

Université 20 aout 1955 Skikda
Faculté des sciences
Département d'informatique



جامعة 20 اوت 1955-سكيكدة
كلية العلوم
قسم الاعلام الي

Mémoire de fin d'études

En vue de l'obtention du diplôme Master2

Option : Système d'Information Avancés et Applications

THÈME

Biométrie par le signal Electrocardiogramme "ECG".

Présenté par :

Ghis Chaima

Encadré par :

Dr. Boulnemour Imen

Remerciement

Je remercie d'abord Allah, le Tout-Puissant, de m'avoir donné la bonne santé, la connaissance, l'énergie et le courage de mener ce travail jusqu'à son épilogue.

Je souhaite exprimer ma vive gratitude envers mon encadrante, Dr. Boulnemour Imen qui m'a constamment soutenue avec ses encouragements, son aide précieuse, ses orientations bénéfiques et le temps qu'elle m'a consacré tout au long de cette année universitaire. J'ai eu l'opportunité de découvrir avec elle un nouveau domaine passionnant, « la biométrie par ECG ». Merci beaucoup, madame !

J'exprime également mes remerciements aux membres du jury pour l'honneur qu'ils nous ont fait en acceptant d'examiner notre travail, sans oublier mes chers professeurs qui m'ont enseigné et qui m'ont incitée à travailler durement pendant ces cinq années universitaires en mettant à ma disposition leur expérience et leurs compétences.

Mes remerciements vont enfin à tous ceux qui ont contribué à l'élaboration de ce travail de près ou de loin et qui méritent d'y trouver leurs noms.

Merci

Dédicaces

Je dédie ce travail :

À celle qui m'a donné la vie, ma maman, qui s'est sacrifiée pour mon bonheur et ma réussite.

À mon père qui a été mon ombre pendant toutes les années de mes études et qui a veillé tout au long de ma vie à m'encourager, me donner de l'aide et me protéger.

À mes chères sœurs et frères pour leur assistance et leur soutien. Particulièrement à toi, Djo, tu seras toujours un modèle pour moi.

À mes chers oncles et tantes, en particulier à mon cher oncle Mohamed qui nous a quittés il y a un mois. Tu resteras à jamais dans mon cœur, tonton. Ta bienveillance, ton soutien et ton amour continueront de me guider chaque jour. Que Dieu t'accueille dans son vaste paradis.

À mes chers cousins et cousines. Je vous aime tous sans exception.

À tous mes amis avec lesquels j'ai partagé mes moments de joie et de bonheur.

À mon bébé d'amour, mon cher neveu Iyed je t'aime plus que quiconque au monde

À tous ceux qui ont confiance en moi.

Aussi bien, à tous ceux que j'aime.

Chaima

Résumé

L'objectif de ce mémoire est de trouver une technique biométrique fiable en utilisant une particularité interne et spécifique à chaque être humain qui est son signal Electrocardiogramme « ECG ». L'ECG représente une technologie prometteuse et émergente pour l'identification des personnes.

Dans ce travail, nous allons appliquer et tester quelques mesures de similarités avec le classifieur KNN dans le domaine de la biométrie. Les mesures testées sont, la méthode SEA (Shape Exchange Algorithm) [Boucheham, 2008], CID (Complexity Invariant Distance) [Batista, 2014], DTW (Dynamic Time Warping [Sakoe, 1978] [Berndt, 1994] et les variantes de DTW : CIDDTW (Complexity Invariant Distance Dynamic Time Warping) [Batista et al, 2014] et QPDTW (Quasi Periodic Time Warping) [Boulnemour, 2018] qui sont aussi des améliorations de DTW. Nos techniques biométriques reposent principalement sur l'utilisation de ces mesures de similarités pour comparer les ECG des personnes sans avoir besoin de les découper en cycles et sans en extraire leurs caractéristiques.

Nous allons valider les algorithmes biométriques proposés en utilisant une base de données mondiale des signaux ECG, MIT/BIH [MITBIH, 2000]. Les résultats obtenus démontrent que la méthode SEA offre les meilleurs résultats, suivie par les méthodes hybrides QPDTW et CIDDTW, qui produisent des résultats supérieurs à ceux des méthodes DTW et CID.

Mots clés : Biométrie, Mesure de similarité, ECG, SEA, QPDTW, CIDDTW, DTW, CID, KNN.

Abstract

The objective of this thesis is to find a reliable biometric technique using an internal and specific characteristic of each human being, which is their Electrocardiogram (ECG) signal. ECG represents a promising and emerging technology for personal identification.

In this work, we will apply and test several similarity measures with the K-nearest neighbors (KNN) classifier in the field of biometrics. The tested measures include Shape Exchange Algorithm (SEA) [Boucheham, 2008], Complexity Invariant Distance (CID) [Batista, 2014], Dynamic Time Warping (DTW) [Sakoe, 1978] [Berndt, 1994] and its variations CIDDTW (Complexity Invariant Distance Dynamic Time Warping) [Batista et al, 2014] and QPDTW (Quasi Periodic Time Warping) [Boulnemour, 2018], which are improvements over DTW. Our biometric techniques primarily rely on using these similarity measures to compare ECG signals without the need to segment them into cycles or extract their features.

We will validate the proposed biometric algorithms using an international database of ECG signals called MIT/BIH [MITBIH, 2000]. The obtained results show that the SEA method provides the best results, followed by the hybrid methods QPDTW and CIDDTW, which yield better results compared to the DTW and CID methods.

Keywords: Biometrics, Similarity measure, ECG, SEA, QPDTW, CIDDTW, DTW, CID, KNN.

ملخص

الهدف من هذه الأطروحة هو إيجاد تقنية تحديد هوية موثوقة باستخدام خاصية داخلية وفريدة لكل إنسان وهي إشارة القلب الكهربائي "ECG". يمثل التخطيط الكهربائي للقلب (ECG) تقنية واحدة وناشئة في تحديد هوية الأشخاص.

في هذا العمل، سنقوم بتطبيق واختبار بعض قياسات التشابه باستخدام مصنف KNN في مجال تحديد الهوية. القياسات التي ستخضع للاختبار هي [Batista, CID, SEA (Shape Exchange Algorithm)[Boucheham, 2008], [Sakoe, 1978] [Berndt, (dynamic time Warping) DTW (complexity invariant dstance)2014] ومنتغيراتها QPDTW [Boulnemour,2018] و CIDDTW (Quasi Periodic DTW) [Batista et al,2014] (Invariant Distance DTW) اللتان تعتبران تحسينات لطريقة DTW. تعتمد تقنياتنا بشكل رئيسي على استخدام قياسات التشابه هذه لمقارنة إشارات القلب الكهربائية "ECG" للأشخاص دون الحاجة إلى تقسيمها إلى دورات وبدون استخراج ميزاتها.

سنقوم بتأكيد صحة الخوارزميات الحيوية المقترحة باستخدام قاعدة بيانات دولية لإشارات القلب الكهربائية MIT/BIH ECG تظهر النتائج أن التقنية SEA تعطي أفضل النتائج تليها التقنية الهجينة QPDTW و CIDDTW التي تعطي نتائج أفضل من التقنيات DTW و CID .


الكلمات المفتاحية: تحديد الهوية، ECG، QPDTW، CIDDTW، DTW، CID، SEA، KNN.



Table des matières

Introduction Générale	15
Chapitre 1 : La biométrie.....	18
1.1.Introduction	18
1.2. La biométrie.....	18
1.2.1. Définition de la biométrie.....	18
1.2.2. Les modalités de la biométrie	19
1.2.3. Descriptions de quelques modalités biométriques	19
1.3.Les avantages et les inconvénients des techniques biométriques.....	25
1.4. Les caractéristiques biométriques.....	27
1.5. Les Modes de fonctionnements d'un système biométrique	29
1.6. Les applications de la biométrie	30
1.7. Les avantages et les limites de la biométrie	31
1.7.1. Les avantages.....	31
1.7.2. Les limites.....	32
1.8. Conclusion :.....	33
Chapitre 2 : Etat de l'art des techniques biométriques basées ECG.....	35
2.1. Introduction	35
2.2. Anatomie et physiologie du cœur	35
2.2.1. Anatomie du cœur humain	35
2.2.2. Le fonctionnement électrique du cœur.....	36
2.3. L'électrocardiogramme	37
2.3.1. Caractéristiques de l'ECG	37
2.3.2. Les dérivations d'ECG	39
2.3.3 Les différents types d'ECG	40
2.3.4. Bruit du signal ECG	41
2.4. Biométrie par ECG	43

2.4.1. Applications de la biométrie basée sur l'ECG	43
2.4.2. Avantages et limitations de la Biométrie par ECG.....	44
2.5. Etat de l'art des techniques biométriques basées ECG	45
2.6. Comparaison entre les techniques biométriques basées sur l'ECG :.....	51
2.7. Conclusion.....	53
Chapitre 3. Contribution : Méthodes biométriques appliquées à la biométrie par ECG	55
3.1. Introduction	55
3.2. Problème d'invariabilité entre les ECG	55
3.3. Présentation de la distance Euclidienne	56
3.4. Présentation de la méthode QPDTW	57
3.4.1. Présentation de la méthode DTW	58
3.4.2. Présentation de la méthode SEA.....	60
3.4.3. Fusion entre SEA et DTW: Les étapes de la méthode QPDTW	62
3.5. Présentation de la méthode CIDDTW	64
3.5.1. Présentation de la méthode CID	64
3.5.2. Fusion entre CID et DTW: Les étapes de la méthode CIDDTW	65
3.6. Les similitudes et les distinctions entre QPDTW, DTW et SEA	67
3.7. Les similitudes et les distinctions entre CIDDTW, CID et DTW	68
3.8. Présentation du classifieur K plus proches voisins (KNN)	68
3.8.1. Algorithme KNN.....;;;	70
3.8.2. Les avantages et les inconvénients de la méthode des KNN.....	70
3.9. Etapes de fonctionnement des algorithmes KNN-QPDTW / KNN-CIDDTW	70
3.10. Présentation des algorithmes KNN-SEA/KNN-QPDTW /KNN-CIDDTW	71
3.11. Conclusion.....	72
Chapitre 04 : Implémentation et résultats.....	74
4.1. Introduction	74
4.2. Base de données.....	74



