

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF - M'SILA

FACULTE : MATHÉMATIQUES ET INFORMATIQUE

DEPARTEMENT : INFORMATIQUE

N°:.....



DOMAINE : MATHÉMATIQUES ET INFORMATIQUE

FILIERE : INFORMATIQUE

OPTION : RÉSEAUX ET TECHNOLOGIE DE L'INFORMATION ET DE LA COMMUNICATION.

Mémoire présenté pour l'obtention Du diplôme de Master Académique Par :

- **CHELLALI AMMAR**
- **CHERUI YUCEF**

Intitulé

Contributions à l'analyse et au traitement des signaux biomédicaux : application aux électrocardiogrammes et l'électromyogrammes.

Soutenu devant le jury composé de :

BENOUIS Mohamed

Université de M'sila

Encadreur

Année universitaire : 2020/2021

Dédicace I

Je dédie ce modeste travail :

A mes chers parents ma mère et mon père

*Pour leur patience, leur amour, leur soutien et leur
encouragement.*

A mes frères.

A mes amis et mes collègues groupe RTIC.

*Sans oublier tous les professeurs que ce soit du
Primaire, du moyen, du secondaire ou de
L'enseignement supérieur.*

CHELLALI AMMAR



Dédicace II

Je consacre cette modeste œuvre, en premier lieu, à mes chers êtres ;

Mes parents qui ont toujours aimé me voir réussir. À mon père pour son soutien moral et financier, les énormes sacrifices et les encouragements qu'ils m'ont apportés tout au long des années scolaires.

Pour ma mère, l'ange de l'âme, source d'espérance et de tendresse, pour ton amour, pour tout ce que j'ai sacrifié, tu es la mère parfaite de mes chers frères, et ma chère sœur pour tous les bons moments que j'ai passés avec toi.

"Je vous souhaite une vie heureuse pleine de succès dans tous les domaines" pour tous mes amis et surtout : Mon ami Chellali Ammar. Et surtout mon cher professeur Ben Weiss Mohamed, tous mes camarades de classe sans exception. A toute la famille.

CHÉRUI YOUCEF



Remerciements

Au terme de ce modeste travail je voudrais exprimer ma Profonde gratitude au bon DIEU « الله ».

Qui m'a donnée la volonté et la patience pour achever mes études. A Mon Encadreur

Mr : Benouis Mohamed

Votre compétence, votre encadrement ont toujours suscité mon profond respect.

Je vous remercie pour votre accueil et vos conseils.

Veillez trouver ici, l'expression de mes gratitude et de ma grande estime.

Je dois un remerciement à tous les enseignants de faculté de mathématiques et D'informatique, pour leurs qualités scientifiques et pédagogiques.



TABLE DES MATIERES

Dédicace I	I
Dédicace II.....	II
Remerciements	III
Table de matières	IV
Liste des figures	VI
Liste des tables.....	VII
Liste des abréviations	VIII
Introduction Générale	1

CHAPITRE I LES SIGNAUX BIOMEDICAUX

I.1 Introduction	2
I.2 Nature électrique des signaux biomédicaux.....	2
I.3 Définition des signaux biomédicaux	2
I.3.1 Signal Electrocardiogramme (ECG).....	3
I.3.2 Signal Electromyogramme (EMG).....	4
I.4 Mesures des signaux physiologiques.....	5
I.4.1 Capteurs pour l'Electrocardiogramme (ECG).....	6
I.4.2 Capteurs pour l'EMG.....	7
I.5 Domaines d'utilisation des signaux biomédicaux	9
I.6 Conclusion	9

Chapitre II Les Méthodes D'extraction Caractéristiques

II.1 Introduction	10
II.2 Méthodes temporelles	10
II.2.1 le signal ECG	10
II.2.1.1 Statistiques descriptives.....	11
II.2.1.1.1 Mesure directe des périodes R-R	11
II.2.1.1.2 Différence entre les périodes R-R	12
II.2.1.2 Méthodes géométriques.....	13

II.2.2 Le signal EMG	16
II.3 Méthodes fréquentielles	17
II.3.1 Le signal ECG	17
II.3.1.1 Méthodes non paramétriques	18
II.3.1.2 Méthodes paramétriques.....	20
II.3.2 Le signal EMG	22
II.4 Les motif binarise locaux.....	23
II.4.1 Le motif binaire local unidimensionnelle.....	23
II.5 Conclusion.....	25

Chapitre III : Résultats, analyse et discussions

III.1 Introduction	26
III.2 Outils et environnement du travail	26
III.2.1 Dispositifs matériels et de développement	26
III.2.2 Approche proposée	26
III.2.2.1 Les signaux ECG	26
III.3 Description de la base MIT-ID	27
III.4 Phase de prétraitement	28
III.5 Extraction de caractéristiques	31
III.6 Description de l'analyse Électromyographie de surface (SEMG).....	34
III.7 Approche proposée	36
III.8 Conclusion	49
Conclusion General	40
Bibliographie	41

Liste des Figures

Figure I.1: Anatomie simplifiée du cœur humain.....	03
Figure I.2: Signal ECG typique.....	04
Figure I.3: Schéma illustrant la production du signal EMG	05
Figure I.4: un block diagramme de production d'un signal EMG.....	05
Figure I.5: Le triangle d'EINTHOVEN pour le branchement des 3 dérivation ECG.....	06
Figure I.6: Branchement pour la dérivation II (Lead II) d'un ECG.....	07
Figure I.7: Montage électrique simplifié pour acquérir un signal EMG d'un muscle.....	08
Figure I.8: Amplificateur d'instrumentation pour acquérir un signal EMG d'un muscle.....	08
Figure II.1: Exemple de graphe de Poincaré pour une série de périodes R-R.....	14
Figure II.2: le signal ECG original.	15
Figure II.3: Deux tachogrammes (a et b) avec leurs spectres de fréquence.....	21
Figure II.4 : L'analyse d'un signal (EMG ou ECG) par 1D'LBP.....	24
Figure II.5: Le mécanisme de l'extraction de la technique 1D-LBP.....	25
Figure III.1: L'approche proposée (classification des signaux ECG)	27
Figure III.2: Exemples de muscles squelettiques.....	29
Figure III.3: ECG signal prétraité.....	30
Figure III.4: un segment d'un signal ECG filtré avec la détection des points PQRS.....	30
Figure III.5: Histogramme uniforme d'un signal ECG codé par le motif binaire locale unidimensionnelle.....	32
Figure III.6: Comparaison des performances de reconnaissance d'un individu pour la technique 1DLBP sur la base de données ID	33
Figure III.7: 5 Mouvement des doigts.....	35
Figure III.8: Principaux mouvements préhensiles.....	35
Figure III.9: illustration des signaux EMG engendré par deux canaux de la main artificielle (six activités)	36
Figure III.10: illustration l'énergie fréquentielles du signaux EMG engendré par deux canaux de la main artificielle (six activités)	36
Figure III.11: L'approche propose (classification des signaux EMG)	37
Figure III.12: Histogramme uniforme d'un signal EMG codé par le motif binaire locale unidimensionnelle	38
Figure III.13: le taux de classification de six mouvements par l'approche 1DLBP avec diffèrent longueur de segment.....	38

Liste Des Tables

Table I.1 : Les application de l'ECG et L'EMG..... 09



LISTE DES ABREVIATIONS

ECG :	L'électrocardiogramme
EMG :	L'électromyogramme
EEG :	L'électroencéphalogramme
UM :	Unité motrice
SDNN :	Standard Déviation of NN intervalles
SDANN :	Standard Déviation of the Averages NN intervalles
NN :	Normal to Normal intervalle
VRC :	Variabilité du Rythme Cardiaque
FC :	Fréquence Cardiaque
SD :	Standard déviation
FFT :	Fast Fourier Transform
DSP :	Densité Spectrale de Puissance
KNN :	K-Nearest Neighbor



Introduction Générale

Avec l'émergence du « les objets médicaux connectés », les applications de traitement signaux biomédicaux sont déployés dans plusieurs secteurs technologiques : télécommunications, multimédia, ingénierie médicale, télédétection satellitaire, synthèse d'images, réalité virtuelle, traitement automatique du langage naturel, de la parole et des documents, etc. L'analyse d'un signal d'un corps humain est une discipline cruciale laquelle s'intéresse au des techniques de traitement avancées afin l'interpréter d'une manière intelligente. Parmi les étapes incluant dans l'analyse d'un signal médical, on peut citer : la la collection, le filtrage, la compression de données, la transmission de données, le débruitage, la prédiction, l'identification, la classification, etc. Ce dernier est considéré une étape émergente dans l'analyse des signaux physiologiques pour en extraire les caractéristiques importantes et étudier leur pertinence dont vont dédier à une application spécifique. Le traitement et l'analyse des signaux biomédicaux, tels que l'électrocardiogramme (ECG) et l'électromyogramme (EMG), sont d'une nécessité primordiale dans plusieurs disciplines de la médecine. Particulièrement, la détection et la classification des événements dans un signal suscitent un intérêt grandissant depuis plusieurs années dans le domaine de l'ingénierie biomédicale. Les applications biomédicales se progressent grâce aux avancées dans les divers domaines du traitement du signal. C'est dans le cadre des signaux biomédicaux que notre mémoire s'inscrit : le but de ce travail est de développer une application intelligente basée sur l'extraction des caractéristiques signaux biomédicaux à savoir l'électrocardiogrammes (ECG) et l'électromyographie (EMG). L'objectif de ce travail est de proposer une méthode d'extraction des caractéristiques, baptisée le motif binaire locale uni dimensionnelle (1D-LBP) afin trouver les valeurs importantes qui nous veulent aider à caractérise d'un signal ECG et EMG. Afin valoriser la performance de cette technique proposée, deux applications sont étudiées, l'identification d'un être humain et les prothèses cardiaques ou bien dans les systèmes d'interface homme-machine basés sur les signaux EMG. Ceux-ci représentent un souci majeur de la santé mondiale et nationale pour diminuer la mortalité et améliorer la qualité de vie chez les patients atteints des maladies cardiovasculaires ou des handicaps physiques.

Ce mémoire s'articule en trois chapitres :

Le premier chapitre propose une introduction à la production des signaux biomédicaux par une brève description l'anatomie de cœur et de muscle d'être humain.

Le deuxième chapitre est partagé en trois parties. Dans la première partie nous présenterons les méthodes utilise lors l'extraction des caractéristiques d'ECG mentionnés dans la littérature. Dans la première partie nous présenterons les méthodes utilise lors l'extraction des caractéristiques d'EMG le plus parles dans la littérature. À la dernière partie nous présenterons notre approche propose(1D-LBP) dans ce contexte.

Au dernier chapitre, nous exposons les résultats expérimentaux et discussions. Ce mémoire est terminé par une conclusion générale mettant en relief les résultats obtenus ainsi que des perspectives à réaliser à long terme.



CHAPITRE I

LES SIGNAUX BIOMÉDICAUX

I.1 Introduction

Le traitement des signaux biomédicaux (en anglais, Biomedicale signal pressing) est l'une des grandes branches du traitement de signal. Il est utile pour analyser les signaux électriques générés par un système biomédical. Les signaux du vivant sont sous-tendus par des mécanismes complexes, rarement réductibles à des sources élémentaires. Leur nature, les propriétés des tissus dans lesquels ces signaux se propagent la localisation des capteurs et leur arrangement, leur caractère hétérogène ou pas vont déterminer l'information qu'il sera possible d'extraire sur la fonctionnalité d'une sous-structure, d'un organe ou d'un système à des fins diagnostiques. Les méthodes de traitement du signal vont permettre de détecter, segmenter, typer et classifier les événements et les signatures portées par ces observations, estimer les relations qu'elles entretiennent et, dans certaines situations, prédire, décider et suivre des processus pathologiques. Les technologies, dans ce même cadre, ne sont plus seulement une ressource mais un élément devant évoluer simultanément avec le traitement de l'information ou le faisant évoluer par leur dynamique propre. Dans ce chapitre on va faire l'étude de deux signaux principaux : l'électrocardiographie (ECG), l'électromyographie (EMG).

I.2 Nature électrique des signaux biomédicaux

I.3 Définition des signaux biomédicaux

Les signaux physiologiques sont produits par des organes humains. Chacun de ces signaux traduit et donne une image de l'activité d'un organe physiologique et informe, ainsi, sur l'état de santé de cet organe. Les signaux physiologiques de notre intérêt (ECG : Electrocardiogramme, EMG : Electromyogramme).

I.3.1 Signal Electrocardiogramme (ECG)

Le signal ECG traduit l'activité électrique du muscle cardiaque. L'anatomie simplifiée du cœur humain est présentée dans la figure qui suit [4][5] :

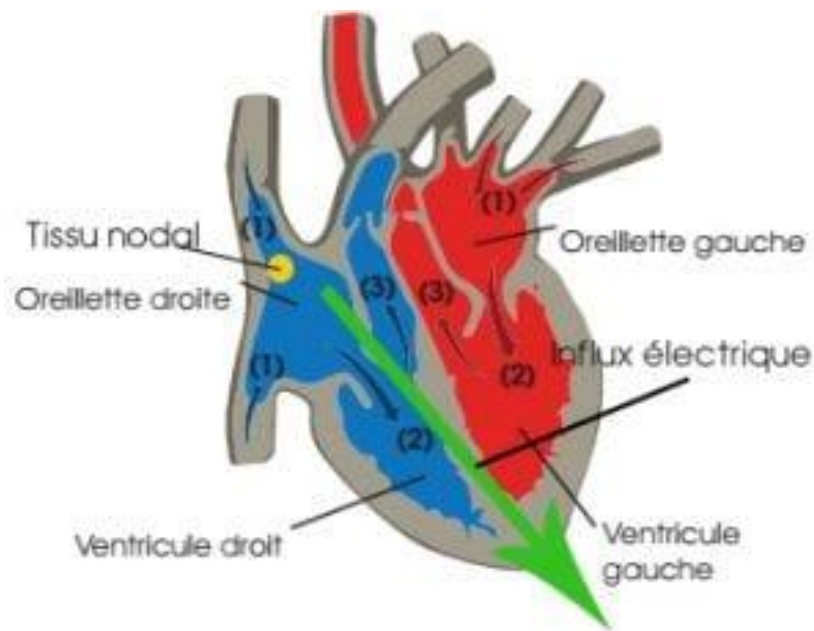


Figure I.1 Anatomie simplifiée du cœur humain

Le signal ECG est généré comme suit :

Le « Firing » (la stimulation) est assuré par le nœud sino-atrial.

