à 50 Hz. C'est un bruit de haute fréquence à range étroite. Généralement, il apparaît dans tous les enregistrements mais il est supprimé facilement en utilisant un filtre sélectif (Figure I. 9).

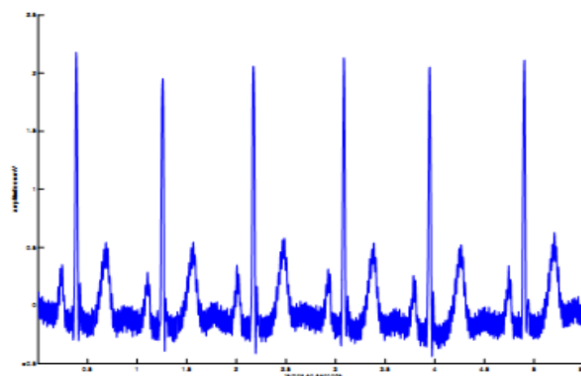


Figure I.9. Signal ECG perturbé par le réseau de 50Hz.

I.11.2. Bruit dû au mouvement des électrodes

Comme nous avons connu précédemment, on a utilisé des électrodes placées dans certaines parties du corps et le contact entre ces capteurs et la peau doit être bon. Ceci est fait en appliquant un gel spécial pour l'acquisition du signal cardiaque. Ainsi, lorsque le contact est incomplet ou que les électrodes se déplacent d'un endroit à l'autre, nous obtenons un signal composé de plusieurs signaux externes indésirables. Ces perturbations s'éliminent difficilement car elles provoquent des sauts brusques de la ligne de base et parfois il y a apparition de pics de la même gamme de fréquence que le complexe QRS (Figure I. 10).

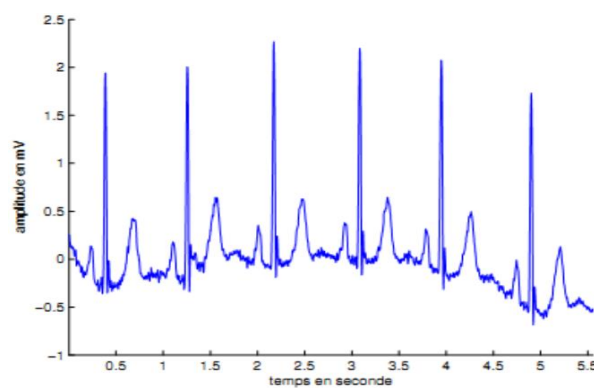


Figure I.10. Signal ECG avec mouvements des électrodes.

I.11.3. Bruit généré par la contraction musculaire

La contraction d'un muscle est commandée par une dépolarisation des cellules musculaires. Cette onde de dépolarisation de nature électrique peut être capturée par l'électrocardiographe avec le signal cardiaque. Ceci provoque un changement dans la tension du signal d'environ 1 mV. C'est un bruit de haute fréquence pouvant couvrir les ondes P et T et parfois empêche l'opération de détection des pics R (Figure I. 11).

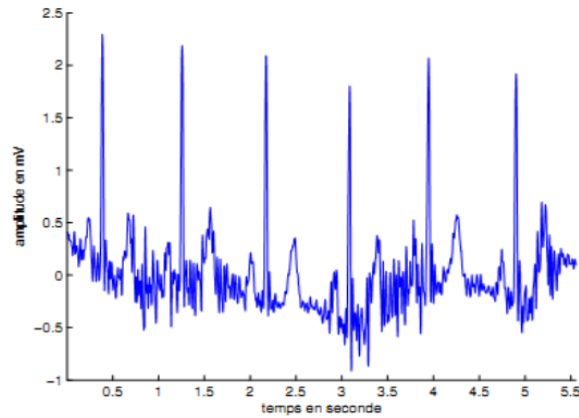


Figure I.11. Signal ECG bruité par la contraction musculaire.

I.11.4. Bruit causé par le processus de respiration

L'état psychologique du patient affecte le processus respiratoire et donc le mouvement de la poitrine monte et descend anormalement. Ceci affecte le fonctionnement du cœur. Dans le cas normal, le processus respiratoire se caractérise par des changements de basse fréquence à un rythme régulier. Ce bruit est formé comme des ondes sinusoïdales qui peuvent conduire à l'oscillation de la ligne de base de l'ECG. Ce dernier apparaît comme une ligne ondulée au-dessus du niveau zéro (Figure I. 12).

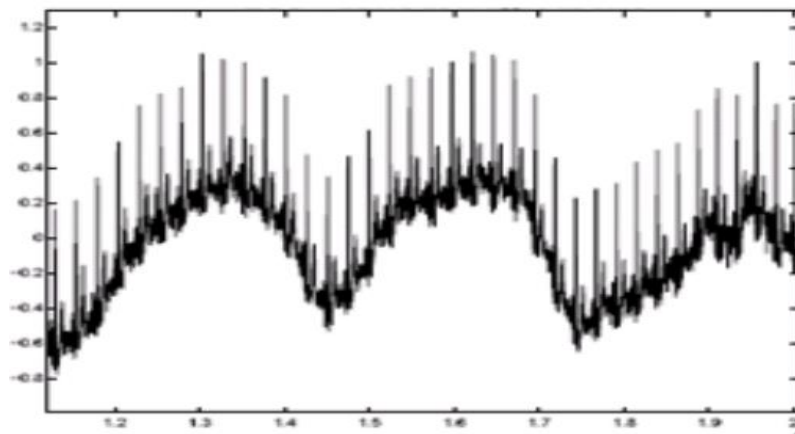


Figure I.12. Dérive de la ligne isoélectrique.

I.12. Les pathologies cardiaques

Les dysfonctionnements du cœur peuvent avoir plusieurs sources. Ils ont pour cause une anomalie dans la naissance de l'onde de l'excitation électrique du myocarde (générée hors du nœud sinusal) ou dans la conduction de cette stimulation. L'étude de l'enregistrement Holter est la meilleure méthode pour surveiller et diagnostiquer ces maladies. On classe les pathologies en fonction de leurs effets visibles sur l'ECG, par exemple, leurs déviations en comparaison au rythme sinusal [53].

Dans cette partie nous décrivons en bref les pathologies les plus courantes:

I.12.1. Extrasystole ventriculaire

L'extrasystole est une anomalie du rythme cardiaque (ou arythmie). L'extrasystole ventriculaire (ESV) ou la contraction ventriculaire prématurée (PVC) est la plus répandue surtout chez le sujet âgé. Elle naît de la dépolarisation anormale prématurée du cœur au niveau du tissu de la conduction intra-ventriculaire (faisceau de His) ou de cellules du myocarde ventriculaire. L'enregistrement d'un battement ESV est caractérisé par une onde R non précédée d'une onde P, parce qu'il n'y a pas eu d'excitation électrique auriculaire préalable, et un complexe QRS large. Les ESV sont très fréquentes chez le patient en bonne santé et aussi chez le patient cardiopathe. Elles augmentent avec l'âge. Elles concernent aussi les femmes enceintes. Les extrasystoles ventriculaires peuvent être asymptomatiques ou entraîner des palpitations ou des impressions d'arrêt du cœur. La Figure I. 13 montre le signal ECG d'un patient présentant des ESV.

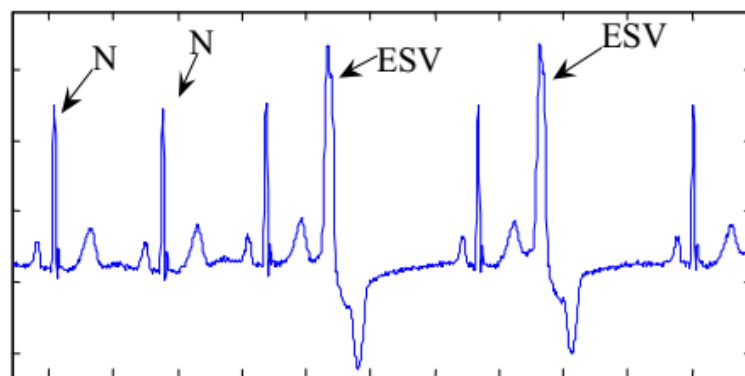


Figure I.13. Signal ECG d'un patient qui présente des ESV.

I.12.2. Fibrillation ventriculaire

La fibrillation ventriculaire résulte de la contraction ventriculaire très rapide, irrégulière, désorganisée et asynchrones entraînant de très faibles contractions ventriculaires et totalement inefficaces. Alors, la fonction des ventricules comme une pompe disparaît, donc ne pas assurée l'alimentation des tissus du corps par d'oxygène ce qui conduit à une asphyxie. Le cœur est en état d'arrêt et si la réanimation cardio-pulmonaire n'est pas effectuée rapidement la mort est confirmée. Elle est connue de mort subite. L'enregistrement ECG d'un battement VF est caractérisé par une absence du complexe QRS et la présence d'ondes irrégulières de taille et de forme variables, ce dernier remplace la ligne de base (Fig. I.14).

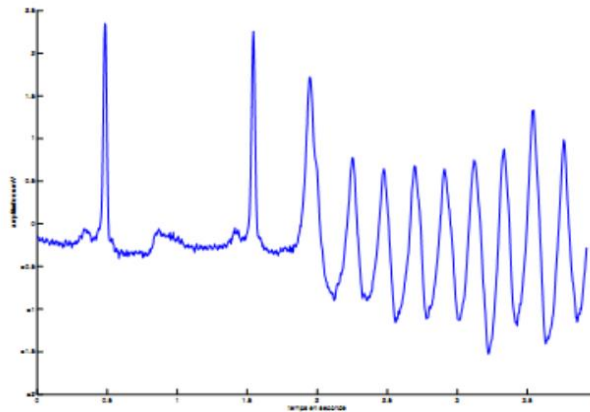


Figure I.14. Fibrillation ventriculaire.

I.12.3. Le flutter auriculaire

C'est un trouble du rythme cardiaque qui survient lorsqu'il y a un point de charge électrique anormal dans l'une des oreillettes et que la fréquence des ondes P résultantes est supérieure à 240 ondes / min. Ce rythme cardiaque est appelé flutter atrial. Dans ce cas, le nœud auriculo ventriculaire ne parvient pas à conduire ce grand nombre d'impulsions électriques au dispositif de His-Purkinje, ainsi, ne réussit que 1 coup sur 2 ou sur 3 en transit, d'où le terme de flutter 2/1, ou 3/1. Le tracé ECG de l'activité continue des oreillettes est caractérisé par la présence d'ondes appelées ondes F qui apparaissent en dents de scie (Figure I. 15).

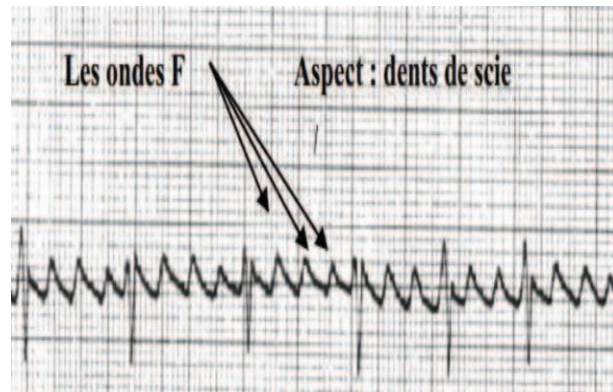


Figure I.15. Le flutter auriculaire.

I.12.4. La fibrillation auriculaire

La définition la plus simple de la fibrillation atriale est le rythme auriculaire irrégulier. Ce qui conduit à des systoles anarchiques et asynchrones au niveau des oreillettes. Cette condition se caractérise par l'absence d'ondes P sur l'ECG de surface, c'est-à-dire qu'il n'y a pas d'activité auriculaire précise mais seulement un bruit permanent qui remplace la ligne de base. Quelques impulsions électriques sont cependant produites par le nœud AV, et aboutissent à une contraction ventriculaire normale mais irrégulière. Elle est plus fréquente que le flutter. Selon certaines études, elle touche 5 à 10% les personnes de plus de 60 ans et 20% chez les plus de 80ans. Le taux de mortalité augmente, surtout si elle survient après une crise cardiaque (Figure I. 16).

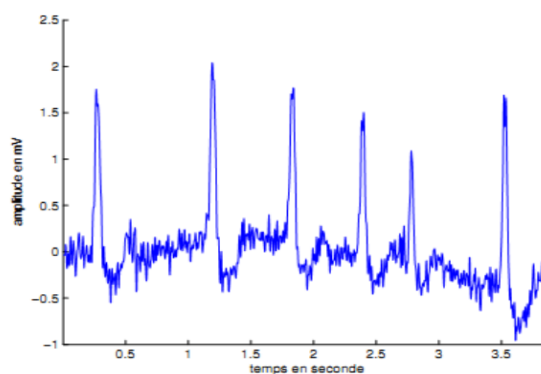


Figure I.16. La fibrillation auriculaire.

I.12.5. La tachycardie

La tachycardie est une maladie qui signifie avoir un rythme cardiaque rapide. Dans ce cas, la fréquence est supérieure à 100 bpm. Cette accélération des battements cardiaques peut être permanente ou transitoire. Elle peut être normale telle que la tachycardie d'origine ventriculaire (TV) ou auriculaire (TA). Elle est aussi régulière dans les états supra-ventriculaire ou jonctionnelle et irrégulière dans les cas de fibrillation ventriculaire et auriculaire (Figure I.17) [28].

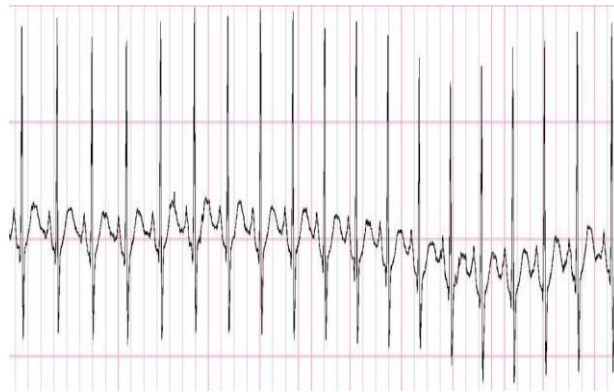


Figure I.17. Tachycardie sinusale (le rythme est de 120 bpm).

I.12.6. La bradycardie

La bradycardie est un trouble du rythme cardiaque, qui se caractérise par un rythme cardiaque trop lent dont la fréquence est inférieure à 60 bpm. Elle peut être d'origine sinusale, jonctionnelle, ou ventriculaire. Ceci est déterminé en fonction de la source de l'impulsion électrique (Figure I. 18).



Figure I.18. Bradycardie sinusale (le rythme est de 40 bpm).

I.12.7. Blocs de branche

En général, les blocs cardiaques sont dûs à une rupture de conduction de l'impulsion électrique dans les cellules cardiaques. Les blocs de branches sont des ralentissements ou un blocage de la conduction située en aval du nœud auriculo-ventriculaire, sur une des branches du faisceau de His. Selon la localisation du blocage, on distingue le bloc de branche droit (BBD) et le bloc de branche gauche (BBG). Cette anomalie de conduction entraîne donc un retard de dépolariation du ventricule, d'où l'élargissement du QRS [54].

I.12.7.1. Le bloc de branche droit

Le bloc de branche droit est le plus fréquent. L'interruption de la conduction siège au niveau de la branche droite alors que la transmission de l'influx se fait normalement à travers la branche gauche. Le ventricule droit est ainsi activé de manière retardée et anormale. Les critères diagnostiques associent : (a) Une durée des QRS ≥ 120 ms dans au moins une dérivation quelconque. (b) Un retard droit en V1-V2 et (c) un temps d'inscription du sommet de la dernière onde R (ou temps d'apparition de la déflexion intrinsécoïde en V1) > 50 ms (Figure I.19). Le risque de syncope associé à un bloc de branche droit est faible.

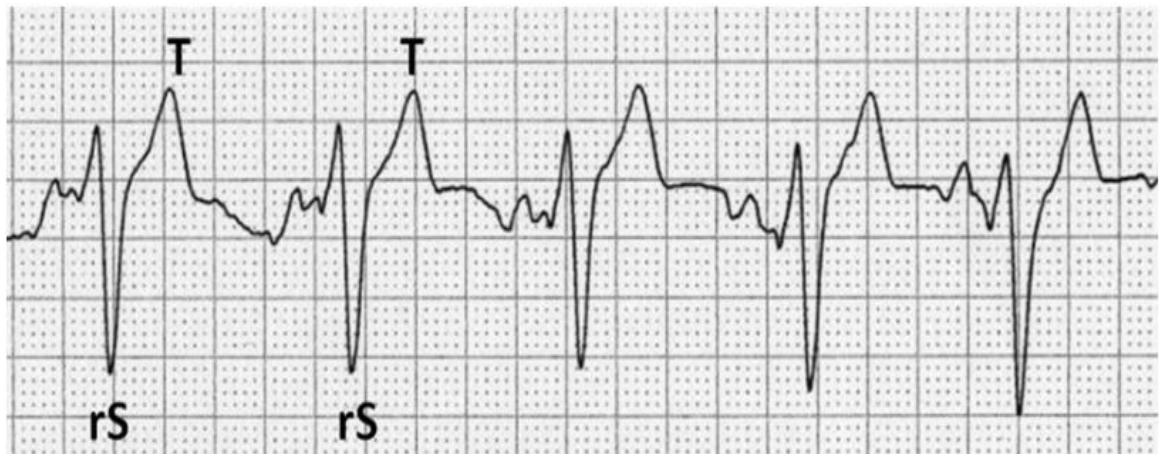


Figure I.19. Le bloc de branche droit.

I.12.7.2. Le bloc de branche gauche

Le bloc de branche gauche est plus rare. Dans ce cas, le trouble de conduction porte sur la branche gauche alors que la branche droite est saine. C'est le ventricule gauche qui présente un retard d'activation. Celle-ci se faisant à partir du ventricule droit qui est normalement activé. Les critères diagnostiques associent : (a) Une durée des QRS ≥ 120 ms. (b) Un retard gauche en V5-V6 et DI-VL avec une onde R large. (c) Un temps d'inscription du sommet de l'onde R > 60 ms en V4-V6 (Figure I.20). Le bloc de branche gauche expose davantage les patients à un risque de syncope que ceux avec un bloc de branche droit. Les facteurs favorisant sont un antécédent de syncope (17 % de récurrence à 42 mois) et un intervalle HV ≥ 70 ms ou ≥ 100 ms (12 ou 24 % à 4 ans).



Figure I.20. Le bloc de branche gauche.

Conclusion

Dans cette section, nous avons exposé une introduction aux éléments de base de l'électrophysiologie du cœur, son fonctionnement et le signal électrique y afférant ainsi que le système de conduction électrique du cœur. Ce signal enregistrable est l'électrocardiogramme (ECG). L'étude réalisée dans ce chapitre nous a permis de mieux comprendre la nature et l'origine de signal ECG, ses caractéristiques, les différents types des perturbations qui lui sont liées, son acquisition et enfin la présence des troubles du rythme cardiaque.

Chapitre II

ETUDE DU FILTRE DE

KALMAN

Introduction

Le débruitage est un processus principal de traitement automatique du signal. Le problème de filtrage optimal est celui de l'estimation récursive de l'état d'un système dynamique dans le temps actuel, suivant la quantité des données disponibles jusqu'à ce moment, généralement bruitées. Le bruit dans les mesures signifie qu'il existe un certain degré d'incertitude. Quand l'échantillon est très grand ou qu'il correspond à un échantillonnage continu c'est à dire sans fin réelle, il faut estimer les paramètres sans attendre l'obtention de la totalité de l'échantillon. Ainsi à chaque nouvelle donnée acquise, on cherchera à mettre jour la valeur de l'estimée (l'état).

Dans certains contextes (lissage, débruitage ou prédiction des états d'un système dynamique et linéaire), la solution optimale est donnée par le filtre de Kalman. Le modèle peut être écrit sous la forme d'un espace d'état et l'emploi du KF fournit une estimation des paramètres AR qui peut être utilisée pour l'estimation du signal non stationnaire. Il est aussi démontré comment ces paramètres peuvent être utilisés comme caractéristiques d'entrée du signal. En effet, les systèmes dynamiques, non-linéaires et/ou non Gaussiens pour lesquels une solution impose les filtres de Kalman étendu et non parfumé sont les plus utilisés.

L'objectif de ce chapitre est d'introduire un aperçu général du filtrage (les notions, les concepts, les définitions et les principes généraux du filtre de Kalman).

II.1. Concepts sur le signal aléatoire et l'estimation

II.1.1. Définition du signal

Nous appelons signal toute grandeur mesurable qui porte des informations générales sur l'état ou le comportement d'un système physique tel que, température, courant électrique, signal ECG...etc. Le signal est représenté par une fonction d'une ou plusieurs variables. La théorie du signal s'intéresse à la description mathématique des signaux afin de mettre en évidence les caractéristiques de base du signal et de trouver les règles à respecter lors du passage d'un signal analogique à un signal numérique [55].

II.1.2. Classification du signal

Le signal est classé selon différents critères. Dans notre cas, on distingue :

II.1.2.1. Les signaux déterministes

Ces signaux ont une évolution en fonction du temps parfaitement connue. Ils peuvent être décrits dans un modèle mathématique. Généralement un tel signal ne peut pas représenter un signal réel [56]:

II.1.2.2. Les signaux aléatoires

Un signal $x(t)$ est dit aléatoire si son évolution est imprévisible et est incapable de la d'écrire par une loi mathématique simple. Il peut être toutefois caractérisé par ses propriétés statistiques et fréquentielles. Le signal stochastique peut être stationnaire si les caractéristiques statistiques (la moyenne, l'écart-type et les moments d'ordre supérieur, ainsi que les fonctions de corrélation...) ne changent pas au cours du temps. Il peut aussi être non stationnaire si le signal ne remplit pas ces conditions [57].

II.1.2.3. Le bruit

Un bruit est une perturbation indésirable, variante par la translation de l'origine du temps, qui affecte les signaux et les données utiles. C'est un signal aléatoire dont on ne peut pas prédire sa caractéristique. Le bruit peut avoir plusieurs sources (externes ou internes au système) [58].

a) Le bruit blanc

Un bruit blanc (Figure II. 1) est un processus stochastique qui forme une suite de variables n'ayant aucune corrélation entre eux. Dans ce cas, La fonction d'auto-corrélation est nulle ($C(\tau)=0$) et est proportionnelle à un pic de Dirac. La densité spectrale de puissance est de bande de fréquence infinie. Le bruit blanc a une distribution Gaussienne et une moyenne nulle [59].

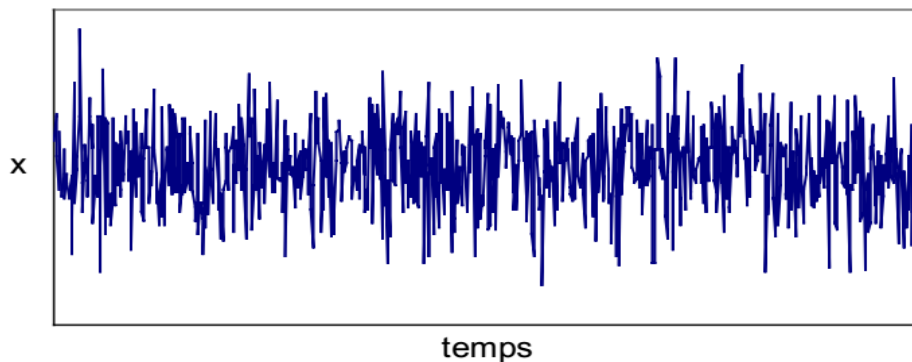


Figure II.1. Série temporelle d'un processus de bruit blanc.

b) Le bruit coloré

x est un bruit Gaussien coloré s'il est un processus Gaussien centré dont la densité spectrale de puissance varie en fonction de la fréquence, c'est-à-dire, elle n'est pas constante dans la bande de fréquence utilisée. Pour cette étude, nous modéliserons le bruit coloré avec un seul paramètre qui représente la pente d'une fonction de densité spectrale décroissante de façon monotone au cours de la fréquence [60]:

$$S(f) = \alpha \frac{1}{f^\beta} \quad (1)$$

Où f est la fréquence et β est une mesure de la couleur du bruit. Cet exposant spectral est généralement compris entre 0 et 2 ($\beta = 0$, si le bruit est blanc).

- **Le bruit rose**

Le nom provient de l'apparition rose de la lumière visible. C'est le signal aléatoire le plus commun dans les systèmes biologiques. La fonction d'auto-corrélation impulsionnelle du bruit rose est très étroite. Dans ce cas, l'exposant spectral $\beta = 1$ [61].

- **Le mouvement Brownien**

Le mouvement Brownien (Figure II. 2) représente l'intégration d'un bruit blanc. Le caractère très erratique des trajectoires qui caractérise le mouvement brownien est en général associé à l'observation que le phénomène, bien que très désordonné, présente une certaine homogénéité dans le temps. Dans ce bruit l'exposant spectral $\beta = 2$ [62].

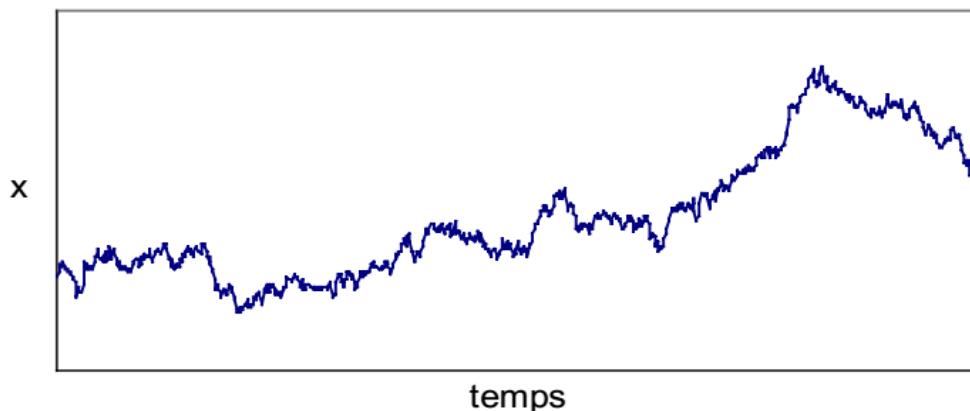


Figure II.2. Série temporelle d'un processus de mouvement Brownien.

II.1.3. Modèle autorégressif

On dit que le processus $x(t)$ suit un modèle autorégressif d'ordre p (AR(p)) s'il écrit une observation au temps t comme une série linéaire des observations passées plus un certain bruit blanc. $x(t)$ peut donc être écrit sous la forme suivante [63], [64]:

$$x(t) = \sum_{k=1}^p a_k x(t-k) + e(t) \quad (2)$$

Où a_k constituent les coefficients constants du modèle, qui définissent l'auto-corrélation du processus.

$e(t)$ est un bruit blanc centré de variance σ^2 .

II.1.4. L'estimation

L'estimation est un domaine des mathématiques statistiques qui permet, à partir des données de l'échantillon effectuées sur un système, d'estimer les valeurs de différents paramètres de celui-ci [65].

II.1.4.1. L'estimateur

Un estimateur est une statistique permettant d'évaluer un paramètre inconnu relatif θ à une loi de probabilité (comme son espérance ou sa variance). Il peut par exemple servir à estimer certaines caractéristiques d'une population totale à partir de données obtenues sur un échantillon.

Où

y_1, y_2, \dots, y_n sont des réalisations indépendantes de la variable aléatoire y (discrète ou continue) et θ un paramètre associé à la loi de probabilité suivie par y . Un estimateur du paramètre θ est donc la valeur $\hat{\theta}$ que l'on nomme estimé ou estimation tel que:

$$\hat{\theta} = f(y_1, y_2, \dots, y_n) \quad (3)$$

Un estimateur est par conséquent une nouvelle variable aléatoire construite à partir des données expérimentales et dont la valeur se rapproche du paramètre que l'on cherche à connaître.

II.1.4.2. Caractéristiques d'un estimateur

La qualité de l'estimateur traduit son aptitude à déterminer la grandeur cherchée de la manière la plus précise possible. Elle est caractérisée par un certain nombre de paramètres telles que :

- **Convergence**

Une des propriétés principales que doit vérifier un estimateur est d'être convergent. En d'autres termes, l'estimateur doit tendre vers la valeur réelle du paramètre lorsque le nombre d'individus étudié augmente. On dit que "l'estimateur est convergent" :

$$- \text{ Si } \forall \varepsilon > 0 \lim_{n \rightarrow \infty} P(|\hat{\theta} - \theta| > \varepsilon) = 0 \quad (4)$$

Ceci équivaut à dire qu'en limite $\hat{\theta} \rightarrow \theta$ lorsque $n \rightarrow \infty$.