4.2.1. Présentation de la base de données MIT-BIH	74
4.3. Implémentation	76
4.3.1. Création de la base d'apprentissage et la base de test	76
4.3.2. Application des approches :	78
4.4. Résultats et discussion	78
4.4.1. Résultats	78
4.4.2. Discussion	79
4.5. Interface graphique	79
4.6. Conclusion	82
Conclusion Générale	84
Bibliographie	86

Liste des Figures

Figure 1.1. Quelques modalités biométriques.....	19
Figure 1.2. Exemples d’empreinte de la face palmaire de la main	20
Figure 1.3. La rétine.	20
Figure 1.4.Exemples de traitements pour la reconnaissance de visage	21
Figure 1.5. Exemple de l’ADN dans la biométrie.....	22
Figure 1.6. Schémas des mesures de la démarche.....	22
Figure 1.7. Exemple de mesures de la signature.	23
Figure 1.8. Les signaux vocaux.....	23
Figure 1.9. Biométrie de la main avec des images à rayon X.....	24
Figure 1.10. Exemple d’électrocardiogrammes de 3 personnes.	24
Figure 1.11. Les modes de fonctionnement d’un système biométrique	30
Figure 2.1. Les différentes parties du cœur.....	36
Figure 2.2. Fonctionnement électrique du cœur.....	36
Figure 2.3. Description d'un battement cardiaque.....	38
Figure 2.4. Positionnement des électrodes permettant d’obtenir un ECG à 12 dérivations	39
Figure 2.5. Signal ECG avec mouvements de la ligne de base.....	41
Figure 2.6. Signal ECG avec bruit musculaire	42
Figure 2.7. Bruit dû au mauvais contact électrode-peau	42
Figure 2.8. Bruit générer par le mouvement du patient.....	43
Figure 3.1. Difficultés associées à l’appariement des séries temporelles.....	56
Figure 3.2. Comparaison de deux séries temporelles similaires, mais décalées dans le temps avec la distance Euclidienne	57
Figure 3.3. Un segment d’ECG avec trois périodes	57
Figure 3.4. Illustration de l’alignement effectuée par DTW. Dans ce cas, la DTW fait un alignement presque parfait malgré le décalage temporel	58
Figure 3.5. Exemple d’une matrice de cumul et le chemin d’alignement	59

Figure 3.6. Diagramme illustratif de la méthode QP-DTW	63
Figure 3.7. diagramme illustratif de la méthode CIDDTW	66
Figure 3.8. Illustration du problème de déphasage significatif de DTW. Signal Y est significativement déphasé par rapport au signal X. Les ondes P et T n'ont pas été correctement alignées avec la DTW	67
Figure 3.9. Problème de bruit que peut rencontrer la méthode SEA. Ici, le signal est significativement contaminé par le bruit de basse fréquence (Signal respiratoire)	67
Figure 3. 10. Signaux originaux vs signaux reconstruits, alignés par QP-DTW	68
Figure 3.11. Exemple d'application de KNN avec k=3	69
Figure 3.12. L'algorithme K-NN	69
Figure 4. 1. Illustration d'une partie d'ensemble des enregistrements de la base MIT-BIH....	75
Figure 4.2. Illustration de l'enregistrement 107.....	76
Figure 4. 3. Premier segment de l'enregistrement 113.....	76
Figure 4. 4. Segment numéro 5 de la base d'apprentissage	77
Figure 4. 5. Segment numéro 01 de la base de test	77
Figure 4. 6. Interface d'accueil.....	80
Figure 4.7. Lecture d'un signal ECG.	80
Figure 4. 8. Test de l'approche 1NN-SEA.	81
Figure 4. 9. Test de l'approche 1NN-DTW	81

Liste des tableaux

Tableau 1.1. Les avantages et les inconvénients des techniques biométriques	25
Tableau 1.2. Comparaison des modalités biométriques	28
Tableau 2.1. Valeurs habituelles des paramètres caractérisant un battement cardiaque.	38
Tableau 2.2. Comparaison entre les techniques utilisant la base de données MIT/BIH	51
Tableau 2.3. Comparaison entre les techniques utilisant la base de données PTB	51
Tableau 2.4. Comparaison entre les techniques utilisant la base de données NSRDB	52
Tableau 2.5. Comparaison entre les techniques utilisant la base de données ECGID.	52
Tableau 2.6. Comparaison entre les techniques utilisant le classifieur KNN	53
Tableau 4.1 Annotations de la base de données MIT-BIH Physio Bank	75
Tableau 4.2. Tableau Révélateur des Résultats Obtenus pour $K = 1$	78

Liste des abréviations

AC: Adaptive Cosine

ADN: Acide Désoxyribo Nucléique

AV: Auriculo-Ventriculaire

aVF: augmented Voltage Foot

aVL: augmented Voltage Left arm

aVR: augmented Voltage Right arm

CID: Complexity Invariant Distance

CIDDTW: Complexity Invariant Distance Dynamic Time Warping

CMC: Cumulative Match Characteristics

CNN: Convolutional Neural Network

DCT: Discrete Cosine Transform

DTW: Dynamic Time Warping

ECG: Electro-cardiogramme

ED: Euclidian Distance

EMD: Empirical Mode Decomposition

FAR: False-Acceptance Rate

FRR: False-Rejection Rate

IRM: Imagerie par Résonance Magnétique

KNN: K-Nearest Neighbors

LDA: Linear Discriminant Analysis

MFCC: Mel Frequency Cepstral Coefficients

MLP: Multi-Layer Perceptron

NSRDB: Normal Sinus Rhythm Database

PIN: Personal Identification Number

PTB: Physikalisch-Technische Bundesanstalt

QPDTW: Quasi perdioc Dynamic Time Warping

RBF: Radial Basis Function

ROC: Receiver Operating Characteristic

SEA: Shape Exchange Algorithm

ST: Série Temporelle

STQP: Série Temporelle Quasi Periodic

SVBD: Supraventricular Arrhythmia Data Base

SVM: Support Vector Machine

TID: Taux d'Identification

Introduction Générale

Introduction Générale

Contexte du travail

Les méthodes classiques ou traditionnelles de sécurisation des systèmes d'information reposent sur deux principes : le premier est basé sur la connaissance ou les informations que possèdent les personnes, comme leur mot de passe ou leur code PIN. Le second est basé sur les choses que les personnes possèdent comme leur badge ou leur carte à puce. Une nouvelle technique de sécurisation qui n'utilise pas des informations possédées ou connues des personnes, mais plutôt des informations inhérentes (intrinsèque) à ces personnes est appelé la biométrie. La biométrie connaît un essor considérable, avec une recherche active de nouvelles techniques biométriques. Parmi celles-ci, la biométrie par électrocardiogramme (ECG).

L'ECG est l'activité électrique du cœur produite par la dépolarisation et la repolarisation des muscles cardiaques au cours du processus de pompage sanguin.

Problématique et objectifs

Dans le domaine de la sécurité les mots de passes peuvent être oublié par leurs utilisateurs ou devinés par d'autres personnes, les clés peuvent être perdu ou volé.

Bien que de nombreuses méthodes biométriques existent déjà, leur fiabilité est souvent mise en cause. L'objectif est de trouver de nouvelles caractéristiques difficiles à imiter, telles que les signaux physiologiques ECG.

L'utilisation de l'ECG en biométrie n'est pas encore très répandue, mais cette technique présente des avantages significatifs. Notamment, l'ECG est un bio-signal interne, qui caractérise chaque individu de manière unique et qui est difficilement modifiable par l'être humain. C'est pourquoi nous avons choisi de développer une technique de détection biométrique basée sur l'ECG.

La communauté de la biométrie considère la production d'un système biométrique fiable comme l'une de ses principales préoccupations. Bien que les travaux de Biel et al, [Biel et al, 2001] aient ouvert une nouvelle voie de recherche dans la biométrie basée sur l'ECG, les résultats obtenus sont encore insuffisants par rapport à d'autres méthodes biométriques.

Dans ce travail, nous allons appliquer et tester quelques mesures de similarités avec le classifieur KNN dans le domaine de la biométrie.

Les mesures testées sont, la méthode SEA (Shape Exchange Algorithm) [Boucheham,2008], CID (Complexity Invariant Distance) [Batista, 2014], DTW (Dynamic Time Warping [Sakoe, 1978] [Berndt, 1994] et ses variantes CIDDTW (Complexity Invariant Distance Dynamic Time Warping) [Batista et al, 2014] et QPDTW (Quasi Periodic Time Warping) [Boulnemour, 2018] qui sont aussi des améliorations de DTW.

Nous allons valider les algorithmes biométriques proposés en utilisant une base de données internationale de signaux ECG MIT/BIH.

Les résultats obtenus montrent que la méthode SEA donne les meilleurs résultats, suivie par les méthodes hybrides QPDTW et CIDDTW, qui offrent de meilleurs résultats que les méthodes DTW, CID.

Organisation du travail

Ce mémoire s'articule en quatre chapitres, qui vont nous permettre de présenter les différents aspects de notre travail :

Le premier chapitre propose une introduction à la biométrie. Il décrit le principe de fonctionnement des systèmes biométriques puis définit les outils utilisés pour évaluer leurs performances.

Le deuxième chapitre est divisé en trois parties. Tout d'abord, dans la première partie, nous présenterons l'anatomie du système cardiovasculaire et du signal ECG. Ensuite, dans la deuxième partie, nous examinerons certaines approches réalisées dans le domaine de l'identification biométrique, en mettant l'accent sur ceux effectués à partir du signal ECG entre 2011 et 2022. Enfin, dans la troisième partie, nous comparerons les différentes précisions de ces approches.

Le chapitre trois est consacré à la présentation des méthodes utilisées dans notre étude.

Dans le dernier chapitre, nous allons présenter et comparer les résultats des techniques d'identification biométrique SEA, QPDTW, CIDDTW, DTW, CID. Finalement, nous présenterons les interfaces graphiques de notre travail.

Nous clôturerons ce mémoire par une conclusion générale mettant en relief les résultats obtenus ainsi que des perspectives à réaliser à long terme.