- Cela produit la dépolarisation des deux oreillettes ce qui fait apparaître l'onde P.
- Ensuite vient la pause PQ.
- Après vient la dépolarisation des deux ventricules (survenue du complexe QRS)
- La pause ST apparaît derrière.
- A la fin les deux ventricules se repolarisent (apparition de l'onde T).

Normalement, le rythme cardiaque se répète régulièrement et perpétuellement tant que le cœur fonctionne correctement.

L'onde typique du signal ECG normal est représentée par la figure I.2

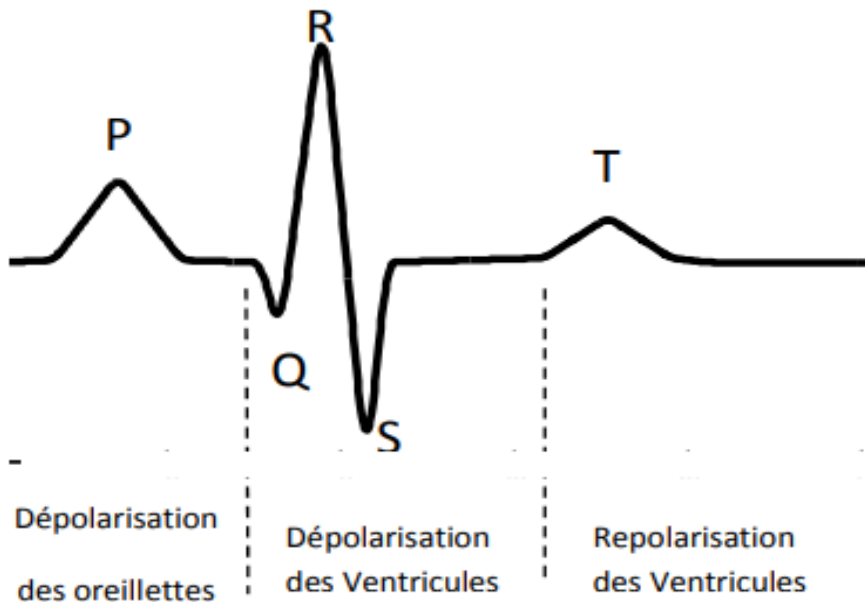


Figure I.2 Signal ECG typique

Donc un battement (beat) contient Une onde P, un segment de pause PQ, un complexe QRS, un segment de pause ST et enfin une onde T. Il est à noter que l'enregistreur des signaux ECG (l'Electrocardiographe) peut acquérir plusieurs signaux ECG (Electrocardiographe à 12 dériviatiions par exemple).

I.3.2 Signal Electromyogramme (EMG)

Un muscle est formé de plusieurs unités motrices (UM). Une UM peut être excitée de deux Manières. La première façon est naturelle, il s'agit d'une stimulation naturelle à travers d'un signal neuronal émis. Quant à la deuxième manière est externe. La figure 1.3 illustre un exemple explique comment produit un ensemble de potentiels d'actions qui formeront un signal EMG qui pourra être collecté par la chaine d'électrode [3].

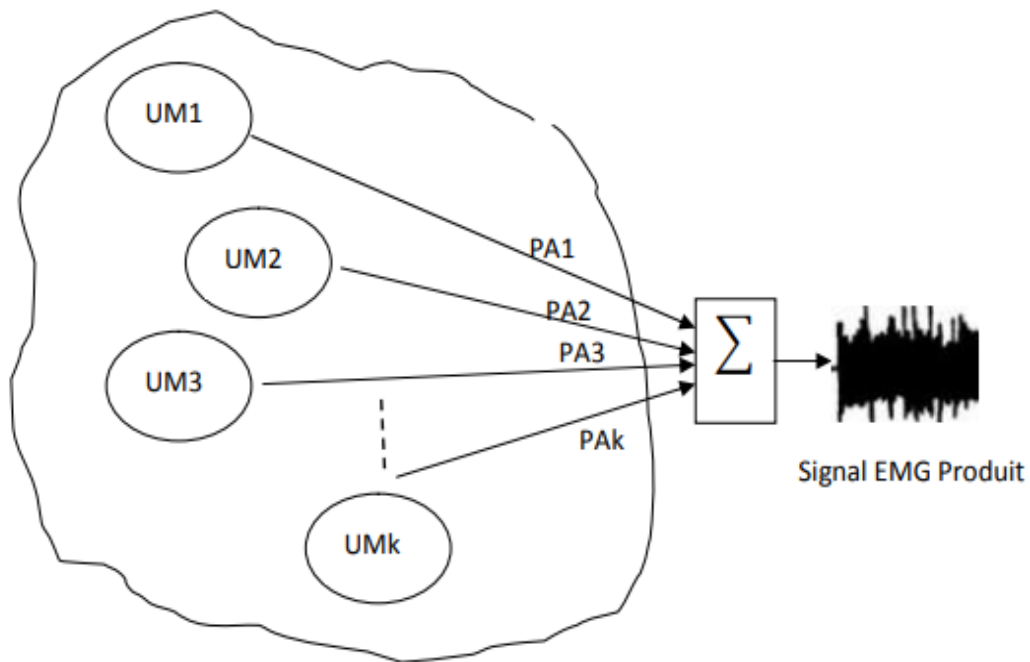


Figure I.3 Schéma illustrant la production du signal EMG

I.4 Mesures des signaux physiologiques

Définition

Les signaux physiologiques sont des indicateurs, par leur analyse, sur l'état de santé de l'humain. Les divers signaux biomédicaux nécessitent une acquisition par une carte d'acquisition pour subir un éventuel traitement. La partie purement acquisition de cette chaîne se traduit par la figure 1.4 simplifié qui suit :

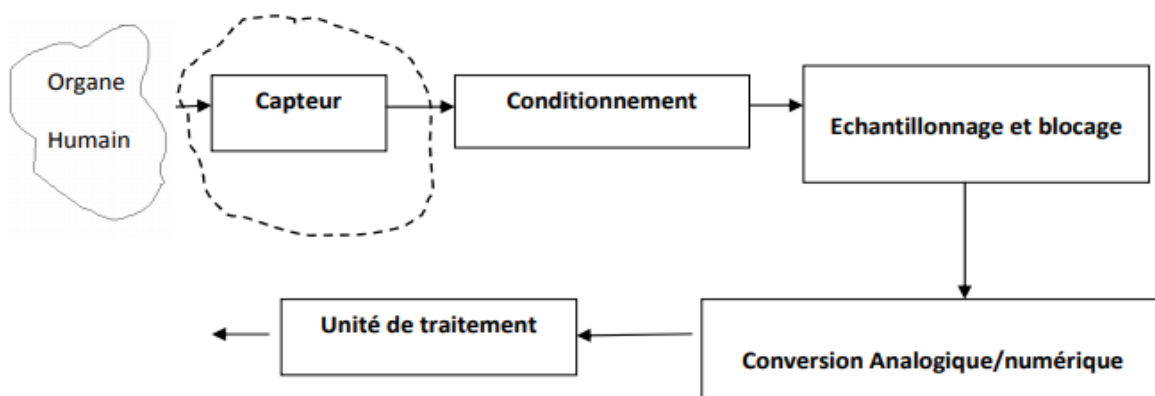


Figure I.4 un block diagramme de production d'un signal EMG

Dans ce chapitre, nous allons, se préoccuper en premier lieu des différents types de capteurs liés aux divers signaux physiologiques (ECG, EMG, ...). L'un des paramètres d'acquisition le plus exigé à être respecté, est la fréquence d'échantillonnage F_e (ou inversement son équivalence temporelle : la période d'échantillonnage $T_e = 1/F_e$). Donc, un signal analogique $x(t)$ est échantillonné correctement pour avoir un signal échantillonné $x(n \cdot T_e)$, si : $F_e \geq 2 \cdot F_{max}$.

I.4.1 Capteurs pour l'Electrocardiogramme (ECG)

Le signal Electrocardiogramme dont l'abréviation est (ECG), est peut-être, de loin, le signal le plus investis et le plus utilisé pour informer sur l'état de santé cardiaque. Le modèle historique de l'acquisition des signaux ECG se schématise selon le modèle d'EINTHOVEN [1][2].

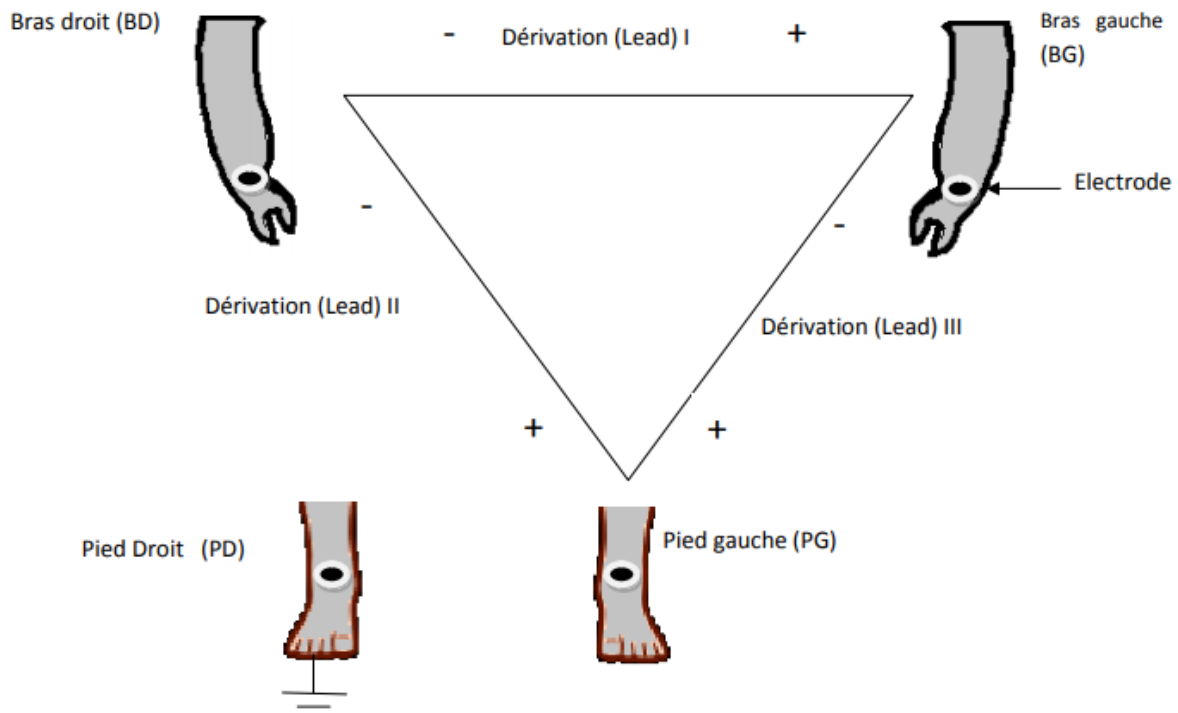


Figure I.5 Le triangle d'EINTHOVEN pour le branchement des 3 dérivation ECG

Un exemple d'acquisition de la célèbre dérivation II (Lead II) est illustré par le schéma simplifié qui suit. Il s'agit d'un amplificateur d'acquisition selon la figure 1.6 de dessous :

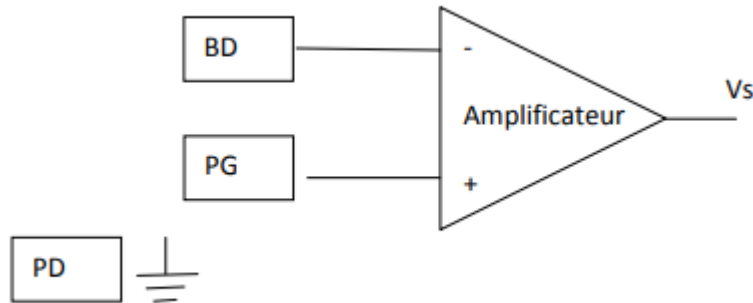


Figure I.6. Branchement pour la dérivation II (Lead II) d'un ECG

Remarque : L'amplificateur ici est un schéma synoptique d'un amplificateur autour d'un Ampli-Op ou plus.

I.4.2 Capteurs pour l'EMG

Concernant le signal électromyogramme (EMG), comme précédemment évoqué, il traduit l'activité électrique d'un muscle. Un capteur peut-être utilise trois électrodes ou deux électrodes liées aux entrées différentielles de l'amplificateur et une électrode utilisée comme référence [6].

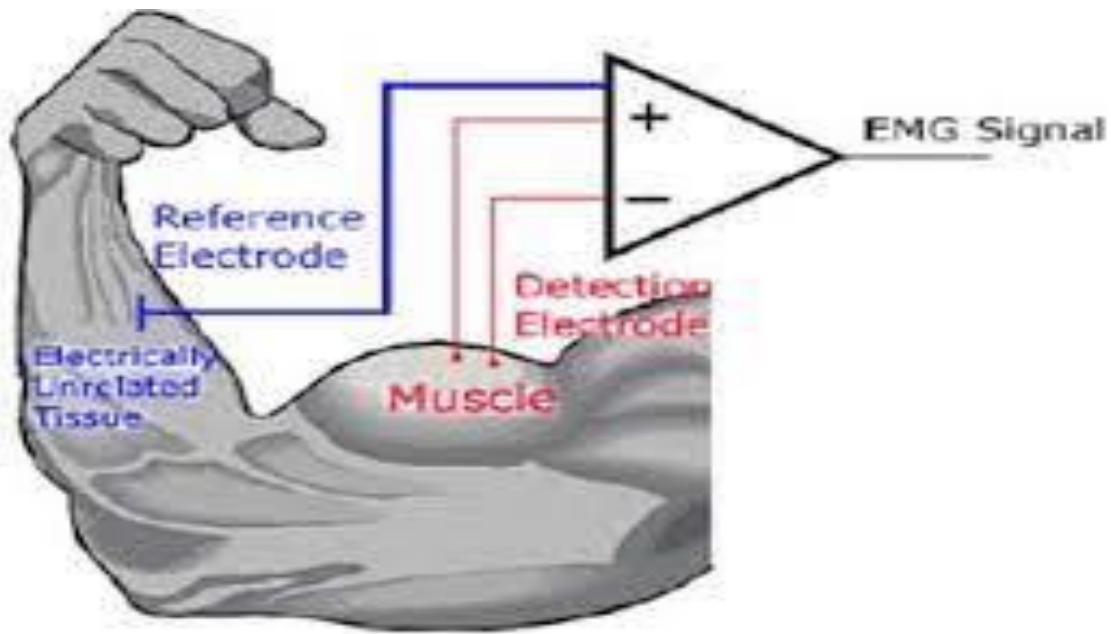


Figure I.7. Montage électrique simplifié pour acquérir un signal EMG d'un muscle

Lors l'acquisition des signaux ECG et EMG, il est très important les procédés par un amplificateur qui est baptisé amplificateur d'instrumentation [6].

