

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE AKLI MOHAND OULHADJ-BOUIRA



Faculté des Sciences et Sciences Appliquées
Département de génie électrique

Mémoire de fin d'étude

Présenté par :

Bounefouf Farida

Adjrad Nabila

En vue de l'obtention du diplôme de **Master en :**

Filière : GENIE BIOMEDICAL

Option : Instrumentation biomédicale

Thème :

**ANALYSE DE LA VARIABILITE DU RYTHME CARDIAQUE DANS LES LESIONS
CEREBRALES PERINATALES ET LES INFECTIONS**

Devant le jury composé de :

MAAFA Amar	MCB	UAMOB	Président
BENGHANIA Hadj Abdelkader.	MAA	UAMOB	Encadreur
MOUDACHE Saïd.	MCA	UAMOB	Examineur

Année Universitaire 2019/2020

Remerciement

Nous tenons tout d'abord remercier ALLAH le tout puissant de nous avoir donné le courage et la patience pour mener bien ce modeste travail, qu'il soit béni et glorifié.

Nous avons également nos remerciements à notre encadreur Mr H.A. Benghania, pour avoir accepté d'être notre encadreur.

Nous le remercions aussi pour ses conseils, ses corrections, et ses orientations.

Nous tenons aussi exprimer nos remerciements les plus respectueux aux messieurs membres de jury :

Mr Maafa Amar.

Mr Moudache Said.

Dédicace

Avant tout, je remercie Dieu de m'avoir donné la force d'aller jusqu'au bout et réaliser ce travail ...

Je dédie ce modeste travail

À mes chers parents pour leur amour et encouragement, leur soutien inconditionnel, leur sacrifices illimités durant mon parcours scolaire .Que ce travail soit un témoignage de ma profonde tendresse et reconnaissance...

À mon frère Salem et mes sœurs Celia, Hanane et Imane, je prie ALLAH tout puissant de vous protéger ...

À ma chère tante Louisa et ses enfants Zouhir, Céline et Rabah ...

À toutes mes amies, tout particulièrement Tassaadit et sa famille, Meriem et Djouhera et Samiha ...

À Farida, ma chère amie avant d'être binôme et sa famille...

À tous ceux que j'aime et qui m'aiment ...

Nabila

Dédicace

Je tiens d'abord à remercier ALLAH le tout puissant de m'avoir donné le courage et la patience pour mener à bien ce travail.

Je dédie mon modeste travail à celle qui m'a donnée la vie, qui s'est sacrifié pour mon bonheur et ma réussite, à ma meilleure... ma mère.

À mon très cher père, mes sœurs Mina et Sabrina, mon frère Amine, à ma grande famille paternelle et maternelle.

Mes amis : mon binôme Nabila.

Abd Elhak qui m'a aidé et soutenu, Samar, Tassadit, Meriem, Samiha, Djouhra et Anissa.

Que dieu les garde et les protège

A la mémoire de mon grand-père 'Hocine', et ma grand-mère Yamina, tous les mots ne sauraient exprimer la gratitude, le respect et l'amour que je vous porte, reposez en paix et que dieu vous accueille en son vaste paradis.

Farida.

Remerciements	i
Dédicace	ii
Sommaire	iv
Liste des figures	vii
Liste des abréviations	ix
Introduction générale.....	01
Problématique	02

Chapitre I : Contexte théorique

1. Introduction	05
1.1.Un peu d'anatomie	05
1.2.Les biosignaux	06
1.3.Electrocardiographie	06
➤ L'électrocardiogramme.....	07
1.3.1. Le Holter	07
1.3.2. Ondes et intervalles ECG	07
1.3.3. Enregistrement de l'ECG (Les dérivations).....	09
1.4.La variabilité de la fréquence cardiaque(HRV).....	10
➤ La fréquence cardiaque	10
a. Définition de la HRV	10
b. Le système nerveux autonome (SNA).....	11
1.5.Paramètres d'analyse de la HRV	12
1.5.1. La méthode de domaine temporel	12
1.5.2. Les méthodes du domaine fréquentiel et les composants spectraux.....	13
1.6.Artefacts ECG	15
1.6.1. Bruits techniques	15
1.6.2. Artefacts physiques	16
1.7.Encéphalopathie ischémique hypoxique (EIH).....	17
1.8.Etat de l'analyse du HRV chez les nouveaux nés	18
1.8.1. Analyse du rythme cardiaque	18
1.8.1.1.Chez le fœtus	18

1.8.1.2.Chez les nouveaux nés.....	20
1.9.Détection et élimination des artefacts	20
Conclusion	21

Chapitre II : Méthodes de traitement et analyse

2.1.Introduction	23
2.2.Acquisition ECG.....	24
2.3.Méthodes de traitements des ECG	24
➤ La détection du complexe QRS.....	25
2.3.1. Détection du complexe QRS par la méthode de Pan &Tompkins	25
2.3.2. Détection des pics R.....	27
2.3.3. Intervalles RR.....	27
2.4.Algorithme de suppression des artefacts.....	27
2.4.1. Travaux consacrés pour l'élimination des artefacts.....	28
2.4.2. Algorithme proposé pour la correction des IRR	29
2.5.Validation de l'algorithme	31
2.6.Les méthodes non linéaires.....	31
➤ Etude d'entropie	32
2.6.1. Entropie approximative (AppEnt).....	32
2.6.2. Entropie échantillonnée (sample entropy).....	32
2.6.3. Entropie multi-échelle (MSE).....	33
2.6.4. Entropie floue (Fuzzy-entropy)	33
Conclusion.....	33

Chapitre III : résultats et discussion

3.1. Introduction	35
3.2. CHARIS Database.....	35
3.3. Environnement MATLAB	35
3.4. Résultats et discussion	36
3.4.1. Algorithme de détection du complexes QRS.....	36
3.4.2. Algorithme de suppression des artefacts proposé.....	36
3.5. Paramètres HRV	38

➤ Etude d'entropie.....	40
Conclusion.....	44
Conclusion et perspectives	46
Références bibliographique	47
Résumé	53

Liste des figures

Figure 1.1 : Anatomie du cœur et vaisseaux associés.....	06
Figure 1.2 : Tracé ECG	08
Figure 1.3 : (1.a) Dérivations bipolaires, (1.b) Les dérivations unipolaires, (1.c) les dérivations thoraciques	09
Figure 1.4 : Les intervalles de R-R entre les complexes QRS.....	11
Figure 1.5 : système nerveux autonome: sympathique et parasympathique.....	12
Figure 1.6 : Représentation de la variabilité des intervalles R-R.....	13
Figure 1.7 : interférence secteur 50 Hz.....	15
Figure 1.8 : bruits dû aux mouvements des électrodes.....	16
Figure 1.9 : dérive de la ligne de base.....	16
Figure 1.10 : bruit myoélectriques ou tremblement somatique.....	17
Figure 1.11 : Tracé du rythme cardiaque foetal à partir d'un CTG.....	18
Figure 1.12 : Le Cardiotocographe.....	19
Figure 1.13 : fréquence cardiaque normale, tachycardie et bradycardie.....	19
Figure 2.1 : Assemblage des algorithmes décrits.....	23
Figure 2.2 : chaine d'acquisition d'un signal ECG.....	24
Figure 2.3 : schéma bloc de l'algorithme Pan & Tompkins.....	27
Figure 3.1 : exemple détection des complexes QRS avec Pan&Tompkins.....	36
Figure 3.2 : HRV avant et après l'application de l'algorithme de rejet de bruit.....	37
Figure 3.3 : Paramètres de la HRV dans le temps après la naissance (h) des groupes sains et HIE.....	39

Figure 3.4 : Les plages de distribution d'ApEn, SampEn, MSE et FuzzyEn entre un sujet HIE et un sujet sain.....	41
Figure 3.5 : Mesure de différence de stade, échantillon, multi-échelle et entropie floue pour un sujet sain.....	42
Figure 3.6 : Mesure de différence de stade, échantillon, multi-échelle et entropie floue pour un sujet pathologique (EIH).....	42
Figure 3.7 : Etude multidimensionnelle impliquant une entropie approximative, échantillon et multi-échelle entre un sujet EIH et un sujet sain.....	43
Figure 3.8 : Etude multidimensionnelle impliquant une entropie d'échantillon, multi-échelle et floue entre un sujet EIH et un sujet sain.....	43

Liste des dérivations

ApEn : Entropie approximative.

Bpm: Battements par minute.

CTG: Cardiotocographe.

ECG: Electrocardiogramme / Electrocardiographie.

EEG: Electroencéphalogramme.

EIH: Encéphalopathie ischémique hypoxique.

EMG: Electromyogramme.

FuzzyEn: Entropie floue.

HF: High frequency.

HR: Fréquence cardiaque (Heart Rate).

HRV : Variabilité de la fréquence cardiaque (Heart Rate Variability).

IRR: Intervalles RR.

LF: Low frequency.

MSE : Entropie multi échelle.

RCF: Rythme cardiaque fœtale. .

SampEn : Entropie échantillonné.

SNA: Système nerveux autonome.

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Introduction générale

Dans les dernières décennies on a vu l'identification d'un rapport significatif entre le système nerveux autonome et la mortalité cardiovasculaire chez les nouveau-nés en particulier [1, 2, 3]. Dans le cadre de recherche à réduire le taux de mortalités, la détection, le traitement et l'analyse de ces anomalies sont nécessaires.

Parmi les méthodes les plus efficaces et les plus importantes dans le domaine de détection des anomalies cardiaque, l'électrocardiogramme (ECG), qui est imposé comme un outil de base pour la mesure de la fréquence cardiaque (HR) obtenu par l'électrocardiographe en plaçant des électrodes sur la surface de la peau. L'importance de ce biosignal est liée aux indices précieux qui décrivent le fonctionnement électrique du cœur qu'on peut extraire et utiliser pour effectuer un diagnostic correct. La variabilité de la fréquence cardiaque, Heart Rate Variability en anglais (HRV) fait partie des ces indices, elle est considérée comme étant le paramètre le plus pertinent de l'ensemble des informations fournies par l'ECG.

Au cours des années 40, la HRV est apparue comme mesure non invasive et peu coûteuse pour surveiller les nourrissons et les nouveau-nés, là où des chercheurs américains ont montrés que la réduction de l'écart type des temps de variabilité cardiaque est signe d'une maladie cardiaque, depuis on voit fleurir un nombre impressionnant de méthodes destinées à analyser la variabilité du rythme cardiaque dont l'objectif est d'analyser indirectement le système nerveux autonome (SNA) et la reconnaissances des pathologies cardiaques chez les nouveau-nés [4].

La HRV a été traditionnellement analysée par des méthodes linéaires (temporelles et fréquentielles et tempo-fréquentielles) qui ont été appliquées avec succès dans la reconnaissance des anomalies cardiaque. Malheureusement, elles n'arrivent pas à expliquer totalement l'activité du cœur [5]. Pour résoudre le problème d'interprétation des ces arythmies cardiaques, les chercheurs font appel à des méthodes plus robustes et plus adéquates, se sont les méthodes non linéaires (mesure d'entropie, et approche multi fractale...).

Lors d'un enregistrement électrocardiographique, des perturbations induisent dans la série RR de se signal cardiaque de très faible durée appelé les artefacts (la dérivé de la ligne de base, interférence d'un signal à 50 Hz, battements ectopiques).

Allant du traitement du signal ECG, détection du complexe QRS et élimination des artefacts, jusqu'à la classification des anomalies, ce document se constitue comme suite:

Le premier chapitre dévoile les notions de base de l'électrocardiographie, anatomie du cœur, une introduction sur la variabilité de la fréquence cardiaque (HRV) en présentons les différents domaines de son analyse chez les fœtus et les nouveaux nés en particulier, cité les artefacts existé lors d'une acquisition de l'ECG, un exemple d'une maladie cérébrale périnatal.

Nous allons aborder dans le deuxième chapitre, les différentes méthodes de traitement utilisés pour la détection du complexes QRS par l'algorithme choisi Pan&Tompkins après l'acquisition d'un signal ECG pour l'identification des pics R, les méthodes d'éliminations des artefacts existés et proposées dans ce travail dans les inters battements, description détaillée de notre méthode de correction de la série chronologique RR, et à la fin une étude entropique pour la classification des anomalies.

Le troisième chapitre représente nos résultats recueilli après l'application des algorithmes proposés pour la reconnaissance des anomalies sur la base de données CHARIS DATABASE implémentée sous Matlab.

Nous terminons notre étude avec une conclusion générale et perspective.

Problématique

Quand il s'agit d'une évaluation de l'activité du SNA en terme HRV, les variations dans le rythme de sinus du cœur et la série chronologique de l'intervalle RR analysés doivent contenir que les intervalles RR normaux. Ce qui est par fois impossible lors d'un enregistrement ambulatoire, ils peuvent apparaitre des battements ectopiques ou des erreurs dans la détection des complexes QRS [6].

L'analyse de signal HRV pour la reconnaissance des maladies cérébraux chez les individus, en particulier les nouveaux nés qui est notre cas d'étude, confronte à plusieurs difficultés, on cite: la non stationnarité du signal de variabilité cardiaque et la présence des artefacts

Nous proposons dans ce travail un algorithme de reconnaissance des lésions cérébraux à partir d'un tracé ECG chez les nouveaux nés qui souffrent d'une encéphalopathie

ischémique hypoxique (EIH) précisément, en appliquons l'algorithme Pan&Tompkins pour la détection du complexe QRS, algorithme proposé pour la correction de IRR (intervalle RR) et une méthode non linéaire (entropie) pour extraire les paramètres afin de classifier les sujets sains et pathologiques.

CHAPITRE I : CONTEXE THÉORIQUE

1. Introduction

Le système cardiovasculaire est constitué du cœur et du système vasculaire qui assure un flux de sang important et sous pression suffisante aux organes et aux tissus, dans le but d'accomplir les activités du corps humain [7].

Par conséquent, le diagnostic et la détection des maladies cardiovasculaires semblent une tâche vitale [8], c'est pour cela la fréquence cardiaque(HR) et sa variabilité enregistrées d'un électrocardiogramme (ECG) qui est l'un des outils prédominant et les plus couramment utiliser dans le service de cardiologie [9].

Dans ce chapitre, nous présentons l'anatomie du cœur humain, les notions de l'électrocardiographie, une description générale sur la HRV et son analyse chez les nouveaux-nés, ces paramètres dans le domaine temporel et fréquentiel, les artefacts présentés dans un examen (ECG) ainsi que leurs méthodes de détection et élimination. À la fin du chapitre, une définition de l'encéphalopathie ischémique hypoxique (EIH) qui est faite.

1.1. Un peu d'anatomie :

Le cœur est le muscle essentiel à la circulation sanguine, il est séparé en deux moitiés (droite et gauche), il agit comme une pompe qui assure la distribution du sang dans tous les organes [10].