Chapitre 1

La biométrie

Chapitre 1 : La biométrie

1.1. Introduction

Les méthodes classiques ou traditionnelles de sécurisation des systèmes d'information reposent sur 2 principes : le premier est basé sur une connaissance personnelle, comme un mot de passe ou un code PIN. Le second est basé sur quelque chose qu'un individu possède, comme une carte à puce ou une clé. Dans le premier cas, le mot de passe peut être oublié par son utilisateur ou deviné par d'autres personnes. Dans le second cas, la clé pourrait être perdu ou volé. Pour contourner cette limitation ou cette faiblesse, une autre méthode de sécurité a été développée. Cette méthode n'utilise pas des informations possédées ou connues d'un individu, mais plutôt des informations inhérentes à cet individu. Cette nouvelle façon d'identifier les individus est la biométrie.

Dans ce chapitre, nous présenterons quelques concepts et définitions de base liés à la biométrie. Nous présenterons aussi les différentes modalités biométriques, le fonctionnement des systèmes biométriques et les outils utilisés pour mesurer leurs performances, ainsi que leurs avantages et limites.

1.2. La biométrie

1.2.1. Définition de la biométrie

Le terme de biométrie est originaire d'une contraction des deux anciens termes grecs : «bios » qui signifie : la vie « metron » qui se traduit par : mesure. C'est-à-dire « mesure du vivant » [OCDE ,2015].

La biométrie consiste à vérifier ou déterminer l'identité d'un individu à partir de ses caractéristiques biologiques (comme l'ADN), comportementales (comme la voix), morphologiques (comme l'empreinte digitale) et bioélectrique (comme l'ECG). Les techniques biométriques permettent la mesure et la reconnaissance de ce que l'on est, à la différence d'autres techniques de même finalités, mais permettant de mesurer ou vérifier ce que l'on possède (cadre, badge, document.) ou ce que l'on sait (mot de passe, code pin.) [Ramdan et al, 2015].

1.2.2. Les modalités de la biométrie

Les modalités biométriques peuvent être physiologiques (visage, thermo gramme facial, empreinte digitale, ADN (Acide Désoxyribonucléique), rétine, iris, réseau veineux des mains, géométrie de la main, odeur, forme de l'oreille, électrocardiogramme -ECG-, etc.) ou comportementales (voix, signature, démarche, frappe) [Ramdan et al, 2015].

Les modalités physiologiques peuvent être divisées en trois types :

- **Morphologiques** (visage, thermo gramme facial, empreinte digitale, rétine, iris, réseau veineux de la main, géométrie de la main, forme de l'oreille, etc.)
- **Biochimiques** (par exemple, ADN, odeur) [Tahirou et al, 2019].
- **Bioélectriques** (cachés) (électrocardiogramme, électromyogramme, IRM, rayons X) [Sobabe et al, 2020].

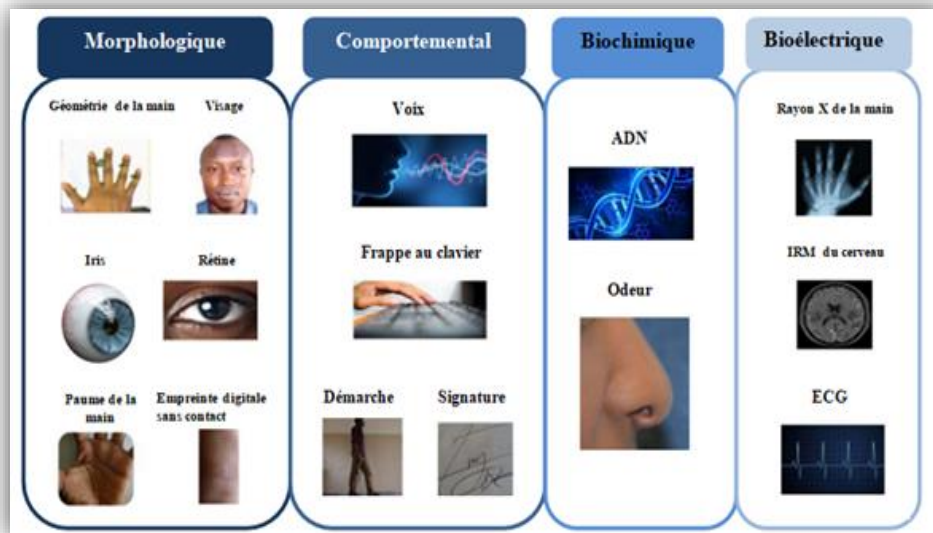


Figure 1. 1. Quelques modalités biométriques [Tahirou et al, 2019].

1.2.3. Descriptions de quelques modalités biométriques

1.2.3.1 Les modalités morphologiques

a. Paume de la main

Cette technique utilise la surface intérieure de la paume pour l'identification et/ou la vérification des personnes. Elle est bien adaptée pour les systèmes de moyenne sécurité telle que le contrôle d'accès physique ou logique [Target, 2018].



Figure 1.2. Exemples d’empreinte de la face palmaire de la main [Jowitt, 2016]

b. La rétine

La reconnaissance de la rétine est une méthode assez ancienne puisque les premières études remontent aux années 30 [Draoui, 2011]. Elle se base sur le fait que le schéma et le dessin formés par les vaisseaux sanguins de la rétine sont uniques pour chaque personne, différentes entre jumeaux et stables tout au long de la vie. C'est une mesure très fiable.

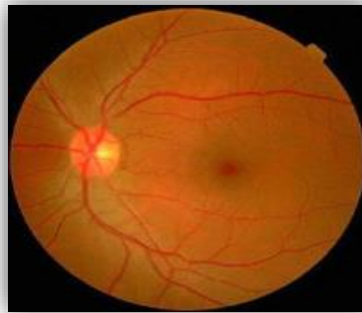


Figure 1.3. La rétine. [ANGIOÏ, 2014].

c. Le visage

Naturellement, la première modalité utilisée par les individus pour identifier est le visage. Cette technique consiste à capter la forme du visage d'un individu et d'en extraire certaines informations jugées évidentes pour l'authentification. Selon le système utilisé, l'individu doit être positionné devant l'appareil où peut être en mouvement à une certaine distance. Les données biométriques qui sont obtenues seront par la suite comparées au fichier référence [Dugelay, 2002].

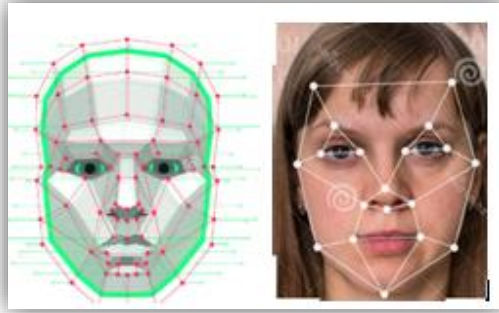


Figure 1.4.Exemples de traitements pour la reconnaissance de visage [Alamy, 2022].

1.2.3.2. Les modalités biochimiques

a. L'odeur

L'odeur des individus contient des compositions chimiques uniques pouvant être utilisées pour l'identification. L'odeur peut être détectée en utilisant un 'capteur chimique' tel que ceux basés sur la technologie à oxyde métallique. L'odeur humaine a l'avantage d'être impossible à reproduire et après une étude, que même les déodorants et les parfums ne peuvent pas masquer l'odeur humaine de base [Oyeleye et al, 2012].

b. L'ADN

L'Acide Désoxyribonucléique (ADN) est une macromolécule biologique contenant toute l'information génétique. L'ADN extrait d'un quelconque échantillon biologique issu d'une personne (sang, salive, fragment de peau ou poil, etc.) peut être utilisé pour déterminer son empreinte génétique. Le plus souvent utilisé en médecine légale, cette méthode isole et compare les séquences de segments d'ADN de différents individus [Chihaoui, 2018] [Ranbir, 2010].

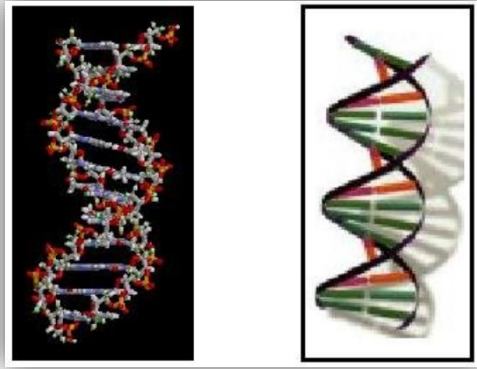


Figure 1. 5. Exemple de l'ADN dans la biométrie [Vikidia, 2022].

1.2.3.3. Les modalités comportementales

a. La démarche

Les systèmes de reconnaissance de la démarche nécessitent une séquence vidéo du sujet marchant, de profil ou de face. Sur chaque image, la silhouette humaine est détectée ainsi que les attributs spatiotemporels des extrémités et articulations du corps. Par corrélation entre les mesures consécutives, cette modalité se base sur les estimations du balancier des bras, le rythme de la marche, le rebond, la longueur des pas, la distance entre la tête et les pieds [Joseph, 2010].

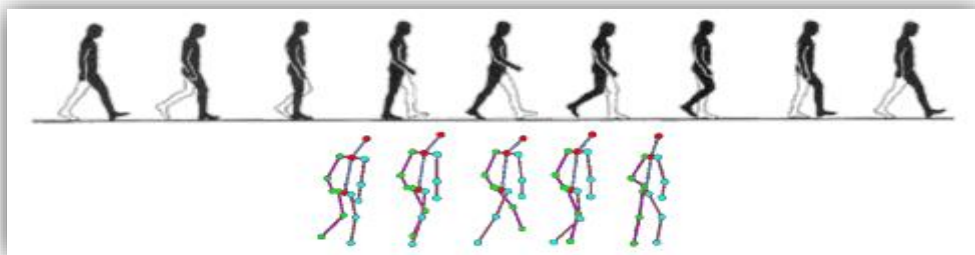


Figure 1.6. Schémas des mesures de la démarche [Wwh, 2022].

b. Signature

Les systèmes de reconnaissance de l'écriture analysent les caractéristiques spécifiques d'une signature comme la vitesse, la pression sur le crayon, le mouvement, les points et les intervalles de temps où le crayon est levé. L'utilisateur de cette technologie signe généralement avec un stylo électronique sur une tablette graphique. Ces données sont enregistrées pour comparaison ultérieure. Certains systèmes ne font qu'enregistrer l'image statique de la signature pour comparaison [Monrose, 2000].