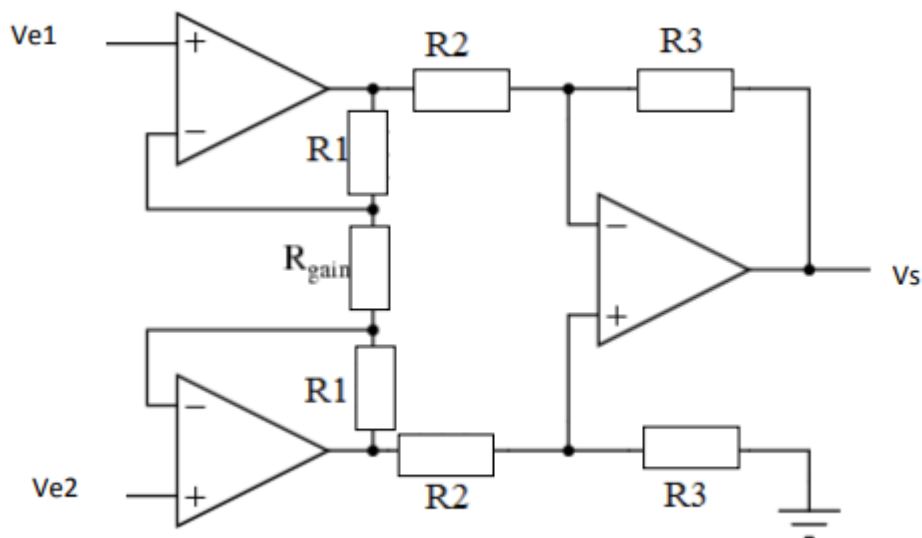


Figure I.8. Amplificateur d'instrumentation pour acquérir un signal EMG d'un muscle



I.5 Domaines d'utilisation des signaux biomédicaux

Signal	Domaine
ECG	<ul style="list-style-type: none"> ➤ -L'analyse de rythme de cœur ➤ -La détection des anomalies vasculaires ➤ -identification d'être humain
EMG	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Utilisé dans le domaine de robotique qui ressemble à un humain est fait dans ses mouvements. ➤ Il est utilisé pour restaurer l'état normal de mouvement musculaire chez une personne après avoir subi un accident ou une paralysie

Table I.1 : Les application de l'ECG et L'EMG.

I.6 Conclusion

Dans la première partie du chapitre. Nous avons expliqué l'anatomie du cœur humain et expliqué comment la production les signaux biomédicaux à travers des diagramme spécifiques EMG peut être se différent selon le type d'application. Dans la deuxième partie du chapitre, on va expliquer comment manipuler des signaux ECG et EMG via les techniques IA.



Chapitre II Les Méthodes D'extraction Caractéristiques

II.1 Introduction :

Les signaux biomédicaux sont considérés une information très difficile au fur leur utilisation par les utilisateurs (ex : médecin), car le signal engendré par un organe présente de nombreuses sources variantes (telles que des données bruitées, une variabilité intra-classe, des similitudes entre classes, etc.). Généralement, l'information caractérisée un signal peut être représentée dans l'espace temporelle, fréquentielle, ou les deux. Dans ce chapitre on va expliquer brièvement les méthodes le plus utilisées dans l'analyse et le traitement des signaux biomédicaux.

II.2 Méthodes temporelles :

II.2.1 le signal ECG :

L'analyse de la variabilité du rythme cardiaque (VRC) peut être effectuée dans le domaine temporel en mesurant les durées entre les intervalles R-R normaux et leur déviation standard (écart-type) sur l'ECG. Les valeurs obtenues des intervalles R-R sont ensuite représentées graphiquement en fonction du temps, ce qui donne une courbe appelée Tachogramme ou Histogramme de la fréquence cardiaque (FC) où chaque unité temporelle n correspond $S(n)$ qui désigne le temps entre le n ème et le $n+1$ ème pic de l'onde R du tracé de l'ECG. L'analyse du Tachogramme est l'un des fondements de l'étude de VRC. L'analyse temporelle offre un reflet global de la balance vagosympathique et s'applique essentiellement aux longues périodes (24 heures). L'analyse temporelle est influencée à la fois par les activités sympathique et parasympathique. Elle représente un outil clinique utile pour la détection globale des perturbations de l'activité autonome.



Les intervalles de temps définis entre deux ondes caractéristiques de l'ECG fournissent d'importants indicateurs pour le diagnostic de maladies cardiaques car ils sont le reflet de processus physiologiques. Par exemple, l'intervalle R-R, représentatif de la période cardiaque est généralement obtenu en détectant le pic de l'onde R. Pour sa grande amplitude, la détection de cette onde est la plus accessible et nous permet souvent de segmenter l'ECG avant d'estimer toute autre onde [7].

Divers paramètres statistiques peuvent en outre être calculés à partir de l'intervalle R-R ou de la différence entre les intervalles R-R adjacents par des méthodes descriptives ou géométriques. Ces différents paramètres ont été définis et standardisés en 1996 [8].

II.2.1.1 Statistiques descriptives :

A partir des données recueillies (par exemple, une succession de valeurs de périodes R-R), des calculs statistiques simples peuvent être effectués. Deux types de calcul 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. Ces méthodes de traitement statistique peuvent être

Employées afin d'étudier la variabilité des paramètres cardiovasculaires à longue durée (au-delà de 24 heures) ou à courte durée lors de différentes activités telles que le repos, le sommeil et l'exercice [9].

II.2.1.1.1 Mesure directe des périodes R-R :

A partir des intervalles entre deux battements (intervalle R-R), plusieurs paramètres peuvent être calculés à savoir [8]:

- NN : la moyenne des intervalles entre deux battements cardiaques (Normal to Normal, NN, en ms)
- SDNN : Ecart-type des intervalles R-R (NN) normaux sur l'ensemble de la Période d'enregistrement. Il renseigne sur la variabilité globale. Il est l'un des Paramètres les plus utilisés de la variabilité de la fréquence cardiaque dans le Domaine temporel. Le calcul exact du SDNN nécessite un enregistrement où Sont exclus les battements ectopiques et les artéfacts. En effet, les intervalles Erronés issus de ces évènements peuvent artificiellement augmenter le SDNN

(151). Au moins 18 heures de données utilisables sont alors souvent nécessaires sur un enregistrement de 24 heures.

- SDANN : Ecart-type de la moyenne des intervalles R-R issue de segments de 5 minutes sur toute la période d'enregistrement. Ce paramètre renseigne sur la Variabilité à long terme. Il est moins influencé par la qualité de l'enregistrement (battements ectopiques, artéfacts ...) que le SDNN.
- SDNN index : moyenne des écarts-types de l'intervalle R-R sur des segments de 5 minutes, pendant toute la période d'enregistrement. Il renseigne sur la Variabilité à court terme.

II.2.1.1.2 Différence entre les périodes R-R :

A partir des différences entre les intervalles R-R, plusieurs paramètres peuvent être calculés à savoir [8] :

- NN50 : nombre d'intervalles R-R successifs dont la différence est supérieure à 50ms
- SDD : Ecart-type de la différence entre les intervalles R-R successifs.
- PNN50 : NN50 divisé par le nombre total d'intervalles NN, valeur exprimée en pourcentage.
- RMSSD : racine carrée des différences au carré des intervalles R-R successifs.

Ces paramètres sont le reflet de la variabilité haute fréquence, principalement d'origine parasympathique de la fréquence cardiaque et sous l'influence de la respiration.

SDNN, SDANN et RMSSD sont les mesures recommandées par la Task Force of the European Society of Cardiology et the North American Society of Pacing Electrophysiology pour étudier la variabilité de la fréquence cardiaque dans le domaine temporel [8].

Ces indices constituent donc une méthode non invasive pour étudier la réponse cardiaque à la stimulation du système nerveux autonome. Ils constituent une approche globale de l'influence du système nerveux autonome.

Il convient cependant de souligner quelques précautions méthodologiques. Beaucoup de ces indices dépendent de la longueur de l'enregistrement. Il est donc nécessaire de standardiser cette longueur afin de pouvoir comparer ces différents paramètres. Par conséquent, il est donc impératif de ne comparer ces paramètres que pour une longueur d'enregistrement identique.



D'autres mesures de dispersion sont aussi possibles mais leur utilisation reste pour l'instant plus restreinte (variance, coefficient de variation, déviation absolue par rapport à la médiane, coefficient d'asymétrie-étirement (ou coefficient de Skewness), coefficient d'aplatissement (ou coefficient de Kurtosis).

Bien que toutes ces mesures permettent d'étudier la VRC, elles ne sont pas interchangeables et ne reflètent pas nécessairement une physiologie similaire. Par exemple, le SDNN est liée à la puissance totale (variance), alors que les deux RMSSD et pNN50 détectent des oscillations à haute fréquence (HF)

II.2.1.2 Méthodes géométriques :

De nombreuses méthodes graphiques ont été proposées pour caractériser la variabilité du rythme cardiaque. La plus utilisée est le graphe de Poincaré comme le montre l'exemple ci-dessous (Figures (2.1) et (2.2)). Le principe consiste à représenter en abscisse chacun des

Intervalles R-R et en ordonnée l'intervalle R-R qui le précède. Il s'agit donc d'un ensemble de points de coordonnées (RR_{n-1}, RR_n) . Ce nuage de points se traduit par une forme ellipsoïdale [9].

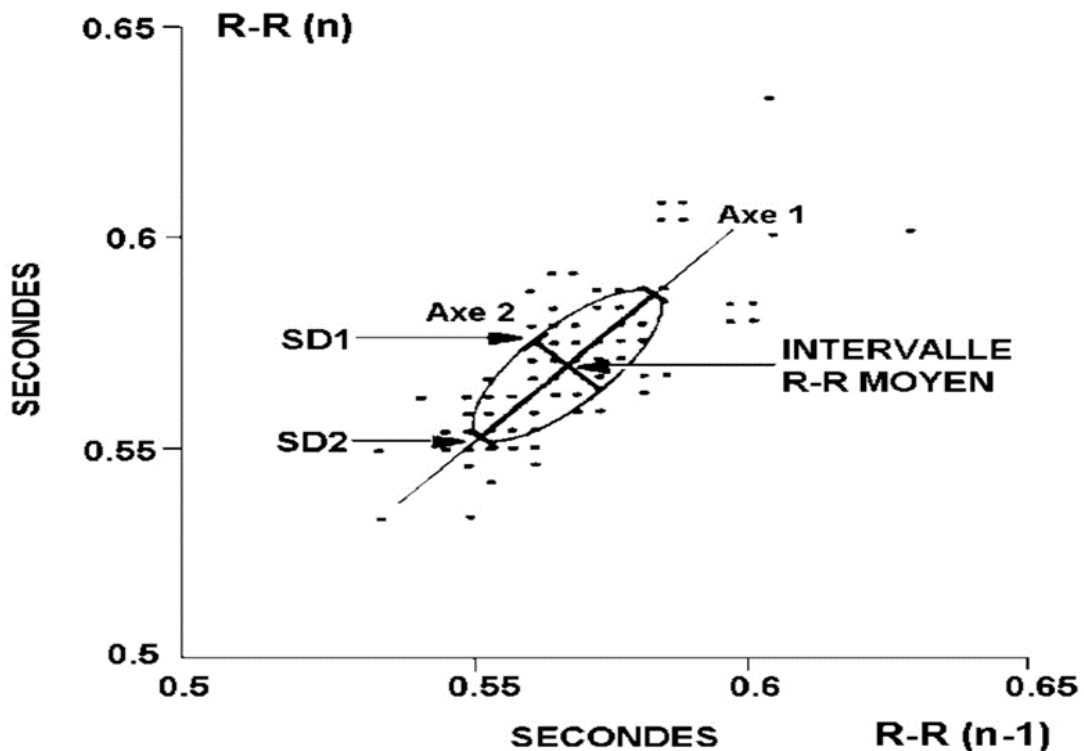


Figure II.1 : Exemple de graphe de Poincaré pour une série de périodes R-R [9]

Le graphe de Poincaré peut permettre de détecter les battements cardiaques ectopiques (des battements du cœur irréguliers qui entraînent des variations dans le pouls normalement régulier) qui figureront complètement en dehors du nuage de points. Il permet une appréciation visuelle, qualitative de la variabilité de la fréquence cardiaque en fonction de la forme du nuage de points et de la dispersion des points mais également une évaluation quantitative de la variabilité par le calcul des indices SD1 et SD2. SD1 et SD2 sont deux paramètres du Poincaré Plot. SD2 est l'écart type de la projection du Poincaré Plot sur une ligne identique ($y = x$) et SD1 est l'écart type de la projection du Poincaré Plot sur une ligne perpendiculaire à la ligne identique ($y = -x$) [10].

En construisant, à partir du nuage de points, une ellipse imaginaire dont l'axe longitudinal passe par l'origine, SD2 est alors la longueur de l'ellipse et reflète plutôt la variabilité globale alors que SD1 est sa largeur et reflète plutôt la variabilité instantanée. Le rapport SD1/SD2 peut alors être

facilement calculé et permet de caractériser l'importance de la variabilité instantanée par rapport à la variabilité totale des périodes R-R.