La partie droite contient du sang carbonisé et garantit la circulation pulmonaire, de l'oreillette droite (avant d'être propulsé dans l'artère pulmonaire, vers la valvule pulmonaire en direction des poumons où il s'oxygène), le sang carbonisé passe à travers la valvule tricuspide ouverte dans le ventricule.

La partie gauche renferme du sang riche en oxygène et le propulse dans tous les tissus, le sang aboutit dans l'oreillette gauche et est injecté dans le ventricule gauche, qu'ils sont en communication par l'orifice auriculo-ventriculaire gauche, lequel est obturé par la valvule mitrale. Le sang est ensuite éjecté dans l'artère aorte à travers la valvule aortique [11].

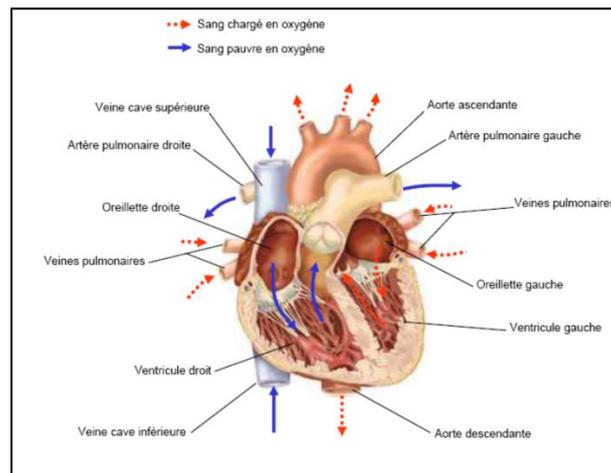


Figure 1.1: Anatomie du cœur et vaisseaux associés [11].

1.2. Les Biosignaux

Le terme « biosignal » a été créé à partir de la combinaison des termes « biomédical » et « signal ». Il est défini comme la description d'un phénomène physiologique enregistré prélevé sur le corps humain afin d'obtenir son état de santé à l'aide d'un capteur. Il est possible de les classer en fonction de leur nature : acoustique, électrique, magnétique, mécanique, chimique, thermique, etc. [12]. On peut citer les biosignaux de nature électrique : l'électrocardiogramme (ECG), électroencéphalogramme (EEG), électromyogramme (EMG), ou de nature non électrique à savoir : la respiration, les mouvements, etc. Tels signaux, contiennent des informations cachées qui sont très utiles aux cliniciens et aux médecins pour faire leur diagnostic et de les guider dans leur thérapeutique [8].

1.3. Electrocardiographie

Les maladies cardiovasculaires représentent un pourcentage important dans les causes de mortalité dans le monde, c'est pour cette raison qu'il y a un besoin urgent pour le développement de nouvelles méthodes afin d'offrir l'opportunité au médecin de décider de l'état structurel et fonctionnel du cœur.

Pour s'assurer du bon fonctionnement du cœur, divers examens existent, nous pouvons citer par exemple : auscultation cardiaque, examens par cathétisme, l'échographie cardiaque et électrocardiogramme [13].

L'électrocardiographie est une technique d'enregistrement des courants bioélectriques émis par les muscles cardiaques qui se produisent successivement dans le temps, peu coûteuse qui permet la détection des troubles des rythmes, la surveillance de l'activité cardio-circulatoire et la prévention de l'infarctus du myocarde [8].

➤ L'électrocardiogramme :

L'électrocardiogramme (ECG) est un signal de nature électrophysiologique qui vise à mesurer l'activité électrique du cœur capté par des électrodes placées à la surface du corps [14]. Où il contient des caractéristiques qui correspondent aux différents événements du cycle cardiaque.

Les caractéristiques de l'ECG des nouveau-nés sont différentes de celle de l'adulte, les différences sont que la fréquence cardiaque (HR) de ce dernier est moins rapide que celle de nouveau-nés (la HR normal du nouveau-né se situe entre 90 et 190 battements par minute (bpm), l'intervalle PR plus court), et que l'ECG chez les nouveau-nés a plus d'artefacts et de bruits [15].

L'électrocardiographe est l'appareil qui reçoit le signal ECG enregistré sur différents sites du corps à travers des électrodes [12].

1.3.1. Le Holter

En cardiologie, l'ECG 12 dériviations est l'examen le plus couramment pratiqué, où le signal électrocardiographique est visualisé selon 12 axes privilégiés : 6 axes dans le plan frontal, et 6 axes dans le plan transversal.

Il permet le diagnostic et la localisation précise de certaines pathologies en courte durée, mais ce dernier est un obstacle à la détection systématique de maladies qui se produisent de façon discontinue (les arythmies).

C'est pourquoi Norman Holter proposa, au début des années 60, un appareil « portatif I » pour enregistrer l'activité cardiaque pendant plusieurs heures ; cet enregistrement est appelé « l'examen Holter ».

L'enregistreur Holter d'aujourd'hui se présente sous la forme d'un petit boîtier auquel sont reliées sept électrodes, permettant ainsi l'enregistrement sur 2 ou 3 dériviations (2 frontales et 1 transversale). Le patient se fait poser l'appareil chez un cardiologue et retourne ensuite à ses occupations quotidiennes. 24 heures plus tard, il revient chez le cardiologue pour se faire enlever l'appareil qui a en mémoire 24 heures d'enregistrement ECG réalisés alors que le patient a vécu une journée normale [16].

1.3.2. Ondes et intervalles ECG

Le processus de dépolarisation et de ré-polarisation des structures myocardiques se présente dans l'ECG comme une séquence de déflexions ou ondes superposées à une ligne de

potentiel zéro, appelée ligne isoélectrique (ligne de base). Ces déflexions sont dites positives si elles sont situées au-dessus de la ligne isoélectrique sinon elles sont dites négatives [9].

Pour chaque battement cardiaque, l'ECG enregistre principalement trois ondes successives comme montré sur la Figure (1.2) [17].

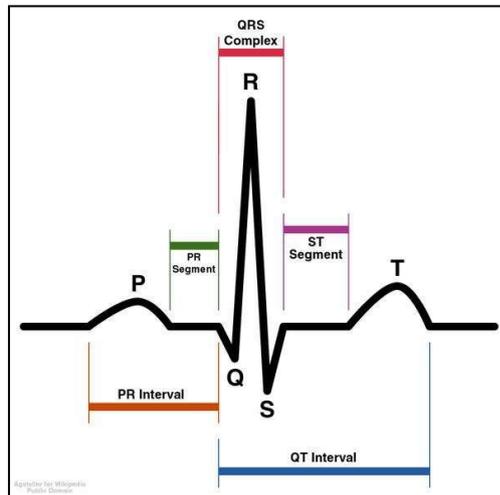


Figure 1.2 : Tracé ECG [8].

- **L'onde P**

Elle représente la dépolarisation auriculaire lors de la contraction des oreillettes.

- **Le complexe QRS**

Il correspond à la dépolarisation ventriculaire précédente, l'effet mécanique de contraction et il possède la plus grande amplitude de l'ECG. Il est constitué de trois ondes consécutives : L'onde Q qui est négative, l'onde R qui est positive dans un ECG normal et l'onde S qui est négative [18].

- **L'onde T**

Elle correspond à la ré-polarisation des ventricules.

- **L'intervalle RR**

Il est délimité par les sommets de deux ondes R consécutives et d'où est évaluée la fréquence cardiaque instantanée. Cet intervalle est utilisé pour la détection des arythmies ainsi que pour l'étude de la variabilité de la fréquence cardiaque [9].

- **Le segment ST**

Il représente l'intervalle durant lequel les ventricules restent dans un état de dépolarisation actif [9].

- **L'intervalle PQ**

Il représente l'intervalle de temps entre le début de la dépolarisation des oreillettes et le début de la dépolarisation ventriculaire. Il représente le temps nécessaire à l'impulsion électrique pour se propager du nœud sinusal jusqu'aux ventricules [18].

- **L'intervalle QT:**

Il représente la durée entre le début du complexe QRS et la fin de l'onde T. Cet intervalle reflète la durée de la dépolarisation et ré-polarisation ventriculaire [18].

1.3.3. Enregistrement de l'ECG (Les dérivations)

L'enregistrement est effectué à l'aide d'électrodes placées à différents endroits du corps pour détecter des signaux électriques (traduction des stimulations reçues par le système de dérivation est constituée d'un ensemble cohérent de dérivations, dont chacune est définie par la disposition de ses électrodes sur le thorax du patient) [8].

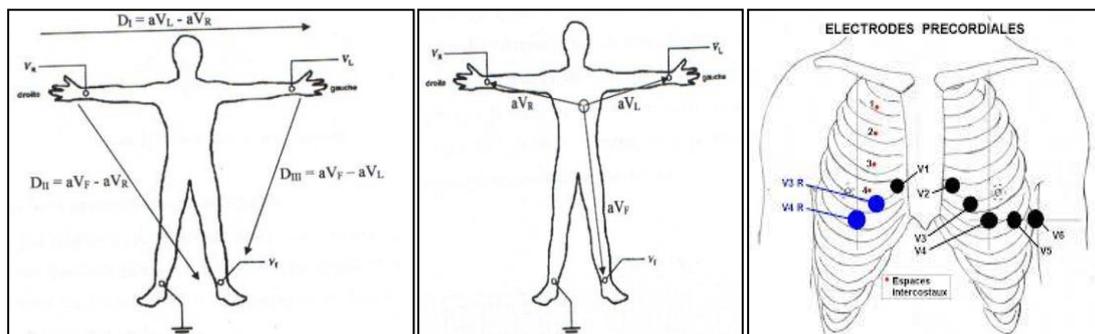


Figure 1.3 : (1.a) Dérivations bipolaires. (1.b) Les dérivations unipolaires (1.c) les dérivations thoraciques [19].

a. Les dérivations bipolaires D'EINTHOVEN

D'après (figure 1.a), les dérivations I, II et III sont des dérivations bipolaires qui explorent l'activité cardiaque dans le plan frontal.

- DI enregistre les ondes du bras droit au bras gauche.
- DII enregistre les ondes du bras droit à la jambe gauche.
- DIII enregistre les ondes du bras gauche à la jambe gauche.

Ces trois dérivations utilisées dès la naissance de l'électrocardiographie.

b. Les dérivations unipolaires de GOLDBERG

En connectant les électrodes ensemble, nous créons une électrode neutre correspondant au cœur. Cela donne trois ondes unipolaires, comme le montre (**figure 1.b**), toujours dans le plan frontal:

- aVR enregistre les ondes du cœur au bras droit.
- aVL enregistre les ondes du cœur au bras gauche.
- aVF enregistre les ondes du cœur à la jambe gauche.
- La jambe droite est prise comme référence, est généralement mise à la masse [8].

c. Les dérivations précordiales de WILSON :

Toujours par rapport à une électrode neutre, comme on voit dans (**figure 1.c**) on enregistre cette fois le potentiel par une électrode située sur le thorax, pour obtenir des dérivations horizontales, et les électrodes de V1 à V6 enregistrent les ondes cardiaques aux différents points situés sur le thorax [8].

1.4. Variabilité de la fréquence cardiaque (HRV)

➤ **La fréquence cardiaque(HR)**

La régulation de la fréquence cardiaque est assurée par le système nerveux végétatif avec un chronotrope positif du système nerveux sympathique ou un effet chronotrope négatif du parasympathique [20].

Plus simplement dit, la fréquence cardiaque est le nombre de battements (c'est-à-dire de contraction) du cœur pendant un laps de temps donné sous contrôle d'un système autonome.

a. Définition de la HRV

La variabilité de la fréquence cardiaque (HRV) appelée également variabilité cardiaque correspond à la variation du temps entre deux battements du cœur sur une période de temps donnée et il dépend de la régulation extrinsèque de la fréquence cardiaque [21]. La HRV est le résultat de la régulation du système nerveux du nœud auriculaire [22]. On peut dire qu'elle est devenue le terme accepté par convention pour décrire les variations des intervalles RR [8]. Concernant les valeurs de la HRV du nouveau-né qui est notre cas d'étude, elles sont influencées par plusieurs paramètres(le mode d'accouchement par exemple).

La HRV peut être étudiée soit par le calcul d'indices statistique dans le domaine temporel, soit par l'analyse spectrale dans le domaine fréquentiel [23].

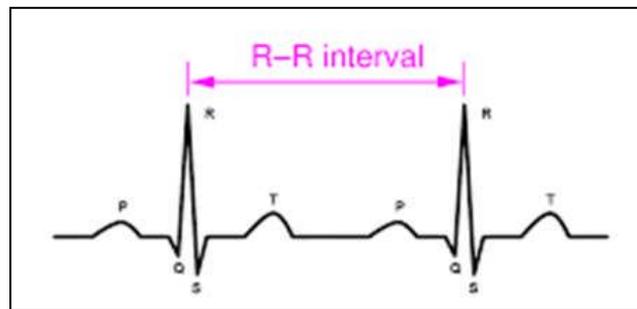


Figure 1.4 : Les intervalles de R-R entre les complexes QRS [23].

b. Le système nerveux autonome

Le système nerveux autonome (SNA) assure l'innervation des viscères, du cœur et de certains éléments de la peau, composé des branches sympathiques et parasympathiques, il joue un rôle d'un modulateur, régulateur de la vie végétative, dans le maintien de l'homéostasie et est indépendant de la volonté (autonome), ainsi qu'une réaction face aux multiples inducteurs de stress.

Le système nerveux autonome intervient dans le fonctionnement des systèmes cardiovasculaires, respiratoire, hormonal et digestif, et agit sur le métabolisme et les équilibres électrolytiques, la pression artérielle, la température corporelle [20].

❖ Le SNA sympathique

Le système sympathique est l'une des trois composantes du SNA, il est impliqué dans toutes situations d'agression ou d'alarme ou d'urgence. Sa mise en jeu s'accompagne de signes associés aux comportements de combativité et de peur. Cette domination du SNA sympathique dans ces situations d'alarme permet d'obtenir une accélération de rythme cardiaque et respiratoire ainsi qu'une augmentation de la pression artérielle. Ces effets sont médiés par l'action des catécholamines (adrénaline et noradrénaline) [20].

❖ Le SNA parasympathique

Le système parasympathique assure le contrôle des fonctions végétatives en condition homéostatique, tout en collaboration avec le système sympathique. Il est impliqué dans les réactions élémentaires de récupération de l'organisme. On le nomme alors système

trophotrope. Lorsqu'il prédomine par rapport au système sympathique, il favorise la régénération et la constitution des réserves corporelles, la motilité et les sécrétions du système digestif, ainsi que la miction et la défécation [20].