- **Biais d'un estimateur**

En statistique un biais est une démarche ou un procédé qui engendre des erreurs dans

les résultats d'une étude. Le biais de l'estimateur noté $B(\hat{\theta})$ désigne un écart entre la valeur d'un paramètre et la valeur estimée de celui-ci. Il doit être égal à 0 pour avoir un estimateur parfait (dans ce cas, l'estimateur est dit sans biais).

$$B(\hat{\theta}) = E(\hat{\theta}) - \theta \quad (5)$$

- **Variance d'un estimateur**

La variance est une grandeur statistique permettant de caractériser la dispersion des échantillons d'une variable aléatoire, c'est-à-dire si deux estimateurs sont convergents et sans biais. Le plus efficace est celui qui a "la variance la plus faible" car ses valeurs sont en moyenne plus proches de la quantité estimée. La variance de l'estimateur, $var(\hat{\theta})$ permet de renseigner sur la précision de celui-ci.

$$var(\hat{\theta}) = E(\hat{\theta} - E(\hat{\theta}))^2 \quad (6)$$

II.2. L'approche Bayésienne optimale

On considère un système dynamique constitué de deux processus aléatoires à temps discrets $\{x_k\}_{k \in \mathbb{N}}$, $x_k \in R^{n_x}$ et $\{y_k\}_{k \in \mathbb{N}^*}$, $y_k \in R^{n_y}$. L'approche Bayésienne optimale calcule la densité de probabilité $p(x_k|y_{1:k})$ de façon récursive à partir de celle précédente $p(x_{k-1}|y_{1:k-1})$ supposée à priori connue. Elle contient toute l'information sur les états $x_{0:k}$, contenue dans les observations.

A travers cette théorie, on peut aboutir à une prédiction optimale des états respectant n'importe quel critère d'optimisation. $p(x_k|y_{1:k})$ calculée à partir de deux étapes :

- **Etape de prédiction** : A priori, la densité est calculée par l'équation de Chapman-Kolmogorov.

La densité de transition de la chaîne de Markov est $(x_k|x_{k-1}) = p(x_k|x_{k-1}, y_{1:k-1})$. Le modèle d'état de premier ordre est donc donné par :

$$p(x_k|y_{1:k-1}) = \int p(x_k|x_{k-1})p(x_{k-1}|y_{1:k-1})dx_{k-1} \quad (7)$$

- **Etape de correction** : Quand une nouvelle mesure y_k est disponible, le théorème de Bayes de la fonction de vraisemblance $p(y_k|x_k)$ nous permet de calculer la densité à posteriori par :

$$p(x_k|y_{1:k}) = p(x_k|y_k, y_{1:k-1}) = \frac{1}{c_k} p(y_k|x_k, y_{1:k-1})p(x_k|y_{1:k-1}) = \frac{1}{c_k} p(y_k|x_k)p(x_k|y_{1:k-1}) \quad (8)$$

Où c_k est le facteur de normalisation qui est aussi défini par l'équation de Chapman-Kolmogorov :

$$c_k = p(y_k|y_{1:k-1}) = \int p(y_k|x_k)p(x_k|y_{1:k-1})dx_k \quad (9)$$

En général, l'approche Bayésienne optimale récursive n'est pas tractable, parce que les intégrales dans l'estimation et la correction n'ont pas de solution analytique. L'objectif majeur de cette théorie est l'approximation de ces intégrales.

Dans le cas d'un système linéaire Gaussien, la solution optimale est le filtre de Kalman (KF). D'autres part, les expériences ont montré qu'en effet la plus part des problèmes réels sont modélisés comme des systèmes non-linéaires et/ou non Gaussiens, où le (KF) ne donne pas une solution optimale. En conséquence, nous devons chercher à une approximation numérique pour approcher les intégrales de la solution Bayésienne. Donc, en l'absence d'une hypothèse pour la densité à posteriori, on a une solution sous-optimale donnée par les méthodes particulières ou bien celles des grilles adaptatives. Par contre, en présence de l'hypothèse Gaussienne ou autre pour la densité à posteriori, la solution sous-optimale est donnée par le filtre de Kalman étendu (EKF) ou bien les approches déterministes.

II.2.1. Le filtre de Kalman

En 1960, R.E Kalman a écrit un article bien connu décrivant une solution récursive au problème du filtrage linéaire de données discrètes. Depuis cette époque, le filtrage de Kalman et ses applications ont fait l'objet de nombreuses recherches en raison des améliorations apportées à l'informatique numérique [66].

Le filtre de Kalman (KF) est l'un des plus importants développements dans la théorie de l'estimation linéaire et stochastique. Il est d'une grande importance pratique surtout dans le contrôle des systèmes dynamiques complexes [67]. Le KF est un ensemble d'équations mathématiques qui fournit un moyen de calcul efficace récursif pour estimer l'état (ou les paramètres) d'un processus. Son rôle est d'estimer les états inconnus d'un système dynamique

en utilisant une combinaison linéaire à partir d'une série de mesures bruitées et d'états prédits. De plus, il est prouvé que KF est le filtre optimal minimisant l'erreur quadratique moyenne (MMSE) entre l'état du système et sa valeur estimée, sous certaines contraintes générales: modèle de système linéaire, bruit blanc et distribution d'amplitude gaussienne [68].

L'algorithme du filtre de Kalman est un processus qui travaille généralement en deux temps [69]:

- **Etape de prédiction :** A partir d'un modèle d'état, il prédit l'état du système $x(k-1)$
- **Etape de correction :** Elle utilise des mesures bruyantes effectuées sur le processus réel à l'instant k . Elle corrige la valeur des variables d'état issues de la prédiction pour affiner l'estimation $x(k)$.

Cet estimateur a été utilisé dans de nombreux domaines de l'ingénierie. Il a été appliqué avec succès dans le domaine aérospatial surtout pour l'amélioration de la localisation des aéronefs sans pilote (UAV) multi-coptères [70], la théorie du contrôle [71], les systèmes de communication [72], [73] et le traitement de la parole [74], [75]. En outre, ce filtre est aussi l'un des principaux sujets dans le domaine de traitement des signaux biomédicaux [76]. Aussi, il est utilisé pour l'amélioration de l'ECG [77], [78], et pour supprimer la ligne de base dans les signaux ECG [79].

Le KF a un modèle de système et un autre de mesure qui transforme l'état du processus. Il décrit la relation entre celui-ci et les observations. Ces modèles peuvent généralement être représentés par deux équations aléatoires linéaires: la première est l'équation d'état et la deuxième, représente la relation entre les mesures et l'état dit équation d'observation. Ces équations sont données par:

$$\begin{cases} x_{k+1} = Fx_k + v_k \\ y_k = Hx_k + n_k \end{cases} \quad (10)$$

Où x_{k+1} et y_k sont respectivement des vecteurs d'état et d'observation à l'instant k ,

F est la matrice de transition d'état x_{k+1} appliquée à l'état précédent x_k ,

H est la matrice d'observation et les deux termes v_k et n_k sont des bruits blancs gaussiens non corrélés de moyenne nulle et respectivement de matrices de covariances, Q et R .

L'algorithme de Kalman s'implémente en deux groupes d'équations :

- Les équations de prédiction où on estime l'état du signal ECG à l'instant $k + 1$ connaissant celui à l'instant k , ainsi que l'erreur correspondante.
- Les équations de correction sont responsables du retour, c'est-à-dire, permettent de corriger la prédiction de l'état du signal à l'instant $k + 1$ en fonction de l'écart entre les observations prédites par le système et celles réellement mesurées par les électrodes à cet instant. La figure 32 montre le schéma général de l'algorithme de Kalman.

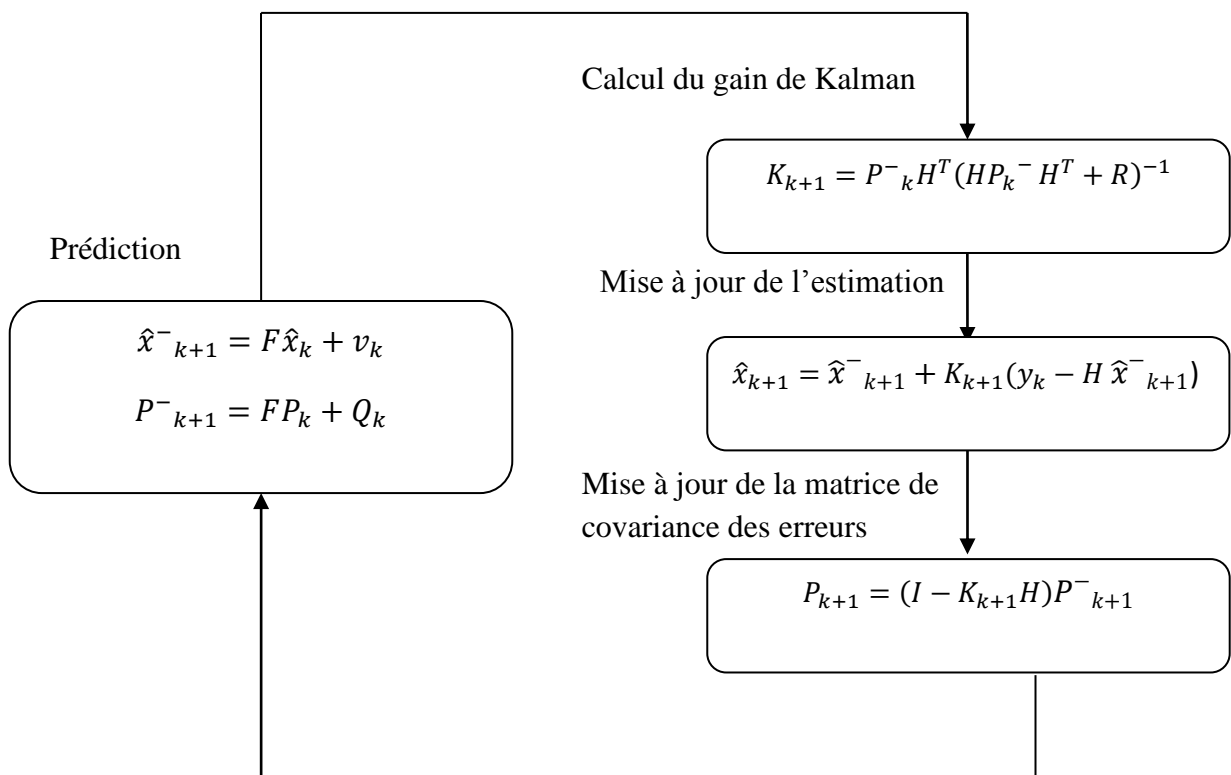


Figure II.3. Schéma fonctionnel de l'algorithme de Kalman.

Où I est la matrice identité de taille appropriée.

En effet, la nature de la plupart des systèmes est non linéaire. Le KF classique ne peut donc pas être appliqué et il devient donc nécessaire de l'adapter. Aussi dans ce type de systèmes, le modèle d'état et/ou de mesure peut être non linéaire.

Dans la suite, nous décrivons deux extensions du KF, appliquées pour estimer des systèmes dynamiques non linéaires en formant des approximations gaussiennes à la

distribution conjointe de l'état et de l'observation.

Nous parlons d'abord du filtre de Kalman étendu (EKF), qui est basé sur la linéarisation des fonctions non linéaires à travers un développement de Taylor autour de l'état estimé. Ensuite, le filtre de Kalman non parfumée (UKF), qui concerne la transformation non parfumée de la distribution conjointe.

II.2.2. Le filtre de Kalman étendu

Lorsque le modèle est non linéaire, le KF ne peut pas être appliqué directement, mais il nécessite une linéarisation du modèle non linéaire à chaque pas de temps. Pour cette raison, plusieurs types du KF ont été développés pour résoudre le problème de non linéarité.

L'un des filtres non linéaires les plus communs et les plus populaires est le filtre de Kalman étendu (EKF). Ce filtre linéarise les équations de l'état et de mesure autour d'un point de fonctionnement en utilisant les séries de Taylor. Cela, nous permet d'aboutir à des équations similaires au cas du KF traditionnel de sorte que ce dernier puisse être appliqué.

Dans cette configuration, les modèles d'évolution et d'observation n'ont pas besoin d'être des fonctions linéaires de l'état, mais peuvent être des fonctions complexes, pour autant qu'elles soient différentiables. La linéarisation du système, initialement non linéaire est réalisée par le calcul des Jacobéennes de la fonction modélisant de mesure, en changeant les matrices d'évolution f et de transition h par des fonctions linéarisées F et H telles que [80] :

$$F = \left. \frac{\delta f}{\delta x} \right|_{\hat{x}_k}, \quad H = \left. \frac{\delta h}{\delta x} \right|_{\hat{x}_k} \quad (11)$$

Comme le KF, l'EKF est également divisé en deux phases:

- **Phase de prédiction** : dans cette phase le vecteur d'état \hat{x}_{k+1} est estimé à partir des valeurs précédentes \hat{x}_k . Durant cette phase, la matrice de covariance de l'erreur P_{k+1} est calculée à partir de celle de l'état précédent P_k et aussi du bruit de mesure Q (Eq8).

La matrice Q est définie par :

$$Q = \begin{bmatrix} \sigma^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma^2 \end{bmatrix} \quad (12)$$

Où σ est la variance de bruit blanc et déterminée par des expériences.

- **Phase de mise à jour** : cette étape permet l'estimation à posteriori qui utilise les mesures actuelles pour corriger l'état estimé. Cette étape nécessite d'abord le calcul du gain de Kalman.

II.2.2.1. Modélisation de l'ECG par l'EKF

Le signal discret x_k et le vecteur d'observation y_k à l'instant k , sont modélisés par la méthode autorégressive, comme suit [81]:

$$x_{(k)} = f(x_{(k-1)}, \dots, x_{(k-p)}, w) + v_{(k)} \quad (13)$$

$$y_{(k)} = x_{(k)} + n_{(k)} \quad (14)$$

Où : $x_{(k)}$, $y_{(k)}$: sont des vecteurs d'état et d'observation à l'instant k .

Les termes $v_{(k)}$ et $n_{(k)}$ sont des bruits Gaussiens blanc avec des matrices de covariance Q_k et R_k respectivement.

$f(\cdot)$ est l'évolution d'état non linéaire des valeurs passées de $x_{(k)}$ paramétrées par w .

Afin d'estimer le vecteur d'état $X_{(k)}$ on utilisant la structure de l'EKF, les équations (11) et (12) peuvent être exprimées sous une forme d'espace d'état pour le filtrage de Kalman, comme suit:

$$X_{(k)} = \mathbf{F}[X_{(k-1)}] + \mathbf{G}v_{(k)} \quad (15)$$

$$y_{(k)} = \mathbf{H}X_{(k)} + n_{(k)} \quad (16)$$

Le vecteur d'état caché est:

$$X_{(k)} = [x_{(k)}, x_{(k-1)}, x_{(k-2)}, \dots, x_{(k-p+1)}]^T \quad (17)$$

$$\mathbf{F}[X_{(k-1)}] = [f(x_{(k)}, \dots, x_{(k-p+1)}, w); x_{(k)} \dots x_{(k-p+2)}]^T \quad (18)$$

$$\mathbf{H} = [1 \ 0 \ \dots \ \dots \ 0] \quad \text{et} \quad \mathbf{G} = \mathbf{H}^T \quad (19)$$

Où p représente le dimensionnel des vecteurs pour le bruit d'excitation et d'observation respectivement. $\mathbf{F}[X_{(k-1)}]$ peut être écrit comme $\mathbf{A}X_{(k)}$, où \mathbf{A} est sous forme canonique contrôlable et défini comme suit :

$$A = \frac{\partial F(\hat{X})}{\partial \hat{X}} \Big|_{\hat{X}(k-1)} \quad (20)$$

Dans ce qui suit les étapes de l'algorithme de l'EKF :

➤ **L'estimation:**

$$\hat{X}^-(k) = F[\hat{X}(k-1)] \quad (21)$$

$$P^-(k) = AP_{(k-1)}A^T + Q_{(k)} \quad (22)$$

$\hat{X}^-(k)$ est l'état estimé et $P^-(k)$ est la matrice de covariance de l'erreur d'estimation d'état.

➤ **La correction :**

$$K_{(k)} = P^-(k)H_{(k)}^T [H_{(k)}P^-(k)H_{(k)}^T + R_{(k)}]^{-1} \quad (23)$$

$$\hat{X}_{(k)} = \hat{X}^-(k) + K_{(k)} [y_{(k)} - H_{(k)}\hat{X}^-(k)] \quad (24)$$

$$P_{(k)} = P^-(k) - K_{(k)}H_{(k)}P^-(k) \quad (25)$$

$$Q_{(k)} = E\{v_{(k)}, v_{(k)}^T\} \text{ and } R_{(k)} = E\{n_{(k)}, n_{(k)}^T\} \quad (26)$$

$K_{(k)}$ est le gain de Kalman; $\hat{X}_{(k)}$ est l'estimation à posteriori de $X_{(k)}$,

$P_{(k)}$ est la matrice de covariance d'erreur de l'estimation à posteriori $\hat{X}_{(k)}$

II. 2.2.2. L'adaptation de l'EKF au bruit de mesure coloré

Les expériences ont montré que dans le monde réel, l'erreur de mesure sur l'ECG n'est pas un bruit blanc. Il existe différentes méthodes de production de bruit coloré et des artefacts réalistes dans l'ECG. Pour le bruit coloré, les équations de l'espace d'état (13) et (14) doivent être ajustées avant que les techniques de filtrage de Kalman puissent être utilisées. Le processus de mesure du bruit est donné par l'équation de l'espace d'état comme suit [82]:

$$\mathbf{n}_{(k)} = A_n \mathbf{n}_{(k-1)} + G_n v_n(k) \quad (27)$$

$$n_{(k)} = H_n \mathbf{n}_{(k)} \quad (28)$$

Où $\mathbf{n}_{(k)}$ est un vecteur des valeurs décalées de $n_{(k)}$ et $v_n(k)$ est un bruit blanc décrit par la matrice de covariance Q_k , qui dépend de la qualité de la mesure de l'ECG.

A_n est une matrice de transition d'état simple sous une forme canonique contrôlable.

G_n et H_n sont les mêmes formes que G et H données en (13) et (14).

Si le bruit additif est coloré et hautement non stationnaire, la distinction entre le signal et le bruit devient très difficile. Pour cette raison, nous avons remplacé les équations (13), (14) par:

$$\begin{bmatrix} X_1(k) \\ \mathbf{n}(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F[X_1(k-1)] \\ A_n[\mathbf{n}(k-1)] \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} G & 0 \\ 0 & G_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v(k) \\ v_n(k) \end{bmatrix} \quad (29)$$

$$y_{(k)} = [H \quad H_n] \begin{bmatrix} X(k) \\ \mathbf{n}(k) \end{bmatrix} \quad (30)$$

II. 2.2.3. Limitations du filtre de Kalman étendu

L'EKF est une version non linéaire spécialement développée pour linéariser un modèle de système et le filtrage à travers le KF [83].

Il estime l'état actuel d'un système et le corrige en utilisant les mesures des capteurs disponibles par l'utilisation d'un modèle de processus sous-adjacent. Le KF est donc une méthode d'estimation et de prédiction puissante prenant en compte les modélisations du système. Le problème est que certains systèmes sont difficilement modélisables et, encore moins linéairement.

Une autre limite importante d'une telle technique est que le KF permet de prendre en compte uniquement un modèle de bruit Gaussien. En effet, un autre type de bruit est requis (notamment en traitement du signal ECG où l'on utilise fréquemment des artéfacts réels). Donc, cette restriction limite l'utilisation du KF.

Il est peu linéarisé seulement si les matrices Jacobiennes existent et dans ce cas, la difficulté de calculer ces matrices aboutit souvent à une grande dégradation des performances et des problèmes de stabilité numérique de l'algorithme. En plus, la fondamentale complexité fondamentale de l'EKF est d'obtenir l'inverse d'une matrice, qui est nécessaire pour calculer le gain de Kalman.

L'EKF est donc une technique de prédiction intéressante, mais qui n'est utilisable que lorsque l'on peut décrire assez précisément notre modèle. L'estimation du signal ECG est un problème hautement non linéaire. Par conséquent, l'EKF ne donnera pas un bon résultat pour filtrer le signal ECG. Cela est dû à la connaissance imprécise des processus de mesure du bruit et de la covariance des matrices Q et R , respectivement.

S'il est impossible de trouver une modélisation correcte du système, les chercheurs devraient trouver des alternatives fiables et puissantes à l'EKF pour résoudre les problèmes non linéaires.

II.3. Les approches déterministes

Elles consistent à un ensemble des approches apparues pendant les quinze dernières années et peuvent aussi être dites filtres Gaussiens, car l'hypothèse de base est que la densité à posteriori est supposée Gaussienne. Ces méthodes sont basées sur un échantillonnage déterministe pour approcher numériquement les intégrales de la solution bayésienne. Effectivement, il existe quatre approches différentes appartenant à cette famille:

- Julier et Uhlmann ont été les premiers à proposer cette idée. Ils ont utilisé la transformation non parfumée (Unscented transformation UT) pour obtenir le filtre de Kalman non parfumé (Unscented Kalman Filter UKF).

- Une autre approche de la famille, qui a été étudiée durant la même période par Norgaard et Ito, est l'interpolation polynomiale de Stirling pour obtenir le CDKF (Central Difference Kalman Filter).

- En même temps, Ito [Ito 00] a suggéré l'approche de quadrature de Gauss- Hermite pour obtenir le QKF (Quadrature Kalman Filter).

- La dernière méthode ajoutée à la famille est l'approche cubature pour obtenir le CKF (Cubature Kalman Filter).

Ces filtres sont une alternative puissante au filtre de Kalman étendu pour résoudre le problème du filtrage Bayésien optimal.

II.3.1. La transformation non parfumée

La transformation non parfumée est une méthode mathématique permettant de calculer les statistiques d'une variable aléatoire qui subit une transformation non linéaire. Elle consiste à choisir un ensemble minimal de points \mathcal{X}_i (appelés points sigma) autour de la moyenne d'une variable aléatoire. Cet ensemble d'échantillons est ensuite propagé selon les fonctions non linéaires, dont la moyenne et la covariance de l'estimation sont récupérées. Enfin, on calcule les statistiques désirées à partir de l'ensemble transformé [84].

La moyenne ainsi que la covariance à posteriori sont approximées au deuxième ordre de l'expansion en série de Taylor.

On considère la fonction non linéaire arbitraire $\mathbf{y} = \mathbf{f}(\mathbf{x})$ de la variable aléatoire L -dimensionnel \mathbf{x} de la moyenne $\bar{\mathbf{x}}$ et covariance P_{xx} . Pour calculer les statistiques de la **variable \mathbf{y} nous** formons une matrice \mathcal{X} de $2L+1$ sigma points $\{\chi_i, i = 0, \dots, 2L\}$ qui doit être formulée :

$$\begin{cases} \chi_0 = \bar{\mathbf{x}} \\ \chi_i = \bar{\mathbf{x}} + (\sqrt{(L + \lambda)P_x})_i \quad i = 1, \dots, L \\ \chi_i = \bar{\mathbf{x}} - (\sqrt{(L + \lambda)P_x})_{i-L} \quad i = L + 1, \dots, 2L \end{cases} \quad (31)$$

Où :

$\lambda = \alpha^2(L + K) - L$ est un paramètre de la transformation. L représente la dimension du vecteur d'état augmenté. α et K sont des éléments d'échelle qui donnent la propagation des points sigma autour de la moyenne $\bar{\mathbf{x}}$. $(\sqrt{(L + \lambda)P_x})_i$ est la $i^{\text{ème}}$ colonne de la racine carrée de la matrice $(L + \lambda)P_x$.

Les vecteurs de sigma points se propagent à travers la fonction non linéaire:

$$\mathbf{y}_i = \mathbf{f}(\chi_i) \quad i = 0, \dots, 2L \quad (32)$$

Donc la moyenne et la covariance estimés de \mathbf{y} sont ensuite approximées respectivement en utilisant les sigmas points transformés précédemment :

$$\bar{\mathbf{y}} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} \mathbf{y}_i \quad (33)$$

$$P_y = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} \{\mathbf{y}_i - \bar{\mathbf{y}}\} \{\mathbf{y}_i - \bar{\mathbf{y}}\}^T \quad (34)$$

Avec les poids W_i donnés par:

$$\begin{cases} W_0^{(m)} = \frac{\lambda}{(L+\lambda)} \\ W_0^{(c)} = \left(\frac{\lambda}{L+\lambda}\right) + (1 - \alpha^2 + \beta) \\ W_i^{(m)} = W_i^{(c)} = \frac{1}{2(L+\lambda)} \quad i = 1, \dots, 2L \end{cases} \quad (35)$$

Où β est utilisé pour incorporer une connaissance préalable de la distribution de \mathbf{x} (pour les distributions gaussiennes, $\beta = 2$ est optimal).

II.3.1.1. Le filtre de Kalman non parfumé

Le filtre de Kalman non parfumé est une application directe de l'UT pour l'estimation des étapes de prédiction et de mise à jour. Il se caractérise par une absence de linéarisation des modèles. Pour obtenir l'UKF, Les points déterministes χ_i sont propagés au travers de la fonction non-linéaire (x), pour produire un nouvel ensemble de points \mathcal{Y}_i , à partir duquel on peut estimer les statistiques de la variable aléatoire transformée. Ces statistiques sont utilisées pour faire la correction de l'état, la matrice de covariance de l'erreur et le gain de Kalman.

L'algorithme de l'UKF peut être calculé comme les étapes suivantes [85]:

➤ **Initialisation :**

$$\hat{x}_0 = E[x_0] \quad (36)$$

$$P_0 = E[(x_0 - \hat{x}_0)(x_0 - \hat{x}_0)^T] \quad (37)$$

$$\hat{x}_0^a = E[x^a] = [\hat{x}_0^T \ 0 \ 0]^T \quad (38)$$

$$P_0^a = E[(x_0^a - \hat{x}_0^a)(x_0^a - \hat{x}_0^a)^T] = \begin{bmatrix} P_0 & 0 & 0 \\ 0 & P_v & 0 \\ 0 & 0 & P_n \end{bmatrix} \quad (39)$$

➤ **Estimation :**

Pour $k \in \{1, \dots, \infty\}$ alors :

Calcul des points sigma:

$$\chi_{k-1}^a = [\hat{x}_{k-1}^a \quad \hat{x}_{k-1}^a \pm \sqrt{(L + \lambda)P_{k-1}^a}] \quad (40)$$

➤ **Prédiction :**

Evaluation des points propagés :

$$\chi_{k|k-1}^x = F[\chi_{k-1}^x, \chi_{k-1}^v] \quad (41)$$

Estimation de l'état de prédiction et la covariance de l'erreur :

$$\hat{x}_k^- = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} \chi_{i,k|k-1}^x \quad (42)$$

$$P_k^- = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} [\chi_{i,k|k-1}^x - \hat{x}_k^-][\chi_{i,k|k-1}^x - \hat{x}_k^-]^T + Q \quad (43)$$

Evaluation des échantillons pour la correction et la propagation :

$$y_{k|k-1} = H[\chi_{k|k-1}^x, \chi_{k|k-1}^n] \quad (44)$$

$$\hat{y}_k^- = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} y_{i,k|k-1} \quad (45)$$

➤ **Correction :**

La covariance de l'erreur de prédiction :

$$P_{\hat{y}_k \hat{y}_k} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} [y_{i,k|k-1} - \hat{y}_k^-][y_{i,k|k-1} - \hat{y}_k^-]^T + R \quad (46)$$

La covariance croisée :

$$P_{x_k y_k} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} [\chi_{i,k|k-1} - \hat{x}_k^-][y_{i,k|k-1} - \hat{y}_k^-]^T \quad (47)$$

Calcul du gain de Kalman

$$K = P_{x_k y_k} P_{\hat{y}_k \hat{y}_k}^{-1} \quad (48)$$

Correction de l'état et de la matrice de covariance de l'erreur :

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K(y_k - \hat{y}_k^-) \quad (49)$$

$$P_k = P_k^- - K P_{\hat{y}_k \hat{y}_k} K^T \quad (50)$$

II.3.1.2. Limitations du filtre de Kalman non parfumé

Dans chaque nouvelle entrée, l'UKF standard doit calculer le nouvel ensemble de points sigma. Cela augmente le coût de calcul de l'algorithme. Par conséquent, Merwe R et Wan EA [15] ont présenté une extension de l'UKF appelé filtre de Kalman non parfumé à la racine carrée (SRUKF). Ce filtre est caractérisé par sa capacité à estimer directement la racine carrée de Q ou de R . Cette forme de filtrage de Kalman présente l'avantage supplémentaire de la stabilité numérique dans toutes les applications d'estimation d'état et de paramètres [86].