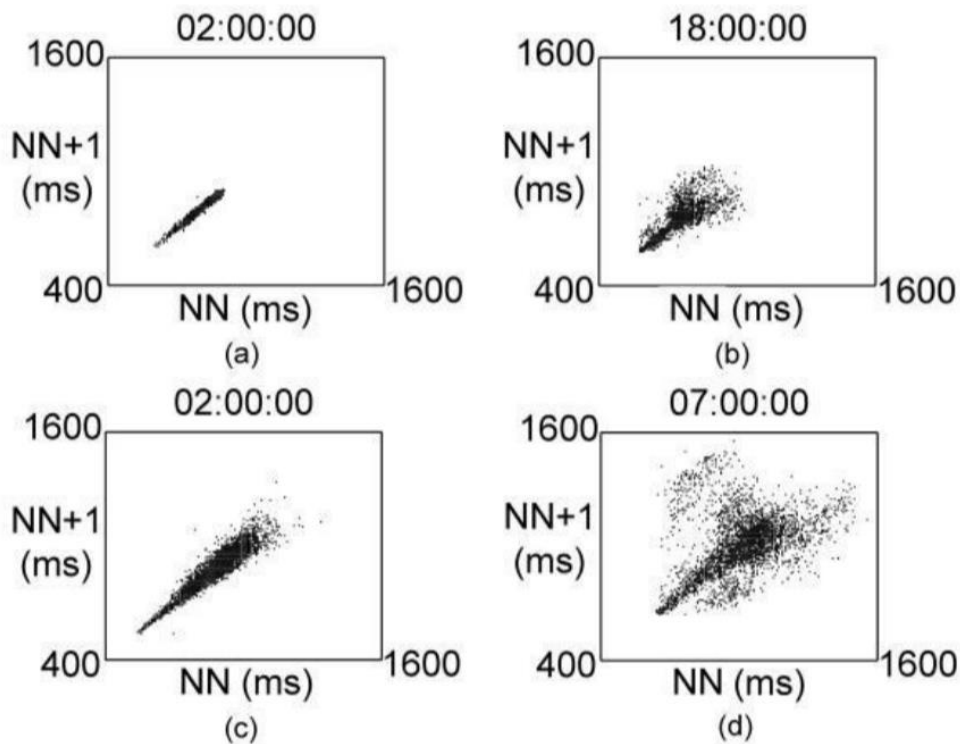


Figure II.2 : Exemples de graphes de Poincaré [9].

De nombreuses études cliniques ont évalué la variabilité de la fréquence cardiaque à l'aide de méthodes temporelles en utilisant SDNN pour mesurer la variabilité globale, SDANN pour la variabilité à long terme et RMSSD pour la variabilité à court terme. L'enseignement de ces études est globalement, qu'une réduction de la variabilité de la fréquence cardiaque, mesurée à partir des méthodes temporelles, est associée à une augmentation de la morbi mortalité au cours des



cardiopathies ischémiques, des cardiomyopathies dilatées, de l'insuffisance cardiaque, après infarctus du myocarde et chez les sujets âgés [11]

Des mesures temporelles de la variabilité cardiaque ont, de même, été utilisées pour évaluer les traitements par β -bloquants (des médicaments utilisés dans les pathologies cardiaques) après infarctus du myocarde, les angioplasties coronaires, pour mieux identifier les patients coronariens à risque d'arythmies ou pour étudier le bénéfice d'un traitement anti-A rythmique [12]

Les mesures statistiques de la variabilité du rythme cardiaque offrent l'avantage de simplicité peuvent apporter de réelles informations pronostic (estimation de l'évolution d'une maladie) sur les patients. En contrepartie, elles s'avèrent très sensibles au biais de la non stationnarité des signaux. Par ailleurs, une baisse des écart-types calculés (SDNN par exemple) est souvent associée à une augmentation de la fréquence cardiaque de base ce qui rend délicate la comparaison de l'écart-type des intervalles R-R moyen (SDNN) entre deux échantillons ayant des fréquences cardiaques de base différentes. Ces méthodes restent une approche assez grossière de la variabilité puisque deux séries de données avec des moyennes et écart-types comparables peuvent avoir des comportements très divers en termes de variabilité. Enfin, la fréquence cardiaque comme beaucoup de signaux physiologiques varie selon certaines fréquences. Or, les méthodes temporelles ne fournissent aucune information sur les fréquences de variabilité de l'intervalle R-R ni sur l'amplitude de sa variabilité pour une fréquence donnée.

Ces limites des méthodes temporelles ont amené à l'utilisation des méthodes fréquentielles qui permettent d'évaluer simultanément la fréquence et l'amplitude de la variabilité des signaux et qui ont été appliquées à l'ECG fournissaient alors de précieuses informations physiologiques mais aussi pronostiques [9].

II.2.2 Le signal EMG :

Depuis les travaux d'Ivanenko et al. (2004) sur l'extraction des synergies musculaires durant la marche, il est admis qu'un petit nombre de synergies musculaires sont explicatives de l'organisation motrice. Plusieurs méthodes ont été proposées pour l'extraction des synergies musculaires à partir de signaux électromyographiques (EMG) : temporelles, spatiales, spatiotemporelles. L'ensemble de ces méthodes reposent sur des choix méthodologiques de



traitement de ces signaux dont la normalisation temporelle. L'objectif de ce travail est de quantifier l'impact de la normalisation temporelle à partir des événements du cycle de marche sur les caractéristiques spatiales et temporelles des synergies musculaires extraites.

Matériel et méthodes

Dix patients hémi parétiques ayant réalisé une analyse quantifiée de la marche ont participé à cette étude. L'extraction des synergies musculaires a été faite par méthode *espace par temps décomposition* (Delis, 2014). Avant l'extraction, les signaux EMG ont été normalisés par sous-échantillonnage en respectant les proportions de chaque phase du cycle de marche. Pour cela, une RMS glissante sur une plage de 6, 10, 20, 40, 60, 80, 100 points a été réalisée. Le compte d'écart *pour VAF* et les coefficients de corrélations ont été utilisés pour comparer entre les différentes synergies extraites.

Résultat

Les normalisations de 100 à 20 points montrent des VAF supérieures à 70 % et des corrélations supérieures à 70 %. En dessous de 20 points la qualité d'extraction se dégrade.

II. 3 Méthodes fréquentielles :

II.3.1 Le signal ECG :

Depuis les années 60, de nombreuses méthodes d'analyse spectrale autrement dit d'analyse en fonction des fréquences d'oscillations du signal ont été utilisées pour étudier la variabilité des paramètres cardiovasculaires. L'étude effectuée par décrit de manière quasi exhaustive de nombreuses techniques applicables à l'analyse spectrale. 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. Le spectre de puissance dans une bande de fréquence donnée peut être quantifié par l'aire sous la courbe de la fonction densité à l'intérieur de la bande de fréquence choisie. L'analyse de la densité spectrale de puissance (DSP) permet de savoir comment cette puissance est distribuée en fonction de la fréquence des oscillations du signal étudié. Indépendamment de la méthode étudiée, seule une estimation de la DSP réelle du signal sera obtenue grâce à des algorithmes mathématiques spécifiques. Le théorème de Parseval énonce que l'intégration de la puissance spectrale totale d'un signal est égale à sa variance. Les deux méthodes d'analyse spectrale les plus communément

employées pour l'étude de la variabilité à court terme des paramètres cardiovasculaires sont la transformée rapide de Fourier (FFT) et le modèle d'auto-régression (AR) [9]

II.3.1.1 Méthodes non paramétriques :

La transformée de Fourier rapides (FFT) La conversion d'une analyse temporelle en une analyse fréquentielle a été rendue possible par une transformation mathématique développée il y a deux siècles par le mathématicien français Jean-Baptiste Joseph Fourier (1768-1830). C'est en étudiant la distribution de la chaleur le long de l'anneau d'une ancre initialement chauffée au rouge que Fourier élabora une partie de son théorème sur les séries trigonométriques. Son travail fut publié en totalité en 1822 et réécrit des années plus tard (8) C'est ainsi que naquit l'analyse harmonique qui permit la mise en œuvre de nombreuses applications telles que l'étude du mouvement des marées ou l'activité des taches solaires. L'idée fondamentale de la théorie de Fourier suppose que chaque signal stationnaire peut être décomposé en une somme de sinusoides simples de fréquences croissantes. Ainsi, la transformation de Fourier est une opération mathématique qui consiste à décomposer une fonction selon ses fréquences de même qu'un prisme décompose la lumière en couleurs [9]. Elle transforme une fonction $x(t)$ dépendant du temps en une fonction $x(f)$ dépendant de la fréquence. Cette nouvelle fonction qui exprime l'amplitude des sinus et des cosinus correspondant à chaque fréquence contenue dans la fonction originale s'appelle transformée de Fourier de la fonction x originale

$$x(f) = \langle x(t), e^{2i\pi ft} \rangle \quad (\text{II.1})$$

Ou $\langle \rangle$ représente le produit scalaire.

Ce qui est équivalent à :

$$x(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{2i\pi ft} dt \quad (\text{II.2})$$

En outre, de par la dualité temps-fréquence, le signal d'origine peut être retrouvé à partir de la transformée de Fourier inverse :

$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(f) e^{-2i\pi ft} df \quad (\text{II.3})$$



Plus d'un siècle plus tard en 1965, James Cooley et John Tukey définissent la transformée de Fourier rapide (en anglais Fast Fourier Transforma (FFT)). La FFT est un programme informatique permettant de transformer un signal temporel en signal fréquentiel en faisant l'économie d'un grand nombre d'opérations en regard de la méthode classique fondée sur la discrétisation de l'intégrale de Fourier. La FFT réduit de n^2 à $n \log_n(n)$


le nombre de calcul nécessaires pour effectuer la transformée de Fourier. Plus n est grand plus le gain en rapidité de calcul est impressionnant.

La FFT s'applique aux signaux stationnaires (dont le spectre fréquentiel varie peu au cours d'une période temporelle limitée) constitués d'un nombre de valeurs égal à une puissance de 2. Les signaux constituant les périodes R-R qui oscillent d'une manière régulière dans certaines conditions et sur de courtes périodes d'enregistrement ont permis de les considérer comme étant stationnaires.

Dans les études de la variabilité à court terme des paramètres cardiovasculaires en général, il s'agit généralement des séries de $256 = 2^8$, $512 = 2^9$, $1024 = 2^{10}$ valeurs. La représentation spectrale donne en abscisse, une échelle de fréquence et, en ordonnée, un nombre proportionnel à l'amplitude de l'oscillation. Une oscillation constituée par une sinusoïde simple ne donnera, après analyse spectrale, qu'un pic seul. Le signal est constitué par la somme de deux sinusoïdes simples, le spectre se limitera alors aux deux pics correspondant à la fréquence des sinusoïdes et dont l'ordonnée respective sera proportionnelle à l'amplitude de chacune des sinusoïdes. Il en est de même pour l'analyse spectrale de la fréquence cardiaque. En effet, la fréquence cardiaque est décomposée en deux oscillations principales. La première est lente (base fréquence) de période environ 10 secondes (0.1 Hz) correspondant à l'onde de Mayer et la seconde est plus rapide (haute fréquence) synchronisée de la ventilation dont la période se situe, généralement, dans des conditions de repos, entre 12 et 18 cycles par minute (0.2 à 0.3 Hz).

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 R-R) en fonction de la fréquence [9].

II.3.1.2 Méthodes paramétriques :



L'Auto-Régression est la différence principale entre la Transformée de Fourier Rapide (FFT) et l'Auto Régression réside dans la façon de considérer les données. La FFT part du principe que les séries de données ne contiennent que des composantes déterministes alors que l'auto régression distingue les composantes déterministes des composantes stochastiques. Le spectre obtenu par FFT contient les pics déterminés pour toutes les particularités temporelles du signal. Avec la technique de l'auto-régression les données temporelles sont utilisées dans le but d'identifier le meilleur ajustement possible à un modèle prédéterminé dont les pics ont été choisis à l'avance. Le spectre résultant aura ainsi une forme finale dérivée de ce modèle d'ajustement. Cette technique regroupe les données spectrales autour des pics les plus significatifs tentant ainsi d'en exclure le bruit contenu dans le signal tandis que la FFT englobe toutes les valeurs spectrales. Ainsi dans son application la plus basique, la FFT pourrait être considérée comme une méthode descriptive et l'auto-régression plus proche d'une méthode stochastique ou statistique. Dans la pratique, cette différence est réduite par l'utilisation d'algorithmes de lissage ou de filtrage pour stabiliser la variabilité estimée à partir de la FFT. Bien que les deux méthodes présentent des avantages et des inconvénients divers, elles ont aussi bien des points communs et conduisent en pratique à des résultats équivalents [13]si, toutefois, le signal cardiovasculaire traité est stationnaire et si le modèle d'ajustement de type auto-régression a été choisi convenablement [9].

Un exemple est donné dans la Figure 2.3 qui montre deux tachogrammes (a et b) avec, en abscisse, le nombre de battements cardiaques (1 à 256) et en ordonnée la période R-R correspondant à chaque battement. Les Figures (2.3 c) et (2.3 d) représentent, respectivement, les spectres de fréquence des tachogrammes (a) et (b) réalisés par une méthode paramétrique autorégressive alors que les spectres (e) et (f) ont été calculés à partir des mêmes tachogrammes à l'aide d'une méthode non paramétrique (FFT). On peut constater la différence d'aspect des spectres obtenus à partir des deux méthodes fréquentielles. La méthode paramétrique donne un spectre qui a l'aspect plus lisse au regard de celui obtenu avec une FFT [8].