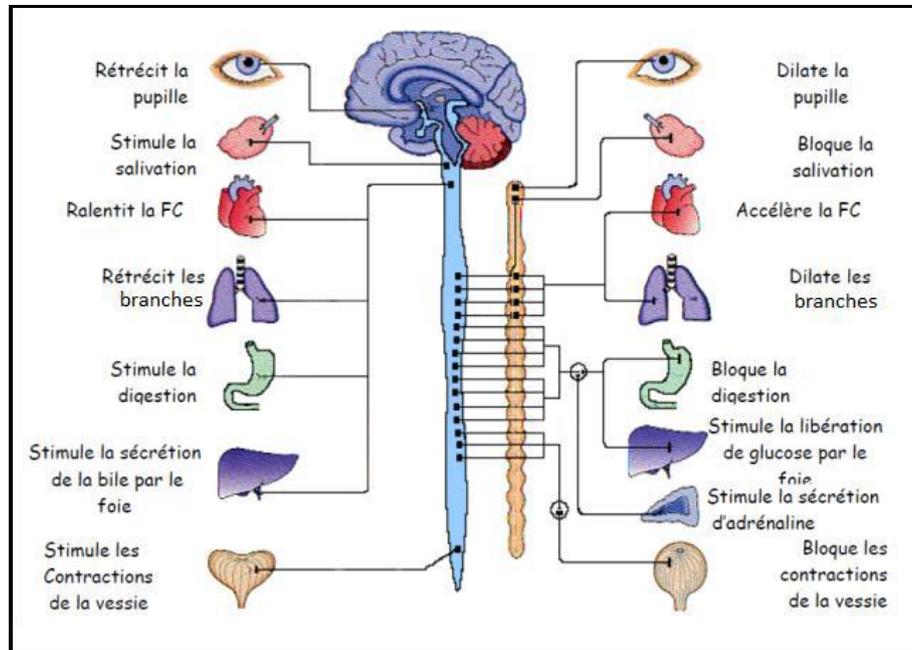


Figure 1.5 : système nerveux autonome: sympathique et parasympathique [19].

1.5. Paramètres d'analyse de la HRV

L'analyse d' HRV constitue un sujet de recherche actif en raison de l'accès aisé de ce type de mesure chez l'individu, des interprétations médicales qui peuvent en être faites et qui représentent un indicateur intéressant pour la conduite des programmes de prévention de risques cardiaques évolutifs. C'est le reflet de l'activité du système nerveux autonome [8], qui se base sur le principe suivant : l'évolution du rythme cardiaque n'est pas constante au cours du temps, il existe une fluctuation battement par battement autour d'une valeur moyenne.

En pratique, la HRV peut être étudiée par deux méthodes, basée sur le temps ou la fréquence [20].

1.5.1. L'analyse de domaine temporel

L'analyse de la variabilité du rythme cardiaque (HRV) peut être effectuée dans le domaine temporel en utilisant la méthode géométrique ou statistique pour étudier la fluctuation cyclique des intervalles RR et leurs dérivations normales [21].

C'est la méthode la plus ancienne, qui représente un marqueur utile pour la détection globale des perturbations de l'activité autonome (les intervalles de temps définis entre deux

ondes de l'ECG fournissent d'indicateurs pour le diagnostic des maladies cardiaques), mais elle fournit des informations moins détaillées que l'analyse spectrale telle que la fréquence et l'amplitude de variabilité de l'intervalle R-R.

Deux types de calculs sont alors possibles, le premier est fondé sur des mesures directes des périodes R-R et le second sur les différences entre les périodes R-R.

- ✓ SDNN (mesure directe) : écart type des intervalles RR (NN) sur l'ensemble de la période d'enregistrement, son calcul nécessite l'exclusion des battements ectopique et les artefacts, il est représenté comme suite [8] :

$$SDNN = \sqrt{\frac{1}{nb_{RR}-1} \sum_1^n (RR - RR_{moyen})^2} \quad (1.1)$$

- ✓ pNN50 et pNN25 (différence entre R-R) : NN50 (25) divisé par le nombre total d'intervalles NN, valeur exprimée en pourcentage

$$pNN50(25) = \frac{NN50(25)}{nb_{RR}-1} \times 100 \quad (1.2)$$

- ✓ RMSSD : racine carrée des différences au carré des intervalles R-R successifs.

$$RMSSD = \sqrt{\frac{1}{nb_{RR}-1} \sum_1^{n-1} (RR)^2} \quad (1.3)$$

Ces limites des méthodes temporelles ont amené à l'utilisation des méthodes fréquentielles afin d'acquérir des informations physiologiques précieuses mais aussi pronostiques [8].

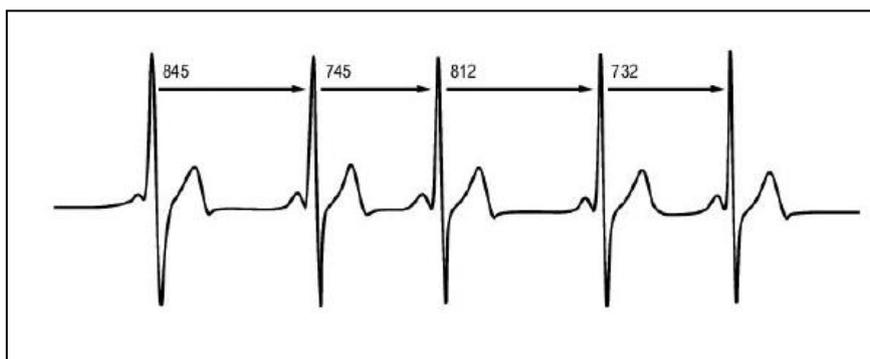


Figure 1.6 : Représentation de la variabilité des intervalles RR.

1.5.2. Les méthodes du domaine fréquentiel et les composants spectraux

La conversion du domaine temporel au domaine fréquentiel est faite par la transformé de Fourier (méthode non paramétrique) ou avec l'estimation du modèle autorégressif

(méthode paramétrique). Il existe d'autres méthodes (ondelettes, mesure de l'entropie, Detrended Fluctuation Analysis, etc.) qui permet également d'étudier des signaux non-stationnaires.

Cette analyse spectrale mathématique permet de déceler les différentes oscillations d'un rythme, les méthodes d'analyse spectrale consistent en une décomposition de la variation totale des séries de données en composantes fréquentielles qui peuvent être représentées sous la forme d'une densité spectrale de fréquence [23]. Le spectre de puissance dans une bande de fréquences données peut être quantifié par l'aire sous la courbe de la fonction densité à l'intérieur de la bande de fréquences choisies.

En effet, la fréquence cardiaque est décomposée en deux oscillations principales :

- 1) LF (pour low frequency) de période environ 10 s (0.1 Hz) correspondant à l'onde de Mayer et le second est plus rapide, représente l'activité du système nerveux sympathique.
- 2) HF (pour High frequency) synchrone de la ventilation dont la période se situe, généralement, dans des conditions de repos (SNS), entre 12 et 18 cycles/min (0.2 à 0.3 Hz).
- 3) Le rapport HF/LF.

Cette décomposition de la variabilité dans le domaine fréquentiel nous fournit des informations sur la distribution de la densité spectrale de puissance (la variance des intervalles RR) en fonction de la fréquence [24].

Les méthodes paramétriques ont l'avantage d'être réalisés sur des petits échantillons, distinguer des bandes de fréquence non-prédéterminées et permettre un calcul automatique des composantes de basse et de haute fréquence y compris leurs fréquences centrales, par contre son problème est que l'ordre de l'algorithme choisi est approprié.

Les méthodes non-paramétriques sont simples et rapides, citons la Transformée de Fourier qui repose sur le principe que les séries temporelles représentent des composantes déterminées, où toutes les données sont incluses dans l'analyse [23].

Les méthodes linéaires (temporelle et fréquentielle) malgré qu'elles soient utiles dans l'analyse du rythme cardiaque des nouveau-nés ou des adultes, présentent plusieurs limites pour caractériser complètement la variabilité du rythme cardiaque [23].

1.6. Artefacts ECG :

Sur tout enregistrement électrocardiographique il peut apparaître des événements indésirables pouvant réduire la capacité de diagnostic du signal et entraîner des décisions de traitements inappropriés. Ces effets indésirables peuvent avoir plusieurs sources: techniques, physiques ou parfois pathologiques [18].

En partant du principe que les bruits fréquents en électrocardiographie sont des bruits additifs, les caractéristiques de ces bruits auxquelles nous allons nous attacher sont l'amplitude, la périodicité et la bande spectrale. Les artefacts prennent une place particulière puisqu'ils induisent des modifications des performances des algorithmes d'analyse automatique de l'électrocardiogramme.

1.6.1. Bruits techniques

La manipulation précoce du matériel lors d'un enregistrement est très importante, car il peut être source de bruits. Les plus courants sont présentés ci-dessous [18] :

❖ Bruits dû au secteur :

Le réseau de distribution électrique peut parfois brouiller le signal électrocardiographique avec une onde dont l'harmonique principale est à 50 Hz comme montré sur la (Figure 1.7) :

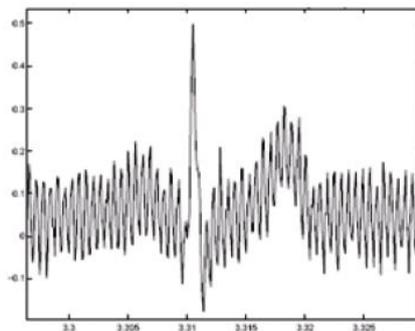


Figure 1.7: interférence secteur 50 Hz [18].

Autant qu'il s'agit d'un bruit haute fréquence à bande étroite, l'élimination de ce type qui apparaît sur tout l'enregistrement est facilement réalisée par un filtre sélectif [18].

❖ Bruits dû aux mouvements d'électrodes

Lorsque les électrodes sont mal connectées, elles peuvent provoquer une simple diminution d'amplitude d'apparition des pics. L'élimination est difficile dans ce genre de bruits car son énergie se trouve dans la même gamme de fréquences que le complexe QRS [18].

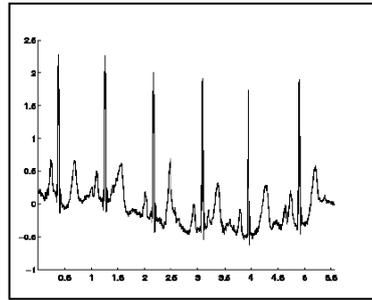


Figure 1.8 : bruits dû aux mouvements des électrodes [18].

❖ Autres bruits courants

Parmi les bruits courants on peut citer les artefacts dus aux mouvements des câbles électriques, la saturation des instruments de mesure, les mauvais câblages et au port de vêtements synthétiques, etc. [9]

1.6.2. Artefacts physiques

Les artefacts physiques sont dus aux activités électriques du corps humain tel que les commandes de contraction des muscles ou la respiration (battements ectopiques) [9].

▪ Mouvements de la ligne de base

Lors de l'enregistrement de l'ECG, l'activité respiratoire peut faire osciller la ligne de base de ce dernier à un rythme régulier, les mauvais contacts entre la peau et les électrodes. Ces perturbations sont généralement peu gênantes pour l'analyse de l'ECG et peuvent être en grande partie filtrées car leur énergie se situe dans une bande de fréquences basse, qui empiète peu sur celle de l'ECG normal [9].

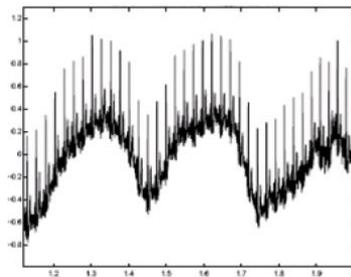


Figure 1.9 : dérive de la ligne de base [18].

▪ Bruits myoélectriques ou tremblements somatique

Ces perturbations sont assez gênantes lorsque le patient bouge beaucoup ou lorsqu'il frissonne, elles peuvent noyer les ondes P et T et empêcher un diagnostic fiable. L'apparition de ces perturbations dépend de l'état du patient, s'il est très tendu ou atteint de maladie de

Parkinson, l'enregistrement peut être de mauvaise qualité sur toutes les voies de l'ECG, (figure 1.10) [9].

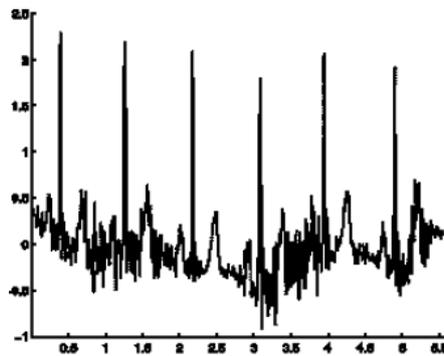


Figure 1 .10 : bruit myoélectriques ou tremblement somatique [18].

1.7. Encéphalopathie ischémique hypoxique

Pendant la grossesse, lors de l'accouchement et les premiers jours qui suivent l'accouchement, les mères et leurs nouveau-nés sont exposés à divers risques menaçant leur santé et leur survie [19].

Le bien-être du fœtus dépend des échanges placentaires d'oxygène entre la circulation fœtale et maternelle. C'est pour cela, la surveillance fœtale pendant la période de grossesse est nécessaire pour déceler tout signe de détresse du fœtus afin de pouvoir intervenir précocement et d'éviter des lésions neurologiques [25].

La souffrance fœtale aiguë résulte d'une perturbation grave de l'oxygénation fœtale survenant au cours de la période du travail. Il existe trois degrés de carence en oxygène du fœtus qu'on cite ci-dessous avec une gravité croissante :

- L'hypoxémie : Diminution de la teneur en oxygène du sang artériel.
- L'hypoxie : Diminution de la teneur en oxygène atteignant les tissus périphériques.
- L'asphyxie : Carence générale en oxygène et atteinte des organes nobles (cœur, cerveau et surrénales). Il s'agit de la phase ultime responsable de la souffrance fœtale aiguë en l'absence de prise en charge immédiate et qui peut entraîner une encéphalopathie hypoxique ischémique (EIH) [23].

➤ Définition de l'EIH

L'EIH est une lésion cérébrale grave qui résulte d'une diminution importante du débit sanguin et d'oxygène dans le cerveau à la naissance. D'après les recherches consacrées dans le domaine neurologique, il est une cause importante de décès ou de séquelles neurologiques

affectant deux à trois nouveau-nés pour 1000 naissances vivantes [26]. L'hypothermie thérapeutique est considérée comme la norme de soin pour les nouveau-nés ayant une EIH grave [27].

1.8. Etat de l'analyse du HRV chez les nouveaux nés

La période néonatale ou la première semaine de vie marque un moment très important dans la vie de l'enfant dont le passage de la vie de fœtus dépendante de la mère à celle du nouveau-né indépendante. Comme indiqué précédemment, plusieurs facteurs peuvent influencer sur la HR et la HRV, nous pouvons citer : la génétique des déterminants, l'âge gestationnel et postnatal, les conditions médicales et d'environnement.

Plusieurs travaux ont constaté que la variabilité à court terme (de 10 à 60s) reflète une régulation cardiaque dynamique conditionnée par l'activité du SNA et la capacité du cœur à réagir à la commande réglemantaire [28].