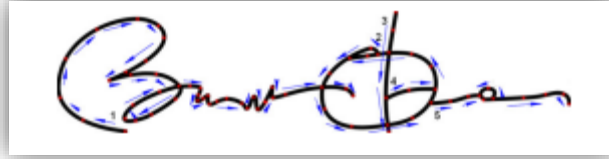


Figure 1. 7. Exemple de mesures de la signature [Signature, 2022].

c. La voix

Le son de notre voix est directement influencé par des facteurs physiques comme le nez, la bouche, les cordes vocales, ou par l'état émotionnel, la langue natale, les conditions médicales, et d'autres paramètres. La qualité de l'enregistrement dépend du capteur ou de l'environnement (écho, bruit, etc.). Il est possible d'isoler ces perturbations en utilisant plusieurs capteurs tout autour du sujet [Gauthier, 2014].

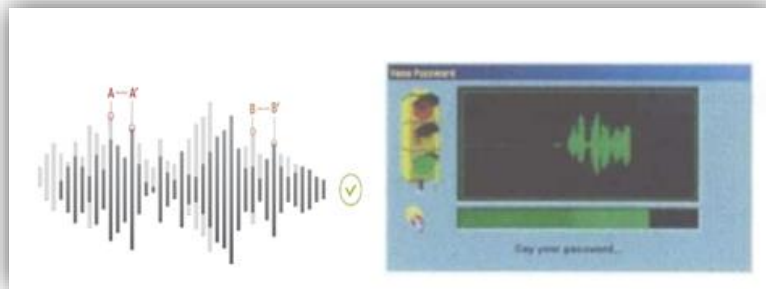


Figure 1.8. Les signaux vocaux [Bart, 2022].

1.2.3.4. Les modalités bioélectriques

a. Le Rayon X

Les rayons X sont des ondes électromagnétiques de haute fréquence. Ils possèdent une forte énergie et pénètrent facilement la matière. C'est une forme de lumière que l'œil ne peut pas percevoir et qui peut passer à travers les objets et les êtres vivants. Les médecins les utilisent en imagerie médicale dans deux domaines, la radiographie et le scanner pour ainsi pouvoir visualiser l'intérieur du corps et diagnostiquer des maladies qu'on ne pourrait pas découvrir autrement [Kabbara, 2015].



Figure 1.9. Biométrie de la main avec des images à rayon X [Kabbara, 2015].

b. L'IRM

Les images obtenues par résonance magnétique sont le résultat de l'interaction entre un champ magnétique créé par la machine et les atomes d'hydrogène contenus dans l'organisme du patient. L'appareil est en effet équipé d'un aimant très puissant qui permet d'envoyer des ondes qui vont faire vibrer les noyaux d'hydrogène contenus dans les tissus organiques. Le retour de ces noyaux d'hydrogène à leur état d'équilibre va engendrer la formation d'un signal dans une antenne réceptrice [Aloui, 2012].

c. L'ECG

Un électrocardiogramme (ECG) est un test qui étudie le fonctionnement du cœur en mesurant son activité électrique. À chaque battement de cœur, une impulsion électrique traverse le cœur [Sharon, 2014]. Cette onde provoque la contraction du muscle cardiaque de sorte qu'il expulse le sang du cœur. L'utilisation de l'ECG en biométrie est relativement nouvelle. En fait, il existe plusieurs méthodes biométriques basées sur l'ECG [Abbas, 2016].



Figure 1.10. Exemple d'électrocardiogrammes de 3 personnes [Sharon, 2014].

1.3. Les avantages et les inconvénients des techniques biométriques

Tableau 1. 1. Les avantages et les inconvénients des techniques biométriques

Modalité	Les avantages	Les inconvénients
Paume de la main	<ul style="list-style-type: none"> • Facile à utiliser • Après l'utilisation, la main reste propre et ne laisse aucune trace. 	<ul style="list-style-type: none"> • Pourrait être similaire pour des jumeaux ou des membres de la famille. • Elle n'est pas permanente et peut changer de forme ou être coupée.
La rétine	<ul style="list-style-type: none"> • L'empreinte rétinienne est peu exposée aux blessures (coupure, brûlure). • Les taux de faux rejet et de fausse acceptation sont faibles. • Très difficile • La rétine est différente chez les vrais jumeaux. • La rétine est stable durant la vie d'un individu. 	<ul style="list-style-type: none"> • Système intrusif, il faut placer l'œil près du capteur. • Mauvaise acceptation du public (l'œil est un organe sensible). • Coût plus important que d'autres technologies. • Pas adapté pour un flux de passage important.
Le visage	<ul style="list-style-type: none"> • Très bien accepté par le public. • Ne demande aucune action de l'utilisateur (peu intrusive), pas de contact physique. • Technique peu coûteuse. 	<ul style="list-style-type: none"> • Technologie sensible à l'environnement • Les vrais jumeaux ne sont pas différenciés • Sensible aux changements.
L'odeur	<ul style="list-style-type: none"> • Non intrusive. • Simple à utiliser, sans coopération de la personne, qui la rend plus acceptable. • L'odeur corporelle est unique pour chaque personne. • Technique qui a montré son succès déjà avec les chiens. 	<ul style="list-style-type: none"> • L'odeur corporelle d'un individu peut varier en fonction de son humeur, de son régime alimentaire ou de son état de santé. • Taux de faux rejet et de fausses acceptation élevés. • Le besoin de capteurs spéciaux pour cette méthode.

<p>L'ADN</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Elle est très précise. • La fiabilité est très élevée: le taux d'erreur est quasi nul • Les risques de fraude sont très bas. • L'ADN est stable durant la vie d'un individu. • L'ADN est différent chez les vrais jumeaux. 	<ul style="list-style-type: none"> • L'identification d'un individu par analyse de son ADN s'avère complexe. • Elle est coûteuse et lente à réaliser compte tenu des nombreuses manipulations Biologiques. • Elle n'est pas destinée au grand public. • Cette technique est très intrusive, elle nécessite un prélèvement d'échantillon.
<p>La démarche</p>	<ul style="list-style-type: none"> • On peut identifier la personne à distance. • Non intrusif, et ne nécessite pas la coopération de l'utilisateur. 	<ul style="list-style-type: none"> • L'exécution de ce système est particulièrement difficile. • Le système est facile à compromettre. Des vêtements amples, par exemple, peuvent compromettre une bonne identification.
<p>Signature</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Couramment utilisée pour les transactions • Un moyen d'identification en général bien acceptée. • Utilisable à distance, dans le commerce électronique ou pour des transactions bancaires. 	<ul style="list-style-type: none"> • Une très grande variabilité qui existe entre deux occurrences de la signature d'un même individu. • La signature peut être affectée par l'état de santé ou émotionnel de l'individu.
<p>La voix</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Il est plus facile de protéger le lecteur que dans les autres technologies. • Seule information utilisable via le téléphone. • Impossible d'imiter la voix. • Pas intrusif 	<ul style="list-style-type: none"> • Sensible à l'état physique et émotionnel de l'individu. • Fraude possible par un enregistrement. • Sensible aux bruits ambiants. • Taux de faux rejet et fausse acceptation élevés.

IRM du cerveau	<ul style="list-style-type: none"> • Le cerveau est totalement protégé contre toutes sortes de changements 	<ul style="list-style-type: none"> • la non-disponibilité de systèmes d'IRM robuste consacrés à la biométrie.
Rayon X de la main	<ul style="list-style-type: none"> • Fiable et robuste • sans risque pour la santé • concurrente aux techniques existantes 	<ul style="list-style-type: none"> • Risque de radiation • Coûts élevés • Inconfort pour les utilisateurs
ECG	<ul style="list-style-type: none"> • Les risques de fraude sont très bas. • L'ECG est un signal interne universel et les utilisateurs du système d'identifications ne peuvent pas le modifier volontairement. 	<ul style="list-style-type: none"> • L'utilisation de l'ECG en biométrie est relativement nouvelle et les dispositifs portables de lecture d'ECG comme les smartwatches ne sont pas tous précis. • En cas d'effort ou de maladies l'ECG peut changer.

1.4. Les caractéristiques biométriques

Le choix d'une modalité dépend d'une part de sa nature et d'autre part du niveau de sécurité qu'elle apporte aux applications (Certaines modalités présentent des contraintes d'ergonomie, de coût et d'acceptabilité) ainsi que l'environnement de leurs usages (Facilité d'emploi, d'analyse, de stockage et de vérification). Il est donc nécessaire de choisir la modalité la plus appropriée en se basant sur les critères de sélection suivants [Massicotte, 2007] :

1. L'universalité : L'universalité est liée à l'existence de cette modalité chez tous les individus. Donc, toute personne doit être capable de fournir cette modalité pour le système biométrique [Pelc, 2019].

2. L'unicité : définit la probabilité de ne pas trouver de similitudes entre les mesures d'une même modalité sur des personnes différentes.

3. La pérennité : indique si la caractéristique reste inchangée sur une période donnée.

4. L'acquisition : détermine le degré de facilité de l'acquisition, de la mesure et de l'exploitation de la modalité.

5. La performance : caractérise la robustesse, la fiabilité et la vitesse de la mesure.

6. *L'acceptabilité* : indique si la modalité est acceptée sans objection par l'utilisateur.

7. *Le contournement* : représente la difficulté de contourner le système, par usurpation d'identité ou d'autres techniques de fraude.

Tableau I.2 montre qu'aucune caractéristique n'est donc idéale et qu'elles peuvent être plus ou moins adaptées à des applications particulières. Le choix de la modalité est ainsi effectué selon un compromis entre la présence ou l'absence de certaines de ces propriétés selon les besoins de chaque application. A noter que le choix de la modalité biométrique peut aussi dépendre de la culture locale des individus.

Tableau 1. 2. Comparaison des modalités biométriques (***) représente les meilleures performances) [Massicotte, 2007] [El-Abed, 2011] [Karumudi et al, 2019].