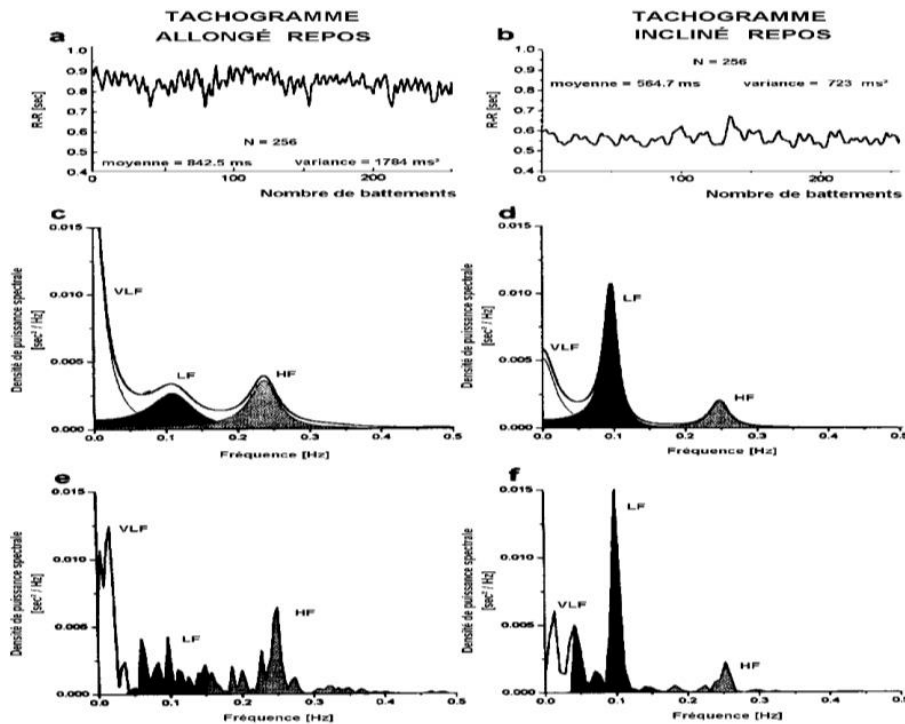


Figure II.3 : Deux tachogrammes (a et b) avec leurs spectres de fréquence [8].

Les avantages des méthodes paramétriques par rapport à la FFT sont :

1. L'aspect lissé des spectres de puissance où les harmoniques principaux peuvent être facilement distingués (Figure 2.3).
2. Le post-traitement des données spectrales permettant de séparer les bandes de fréquences qui peut être réalisé facilement par automatisation des calculs.
3. Une estimation précise de la DSP peut être calculée même avec un petit nombre de valeurs lorsque le signal est considéré comme stationnaire.

L'inconvénient majeur des méthodes paramétriques réside dans l'obligation de vérifier la validité et la complexité du modèle choisi. Ainsi, les résultats obtenus dans une bande de fréquence peuvent différer d'une manière très importante si l'on change de modèle d'auto régression. D'autre part, pour utiliser cette méthode il faut impérativement avoir une idée sur les pics de variabilité que l'on



doit trouver de manière à choisir un modèle approprié, il s'agit donc, avant tout, d'une méthode quantitative plus que qualitative.

L'avantage des méthodes fréquentielles provient de la simplicité de l'algorithme utilisé (FFT le plus souvent) et de la rapidité des logiciels informatiques désormais disponibles de type HRV analysais, téléchargeables sur internet et qui permettent une analyse très rapide des signaux. Le principal inconvénient, est en revanche, la nécessité de traiter des signaux stationnaires. Or, si les signaux cardio-vasculaires peuvent parfois se révéler stationnaires sur de courtes durées, des enregistrements plus longs s'avèrent souvent non stationnaires et il peut donc être nécessaire de vérifier la stationnarité d'un signal avant de lui appliquer une analyse spectrale [Weber et al., 1992]. Par ailleurs, les méthodes fréquentielles sont plus sensibles que les méthodes temporelles à la présence de bruit, artéfacts et nécessitent donc une analyse visuelle soignée du signal pour les corriger. Enfin, il convient de garder à l'esprit que : les changements de posture, d'intensité d'activité ou d'état de vigilance peuvent modifier les densités spectrales en LF et HF ce qui implique la nécessité de contrôle de tous ces facteurs à fin d'aboutir à la standardisation des conditions d'enregistrement.

Le manque d'information d'ordre temporel est un autre inconvénient des méthodes fréquentielles. Un signal peut en effet, varier d'une fréquence à un instant à une fréquence f à un instant. Les méthodes fréquentielles permettront de détecter les deux fréquences d'oscillation f et f_0 mais sans que l'on puisse savoir laquelle correspond à un instant donné et donc sans possibilité de détecter les changements de fréquence. C'est la raison pour laquelle différentes méthodes tempo-fréquentielles ont progressivement été développées [9].

II.3.2 Le signal EMG :

Depuis les travaux d'Ivanenko et al. (2004) sur l'extraction des synergies musculaires durant la marche, il est admis qu'un petit nombre de synergies musculaires sont explicatives de l'organisation motrice. Plusieurs méthodes ont été proposées pour l'extraction des synergies musculaires à partir de signaux électromyographiques (EMG) : temporelles, spatiales, spatiotemporelles. L'ensemble de ces méthodes reposent sur des choix méthodologiques de traitement de ces signaux dont la normalisation temporelle. L'auteur a proposé une approche afin

savoir la valorisation de la normalisation temporelle à partir des évènements du cycle de marche sur les caractéristiques spatiales et temporelles des synergies musculaires extraites.

Matériel et méthodes

Dix patients hémi parétiques ayant réalisé une analyse quantifiée de la marche ont participé à cette étude. L'extraction des synergies musculaires a été faite par méthode *Spacer par temps décomposition* (Delius, 2014). Avant l'extraction, les signaux EMG ont été normalisés par sous-échantillonnage en respectant les proportions de chaque phase du cycle de marche. Pour cela, une RMS glissante sur une plage de 6, 10, 20, 40, 60, 80, 100 points a été réalisée. Le compte d'écart pour le *VAF* et les coefficients de corrélations ont été utilisés pour comparer entre les différentes synergies extraites.

Résultat

Les normalisations de 100 à 20 points montrent des *VAF* supérieures à 70 % et des corrélations supérieures à 70 %. En dessous de 20 points la qualité d'extraction se dégrade.

II.4 Les motif binaires locaux :

II.4.1 Le motif binaire local unidimensionnelle :

Le motif binaire local (LBP) classique et ses variantes avait déjà montré son efficacité dans la classification de textures, la reconnaissance faciale et la vision d'ordinateur. Cependant, la plupart de ces méthodes LBP utilisent uniquement sur l'histogramme statistique générer par LBP et ignorent l'information spatiale de l'image. Différemment à l'utilisation la technique LBP bidimensionnelle dans le traitement d'image, une nouvelle approche a été utilisée pour obtenir des caractéristiques des signaux. Après un filtrage différent basé sur la méthode 1D-LBP, la méthode 1D-LBP construire des vecteurs de caractéristiques. Effectivement, les signaux peuvent être représentés par différents vecteurs de caractéristiques. Ces caractéristiques combines avec les méthodes d'apprentissage automatique pour les classifier ou discriminer l'une les autres. Les étapes de la technique LBP est simplifiée comme la suite :

$$1DLBP_{m,w} = \sum_{p=0}^{m-1} u(T_P - T_C) * 2^p \quad (II.4)$$

$$\text{Avec } u(X) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \end{cases}$$

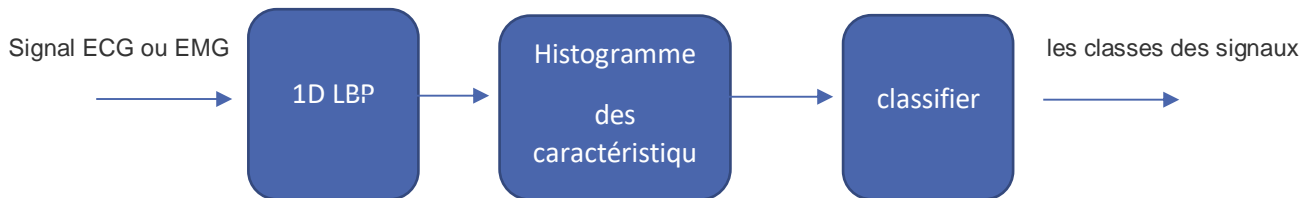


Figure II.4 : L'analyse d'un signal (EMG ou ECG) par 1D'LBP

P_0	P_1	P_2	P_3	P_C	P_4	P_5	P_6	P_7
52	50	48	38	25	17	3	-10	-14

P_0	P_1	P_2	P_3	P_C	P_4	P_5	P_6	P_7
1	1	1	1		0	0	0	0

↓ Représentation binaire

$(11110000)_2$

P_C ↑ Représentation décimale

				240				
--	--	--	--	-----	--	--	--	--

Figure II.5 : Le mécanisme de l'extraction de la technique 1D-LBP.



II.5 Conclusion :

Il existe nombreuses façons d'analyser les signaux. Dans ce chapitre nous avons parlé uniquement les méthodes le plus utilisées dans l'analyse des signaux biomédicaux à savoir les méthodes temporelles et fréquentielles. Puis, nous nous sommes penchés sur une nouvelle technique, baptisée LBP unidimensionnelle. Le chapitre suivant va tester la performance de cette technique dans le contexte d'identification d'être humain et la classification des mouvements de la main.



Chapitre III : Résultats, analyse et discussions

III.1 Introduction

Ce dernier chapitre est consacré pour présenter les outils matériels et logiciels utilisés dans la phase d'implémentation. Ensuite, nos expériences sont exposées en détail fournissant des résultats. Ces derniers sont discutés et comparés à la fin de cette section.

III.2 Outils et environnement du travail

III.2.1 Dispositifs matériels et de développement

Pour la réalisation des expériences, un ordinateur de bureau a été utilisé avec :

- Un processeur Pentium i5 avec vitesse d'horloge 2.2 GHz
- Mémoire vive RAM installée 8 Go.

Le système d'exploitation utilisé est le Windows 10(64 bits) édition intégrale.

Toutes les expériences sont développées sous MATLAB version 7.8.0.347 (R2009a).

III.2 Approche proposée

Récemment, les utilisations d'IA dans le secteur biomédicales a devenu un domaine recherche primordial, avec les chirurgie a distance, le suivi de patient, les prothèse intelligents. Par exemple, l'utilisation des signaux de corps humain veulent contribuer au développement des différent secteurs en particulier, la sante, biométrie et la robotique. Dans ce chapitre premièrement, nous étudions les signaux de bêtement de cœur comme une signature des individus par une approche hybride. Ce dernier comporte la combinaison le motif binaire local pour extraction et KNN pour la classification.

III.2.1 Les signaux ECG

Les signaux d'activités humain viennent de leur activité ont été recueillis en utilisant une activité cardiaque déformée ou une manière de marcher étudiée dans le contexte du présent article. Dans ce qui suit, nous décrivons le processus d'acquisition du signal ECG et de la démarche, l'extraction des caractéristiques

et la classification des signaux selon leur identité de l'individus. La figure 1 explique les étapes impliquées lors l'identification d'individu.

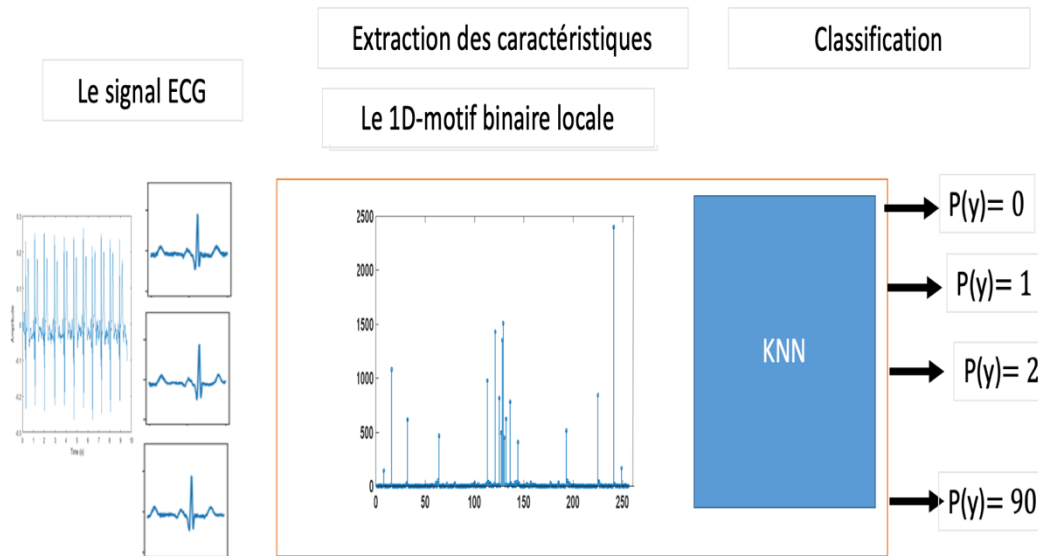


Figure III.1 L'approche proposée (classification des signaux ECG)

III.3 Description de la base MIT-ID

La base de données ECG-ID est constituée de 310 enregistrements de 90 participants différents (44 hommes et 46 femmes sont âgés entre 13 et 75 ans), chaque enregistrement a une durée de 20 second. Le signal de chaque enregistrement est échantillonné à une fréquence de 500Hz. Plusieurs cardiologues ont participé à interpréter les annotations lesquels indique les pics R, et T de battements cardiaques. Chaque enregistrement comporte deux signaux, filtres et non filtres [15]. Bien que de nombreuses méthodes d'extraction de caractéristiques à partir des signaux ECG ont été utilisées pour interpréter les différents signaux, ces approches nécessitent toujours des données bien traitées. Dans ce travail, nous évoquons une nouvelle technique qui implique un calcul statistique sur les données afin d'extraire des caractéristiques discriminantes plus précises. Parmi ces techniques statistiques la méthode LBP qui est beaucoup recommandée dans les applications 2D et 3D. Des travaux rares qui ont mené des recherches sur l'utilisation de LBP dans la représentation unidimensionnelle, dans ce mémoire, nous essayons d'intégrer l'approche LBP dans le contexte



des signaux biomédicaux comme une solution alternative pour des problèmes non résolus jusqu'à présent. À ce stade, nous envisageons d'utiliser cette approche pour la reconnaissance d'individu par le signal ECG, en tant que technique de et combiner avec une méthode de classification. Dans la suite, nous expliquons les étapes de notre approche ; prétraitement, étape d'extraction des caractéristiques et la classification.