1.8.1. Analyse du rythme cardiaque

1.8.1.1 Chez le fœtus

a. Définition

Le rythme cardiaque fœtal est mesuré par un Cardiotocographe pendant les deux phases de grossesse et de l'accouchement caractérisé par quatre critères : rythme de base, variabilité, réactivité et ralentissement, comme le représente la figure suivante [23] :

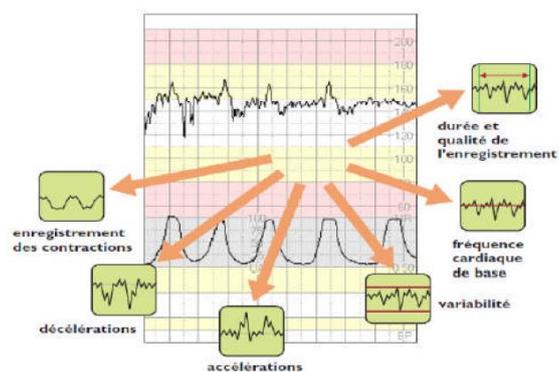


Figure 1.11 : Tracé du rythme cardiaque fœtal à partir d'un CTG [23].

b. Le Cardiotocographe

Le Cardiotocographe ou le monitoring électronique (Figure 1.12) est un appareil qui permet de surveiller et de diagnostiquer les risques d'accidents neurologiques pendant la grossesse (à partir de 28^{ème} semaine ou au cours du travail), la mort du nourrisson lors de l'accouchement et la détection d'une éventuelle souffrance fœtale nécessitant une intervention (une hypoxie, une asphyxie...) [23].



Figure 1.12 : Le Cardiotocographe [23].

c. L'analyse du RCF

➤ L'analyse visuelle

Le tracé du RCF enregistré à partir d'un Cardiotocographe qui dure environ vingt minutes doit être effectué par une personne expérimentée (une gynécologue ou obstétricienne) capable de l'évaluer mentalement pour déterminer les paramètres suivants : le rythme de base, la variabilité, l'accélération, la décélération. (Figure 1.13) [23].

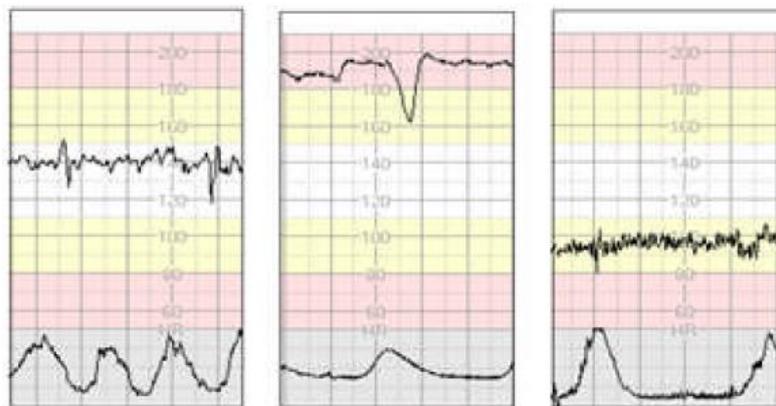


Figure 1.13 : fréquence cardiaque normale, tachycardie et bradycardie [23].

➤ L'analyse informatisée

L'informatisation de l'analyse du rythme cardiaque fœtal sert à quantifier les paramètres du RCF et rendre son interprétation automatique et simplifier la surveillance fœtale.

✚ Cette informatisation a été mise en point par l'équipe du professeur Dawes et par Redman de l'université d'Oxford au Royaume-Uni en 1977 en utilisant une base contenant 8000 cas de grossesses pathologiques [23].

✓ Systèmes informatisés (anciens et récents)

- Système Sonicaid Oxford 8000 : C'est un système automatisé pour l'analyse des tracés antepartum (pendant la grossesse) et développé à l'université « Oxford » entre 1978 et 1989 en utilisant une base de données de 8000 tracés.
- Système Sisporto : C'est un système d'analyse automatisés des tracés antepartum et intrapartum (pendant l'accouchement) du Cardiotocographe. Ce système a été développé par INEB (Institut National d'Ingénierie Biomédicale) à l'université de « Porto » (Portugal) en 2000 [29].

1.8.1.2. Chez les nouveaux nés

Les méthodes linéaires servent à analyser les variations dans les intervalles entre deux battements consécutifs en utilisant des méthodes statistiques dans le domaine temporel et d'autres approches dans le domaine fréquentiel, dont nous avons déjà parlé dans des occasions précédentes [23].

1.9. Détection et élimination des artefacts

Plusieurs artefacts de différentes sources telles que les battements ectopiques peuvent atteindre un enregistrement ECG qui mène à des battements cardiaques supplémentaires ou sautés et par suite une détection erronée des IRR qui conduit à des fausses interprétations et diagnostics médicaux [32].

Dans le but d'éliminer et supprimer ces artefacts, le développement des algorithmes automatisés est nécessaire afin de quantifier la qualité du signal enregistré [30].

Pour cela, des filtres analogiques et numériques ont été appliqués à des signaux ECG en utilisant des techniques de moyenne spatiales ou temporelles.

Talmon et al [46] ont proposé le filtre gaussien afin de détecter le complexe QRS à partir d'un signal ECG bruité.

Thakor et al [47] ont appliqué une technique adaptative pour annuler le bruit atteint l'enregistrement ECG.

Les méthodes décrites ci-dessus ne sont pas efficaces à cause de caractère aléatoire de bruit présent dans les signaux ECG.

Pour surmonter cet inconvénient Lippmann et al [50] ont proposé la méthode de l'interpolation spline linéaire et cubique, l'interpolation prédictive non linéaire et la suppression des battements ectopiques pour corriger les artefacts à intervalles inter temps.

Dans un enregistrement ECG des nouveau-nés, la présence des artefacts est beaucoup plus élevée où son interprétation nécessite la présence d'un spécialiste.

Dans leurs travaux, Govindan et al [31] ont proposé un algorithme de correction en deux étapes des artefacts présents dans un signal HR.

Conclusion

À travers ce chapitre, on a décrit globalement l'anatomie du cœur, son rôle important dans le système cardiovasculaire. Nous avons aussi décrit le signal ECG et de constater que, malgré la forte évolution technologique dans le domaine de l'instrumentation médicale, il reste un examen indispensable au diagnostic de nombreuses pathologies cardiaques.

On a démontré l'intérêt de l'analyse du rythme et la fréquence cardiaque et ses différents paramètres, méthodes d'analyse de sa variabilité et son rôle dans la surveillance foetale et nourrissons, afin que cette étude nous aide à développer diverses techniques d'analyse et de détection du ECG et même l'analyse de la HRV chez les nouveau-nés, après avoir montré quelque perturbation au cours de l'enregistrement de ce dernier, qui servira le domaine de cardiologie et cardiologie pédiatrique précisément.

Ces notions sont très importantes dans la compréhension du chapitre suivant qui sera consacré à l'étude détaillée du traitement de signal ECG ainsi que HRV et les différents algorithmes de détections et de suppressions des artefacts dans l'HRV, car, ils peuvent conduire à une quantification erronée des IRR (intervalle RR), ce qui pourrait entraîner une interprétation erronée substantielle des données [22]

CHAPITRE II : MÉTHODES DE TRAITEMENT ET D'ANALYSE

2.1. Introduction

Le signal ECG est un outil très puissant dans l'analyse des anomalies cardiaques. Son importance est due à l'effet que les ondes P, QRS et T constituant ce signal traduisent l'activité électrique du cœur [8].

Les électrocardiogrammes sont souvent corrompus par différents types d'artefacts et de nombreux efforts ont été déployés pour développer leur qualité en réduisant le bruit ou les artefacts. Donc il est primordial d'éliminer ces perturbations partielles ou totales pour mieux détecter les différents paramètres d'ordre physiologique et physiopathologique et même, avant de réaliser l'analyse et le calcul de la variabilité cardiaque qui est l'objectif principal de notre étude sur des sujets sains et pathologiques.

La détection robuste des complexes QRS est essentielle pour l'analyse du signal HRV, après l'acquisition du signal ECG. Dans ce chapitre, on présente la méthode Pan&Tompkins développée pour la détection complexe QRS, détection du pic R par un seuillage afin de trouver les intervalles périodiques RR.

Nous allons voir aussi, des algorithmes de correction et de suppression de bruits d'un signal HRV présenté dans la littérature, dans le but de développer un algorithme pour la correction du signal obtenu RR afin de calculé les paramètres non linéaire (étude d'entropie). Tout les étapes présenté dans ce chapitre est résumé dans ce graphe :

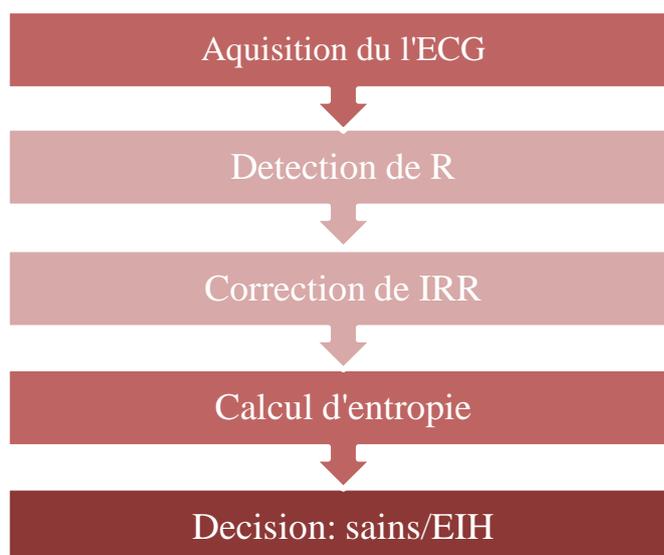


Figure 2.1 : Assemblage des algorithmes décrits.

2.2. Acquisition ECG

L'acquisition d'un électrocardiogramme et la visualisation de l'activité électrique du cœur se font par un appareil enregistreur relié à des électrodes de détection, c'est l'électrocardiographe. Cela consiste à recueillir les variations du potentiel électrique, à les amplifier puis les enregistrer. Les signaux captés sont particulièrement faibles, des amplificateurs à haute performance en gain, linéarité et en bruit de fond sont nécessaires pour cette acquisition.

Douze dérivations sont enregistrées à travers des électrodes reliées à un stylet qui donne un tracé s'effectue à une vitesse de déroulement du papier de 25mm /s et la détection d'une tension de 1mv qui provoque une déflexion verticale de 1cm [33,34].

❖ Chaîne d'acquisition

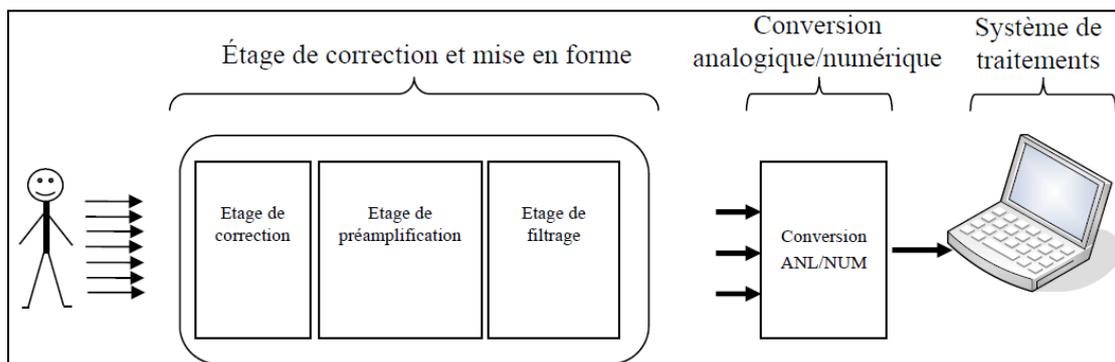


Figure 2.1: chaîne d'acquisition d'un signal ECG [35].

2.3. Méthodes de traitement des HR

L'étape de caractérisation est importante pour la reconnaissance automatique des battements cardiaques, elle permet d'extraire les informations correspond aux indicateurs utilisés par les cardiologues afin de caractériser le cycle cardiaque (intervalles et amplitude des ondes et même le rythme cardiaque), facilite son exploit, soit par les cliniciens soit par les algorithmes de traitement automatique de données. Dans ce travail, la caractérisation des signaux ECG est basée sur la détection du complexe QRS de chaque battement cardiaque pour pouvoir distinguer entre les battements normaux et les battements pathologiques. Elle permet aussi la réduction de dimension de données et conserve l'information interprétable par les spécialistes

Elle est réalisée en deux principales étapes :

- L'étape de prétraitement dont le rôle est d'éliminer les artefacts qui nuiraient à la bonne segmentation des battements.
- Détection des complexes QRS par la localisation des pics R dans le signal ECG [9].
- **La détection du complexe QRS**

Le complexe QRS est la partie la plus significative dans le signal ECG [36]. Sa détection représente une étape très importante pour une analyse automatique du signal ECG [9] afin de localiser les pics R, mesurer la fréquence cardiaque et détecter les anomalies liées à l'arythmie cardiaque [33]. Cela nécessite un traitement du signal très adéquat en appliquant une variété d'algorithmes qui sont très efficaces avec une performance très élevée qui dépasse les 99% en termes de taux de bonne détection.

Nous allons présentés les algorithmes de détection du complexe QRS les plus populaires, et souvent cités dans la littérature [9], [35].

On peut trouver des algorithmes basés sur :

1. Basé sur les filtres numériques
2. Les analyses temps-fréquence et ondelettes.
3. Les transformations linéaires et non-linéaires.
4. Les analyses statistiques (réseau de neurones).
5. Les grammaires de forme (Template Matching) [35].

2.3.1. Détection du complexe QRS par la méthode de Pan & Tompkins

J. Tompkins et J. Pan ont proposé une méthode permettant la détection en temps réel du complexe QRS par la construction d'un filtre passe-bande à partir d'un filtre passe-bas et d'un filtre passe haut [37].

L'algorithme de Pan & Tompkins [34] est une méthode de détection et localisation du complexe QRS dans le signal ECG [36], basé sur l'analyse numérique des pentes, des amplitudes et les intervalles des différentes ondes composant le signal ECG. Son schéma de fonctionnement indiqué sur la figure (2.2) repose sur quatre étages de mise en forma du signal [34] :

1. Filtrage passe bande

Un filtrage passe-bande est proposé pour éliminer les fluctuations de la ligne de base, le bruit du muscle et les interférences du réseau 50Hz [34,38].

2. Dérivation

Le filtre dérivateur numérique sert à calculer la dérivée première pour extraire la pente du signal ECG [7], sa fonction de transfert en Z est la suivante [38] :

$$H(Z) = \left(\frac{T}{8}\right) (-Z^{-2} - 2Z^{-1} + 2Z + 2Z^2) \quad (2.1)$$

3. Transformation non linéaire (mise au carré)

Cette étape consiste à mettre au carré le dérivé du signal ECG filtré [34] point par point [10] selon l'équation suivante :

$$Y(nT) = [X(nT)]^2 \quad (2.2)$$

C'est la transformation non-linéaire, qui permet de détecter les amplitudes fortes et les amplitudes faibles du signal ECG en augmentant le contraste entre le bruit supposé faible et le signal utile supposé fort [34].