II.3.2. Le filtre de Kalman non parfumé à la racine carrée

Les filtres de Kalman (EKF et UKF) suivent le signal ECG de manière satisfaisante dans certaines conditions. La solution optimale de ce problème est donnée par SRUKF à travers la décomposition QR (qr), la mise à jour du facteur de Cholesky (cholupdate) et des moindres carrés efficaces. Par conséquent, la propagation de la covariance d'état est répétée par décomposition en racine carrée de la matrice S_k , où $P_k = S_k S_k^T$. Lorsque SRUKF est appliqué, S_k est directement propagé [87].

➤ **Initialisation :**

$$\hat{x}_0 = E[x_0] \quad (51)$$

$$S_0 = chol\{E[(x_0 - \hat{x}_0)(x_0 - \hat{x}_0)^T]\} \quad (52)$$

$$\chi_{k-1} = [\hat{x}_{k-1} \quad \hat{x}_{k-1} + \eta S_k \quad \hat{x}_{k-1} - \eta S_k] \quad (53)$$

$$\chi_{k|k-1} = F[\chi_{k-1}, u_{k-1}] \quad (54)$$

$$\hat{x}_k^- = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} \chi_{i,k|k-1} \quad (55)$$

$$S_k^- = qr \left\{ \left[\sqrt{W_1^{(c)}} (\chi_{1:2L,k|k-1} - \hat{x}_k^-) \sqrt{\hat{Q}_k} \right] \right\} \quad (56)$$

$$S_k^- = cholupdate\{S_k^-, \chi_{0,k} - \hat{x}_k^-, W_0^{(c)}\} \quad (57)$$

$$y_{k|k-1} = H[\chi_{k|k-1}] \quad (58)$$

$$\hat{y}_k^- = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} y_{i,k|k-1} \quad (59)$$

$$\tilde{y}_{k|k-1} = y_{k-1} - \hat{y}_k^- \quad (60)$$

$$S_{\tilde{y}_k} = qr \left\{ \left[\sqrt{W_1^{(c)}} [y_{1:2L,k} - \hat{y}_k^-] \sqrt{\hat{R}_k} \right] \right\} \quad (61)$$

$$S_{\tilde{y}_k} = cholupdate\{S_{\tilde{y}_k}, y_{0,k} - \hat{y}_k^-, W_0^{(c)}\} \quad (62)$$

$$P_{x_k y_k} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} [\chi_{i,k|k-1} - \hat{x}_k^-] [y_{i,k|k-1} - \hat{y}_k^-]^T \quad (63)$$

$$\kappa_k = (P_{x_k y_k} / S_{\tilde{y}_k}^T) / S_{\tilde{y}_k} \quad (64)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + \kappa_k (y_k - \hat{y}_k^-) \quad (65)$$

$$U = \kappa_k S_{\tilde{y}_k} \quad (66)$$

$$S_k = cholupdate\{S_k^-, U, -1\} \quad (67)$$

II.3.3. Le filtre de Kalman de différence centrale

Le filtre de Kalman de différence centrale (CDKF) est une autre alternative à la méthode de l'EKF pour l'estimation des statistiques d'une variable aléatoire qui subit une transformation non-linéaire. Il se compose de choisir un **ensemble** minimal de points (sigma points) autour de la moyenne d'une variable aléatoire. Ceux-ci sont alors propagés par les

fonctions non-linéaires. Ensuite, seront récupérées la moyenne et la covariance de l'estimation.

Contrairement à l'UKF, celui-ci n'est pas basé sur la UT, mais sur la formule de l'interpolation de Stirling qui implique un seul réglage de paramètre h (Pour une variable aléatoire Gaussienne, la valeur optimale est $h = \sqrt{3}$) comparé aux trois (α, β, κ) des algorithmes précédents. L'idée de base de cette interpolation est d'approcher la fonction non-linéaire jusqu'au deuxième ordre [88].

Cette approche applique une technique d'échantillonnage déterministe basée sur la méthode mathématique de différences finies.

On considère une variable aléatoire x de dimension L , de la moyenne \bar{x} et matrice de covariance P_x qui subit une transformation non-linéaire arbitraire $y = f(x)$. Par l'application de l'interpolation de Stirling du 2ème ordre, on peut approcher la variable aléatoire y et sa moyenne \bar{y} de la manière suivante :

$$\bar{y} \approx \frac{h^2-L}{h^2} f(\bar{x}) + \frac{1}{2h^2} \sum_{i=1}^{L-1} [f(\bar{x} + h(S_x^T)_i) + f(\bar{x} - h(S_x^T)_i)] \quad (68)$$

On définit e_i le vecteur nul avec une seule composante égale à 1 dans la $i^{\text{ème}}$ position et $S_{x_i} = [S_x]_i$, la $i^{\text{ème}}$ colonne du facteur de Cholesky de la matrice de covariance.

S_x est la factorisation de Cholesky de la matrice de covariance, $P_x = S_x S_x^T$. La covariance de la nouvelle distribution peut être approchée avec :

$$\begin{aligned} P_y \approx & \frac{1}{h^4} \sum_{i=1}^{L-1} [f(\bar{x} + h(S_x^T)_i) + f(\bar{x} - h(S_x^T)_i)] [f(\bar{x} + h(S_x^T)_i) + f(\bar{x} - h(S_x^T)_i)]^T \\ & + \frac{h^2-1}{4h^2} \sum_{i=1}^{L-1} [f(\bar{x} + h(S_x^T)_i) + f(\bar{x} - h(S_x^T)_i) - 2f(\bar{x})] [f(\bar{x} + h(S_x^T)_i) + f(\bar{x} - h(S_x^T)_i) - \\ & 2f(\bar{x})]^T \end{aligned} \quad (69)$$

Et la covariance croisée est donné par:

$$P_{xy} \approx \frac{1}{2h} \sum_{i=1}^{L-1} (S_x^T)_i [f(\bar{x} + h(S_x^T)_i) - f(\bar{x} - h(S_x^T)_i)]^T \quad (70)$$

Cette transformation découple les variables de manière stochastique par le fait que les composants individuels deviennent mutuellement des corrélées (avec variance unité).

II.3.4. Approche Quadrature de Gauss-Hermite

Dans le domaine mathématique, les approches de quadrature sont des approximations utilisées pour estimer la valeur numérique de l'intégrale d'une fonction définie sur un intervalle. D'une manière générale, cette approche remplace ce calcul par une somme

pondérée prise en un certain nombre de points du domaine d'intégration. La méthode de Gauss-Hermite est une technique de quadrature exacte pour un polynôme de degré $2n-1$ si l'on utilise n points sur l'intervalle d'intégration. L'idée de Gauss-Hermite est de choisir les échantillons de quadrature comme les racines du polynôme d'Hermite de $n^{\text{ème}}$ ordre. Ce théorème est exact pour tous les polynômes de degré $\leq (2n-1)$. Si on fixe à priori les positions des points de quadrature on peut déterminer les poids correspondants. L'opération de calcul des points et des poids de quadrature est faite une fois pour toute, et ces valeurs peuvent être stockées en mémoire pour faire tourner l'algorithme. Cette méthode peut être appliquée à un nombre d'échantillons $n+1$ quelconque. On peut alors montrer qu'une bonne approximation de l'intégrale à calculer est [89]:

$$\int \rho(x)f(x)dx \approx \sum_{i=1}^n W_i f(\chi_i) \quad (71)$$

Où $\rho(x)$ est une fonction de pondération représentant une densité Gaussienne, centrée et réduite,

$$\rho(x) = e^{-x^2} \text{ dit poids } (W_i).$$

χ_i sont les points de quadrature.

Généralement, si la variable x subit une distribution Gaussienne centrée et réduite, donc la solution de quadrature de Gauss-Hermite optimale est donnée par :

$$I(f(x)) \approx \sum_{l_{n_x}=1}^L \dots \sum_{l_1=1}^L W_1 \dots W_L f(\chi_1 \dots \chi_L) = \sum_{l=1}^L \tilde{W}_l f(\chi_l) \quad (72)$$

Avec : $\tilde{W}_l = \prod_{j=1}^{n_x} W_l$ et $\chi_l = [\chi_1 \dots \chi_{l_{n_x}}]$.

On peut dire finalement: $E(f(x)) \approx \sum_{l=1}^L W_l f(\chi_l)$.

Après cette formulation, on peut approcher de façon déterministe en effectuant une somme pondérée d'évaluation d'une fonction, une intégrale Gaussienne.

Considérons une variable aléatoire x , de moyenne \bar{x} et de matrice de covariance P_{xx} . On peut approcher ces paramètres en utilisant la quadrature de Gauss-Hermite. Si l'on prend L points par dimension, on écrit l'approximation comme suit :

$$\bar{x} = \sum_{l=1}^L \tilde{W}_l \chi_l \quad (73)$$

$$P_{xx} = \sum_{l=1}^L \tilde{W}_l (\chi_l - \bar{x})(\chi_l - \bar{x})^T \quad (74)$$

Ensuite, on calcule la transformation des points de quadrature, $\mathcal{Y}_l = f(\chi_l)$ et on peut estimer la moyenne, la covariance ainsi que la covariance croisée. Finalement, il nous reste

seulement à appliquer les équations de mise à jour du filtre de Kalman (le gain de Kalman, le nouvel état et la covariance).

II.3.5. Approche cubature

L'idée de base de cette approche est d'approximer l'intégrale de la solution bayésienne par les règles de cubature. En effet, celles-ci sont des méthodes d'analyse efficaces permettant d'approcher numériquement les intégrales multidimensionnelles. Presque elles de même principe de la quadrature de Gauss-Hermite. La différence entre eux est résidée dans la façon de calcul des points et leur poids ainsi que le nombre d'échantillons nécessaires. Par contre, l'application de ces lois nous permet d'exploiter les symétries des densités Gaussiennes pour réduire le nombre de points à évaluer. Ainsi ceci donne une solution au problème des états à grande dimension et nous permet de considérer les applications en temps réel [90].

En général, de l'approche cubature est réécrire l'intégrale du filtrage bayésienne sous la forme radial sphérique.

Dans la suite, on cherche d'approximer l'intégrale du produit d'une fonction non linéaire arbitraire par une densité Gaussienne.

$$I(f) = \int f(x) e^{-xx^T} dx \quad (75)$$

On considère $x = ry$, où r est un rayon et y un vecteur directeur, avec $y^T y = 1$ et $x^T x = r^2$ pour $r \geq 0$, on peut écrire :

$$I(f) = \iint_{U_n}^{\infty} f(ry) r^{n-1} e^{-r^2} d\sigma(y) dr = \int_0^{\infty} S(r) r^{n-1} e^{-r^2} dr \quad (76)$$

Où la surface de la sphère est définit comme, $U_n = \left\{ y \in \frac{R^{n \times 1}}{y^T y} = 1 \right\}$ et $\sigma(\cdot)$ est la mesure de surface.

$I(f)$ est une intégrale radiale et est calculée avec une approche de quadrature Gaussienne, $S(r)$ est une intégrale sphérique et est calculée avec un fonction de pondération $W(y)=1$ et

$$S(r) = \int f(ry) d\sigma(y) \quad (77)$$

Après ces étapes, Le résultat est un filtre de Kalman cubature qui appliqué directement la règle de cubature sphérico-radiale (SR) de 3^{ème} ordre.

Considérons que l'intégrale SR est calculé à partir de N points de quadrature et $N \times M$ échantillons de cubature respectivement :

$$I_r = \int_0^\infty f(r)r^{L-1} e^{-r^2} dr \approx \sum_{i=1}^N a_i f(r_i) \quad (78)$$

$$I_s = \int_{U_n} g(rs) d\sigma(s) \approx \sum_{j=1}^M b_j g(rs_j) \quad (79)$$

La règle SR de cubature qui utilise $N \times M$ points on peut écrire comme suite :

$$I(f) = \int_{\square^L} f(x) e^{-x^T x} dx \approx \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N a_i b_j f(r_i s_j) \quad (80)$$

On peut étend la règle SR au 3ème ordre, où $N = 1$ et $M = 2L$ alors le nombre total de points de cubature est $N \times M = 2L$, donc $I(f)$ écrire par:

$$I(f) = \int_{\square^L} f(x) e^{-x^T x} dx \approx \sum_{i=1}^{2L} w_i f(\chi_i) \quad (81)$$

Où, le paire (χ_i, W_i) qui correspond aux point et poids de cubature tel que $\chi_i = \sqrt{L}[1]_i$, $W_i = \frac{1}{2L}$, $i=1 \dots 2L$, on obtient une estimation de la moyenne et la covariance d'une variable aléatoire.

II.4. Méthodes de référence

Dans ce qui suit, nous allons présenter une comparaison de nos techniques de filtrage avec les méthodes suivantes : Filtre de Wiener (Wiener filter, WF), Filtre de moyenne quadratique (least mean square, LMS), filtre médian (median filter, MF), et filtre d'ondelettes (wavelet denoising, WD).

II.4.1. Filtre de Wiener

Le WF est la technique optimale de filtrage linéaire. Les procédures sont effectuées en WF par:

- Calcul de la corrélation.
- Estimation des équations de Wiener Hopf.

Si le signal est non stationnaire tels que l'ECG, il est nécessaire, après chaque échantillonnage, de calculer les coefficients $W = R^{-1} r_{xy}$.

II.4.2. Filtre du moindre carré (LMS)

L'algorithme LMS est une technique récursive, dans laquelle les coefficients sont mis à jour à chaque nouvel échantillon afin de minimiser le MSE entre les entrées initiale et de référence donc qui convergent à la solution optimale. C'est un choix populaire dans beaucoup d'applications exigeant le filtrage adaptatif. Deux raisons principales de sa popularité, la simplicité et la complexité informatique réduite. Pour chaque itération, l'algorithme LMS est écrit comme suit:

$$W_{k+1} = W_k + 2\mu \cdot e_k X_k \quad (82)$$

Où $W_k = [w_{1k}, w_{2k}, \dots, w_{ik}]$ sont des coefficients du filtre au temps k .

$X_k = [x_{1k}, x_{2k}, \dots, x_{jk}]$ est le vecteur d'entrée.

$e_k = d_k - y_k$ est une erreur d'estimation où

d_k est l'entrée primaire requise du signal cardiaque à filtrer.

$y_k = W_k \cdot X_k$ est le vecteur de sortie.

Le paramètre μ est sélectionné de manière empirique. Nous avons choisi $1/\alpha > \mu > 0$ ($\mu = 0.01$ dans notre étude) pour assurer la stabilité, où α est la plus grande valeur propre de la matrice d'auto-corrélation du signal cardiaque de référence. On choisit 16 comme longueur du filtre.

II.4.3. Filtre médian

Le filtre médian est une technique non linéaire la plus connue dans le filtrage numérique. L'idée principale de ce filtre est de présenter le signal d'entrée par l'entrée, en remplaçant chaque entrée par la médiane des entrées voisines.

Son implémentation concerne d'abord à définir une fenêtre, puis à trier les éléments de celle-ci d'une manière ascendante. La sortie du filtre sera alors la valeur du milieu, ce qui peut être exprimé mathématiquement par :

$$y(k) = \text{median}[x(k - N/2), \dots, x(k), \dots, x(k + N/2)] \quad (83)$$

Où x est le signal d'entrée au filtre, y le signal obtenu par ce filtre et N la largeur de la fenêtre. Dans notre travail, nous avons choisi $N = 15$.

II.4.4. Filtre à ondelettes (WD)

Le filtrage des signaux ECG en utilisant la méthode des ondelettes est l'une des applications qui a pris une large place dans la littérature d'analyse et du traitement du signal.

Le WD est une méthode puissante d'analyse des signaux non stationnaires, comme l'ECG. Les méthodes WD conventionnelles sont caractérisées par différents paramètres qui permettent de personnaliser les algorithmes pour différents mélanges de sources du signal et du bruit.

Le type d'ondelette mère, la règle de rétrécissement, le seuillage dur / souple, l'approche de rééchelonnement du niveau de bruit et le nombre d'opérations de décomposition font partie des différents paramètres des algorithmes courants de WD. Trois procédures sont effectuées dans le WD:

- Décomposition de l'ECG à l'aide du DWT (transformée d'ondelettes discrète).
- Seuillage des coefficients de WD.
- WD inverse des coefficients d'ondelettes seuillés pour obtenir un signal ECG débruité.

Les résultats rapportés dans notre travail sont basés sur l'ondelette mère Coiflets3 avec 6 niveaux de décomposition.

Conclusion

Dans ce chapitre, diverses méthodes d'estimation d'état ont été introduites pour résoudre les problèmes d'estimation qui sont présents dans presque tous les domaines technologiques et en particulier dans les systèmes de traitement des signaux biomédicaux (tel que, le signal ECG).

Un point crucial dans ces problèmes est la mise en œuvre du KF qui nécessite des connaissances préalables sur les caractéristiques statistiques de la variable aléatoire (la densité à posteriori est supposée Gaussienne). Pour cela, il donne une solution sous-optimale de la solution Bayésienne.

En ce qui concerne les états de dynamique non linéaire, différentes approches ont de ce fait été mises au point, lesquelles peuvent être classées en deux catégories : L'une concerne les méthodes analytiques, où on a étudié l'EKF dont le principe est la linéarisation des équations d'état et de mesure, en utilisant les séries de Taylor du premier ordre autour de la dernière valeur prédite ou estimée. La deuxième est les méthodes déterministes où nous avons vu que ces dernières partagent les mêmes principes. Elles incluent les méthodes considérant

l'approximation des statistiques d'une variable aléatoire qui subit une transformation non-linéaire (UKF et CDKF) et les méthodes qui calculent numériquement les intégrales du filtre Bayésien (QKF et CKF).

Le KF est donc une méthode d'estimation intéressante, si les bruits d'état et de mesure sont des bruits blancs et gaussiens. Pour remédier à ce problème, on optimise les filtres de Kalman (KF's) que nous allons utiliser dans le filtrage du signal ECG, C'est notre objectif dans le chapitre suivant.

Chapitre III

OPTIMISATION DU FILTRE DE KALMAN PAR LES RESEAUX DE NEURONES

Optimisation Du Filtre De Kalman Par Les Réseaux De Neurones

Introduction

Bien que des études antérieures aient discuté la performance et l'efficacité du KF's pour les systèmes non linéaires et non stationnaires, mais n'ont encore traité aucune lorsqu'elles sont appliquées à l'apprentissage des réseaux de neurones afin de prouver leurs performances pour la réduction du bruit dans le signal ECG.

Nous essayons de combler cette lacune par présenter les formulations pour utiliser les algorithmes de Kalman: EKF, UKF et SRUKF avec le réseau de neurone à perceptron multicouches (MLP). Les KF's entraînent les neurones pour estimer les poids et suivre le signal ECG.

En intégrant KF's avec MLP, ils deviennent capables de filtrer le signal cardiaque en ligne en temps réel. Lorsque cette combinaison est exécutée, l'initialisation des paramètres de récursivité avec leurs valeurs attendues est effectuée au premier échantillon. Cette technique ne nécessite pas le stockage de tout l'enregistrement **d'entrée sortie**. De plus, les algorithmes non linéaires de Kalman améliorent la vitesse d'apprentissage et réduit le nombre de paramètres d'adaptation. Les paramètres du modèle de MLP sont sélectionnés automatiquement afin d'adapter la méthode pour différents ECG's.

Le but de ce chapitre est d'optimiser la performance de ces estimateurs (EKF, UKF et SRUKF) et de trouver des architectures capables de filtrer les mesures bruyantes afin d'obtenir la meilleure estimation de l'état, tout en réduisant l'incertitude de mesure.

La motivation de cette étude est la conception d'un filtre plus précis qui pourrait être appliqué pour résoudre les problèmes de filtrage non linéaire. Dans cette section, nous allons présenter les concepts généraux sur les réseaux de neurones artificiels et puis les formulations des KF's avec le MLP sont présentées.

III.1. Le réseau de neurones artificiels

Un réseau de neurones artificiels (RNA) est une modélisation mathématique d'inspirés de la structure et du comportement des vrais neurones biologiques, qui a été proposé par les deux neurologues Warren Mcculloch et Walter Pitts en 1943[91]. Il présente une des composantes importantes du domaine de l'intelligence artificielle. Il est composé d'unités interconnectées, dites neurones artificiels simples, capables d'exécuter des fonctions spécifiques et précises. Le neurone traite la somme des entrées en utilisant la fonction d'activation pour générer une seule sortie. La fonction d'activation peut être linéaire ou non linéaire. A chacune de ces entrées

Optimisation Du Filtre De Kalman Par Les Réseaux De Neurones

est associée un poids ' W_i ' représentatif de la force de la connexion. La sortie d'un neurone non linéaire est donnée par [92]:

$$y = f(u) = f(\sum_{i=1}^n W_i x_i + b) = f(W^T x + b) \quad (84)$$

Où, u est une entrée du RNA et y est sa sortie. $f(u)$ est une dépendance connue qui représente la fonction entre l'entrée et la sortie. x_i est la $i^{\text{ème}}$ entrée, W_i est le $i^{\text{ème}}$ poids, n est le nombre total des entrées, et b est un seuil.

Le RNA a une propension naturelle à mémoriser des connaissances de façon expérimentale et de les rendre disponibles pour l'utilisation en deux étapes:

- **Étape 1** : La connaissance est acquise au travers d'un processus d'apprentissage.
- **Étape 2** : Les poids des connexions entre les neurones sont utilisés pour mémoriser la connaissance.

Les structures biologiques fondamentales des neurones ont toutes leur équivalent artificiel. Ceci a conduit à la reproduction de leur fonctionnement de la meilleure façon possible avec une logique simple et facilement représentable en informatique.

III.1.1. Neurone biologique

La figure III.1 décrit un modèle simple du neurone biologique qui a servi à la mise en place des premiers neurones artificiels [92].

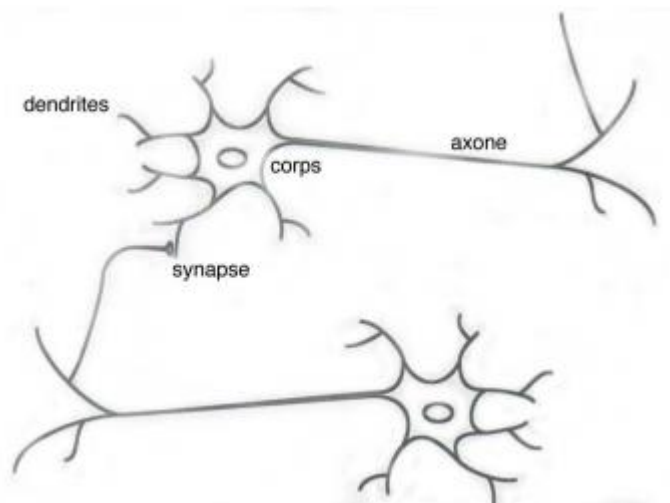


Figure III.1. Neurone biologique.

Optimisation Du Filtre De Kalman Par Les Réseaux De Neurones

En effet, les neurones biologiques sont connectés entre eux par l'intermédiaire d'axones, qui permettent de véhiculer des messages depuis un neurone vers un autre et de dendrites qui représentent les entrées du neurone et l'axone de sa sortie.

Un neurone délivre un signal neurologique en fonction des signaux qui lui proviennent des autres neurones. Ces signaux sont transmis de l'axone aux dendrites par les synapses. Dans le cerveau, en fonction du type de la synapse, l'activité d'un neurone biologique peut augmenter ou réduire l'activité des neurones voisins.

III.1.2. Neurone artificiel

Un neurone artificiel est une formulation mathématique d'un neurone biologique. Il a plusieurs entrées et une sortie. Son principe consiste à évaluer la somme pondérée des entrées reçues. Après cela, il applique à cette valeur une fonction d'activation et ainsi émet un signal de sortie du neurone, qui est la valeur finale obtenue [93].

Le neurone formel reproduit la même opération, recevant chaque signal d'entrée pondéré par un poids. Ce poids est aussi dit poids synaptique. Les intrants pondérés, habituellement sommés, sont ensuite comparés à un seuil d'activation puis émis dans la fonction du neurone. Plusieurs techniques existent pour sélectionner la nature de la fonction d'activation du modèle. Les fonctions d'activation les plus souvent utilisées font appel aux formules mathématiques telles que les équations linéaires et gaussiennes. En général, un neurone est un minuscule processeur, capable de gérer une fonction simple. La figure III.2 décrit le neurone formel.

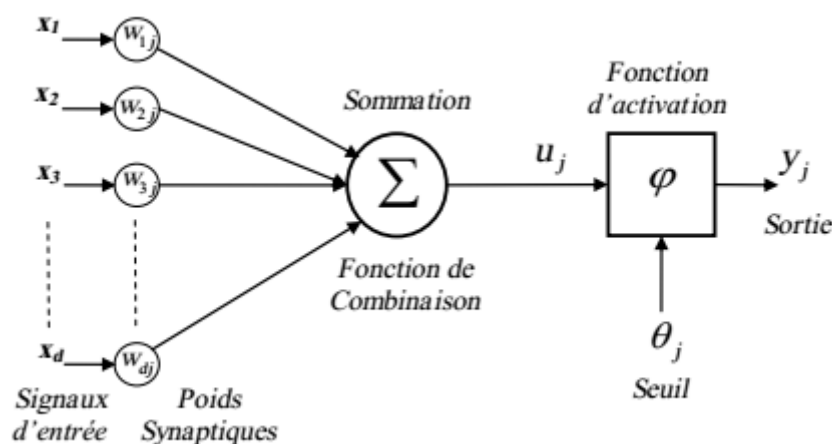


Figure III.2. Le modèle du neurone artificiel.

Optimisation Du Filtre De Kalman Par Les Réseaux De Neurones

Un neurone artificiel est connu par les paramètres suivants:

La somme u_j des extrants x_d avec $1 \leq j \leq d$ des neurones de la couche supérieure, reliés au neurone, pondérés par les poids w_{dj} distribués aux différentes connexions, telle que:

$$u_j = \sum_{d=1}^d W_{dj}x_d = \sum_0^d W_{dj}x_d + \theta_j \quad (85)$$

Où :

d est le nombre de neurones de la couche amont. W_{dj} est le poids de la connexion dirigée du neurone d à neurone j (si $W > 0$ représente un effet stimulateur du neurone émetteur d vers le neurone récepteur j et si $W < 0$ indique un effet inhibiteur). θ_j est le seuil et est un nombre réel qui indique la limite à partir de laquelle le neurone s'activera.

III.2. Le perceptron

C'est la première modélisation des réseaux de neurones inventée en 1957 par Frank Rosenblatt [86]. Un perceptron est la forme la plus simple d'un réseau de neurones artificiels et la plus utilisée pour résoudre les problèmes d'approximation, de classification et de prédiction.

Le perceptron est un algorithme d'apprentissage supervisé de classifieurs binaires. Il permet de classer correctement les objets appartenant à deux classes linéairement séparables (c'est à dire, il est considéré comme une **catégorie** linéaire). Il s'agit d'un réseau de neurones à propagation avant. Il est constitué d'une couche d'entrée et une de sortie.

Il existe deux types de perceptron direct et récurrent. Ce dernier qui alimente leurs entrées avec leur sortie. Il est possible en combinant plusieurs perceptrons d'apprendre un, dans ce cas on parle de perceptron multicouches (Perceptron Multi-Layer (MLP)).

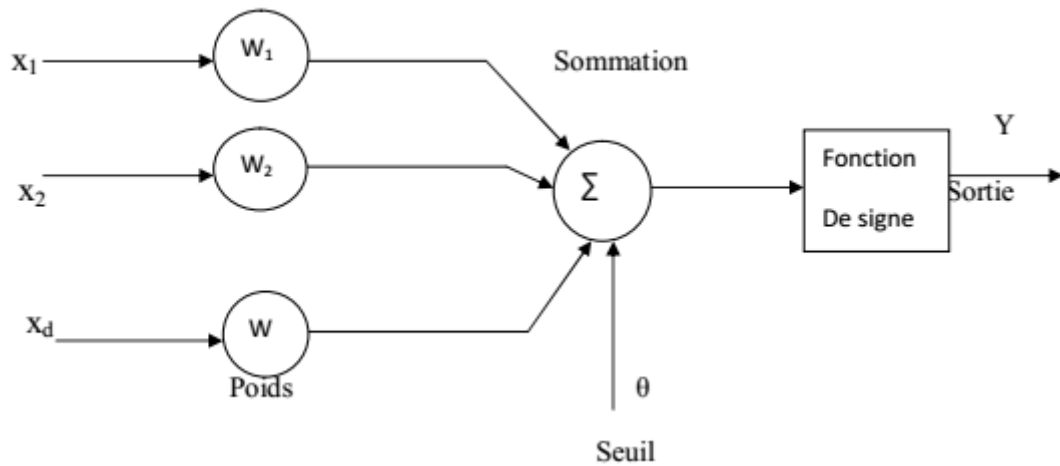


Figure III.3. Schéma du perceptron.