III.4 Phase de prétraitement

Cette étape comprend deux sous-étapes pour chaque modalité biométrique qui consistent en un prétraitement et une segmentation pour le signal ECG et le signal de démarche. Pour le signal ECG, l'étape de prétraitement vise à réduire le bruit provenant du signal ECG, supprime divers artefacts et améliore l'égalité du signal en appliquant la technique SG-FIR (réponse impulsionnelle de Savitzky-Golay Finité) [16]. La figure 2, 3 et 4 montrent les étapes de traitement de signal ECG dure 10 secondes. À partir le signal ECG original, nous précédon notre signal par un prétraitement afin améliorer la qualité de signal. Une fois le signal est filtré (voir figure 3), les points PQRS sont détectés (voir la figure 4). À ce stade, une segmentation du signal ECG a été réalisée en localisant les points PQRST. Dans notre travail, nous avons adopté l'algorithme de Pan-Tompkins [17] pour isoler le point de repère (P, Q, R) de chaque segment de temps. Chaque pic R détecté détermine le centre du complexe QRS. Ensuite, pour isoler le rythme cardiaque, nous prenons 94 échantillons avant le pic R et 150 échantillons après le pic R, ce qui signifie que chaque rythme cardiaque ECG a 245 échantillons et une durée de segment de 490 ms. La figure 4 montre des battements de cœur segmentés pour les mêmes sujets et des sujets différents alignés avec le pic R.

Pour le signal ECG, la segmentation peut être effectuée de deux manières différentes. Les segments sont basés sur des cycles de battement repères par les points PQRS ou sont déterminés en utilisant des fenêtres temporelles aléatoires de longueur fixe. Dans notre travail, nous avons suivi la première étape où les données peuvent être divisées en segments en se basant sur les points PQRST. Des longueurs de segment comprises entre 150 points ms sont utilisées dans ce mémoire, les segments se chevauchant à 50%.

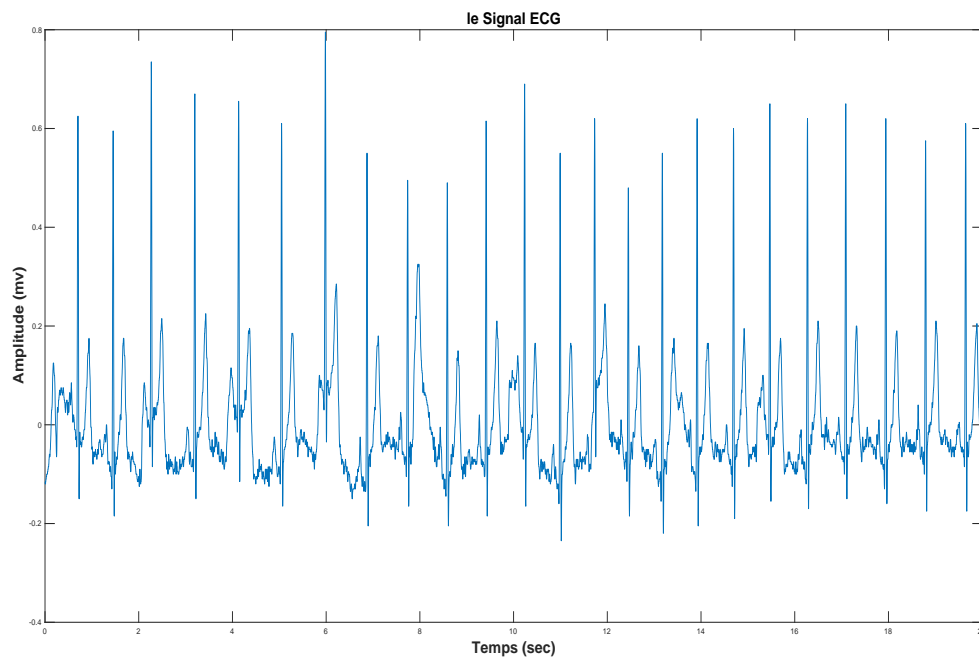


Figure III.2 le signal ECG original

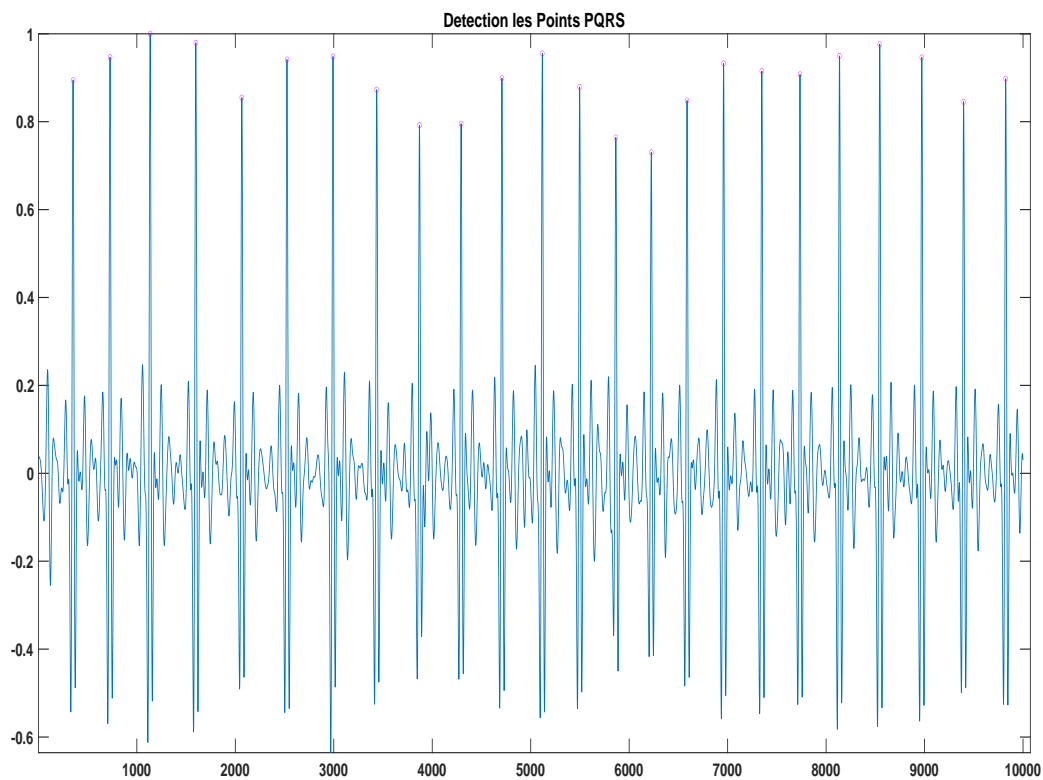


Figure III.3 ECG signal prétraité

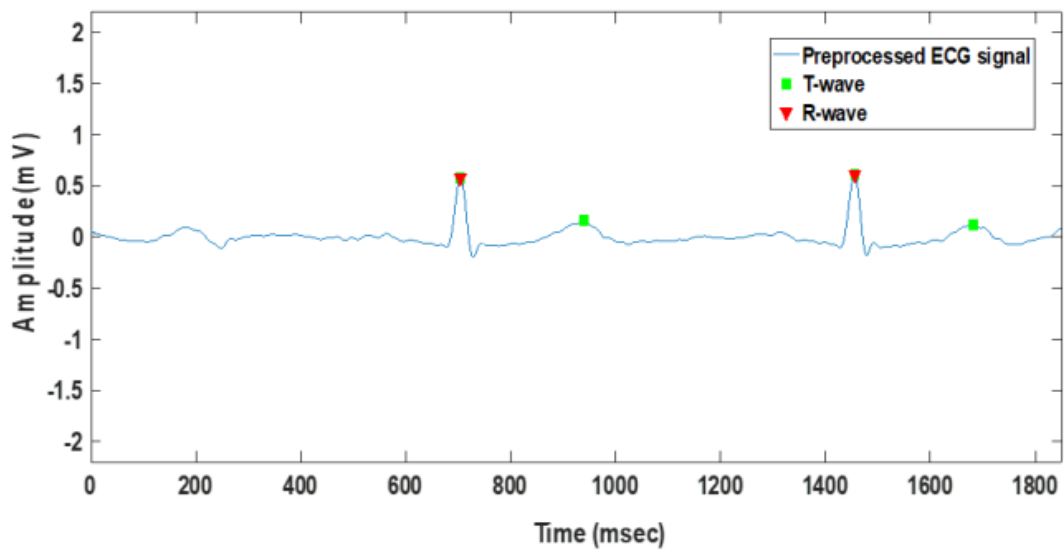


Figure III.4 un segment d'un signal ECG filtré avec la détection des points PQRS



III.5 Extraction de caractéristiques

Après le prétraitement, l'extraction des caractéristiques est effectuée pour extraire l'ECG unique et les caractéristiques de la démarche permettent de décrire distinctement un individu. Dans la présente étude, le motif binaire local (LBP) est utilisé comme méthode d'extraction de caractéristiques. La 1D-LBP a été bien utilisée avec dans le traitement des données multi dimensionnelles (2D et 3D). Pour les données unidimensionnelles, 1D-LBP cherche les caractéristiques importantes d'une série des points par calculer la différence entre le point central avec les valeurs droite et gauche du centre. Toutes les valeurs voisines sont comparées à la valeur centrale ; s'il est supérieur ou égal, il est attribué comme un, sinon il devient zéro. Ensuite, toutes les valeurs voisines sont combinées pour former une représentation binaire du signal d'origine par rapport au point central.

Ensuite, la valeur binaire est convertie en valeur décimale comme dans Eq. (2). A ce stade, chaque point du signal d'origine correspond à sa valeur décimale (voir Fig. 4). En prenant un histogramme, le vecteur de caractéristiques 1D LBP est formé. Éq. 1 résume toute la procédure.

$$S^{1D-LBP} = \sum_{i=0}^{m-1} \text{Sig}(P_i - S_c) 2^i \quad (\text{III.1})$$

$$\text{Where } \text{Sig}(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } x > 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

En éq. (1), P_i donne les valeurs des échantillons voisins et S_c représente le point central.

Une fois le vecteur de magnitude calculé, nous avons appliqué la méthode 1D-LBP pour en extraire les caractéristiques significatives, le vecteur de caractéristiques extrait, contenant un ou plusieurs des codes suivants :

L'ensemble de l'histogramme : contient plus de 256 valeurs

L'histogramme uniforme : contient 59 des 256 valeurs

Pour le signal ECG, les caractéristiques sont extraites de chaque signal ECG de pulsation. Ou m : correspond à la taille du segment de données. Dans cette étude, nous avons utilisé 8 par commodité pour former une lombalgie uniforme à partir de 256 cellules. Par conséquent, les codes de transformation sont obtenus pour tous les points de signal. L'objectif est d'obtenir une représentation des caractéristiques qui permet une capacité de discrimination suffisamment élevée pour obtenir des données biométriques fiables basées sur l'ECG.

De plus, nous avons fait de nombreuses expériences pour sélectionner la meilleure combinaison de paramètres de 1D-LBP ; longueur du segment et pourcentage de chevauchement durant la segmentation de signal ECG. Les figures 3-5 et 3-6 montrent les résultats de la méthode 1D-LBP, qui a été appliquée au signal ECG et à la démarche.

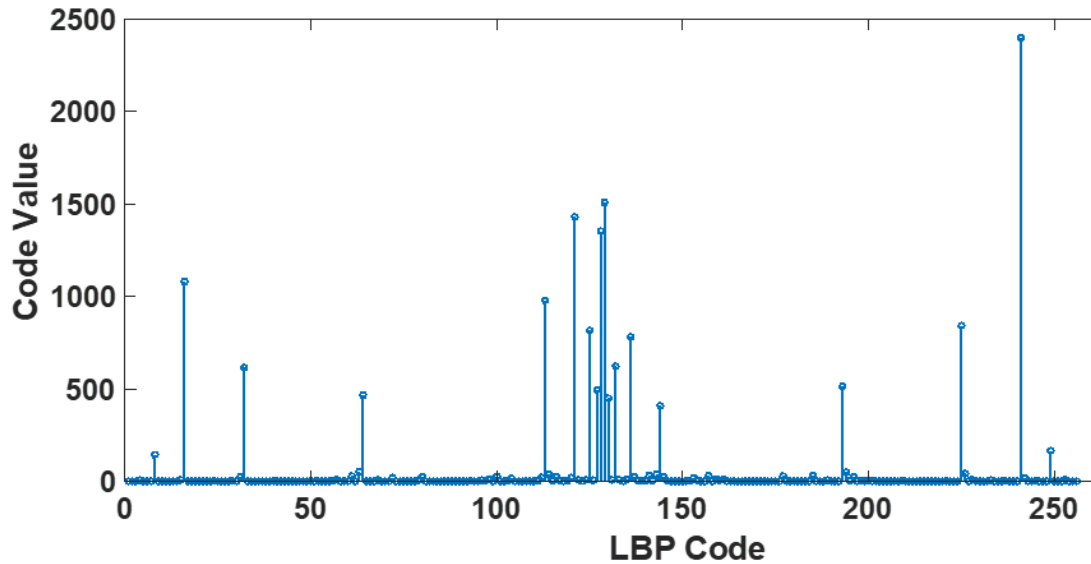


Figure III.5 Histogramme uniforme d'un signal ECG codé par le motif binaire locale unidimensionnelle

Dans cette étape, nous avons évalué les performances de l'approche proposée en utilisant le classifieur KNN. Les performances des classificateurs ont été évaluées en termes de nombre des individus bien classes. Le KNN a considéré l'algorithme de classification / régression le plus connu dans la catégorie supervisée d'apprentissage automatique, qui cherche à produire une sortie appropriée (c'est-à-dire la classe la plus courante parmi ses KNN mesurés par une fonction de distance) lorsque de nouvelles données non étiquetées sont fournies. Dans cette étude, la méthode de la distance euclidienne est utilisée comme métrique de distance pour l'algorithme KNN.

Dans notre système multimodal, un nombre égal de sujets doit être effectué. Les performances d'un système biométrique peuvent être évaluées en termes de CRR (taux de reconnaissance correct), qui se présente comme suit :

$$CCR = (\text{nombre de sujets correctement identifiés}) / (\text{nombre total de sujets}) \quad (1)$$

L'exactitude de la classification obtenue par les techniques d'extraction de caractéristiques 1D-LBP avec différents classificateurs est illustrée dans la figure 3. Le KNN classifieur est utilisé dans ce travail, dans le cas où l'ECG, il a constaté que le KNN atteint le meilleur taux avec si le signal est segmenté par une longueur de 8 et le vecteur caractéristique sous un histogramme uniforme.