4. Intégration

Il s'agit d'une intégration glissante afin de détecter l'énergie de la dérivée du signal ECG. La fenêtre d'intégration doit être à la largeur moyenne, car une fenêtre trop large engendre un seul saut d'énergie pour plusieurs complexes QRS c'est-à-dire le maximum sera décalé par rapport à la position du R, si elle est trop petite, on obtient plusieurs sauts d'énergie pour un seul complexe QRS donc plusieurs pics pour une même onde R.

Dans l'algorithme Pan & Tompkins, la largeur de la fenêtre a été fixée de façon empirique à 150ms [34,38].

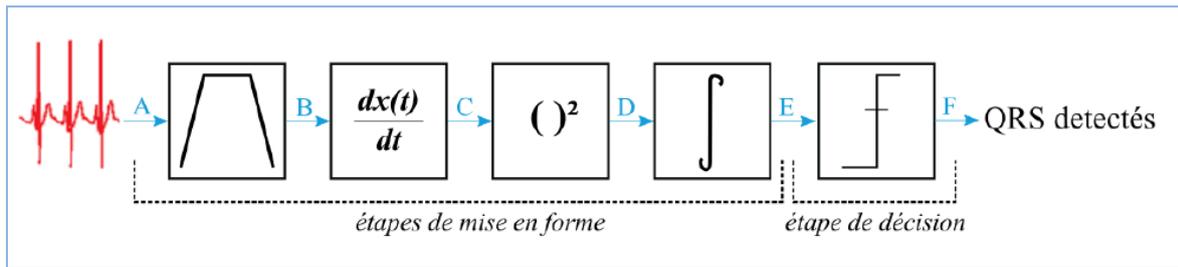


Figure 2.2 : schéma bloc de l'algorithme Pan & Tompkins [34].

2.3.2. Détection des pics R

Les ondes R ont la plus grande amplitude que les autres ondes, leur détection consiste à éliminer les ondes de faible amplitude qui peuvent correspondre au bruit ou aux ondes T en appliquant un seuillage adaptatif [39]. On peut distinguer :

- a. Le seuillage adaptatif en temps.
- b. Le seuillage adaptatif en amplitude.

2.3.3. Intervalles de temps RR

Les battements cardiaques sont causés par la dépolarisation électrique des muscles du cœur qui peuvent être observés sur un électrocardiogramme (ECG). La dépolarisation des ventricules crée le complexe QRS qui est détecté dans l'onde R pour son amplitude élevée et sa meilleure résolution de fréquence que l'onde P, ainsi que son rapport signal sur bruit encore meilleur. Le complexe QRS est utilisé pour obtenir la période de temps en millisecondes entre les battements du cœur qu'on peut définir comme suit :

$$X(t) = s(t+1) - s(t) \quad (2.3)$$

Où $X(t)$ est la série chronologique de l'intervalle RR, et $s(t)$ et $s(t+1)$ sont les temps de l'occurrence de deux ondes R consécutives [8].

On peut calculer le rythme cardiaque en utilisant la formule :

$$Y(t) = 1000 * (60 / X(t)) \quad (2.4)$$

Et le rythme cardiaque moyen sera calculé comme suit :

$$HR = N^{-1} \sum_{t=1}^N y(t) \quad (2.5)$$

2.4. Algorithmes de suppression des artefacts

Lors de l'acquisition du signal ECG, des artefacts de différentes sources peuvent apparaître sur le tracé électrocardiographique. Ces artefacts peuvent conduire à une quantification erronée des IRR et par conséquent une interprétation erronée des données. Cela

a donné naissance à plusieurs études pour éliminer ces perturbations et améliorer la qualité du signal HRV [32].

Berntson et Stowell [40] ont montré qu'un seul artefact peut donner une variance parasite substantielle dans toutes les bandes de fréquences analysées, d'où l'importance de la détection des artefacts pour une analyse efficace de la HRV [41].

Les battements extra-utérins autrement dit les battements ectopiques sont considérés comme des petits changements dans un rythme cardiaque normal qui peuvent mener à des battements cardiaques supplémentaires ou sautés. Nous pouvons distinguer deux types de battements ectopiques : les contractions ventriculaires prématurées et les contractions auriculaires prématurées. Ils peuvent être causés par des changements dans le sang (faible taux de potassium, par exemple), une diminution de l'apport sanguin au cœur ou une hypertrophie du cœur [42].

2.4.1. Travaux consacrés pour l'élimination des artefacts

Des filtres analogiques ou numériques sont utilisés afin d'éliminer les battements ectopiques et réduire leurs influences sur les signaux ECG étudiés en utilisant des techniques de moyenne spatiales ou temporelles [43].

La réduction efficace de bruit supposé aléatoire et stationnaire par la moyenne temporelle nécessite un plus grand nombre de trames de temps qui est proportionnel à la racine carrée du nombre de trames ou de battement moyennés. Ainsi que la méthode de moyennage spatiale présente l'inconvénient de la limitation physique en plaçant un grand nombre d'électrode dans la même région [43,44, 45].

De nombreuses méthodes de filtrage ont été proposées pour l'élimination des artefacts :

- Talmon et al [46] a proposé un filtre gaussien adaptatif pour la détection de complexe QRS des signaux ECG bruyants qui sert à minimiser la distorsion du signal non perturbé.
- Thakor et al [47] ont développé une deuxième méthode d'annulation adaptative du bruit en considérant que le bruit d'électromyographie enregistré à l'aide de deux dérivations orthonormales différentes n'est pas corrélé.
- ARTiiFACT, un outil logiciel de traitement des électrocardiogrammes et des intervalles entre les battements, a été proposé par Kaufmann et al [48].

- Logier et al [49] dans leurs travaux de détection d'algorithmes, ont considéré une fenêtre mobile d'échantillons de 20, des valeurs moyennes de m_{20} et d'écart type σ_{20} , pour établir les deux seuils: $m_{20}-2\sigma_{20}$ et $m_{20} + 2\sigma_{20}$.
- Dans toujours le même but, d'éliminer les artefacts dans les inter-battements, Lippmann et al [50] ont mis en pont plusieurs approches y compris l'interpolation spline linéaire et cubique, l'interpolation prédictive non linéaire et l'exclusion des segments de données contenant une ectopie.

2.4.2. Algorithme proposé pour la suppression des artefacts

Dans notre étude, nous proposons un algorithme qui assure une bonne correction des intervalles RR afin d'exécuter une série de calculs entropique sur des signaux des nouveau-nés sains et qui souffrent d'une EIH, suivant ces étapes :

Étape 1

Normalement, à des stades sains, la fréquence cardiaque normale chez les nouveau-nés peut varier entre 90 et 190 bpm [51]. En cas de maladie, elle peut descendre jusqu'à 60 bpm. En termes de valeurs d'intervalles RR, il correspond à des valeurs supérieures à 1000 ms, du fait de la conversion présente ci-dessous:

$$ms = \frac{60000}{BPM} \quad (2.7)$$

Par conséquent, la première étape de l'algorithme proposé consiste à exclure toutes les valeurs RRI supérieures à 1000 ms, c'est-à-dire inférieures à 60 bpm.

Étape 2

Dans le même contexte que l'étape précédente, l'étape 2 fonctionne également avec des valeurs physiologiquement impossibles. Lors d'événements stressants, la fréquence cardiaque des nouveau-nés peut augmenter jusqu'à 200 bpm. Pour cette raison, la présente étape élimine tous les intervalles RR qui supposent des valeurs inférieures à 300 ms qui correspondent à des intervalles supérieurs à 200 bpm.

Étape 3

Après l'élimination des valeurs physiologiques impossibles, un autre aspect à considérer est les changements brusques dans les petits segments de données. Cette étape

supprime tous les intervalles RR qui sont en dehors d'une plage de +/- 50% de la moyenne des 10 derniers intervalles.

Étape 4

En considérant toujours les changements brusques dans les segments mineurs des données RR, l'étape 4 rejette les intervalles dont la différence par rapport à l'intervalle précédent n'est pas à moins de 5 écart-type de la moyenne des 512 différences précédentes. Ceci est également justifié par la présence sur toutes les formes d'onde ECG de la présence de certains artefacts provoqués par des interférences cliniques, des bruits myoélectriques et d'autres entrées parasites.

Étape 5

Après le processus avec les étapes présentes ci-dessus, qui sont plus axées sur les relations entre des intervalles RR plus proches, il reste encore quelques segments bruyants qui n'ont pas été éliminés. En termes de données, cela signifie que, dans de longs segments de données exclues (représentées par NaN), il y a une ou deux valeurs RR au milieu du segment exclu. Cette situation peut induire des paramètres artificiels et faux valeurs de HRV. Pour corriger cela, toutes les valeurs sont transformées en binaire: NaN à 1 et intervalles RR à 0.

Étape 6

Pour différencier les échantillons valides des perturbations, tout échantillon en dehors du seuil $[m_{20} - 5\sigma_{20}, m_{20} + 5\sigma_{20}]$ est soumis à trois conditions:

$$RR_i < m_{20} - 5 * \sigma_{20} \text{ and } RR_{i+1} > m_{20} + 5 * \sigma_{20} \quad (2.8)$$

$$RR_i < 0.75 * RR_{i+1} \text{ or } RR_{i+1} < 0.75 * RR_{i-1} \quad (2.9)$$

$$RR_i > 2 * RR_{i-1} \quad (2.10)$$

Si l'échantillon est conforme à l'une de ces conditions, il est marqué comme bruit.

Étape 7

Cette étape considère l'écart type de toute la longueur du signal, après toutes les étapes mentionnées précédemment. Le but est d'éliminer (avec un intervalle de confiance de 99%) tous les intervalles dont la différence avec le précédent n'est pas à moins de 5 fois l'écart type total.

Étape 8

La dernière étape considère également les valeurs physiologiquement impossibles. Dans ce cas, il exclut les intervalles qui ont une différence supérieure à 200 ms par rapport au précédent.

2.5. Validation de l'algorithme

La validation de l'algorithme est une étape importante car les méthodes proposées dans notre travail doivent être évaluées et vérifiées, elle est faite en utilisant la sensibilité S_e (*accuracy*) et la prédictibilité P^+ (*precision*) [55]. Ces deux paramètres sont exprimés par les équations (2.14) et (2.15) :

$$S_e = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} \quad (2.14)$$

$$P^+ = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2.15)$$

Avec :

TP : nombre des pics R positive correctement détectés.

FN : nombre des pics R non détectés.

FP : nombre des pics repérés comme étant l'onde R alors qu'il s'agit d'une autre onde.

TN : nombre de pics R négative correctement détectés.

2.6. Méthodes non linéaire

Les méthodes linéaires malgré qu'elles soient utiles dans l'analyse du rythme cardiaque des nouveau nés ou des adultes, présentent plusieurs limites pour caractériser complètement la variabilité du rythme cardiaque [23].

Pour dépasser ses limites, les chercheurs ont exploité d'autres pistes, les plus prometteuses, on peut dire qu'elles portent sur l'analyse de la régularité du rythme cardiaque ou plus généralement sur l'analyse de la complexité de la série temporelle [23].

Parmi les méthodes non linéaires les plus prometteuses, qui assurent la caractérisation et l'analyse des signaux complexes dans le but de séparer entre les sujets sains et malades de notre étude (cas de lésions cérébrales néonatales) nous avons opté pour l'approche entropique.

➤ Etude d'entropie

La complexité d'un signal est liée à la richesse de sa structure mais aussi aux corrélations à travers les multiples échelles, en physiologie, c'est la source des interactions

entre différents mécanismes de contrôle qui provoque l'irrégularité et que l'organisme s'adapte aux perturbations qu'il rencontre [52, 23]

Pour quantifier la complexité dynamique d'une série temporelle et le désordre de temps analysé, des algorithmes basés sur la mesure d'entropie (mesure d'incertitude), appliqué à des signaux temporels, l'évaluation et la définition de l'entropie par différentes façons, de nombreux descripteurs ont été proposé [53, 54, 55], elle est aussi un moyen de traitement non linéaire issu de l'information et caractérisée par son application rapide à la série temporelle [56]. Ils sont fondés sur différents types d'entropie comme l'entropie approché (AppEnt) ou entropie échantillonnée (SamEnt) [23], entropie de Shannon, entropie floue (fuzzy-entropy), entropie multi-échelles. Dans notre étude, on utilise l'entropie échantillonnée, floue, et multi-échelles, afin de déterminer s'il s'agit d'une pathologie ou d'un événement normal (analyse multidimensionnelle).

2.6.1. Entropie approximative (AppEnt)

L'entropie approximative quantifie le degré de régularité et de complexité d'une série temporelle, pour une série temporelle régulière, AppEnt à une valeur faible tandis que pour un système complexe, elle prend des valeurs plus élevées, après les procédures de calcul l'entropie approximative est défini comme suit [57]:

$$AppEn(m, r, N) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \log C_i^m(r) - \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} \log C_i^{m+1}(r) \quad (2.11)$$

2.6.2. Entropie échantillonnée (sample entropy)

L'entropie échantillonnée a été proposé par [54] afin de réduire l'inconvénient major de l'entropie approchée qui se présente dans le biais introduit dans la valeur calculée de l'entropie qui veut dire l'autosimilarité là où la séquence $X(i)$ sera comparée avec les restes des séquences incluant $X(i)$ elle-même et par conséquent, la distance $d [X(i), X(i)]$ est toujours nulle [58, 23].

L'entropie échantillonnée est défini comme suit :

$$SampEn(m, r) = \lim_{N \rightarrow \infty} \left(\frac{-c^{m+1}(r)}{c^m(r)} \right) \quad (2.12)$$

2.6.3. Entropie multi-échelle (MSE)

L'entropie multi-échelle [56,59] quantifie la régularité sur plusieurs échelles de la série initiale. [23], la décomposition de la série temporelle $x(t) = \{x_1, x_2, \dots \dots x_N\}$ en différentes échelles peut se faire en utilisant l'expression suivante :

$$y_j^\tau = \frac{1}{\tau} \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} x_i \quad (2.13)$$

Avec : $1 < j < \frac{N}{\tau}$

En faisant varier le délai τ , on obtient la décomposition de la série temporelle en différentes échelles. Après que la décomposition de la série temporelle est faite, l'entropie approximative, échantillonnée ou floue serait calculée, à chaque échelle. L'ensemble des valeurs représente les valeurs de l'entropie multi-échelles. [58]

2.6.4. Entropie floue (Fuzzy-entropy)

Plusieurs recherches ont constaté que la consistance de l'entropie échantillonné et approximative reste faible, elle est dû (faiblesse) à la discontinuité de la fonction Heaviside θ qui ne peut prendre que 0 et 1 (valeurs binaires), cette discontinuité cause un changement brut de la similarité.