Modalités	Univ	Unic	Péren	Collec	Perfer	Accept	Cont
Modalités morphologiques							
Paume de la main	**	***	***	**	***	**	***
La rétine	***	***	**	*	***	*	***
Le visage	***	*	**	***	*	***	*
Modalités biochimiques							
L'odeur	***	***	***	*	*	**	*
L'ADN	***	***	***	*	***	*	*
Modalités comportementales							
La démarche	**	*	*	***	*	***	**
La signature	*	*	*	***	*	***	*
La voix	**	*	*	**	*	***	*
Modalités Bioélectriques (cachées)							
Les Rayons X	***	***	***	*	***	*	***
L'IRM	***	***	***	*	***	*	***
L'ECG	***	***	***	*	***	*	***

1.5. Les Modes de fonctionnements d'un système biométrique

Selon le contexte de l'application, un système biométrique peut fonctionner soit en mode vérification ou d'identification. Ses deux modes nécessitent essentiellement un processus d'enrôlement qui enregistre les données biométriques acquises.

- **Le mode d'enrôlement** : C'est la première phase de tout système biométrique, pendant laquelle les caractéristiques biométriques d'un individu sont enregistrées dans la base de données pour la première fois. [El-Abed, 2011]. Cet enregistrement est parfois accompagné de référence biographique correspond à cette personne comme le nom, le prénom, etc. qui sera utilisée plus tard dans la phase d'authentification. Pendant l'enrôlement on extrait des caractéristiques biométriques en utilisant des algorithmes adéquats, ces caractéristiques seront réduites par la suite pour minimiser la quantité de données stockées [Kahlaoui, 2017].
- **Le mode d'authentification (vérification)** : C'est la comparaison 1-à-1, entre les données biométriques capturées (model test) et les données stockées dans sa propre base (les modèles d'apprentissage). Dans un tel système, un individu qui désire être identifié réclame une identité, habituellement par l'intermédiaire d'un PIN (numéro d'identification personnelle), d'un nom d'utilisateur, d'une carte d'identité, etc. Le système doit alors répondre à la question suivante "Suis-je réellement la personne que suis-je entrain de proclamer [Attalah, 2012].
- **Le mode d'identification** : Le système identifie un individu en cherchant les signatures (Template) de tous les utilisateurs dans la base de données. Par conséquent, le système conduit plusieurs comparaisons 1-à-N pour établir l'identité d'un individu. En résumé, un système biométrique opérant en mode identification répond à la question "Suis-je bien connu du système ? [Buysens, 2011]

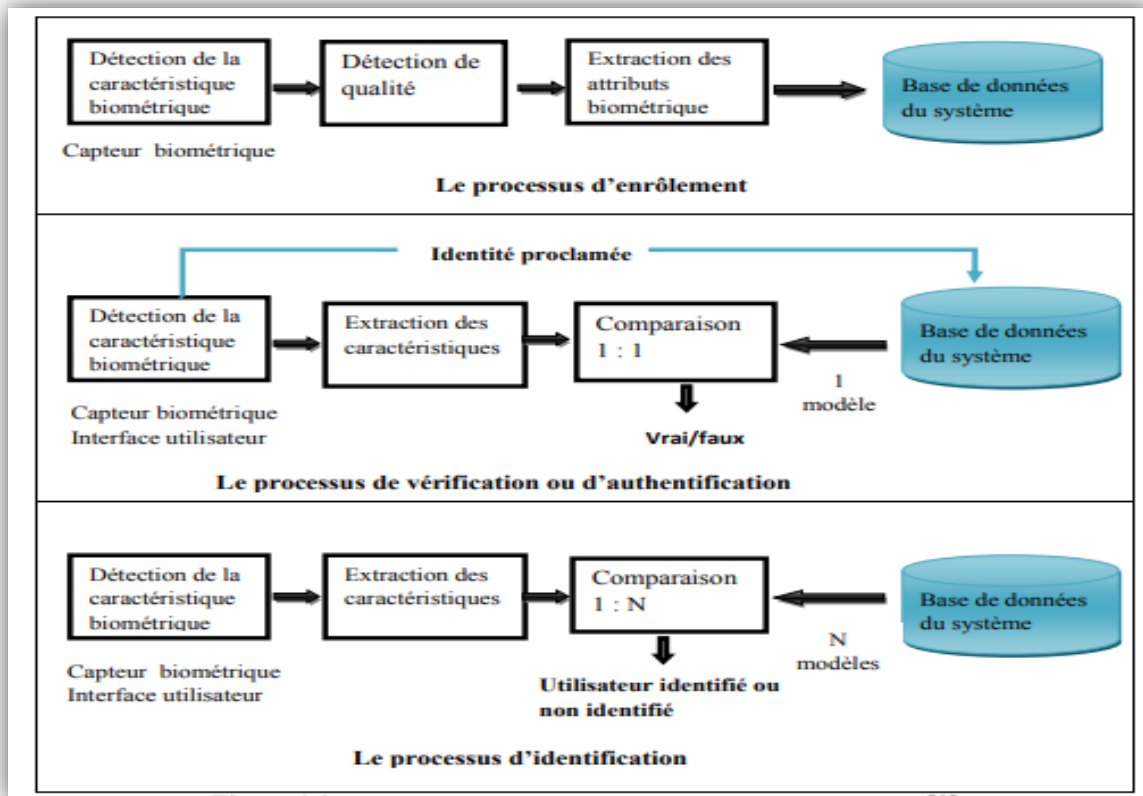


Figure 1.11. Les modes de fonctionnement d'un système biométrique [Benothmane, 2020]

1.6. Les applications de la biométrie

Les techniques biométriques sont appliquées dans plusieurs domaines et leur champ d'application couvre potentiellement tous les domaines de la sécurité où il est nécessaire de connaître l'identité des personnes.

Les applications peuvent être divisées en trois groupes principaux [Benothmane, 2020] [Guerfi, 2011] :

Applications commerciales : telles que l'accès au réseau informatique, la sécurité de données électroniques, le commerce électronique, l'accès d'internet, la carte de crédit, le contrôle d'accès physique, le téléphone portable, la gestion des registres médicales, les études en ligne, etc....

Applications de gouvernement : telles que la carte nationale d'identifications, le permis de conduite, la sécurité sociale, le contrôle de passeport, etc....

Les applications médico-légales : telles que l'identification de cadavre, la recherche criminelle, l'identification de terroriste, les enfants disparus, etc...

1.7. Les avantages et les limites de la biométrie

Bien que la technologie biométrique puisse définitivement rendre la vie plus pratique, elle n'est pas sans défauts. Les consommateurs peuvent bénéficier en pesant les avantages d'un système de sécurité biométrique contre les inconvénients potentiels.

1.7.1. Les avantages

Les technologies biométriques ouvrent de nouvelles possibilités. Sujet de controverse, la biométrie est pourtant déjà une réalité. Elle s'impose d'ores et déjà comme un instrument fort de sécurisation des documents dans tous les domaines. Cette technique possède plusieurs avantages, on peut citer [OCDE, 2015]

- Reconnaître les personnes avec précision, sans avoir besoin de carte ou de mot de passe. En cela elle contribue à se prémunir contre l'usurpation d'identité.
- Garantir l'identité et sécuriser les transactions en ligne, car la signature biométrique est intransmissible à une autre personne.
- Du confort : il est plus facile d'utiliser une donnée biométrique à la place d'un mot de passe.
- Offre de meilleurs services : Le gouvernement et les organismes internationaux disposent d'un outil précis et efficace pour l'évaluation des besoins et la planification qui en découle.
- Une utilisation facile et une diminution des frais administratifs.
- La fidélité des données : Un registre biométrique garantit la précision et la sécurité des données, le risque de fraude est éliminé.
- Rehaussement de l'intégrité des informations et la sécurité.
- Vol, copie, oubli et perte impossible : contrairement aux codes, badges et autres clés, la biométrie supprime tous les risques connus.
- Avoir l'image d'une entreprise moderne qui veille à la protection de ses biens, transmettant ainsi à ses clients et fournisseurs des valeurs de sérieux et de fiabilité [Bonhomme, 2016].

1.7.2. Les limites

La biométrie est une technologie émergente qui propose de nouveaux facteurs d'authentification pour des applications variées. Les schémas actuels sont basés sur de multiples modalités allant de la reconnaissance faciale, les empreintes digitales jusqu'à la biométrie comportementale comme la dynamique de frappe sur un clavier. Le développement important des systèmes biométriques s'accompagne également de plusieurs menaces spécifiques à cette technologie [Grother, 2017].

1.7.2.1. Les limites fonctionnelles

La biométrie présente malheureusement un inconvénient majeur, en effet aucune des mesures utilisées ne se révèle être totalement exacte. Car il s'agit bien là d'une des caractéristiques majeures de tout organisme vivant. On s'adapte à l'environnement, on vieillit, on subit des traumatismes plus ou moins importants, on évolue et les mesures changent. Un système non performant va laisser la place à des erreurs (Faux rejets et fausses acceptations)

1.7.2.2. Les limites techniques et d'usage

L'usurpation d'identité : le fraudeur peut essayer de se faire passer pour un utilisateur légitime. Par exemple, en compromettant le modèle biométrique stocké dans la base de données, il lui est possible de reconstruire un signal artificiel proche du signal d'origine capable de passer avec succès le seuil de décision de vérification.


L'irrévocabilité : le principal inconvénient de la biométrie est qu'en cas d'abus ou de compromission du modèle biométrique, celui-ci ne peut être, en général, ni révoqué, ni remplacé, ni mis à jour.

1.7.2.3. Les limites juridiques

La violation de la vie privée : La biométrie faisant associer des données personnellement identifiables et donc sensibles, sa collecte, son stockage et son utilisation doivent être régis par des juridictions légales. Alors que l'unicité de la biométrie est vue comme un avantage, elle peut également être considérée comme une possibilité de profilage et de surveillance d'une personne.

Ainsi, la mise en place d'un système biométrique doit être fondée sur un fort impératif de préservation de la vie privée.

Au vu des risques présentés, un système biométrique doit avant son déploiement être soumis à différentes contraintes de sécurité et de protection de la vie privée. Il devient indispensable



d'assurer la sécurité des systèmes biométriques et de protéger l'identifiant biométrique avec de solides contre-mesures.