III.2.1. Règle d'apprentissage du perceptron

Le processus d'apprendre un neurone, c'est ajuster leurs poids de manière à ce que l'extrant du neurone évolue dans le sens que nous souhaitons sans bien sûr modifier les entrées. Dans ce cas, on détermine la sortie que l'on souhaiterait voir, et le neurone va adapter ses poids pour essayer de s'approcher de la valeur de la sortie. Cette sortie s'appelle la cible du neurone [94].

L'implémentation de cet algorithme à plusieurs reprises permettra d'affiner la correction des erreurs et d'obtenir un perceptron le plus performant.

L'algorithme suivant nous montre comment on va faire évoluer les poids du neurone vers une cible que l'on a spécifié.

- Initialisation : on peut initialiser de manière aléatoire les poids du neurone W_i .
- Fixer le coefficient d'apprentissage : on détermine le coefficient d'apprentissage $\eta = 0.05$
- On calcule la sortie du neurone $s = f(x)$ où f est la fonction d'activation.
- On calcule la correction des poids : $\Delta W_i = \eta(\text{cible} - s)x_i$
- On met à jour les poids : $W_i = W_i + \Delta W_i$

Optimisation Du Filtre De Kalman Par Les Réseaux De Neurones

III.2.2. Le perceptron multicouche

Le perceptron multicouche (MLP - multilayer perceptron) est l'une des topologies du réseau de neurone le plus populaire et le plus utilisé. Il est une forme générale de perceptron, On peut organiser les neurones en plusieurs couches. Ainsi il est composé d'une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées et une couche de sortie. Chaque couche est composée de plusieurs nœuds (neurones artificiels) [95].

Le nombre de neurones dans la couche d'entrée est égal à la dimension des données et la fonction de transfert de cette couche est linéaire. La couche cachée possède un nombre de neurones égaux au degré de non linéarité et à la dimension du problème initial. Sa fonction de transfert doit être de type seuil. Le nombre de neurones de la couche de sortie est égal au nombre de classes à discriminer. Donc, un seul neurone est suffisant pour différencier entre deux classes. La fonction de transfert sigmoïde tangentielle est utilisée dans la couche de sortie pour obtenir un meilleur contraste entre les classes [96].

Chaque neurone dans une couche est relié à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante (pas de connexion entre les couches d'entrée et de sortie). Il n'y a pas de connexions entre les cellules d'une même couche et la sortie de chaque neurone n'affecte pas le neurone lui-même. Dans la plupart des cas, les signaux sont transmis au sein du réseau dans un sens: d'entrée en sortie. La sortie du réseau, $y(k)$ de la couche de sortie N est donnée par:

$$y(k) = f\left(\sum_{k=1}^{n_N} W_{k,j}^{n_N} h_N^k(k)\right) \quad (86)$$

Où $W_{k,j}^N$ est le poids entre le neurone k dans la $N^{ième}$ couche cachée et j dans la couche de sortie. n_N est le nombre de neurone dans la $N^{ième}$ couche cachée. $y(k)$ est le vecteur de la couche de sortie et $f(.)$ représente la fonction d'activation.

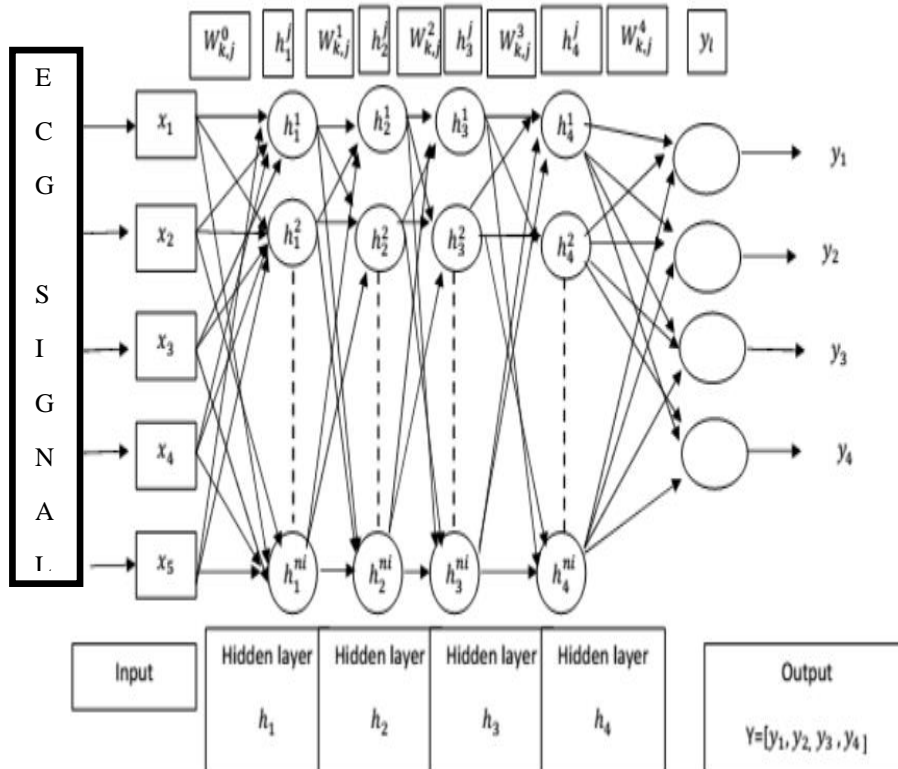


Figure III.4. Exemple du perceptron multicouche élémentaire avec quatre couches cachées.

III.3. Apprentissage des réseaux de neurones

L'objectif principal de la phase d'apprentissage est le développement du réseau de neurones durant laquelle on calcule et adapte les poids des neurones de telle manière que les sorties du réseau soient aussi proches que possible des sorties désirées. Suivant la règle utilisée pour l'apprentissage, on peut distinguer deux types: apprentissage supervisé et apprentissage non supervisé.

III.3.1. Apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé implique l'existence des exemples qui sont constitués de couples de base d'apprentissage représentés par le vecteur d'entrée et la valeur de sortie désirée. Dans ce cas, le réseau se modifie par la procédure d'une comparaison entre le résultat qu'il a calculé (la sortie réelle), selon des entrées données et la réponse attendue en sortie (la sortie désirée). Ainsi, les poids du réseau vont s'adapter jusqu'à ce qu'il trouve la bonne sortie, c'est-à-dire celle attendue, correspondante à une entrée fournie.

Optimisation Du Filtre De Kalman Par Les Réseaux De Neurones

III.3.2. Apprentissage non supervisé

L'apprentissage non supervisé appelé aussi apprentissage sans professeur ou auto-organisateur est utilisé dans le cas où on dispose d'une base d'apprentissage dont les données ne contiennent pas d'informations sur une sortie désirée. Dans ce type d'apprentissage, le réseau doit détecter des points communs aux exemples présentés, par l'adaptation des poids afin d'obtenir la même sortie pour des entrées aux caractéristiques similaires. Il possède souvent moins de complexité dans le calcul par rapport à l'apprentissage supervisé.

III.4. Apprentissage du MLP en utilisant les FK's

L'apprentissage récurrent des réseaux de neurones est un problème numérique très difficile. Il approche très mal et lentement pour obtenir des résultats satisfaisants lorsqu'il est résolu avec les méthodes classiques d'optimisation du gradient sur des séquences d'entrée plus longues.

La performance du réseau est dégradée par le couplage entre les poids dans l'algorithme de rétro-propagation. En dehors de cela, les paramètres d'apprentissage appropriés doivent être choisis. Diverses méthodes de second ordre ont commencé à être développées en utilisant des mises à jour de poids basées sur les techniques de quasi-Newton, de Levenburg-Marquardt et du gradient conjugué. C'est la raison pour laquelle on a recherché les méthodes les plus efficaces d'apprentissage récurrent en réseau.

Dans ce travail, nous utilisons les filtres de Kalman non linéaires (EKF, UKF, SRUKF) comme des algorithmes d'apprentissage pour l'entraînement du réseau de neurone MLP. Contrairement aux autres méthodes de mise à jour de second ordre, les KF's mettent à jour les poids de manière séquentielle et maintiennent la matrice de covariance d'erreur du problème d'apprentissage. Les algorithmes de KF's pour l'apprentissage de MLP incluent tous les poids associés qui ont été organisés comme un vecteur d'état. La Fig. 2 montre l'opération d'apprentissage de MLP par KF's.

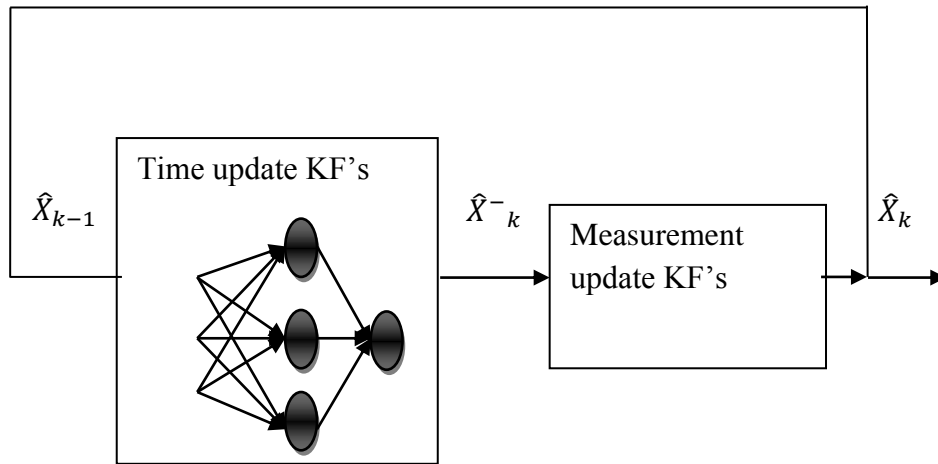


Figure III.5. Le modèle d'apprentissage du MLP en utilisant les KF's.

À chaque nouvelle itération, le réseau de neurones prédit la sortie pour une nouvelle entrée. L'apprentissage des poids dans un réseau de neurones peut être traité comme un problème d'estimation non linéaire.

Les équations d'évolution d'état et d'observation sont données respectivement par [89]:

$$W_{k+1} = W_k \tag{87}$$

$$d_k = Y_k + n_k = f(W_k, X_k) + n_k \tag{88}$$

Où d et y sont respectivement les sorties désirées et réelles, n_k est un bruit gaussien d'observation avec la matrice de covariance R_k . La transition d'état est simplement une matrice d'identité et le réseau de neurones $f(W_k, X_k)$ joue le rôle d'une observation non linéaire variant dans le temps sur W où:

$$\begin{cases} W = [(W^1)^T (W^2)^T]^T \\ W^1 = [(W_{1,1}^1)^T (W_{2,1}^1)^T \dots (W_{L,1}^1)^T]^T \\ W^{1_l} = [(W_{l,1}^1)^T (W_{l,2}^1)^T \dots (W_{l,k}^1)^T]^T \end{cases} \tag{89}$$

Cela autorise de modifier les poids du réseau et donc l'apprentissage. Le processus est réitéré pour chaque vecteur d'entrée jusqu'à ce que le critère d'arrêt soit vérifié.

Notons que la phase d'apprentissage va s'arrêter sous l'une de ces conditions [97]:

- L'erreur soit inférieure à 10^{-8} .

Optimisation Du Filtre De Kalman Par Les Réseaux De Neurones

- Le nombre d'itérations maximum est atteint.

III. 4.1. Apprentissage du MLP en utilisant l'EKF

Récemment, plusieurs auteurs ont montré dans des études que l'EKF a été discuté déjà largement dans la littérature sur le traitement du signal ECG. Il peut être utilisé aussi dans le but d'apprentissage des réseaux de neurones. L'EKF a été appliqué avec succès à l'estimation des paramètres des réseaux de neurones. Le but de cette technique est d'améliorer la précision de suivi du signal bruité et la prédiction de changements surprenant du signal ECG.

EKF estime l'état basé sur le retour d'information généré par les mesures et comporte deux étapes principales: la mise à jour du temps (propagation) et la mise à jour des mesures. La mise à jour de temps consiste à projeter dans le temps d'état actuel afin d'obtenir une estimation à priori pour l'étape suivante. La mise à jour des mesures intègre ensuite une nouvelle mesure pour obtenir une estimation à posteriori basée sur les techniques bayésiennes.

Pour dériver la formule EKF en tenant compte de l'incertitude des entrées, une série du premier ordre de Taylor $f(W_k, X_k)$ a été développée autour des poids estimés \widehat{W}_k et des entrées prédites \widehat{X}_k . Ceci est donné par [98]:

$$y_k = f(\widehat{W}_k, \widehat{X}_k) + H_k(W_k - \widehat{W}_k) + G_k(X_k - \widehat{X}_k) + HOT + n_k \quad (90)$$

Dans ce qui précède, H_k est la dérivée partielle de $f(\cdot)$ par rapport aux W_k poids estimés, c'est-à-dire une matrice Jacobienne de dimension $m_y \times m_w$.

$$H_k = \left(\frac{\delta f(W_k, X_k)}{\delta W_k} \right)^T \Bigg|_{\substack{W_k = \widehat{W}_k \\ X_k = \widehat{X}_k}} \quad (91)$$

Et G_k est la dérivée partielle de $f(\cdot)$ par rapport aux X_k entrées estimés, c'est-à-dire une matrice jacobienne de dimension $m_y \times m_x$.

$$G_k = \left(\frac{\delta f(W_k, X_k)}{\delta X_k} \right)^T \Bigg|_{\substack{W_k = \widehat{W}_k \\ X_k = \widehat{X}_k}} \quad (92)$$

Le terme d'ordre supérieur (HOT) peut être négligé. Ensuite, la sortie estimée est donnée par :

$$\widehat{y}_k = f(\widehat{W}_k, \widehat{X}_k) \quad (93)$$

Optimisation Du Filtre De Kalman Par Les Réseaux De Neurones

Avec le résidu de mesure calculé par :

$$\tilde{y}_k = y_k - \hat{y}_k \cong H_k(W_k - \hat{W}_k) + G_k(X_k - \hat{X}_k) + n_k \quad (94)$$

Les principales étapes sont résumées comme suit:

➤ **Équations de prédiction :**

$$\hat{W}_k = \hat{W}_k \quad (95)$$

$$\hat{y}_k = f(\hat{W}_k, \hat{X}_k) \quad (96)$$

➤ **Équations de correction :**

$$S_{k+1} = H_{k+1}P_kH_{k+1}^T R_{k+1} \quad (97)$$

$$K_{k+1} = P_kH_{k+1}^T S_{k+1}^{-1} \quad (98)$$

$$\hat{W}_{k+1} = \hat{W}_k + K_{k+1}[d_k - f(\hat{W}_k, X_k)] \quad (99)$$

$$P_{k+1} = P_k - K_{k+1}H_{k+1}P_k \quad (100)$$

Où

La covariance de l'innovation S_{k+1} est la covariance du résidu de mesure, K_{k+1} est le gain de Kalman, P_k représente la matrice de covariance d'erreur approximative et W est l'état de l'estimation actuelle \hat{W}_k .

III.4.2. Apprentissage du MLP en utilisant l'UKF

L'algorithme de l'UKF pour l'apprentissage de MLP est similaire à l'EKF. Encore une fois, tous les poids de connexion sont organisés comme un vecteur d'état, mais maintenant l'état est calculé par UT et propagé analytiquement via un système non linéaire sans qu'il soit nécessaire d'évaluer la matrice Jacobienne. L'algorithme de l'UKF peut être résumé par les étapes suivantes [99]:

Initialisation:

$$\hat{W}_0 = E[W_0] \quad (101)$$

$$P_0 = E[(W_0 - \hat{W}_0)(W_0 - \hat{W}_0)^T] \quad (102)$$

Optimisation Du Filtre De Kalman Par Les Réseaux De Neurones

Calculer les points Sigma:

$$\chi_{0,k-1} = \widehat{W}_{k-1} \quad w_0 = \frac{\lambda}{(L+\lambda)} \quad (103)$$

$$\chi_{i,k-1} = \widehat{W}_{k-1} + \left(\sqrt{(L+\lambda)P_{k-1}} \right)_i \quad w_i = \frac{0.5}{(L+\lambda)} \quad (104)$$

$$\chi_{i+L,k-1} = \widehat{W}_{k-1} - \left(\sqrt{(L+\lambda)P_{k-1}} \right)_i \quad w_i = \frac{0.5}{(L+\lambda)} \quad (105)$$

Où: $\lambda = \alpha^2(L+K) - L$, $i=1,2,\dots,L$ et L est la dimension d'état. Le paramètre k utilise pour contrôler la matrice de covariance.

Les équations de mise à jour du temps sont les suivantes:

$$\chi_{i,k \setminus k-1} = \chi_{i,k-1} \quad (106)$$

$$\widehat{W}_k^- = \sum_{i=0}^{2L} w_i \chi_{i,k-1} \quad (107)$$

$$P_k^- = \sum_{i=0}^{2L} w_i [\chi_{i,k \setminus k-1} \widehat{W}_k^-] [\chi_{i,k \setminus k-1} \widehat{W}_k^-]^T \quad (108)$$

$$\mathcal{Y}_{i,k \setminus k-1} = f(\chi_{i,k \setminus k-1}, x_k) \quad (109)$$

$$\hat{y}_k^- = \sum_{i=0}^{2L} w_i \mathcal{Y}_{i,k \setminus k-1} \quad (110)$$

Les équations de mise à jour des mesures sont données par:

$$S_k = \sum_{i=0}^{2L} w_i [\mathcal{Y}_{i,k \setminus k-1} - \hat{y}_k^-] [\mathcal{Y}_{i,k \setminus k-1} - \hat{y}_k^-]^T R_k \quad (111)$$

$$G_k = \sum_{i=0}^{2L} w_i [\chi_{i,k \setminus k-1} \widehat{W}_k^-] [\mathcal{Y}_{i,k \setminus k-1} - \hat{y}_k^-] \quad (112)$$

$$\widehat{W}_k = \widehat{W}_k^- + G_k S_k^{-1} (d_k - \hat{y}_k^-) \quad (113)$$

$$P_k = P_k^- - K_k S_k K_k^T \quad (114)$$

III.4.3. Apprentissage du MLP en utilisant le SRUKF

Dans chaque nouvelle entrée, l'UKF standard doit calculer le nouvel ensemble de points sigma. Cela augmente le coût de calcul de l'algorithme. Nous pouvons utiliser les équations récursives de cet algorithme pour l'apprentissage et la mise à jour. De plus, une seule nouvelle mesure peut être utilisée pour ajuster les poids. Ainsi, la convergence de l'algorithme est plus rapide dans un nombre d'itérations inférieur à ceux de l'EKF et l'UKF. Les formules de SRUKF pour l'apprentissage du MLP sont données par :

Initialisation:

Optimisation Du Filtre De Kalman Par Les Réseaux De Neurones

$$\widehat{W}_0 = E[W_0] \quad (115)$$

$$S_{W_0} = chol \left\{ E \left[(W_0 - \widehat{W}_0)(W_0 - \widehat{W}_0)^T \right] \right\} \quad (116)$$

$$\sqrt{R^e_{W_0}} = S_{W_0} \quad (117)$$

For $k \in \{1, 2, \dots, \infty\}$

Équations de mise à jour du temps et calcul des points sigma:

$$\widehat{W}_k^- = \widehat{W}_{k-1} \quad (118)$$

$$S^-_{W_k} = \sqrt{\gamma} S_{W_{k-1}} \quad (119)$$

$$\mathcal{W}_{k \setminus k-1} = \left[\widehat{W}_k^- \quad \widehat{W}_k^- + \eta S^-_{W_k} \quad \widehat{W}_k^- - \eta S^-_{W_k} \right] \quad (120)$$

$$\mathcal{D}_{k \setminus k-1} = F[X_k, \mathcal{W}_{k \setminus k-1}] \quad (121)$$

$$\hat{d}_k = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} \mathcal{D}_{i, k \setminus k-1} \quad (122)$$

$$\tilde{d}_k = d_k - \hat{d}_k \quad (123)$$

Équations de mise à jour des mesures:

$$S_{d_k} = qr \left\{ \left[\sqrt{W_i^{(c)}} [\mathcal{D}_{1:2L, k} - \hat{d}_k] \sqrt{R^*} \right] \right\} \quad (124)$$

$$S_{d_k} = cholupdate\{S_{d_k}, \mathcal{D}_{0, k} - \hat{d}_k, W_i^{(c)}\} \quad (125)$$

$$P_{W_k d_k} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} [\mathcal{W}_{i, k \setminus k-1} - \widehat{W}_k^-] [\mathcal{D}_{i, k \setminus k-1} - \hat{d}_k]^T \quad (126)$$

$$K_k = (P_{W_k d_k} / S_{d_k}^T) / S_{d_k} \quad (127)$$

$$\widehat{W}_k = \widehat{W}_k^- + K_k (d_k - \hat{d}_k) \quad (128)$$

$$U = K_k S_{d_k} \quad (129)$$

$$S_{W_k} = cholupdate\{S_{W_k}^-, U, -1\} \quad (130)$$

R^* : est la covariance du bruit de mesure.

$qr\{\cdot\}$: représente la décomposition QR

$cholupdate\{\cdot\}$: est le facteur de Cholesky de mis à jour.

Optimisation Du Filtre De Kalman Par Les Réseaux De Neurones

γ : Le facteur numérique de poids choisi est-il légèrement inférieur à 1, c'est-à-dire $\gamma = 0.9995$.

Conclusion

Dans cette section, nous avons résumé les notions de base nécessaires sur les réseaux de neurones artificiels pour comprendre le principe de son fonctionnement. Ensuite, nous avons fusionner les KF's non linéaires avec le MLP pour améliorer la précision et la fiabilité de ces filtres. Cette combinaison pour obtenir un compromis entre la complexité et le temps de calcul ainsi que la précision numérique. Ceci afin de sélectionner l'algorithme approprié pour une application pratique. Le choix de l'utilisation d'une architecture d'un réseau de neurone correspond à des décisions comme l'estimation optimale. Dans ce chapitre, nous avons discuté le principe des trois méthodes EKF-MLP, UKF-MLP et SRUKF-MLP et on a donné les formules mathématiques. La sélection de l'algorithme approprié pour éliminer les différents types de bruits du signal ECG est notre objectif dans le chapitre suivant.

Chapitre IV

APPLICATION DES FILTRES DE KALMAN AU DEBRUITAGE DU SIGNAL ECG

Introduction

Après avoir présenté le principe de fonctionnement du filtre de Kalman dans ses différentes versions qui étaient déjà discutées aux chapitres 2 et 3 et mis en valeur la nécessité de modéliser préalablement le signal ECG à filtrer. Notre objectif, maintenant, est d'appliquer le filtrage de Kalman pour la suppression de bruit du signal ECG. Dans un premier temps, et afin de tester l'effet des différents paramètres sur la qualité du filtrage, nous allons présenter un exemple de filtrage d'un signal **ECG synthétique bruité par un bruit blanc Gaussien. Ensuite, nous allons appliquer nos techniques sur un signal ECG réel bruité par différents types de bruit (bruit blanc, bruit rose et bruit musculaire).**

Aussi, nous développerons par simulation ses différentes réponses sous l'environnement Matlab. On évaluera la performance de divers filtres à partir du calcul des paramètres d'évaluation. Enfin, on présentera une comparaison des performances entre ces techniques avec les méthodes classiques telles que nous, WD, LMS, WF et MF, afin de montrer l'algorithme le plus fiable, ainsi que pour valider le meilleur algorithme adapté à notre application.

IV.1. Acquisition de données

Dans ce travail, pour obtenir un signal ECG vrai, deux bases de données ont été utilisées telles que la base de données sur les arythmies MIT-BIH et la base de données de tests de stress de bruit MIT-BIH. Elles ont été collectées par des chercheurs afin d'être utilisées comme une référence pour la validation et la comparaison des algorithmes sur le signal ECG.

IV.1.1. La base de données d'arythmie MIT-BIH

La base de données d'arythmie MIT-BIH est une base universelle qui contient 48 enregistrements ECG totalisant 110 007 battements, enregistrement de 47 patients différents. Chacun contenant des segments ECG de 30 minutes choisis parmi 24 heures sur deux dérivations (DII et V5).

Parmi les 48 fichiers, 23 ont été choisis au hasard, numérotés de 100 à 124 pour le premier groupe qui inclut une variété de formes d'ondes. Par contre, 25 ont été sélectionnés pour inclure une variété de cas pathologiques numérotés de 200 à 234.

Les données sont filtrées par une passe bande de 0,1 à 100 Hz. Chaque enregistrement ECG est échantillonné à une fréquence de 360 Hz. La résolution est de 200 échantillons par mV avec une résolution de 11 bits sur une plage de 10 mv.

Chaque enregistrement a été annoté indépendamment par plusieurs cardiologues ce qui permet d'avoir des études plus fiables. L'annotation correspond à l'instant d'apparition du pic R du complexe QRS et au type du QRS (Tableau). Environ de 70% des battements ont été annotés comme battements normaux [100].

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

IV.1.1.1. Les fichiers de la base MIT-BIH

Chaque enregistrement ECG de la base de données, contient trois fichiers variantes avec les annexes suivantes : dat, hea et atr.

IV.1.1.1.1. Le fichier de données (*.dat)

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

IV.1.1.1.2. Le fichier header (*.hea)

Ce fichier contient les paramètres d'explication du fichier des données correspondant et qui permettent au programme de l'utiliser (fréquence d'échantillonnage, gain d'amplification, dérivations utilisées, nombre d'échantillons, maladies, etc.).

IV.1.1.1.3. Le fichier annotation (*.atr)

Dans ce fichier, les positions ou les moments d'apparition des pics R du complexe QRS du signal donné sont illustrés. Ces emplacements ont été marqués manuellement par plusieurs cardiologues.

Il comporte des informations concernant chaque pic R du complexe QRS du signal donné: position en seconde, position avec numéro d'échantillon, type du battement (tableau I. 1). L'exemple ci-dessous illustre le cas des enregistrements 119 et 232. On note que la première colonne représente les positions des pics R dans le temps. La deuxième colonne contient aussi ces mêmes positions mais en numéro d'échantillon, alors qu'on trouve, dans la troisième colonne, les arythmies correspondantes à chaque complexe. Si on veut décoder la première ligne dans cet exemple, on dit que dans le temps 0:00.858 et la position 309, il y a un QRS qui correspond à un battement normal. Le deuxième linge nous donne 0:01.397 comme position

Application Des Filtres De Kalman Au Debruitage Du Signal ECG

dans le temps, 503 comme indice de ce QRS qui est de type V (extrasystole ventriculaire prématurée).

- Enregistrement 119.art:

0 :00.858	309	N	0	0	0
0 :01.397	503	V	0	0	0
0 :02.713	977	N	0	0	0
0 :03.652	1315	N	0	0	0
0 :04.586	1651	N	0	0	0

- Enregistrement 232.art:

0 :01.363	491	R	0	0	0
0 :02.047	737	A	0	0	0
0 :02.777	1000	A	0	0	0
0 :04.608	1659	R	0	0	0
0 :05.286	1903	A	0	0	0

Tableau III.1. Annotation des battements de la base de données MIT-BIH.

Symbole	Type d'arythmie
N	Battement normal
L	Bloc de branche gauche
R	Bloc de branche droit
A	Battement auriculaire prématuré
J	Battement nodal (fonctionnel) prématuré
S	Battement supraventriculaire prématuré
V	Contraction ventriculaire prématurée
F	Fusion ventriculaire et battement normal
e	Battement d'échappement auriculaire
J	Rythme nodal d'échappement (jonction)
E	Battement d'échappement ventriculaire
f	Fusion de battements rythmé et normal
X	Non-réalisée de l'onde P
Q	Battement non classifiable
I	QRS isolé-comme l'artefact

IV.1.2. la base de données de tests de bruit de stress MIT-BIH

Les enregistrements du bruit ont été acquis sur des volontaires physiquement actifs en utilisant des enregistreurs ECG et d'électrodes standards. Cette base de données peut être classée en deux classes d'enregistrements.

La première comprend trois enregistrements de bruit, qui incluent l'artefact de mouvement de la ligne de base (baseline wander BW), l'artefact musculaire (muscle artifact MA) et le mouvement d'électrode (electrode motion EM).

La seconde classe contient douze enregistrements créés à partir de deux signaux (118 et 119) de la base de données sur les arythmies MIT-BIH en ajoutant le bruit EM. Chacun contient 30 min de longueur [101].