Afin d'éviter cet inconvénient, Chen et al [60] ont proposé de remplacer la fonction Heaviside par en fonction exponentielle (gaussienne), c'est l'entropie floue qui est fondée sur la théorie de la logique floue introduite par Zadeh I [61], la fonction exceptionnelle définie par l'équation suivante :

$$\mu(d, r, n) = e^{-\left(\frac{d}{r}\right)^n} \quad (2.14)$$

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exploité le domaine de traitement, d'analyse et de classifications des signaux non stationnaires dits ECG, on a vu les différents méthodes et algorithmes de correction et de suppression des artefacts des séries chronologiques RR, on peut constater qu'il est important de mentionner que les artefacts peuvent être traités de deux manières: suppression ou estimation.

Après la correction des IRR. Nous avons aussi décrit la méthode entropique (multi-échelles et floue) pour l'analyse de la variabilité du rythme cardiaque périnatale. Dans le but que cet assemblage des algorithmes soit implanté sur des signaux des sujets sains et pathologiques chez les nouveaux nés. Ce qu'on va voir dans notre dernier chapitre.

CHAPITRE III :
RÉSULTATS ET
DISCUSSION

Introduction

Ce chapitre présente les résultats d'implémentation des algorithmes proposés et appliqués sur des données réelles (4 sujets sains et 4 sujets ayant EIH) de la base de données CHARIS DATABASE sous MATLAB.

Le premier pas consiste à définir la base de données utilisée sous l'environnement MATLAB. Ensuite, les résultats obtenus lors de l'application de l'algorithme Pan&Tompkins sur les signaux ECG des nouveau-nés ainsi que les résultats de l'élimination des battements ectopiques lors de l'application de l'algorithme proposé et une évaluation (précision et sensibilité) de ce dernier qui est faite afin de démontrer les résultats globaux de l'algorithme.

A la fin de ce chapitre, une étude d'entropie impliquant la science de la complexité qui a été appliquée en comparant entre les nouveau-nés malades et normaux. L'étude multidimensionnelle, avec différentes méthodes de clusters, sera également présentée dans ce chapitre.

3.1. CHARIS Database

En traitement du signal, la collection d'une base de données est l'une des tâches les plus importantes. Dans notre travail la base de données CHARIS DATABASE a été utilisée.

La base de données CHARIS contient des enregistrements multicanaux de l'ECG, de la pression artérielle (TBA) et de la pression intracrânienne (ICP) des patients diagnostiqués avec un traumatisme crânien (TCC). Les données sont fournies par les membres du projet CHARIS qui vise à systématiser l'analyse des signaux physiologiques pertinents et à créer des algorithmes basés sur les données pour rechercher des prédicteurs potentiels d'événements cliniques aigus chez les patients souffrant de lésions cérébrales aiguës [62].

3.2. MATLAB

MATLAB est un logiciel de calcul numérique interactif dirigé au calcul vectoriel et matriciel avec une puissante librairie de visualisation. Son nom est dérivé de l'anglais MATrix LABoratory. Cette application est commercialisée par la société Mathworks afin de résoudre les problèmes de calcul très complexe d'une façon simple et rapide.

Le logiciel de base est complété par des multiples toolboxes, c'est à dire des boîtes à outils qui représente des bibliothèques de fonctions dédiés à des domaines spécifiés tel que

l'automatique, analyse statistique et le traitement de signal qui est notre cas d'étude dans le but de réaliser des simulations numériques basées sur des algorithmes d'analyse numérique [63].

3.3. Résultats et discussions

3.3.1. Algorithme de détection du complexes QRS

Comme nous avons décrit dans les chapitres précédents, la détection du complexe QRS est une étape primordiale pour l'analyse de la HRV, et le choix de l'algorithme Pan&Tompkins revient à son utilisation abordable et ses résultats satisfaisants dans la détection du complexes QRS et son bonne estimation des pics R, qu'on utilisera pour obtenir la série chronologique RR.

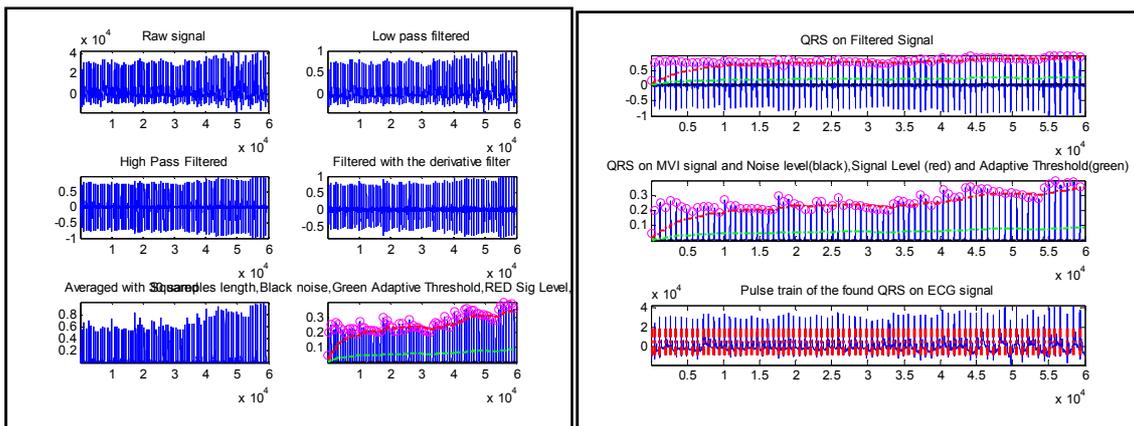


Figure 3.1 : exemple détection des complexes QRS avec Pan&Tompkins.

3.3.2. Algorithme de suppression des artefacts proposé

L'algorithme de suppression des artefacts proposé dans ce travail appliqué sur des porions des signaux prises à partir d'échantillons de données de 5 heures provenant de différents sujets, après l'obtention des intervalles RR (ms). Les résultats obtenus après l'exécution des étapes de suppressions, l'étape 1 et 2 représentent l'exclusion des valeurs impossibles pour une fréquence cardiaque d'un nouveau né, des intervalles RR supérieurs à 1000 ms (60 bpm) et inferieurs à 300 ms (200 bpm). L'identification des changements brusques dans les petits segments est l'objectifs de la troisième étape pour une analyse plus

approfondi, elle supprime tout les intervalles en dehors de la plage de $\pm 50\%$ de la moyenne des 10 derniers intervalles. Même principe pour l'étape 4, elle supprime tous les intervalles dont la différence avec le précédent intervalle ne se situe pas dans les 5 écarts types de la moyenne des 20 différences précédentes. Pour l'étape 5, vise principalement les longs segments de bruit, elle élimine tous les valeurs restantes des intervalles RR dans les longs segments d'artefacts.

Ce qui concerne l'étape 6, elle réutilise le concept des étapes 3 et 4, avec plus de condition aux données analysées, l'étape qui suit (7), élimine tous les intervalles dont la différence par rapport au précédent n'est pas moins de 5 fois écart type total, avec un intervalle de confiance (99%). La dernière étape exclut tous les intervalles qui ont une différence supérieurs à 200 ms du précédent.

Dans cet échantillon de signal, il est possible d'observer des périodes d'artefacts, clairement différentes du signal normal acquis avec l'ECG. Les périodes artefactuelles peuvent varier, selon la source, de quelques secondes à quelques minutes. Il est important de noter que l'utilité des étapes de l'algorithme peut varier en fonction de la quantité et du type de bruit présent. (**Figure 3.2**)

Il est possible de conclure que tous les paramètres prennent des valeurs plus élevées, autour de 90%, à quelques exceptions près (**tableau 3.1**).

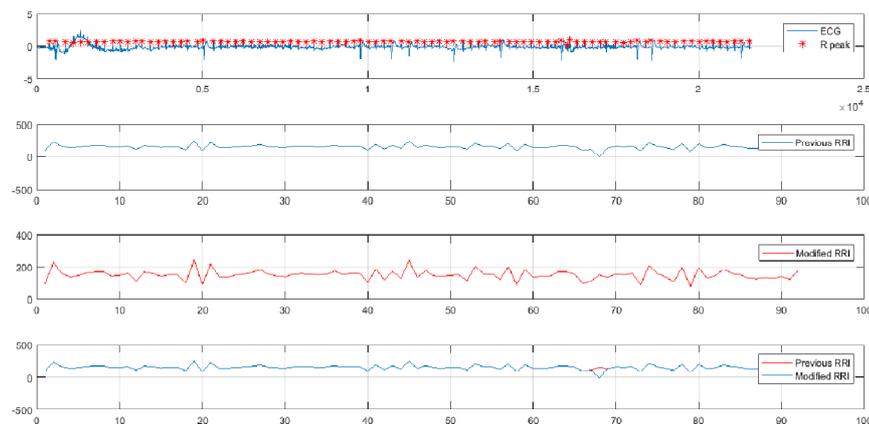


Figure 3.2 : HRV avant et après l'application de l'algorithme de rejet de bruit.

Subjects	Accuracy	Precision
#1 Healthy	99.82	98.20
#2 Healthy	99.80	90.32
#3 Healthy	99.90	92.00
#4 Healthy	99.79	90.10
#1 EIH	99.57	94.24
#2 EIH	99.74	91.55
#3 EIH	99.76	92.86
#4 EIH	98.54	93.05

Tableau 3.1 : Résultats de l'algorithme pour tous les sujets.

3.4. Paramètres HRV

Après le processus de suppressions du bruit, on fait l'analyse des paramètres de la variabilité de la fréquence cardiaque entre les deux groupes sains et EIH. On présente les moyens et les normes des principaux paramètres (HR (fréquence cardiaque, SDNN, RMSSD, pNN50, pNN25 HF, LF, SE).

Lors de la comparaison des groupes sains et EIH, une différence claire a été trouvée: HRV mesurée les paramètres ont été réduits chez les nouveau-nés atteints d'EIH, on a trouvé une réduction de tous les paramètres de la HRV: fréquence cardiaque, SDNN, RMSSD, pNN50, pNN25, basse (LF) qui situe entre [0.004, 0.02] et haute fréquence (HF) [0.02 ,2] et entropie de l'échantillon. SDNN et basse fréquence représentaient les caractéristiques HRV avec une valeur p inférieure ($<0,01$), se traduisant par les paramètres HRV qui sont les plus importants pour différencier les deux groupes. (**Tableau 3.3**).

Pour les autres caractéristiques, toutes supposaient également de bonnes valeurs, à l'exception de RMSSD, car les deux résultats étaient extrêmement similaires.

En ce qui concerne l'HF et la LF, ces caractéristiques ont démontré des valeurs réduites par rapport au groupe sain, ce qui implique une réduction de la fonction autonome globale dans le groupe encéphalopathiques néonatal.

Presque toutes les différences étaient constantes dans le temps, à l'exception de pNN25, pNN50, basse et haute fréquence, comme on peut l'observer sur (**Figure 3.3**), où il y avait une nette augmentation pour le groupe sain.

Il est important de noter que puisque les données analysées étaient petites (4 naissances saines et 4 naissances EIH), Cela traduit une limitation du projet et une suggestion de travaux futurs: l'acquisition de plus d'ECG, que ce soit de nouveau-nés en bonne santé ou EIH, dans le but d'augmenter la taille des données, et donc de réduire les écarts entre les valeurs d'un même paramètre. Les résultats démontrent que la HRV est un outil utile pour la prédiction des résultats neuro-développementaux à long terme, ce qui pourrait être avantageux pour les unités de soins intensifs néonataux sans accès à l'électroencéphalographie, en particulier lorsque des décisions liées à la thérapeutique et aux interventions sont nécessaires. Même lorsque l'EEG est disponible, l'utilisation du HRV comme outil peut être extrêmement bénéfique pour garantir les meilleures options pour le patient.

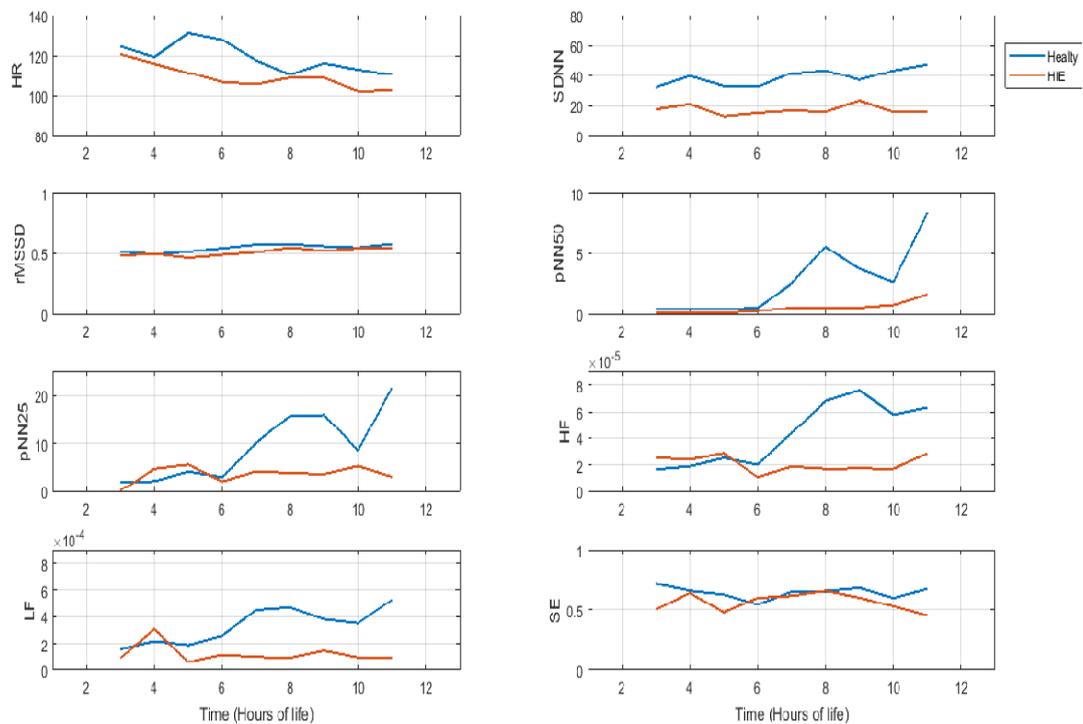


Figure 3.3 : Paramètres de la HRV dans le temps après la naissance (h) des groupes sains et EIH.