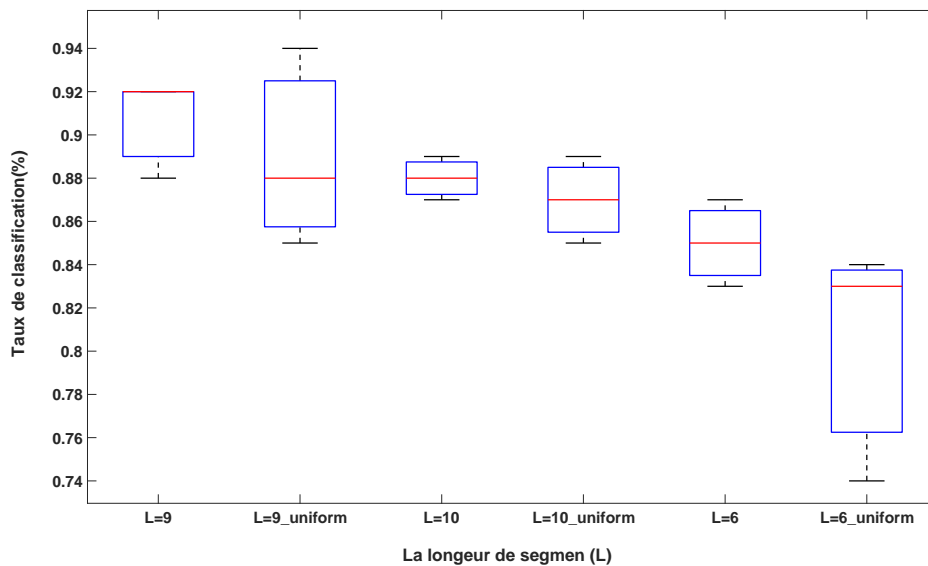


Figure III.6 Comparaison des performances de reconnaissance d'un individu pour la technique 1DLBP sur la base de données ID



III.6 Description de l'analyse Électromyographie de surface (SEMG)

Dans la deuxième expérience, nous nous intéressons aux EMG de surface en vue de la commande d'une prothèse de main ou de bras. Le signal SEMG caractérisant l'activité neuromusculaire d'un muscle donné est largement exploité pour diverses applications médicales comme le diagnostic des anomalies dans les fonctions musculaires et le contrôle de main artificielle. Ces applications sont basées essentiellement sur l'extraction des caractéristiques dont la méthode définit entièrement les performances.

Pour les mains artificielles ou prothèses, l'utilisation de plusieurs canaux pour l'acquisition des signaux SEMG permettent de classifier et d'identifier plusieurs activités d'une main et ainsi mettre en œuvre une prothèse multifonctionnelle. Les mains artificielles peuvent être manipulées en utilisant deux types de signaux :

- Figure III.5 : Des mouvements triviaux : la supination, la pronation, la flexion ou encore l'extension et, pour les mouvements des doigts, la flexion et l'extension du pouce ou d'un ensemble de doigts.
- Figure III.6 : Des mouvements préhensiles, avec coordination des mouvements pour saisir des objets. Il y a 6 types majeurs de prises [18] qui dépendent de la forme de l'objet à saisir : le pincement et les saisies cylindriques, sphériques et latérales. Dans ce mémoire, nous nous intéressons à cette base de données.

Le processus de classification des mouvements, peut être décomposé en 2 phases principales : l'extraction de caractéristiques, la classification de la classe du mouvement. L'extraction des caractéristiques consiste en la transformation du signal d'entrée en un ensemble de caractéristiques représentatives via l'approche le motif binaire local. Dans la suite, nous présenterons les différents résultats des études menées en utilisant MATLAB pour choisir les différents paramètres du processus de classification.

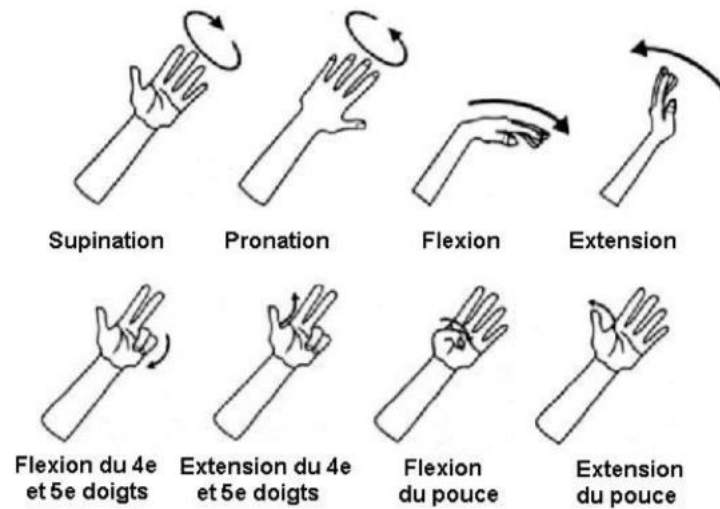


Figure III.7 5 Mouvement des doigts

Pour cette étude, nous utilisons une base de données sEMG regroupée des mouvements de la main qui est fournie par un équipe de recherche, UCI machine Learning group [18]. L'ensemble de signaux a été recueilli auprès de cinq individus (deux hommes et trois femmes, âgés de 20 à 22 ans). Leur mouvement consistait à effectuer librement six mouvements de la main et à répéter chaque mouvement 30 fois. Les mouvements de la main sont illustrés à la figure 1 et une description détaillée est présentée dans [18]. Chacune de ces mouvements a duré six secondes et répéter 30 fois. Chaque mouvement ayant une durée 180 secondes. Au total, 180 signaux sEMG ont été collectés chez chaque individu, la durée de chaque signal sEMG étant de 6 secondes et chaque mouvement englobée 30 signaux sEMG. Les signaux ont été échantillonnés par une fréquence de 500 Hz. Les signaux sont représentés dans la figure suivante.

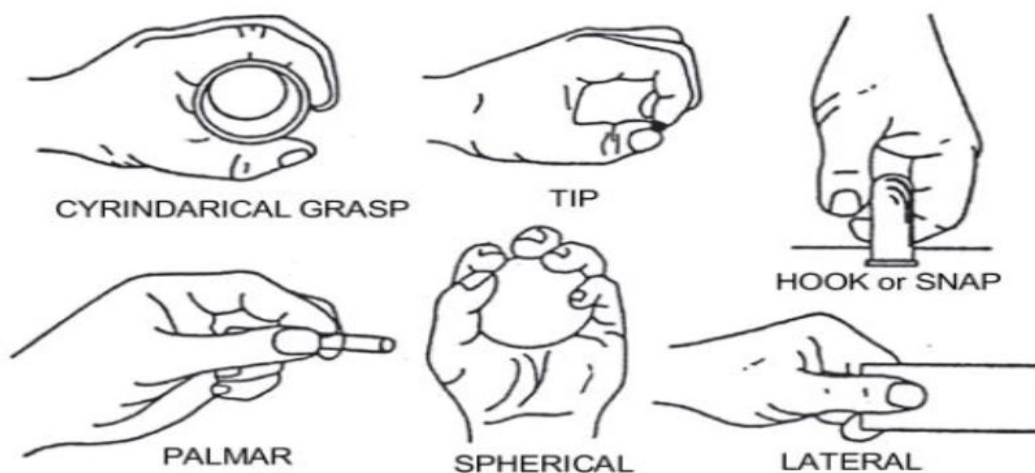


Figure III.8 Principaux mouvements préhensiles

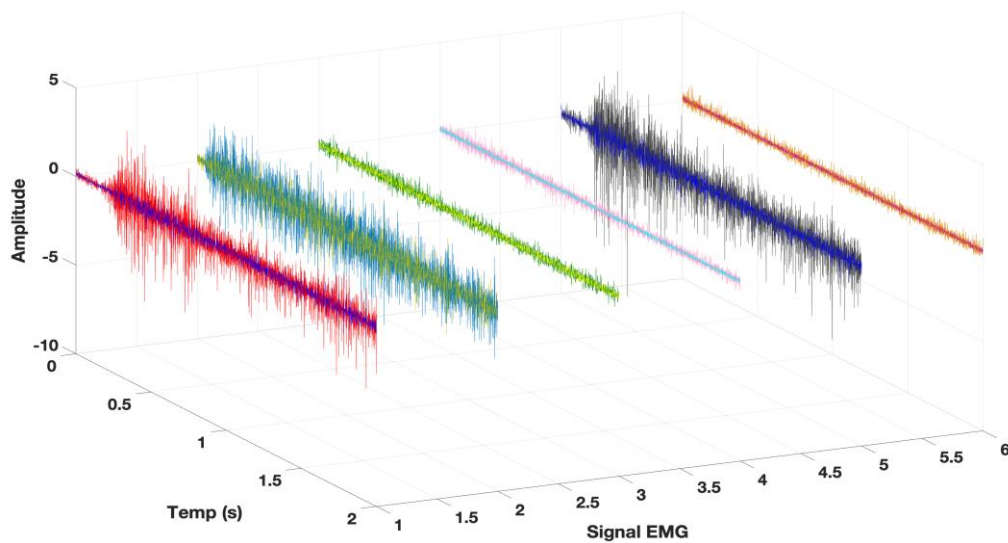


Figure 3.9 illustration des signaux EMG engendré par deux canaux de la main artificielle (six activités)

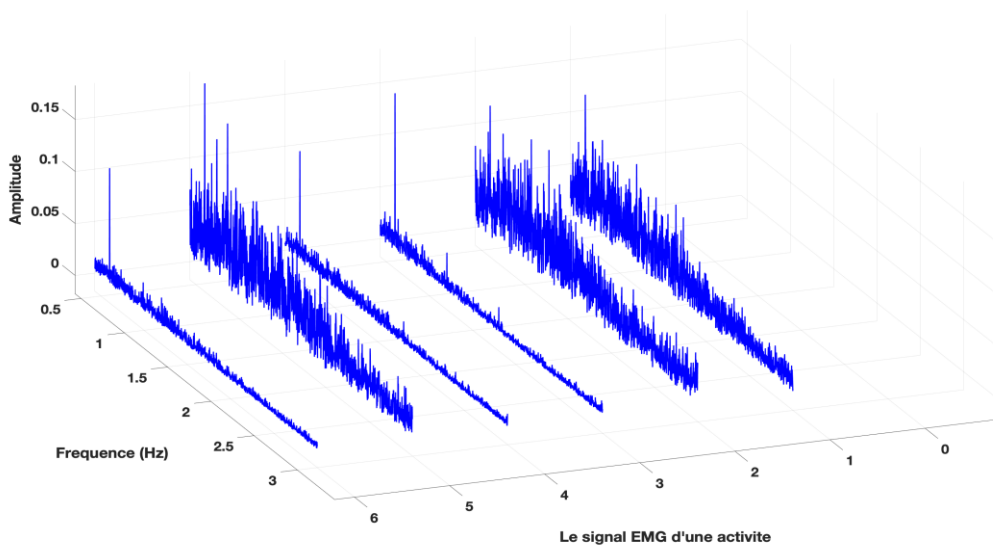


Figure III.10 illustrations l'énergie fréquentielles du signaux EMG engendré par deux canaux de la main artificielle (six activités)

III.7 Approche proposée :

Dans cette expérience, nous avons teste la performance notre approche (motif binaire local unidimensionnel) sur la classification des signaux EMG. Ce contexte comprend généralement trois étapes de base [4]. La figure 9 illustre la structure générale de cette application.

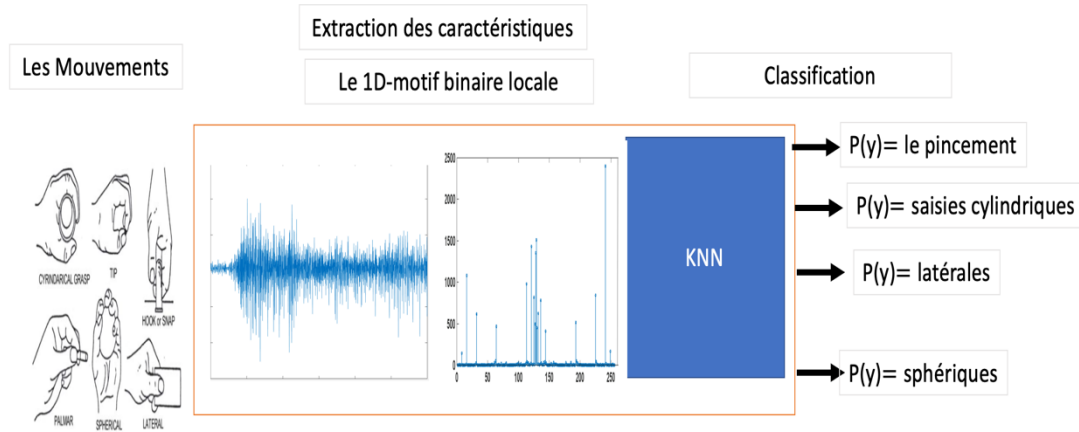


Figure III.11 L'approche proposée (classification des signaux EMG)

Premièrement, le signal d'entrée doit être segmenté pour comme une étape de pré traitement. Les segmentations sont classées par [15] en deux catégories générales : chevauchement et non-chevauchement. Nous avons utilisé un schéma de chevauchement avec une longueur de fenêtre égale à 300 ms et une longueur de saut égale à 30 ms. Puis, le motif binaire local unidimensionnel sera appliquer sur le signal prétraité afin extraire les caractéristiques pertinentes. Le vecteur codé peut être calculer par un histogramme uniforme (256 valeurs possible) ou une dimension de 2^L (L : la longueur de segment). Une fois le signal a été code, nous utilisons le KNN classifieur afin classifier les caractéristiques selon l'index de la classes (6 classes). La métrique utilisée pour évaluer la méthode d'extraction de caractéristiques proposée est la précision de la classification. Le taux de la classification est défini comme suit (Les nombres de mouvement bien classes/ les nombres totales du mouvement).