IV.2. Les paramètres d'évaluation des performances des filtres

Pour pouvoir juger le succès d'un filtre, une analyse de ses performances est nécessaire ainsi que l'étude de son comportement. Le résultat est donc une décision sur les algorithmes selon les exigences du cahier des charges. Les critères recherchés ont pour objectifs de mesurer le degré d'amélioration de signal ECG qui peut être selon l'application telles que : la qualité visuelle de signal, l'élimination ou la réduction du bruit, le degré de fiabilité, la simplicité, le temps d'exécution, la précision, la robustesse, la préservation des détails et la préservation ou l'amélioration de la qualité du contraste.

Toutefois, et pour assurer un tel rôle, cette évaluation doit se baser sur des critères qui soient à la fois fiables et capables de décrire les caractéristiques les plus intéressantes à prendre en compte dans le cadre du filtrage. Les critères retenus dans notre application sont l'erreur quadratique moyenne (MSE), rapport crête signal sur bruit (PSNR) et le temps d'exécution (Time).

IV.2.1. L'Erreur moyenne quadratique (MSE)

L'erreur quadratique moyenne (mean square error MSE) est le critère le plus utilisé dans le domaine de traitement du signal ECG. C'est une manière d'évaluer la différence entre un estimateur et la valeur réelle de la quantité.

Le MSE mesure la moyenne du carré de "l'erreur", avec la valeur d'erreur, c'est-à-dire la différence entre le signal de l'estimateur (signal ECG original) et le signal estimé (signal ECG bruité) dans lequel l'estimateur est différent de la quantité à estimer. Il est calculé comme suit [102]:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N (x_i - \hat{x}_i)^2 \quad (131)$$

Où N est la longueur du signal ECG, x_i présente le signal original et \hat{x}_i est le signal filtré.

IV.2.2. Rapport crête signal sur bruit (PSNR)

Au lieu de mesurer la distorsion, le PSNR (Peak Signal to Noise Ratio) mesure la fidélité du signal ECG d'origine, puisqu'il est proportionnel à la qualité. Tout de même, il est fonction du MSE et il est calculé par l'équation [103]:

$$PSNR = 10 * \log_{10} \left[\frac{MAX^2}{MSE} \right] \quad (132)$$

MAX est la valeur possible du signal ECG.

Le PSNR relie donc le MSE à l'énergie maximale du signal ECG.

IV.2.3. Rapport signal sur bruit (SNR)

La qualité d'un signal est parfois représentée par le "rapport signal/bruit". Il mesure la quantité de bruit contenue dans le signal ECG. Le SNR est souvent représenté avec une échelle logarithmique dit décibels et noté dB. Il est exprimé par [104]:

$$SNR = 10 \log \left(\frac{\sum_{i=0}^{N-1} (x_i)^2}{\sum_{i=0}^{N-1} (x_i - \hat{x}_i)^2} \right) \quad (133)$$

Où x_i est le signal original, \hat{x}_i est le signal estimé et N est le nombre total d'échantillons du signal ECG.

Concernant le SNR, nous calculons la force du signal ECG filtré par rapport à un ECG bruité, alors que pour ce qui est du PSNR, nous calculons les valeurs de crête du signal comme l'onde R, qui détecte les problèmes cardiaques tel que dans notre travail.

IV.3. Application des filtres non linéaires de Kalman au débruitage du signal ECG

Dans notre application, nous allons prendre deux types de signaux ECG: Un signal ECG synthétique (obtenu par simulation du modèle) et un signal ECG réel.

Le signal ECG synthétique sera bruité en utilisant les différents types de bruit Gaussien (blanc et rose) avec une valeur fixée de SNR d'entrée égale à 5dB.

Dans ce qui suit, nous allons donner les étapes nécessaires pour l'application des KF's au débruitage des signaux ECG.

IV.3.1. Débruitage d'un signal ECG synthétique

Cette première partie de notre étude consiste à faire un test d'application du KF's au débruitage d'un signal synthétique. Nous allons déterminer les différentes étapes nécessaires pour l'élimination du bruit du signal ECG synthétique et qui sont:

- Description les équations d'état et d'observation.
- Estimation des paramètres initiaux et variances du bruit d'état et de mesure des KF's
- Implantation des KF's.
- Présentation des différents résultats du filtrage obtenus.

Le signal ECG synthétique peut être généré à l'aide du modèle en coordonnées polaires comme suit [105]:

$$\begin{cases} \dot{r} = r(1 - r) \\ \dot{\theta} = w \\ \dot{z} = -\sum_{i=\{P,Q,R,S,T\}} \frac{a_i \omega}{b_i^2} \Delta\theta_i \exp\left(\frac{-\Delta\theta_i^2}{2b_i^2}\right) - (z - z_0) \end{cases} \quad (134)$$

Avec :

$$a_i = \frac{\alpha_i \omega}{b_i^2}, \quad i \in \{P, Q, R, S, T\}$$

$$\Delta\theta_i = (\theta_k - \theta_i)$$

r et θ étant, respectivement, les variables radiales et angulaires en coordonnées polaires.

Ce modèle permet une explication plus simple et claire des signaux. En effet, la deuxième et la troisième équation de (131) sont indépendantes de r et la première équation peut donc être supprimée puisque elle n'a pas d'effet sur le signal ECG synthétique (la variable d'état z). Une autre caractéristique de cette représentation est que le paramètre θ est une variable explicite qui indique la localisation des ondes P, Q, R, S et T.

La formulation d'occasion pour la discrétisation des équations du modèle ECG est la formule d'Euler suivante :

$$\dot{X}_k = (X_{k+1} - X_k)/h \quad (135)$$

h est le pas d'échantillonnage.

On obtient alors :

$$\begin{aligned} \theta_{k+1} &= \theta_k + wh \\ \dot{z} &= -\sum_{i=\{P,Q,R,S,T\}} h \frac{\alpha_i \omega}{b_i^2} \Delta\theta_i \exp\left(\frac{-\Delta\theta_i^2}{2b_i^2}\right) - ((h - 1)z_k - hz_0) \end{aligned} \quad (136)$$

- **Equation d'état**

Nous considérons le vecteur d'état $x_k = [\theta_k \ z_k]^T$ donc, l'équation précédente devient :

$$\begin{aligned} \begin{cases} \theta_{k+1} \\ z_{k+1} \end{cases} &= \begin{cases} \theta_k + wh \\ -\sum_{i=\{P,Q,R,S,T\}} h \frac{\alpha_i \omega}{b_i^2} \Delta\theta_i \exp\left(\frac{-\Delta\theta_i^2}{2b_i^2}\right) - ((h - 1)z_k - hz_0) \end{cases} \\ \downarrow & \qquad \qquad \qquad \downarrow \\ X_{k+1} & \qquad \qquad \qquad f(X_k) \end{aligned} \quad (137)$$

Si la période d'échantillonnage h du signal ECG est faible par rapport à 1 et la valeur de la ligne de base z_0 est négligeable, le terme $(1 - h)z_k + hz_0$ peut être approché à z_k . On ajoute

un bruit additif w qui représente l'imprécision sur le signal pour rendre le modèle plus réaliste.

$$\begin{cases} \theta_{k+1} \\ z_{k+1} \end{cases} = \begin{cases} \theta_k + wh \\ - \sum_{i=\{P,Q,R,S,T\}} h \frac{\alpha_i \omega}{b_i^2} \Delta \theta_i \exp\left(\frac{-\Delta \theta_i^2}{2b_i^2}\right) + z_k + w \end{cases} \quad (138)$$

$$X_{k+1} = f(X_k, w_k)$$

ω , α_i , b_i , θ_i et w sont des variables aléatoires considérées comme bruit de processus

$X_{k+1} = f(X_k, w_k)$ est l'équation d'état.

Donc, le vecteur d'état et le vecteur du bruit de processus sont définis par :

$$\begin{cases} X_k = [\theta_k \ z_k]^T \\ w_k = [\alpha_P \dots \alpha_T, b_P \dots b_T, \theta_P \dots \theta_T, \omega, w]^T \end{cases} \quad (139)$$

- **Equation de mesure**

Le signal ECG bruité est supposé être les observations des KF's. Une autre mesure peut être additionnée, notée y_k . Dans ce modèle, on suppose que le pic R est toujours situé à $\theta = 0$.

Le vecteur d'état défini par la phase θ_k et son amplitude z_k peut être relié aux observations par :

$$\begin{bmatrix} \varphi_k \\ y_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \theta_k \\ z_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_k \\ v_k \end{bmatrix} \quad (140)$$

Où :

φ_k est une observation additionnelle ajoutée pour faire une simple détection de pic R.

u_k et v_k sont des bruits Gaussiens de mesure de covariance $R_k = \{[u_k, v_k][u_k, v_k]^T\}$.

La méthode d'estimation des paramètres des KF's que nous allons décrire est une technique automatique proposée par Sameni et al [95]. Les paramètres utilisés pour générer le signal ECG synthétique sont donnés par le tableau suivant :

Tableau IV.2. Les paramètres du modèle correspondant au signal ECG synthétique.

Index (i)	P	Q	R	S	T
Time (Sec.)	-0.2	-0.05	0	0.05	0.3
θ_i (rads.)	$-\pi/3$	$-\pi/12$	0	$\pi/12$	$-\pi/2$
α_i	1.2	-0.05	30.0	-7.5	0.75
b_i	0.25	0.1	0.1	0.1	0.4

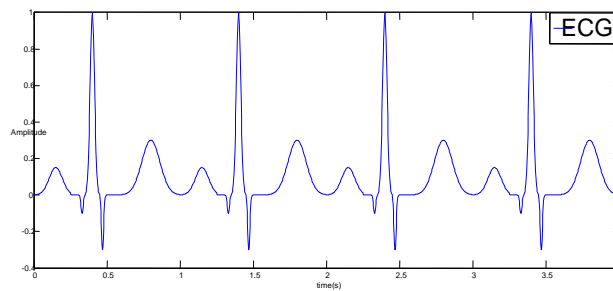


Figure IV.1. ECG synthétique généré par le modèle (130).

Pour évaluer les performances de l'algorithme EKF-MLP, les paramètres accordés sont utilisés sur le signal ECG synthétique en utilisant des bruits Gaussienne artificiel avec un SNR d'entrée de 5 dB, comme illustré par la Figure IV. 2.

Application Des Filtres De Kalman Au Debruitage Du Signal ECG

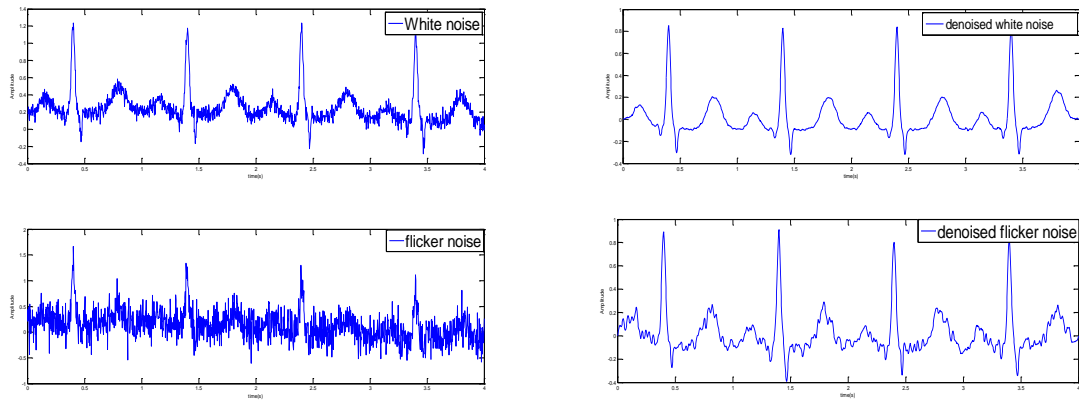


Figure IV. 2. Élimination des différents types de bruit Gaussien du signal ECG en utilisant l'EKF-MLPNN.

Dans la figure IV.3, nous avons présenté le signal ECG bruité par des bruits Gaussiens blanc et rose avec un SNR d'entrée de 5 dB et le signal ECG débruité obtenu à la sortie de l'UKF-MLPNN. Le résultat montre que ce filtre est capable d'éliminer les perturbations qui affectent le signal ECG synthétique.

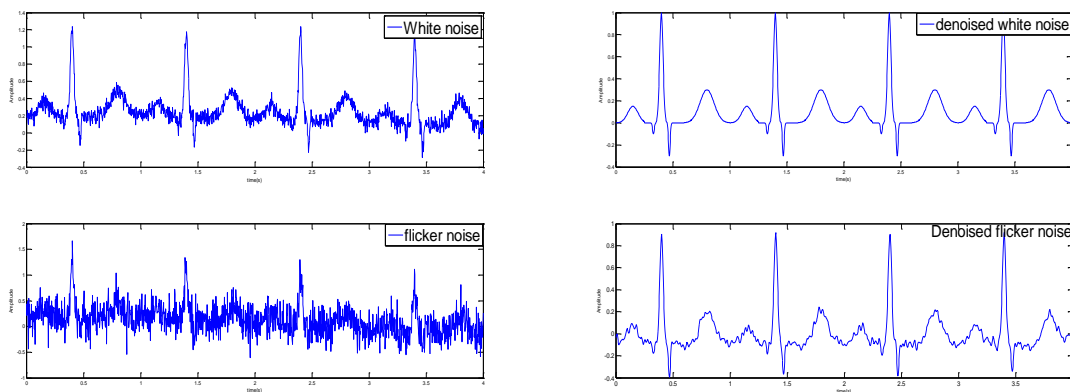


Figure IV.3. Élimination des différents types de bruit Gaussien du signal ECG en utilisant de l'UKF-MLPNN.

La figure IV.4 illustre le signal ECG bruité par le bruit blanc Gaussien et coloré à l'entrée du SRUKF-MLPNN. Le signal ECG débruité étant obtenu à la sortie du filtre. Le résultat montre que la méthode a la même efficacité pour éliminer divers types de bruit.

Application Des Filtres De Kalman Au Debruitage Du Signal ECG

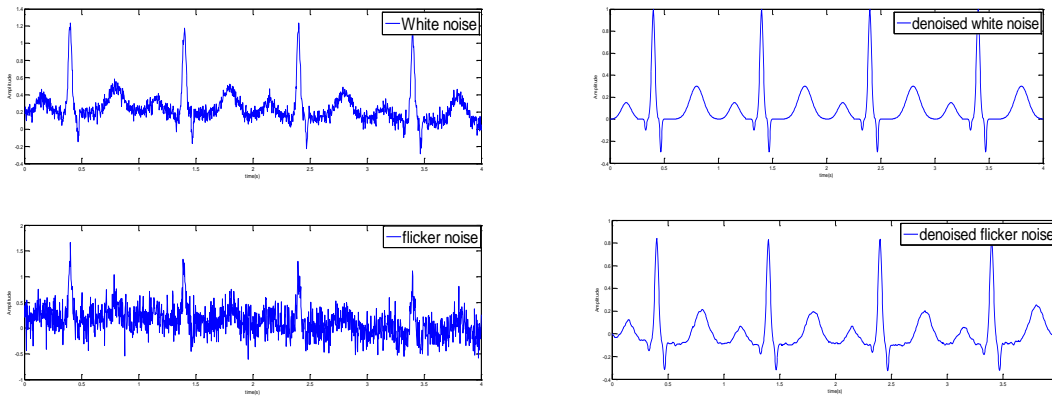


Figure IV.4. Élimination des différents types de bruit Gaussien du signal ECG en utilisant de SRUKF-MLPNN.

Pour faire une évaluation quantitative de la qualité du filtrage nous avons calculé le MSE, le SNR et le PSR à la sortie des filtres comme illustré dans le tableau suivant :

Tableau IV.3. Évaluation quantitative de la qualité de filtrage du signal synthétique.

Les Paramètres	MSE		SNR		PSNR	
	Blanc	Rose	Blanc	Rose	Blanc	Rose
EKF-MLPNN	0.006	0.023	13.8	9.5	57.80	51.94
UKF-MLPNN	0.0036	0.016	14.6	10.3	60.00	53.52
SRUKF-MLPNN	0.0009	0.007	16.2	12.8	66.02	57.11

D'après ce tableau, on remarque que les valeurs du MSE sont inférieures dans le bruit blanc que le bruit rose. Le SRUKF-MLPNN donne des valeurs du MSE dans deux types de bruit inférieurs aux valeurs du MSE qui résulte dans la sortie du UKF-MLPNN et EKF-MLPNN. Aussi, on peut voir une légère dégradation de la réponse du UKF-MLPNN et EKF-MLPNN dans le cas du bruit coloré. Par contre, ils donnent des valeurs de SNR et de PSNR supérieures dans bruit blanc que le bruit rose dans les trois filtres.

IV.3.2. Débruitage d'un signal ECG réel bruité par différentes types de bruit

Dans cette partie, nous allons utiliser des signaux ECG réels. Afin de mieux faire ressortir l'effet du filtrage du KF's.

L'ECG est supposé stationnaire seulement sur des courts segments. Pendant le fonctionnement du KF's, l'ECG bruité y_k est fenêtré en courtes trames, non chevauchantes de 25 ms. Ces cadres sont extraits à l'aide de la fenêtre de Hamming, qui définie comme suit [106]:

$$w(n) = 0.54 - 0.46 \cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right); -\frac{N-1}{2} \leq n \leq \frac{N-1}{2} \quad (141)$$

Lorsque l'ECG est un signal stationnaire, nous utilisons le MLP pour modéliser le processus non linéaire $f(\cdot)$ et calculer l'estimation de \hat{x} basé sur les approches non linéaires de KF's.

Ayant obtenu l'équation de l'espace d'état-(3), l'équation de mesure (4), les équations adaptatives (11), (12) pour le bruit coloré et les équations (14), (15) d'apprentissage de poids dans un réseau de neurone, nous pouvons maintenant appliquer les filtres EKF-MLP, UKF-MLP, ASRUKF-MLP et les filtres classiques pour débruiter le signal ECG.

Pour tester les performances des différentes approches, le bruit gaussien artificiel blanc, coloré (rose) et le bruit musculaire non stationnaire avec de différentes variances ont été produits et ajoutés aux enregistrements ECG. Ensuite, le signal ECG bruité a été présenté aux techniques proposées. Pour l'optimisation de la cohérence de sorties des filtres, l'expérience a été mise en œuvre sur toutes les bases de données d'arythmie MIT-BIH et les tests de bruit de stress MIT-BIH.

Pour les parties suivantes, les résultats de simulation utilisent les paramètres suivants :

Nous évaluons l'efficacité des méthodes proposées en calculant le MSE, le SNR et le PSNR dans le nombre d'itérations 10 et 45. Ces nombres (10, 45) ont été sélectionnés de manière empirique dans cette étude en raison de la variance des valeurs du MSE et du PSNR perceptibles dans les sorties des méthodes proposées.

Dans la structure du MLP, nous avons utilisé 13 neurones dans la couche d'entrée et 1 neurone dans la couche de sortie. Aussi, le test a été réalisé à l'aide de différents nombres de neurones (4, 8 et 16) situés dans la couche cachée, en évaluant l'impact du nombre de neurones dans la couche cachée en fonction du MSE et du PSNR obtenus lors de l'apprentissage du réseau de neurones.

Application Des Filtres De Kalman Au Debruitage Du Signal ECG

Pour assurer la convergence des KF's, les paramètres de contrôle de la force du bruit ont été déterminés comme suit:

$\alpha = 10^{-3}$ pour le bruit artificiel Gaussien, $\alpha = 10^{-1}$ pour le bruit coloré réel.

$\beta = 2$ pour le bruit Gaussien, $\beta = 2.75$ pour la perturbation non-stationnaire réelle.

$k = 0$ pour le bruit Gaussien, $k = 1$ pour le mouvement musculaire.

L'ordre de modèle d'autorégressive non linéaire est $p = 13$.

Les matrices initiales de covariance du bruit respectivement de mesure et de système sont :
 $R = 10^{-5}$ et $Q = 0$.

La figure IV.5, illustre la performance de réduction du bruit en utilisant différents paramètres et filtres du signal ECG bruité par un bruit blanc Gaussien pour représenter un fort bruit de fond. On utilise 8 neurones dans la couche cachée au cours de 45 itérations. À partir de la comparaison visuelle de ces résultats, on peut d'observer que la méthode SRUKF-MLPNN suivi admirablement le signal d'origine, ainsi préservant sa forme morphologique. En outre, il est évident que l'UKF-MLPNN surperforme l'EKF-MLPNN, en particulier en ce qui concerne le complexe QRS. La raison est le calcul des dérivées en EKF. Pour les méthodes de débruitage classiques, le WD offre une bonne performance pour éliminer les perturbations de l'ECG par rapport aux techniques WF, LMS et MF, mais il contient quelques ondulations qui distordent le signal filtré.

Application Des Filtres De Kalman Au Debruitage Du Signal ECG

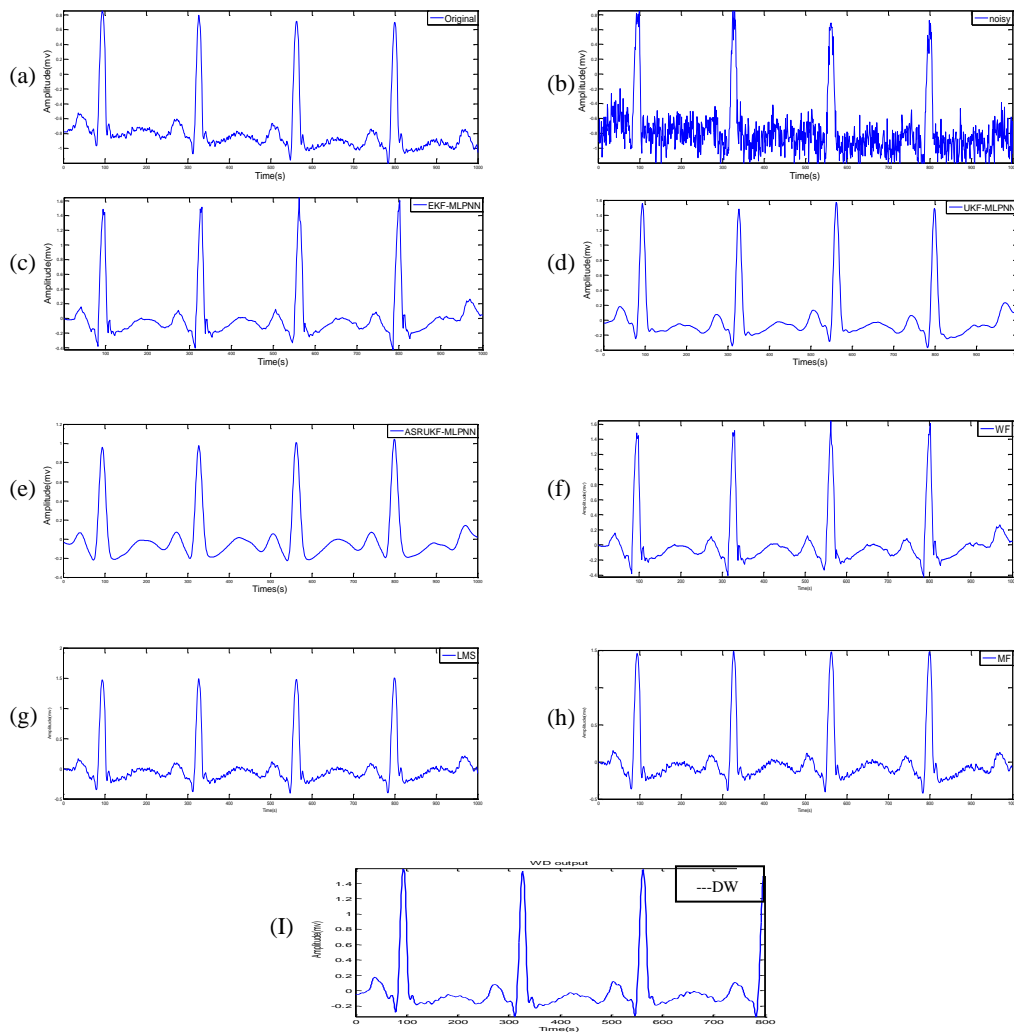


Figure IV.5. Résultats de réduction du bruit du signal ECG réel de rythme normal de la base de données MIT-BIH: (a) signal original. (b) signal ECG bruité. (c) sortie de l'EKF-MLPNN. (d) sortie de l'UKF-MLPNN. (e) sortie de SRUKF-MLPNN. (f) sortie de WF. (g) sortie de LMS. (h) sortie de MF. (i) sortie de WD.

Dans la figure IV.6, les résultats de débruitage de bruit Gaussien coloré artificiel du signal ECG à l'aide de WF, LMS, MF, WD, EKF-MLPNN, UKF-MLPNN et SRUKF-MLPNN sont présentés. D'après une comparaison entre les sorties des filtres, nous pouvons voir clairement la capacité du KF's à éliminer le bruit rose avec un signal légèrement perturbé dans la sortie du EKF-MLPNN. De plus, les KF's conservent les informations utiles du signal ECG. Au contraire, les filtres conventionnels déforment l'ECG, en particulier les ondes P et T.

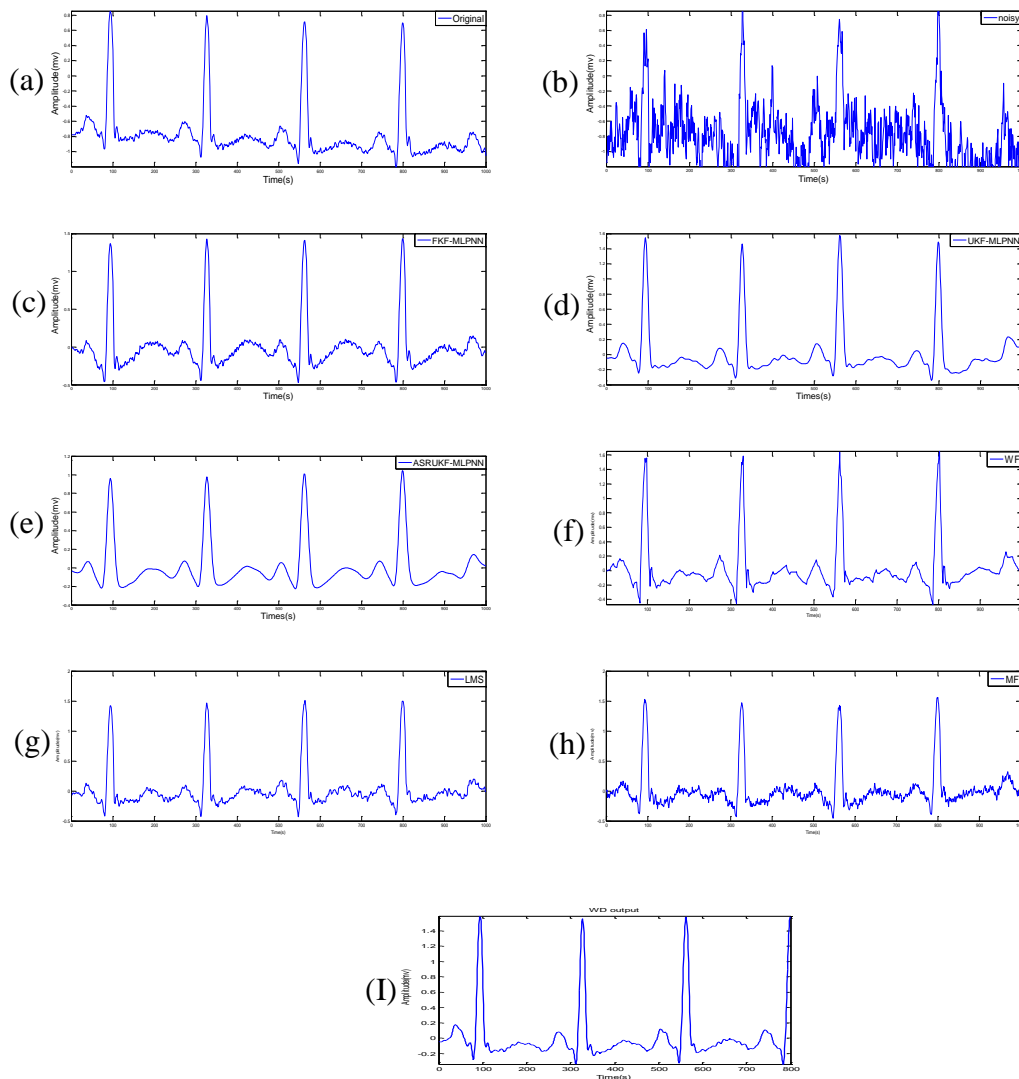


Figure IV.6. Résultats de filtrage du bruit gaussien coloré issu du signal ECG: (a) Enregistrement original. (b) Signal bruité. (c) sortie de l'EKF-MLPNN. (d) sortie de l'UKF-MLPNN. (e) sortie de SRUKF-MLPNN. (f) sortie de WF. (g) sortie LMS. (h) sortie MF. (i) sortie de WD.