Paramètres HRV	Mean ± Standard Deviation (%)		
	Healthy	EIH	p-value
HR	118.97 ± 6.67	109.91 ± 5.62	0.048
SDNN	37.084 ± 5.001	17.087 ± 5.0101	< 0.01
RMSSD	0.5396 ± 0.0292	0.5124 ± 0.0300	0.106
pNN50	2.8720 ± 2.6634	0.4893 ± 0.4955	0.017
pNN25	10.166 ± 7.298	4.5925 ± 1.698	0.018
HF	5.030E-05 ± 3.219E-05	2.703E-05 ± 2.115E-05	0.008
LF	0.00034 ± 0.00012	0.00013 ± 0.00072	<0.01
SE	0.6467 ± 0.1564	0.5680 ± 0.1588	0.015

Tableau 3.2 Moyenne et STD des paramètres HRV pour les deux groupes (sain et pathologique).

3.4.1. Etude d'entropie

L'utilisation de méthodes d'entropie pour définir et quantifier la complexité des signaux physiologiques de la santé et de la maladie dans les données humaines est devenue très populaire au cours des 20 dernières années. Il a été confirmé que l'analyse de la HRV est importante pour la détection précoce et l'évaluation quantitative des maladies, étant donné que différentes méthodes d'entropie font partie de ce groupe. Dans ce travail, l'entropie approximative, l'entropie de l'échantillon, l'entropie multi-échelle et l'entropie floue ont été utilisées pour les séquences RR des groupes EIH et sains (**Tableau 3.3**)

Mesures d'entropie	Mean ± Standard Deviation (%)		
	Healthy	EIH	p-value
ApEn	0.3583 ± 0.0901	0.2127 ± 0.1576	0.0679
SampEn	0.2644 ± 0.0633	0.1394 ± 0.1255	0.0416
MSE	0.5367 ± 0.1048	0.2774 ± 0.2637	0.0313
FuzzyEn	0.1910 ± 0.0328	0.0775 ± 0.0906	0.0078

Tableau 3.3 Les résultats d'AppEnt, SampEn, MSE et FuzzyEn entre les groupes normal et EIH.

Pour toutes les mesures d'entropie, le groupe sain a supposé des valeurs plus élevées, avec un écart type plus petit par rapport aux valeurs EIH. D'après les résultats des échantillons, l'entropie flous ($p=0.0078$) avait une différence significative que les autres, autrement dit, ce résultat a montré que FuzzyEn, pour ces données, a une meilleure performance pour distinguer les nouveau-nés encéphalopathiques ischémiques hypoxiques des nouveau-nés en bonne santé.

En observant les boîtes à moustaches de la **figure 3.4**, il est clair que les plages de distribution des différentes méthodes du groupe EIH sont plus grandes que celles du groupe sain (La comparaison n'a été faite qu'entre deux cas).

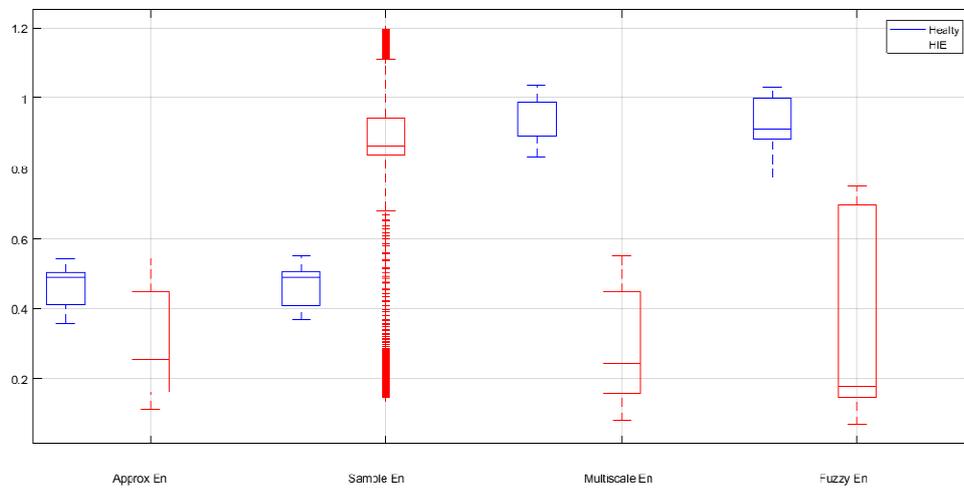


Figure 3.4 : Les plages de distribution d'ApEn, SampEn, MSE et FuzzyEn entre un sujet EIH et un sujet sain.

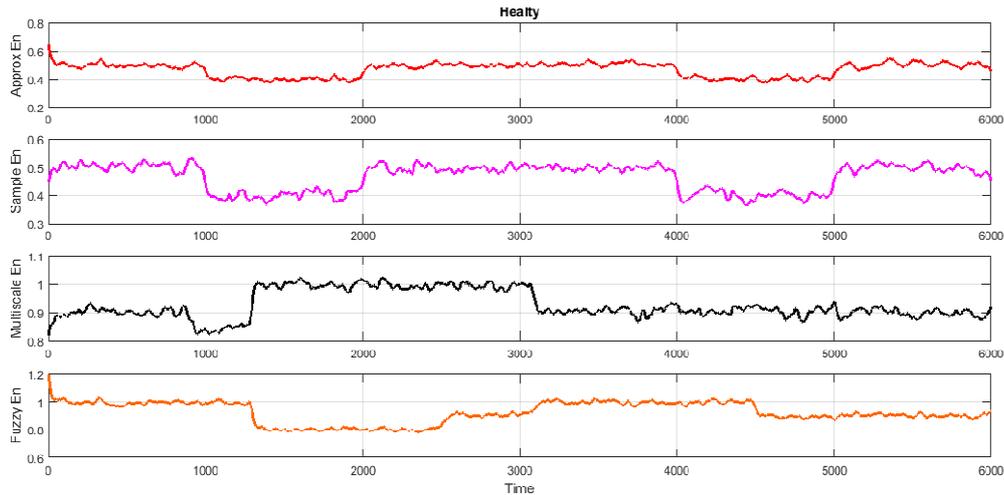


Figure 3.5 : Mesure de différence de stade, échantillon, multi-échelle et entropie floue pour un sujet sain.

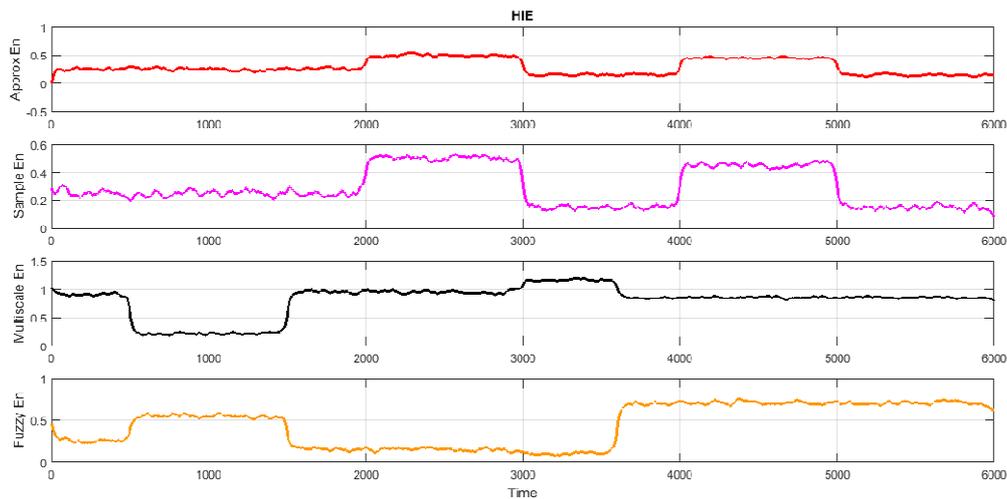


Figure 3.6 : Mesure de différence de stade, échantillon, multi-échelle et entropie floue pour un sujet pathologique (EIH).

Une des raisons de cette situation pourrait être que l'évolution de l'EIH s'accompagne souvent d'une plus grande présence d'artefacts (qui interfèrent avec l'acquisition de la fréquence cardiaque), mais aussi d'arythmies.

En ce qui concerne l'étude d'entropie multidimensionnelle, il a été étudié comment les différentes méthodes d'entropie interagissent les unes avec les autres et quels sont les résultats de cette interface, en particulier pour distinguer et identifier les états EIH et normaux.

Une première analyse, approximative, échantillon et entropie multi-échelles ont été utilisées pendant un segment de temps de données HR qui représentent le moment d'un événement stressant. Après cela, pour les mêmes données, l'entropie approximative a été remplacée par une entropie floue.

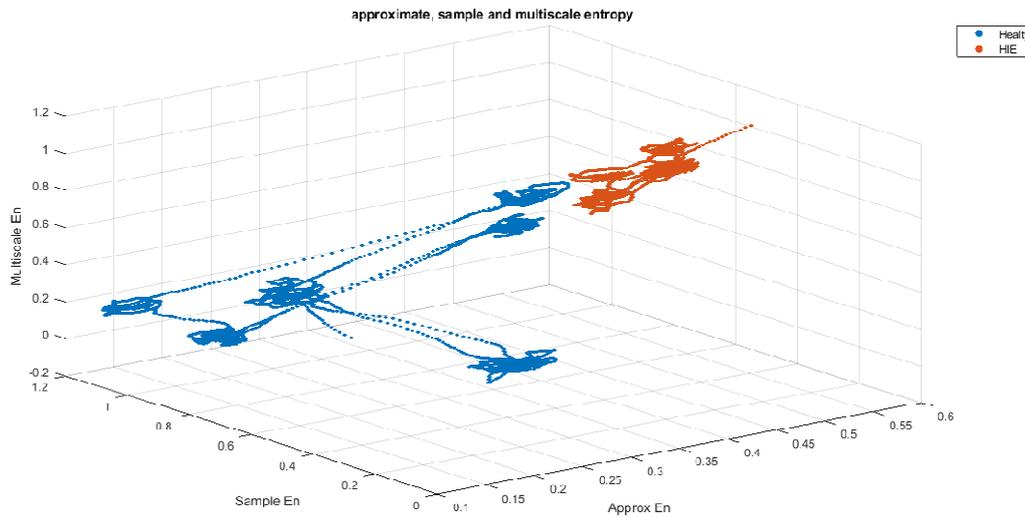


Figure 3.7 : Etude multidimensionnelle impliquant une entropie approximative, échantillon et multi-échelle entre un sujet EIH et un sujet sain.

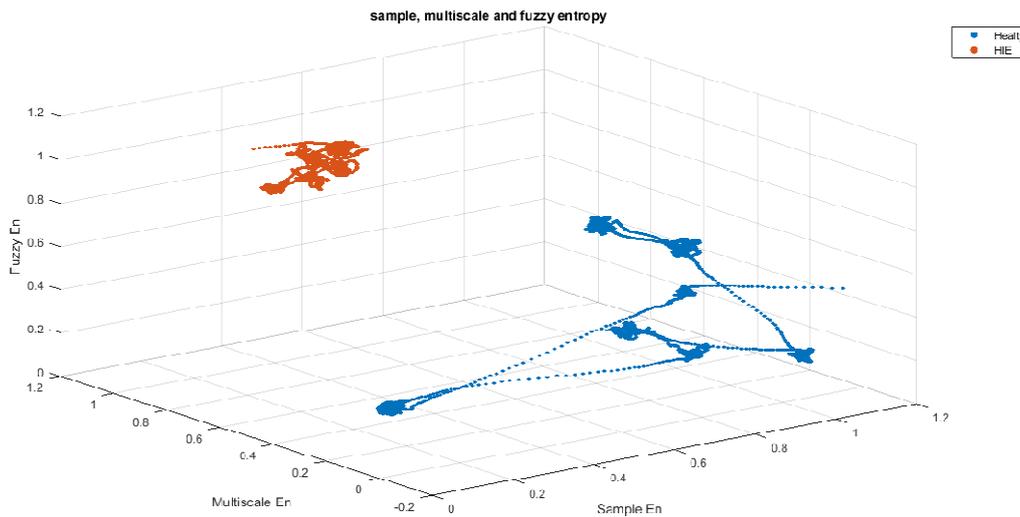


Figure 3.8 : Etude multidimensionnelle impliquant une entropie d'échantillon, multi-échelle et floue entre un sujet EIH et un sujet sain.

Si l'on considère la figure 3.7 et figure 3.8, où elle est appliquée à l'entropie floue plutôt qu'à l'entropie approximative, les résultats sont plus divergents.

Conclusion :

L'algorithme développé dans ce travail s'est concentré sur les aspects mathématiques du temps de battement à battement et sur une méthode bien connue pour éliminer correctement les pics. Son objectif principal est d'identifier les artefacts dans différents types de données ECG, mélangés à des périodes de temps artefactuelles et non artefactuelles. L'algorithme final, en plus de remplir l'objectif décrit ci-dessus, est également adaptable à différents types d'artefacts présents dans le signal, permettant à l'utilisateur, de manière très intuitive, de choisir le type de paramètres et d'étapes à appliquer, en étant facilement utilisable par des professionnels de différents domaines. Cette étude a également démontré des différences significatives dans les paramètres de fréquence cardiaque entre les nouveau-nés en bonne santé et EIH. En outre, en comparant plusieurs méthodes d'entropie, l'entropie floue avait une meilleure performance pour distinguer les sujets EIH des sujets sains. Ces résultats démontrent le potentiel des caractéristiques de la HRV en tant que marqueur physiologique de l'EIH chez les nouveau-nés, ainsi qu'un prédicateur utile des résultats neuro-développementaux à long terme.

CONCLUSION GENERALE

Conclusion générale

Les travaux présentés dans ce travail englobent généralement deux domaines : Le traitement de signal et le biomédical dont l'objectif principale est de traiter le signal ECG des nouveau-nés corrompus par des artefacts (battement ectopique).

La HRV représente un indicateur très significatif non invasif sur l'état de santé des nouveau-nés EIH. Malheureusement, cette caractéristique est influencée par des battements ectopiques qui peuvent mener à des décisions diagnostiques et thérapeutiques erronées et une réduction de la complexité de cet indicateur, d'où la nécessité d'éliminer ces battements avant toute analyse de cette variabilité en appliquant une méthode adéquate et efficace.

L'algorithme de rejet des artefacts décrit dans les chapitres précédents a été appliqué sur des petites portions du signal prises à partir d'échantillons de données de 5 heures provenant de différents sujets afin de sarmenter cet inconvénient.

Les deux premières étapes de cet algorithme consistent à éliminer les valeurs physiologiquement impossibles des IRR, c'est-à-dire les valeurs supérieures à 1000ms et inférieures à 300ms ainsi que la dernière étape qui atteint le même objectif en supprimant les intervalles RR ayant une différence supérieure à 200 ms par rapport à l'intervalle précédent

Dans le cas de longs segments de données exclues, il existe une ou deux valeurs RR au milieu du segment exclu, l'étape 5 sert à éviter ses situations.

Le reste des étapes sert à évaluer l'écart type afin d'identifier les artefacts.

Les résultats de ces étapes ont montré que l'algorithme proposé peut détecter les artefacts dans les électrocardiogrammes des nouveau-nés, avec un taux de rappel global de 95%, qui est l'objectif de son application.