1.8. Conclusion :

Au cours de ce chapitre, nous avons abordé les systèmes biométriques disponibles sur le marché aujourd'hui. Ces systèmes se distinguent par leurs fonctionnalités, leur choix de modalités, leur robustesse et leur niveau de sécurité. La sécurité est considérée comme le plus grand défi à relever pour améliorer les performances des systèmes biométriques. Par conséquent, de nouvelles technologies telles que l'ECG, l'EEG, l'EMG et l'EOG ont été développées pour relever ce défi et fournir une nouvelle gamme de produits dans le marché biométrique.

Pour conclure, l'ECG est une technologie prometteuse qui peut fournir des solutions fiables et sécurisées pour relever le défi de la sécurité dans le domaine des systèmes biométriques. De plus, les prochaines étapes de la technologie de l'ECG seront explorées plus en détail dans le prochain chapitre.

Chapitre 2

**Etat de l'art des techniques
biométriques basées ECG**

Chapitre 2 : Etat de l'art des techniques biométriques basées ECG

2.1. Introduction

La reconnaissance biométrique est une nouvelle tâche dans le domaine de la sécurité qui est devenue une solution alternative basée sur les traits physiques ou morphologiques d'un individu pour accéder à un système protégé avec une technologie biométrique. Parmi ces techniques biométriques, la reconnaissance de l'ECG est l'une des approches les plus prometteuses en raison de sa grande fiabilité pour l'identification humaine [Karimian et al, 2016]. Les premières études ont montré que le signal ECG contient des caractéristiques uniques appropriées à chaque personne.

Dans ce chapitre, nous présenterons le fonctionnement général du système cardiovasculaire, puis nous décrirons en détail le principe de l'électrocardiogramme (ECG). Enfin, nous effectuerons une étude bibliographique sur les différentes techniques et méthodes utilisées pour l'identification biométrique basée sur les signaux ECG, afin de mieux comprendre les avancées et les défis actuels dans ce domaine.

2.2. Anatomie et physiologie du cœur

Le cœur est un organe vital qui assure la circulation sanguine dans tout le corps. Il est composé de différentes structures, chacune ayant un rôle spécifique dans son fonctionnement [Cabasson, 2008].

2.2.1. Anatomie du cœur humain

Le cœur est un organe musculaire qui pompe le sang à travers le corps. Il est constitué de deux pompes musculaires appelées ventricules gauche et droit (Figure 1.1), chacune avec son propre réservoir appelé atrium gauche et droit. Les deux pompes alimentent des circulations différentes: le ventricule droit pompe le sang désoxygéné vers les poumons via l'artère pulmonaire, où il est oxygéné et retourne ensuite au cœur par les veines pulmonaires. Le ventricule gauche pompe le sang oxygéné à travers l'aorte pour le distribuer à tous les tissus du corps, où il échange des nutriments et des déchets, avant de revenir au cœur par les veines caves supérieure et inférieure. Les deux circulations fonctionnent simultanément et sont disposées en séries, avec des valves cardiaques et des vannes veineuses pour assurer un écoulement unidirectionnel [Cabasson, 2008].

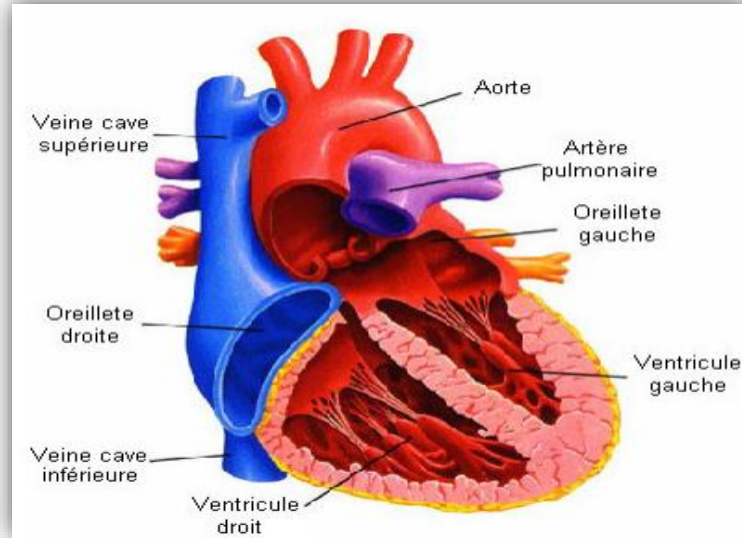


Figure 2.1. Les différentes parties du cœur [Abdelliche, 2011].

2.2.2. Le fonctionnement électrique du cœur

Le muscle cardiaque se contracte en réponse à des impulsions électriques qui se propagent le long des fibres cardiaques, induites par la dépolarisation des cellules musculaires [Louradour, 2021]. Cette dépolarisation commence généralement au sommet de l'oreillette droite (sinus) et se propage ensuite à travers les oreillettes, provoquant une contraction auriculaire suivie d'une relaxation. L'impulsion électrique atteint ensuite le nœud auriculo-ventriculaire (AV), permettant au sang de pénétrer dans les ventricules. La contraction ventriculaire se produit grâce à la propagation rapide d'impulsions électriques via le faisceau de His et les fibres de Purkinje, suivie d'une diastole ventriculaire où les fibres musculaires se repolarisent et se relâchent [Dubois, 2004]

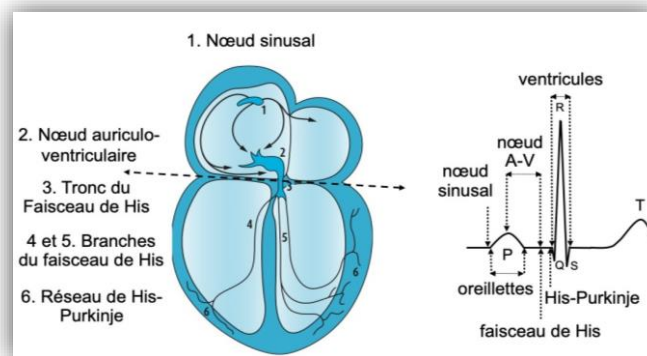


Figure 2.2. Fonctionnement électrique du cœur [Taboulet, 2022].

2.3. L'électrocardiogramme

L'ECG également appelé l'EKG est l'enregistrement des points de référence ("dérivations cardiaques") par l'intermédiaire des électrodes placées à la surface du corps, mesurant les différences de potentiel électrique déterminées par la propagation de l'influx électrique au sein du cœur [Oltean, 2006].

2.3.1. Caractéristiques de l'ECG

Le signal enregistré lors d'un battement du cœur comprend normalement trois ondes successives : l'onde P, le complexe QRS et l'onde T. Elles sont séparées par d'intervalles de "relâchement", constituant les "segments isoélectriques"

Une courte description des ondes, des intervalles et des segments isoélectriques composant le signal ECG est fait ci-dessous : [Chantaf, 2011] [Klabunde, 2011]

- **La ligne isoélectrique** : la ligne de base correspondant à l'absence de l'activité électrique. Au-dessus de celle-ci, on parle d'onde positive et au-dessous on a les ondes négatives.
- **L'onde P** : la déflexion correspondant à la dépolarisation des oreillettes droites et gauche.
Le complexe QRS : il correspond à la dépolarisation ventriculaire précédant l'effet mécanique de contraction dépendante du sexe et de l'âge. Le complexe comprend trois parties : l'onde négative initiale est appelée onde Q, avec une durée inférieure à 0,04 secondes avec une amplitude dépasse rarement 0,2 mV. La première onde positive est appelée onde R, tandis que l'onde négative qui suit l'onde R est appelée onde S.
- **L'onde T** : représente la repolarisation ventriculaire. Elle est plus longue en durée que la dépolarisation (la vitesse de conduction de l'onde de repolarisation est plus faible que celle de l'onde de dépolarisation). Elle survient pendant la diastole, et ne témoigne d'aucun événement mécanique [Belmekhfi, 2015]. C'est un phénomène purement électrique, pendant lequel les ventricules redeviennent stimulables.
- **L'intervalle P-R (ou P-Q)** : correspond au délai entre la dépolarisation de l'oreillette et celle du ventricule. C'est le temps de propagation de l'onde de dépolarisation à travers les oreillettes, le nœud atrio-ventriculaire, le faisceau de His et le réseau de Purkinje, jusqu'aux cellules myocardiques ventriculaires.

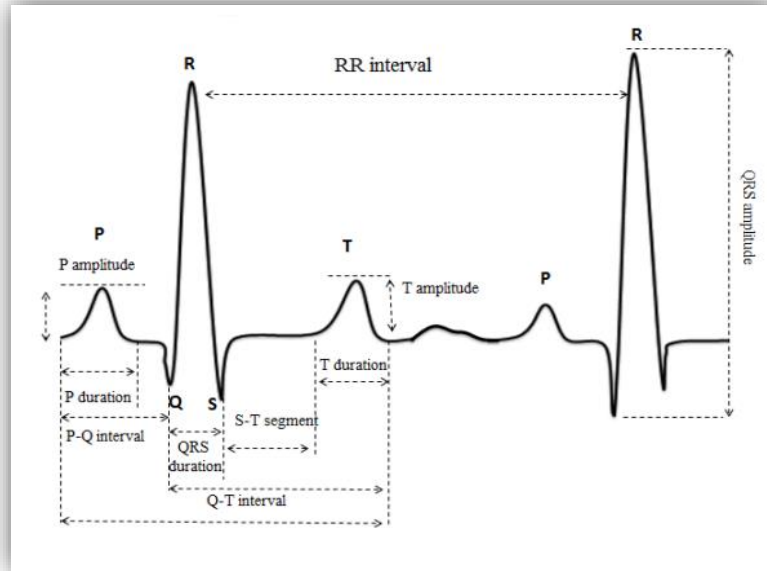


Figure 2.3. Description d'un battement cardiaque [Biel et al, 2001].