La figure IV.7, montre les résultats obtenus après suppression de l'artefact musculaire de l'enregistrement 118e12 obtenu à partir de la base de données de tests de stress MIT-BIH. Nous pouvons noter que l'efficacité de l'algorithme SRUKF-MLPNN reste plus robuste que les algorithmes EKF-MLPNN et UKF-MLPNN, même lorsque le bruit réel s'ajoute au signal ECG d'origine.

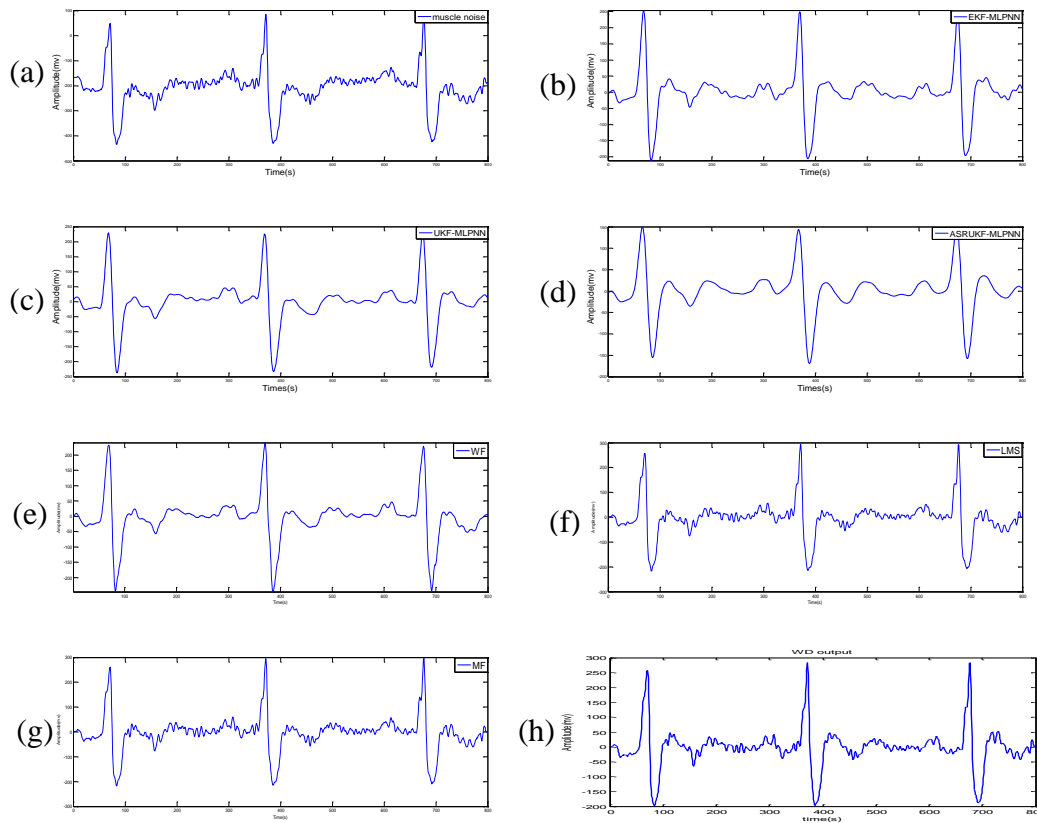


Figure IV.7 réduction de l'artéfact musculaire. (a) l'ECG original bruité. (b) sortie de l'EKF-MLPNN. (c) sortie de l'UKF-MLPNN. (d) sortie de SRUKF-MLPNN. (e) sortie de WF. (f) sortie LMS. (g) sortie MF. (h) sortie de WD.

Bien que les figures montrent que les estimations de SRUKF-MLPNN du signal ECG d'origine sont plus proches que les filtres UKF-MLPNN, EKF-MLPNN et les filtres classiques, nous devons déterminer les performances de ces algorithmes par une comparaison numérique. Ces données sont obtenues par l'apprentissage du MLPNN en utilisant différents nombres de neurones dans la couche cachée. Puis nous avons étudié les paramètres MSE, SNR et PSNR pour les différents cas.

Les tableaux IV.4, IV.5, IV.6, IV.7, IV.8 et IV.9 présentent l'analyse comparative complète pour éliminer les différents types de bruit du signal ECG réel. Dans cette comparaison, nous avons utilisé différents nombres de neurones (4, 8 et 16) dans la couche cachée et un nombre d'itérations $n = 10$ et 45 avec différentes valeurs des paramètres α , β et k .

Application Des Filtres De Kalman Au Debruitage Du Signal ECG

Tableau IV.4. Critères d'évaluation de l'effet du bruit blanc sur les performances des KF's pour le débruitage du signal ECG avec le nombre d'itérations $n = 10$.

Neurones cachés	MSE du	MSE du	MSE du	PSNR du	PSNR de	PSNR du
	EKF	UKF	SRUKF	EKF	UKF	SRUKF
4	0.085	0.048	0.026	58.66	61.15	63.81
8	0.053	0.009	0.0036	60.72	68.42	72.39
16	0.062	0.057	0.0098	60.03	60.40	68.05

Tableau IV. 5. Critères d'évaluation de l'effet du bruit blanc sur les performances des KF's pour le débruitage du signal ECG avec le nombre d'itérations $n = 45$.

Neurones cachés	MSE du	MSE du	MSE du	PSNR du	PSNR du	PSNR du
	EKF	UKF	SRUKF	EKF	UKF	SRUKF
4	0.003	0.006	0.004	60.79	70.18	71.94
8	0.0011	0.0008	0.0006	77.54	78.93	80.18
16	0.013	0.0017	0.0014	66.82	75.65	76.50

Tableau IV.6. Comparaison des paramètres de performance basés sur l'EKF-MLPNN, l'UKF-MLPNN et le SRUKF-MLPNN pour supprimer le bruit rose (nombre d'itérations $n = 10$).

Neurones cachés	MSE du	MSE du	MSE du	PSNR du	PSNR du	PSNR du
	EKF	UKF	SRUKF	EKF	UKF	SRUKF
4	0.178	0.135	0.066	55.45	56.65	59.76
8	0.224	0.036	0.023	54.46	62.39	64.34
16	0.412	0.091	0.050	51.81	58.37	60.97

Application Des Filtrés De Kalman Au Debruitage Du Signal ECG

Tableau IV. 7. Comparaison des paramètres de performance basés sur l'EKF-MLPNN, l'UKF-MLPNN et le SRUKF-MLPNN pour supprimer le bruit rose (nombre d'itérations n = 45.)

Neurones cachés	MSE du	MSE du	MSE du	PSNR du	PSNR du	PSNR du
	EKF	UKF	SRUKF	EKF	UKF	SRUKF
4	0.134	0.075	0.054	56.69	59.21	60.63
8	0.156	0.016	0.008	56.03	65.92	68.93
16	0.213	0.076	0.010	54.67	59.15	67.96

Tableau IV.8. Comparaison des critères de performance des techniques EKF-MLPNN, UKF-MLPNN et SRUKF-MLPNN pour réduire le bruit rose lorsque le nombre d'itérations n = 10.

Neurones cachés	MSE du	MSE du	MSE du	PSNR du	PSNR du	PSNR du
	EKF	UKF	SRUKF	EKF	UKF	SRUKF
4	0.830	0.531	0.076	48.77	50.71	59.15
8	0.615	0.096	0.058	50.07	58.14	60.32
16	1.042	0.173	0.034	47.78	55.58	62.64

Tableau IV.9. Comparaison des critères de performance des techniques EKF-MLPNN, UKF-MLPNN et SRUKF-MLPNN pour réduire le bruit rose lorsque le nombre d'itérations n = 45.

Neurones cachés	MSE du	MSE du	MSE du	PSNR du	PSNR du	PSNR du
	EKF	UKF	SRUKF	EKF	UKF	SRUKF
4	0.783	0.374	0.054	49.02	52.23	60.63
8	0.571	0.056	0.032	50.39	60.48	62.91
16	1.005	0.078	0.028	47.93	50.04	63.49

D'après ces tableaux, les remarques suivantes seront considérées:

Dans les tableaux IV.4 et IV.5, on remarque que lorsque nous utilisons quatre ou seize neurones dans la couche cachée, cela conduit à une augmentation des valeurs MSE et à une diminution des valeurs SNR et PSNR par rapport à l'utilisation de huit neurones dans la couche cachée avec 10 et 45 itérations. Néanmoins, dans le tableau IV.5, lorsque nous utilisons quatre neurones, l'EKF MLPNN donne une grande amélioration dans les valeurs de MSE et de PSNR par rapport à l'utilisation de huit ou seize neurones dans la couche cachée avec le nombre d'itérations 45.

Les tableaux IV.6 et IV.7 montrent que les deux filtres UKF-MLPNN et SRUKF-MLPNN réduisent la valeur du MSE et augmentent les valeurs de PSNR respectivement à 0,023 et 64.34, avec 10 itérations lorsque huit neurones sont utilisés. D'autre part, la valeur du MSE diminue à 0,008 et celle du PSNR s'élève à 68.93 avec le nombre d'itérations 45. En outre, l'algorithme EKF-MLP génère les mêmes erreurs dans le nombre d'itérations 45. Cependant, le SRUKF -MLPNN est supérieur en termes de vitesse de convergence et de suivi du signal d'origine.

Afin de contaminer le signal par le bruit musculaire, les tableaux IV.8 et IV.9 montrent que les résultats répètent le même schéma avec une augmentation des valeurs du MSE et une diminution des valeurs du PSNR. Cela est dû à un bruit élevé. Toutefois, les performances du SRUKF-MLPNN et de l'UKF-MLPNN sont convergentes et supérieures à celles de l'EKF-MLPNN.

Les tableaux IV.10, IV.11, IV.12 et la figure IV.8 montrent les comparaisons de performances entre les différentes méthodes conventionnelles (WD, LMS, WF et MF) et les KF's. Dans cette comparaison, les valeurs du MSE et du PSNR associées aux KF's sont obtenues précédemment lorsque nous utilisons huit neurones dans différents types de bruits.

Application Des Filtres De Kalman Au Debruitage Du Signal ECG

Tableau IV.10. Analyse comparative complète de débruitage du signal ECG à l'aide EK-MLPNN, UKF-MLPNN, SRUKF-MLPNN, WF, LMS MF et WD basée sur le MSE et le PSNR au bruit blanc Gaussien.

Critères	MSE	PSNR
EKF-MLPNN	0.0011	77.54
UKF-MLPNN	0.0008	78.93
SRUKF-MLPNN	0.0006	80.18
WF	0.267	53.69
LMS	0.052	60.80
MF	0.983	48.03
WD	0.012	67.17

Tableau IV. 11. Comparaison de performance des KF's et des filtres conventionnels pour la réduction du bruit rose du signal ECG.

Critères	MSE	PSNR
EKF-MLPNN	0.156	56.02
UKF-MLPNN	0.016	65.92
SRUKF-MLPNN	0.008	68.93
WF	2.718	43.62
LMS	1.423	46.20
MF	2.546	43.90
WD	0.685	49.60

Tableau IV.12. Évaluation des performances des différents algorithmes pour la réduction du bruit musculaire de l'enregistrement 118e12.

Critères	MSE	PSNR
EKF-MLPNN	0.571	50.39
UKF-MLPNN	0.056	60.48
SRUKF-MLPNN	0.032	62.91
WF	4.586	41.34
LMS	3.721	42.25
MF	6.403	39.89
WD	1.834	45.32

Comme montré dans les tableaux ci-dessus, les résultats confirment l'efficacité des KF's suggérées pour l'apprentissage du MLPNN objectif de débruitage du signal ECG par rapport aux filtres classiques.

L'histogramme suivant montre que le temps consommé par le SRUKF-MLPNN est inférieur à celui des filtres EKF MLPNN, UKF-MLPNN et les techniques conventionnelles pour différents types de bruit. Ainsi, la méthode proposée peut être appliquée en temps réel.

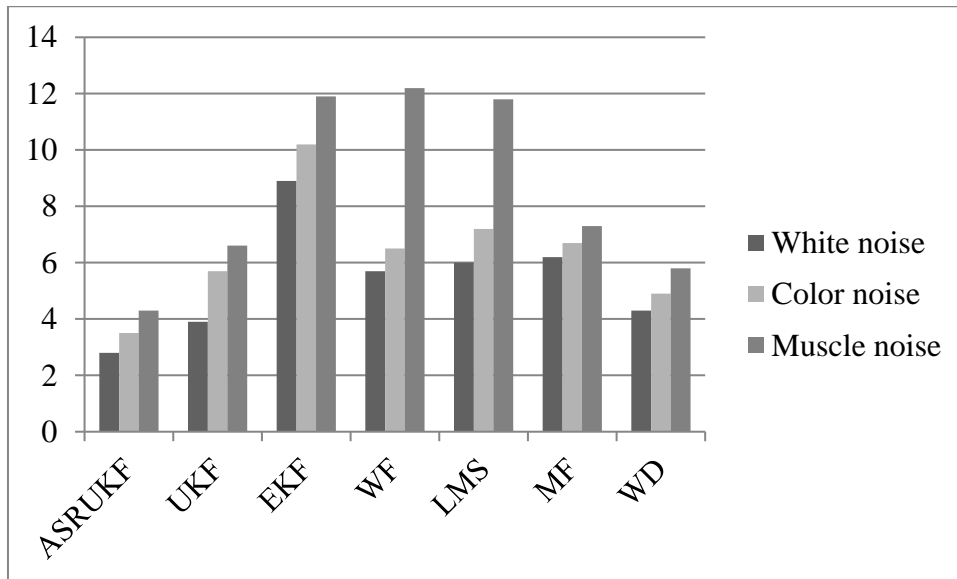


Figure IV.8. Comparaison du temps d'exécution à consommer par chaque filtre.

Pour une vision claire, les noms EKF-MLPNN, UKF-MLPNN et SRUKF-MLPNN sont indiqués dans la figure IV.8 respectivement, par EKF, UKF et SRUKF.

Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les étapes et les résultats d'application des KF's pour filtrer un signal ECG synthétique bruité par un bruit blanc et rose Gaussien additif. Puis, nous avons appliqué ces filtres au débruitage d'un signal ECG réel bruité par différents types de bruits (blanc, rose et musculaire).

Afin d'augmenter les performances des algorithmes étudiés pour l'estimation du signal ECG original, nous avons montré l'importance et le besoin de fusion des filtres de Kalman avec les réseaux de neurones.

Dans le cas où le bruit est blanc et Gaussien, nous avons obtenu de bons résultats même avec des valeurs de SNR d'entrées faibles. Mais dans le cas des bruits colorés les performances des KF's sont dégradées.

Le filtre SRUKF a donné un compromis judicieux entre la complexité informatique, le temps de calcul et la précision numérique. Aussi, cet algorithme est approprié pour une application pratique dans le temps réel.

Chapitre V

Discrimination et classification des arythmies cardiaques par le filtre de Kalman étendu

Introduction

Après avoir sélectionné la bonne technique (SRUKF-MLPNN) de filtrage du signal ECG, nous abordons dans ce chapitre, le problème de la reconnaissance automatique des arythmies cardiaques à partir de ce signal. Nous nous intéressons dans cette étude aux cinq classes de battements les plus dominantes dans la littérature. Après la description des classes, nous allons choisir et extraire les paramètres les plus discriminants. Ces critères doivent être ceux habituellement utilisés par les experts (cardiologues, rythmologues). La classification proposée est basée sur l'EKF-MLPNN.

V.1. Paramètres d'évaluation des performances

Les battements cardiaques détectés et classifiés seront comparés aux annotations associées à chaque enregistrement de la base de données d'arythmie MIT-BIH pour déterminer l'erreur de détection et de classification. Les performances de l'algorithme de détection sont évaluées en termes de quatre grandeurs habituellement mesurées pour chaque enregistrement [107].

-Vrai positive (VP) : est le nombre de QRS correctement détectés et classifiés.

-Vrai négatif (VN): est le nombre de QRS faussement détectés et classifiés. C'est le nombre d'ondes R qui ont été détectées par l'algorithme alors qu'elles ne font pas partie de cette catégorie.

-Faux négatif (FN): est le nombre de QRS avec un test négatif.

-Faux positif (FP): est le nombre d'ondes étiquetées R que l'algorithme n'a pas détecté et n'a pas classifié.

Avec :

➤ **La sensibilité $S_e(\%)$:**

$$S_e(\%) = \frac{VP}{VP + FN} * 100$$

➤ **La spécificité $S_p(\%)$:**

$$S_p(\%) = \frac{VN}{VN + FP} * 100$$

➤ **Le taux de classification $T_c(\%)$:**

$$T_c(\%) = \frac{VP + VN}{VP + FP + VN + FN} * 100$$

V.2. Classification des arythmies cardiaques

Dans les étapes de classification/diagnostic, quatre problèmes principaux existent: le premier est comment définir les classes de diagnostic (extraction des paramètres), le second est comment choisir le classificateur le plus approprié, le troisième est comment former le classificateur choisi, et le quatrième est comment mesurer la qualité et les performances du classificateur.

V.2.1. Choix des arythmies ciblées

Chaque variation dans l'amplitude, la durée et la forme des ondes du signal ECG correspond à une perturbation dans l'activité rythmique régulière. Du point de vue du traitement d'arythmie, le complexe QRS contient l'information la plus importante.

La technique proposée dans cette étude est utilisée pour classifier cinq classes différentes du rythme cardiaque et qui sont : le rythme normal (N), les blocs de branche gauche (BBG), les blocs de branche droite (BBD), les extrasystoles ventriculaires (ESV) et les contractions auriculaires prématurées (APC). Comme indiqué précédemment, tous les battements utilisés sont extraits à partir des enregistrements de la base de données d'arythmie MIT-BIH.

V.3. Description du système automatique de diagnostic du signal ECG

Malgré que les travaux sur les systèmes de traitement cardiaque aient des progrès marqués depuis le début des réalisations d'Einthoven (1901), les pathologies cardiovasculaires demeurent une des causes principales de mortalité. Par conséquent, le diagnostic et le suivi des malades par les médecins dépendent principalement des systèmes automatiques intelligents. Ceux-ci devraient être simplement mis en œuvre, précis, robustes, stables et ayant l'adaptabilité à des situations rares. Ils visent à détecter les cas anormaux par l'analyse des signaux ECG. Ces systèmes donnent des conseils thérapeutiques et expliquent le mécanisme sous-jacent qui a généré le trouble. Dans ces techniques, les trois phases essentielles sont [108] :

- La phase d'enregistrement du signal ECG et les données de suivi des patients.
- La phase de traitement du signal ECG.

- La phase de diagnostic qui a pour objectif de détecter les arythmies en se basant sur les étapes du traitement précédent. La Figure V.1 montre ce régime général d'apprentissage pour la classification de l'ECG.

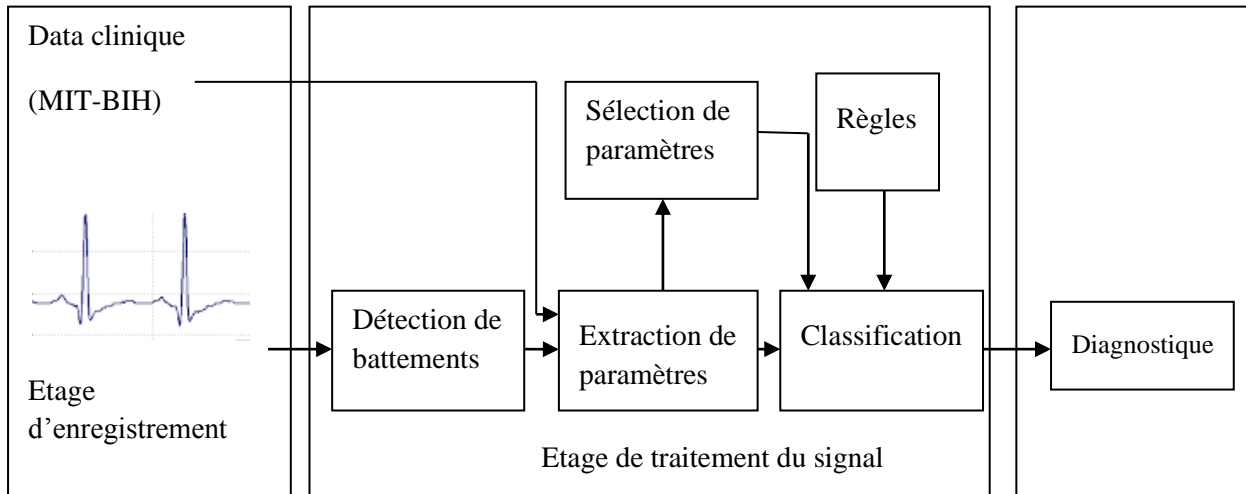


Figure V.1. Illustration schématique d'un classificateur des signaux ECG.

L'opération de traitement peut être en général divisée en un nombre d'unités de traitement:

- L'étape de détection des pics R ou des complexes QRS.
- L'étape de détermination ou bien d'extraction des paramètres.
- L'étape de classification ou de reconnaissance d'arythmies.

V.3.1. Détection des complexes QRS

La détection des complexes QRS constitue une étape très importante pour effectuer une analyse automatique du signal ECG, car elle contribue de manière significative aux résultats de classification. Cette procédure est effectuée pour segmenter l'ECG en fenêtres définissant chacune un cycle cardiaque. À première vue, la détection des complexes QRS semblerait pouvoir être effectuée par un simple seuillage du signal, puisque les pics R sont généralement en plus grande amplitude que les autres ondes.

Mais, chez certains patients, l'onde T est d'amplitude comparable à celle de l'onde R. Ceci pourrait formuler une sérieuse cause d'erreur dans le résultat final de détection (comme le signal d'enregistrement 117 présenté dans la figure V.2. Celle-ci montre que dans certains cas pathologiques comme chez le patient 117, l'onde R peut parfois avoir une très faible

amplitude et une morphologie très variable d'un cycle cardiaque à un autre. Donc, une bonne détection des complexes QRS est importante. Ainsi, cela nécessite une technique fiable pour détecter les complexes QRS dûs aux difficultés rencontrées.

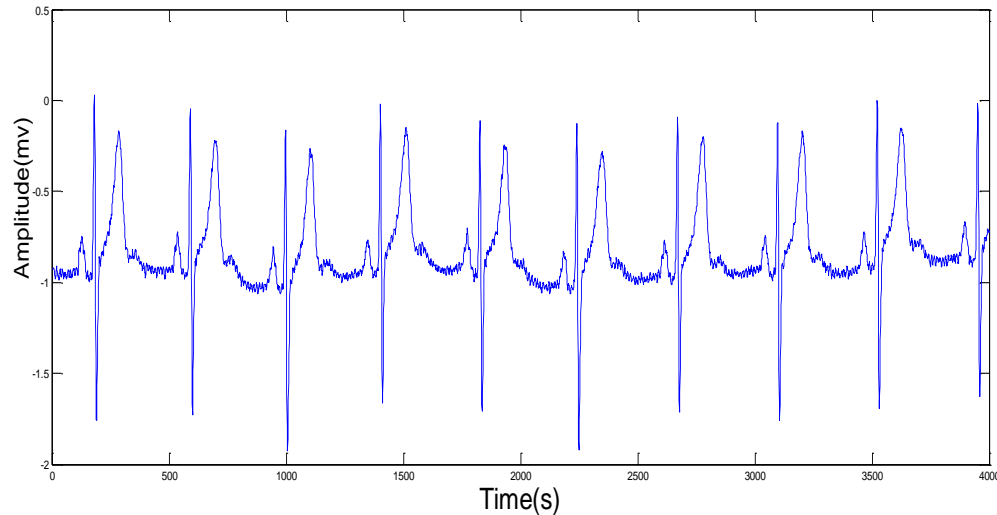


Figure V.2. Un segment de l'enregistrement MIT-BIH : 117.

V.3.2. L'Algorithme à utiliser pour faire la détection des complexes QRS

L'évolution des dispositifs informatiques d'analyse numérique a conduit vers la conception et l'implémentation d'une variété d'algorithmes dédiés à la détection automatique des complexes QRS. Ainsi, Ceci a fait l'objet de plusieurs travaux et continue à être un domaine d'étude très développé. La plupart de ces algorithmes sont très efficaces avec une performance très élevée en termes de taux de bonne détection.

Cet algorithme comprend six phases : filtrage passe-bande, première dérivation, deuxième dérivation, transformation non linéaire, intégration et détection du maximum (voir figure V.3).

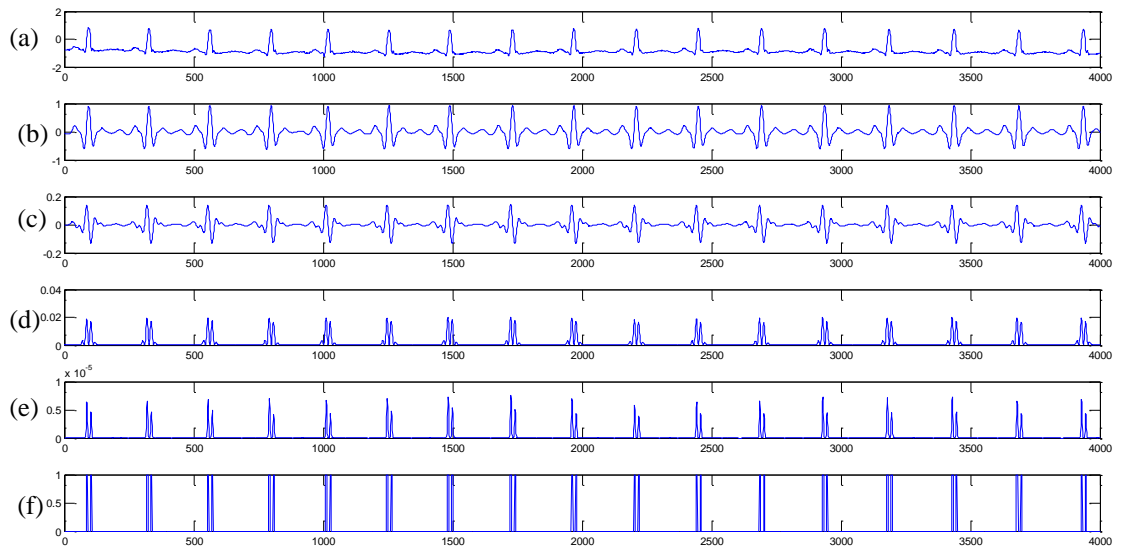


Figure V.3. Détection des complexes QRS d'enregistrement 122. (a) Filtrage passe-bande. (b) Première dérivée. (c) Deuxième dérivée. (d) Transformation non linéaire. (e) Intégration. (f) Les QRS obtenues.

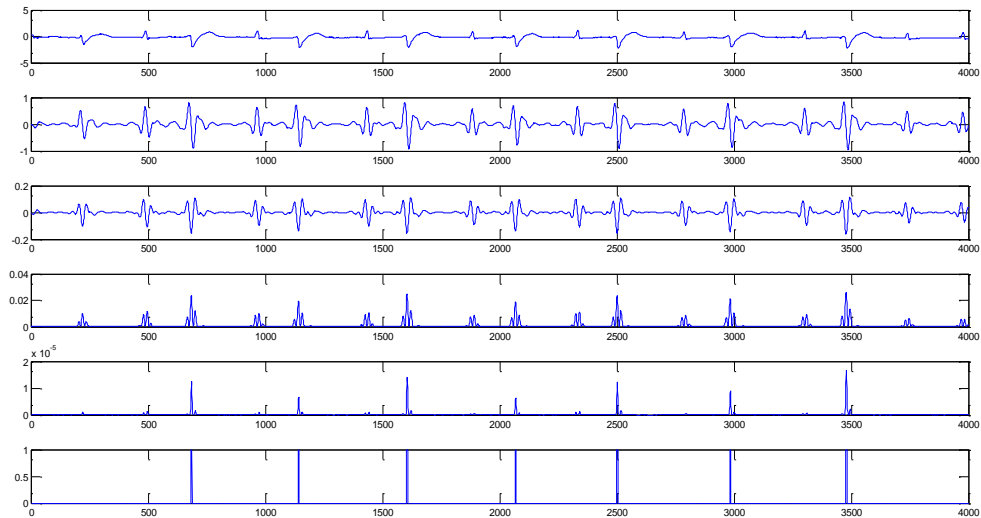


Figure V.4. Détection des complexes QRS d'enregistrement 200. (a) Filtrage passe-bande. (b) Première dérivée. (c) Deuxième dérivée. (d) Transformation non linéaire. (e) Intégration. (f) Les QRS obtenues.