Ce travail contenait une autre étude dont le but est d'identifier les pathologies chez les nouveau-nés basée sur une méthode multidimensionnelle en utilisant les différentes méthodes d'entropie dans la distinction des nouveau-nés en bonne santé et EIH où FuzzyEn avait une meilleure performance.

En perspective, la création d'un l'algorithme qui vérifie les pics R s'il s'agit d'un pic R bien détecté ou d'un battement ectopique avant le traitement être extrêmement bénéfique dans la détection est nécessaire pour une meilleure analyse du HRV et par suite un diagnostic correct.

Références bibliographiques

- [1] B. Lown and RL. Verrier, "Neural activity and ventricular fibrillation", *N Engl J Med*; 294: 1165–70, 1976.
- [2] MN. Levy, PJ. Schwartz eds, "Vagal control of the heart: Experimental basis and clinical implications", Armonk: Future, 1994.
- [3] Task Force of the European Society of Cardiology and the North American Society of Pacing and Electrophysiology: "Heart rate variability Standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use", *European Heart Journal*, 17, 354–381, 1996.
- [4] C. Marco, F. Cerritelli et al "Heart rate variability in the perinatal period". *Frontiers in physiology*.
- [5] S. Byun, Ah. Yong kin et al "l'analyse d'entropie de la variabilité de la fréquence cardiaque et son applications pour reconnaitre le trouble dépressif majeur: une étude pilote".
- [6] N. Lippmann, K. Stein & B. Lerman "Comparison of methods for removal of ectopic in measurement of heart rate variability", *Am J Physiol* 267(Heart Circ. Physiol. 36): H411-H418, 1994.
- [7] Collège des Enseignants de Cardiologie et Maladies Vasculaires Item 309: Electrocardiogramme. Université Médicale Virtuelle Francophone - 2011-2012.
- [8] M. Daoud, 'Analyse de la variabilité du rythme cardiaque pour l'évaluation du système nerveux autonome « Etude de cas physiologique »', Thèse de Doctorat, université de Mostaganem, 2014.
- [9] R.BENALI, «Analyse du signal ECG par réseau adaptif d'ondelettes en vue de la reconnaissance de pathologies cardiaques », Thèse de Doctorat, LABORATOIRE DE GENIE BIOMEDICAL, Université Abou BEKR BELKAID, Tlemcen, Algérie, 2013.
- [10] E. P. D'Alché, *Comprendre la physiologie cardiovasculaire*, Flammarion Médecine-Sciences, 2003.
- [11] D. P. Zipes, J. Jalife, *Cardiac electrophysiology: from cell*, Philadelphia, W.B. Saunders and Company, 2004
- [12] A. Martin, «Développement d'une méthode de mesure des biosignaux acoustiques dans l'oreille occluse », L'école supérieure de technologie, Montréal, Canada, 2016.

- [13] <https://sante.journaldesfemmes.fr/>, consulté le 13/06/2020.
- [14] M. Blondeau, M. Hiltgen, ELECTROCARDIOGRAPHIE CLINIQUE, Masson, 1980.
- [15] DB. Altman, Introduction à l'ECG pédiatrique .2017.
- [16] R. Dubois, " Application des nouvelles méthodes d'apprentissage à La détection précoce d'anomalies en électrocardiographie", thèse de Doctorat, université de Paris 6,2004.
- [17] D. P. Zipes, J. Jalife, Cardiac electrophysiology: from cell, Philadelphia, W.B. Saunders and Company, 2004.
- [18] M. Talbi, «Analyse et traitement du signal électrocardiographique», Thèse de doctorat, Université de Mentouri, Constantine, Algérie, 2011.
- [19] K. Diarra, «La souffrance fœtale aigue dans le service de gynéco obstétrique du CHU de Gabriel Touré de Bamako», Thèse de Doctorat, Université de Bamako, 2006.
- [20] Th. Leti. «Intérêts de la variabilité de la fréquence cardiaque dans les dysautonomies. Médecine humaine et pathologie». Université de Grenoble, 2012. Français.
- [21] J.Marsac, « Heart rate variability: a cardiometabolic risk marker with public health implications », Bull. Acad. Natle Méd, 2013, 197, no 1, 175-186, 2013.
- [22] T. He, G. Clifford, and L. Tarassenko, Application of independent component analysis in removing artefacts from the electrocardiogram. Neural Computing & Applications, 2006. **15**(2): p. 105-116.
- [23]S. Oudjemia, «Analyse des signaux biomédicaux par des approches multi fractales et entropiques : Application à la variabilité du rythme cardiaque fœtal», Thèse de Doctorat, Université de Tizi-Ouzou.
- [24] European Society of Cardiology et al, 1996
- [25] D. Servant, R. Logier, Y. Moustier, M. Goudemand« Heart rate variability. Applications in psychiatry », journal home page L'Encéphale (2009) 35, 423-428, 2009.
- [26] A. Bezaine, «Description et interprétation du rythme cardiaque fœtale par les sages femmes », Université de lorraine, 2017.
- [27] M. Anderson et al. «Gravité de l'Encéphalopathie ischémique hypoxique et variabilité de la fréquence cardiaque chez les nouveau-nés: une revue systématique». Biomedical Center.pub 19/07/2019.

- [28] F. Shaffer, and J.P. Ginsberg, «An Overview of Heart Rate Variability Metrics and Norms». Front Public Health, 2017.
- [29] «Applications pratiques de l'analyse informatisée du rythme cardiaque fœtal par le système Sonicaid oxford 8002 au cours de la grossesse et de l'accouchement». Journal de gynécologie obstétrique et biologie de la reproduction, 30 (1):28 41.
- [30] <https://fr.slideshare.net/Bhourimarwa/rapport-simulationsignal-biomedicaleecg>, consulté le 03/10/2020.
- [31] R. Govindan, et al, A spike correction approach for variability analysis of heart rate sick infants. Physical A: Statistical Mechanics and its Applications, 2016. 444: p. 35-42.
- [32] A. Holzinger, et al. On applying approximate entropy to ECG signals for knowledge discovery on the example of big sensor data. In International conference on active media technology. 2012. Springer.
- [33] B.Ouadi, «Analyse et reconnaissance des signaux vibratoires, Contribution au traitement et à l'analyse des signaux cardiaques pour la télémédecine», Thèse de Doctorat, Université de Bourgogne, France ,2014.
- [34] Z. Benjelloun, « Contribution à l'Amélioration des Performances d'une Chaîne de Mesure de la Fréquence Cardiaque en Milieu Bruité », Thèse de Doctorat, Ecole doctorale science pour l'ingénieur mécanique, micro et nanoélectronique, Université de Marseille, France, 2017.
- [35] C. Meddour, « Acquisition, traitement et analyse d'un signal cardiaque bruité », Mémoire de Magister, Faculté d'électronique et informatique, Université Houari Boumediene, Bab Ezzouar, Algérie, 2010.
- [36]: N.KRICHANE, «Détection du complexe QRS d'un signal ECG », Mémoire d'ingénieur, Faculté de génie électrique et de l'informatique, Université MOULOU MAMMERI, TIZI-OUZOU, Algérie, 2012.
- [37] :K. Bensafia, «Télésurveillance : Transmission sans fil, par voie GSM, et traitement du signal électrocardiographie (ECG) », Thèse de Magister, Université Mouloud Mammeri, Tizi-Ouzou, Algérie.

- [38] : Z.M.Hadj Slimane, «Analyse et synthèse de méthode de détection du complexe QRS du signal électrocardiogramme», Thèse de doctorat, Université Abou Bekr Belkaïd, Tlemcen, Algérie, 2006.
- [39] N. BAAKEK Yettou, « Evaluation et Quantification des interactions des variabilités de l'intervalle Q-T et du rythme cardiaque dans différents cas pathologique », Mémoire de Magister, Laboratoire de Génie Biomédical, Université Abou Bekr Belkaïd, Tlemcen, Algérie.
- [40] G. Berntson, and J.R. Stowell, ECG artifacts and heart period variability: don't miss a beat! *Psychophysiology*, 1998. **35**(1): p. 127-132.
- [41]D.E. Vaillancourt, and K.M. Newell, Changing complexity in human behavior and physiology through aging and disease. *Neurobiol Aging*, 2002. **23**(1): p. 1-11.
- [42] L.Brent, Mitchell et coll: “Rythme supraventriculaire ectopiques”, University of Calgary, 2019.
- [43] He, T., G. Clifford, and L. Tarassenko, Application of independent component analysis in removing artefacts from the electrocardiogram. *Neural Computing & Applications*, 2006. **15**(2): p. 105-116.
- [44] H. Ros, A. Koeleman, and T. Akker, The technique of signal averaging and its practical application in the separation of atrial and His-Purkinje activity. *Signal averaging technique in Clinical Cardiology*, 1981.
- [45] M. Evanich, O. Newberry, and L. Patridge, Some limitations of periodic noise removal by averaging techniques. *J. Appl. Physiol*, 1972. **33**: p. 536-541.
- [46] J. Talmon, J. Kors, and J. Van Bommel, Adaptive Gaussian filtering in routine ECG/VCG analysis. *IEEE transactions on acoustics, speech, and signal processing*, 1986. **34**(3): p. 527-534.
- [47] N.V. Thakor and Y.-S. Zhu, Applications of adaptive filtering to ECG analysis: noise cancellation and arrhythmia detection. *IEEE transactions on biomedical engineering*, 1991. **38**(8): p. 785-794.
- [48] T. Kaufmann, et al., ARTiiFACT: a tool for heart rate artefact processing and heart rate variability analysis. *Behavior research methods*, 2011. **43**(4): p. 1161-1170.

- [49] R. Logier, J. De Jonckheere, and A. Dassonneville. An efficient algorithm for RR intervals series filtering. In Engineering in Medicine and Biology Society, 2004. IEMBS'04. 26th Annual International Conference of the IEEE. 2004. IEEE.
- [50] N. Lippman, K.M. Stein, and B.B. Lerman, Comparison of methods for removal of ectopic in measurement of heart rate variability. American Journal of Physiology-Heart and Circulatory Physiology, 1994. 267(1): p. H411-H418.
- [51] Accuracy of ECG interpretation in the pediatric emergency department.
- [52] <https://www.physionet.org/content/?topic=complexity>, consulté le 12/10/2020.
- [53] S.M. Pincus, and R.R. Viscarello, Approximate entropy: a regularity measure for fetal heart rate analysis. Obstet Gynecol, 1992. 79(2): p. 249-255.
- [54] J.S. Richman, and J.R. Moorman, Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy. American Journal of Physiology-Heart and Circulatory Physiology, 2000. 278(6): p. H2039-H2049
- [55] C. Bandt, & B. Pompe, (2002). Permutation entropy: a natural complexity measure for time series. Physical review letters, 88(17), 174102.
- [56] M.Costa, A.L.Golberger et C.K.PENG. «Multiscale entropy analysis of Complex physiologic time series ».physical Review letters 89, 068102, 2002.
- [57] S.M. Pincus and W.-M. Huang, «Approximate entropy: statistical properties and applications. Communications in Statistics-Theory and Methods», 1992. **21**(11): p. 3061-3077.
- [58] N. Dib, « Analyse non linéaire des différents intervalles du signal ECG en vue d'une reconnaissance de signature de pathologie cardiaque », Thèse de doctorat, Université Abou Bekr Belkaid Tlemcen, Algérie.
- [59] [Costa et al., 2008] Costa, M. D., Peng, C.-K.et Goldberger, A. L. (2008). Multi-scale analysis of heart rate dynamics: entropy and time irreversibility measures. Cardiovascular Engineering, 8(2):88–93.
- [60] W.T. Chen, Z.Z. Wang, H. Xie, Yu W.,” Characterization of surface EMG signal based on fuzzy entropy” ,IEEE Trans. Neural syst. Rehabil.Eng,15 (2007) 366-272.

[61] L. Zadeh, Fuzzy sets, Information and control, 8 (1965) 338- 353.

[62] <https://physionet.org/>, consulté le 25/11/2020.

[63] <https://www.mathworks.com/>, consulté le 25/11/2020.

Résumé

L'encéphalopathie hypoxique-ischémique (EIH) est une complication grave à la naissance qui touche environ 1 à 6 nouveaux nés à terme sur 1000, en raison de la privation d'oxygène et du flux sanguin vers le nouveau né pendant la naissance. L'hypothermie est utilisée comme une thérapie préventive d'EIH, mais présente des limites majeurs à la réalisation de la neuroprotection prévu et totalement bénéfique dans la pratique clinique dont les chercheurs font appel à des méthodes non invasives en temps réel dans le but de la reconnaissance des pathologies.

La variabilité de la fréquence cardiaque (HRV) est considérée comme étant un biomarqueur potentiel pour des lésions cérébrales périnatal extraite de l'électrocardiogramme (ECG). Par définition, la HRV reflète l'interaction complexe de l'innervation sympathique et parasympathique du cœur. Son utilité est de plus en plus étudiée chez les nouveau-nés. Elle pourrait bénéficier aux patients en facilitant la stratification précoce d'une maladie et la mise en œuvre du traitement le plus approprié.

La présence des artefacts (Battements ectopiques) rend l'extraction parfaite des paramètres physiologiques presque impossible ce qui a donné naissance à un nombre important des méthodes et algorithmes afin d'identifier et supprimer ces artefacts.

De cette manière, notre travail propose une méthode adéquate et robuste pour l'identification et l'élimination des battements ectopiques présents dans un signal extrait de la base de données CHARIS DATABASE pour une étude d'entropie (Reconnaissance) après la détection des pics R par l'algorithme Pan&Tompkins.

Mots clés : HRV, Etude d'entropie, suppression des artefacts, CHARIS DATABASE, ECC.

Abstract

Hypoxic-ischemic encephalopathy (HIE) is a serious complication at birth that affects about 1 to 6 in every 1000 full-term babies, due to oxygen deprivation and blood flow to the newborn during birth. Hypothermia is used as a preventive therapy for EIH, but has major limitations in achieving the intended and fully beneficial neuroprotection in clinical practice where researchers use non-invasive real time methods for the purpose of recognition of pathologies.

Heart rate variability (HRV) is considered to be a potential biomarker for perinatal brain readings from the electrocardiogram (ECG). By definition, HRV reflects the complex interplay of sympathetic and parasympathetic innervations of the heart. Its usefulness is being studied more in newborns. It could benefit patients by facilitating the early stratification of disease and the implementation of the most appropriate treatment.

The presence of artefacts (ectopic beats) makes the perfect extraction of physiological parameters almost impossible, which has given rise to a large number of methods and algorithms to identify and eliminate these artefacts.

In this way, our work proposes an adequate and robust method for the identification and elimination of ectopic beats present in a signal extracted for the CHARIS DATABASE for an entropy study(recognition) after the detection of peaks R by the algorithm Pan & Tompkins.

Key words: HRV, Entropy study, suppression of artefacts, CHARIS DATABASE, ECG.