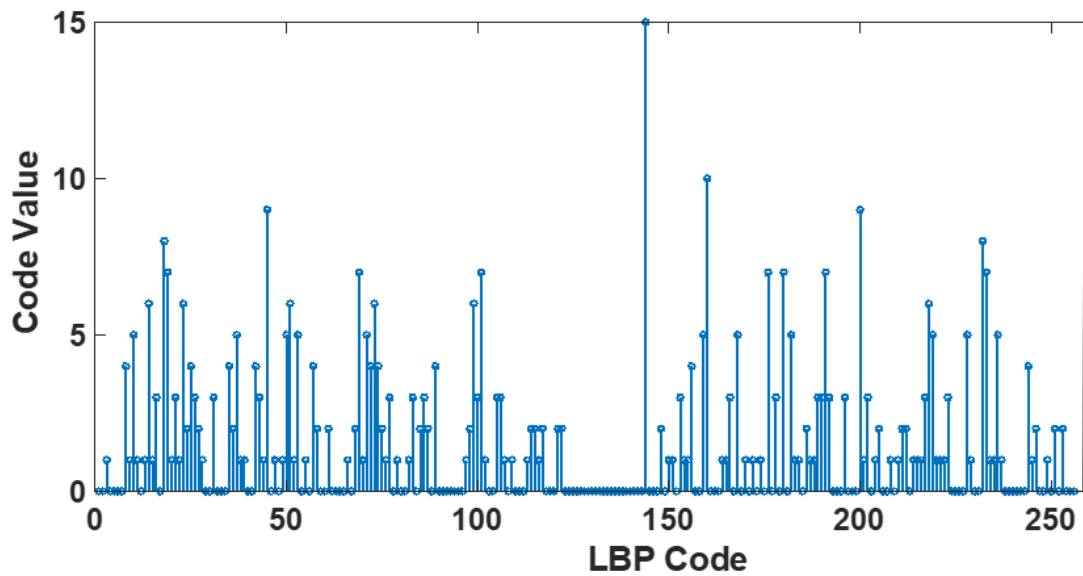


Figure III.12 Histogramme uniforme d'un signal EMG codé par le motif binaire locale unidimensionnelle

Par ailleurs, la validation croisée 10 fois est appliquée afin bien juger la robustesse de notre technique. Le tableau I présente les résultats obtenus par 1DLBP1st dont des longueurs des segments égaux 6, 8 et 10. Comme les résultats l'indiquent, la meilleure précision de classification a été obtenue avec une longueur du segment égale 8 et un codage uniforme.

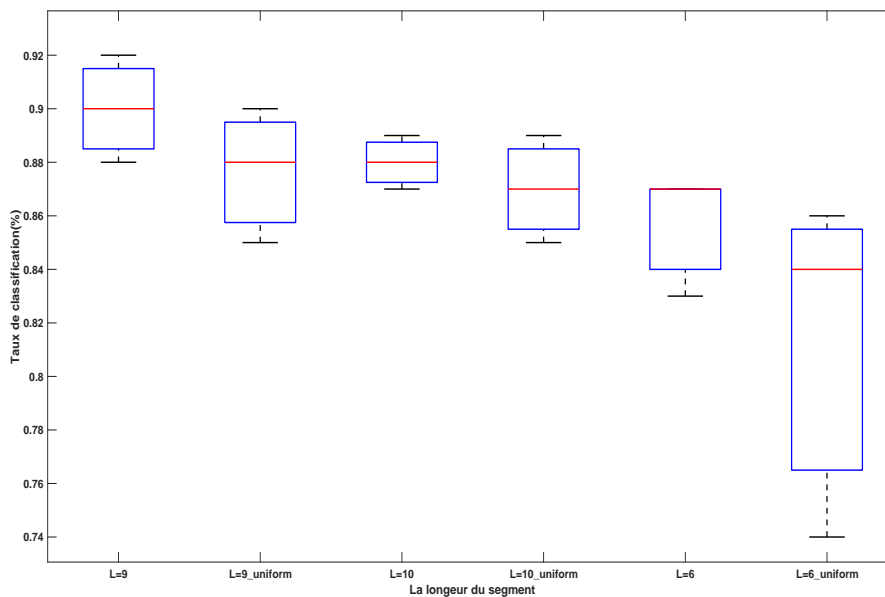


Figure III.13 le taux de classification de six mouvements par l'approche 1DLBP avec différent longueur de segment.



On peut conclure que le taux de la classification a été améliorée en utilisant un descripteur statistique qui capture des structures locaux et globales caractérisé un signal EMG complexe.

Nous avons étudié les paramètres importants qui souvent influes sur les performances des classifieur à savoir la longueur de segment et la méthode de segmentation. Pour remédier ce problème, nous pouvons appliquer la sélection des caractéristiques pour booster l'approche propose binaires qui est généralement sensibles les variations de bruit engendré durant l'acquisition des signaux. Néanmoins, nous pouvons dire que les motifs binaires locaux unidimensionnelles également considères un méthode promesse dans le domaine des signaux EMGs.

III.8 Conclusion

Dans ce mémoire, nous avons proposé une étude les performances de descripteurs statistiques (les motifs binaires locaux unidimensionnelles) sur la classification des signaux biomédicaux.

La première expérience a été mené sur l'utilisation des signaux ECG comme une signature unique pour identification des individus. Nous avons combine deux approches, 1DLBP et le KNN comme une approche biométrique laquelle a été testée et évaluer sur une base de donnes.

Deuxièmement, Nous avons réussi à mettre au point un système de classification de mouvement de main, nous permettant de nous interpréter les geste acquis et le comparer avec les gestes de la base utilisée.

Conclusion générale et Perspectives

La motivation derrière cette étude est d'étudier la classification des signaux biomédicaux à savoir le signal ECG et EMG. Les signaux battement de cœur et mouvement musculaires présents une information cruciale sur l'activité humaine, sont extraits et interprète pour améliorer la qualité de la vie humaine. Un nouveau système biométrique en utilisant 1D-LBP pour l'extraction des caractéristiques pertinentes et le KNN comme un classifieur a été présenté dans ce travail.

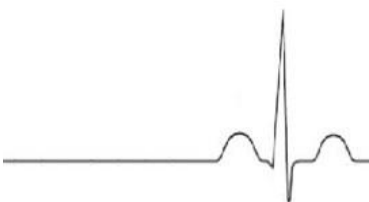
L'étape de l'extraction des caractéristiques d'un signal de nature complexe (ECG, EMG, EEG, etc.) est considérée une tâche importante, néanmoins plusieurs challenges toujours impliquent une dégradation de la performance de cette tâche : bruitées, les variations inter-classiques, la variation intra-classe, la non-universalité et l'usurpation. À ce jour, de nombreuses méthodes (fréquentielles et temporelles) ont été conçues pour analyser et interpréter ces signaux, mais ces méthodes ne peuvent s'adapter à tous les contextes. Autrement dit, le choix d'une méthode appropriée s'appuie sur l'environnement de l'application et l'acquisition des signaux. Notre choix opte le motif binaire local qui a montré une performance acceptable en termes de réduction d'espace et invariante aux changements locaux et globaux engendrés par la non-stationnarité d'un signal d'être humain.

Dans cette thèse, nous avons étudiés deux systèmes de classification l'un pour la classification des signaux ECG et l'autre pour les signaux EMG. Au travers de nos expériences, nous avons conclu que la biométrie comportementale est un outil efficace et puissant à utiliser en biométrie. Ce type de biométrie invisible est relativement facile à acquérir et simple à traiter en raison de sa faible dimensionnalité. La deuxième contribution de ce travail consiste à choisir propose une approche dédiée à classifier les mouvements de la main artificielle. Cette approche a démontré une possibilité d'utiliser avec efficacité la commande d'une prothèse de main. L'utilisation du motif binaire local unidimensionnel, possédant une phase d'extraction efficace et étant interprétable par un observateur (médecin, robot, machine, etc.), permet de répondre à ces exigences. En perspective, nous proposons d'appliquer cette approche sur d'autres bases de données liées au ECG et EMG. Motivé par nos résultats obtenus, nous envisageons d'utiliser cette approche sur les signaux biomédicaux (EEG, EOG)



Bibliographie

- [1] Boudiaf Hanane, "Dé bruitage des signaux ECG à multi copies", mémoire de master, université Mohamed Boudiaf m'sila, année 2017-2018.
- [2] BOURZG Assia, GHADBANE Fatima Zahra, "de bruitage des signaux ECG, Mémoire de master "université de m'sila, année 2016/2017.
- [3] TALEB Abdel-hamid Mahir, Développement d'une prothèse de bras et sa commande basée sur le signal EMG " (Magistère) Oran, 2013/2014.
- [4] A. CABASSON « Estimation et Analyse des Intervalles Cardiaques » THÈSE pour Obtenir le titre de Docteur en Sciences de l'Université de Nice option : Automatique, Traitement du Signal et des Images. Décembre 2008.
- [5] G. D. CLIFFORD, F. AZUAJE, P. E. MCSHARRY : « Advanced Methods and Tools for ECG Data Analysis » ARTECH HOUSE, BOSTON, 2006.
- [6] Zemmit Saad, « identification d'un individu par L EMG (L électromyogramme) », Mémoire de master université de m'sila, année 2017/2018.
- [7] [Shaikh, 2012]. Shaikh, A.A Abeer. (2012). Intérêt de la variabilité du rythme cardiaque comme marqueur de risque. Thèse de Doctorat, Faculté de Médecine Henri Warembourg, Université du Droit et de La santé, Lille II
- [8] [European Society of Cardiology et al., 1996] of European Society of Cardiology, T. F., of the European Society of Cardiology, T. F. et al. (1996). The North American society of pacing and Bibliographie 159 électrophysiologie. Heart rate variability : standards of measurement, physiological interprétation and clinicaluse. Circulation, 93(5) :1043–1065
- [9] [Lown, 1979] Lown, B. Sudden Cardiac Death : the Major Challenge Confronting Contemporary Cardiology. Am. J Cardiol, 43(2) :313-28.
- [10] [Piskorski et Guzik, 2005] Piskorski, J et Guzik, P. Filtering Poincaré plots. Computation Methods inScience and Technology, 39-48, June 2005.
- [11] [Tsuji et al., 1994] Tsuji, H., Venditti, F., Manders, E. S., Evans, J. C., Larson, M. G., Feldman, C. L. et Levy, D. (1994). Reduced heart rate variability and mortality risk in an elderly cohort. The framingham heart study. Circulation, 90(2) :878–883.

- 
-
- [12] [Malik et al., 2000] Malik, M., Camm, A. J., Janse, M. J., Julian, D. G., Frangin, G. A. et Schwartz, P. J. (2000). Depressed heart rate variability identifies post infarction patients who might benefit from prophylactic treatment with amiodaronea sub study of emiat (the european 157 myocardial infarct amiodaronetrial). *Journal of the American College of Cardiology*, 35(5) :1263–1275.
- [13] [Constant et al., 2002] Constant, I., Abbas, M., Boucheseiche, S., Laude, D. et Murat, I. (200). Non-invasive assessment of cardiovascular autonomic activity induced by brief exposure to 50% nitrous oxide in children. *British journal of anaesthesia*, 88(5) :637–643
- [14] [Fourier, 1888] Fourier, J. (1888). *Théorie analytique de la chaleur*. (1822) œuvres de fourrier. Darboux, Tome Première, (Gauthier-Villars et Fils, Paris, 1888).
- [15] M. Merone, P. Soda, M. Sansone, and C. Sansone, “ECG data bases for biometric systems : A systematic review,” *Expert Systems with Applications*, vol. 67, pp. 189–202, 2017.
- [16] R. W. Schafer, “What is a savitzky-golay filter ? [Lecture notes],” *IEEE Signal processing magazine*, vol. 28, no. 4, pp. 111–117, 2011.
- [17] J. Pan and W. J. Tompkins, “A real-time qrs detection algorithm,” *IEEE transactions on biomedical engineering*, no. 3, pp. 230–236, 1985.
- [18] C. Sapsanis, G. Georgoulas and A. Tzes, “EMG based classification of basic hand movements based on time frequency features”, in *proc. Control & Automation (MED)*, 21st Mediterranean Conference, pp. 716-722, 2013.

Résumé

Le traitement et l'analyse de signaux biomédicaux tels que l'électrocardiographie et l'électromyographie sont devenus une nécessité dans de nombreuses spécialités médicales

Le but de ce projet était d'appliquer un système intelligent pour collecter et analyser le signal électrique des muscles (EMG) et le signal électrique du cœur (ECG), qui est une nouvelle technologie dans ce domaine, et de prouver son efficacité dans identifier l'identité de l'individu et distinguer le mouvement de la main.

Dans ce modeste travail, nous avons étudié le signal électrique des muscles (EMG) et le signal électrique du cœur (ECG) en extrayant toutes leurs caractéristiques basées sur la classification 1D-LBP et l'algorithme KNN. Grâce aux résultats obtenus à partir d'une base de données spécifique, le système a prouvé son efficacité pour identifier avec précision l'individu et distinguer le mouvement de la main.

Mots-clés : EMG, ECG, KNN, apprentissage automatique, 1D-LBP

Abstract

The processing and analysis of biomedical signals such as electrocardiography and electromyography has become a necessity in many medical specialties

The aim of this project was to apply an intelligent system to collect and analyse the electrical signal of muscles (EMG) and the electrical signal of the heart (ECG), which is a new technology in this field, and to prove its effectiveness in identifying the identity of the individual and distinguishing the hand movement.

In this modest work, we studied the electrical signal of the muscles (EMG) and the electrical signal of the heart (ECG) by extracting all their characteristics based on the 1D-LBP classification and the KNN algorithm. Thanks to the results obtained from a specific database, the system proved to be effective in accurately identifying the individual and distinguishing the hand movement.

Keywords : EMG, ECG, KNN, machine Learning, 1D-LBP

المخلص

اصبحت معالجة وتحليل الإشارات الطبية الحيوية مثل تخطيط الكهربائي للقلب والتخطيط الكهربائي العضلي ضرورة قصوى في العديد من التخصصات الطبية

فكان الهدف من هذا المشروع تطبيق نظام الذكي لجمع وتحليل الإشارة الكهربائية للعضلات EMG والإشارة الكهربائية للقلب ECG، فهي تقنية جديدة في هذا المجال، وإثبات مدى فعاليتها في تحديد هوية الفرد وتمييز حركة اليد..

فقمنا في هذا العمل المتواضع بدراسة الإشارة الكهربائية للعضلات EMG والإشارة الكهربائية للقلب ECG من خلال استخراج جميع مميزاتها معتمدين في التصنيف 1D-LBP وخوارزمية KNN. ومن خلال النتائج المتحصل عليها من قاعدة البيانات محددة اثبت النظام فاعليته بدقة في تحديد هوية الفرد وتمييز حركة اليد.

الكلمات المفتاحية: EMG, ECG, KNN, 1D-LBP، التعلم الآلي.