➤ L'étape de filtrage

D'après les données physiologiques (voir chapitre I), les pics R ont une énergie maximale dans la bande 5-15 Hz. Ainsi, ils sont filtrés dans cette bande. La technique de débruitage utilisée est le filtre passe-bande de type Butterworth d'ordre 4.

➤ L'étape de la première dérivation

Pour obtenir le maximum d'information au niveau du complexe QRS, nous dérivons le signal ECG par un filtre dérivateur dont la fonction de transfert est donnée par la relation suivante:

$$H(z) = \frac{y(z)}{x(z)} = -2z^{-2} - z^{-1} + z^{+1} + 2z^{+2} \quad (142)$$

Donc, la formulation récursive permettant de calculer la première dérivation est :

$$y(k) = -2x(k-2) - x(k-1) + x(k+1) + 2x(k+2) \quad (143)$$

Où x et y sont respectivement l'entrée et la sortie.

Pour montrer clairement les différentes informations concernant les complexes QRS, le signal obtenu par la première dérivation passe une autre fois par le même filtre.

➤ L'étape de transformation non linéaire

L'objectif de la transformation non linéaire du signal ECG est d'accroître le contraste mis en évidence par la deuxième dérivation. La transformation non linéaire est faite selon la relation suivante :

$$y(n) = \begin{cases} x(n)x(n-1)x(n-2); & \text{Si } x(n), x(n-1), x(n-2) \text{ ont le même signe} \\ 0; & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (144)$$

➤ L'étape de seuillage

Nous continuons l'opération de détection des complexes QRS par l'application d'un seuillage en amplitude de 30%. Cette procédure est faite pour éviter les maxima trop faibles qui pourront être une cause d'erreur.

V.4. Prétraitement de la base de données

Nous avons collecté les données des différents battements pour les différents enregistrements à partir de la base de données MIT-BIH avec les anomalies cardiaques ciblées. La base de données construite est utilisée pour l'apprentissage et le calcul

Discrimination Et Classification Des Arythmies Cardiaques Par Le Filtre De Kalman Etendu

des paramètres des classificateurs. Elle contient Quatorze enregistrements ECG sélectionnés à partir de la base de données MIT-BIH. Ceci permet d'avoir un nombre considérable et équilibré de battements cardiaques normaux et pathologiques (voir le tableau V.1).

Tableau V.1. Les enregistrements choisis de la base de données MIT-BIH.

Classe	Enregistrement	Patient, Age	Nombre de battements pour chaque patient	Nombre total de battements
N	119	Female, 51	1543	8860
	200	Male, 64	1743	
	209	Male, 62	2620	
	212	Female, 32	923	
	221	Male, 83	2031	
ESV	119	Female, 51	444	2753
	200	Male, 64	826	
	214	Male, 53	256	
	221	Male, 32	396	
	233	Male, 57	831	
BBG	109	Female, 64	2492	6610
	111	Female, 47	2115	
	214	Male, 53	2003	
BBD	118	Male, 69	2163	7170
	124	Male, 77	1531	
	212	Female, 32	1825	
	231	Female, 72	1254	
	232	Female, 76	397	
APC	118	Male, 69	96	1890
	200	Male, 64	30	
	209	Male, 62	383	
	232	Female, 76	1381	

Dans chaque classe, 50% des battements cardiaques ont été utilisés pour l'apprentissage et les 50% restant pour la phase de test des performances de la classification (comme montré dans le tableau V.2).

Tableau V.2. Division des battements ECG en battements d'apprentissage et battements de test.

Les classes	Base d'apprentissage (50%)	Base de test (50%)
N	4430	4430
ESV	1376	1376
BBG	3305	3305
BBD	3585	3585
APC	945	945
Total	13641	13641

V.5. Extraction du signal RR

L'intervalle R-R est généré en continu sous forme de signal temporel continu, qui est répété. La séquence de l'intervalle R-R est transformée lorsque le détecteur QRS est appliqué aux signaux ECG. Voir la figure suivante :

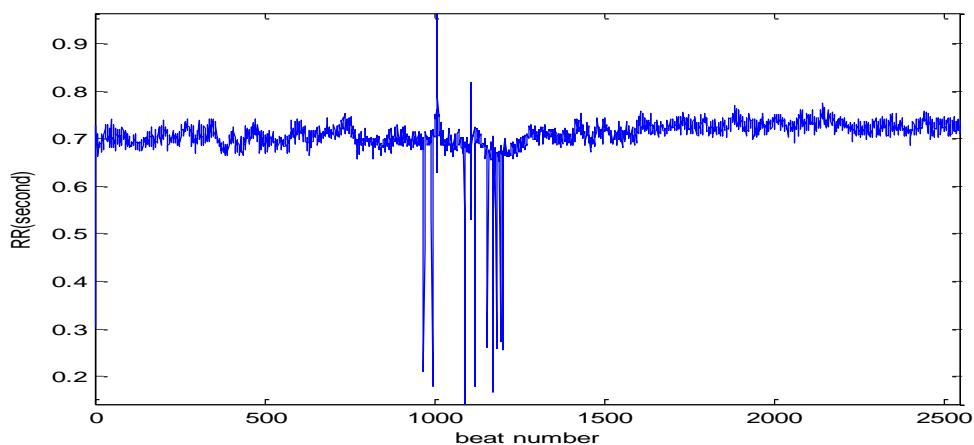


Figure V.5. Une série temporelle de l'intervalle RR.

V.6. Analyse des fluctuations sans tendance (DFA)

L'analyse des fluctuations redressées (DFA) est une méthode intéressante utilisée pour chercher à mettre en évidence les processus d'autosimilarité dans les séries temporelles. Dans notre étude, cette analyse quantifie la complexité des signaux en utilisant les propriétés fractales des signaux temporels d'intervalle RR [109], [110].

Le problème majeur est que les séries physiologiques sont en général non stationnaires. Donc, dans une première étape, la série originale $RR(i)$ est intégrée. Pour cela on remplace chaque donnée par la somme cumulée des écarts à la moyenne :

$$y(k) = \sum_{i=1}^k [RR(i) - \overline{RR}] \quad (145)$$

Où $RR(i)$, $i=1, \dots, N$. \overline{RR} est la moyenne de RR évaluée sur la série. Notons que la présence de \overline{RR} dans la formule n'a aucune influence sur la valeur finale de $F(n)$. On l'introduit pour des raisons numériques.

Ensuite, on divise $y(k)$ en fenêtres égales de longueur n . Généralement, il n'est pas possible de répartir exactement les N échantillons de la série en fenêtres de longueur n . Pour chaque valeur n , on note par \tilde{N} le plus grand multiple de n inférieur ou égale à N . Par conséquent, dans chaque fenêtre il y a un segment de droite adapté aux données $y(k)$ au sens des moindres carrés, et on l'appelle $y_n(k)$, $k= 1, \dots, \tilde{N}$, le signal formé par l'ensemble de ces segments successifs.

On peut alors, dans chaque fenêtre avoir la série temporelle RR intégrée est ensuite la redresser en retranchant la tendance locale $y_n(k)$ de la série $y(k)$. Donc, La fluctuation quadratique moyenne de cette série intégrée et dérivée à chaque valeur de n est calculée à l'aide de l'équation:

$$F(n) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^{\tilde{N}} (y(k) - y_n(k))^2} \quad (146)$$

De manière typique, $F(n)$ croît avec n . Une relation linéaire, sur un graphe log-log révèle la présence d'autosimilarité. La pente de la droite correspond au paramètre α qui est lié à la fonction d'auto-corrélation $C(\tau)$ de la série originale $RR(i)$.

Les figures (V.6.b) et (V.7.b) représentent les courbes des résultats d'analyse des séries temporelles de l'intervalle RR par l'algorithme de DFA. La courbe bleue montre l'analyse

théorique de l'algorithme DFA pour le signal réel RR. La courbe est une droite obtenue par la méthode du moindre carré et la valeur de sa pente correspond au paramètre α . La courbe rouge représente les résultats pratiques de l'algorithme qui relie les points obtenus en appliquant l'algorithme pour chaque longueur n .

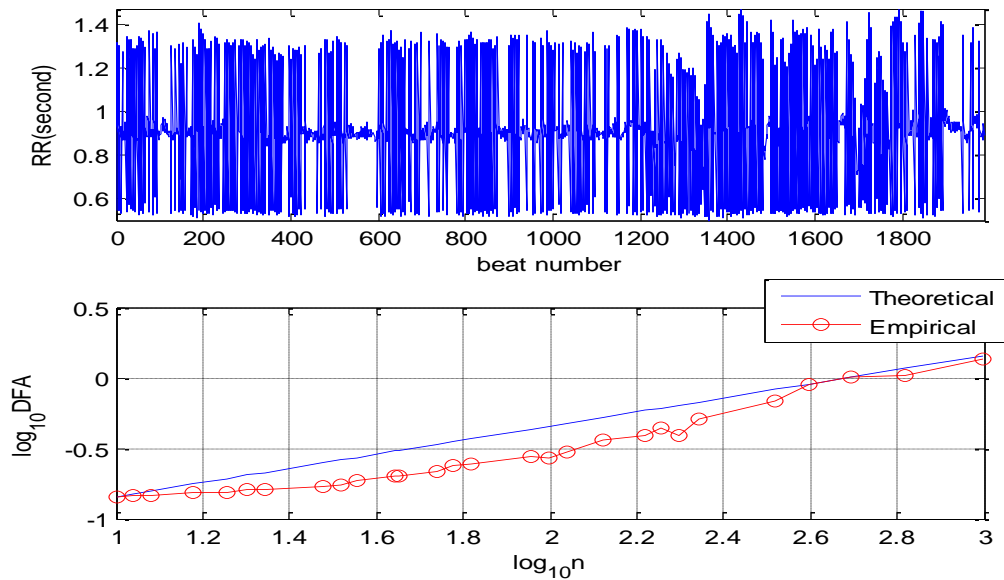


Figure V.6. Résultats de l'analyse de l'enregistrement 119 avec $h=0.5048$. (a) Série temporelle de l'intervalle RR. (b) Sortie du DFA.

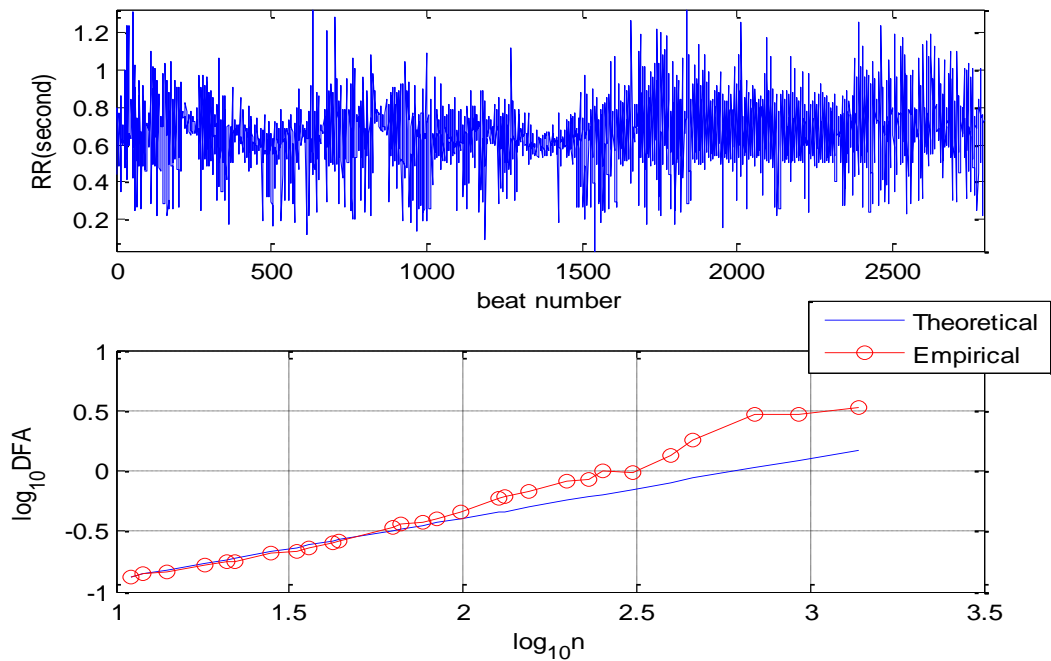


Figure V.7. Résultats de l'analyse de l'enregistrement 200 avec $h=0.8750$. (a) Série temporelle de l'intervalle RR. (b) Sortie du DFA.

Le tableau ci-dessous montre les valeurs du critère h de l'algorithme DFA et les valeurs de HRV dans les différents ECG qui précédemment ont été sélectionnées. On voit que les valeurs de HRV et DFA correspondent au type de battement du signal ECG. La valeur α proche à 0.5 est pour les patients dont les signaux indiquent un état pathologique. Par contre, cette valeur proche à 1,5 est pour les personnes dont les signaux contiennent des battements naturels.

Tableau V.3. Les valeurs de DFA et HRV en fonction du type de signal.

Signal	109	111	118	119	124	200	209	212	214	221	231	232	233
DFA	0.8530	0.9431	1.1161	0.5048	1.123	0.8750	1.0465	0.7982	0.6291	0.6289	1.4160	0.4173	0.5172
HRV	95.04	69.12	79.92	64.8	49.68	60.48	92.88	90.72	75.6	75.6	62.64	60.48	71.28

V.7. Choix du vecteur d'entrée

Un aspect très important de l'extraction /sélection des paramètres est que les paramètres extraits ne devront pas uniquement avoir un sens, mais ils devront également être significatifs pour le diagnostic. Le choix des paramètres qui constituent le vecteur d'entrée d'un classificateur est très important pour la bonne classification des arythmies cardiaques. La qualité de la classification dépend de la pertinence des critères du vecteur d'entrée. Notre choix de caractérisation de cinq différents battements cardiaques est établi en fonction des maladies concernées. Les paramètres de caractérisation choisis en plus du DFA et HRV sont les mêmes paramètres sur lesquels le cardiologue se base pour établir son traitement. Notre choix est fixé par les paramètres suivants (voir figure 2):

- RRp : la distance entre l'onde R actuelle et l'onde R précédente. Ce paramètre est un indicateur de prématurité du battement.
- RRs : la distance entre l'onde R actuelle et l'onde R suivante.
- RRs/RRp : le rapport entre la distance RR suivante sur la précédente. Dans le cas d'un rythme régulier, ce rapport est voisin de 1, mais il peut largement dépasser cette valeur dans le cas d'un battement prématuré.
- QRS: la largeur du complexe QRS. Ce critère est important pour l'identification des battements pathologiques d'origine ventriculaire,

- R (amp): l'amplitude (peak to peak). Ce critère est important pour la reconnaissance des battements irréguliers d'origine ventriculaire qui sont caractérisés souvent soit par une atténuation ou une amplification de l'amplitude du complexe QRS.

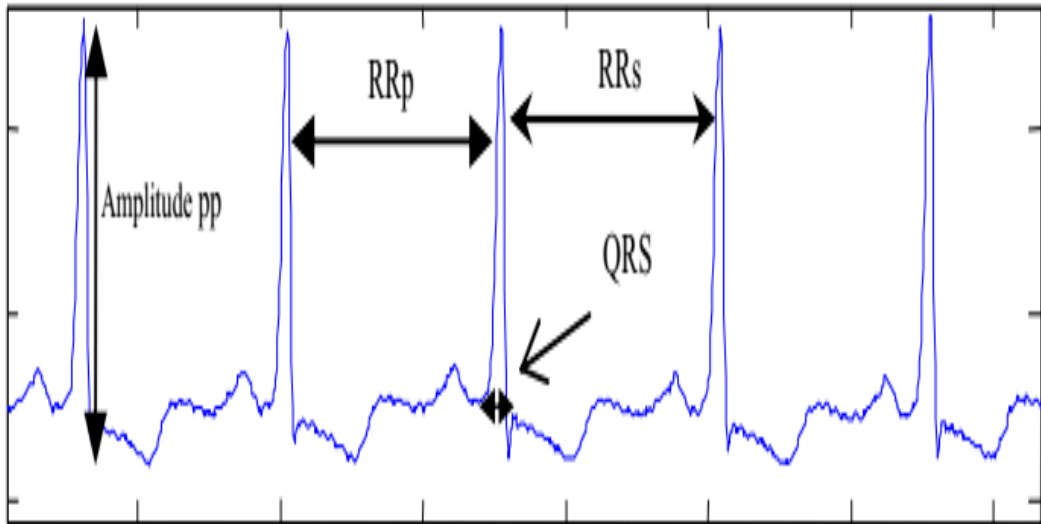


Figure V.8. Les critères de caractérisation sur un signal ECG d'un sujet sain.

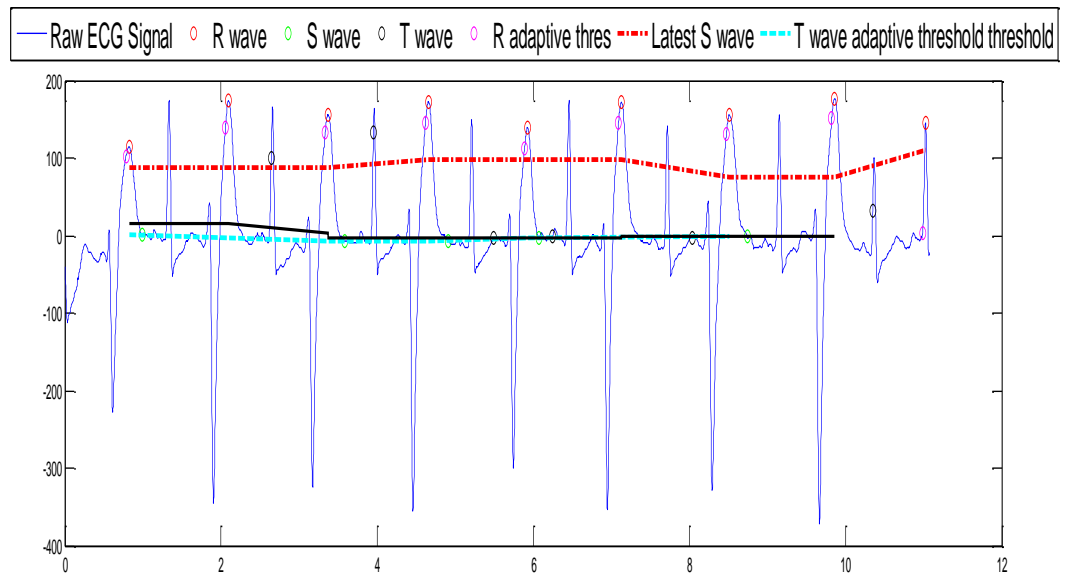


Figure V.9. Détection des différentes ondes du signal ECG.

La figure suivante montre que le complexe QRS varie différemment dans le cas normal (N) et dans les cas pathologiques (ESV, BBG, BBD, APC). Les autres paramètres varient différemment d'une classe à une autre, ce qui peut être très utile dans le renforcement des

paramètres du classificateur. Nous déduisons qu'un seul paramètre ne peut pas être discriminant pour les différentes classes.

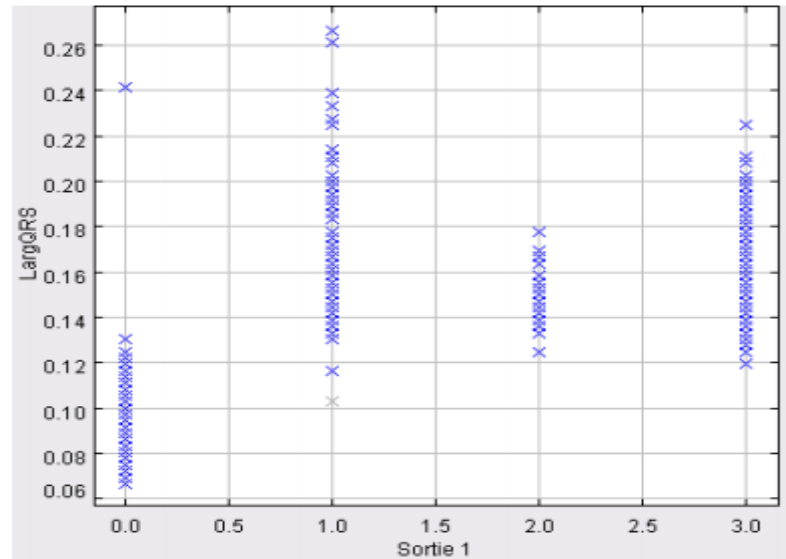


Figure V.10. Représentation de largeur QRS en fonction des classes.

V.8. Détection et identification des arythmies cardiaques par l'EKF-MLPNN

Dans la méthode EKF, l'erreur de sortie est mesurée par le gain de Kalman. Ensuite, elle est utilisée pour mettre à jour les poids selon des équations de l'EKF. L'apprentissage continue de cette manière pendant plusieurs fois à travers les données d'apprentissage jusqu'à la réalisation d'un modèle neuronal satisfaisant. Dans cette étude, la méthode d'apprentissage EKF est utilisée en raison de sa vitesse de convergence bien connue.

L'apprentissage vise à découvrir les relations et motifs cachés dans des collections de données brutes. Un système d'apprentissage prend en entrée un ensemble d'exemples dont il cherche une définition. Dans notre cas, le système cherche à apprendre les formes des arythmies cardiaques à partir des exemples fournis à son entrée.

Ces exemples sont présentés sous forme de paramètres (éléments du vecteur d'entrée) qui représentent les caractéristiques des battements cardiaques classés selon les arythmies auxquelles elles correspondent. L'algorithme d'apprentissage-la rétropropagation dans ce cas assure que les classes produites permettent de discriminer aux mieux les exemples en entrée. On doit déterminer les paramètres du réseau de neurones, à savoir :

- Nombre de couches et le nombre de neurones pour chaque couche.

- Erreur atteinte.
- Nombre d'itération.

Le bon choix de ces paramètres permet d'avoir les meilleures performances du réseau.

Le EKF-MLPNN que nous avons implémenté et qui a déjà été décrit dans le troisième chapitre a été étudié avec différents nombres de neurones dans la couche cachée. Afin de choisir la reconnaissance la plus appropriée pour les classes de l'arythmie cardiaque, cette étude a été effectuée en prenant en compte deux critères: L'erreur lors de la phase d'apprentissage ainsi que l'erreur lors de la phase de test.

En fait, le nombre de neurone de la couche cachée qui sera choisi par la suite est celui qui permet d'avoir les valeurs minimales des erreurs d'apprentissage et de test.

Le tableau V.4, ci-dessous présente les résultats des différents tests effectués en utilisant différents nombres de neurones dans la couche cachée

Tableau V.4. L'effet du nombre de neurone de la couche cachée sur les performances de l'EKF-MLPNN.

Nombre de neurone de la couche cachée	Erreur d'apprentissage	Erreur de test
4	0.017	0.088
8	0.035	0.136
16	0.0352	0.137

D'après ce tableau, une couche cachée ayant 4 neurones a été trouvée pour donner le meilleur résultat. Les résultats montrent que le nombre de neurone choisi (4 neurones) fournit les valeurs minimales en termes d'erreur d'apprentissage et d'erreur de test. Ceci permet d'avoir une meilleure estimation des battements ECG. Les quatre neurones sont donc ceux qui sont utilisés dans l'implémentation de la couche cachée.

V.9. Résultat Obtenus et discussion

Les résultats de la classification des cinq types d'arythmies cardiaques (N, ESV, APC, BBG et BBD) par l'EKF-MLPNN que nous avons implémenté sont illustrés sous forme d'une matrice de confusion montrée dans le tableau V.5, ci-dessous.

Tableau V.5. Matrice de confusion.

Matrice de confusion	N	ESV	BBG	BBD	APC
N	4398	2	3	0	27
ESV	0	1358	2	3	13
BBG	6	7	3255	37	0
BBD	8	4	39	3532	0
APC	12	4	0	0	929

D'après ce tableau on remarque :

Il n'y a pas de battements d'arythmie APC qui sont classifiés comme étant des battements d'arythmie BBG ou BBD. Aussi, il n'y a pas de battements d'arythmie BBG ou BBD qui sont classifiés comme étant des battements d'arythmie APC. C'est à cause des différentes caractéristiques morphologiques entre les battements d'APC et les battements de type BBG ou BBD.

La plupart des battements normaux non identifiés sont ceux qui sont classés par le réseau d'ondelettes comme des battements du type APC (27 battements au total).

Aussi pour les battements du type APC non identifié, 12 cas sont classifiés comme des battements normaux.

Concernant les battements d'arythmie PVC, il est à noter qu'il n'y a aucun battement classifié comme étant un battement normal. Il y a deux battements classifiés comme étant des battements d'arythmie BBG et trois battements classifiés comme étant des battements d'arythmie BBD. C'est le résultat de la différence dans la structure morphologique entre les battements de type PVC avec les autres arythmies cardiaques.

En vue d'évaluer la performance et la qualité de la classification de l'EKF-MLPNN, nous avons calculé le taux de classification, la spécificité et la sensibilité pour chaque type d'arythmies (ESV, BBG, BBD et APC). Les résultats obtenus sont illustrés dans tableau V.6.

Tableau V.6. Résultats de classification de l'EKF-MLPNN pour les différents types d'arythmie cardiaques.

Critères d'évaluation	Classe d'arythmie	Battements classifiés sur battement total	Taux de chaque classe d'arythmie
Spécificité (%)	N	4398/4430	99.28%
Sensibilité (%)	ESV	1358/1376	98.69%
	BBG	3255/3305	98.49%
	BBD	3532/3585	98.52%
	APC	929/945	98.31%
Taux de classification (%)	Total	13472/13641	98.76%

La valeur du taux de classification globale atteinte par notre classificateur est de 98.76%. Celle-ci montre l'efficacité du classificateur proposé. La capacité de reconnaissance des battements normaux de notre classificateur (99.28 %) est plus grande que celle pour les battements pathologiques (98%). Ceci est expliqué par le fait que certains types de battements pathologiques ressemblent aux battements normaux.

V.10. Comparaison avec d'autres méthodes

Pour l'évaluation des résultats obtenus de la classification des arythmies cardiaques par l'EKF que nous avons implémenté, une étude comparative a été effectuée avec d'autres travaux qui sont cités dans la littérature (voir tableau V.7).

Tableau V.7. Etude Comparative des résultats.

Auteurs	Paramètres	Classificateur	Taux
[110]	RR ,durée QRS, Ramp, Samp, présence ou absence de Q, durée et amplitude de T, QT, durée et amplitude de P, PR.	Réseau de neurones	99,9%
[111]	Variance, fonction d'autocorrélation, Amplitude relative	La transformée en ondelettes et les réseaux de neurones	99.73%
[112]	RRp, RRs, RRp/RRs, largeur du QRS, Ramp	Les réseaux d'ondelettes	98.78%
[113]	Fréquence, durée du QRS, QT, ST, PP, PR	Réseau de neurones	95.35%
[114]	STFT, WT	MLP	80%
Notre travail	RRp, RRs, RRs/RRp, Ramp, largeur de QRS, HRV, DFA.	Filtre de Kalman étendu basé sur le réseau de neurones	98.76%

Il convient de noter que les travaux indiqués dans le tableau ci-dessus, bien que les battements pathologiques traités sont tous issus de la base de données MIT-BIH, un nombre différent de classes ciblées, ainsi que différentes caractéristiques représentatives sont utilisées dans chaque étude. Donc, tous ces facteurs vont affecter les résultats de classification de ces battements cardiaques.

Conclusion

Dans ce chapitre nous avons illustré l'efficacité du réseau de neurone multicouche artificiel et l'EKF dans un même système hybride combinant les deux techniques pour résoudre un

problème de classification des arythmies cardiaques. La bonne caractérisation du signal ECG par le vecteur des paramètres pertinents s'avère une nécessité pour la discrimination entre différentes arythmies ciblées.

Les résultats obtenus ont montré que le classificateur proposé peut être considéré comme un dispositif efficace pour la classification des arythmies cardiaques avec une bonne précision de plus de (98,76 %) malgré que le vecteur représentatif des battements se compose uniquement de cinq paramètres. Ceci montre l'efficacité et la pertinence des paramètres choisis.

Ces résultats obtenus sont très prometteurs et nous encourageant à étendre cette étude à d'autres applications biomédicales.

Conclusion générale

Conclusion générale

Dans ce travail nous avons étudié le signal ECG dans le but de le traiter afin de classifier d'éventuelles arythmies.

Après avoir expliqué le fonctionnement du cœur et la signification de chaque onde et chaque intervalle dans le signal ECG correspondant, nous avons détaillé les différents troubles dans ce signal.