- **L'intervalle Q-T** correspond au temps de systole ventriculaire qui va du début de l'excitation des ventricules jusqu'à la fin de leur relaxation [Dib, 2009].
- **Le segment ST** : la partie de la trace ECG comprise entre la fin du complexe QRS et le début de l'onde T. Le segment ST est normalement isoélectrique : son déplacement vers le haut ("sus-décalage") ou vers le bas ("sous-décalage") indique généralement un état pathologique. Cependant le segment ST normal peut être légèrement décalé, vers le haut au repos ou vers le bas à l'effort : dans ce dernier cas, il a habituellement une pente oblique ascendante.
- **L'intervalle R-R** sépare les sommets de deux ondes R successives et représente la fréquence instantanée. Ainsi, on parle de rythme sinusal régulier lorsque l'espace RR est régulier sur tout le tracé, avec des complexes QRS comparables.

Tableau 2.1. Valeurs habituelles des différents paramètres caractérisant un battement cardiaque [Bokhobza,2012] .

	Onde P	Intervalle PQ	Complexe QRS	Intervalle ST	Intervalle QT	Onde T
Durée (s)	0.08-0.12	0.12-0.2	0.08-0.1	0.32	0.4	0.18
Amplitude (mv)	0.15	Isoélectrique : 0	Q<0, R>0, S<0	Isoélectrique : 0	-	0.21

2.3.2. Les dérivations d'ECG

Pour obtenir un électrocardiogramme, des électrodes de surface sont utilisées et leur emplacement sur le thorax du patient définit le type de dérivation. Les positions des électrodes sont choisies de manière à couvrir la quasi-totalité du champ électrique cardiaque.

L'ECG standard comporte 12 dérivations, pour lequel le signal est visualisé selon 12 axes privilégiés. [Bensafia, 2012]

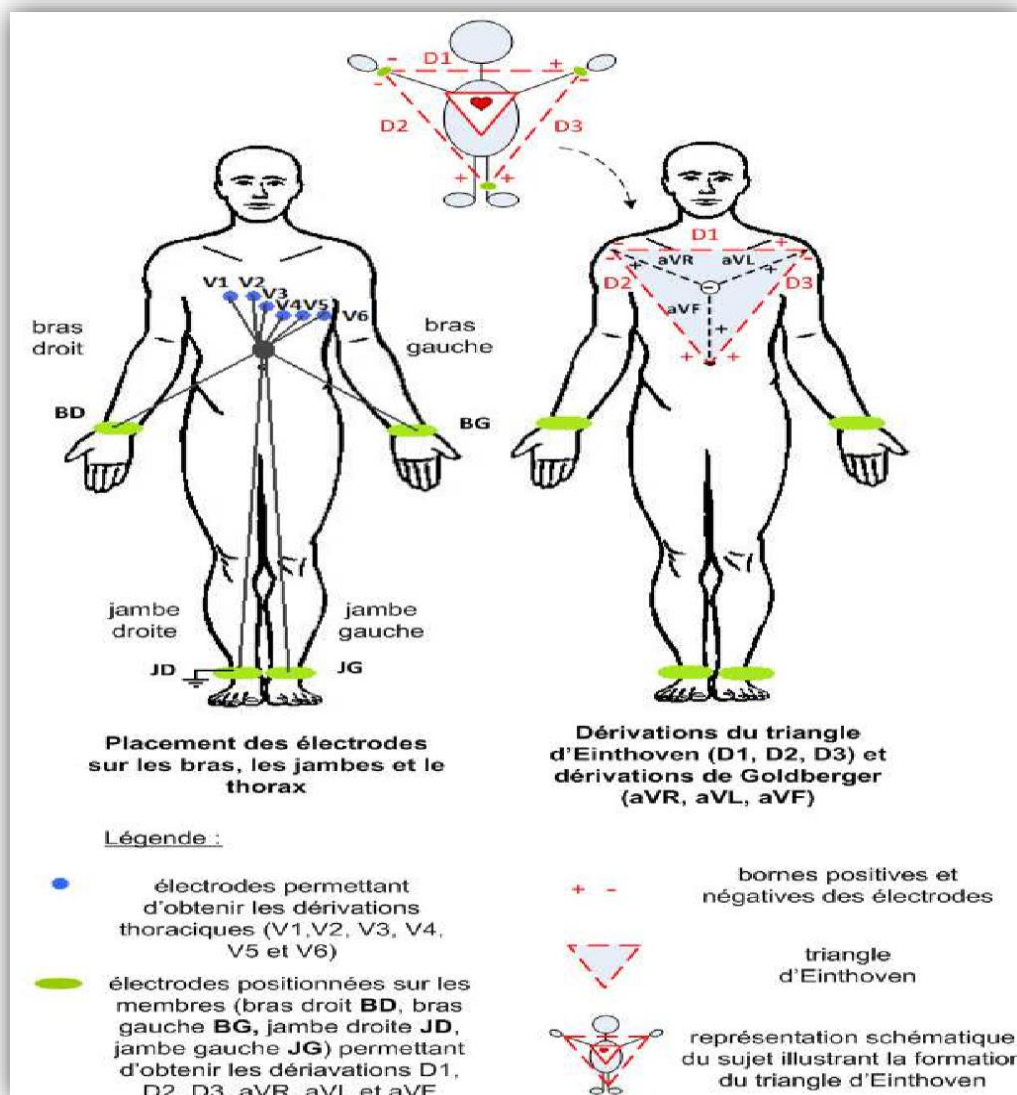


Figure 2.4. Positionnement des électrodes permettant d'obtenir un ECG à 12 dérivations [Guerreschi, 2013].

- Six axes dans le plan frontal qui correspondent :

Dérivations bipolaires I, II, III (Einthoven)

DI : enregistre les différences de potentiel électrique entre le poignet droit et le poignet gauche.

DII : enregistre les différences de potentiel électrique entre le poignet droit et la jambe gauche.

DIII : enregistre les différences de potentiel électrique entre le poignet gauche et la jambe gauche [Benali, 2013].

Dérivations unipolaires aVR, aVL, aVF (Wilson)

Avl : (arm, Ventricular, Left) pour l'avant-bras gauche.

aVR : (arm, Ventricular, Right) pour l'avant-bras droit.

aVF : (Foot) pour la jambe gauche.

- Autre six axes sur le plan transversal qui sont les dérivations unipolaires précordial V 1 à V6 dites de Kossman

V1 : 4e espace intercostal, à droite du sternum

V2 : 4e espace intercostal, à gauche du sternum

V3 : à mi-chemin entre V2 et V4

V4 : 5e espace intercostal, sur la ligne médio-claviculaire (LMC)

V5 : même hauteur que V4, à mi-chemin entre V4 et V6 ou sur la ligne axillaire antérieure (LAA)

V6 : même hauteur que V4, sur la ligne médio-axillaire (LMA)

2.3.3 Les différents types d'ECG

Pour réaliser un ECG, on place une électrode à chacune des extrémités du patient (bras et jambes) et six électrodes sur le thorax. L'appareil enregistre les courants cardiaques sous forme de tracés [Tedini, 2014].

On distingue différents types d'ECG [Tedini, 2014]:

- **ECG au repos [5 à 10 minutes]:** l'enregistrement est effectué pendant que le patient est au repos et ne bouge pas.
- **ECG d'effort [30 à 45 minutes]:** l'ECG est enregistré pendant que le patient produit son effort sur un vélo ou sur un tapis roulant.

- **ECG de longue durée [24 heures ou plus]:** l'activité cardiaque est enregistrée pendant 24 heures sans interruption. On applique généralement trois électrodes voire plus sur le thorax. Celles-ci sont reliées à un enregistreur qui stocke tous les signaux, puis l'ensemble est analysé en laboratoire.

2.3.4. Bruit du signal ECG

Il existe plusieurs types de bruits susceptibles de perturber les mesures d'un ECG. Ces bruits peuvent altérer les caractéristiques de l'ECG et compliquer son analyse. Les sources de bruit les plus préoccupantes sont les suivantes [Harket, 2021] [Kannathal et al, 2007] :

2.3.4.1. L'interférence de la ligne de base

L'interférence de la ligne de base est un bruit électrique qui peut perturber les enregistrements de l'ECG. Elle est causée par l'alimentation électrique et amplifiée par des boucles dans les câbles du patient, des contacts lâches ou des électrodes sales. Une mauvaise mise à la terre de la machine ou du patient peut complètement masquer la forme d'onde de l'ECG. La déconnexion de l'électrode est la cause la plus fréquente de l'interférence de 50 Hz, qui nécessite une intervention rapide. Les interférences électromagnétiques des lignes électriques peuvent également affecter la qualité des tracés [Kannathal et al, 2007].

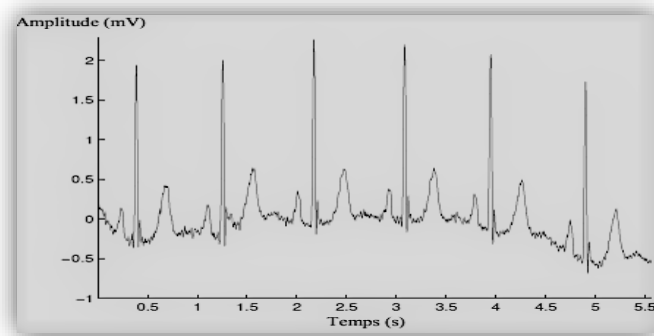


Figure 2.5. Signal ECG avec mouvements de la ligne de base [Abdelliche, 2011].

2.3.4.2. Le bruit d'EMG

Le bruit détecté lors d'une électromyographie provient non seulement de la contraction du muscle cardiaque, mais aussi de la contraction d'autres muscles situés à proximité des électrodes. Ces contractions engendrent des ondes de dépolarisation et de repolarisation qui peuvent être captées par l'ECG. Les recherches ont montré que l'amplitude du signal d'électromyographie représente environ 10% de l'amplitude crête à crête du signal ECG.

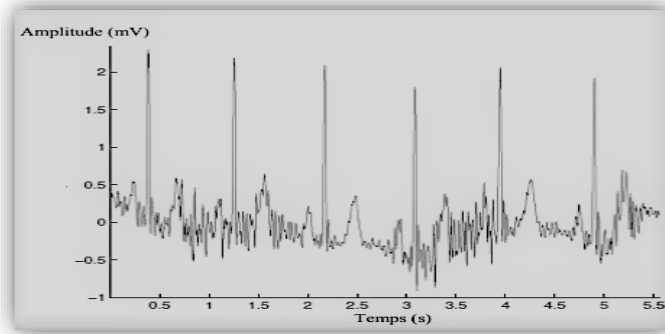


Figure 2.6. Signal ECG avec bruit musculaire [Abdelliche, 2011].