Dans la partie de traitement, les filtres de Kalman non linéaires (EKF, UKF et SRUKF) ont été étudiés dans le but de les appliquer dans le domaine de débruitage du signal ECG.

Puis, nous avons utilisé les filtres de Kalman non linéaires et les réseaux de neurones multicouches (EKF-MLPNN, UKF-MLPNN et SRUKF-MLPNN) pour aussi le débruitage des signaux ECG.

Dans ce cas, nous avons présenté un exemple d'application des filtres de Kalman basés sur le réseau multicouche pour un signal ECG synthétique bruité par différents types de bruit Gaussien, afin d'étudier l'influence des paramètres sur la qualité du filtrage. Ensuite, nous avons appliqué ces techniques au débruitage des signaux ECG réels bruités par différents types de bruit (bruit blanc et coloré, Gaussien et l'artefact musculaire réel).

Les résultats montrent la capacité et l'efficacité du filtre de Kalman non parfumé à la racine carrée optimisée par le réseau de neurone au débruitage du signal ECG synthétique et réel bruité. Ceci même dans le cas où les valeurs des rapports signal sur le bruit des signaux d'entrée sont très faibles par rapport aux autres filtres de Kalman et filtres conventionnels tels que Wiener, médian, ondelette et le filtre de moindre carrée.

Après cela, nous avons traité le problème de la reconnaissance automatique des arythmies cardiaques à travers l'implémentation du filtre de Kalman étendu et des réseaux de neurones. Ce traitement comprend deux étapes: phase d'extraction des caractéristiques des arythmies qui seront classifiées et ensuite la phase de classification.

Dans l'étape d'extraction des caractéristiques, les complexes QRS ont été détectés à partir du signal ECG qui permet d'extraire les paramètres représentatifs de chaque battement

Conclusion générale

cardiaque. La caractérisation de ces battements par des critères pertinents constitue une étape importante pour obtenir une meilleure classification.

En ce qui concerne l'étape de classification, une technique hybride combinant le filtre de Kalman étendu et les réseaux de neurones a été proposée, implémentée et évaluée pour la reconnaissance de cinq classes différentes des signaux ECG.

Cette technique est basée sur l'utilisation du filtre de Kalman pour l'apprentissage du réseau de neurones. Ceci a permis à ce dernier d'avoir une meilleure adaptabilité et flexibilité lors de l'opération d'apprentissage. En effet, l'évaluation des résultats obtenus à partir de cette technique sont satisfaisants en comparant avec d'autres méthodes en termes de taux de classification des arythmies cardiaques.

En perspective, il serait intéressant de considérer les recherches suivantes:

- La première perspective, est d'appliquer le filtre de Kalman au débruitage des autres signaux physiologiques tels que l'encéphalogramme (EEG) et l'électromyogramme (EMG).
- Appliquer les autres versions non linéaires du filtre de Kalman basé sur les réseaux de neurones en vue de l'élimination des différents types de bruit du signal ECG.
- Proposer d'autres types d'algorithmes de traitement permettant d'extraire plus d'informations du signal ECG en détectant, en plus du complexe QRS, l'onde P et l'onde T.
- Tester notre classificateur sur d'autre cas d'arythmies.

References

- [1] Huang, W.Cai, N. Xie, W. Ye, Q. Yang, Z. : ECG baseline wander correction based on ensemble empirical mode decomposition with complementary adaptive noise. *Journal of Medical Imaging and Health Informatics*, 5(8), pp.1796-1799 (2015). .
- [2] Oliveira, B. R. D. Duarte, M. A. Q. Abreu, C. C. E. D. Vieira Filho, J.: A wavelet-based method for power-line interference removal in ECG signals. *Research on Biomedical Engineering*, 34 (1), pp. 73-86 (2018).
- [3] Hajri, J. B. R. Ghnimi, S. Sboui, N.: Design of SIW iris-coupled-cavity band-pass filter circuit using Wave Concept Iterative Process method. In: 7th International Conference on Sciences of Electronics, Technologies of Information and Telecommunications (SETIT), pp. 209-212. IEEE. Tunisia (2016).
- [4] Chang, K.M. Liu, S.H.: Gaussian noise filtering from ECG by Wiener filter and ensemble empirical mode decomposition, *Journal of Signal Processing Systems*, 64(2), pp. 249-264 (2011).
- [5] Vidya, M. J. Sadasiv, S.A.: Comparative study on removal of noise in ECG signal using different filters, *International Journal of Innovative Research and Development*, 2(4), pp. 915-927 (2013).
- [6] Rajankar, S. O. Talbar, S. N.: An optimum ECG denoising with wavelet neural network. In: *Pervasive Computing*, pp.1-4. IEEE. India (2015).
- [7] Kaur, H. Rajni, R.: Electrocardiogram signal analysis for R-peak detection and denoising with hybrid linearization and principal component analysis. *Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences*, 25(3), pp. 2163–2175 (2017).
- [8] Barhatte, A. S. Ghongade, R. Tekale, S. V.: Noise analysis of ECG signal using fast ICA. In *Advances in signal processing (CASP)*, IEEE, pp. 118-122 (2016).
- [9] Somesh, M. Sudhir, A.: Study on Different Techniques for Denoising of ECG Signal. *International Journal of Innovative Research in Electrical, Electronics, Instrumentation and Control Engineering*, 5(2), pp. 87–90 (2017).

References

- [10] Savita, C. Kuldeep, S.: ECG signal denoising using wavelet transform and soft thresholding. *International journal of advanced research in computer science and software engineering*, 6(9), pp. 370-375 (2016).
- [11] Karthika, R. Narender, K. Tech, M. Vikram, B. R.: ECG signal denoising using least mean square and normalised least mean square algorithm based adaptive filter. *International journal and magazine of engineering*, 2(2015), pp. 640-646 (2015).
- [12] Awasthi, V. and Raj, K.: A comparison of Kalman filter and extended Kalman filter in State estimation, *International Journal of Electronics Engineering*, 3(1), pp. 67– 71(2011).
- [13] Moradi, M. H. Rad, M. A. Khezerloo, R. B.: ECG signal enhancement using adaptive Kalman filter and signal averaging. *International Journal of Cardiology*, 173(3), pp. 553–555 (2014).
- [14] Vullings, R. De Vries, B. Bergmans, J. W.: An adaptive Kalman filter for ECG signal enhancement. *IEEE transactions on biomedical engineering*, 58(4), pp. 1094-1103 (2011).
- [15] Yazdanpanah, B. Raju, G. S. N. Kumar, K. S.: Reduction Noise of ECG Signal Using Extended Kalman Filter. *International Journal of Advanced Research in Electronics and Communication Engineering*, 3(9), pp. 1029–1033 (2014).
- [16] Julier, S. J. Uhlmann, J. K. Durrant-Whyte, H. F.: A new method for the nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators. *IEEE Transactions on automatic control*, 45(3), pp. 477–482 (2000).
- [17] Nada, D. Bousbia-Salah, M. Bettayeb, M.: Multi-sensor data fusion for wheelchair position estimation with unscented Kalman filter. *International journal of automation and computing*, 15(2), pp. 207-217 (2018).
- [18] Sameni, R. Shamsollahi, M. B. Jutten, C. Mohammad, B. Clifford, G. D.: A nonlinear Bayesian filtering framework for ECG denoising. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 54(12), pp. 2172–2185 (2007).
- [19] Su, A. W. H.: ECG Noise Filtering using Online Model-Based Bayesian Filtering Techniques, Master. dissertation, Waterloo University, Ontario, Canada, 2013.

References

- [20] Ahrens, H. Argin, F. Klinkenbusch, L.: Comparison of the Extended Kalman Filter and the Unscented Kalman Filter for Magnetocardiography activation time imaging. *Advances in Radio Science*, 11(K.1), pp. 341–346 (2013).
- [21] Ouali, M. A. Chafaa, K. Ghanai, M. Lorente, L. M. Rojas, D. B.: ECG denoising using extended Kalman filter. In: *Computer Applications Technology (ICCAT)*, pp.1-6. IEEE, Sousse, Tunisia (2013).
- [22] Akhbari, M. Shamsollahi, M. B. Jutten, C. Armoundas, A. A. Sayadi, O.: ECG denoising and fiducial point extraction using an extended Kalman filtering framework with linear and nonlinear phase observations. *Physiological measurement*, 37(2), 203 (2016).
- [23] Bensafia, K.: *Télésurveillance: Transmission sans fil, par voie GSM, et traitement du signal électrocardiographie (ECG)*. Doctoral dissertation, Université Mouloud Mammeri. (2012).
- [24] Hadj Slimane, Z. E.: *analyse et synthese de methodes de detection du complexe QRS du signal electrocardiogramme*. Doctoral dissertation. Université Abou-Bakr Belkaid-Tlemcen (2006).
- [25] Subbiah, S. Patro, R. Subbuthai, P.: Feature extraction and classification for ECG signal processing based on artificial neural network and machine learning approach. In: *International Conference on Inter Disciplinary Research in Engineering and Technology ICIDRE*, pp. 50-57 (2015).
- [26] HyunJu, L, DongIl, S. Dongkyoo, S. HeeWon, P. SooHan, K.: Research on improving accuracy of Cardiac Disorder data analysis based on Random Forest classifier.
- [27] Oussama, B. M.Abdelfettah, Z. E. G.Zine-Eddine, H. S.: Extraction de connaissances et classification des arythmies cardiaques par les réseaux de neurones.
- [28] Kei-ichiro, M.Hiroshi, N. Takesshi, T. Real-Time Discrimination of Ventricular Tachyarrhythmia with Fourier-Transform Neural network. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 46(2), pp. 179-185 (1999).
- [29] Shuren, Q.Zhong, J. Hongjun, Z.: The ECG Recording Analysis Instrumentation Based on Virtual Instrument Technology and Continuous Wavelet Transform. In:

References

- Proceedings of the 25th Annual International Conference. pp. 3176-3179. IEEE EMBS. Cancun, Mexico, (2003).
- [30] Mazel, D. S. Hayes, M. H.: Using Iterated Function Systems to Model Discrete Sequences. IEEE Transaction on Signal Processing, 40(7), pp. 1724-1734 (1992).
- [31] Greg, V. Monson, H. Hayes, S.: Nonlinear Address Maps in a One Dimensional fractal Model. IEEE Transactions on Signal Processing, 41(4) , pp. 1721-1724 (1993).
- [32] Belgacem, N. Chikh, M. A. Reguig, F. B.: Supervised classification of ECG using neural networks. (2003).
- [33] Hendel, M. benyettou, A. Handel F.: Classification des signaux ECG basée sur la transformée en ondelettes et les réseaux de neurones A Apprentissage supervise et non supervise. pp. 77-84. CARI-2010. Yamoussoukro.
- [34] Meau, Y. P. Ibrahim, F. Narainasamy, S. A. Omar, R.: Intelligent classification of electrocardiogram (ECG) signal using extended Kalman Filter (EKF) based neuro fuzzy system. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 82(2), 157-168 (2006).
- [35] Laid, Z. daraoui, A. : filtrage adaptatif du signal electrocardiogramme (ECG). Mémoire Master (2014).
- [36] Tarek, A. : Analyse du signal ecg par les ondelettes. Doctoral dissertation, Université Badji Mokhtar de Annaba (2008).
- [37] Tchiotsop, D. : Modelisations polynomiales des signaux ECG. Applications a la compression. Doctoral dissertation, Université de Nancy (2007).
- [38] Abdelliche, F.: Contribution au diagnostic des signaux electrocardiographiques en utilisant les concepts des fractales. Doctoral dissertation .Université de Constantine (2011).
- [39] Ghadbane F.Z.: Débruitage des signaux ECG. Doctoral dissertation. Université M'sila (2017).
- [40] Boukhobza, S. debruitage du signal electrocardiogramme (ecg) par les operateurs morphologies. Mémoire de Master. Université d'Abou bekr Belkaid Tlemcen (2012).

References

- [41] Sahraoui, H. Zaoui, H. Etude et réalisation d'un dispositif de mesure du signal électrocardiogramme (ECG). Doctoral dissertation, Université d'Aboubakr Belkaid Tlemcen (2017).
- [42] Boutaa, M. : Analyse et quantification de la corrélation du rythme cardiaque avec les différentes composantes du signal ECG. Mémoire de magister. Université de d'Abou bekr Belkaid Tlemcen (2006).
- [43] Baakek Yettou, N. E.: modélisation paramétrique et non paramétrique en vue de l'identification de système cardiaque. Doctoral dissertation. Université de d'Abou bekr Belkaid Tlemcen (2015).
- [44] Amri, M. C. : Développement et réalisation d'un électrocardiographe. Mémoire de master. Université de Boumerdas (2017).
- [45] Devendra, K. V. Vikash, S.: Removal of Flicker noise from ECG Signal Using Wavelet. International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering, 6 (8), pp. 235–239 (2017).
- [46] Saritha, C. Sukanya, V. Murthy, Y. N.: ECG signal analysis using wavelet transforms, Bulg. J. Phys, 35(1), p. 68-77 (2008).
- [47] Arbatni K. : Réseaux de neurones appliqués à l'analyse et à la modélisation non linéaire du signal ECG. : Mémoire de magister. Université de Constantine (2007).
- [48] Zidelmal, Z. : Reconnaissance d'arythmies cardiaques par Support Vector Machines (SVMs). Doctoral dissertation, Université Tizi-Ouzou (2012).
- [49] MARSAC, J.: Variabilité de la fréquence cardiaque: un marqueur de risque cardiométabolique en santé publique. Bulletin de l'Académie nationale de médecine, 197(1), 175-186 (2013).
- [50] Portet, F.: Pilotage d'algorithmes pour la reconnaissance en ligne d'arythmies cardiaques. Doctoral dissertation. Université Rennes 1(2005).
- [51] Boukhobza, S.: débruitage du signal électrocardiogramme (ECG) par les opérateurs morphologiques. Mémoire de master. Université de d'Abou bekr Belkaid Tlemcen (2012).
- [52] Hodni, A : Analyse du signal ECG par réseaux de neurones récurrents. Mémoire de magister. Université de Constantine (2009).

References

- [53] Dubois, R. : Application des nouvelles méthodes d'apprentissage à la détection précoce d'anomalies en électrocardiographie. Doctoral dissertation. Université de Paris 6 (2004).
- [54] Taouli, S. A. : Analyse de la variabilité de l'intervalle QT et de sa corrélation avec le rythme cardiaque du signal electrocardiogramme ECG. Doctoral dissertation. Université de d'Abou bekr Belkaid Tlemcen (2012).
- [55] Meriane, B.: Analyse du Signal de Parole par Les Ondelettes, Application Aux Mots Isolés. Doctoral dissertation. Université de Batna 2 (2009).
- [56] Indriamifidimanana, H.: modèle autorégressif en analyse spectrale. Mémoire d'ingénieur. université d'Antananarivo (2005).
- [57] Delignières, D.: L'analyse des processus stochastiques. Sport, Performance, Santé", EA, 2991 (2001).
- [58] Marouf, M.: High frequency noise approximation and adaptive réduction in the ECG signals. Doctoral dissertation. Université de Belgrade (2018).
- [59] Gagou. Y. : Cours de Traitement du Signal. Master-II de Physique. Université de Picardie Jules Verne Année Académique (2008-2009
- [60] Breton, J. C.: Processus stochastiques. Cours M2 Mathématiques. Université de Rennes 1 (2018).
- [61] Rubenthaler, S. : séries chronologiques (avec R) (cours et exercices) M1 IM, université Nice Sophia Antipolis (2018-2019).
- [62] Mneimneh, M. A. Yaz, E. E. Johnson, M. T. Povinelli, R. J. : An adaptive Kalman filter for removing baseline wandering in ECG signals. In : Computers in Cardiology, pp. 253-256. IEEE (2006).
- [63] Rathikarani, V. Dhanalakshmi, P.: Automatic classification of ECG signal for identifying arrhythmia. International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering, 3(9). pp 205-211(2013).
- [64] Jemaa, I. : Suivi de Formants par analyse en Multirésolution. Doctoral dissertation, Université de Lorraine Tunis (2013).
- [65] Kherri, A. : Statistique de gestion .Ecole des hautes etudes commercialesmodule. Année acadimique 2013/2014 : 1ére année Master.
- [66] Trafina, T.: Kalman filter application for localization improvement of multi-copter UAV. Master's Project. Czech Technical University in Prague (2018).

References

- [67] Zenere, A. Zorzi, M.: On the coupling of model predictive control and robust Kalman filtering. *IET Control Theory & Applications*, 12(13), pp.1873-1881(2018).
- [68] RAJENDER, G. ANILKUMAR, T. Srinivasa Rao, K.: Empirical Analysis of Channel Estimation Procedures with Enhanced Kalman Filter Algorithm over MIMO-OFDM Environment. *International Journal of Pure and Applied Mathematics*, 118 (19), pp. 2957-2970 (2018).
- [69] Hu, C. Li, Z. Lin, H. He, B. Liu, G.: Distributed State Estimation under State Inequality Constraints with Random Communication over Multi-Agent Networks. *Information*, 9(3), pp.1-21 (2018).
- [70] Das, O.: Kalman Filter in Speech Enhancement. Final year project thesis submitted for the partial fulfilment of Bachelor's degree in Engineering (B.E.). Jadavpur University (2016).
- [71] Pravitha, P. George, D.E.: Experimental Analysis of Kalman Filter in Speech Enhancement. *International journal of electronics & communication technology*, 8(1), (2017).
- [72] Oikonomou, V. P. Tzallas, A. T.: Konitsiotis, S. Tsalikakis, D. G. Fotiadis, D. I.: The use of Kalman filter in biomedical signal processing. In *Kalman Filter Recent Advances and Applications*. In Tech, pp.163-180 (2009).
- [73] Shaw, L. Vamsi, G. C. Routray, A.: Study of Kalman filter based Noise Estimation in Artifactual EEG and their Quantification. In : 14th IEEE India Council International Conference (pp. 1-5). IEEE (2017).
- [74] Vullings, R. De Vries, B. Bergmans, J. W.: An adaptive Kalman filter for ECG signal enhancement. *IEEE transactions on biomedical engineering*, 58(4), pp.1094-1103(2011).
- [75] Moradi, M. H. Rad, M. A. Khezerloo, R. B.: ECG signal enhancement using adaptive Kalman filter and signal averaging. *International journal of cardiology*, 173(3), pp.553-555 (2014).
- [76] Mneimneh, M. A. Yaz, E. E. Johnson, M. T.,Povinelli, R. J.: An adaptive Kalman filter for removing baseline wandering in ECG signals. In: *Computers in Cardiology*, pp. 253-256). IEEE (2006).

References

- [77] Y. Bar-Shalom, X. R. Li, and T. Kirubarajan, Estimation with Applications to Tracking and Navigation, vol. 9, no. 1216. 2001.
- [78] Wan, E. A. Nelson, A. T.: Neural dual extended Kalman filtering: applications in speech enhancement and monaural blind signal separation. In Neural Networks for Signal Processing VII. Proceedings of the 1997 IEEE Signal Processing Society Workshop, pp. 466-475. IEEE (1997).
- [79] Ceranka, S.: Sensor fusion algorithms for pedestrian location. In: Eighth International Conference on Methods and Models in Automation and Robotics. Szczecin, pp.1343-1348 (2002).
- [80] Awasthi, V. Raj, K.: A Survey on the Algorithms of Kalman Filter and Its Variants in State Estimation, Vsrd International journal of Technical & Non-Technical Research, 2 (2), pp. 73–88 (2011).
- [81] Julier, S. J.: The scaled unscented transformation. In: Proceedings of the 2002 American Control Conference, pp. 4555–4559. IEEE (2002).
- [82] Kazem, A.: Particules déterministes généralisées en filtrage non-linéaire: applications défense et télécommunications. Doctoral dissertation. Université de Toulouse (2008).
- [83] Van Der Merwe, R. Wan, E. A.: The square-root unscented Kalman filter for state and parameter-estimation. In: Acoustics, Speech, and Signal Processing, pp. 3461–3464. IEEE, Salt Lake City, UT, USA (2001).
- [84] Liu, S. Cui, N. Zhang, C.: An Adaptive Square Root Unscented Kalman Filter Approach for State of Charge Estimation of Lithium-Ion Batteries. Energies, 10(9), pp. 1-14, (2017).
- [85] M. Nørsgaard, N. K. Poulsen, and O. Ravn, “New developments in state estimation for nonlinear systems,” Automatica, vol. 36, no. 11, pp. 1627–1638, 2000.
- [86] Arasaratnam, I. Haykin, S. Elliott, R. J.: Discrete-Time Nonlinear Filtering Algorithms Using Gauss–Hermite Quadrature. Proceedings of the IEEE, 95(5), pp. 953–977, (2007).
- [87] Arasaratnam, I. Haykin, S.: Cubature Kalman Filters. Automatic Control, IEEE Transactions on, 54(6), pp. 1254–1269, (2009).

References

- [88] Sao, P. Hegadi, R. Karmakar, S.: ECG signal analysis using artificial neural network. In: International Journal of Science and Research, pp. 82-86. National Conference on Knowledge, Innovation in Technology and Engineering (2015).
- [89] RABAH, F.: La séparation aveugle de sources par les techniques neuronales. Doctoral dissertation, Université de Batna 2 (2013).
- [90] Belgacem, A.: Classification des signaux ECG avec un système-multi-agent neuronale. Doctoral dissertation. Université de Tlemcen (2012).
- [91] Mohd, Y. Jailani, I. Ali, R.: Comparaison between cascade forward and multi-layer perceptron neural networks for NARX functional electrical stimulation (FES)-based muscle model. International Journal on Advanced Science, Engineering and Information Technology, 7(1), pp. 215–221 (2017).
- [92] Ramchoun, H. Amine, M. Idrissi, J.: Multilayer Perceptron: Architecture Optimization and training. International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence, 4(1), pp. 26–307 (2016).
- [93] de Lima, D. P. Sanches, R. F. V. Pedrino, E.C.: Neural Network Training Using Unscented and Extended Kalman Filter. Engeneering journal , 1(4), p. 555-568 (2017).
- [94] Kaoulal, R., Hedeili, N. and Chikh, M.A., Application des réseaux de neurones dans la reconnaissance des arythmies cardiaques, Algeria: Academic, 2003.
- [95] Hendel, M., Benyettou, A., & Khelil, H. (2009). Classification des Arythmies Cardiaques par les Réseau de Neurones Artificiels. In The Fifth International Conference Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecommunications SETIT, Hammamet, Tunisia.
- [96] Hendel, M. Benyettou, A. Hende, F. Khelil, H.: classification des signaux ECG baée sur la transformée en ondelettes et les réseaux de neurons a apprentissage supervise et non supervise. Yamoussokro, pp.77-84 (2010).
- [97] Gaamouri, S. Salah, M. B. Hamdi, R.: Denoising ECG Signals by Using Extended Kalman Filter to Train Multi-Layer Perceptron Neural Network. Automatic Control and Computer Sciences, 52(6), pp.528-538 (2018).
- [98] Gaamouri, S. Salah, M. B. Hamdi, R.: Performance Study of Neural Network Unscented Kalman Filter for Denoising ECG Signal. In: Sciences of Electronics, Technologies of Information and Telecommunications. pp.1-10 (2018).

References

- [99] Isa, S. M. Noviyanto, A. Arymurthy, A. M. Optimal selection of wavelet thresholding algorithm for ECG signal denoising. In : 2011 International Conference on Advanced Computer Science and Information Systems. pp. 365-370. IEEE (2011).
- [100] Moody, G. B. Mark, G. R.: MIT-BIH arrhythmia database, [Online], Available: <https://physionet.org/physiobank/database/mitdb/>, June 13, 2000.
- [101] Moody, G. B. Muldrow, W. E. Mark, G. R.: The MIT-BIH noise stress database, [Online], Available, <http://www.physionet.org/physiobank/database/nstdb/>, June 13, 2000.
- [102] Sultana, N. Kamatham, Y. Kinnara, B.: Performance analysis of adaptive filtering algorithms for denoising of ECG signals. In: 2015 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI) pp. 297-302. IEEE (2015).
- [103] Patil, H. T. Holambe, R. S.: New approach of threshold estimation for denoising ECG signal using wavelet transform. In: Annual IEEE India Conference pp. 1-4. IEEE (2013).
- [104] Sameni, R. Shamsollahi, M. B. Jutten, C. Babaie-Zade, M. : Filtering noisy ECG signals using the extended Kalman filter based on a modified dynamic ECG model. In: Computers in Cardiology, pp. 1017-1020. IEEE (2005).
- [105] Podder, P. Khan, T. Z. Khan, M. H.: Comparative performance analysis of hamming, hanning and blackman window. International Journal of Computer Applications. 96(18), pp. 1-7 (2014).
- [106] BOUALI, A. Reconnaissance automatique des crises d'épilepsie par techniques de classification supervisée (SVM-KNN). Doctoral dissertation. Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen (2016).
- [107] Subbiah, S. Patro, R. Subbuthai, P.: Feature extraction and classification for ECG signal processing based on artificial neural network and machine learning approach. In International Conference on Inter Disciplinary Research in Engineering and Technology. pp. 50-57 (2015).
- [108] Acharya, U. R. Joseph, K. P. Kannathal, N. Lim, C. M. Suri, J. S. Heart rate variability: a review. Medical and biological engineering and computing, 44(12), pp.1031-1051 (2006).

References

- [109] Absil, P. A. Sepulchre, R. Bilge, A. Gérard, P. : Analyse non linéaire des fluctuations du rythme cardiaque par la méthode DFA. Bulletin scientifique-association des ingenieurs sortis de l institut d electricite montefiore, 111, 3-10.
- [110] Benali, R., & Chikh, M. A. : Reconnaissance des Extrasystoles Ventriculaires par la Combinaison des Réseaux de Neurones et la Logique Floue. In CIIA. (2009).
- [111] Dallali, A., Kachouri, A., & Samet, M. : Integration of HRV, WT and neural networks for ECG arrhythmias classification. methods, 5(6).pp.74-81(2006).
- [112] BENALI, R. : Analyse du signal ECG par réseau adaptif d'ondelettes en vue de la reconnaissance de pathologies cardiaques. Doctoral dissertation (2013).
- [113] Oussama, B. M., Abdelfettah, Z. E. G. H. O. U. D. I. Zine-Eddine, H. S. Extraction de connaissances et classification des arythmies cardiaques par les réseaux de neurones. 1-6
- [114] Mohapatra, S. K., Palo, H. K., & Mohanty, M. N.: Detection of Arrhythmia using Neural Network. Annals of Computer Science and Information Systems, 14(1), pp. 97-100 (2017).

Publication internationale

Publication internationale

S GAAMOURI, M Bousbia-Salah, R Hamdi « *Denoising ECG Signals by Using Extended Kalman Filter to Train Multi-Layer Perceptron Neural Network* » **International Journal of Automatic Control and Computer Sciences 2018.**

ISSN: 0146-4116, Vol. 52, No. 6, PP. 528-538.

Communications internationales

S GAAMOURI, M Bousbia-Salah and R Hamdi « *Electrocardiogram Signals Denoising by Extended Kalman Filter to Train Multi-Layer Perceptron* » **International Conference on Automatic Control, Telecommunication and Signals ICATS'17, Annaba, Algeria.**

S GAAMOURI, M Bousbia-Salah and R Hamdi « *Noise Reduction of Electrocardiogram Signals through Multi-Layer Perceptron Neural Network Trained by Nonlinear Kalman Filters* » **Second International Conference on Electrical Engineering ICEEB'18, Biskra, Algeria.**

S GAAMOURI, M Bousbia-Salah and R Hamdi « *Neural Network Nonlinear Kalman Filtering for Denoising Electrocardiogram Signal* » **Third International Conference on Technological Advances in Electrical Engineering ICTAEE'18 , Skikda, Algeria.**

S GAAMOURI, M Bousbia-Salah and R Hamdi « *Performance Study of Neural Network Unscented Kalman Filter for Denoising ECG Signal* » **The 8th International Conference on The Sciences of Electronics, Technology of Information and Telecommunication SETIT'18, Hammamet, Tunisia.**

S GAAMOURI, M Bousbia-Salah and R Hamdi « *Neural Unscented Kalman Filter for Noise Removal from Electrocardiogram Signal* » **The 1st International Conference on Electrical Engineering CEE'19, Ecole Militaire Polytechnique, Algiers, Algeria.**

S GAAMOURI, M Bousbia-Salah and R Hamdi « *Square root Unscented Kalman Filter to Train Multilayer Perceptron for Denoising Electrocardiogram Signal* » **The 1st International Conference on Electrical Engineering CEE'19, Ecole Militaire Polytechnique, Algiers, Algeria.**