2.3.4.3. Le bruit de contact de l'électrode

Lorsque l'électrode ne maintient pas un contact constant avec la peau, cela peut causer des interférences temporaires connues sous le nom de "bruit de contact de l'électrode". Lorsqu'il y a un changement brusque de signal électrocardiographique (ECG), cela peut causer de grands artefacts car le signal ECG est souvent lié capacitive-ment au système. Ce type de bruit peut être décrit comme une rapide perturbation aléatoire de la ligne de base, qui se résout de manière exponentielle vers la ligne de base, avec une superposition de composante de 60 Hz [Abdelliche, 2011].

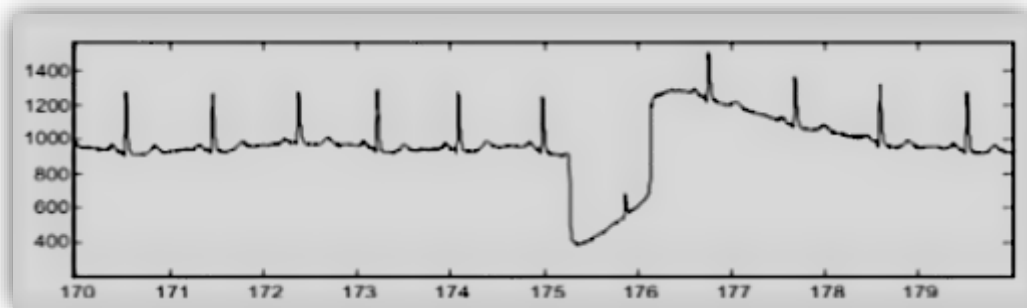


Figure 2.7. Bruit dû au mauvais contact électrode-peau. [Aksas, 2018].

2.3.4.4. Les artefacts de mouvement

Les artefacts de mouvement dans l'ECG sont des fluctuations transitoires dans l'impédance de la peau lors du déplacement de l'électrode. Ils provoquent des changements soudains et de basse fréquence dans l'amplitude du signal ECG. Une mauvaise conductivité entre les électrodes et la peau peut également réduire l'amplitude du signal ECG et augmenter la probabilité de perturbations. Ces artefacts ont une durée de 100 à 500 ms et peuvent atteindre une amplitude de 500% de l'amplitude ECG crête à crête.

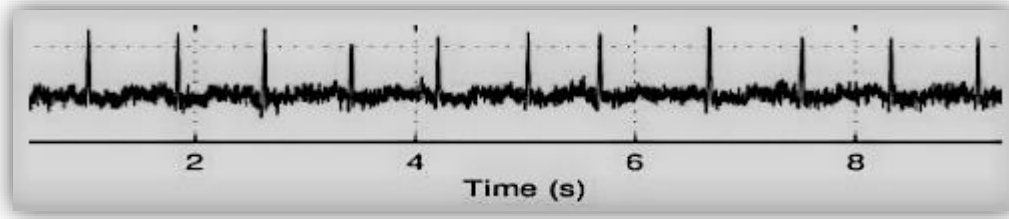


Figure 2.8. Bruit généré par le mouvement du patient [Pramendra, 2020]

2.4. Biométrie par ECG

La biométrie par ECG est une méthode de mesure des caractéristiques électriques du cœur pour identifier de manière unique un individu [Pereira, 2010]. Cette méthode peut être utilisée pour améliorer la sécurité, la santé et le bien-être des individus.

2.4.1. Applications de la biométrie basée sur l'ECG

- **Authentification et identification des individus** : L'ECG peut être utilisé pour authentifier et identifier les individus en mesurant les caractéristiques de leur rythme cardiaque. Cette technologie peut être utilisée pour le contrôle d'accès sécurisé aux bâtiments, pour les systèmes de paiement électronique, pour l'identification des passagers dans les transports en commun, etc [Minhthang, 2009].
- **Surveillance de la santé et du bien-être** :L'ECG peut également être utilisé pour surveiller la santé et le bien-être des individus en mesurant leur rythme cardiaque et en détectant les anomalies ou les irrégularités. Cette technologie peut être utilisée pour surveiller les patients atteints de maladies cardiaques, pour suivre la progression de la condition de santé d'un individu, ou pour mesurer l'impact de l'exercice physique sur la santé cardiovasculaire.
- **Autres applications de la biométrie ECG** : Outre l'authentification et la surveillance de la santé, la biométrie basée sur l'ECG peut également être utilisée pour d'autres applications telles que la détection de la fatigue chez les conducteurs, la surveillance de la réponse émotionnelle, la détection de la dépression et de l'anxiété, etc.

En résumé, la biométrie basée sur l'ECG est une technologie prometteuse qui peut être utilisée pour authentifier les individus, surveiller leur santé et leur bien-être, ainsi que pour d'autres applications dans divers domaines.

2.4.2. Avantages et limitations de la Biométrie par ECG

L'électrocardiogramme (ECG) est l'un des plus récents ajouts à la communauté biométrique. L'ECG reflète l'activité électrique du cœur au fil du temps. De nombreuses études ont été menées sur l'utilisation de ce signal pour l'identification.

A. Les avantages

La biométrie ECG présente plusieurs avantages qui seront discutés ultérieurement [Shahrzad, 2015].

- **Universalité** : Ce critère est satisfait étant donné que l'électrocardiogramme peut être naturellement surveillé à partir de chaque sujet.
- **Permanence** : L'exigence de permanence est également satisfaite par les ECG, car la structure principale de ces signaux est invariante sur une grande période de temps. Cette affirmation ne signifie pas nécessairement que les caractéristiques particulières des signaux ne sont pas déformées. Cependant, les ondes diacritiques qui composent un battement de cœur peuvent être observées et enregistrées tout au long de la vie d'une personne. En outre, le cœur humain est très bien protégé dans le corps, de sorte que les facteurs environnementaux ne peuvent pas avoir un grand impact sur son activité, contrairement à d'autres éléments biométriques.
- **Détection de la vivacité** : L'ECG offre une détection naturelle de la vivacité, puisqu'il n'est présent que chez un sujet vivant. Avec cette modalité, le système de reconnaissance peut trivialement garantir la vivacité du capteur. D'autres modalités biométriques, comme l'iris ou l'empreinte digitale, nécessitent un traitement supplémentaire pour établir la vivacité de la lecture.

B. Les limitations est défis

La biométrie basée sur l'ECG a de nombreux avantages, mais elle présente également certaines limitations et défis, notamment :

- **Limitations techniques et conceptuelles** : La précision de la biométrie ECG peut être affectée par des facteurs tels que la qualité des capteurs, l'état de santé du sujet, les conditions environnementales, les interférences électromagnétiques et les variations naturelles du rythme cardiaque. De plus, la biométrie ECG peut ne pas être applicable à tous les individus, tels que les personnes atteintes de troubles du rythme cardiaque.

- **Considérations de sécurité et de confidentialité** : Comme pour toute technologie de reconnaissance biométrique, il existe des préoccupations en matière de sécurité et de confidentialité. Les données biométriques sont sensibles et doivent être stockées de manière sécurisée pour éviter tout accès non autorisé ou toute utilisation abusive. De plus, la biométrie ECG peut être utilisée pour suivre les individus à leur insu, ce qui soulève des préoccupations de respect de la vie privée.
- **Problèmes éthiques et sociaux** : La biométrie ECG soulève également des préoccupations éthiques et sociales, notamment en ce qui concerne le consentement éclairé des individus, la discrimination potentielle, l'utilisation de données sensibles pour prendre des décisions importantes telles que l'octroi de prêts ou l'embauche, ainsi que la surveillance et la traque potentielles des individus.


En résumé, bien que la biométrie basée sur l'ECG présente de nombreux avantages, elle présente également des limitations et des défis en termes de précision, de sécurité, de confidentialité, d'éthique et de responsabilité sociale. Ces défis doivent être pris en compte lors du développement et de l'adoption de cette technologie.

2.5. Etat de l'art des techniques biométriques basées ECG

La biométrie basée sur l'ECG a été étudiée depuis les années 1990 pour l'identification individuelle [Tseng,2018]. Différentes caractéristiques de l'ECG ont été utilisées pour l'identification, telles que la VFC et les ondes P, avec des techniques telles que l'EMD et la transformée en ondelettes pour extraire des informations utiles. Cette technique de reconnaissance biométrique est en plein essor, comme en témoignent les nombreuses publications de travaux de recherche dans ce domaine. Dans la suite de ce chapitre, nous allons explorer certaines des techniques utilisées dans la biométrie par ECG.

- **Ibrahim Khalil, Christopher Meli 2011 : (ECG biometric using multilayer perceptron and radial basis function neural networks)**

Les auteurs de cet article ont développé une nouvelle méthode pour l'identification des personnes à partir de leur électrocardiogramme (ECG), en utilisant le complexe QRS comme caractéristique biométrique. Ils ont extrait 324 complexes QRS de 18 sujets de la base de données Normal Sinus Rhythm Database (NSRDB), puis ont utilisé des réseaux de neurones de type Perceptron Multicouche (MLP) et Fonction de Base Radiale (RBF) pour classifier ces complexes QRS.



La méthode a montré des taux de précision de classification de plus de 98% avec MLP et 97% avec RBF si les données d'entraînement sont soigneusement sélectionnées pour couvrir une large gamme de valeurs d'entrée.


Cette méthode utilise l'ECG pour identifier les personnes et offre des avantages par rapport aux méthodes existantes. Cependant, il y a des limites et des inconvénients, tels que la spécificité des résultats pour l'utilisation des complexes QRS et l'incertitude quant à la capacité des réseaux de neurones à généraliser. Une sélection minutieuse des données d'entraînement est nécessaire pour obtenir des résultats précis. Cette méthode pourrait être utile pour sécuriser les systèmes informatiques et les applications sensibles [Khalil, 2011].

- **Samaneh Kouchaki, et al 2012 : (ECG-based personal identification using empirical mode decomposition and Hilbert transform)**

Les auteurs de cet article ont présenté une méthode d'identification individuelle fondée sur l'analyse de l'électrocardiogramme (ECG) à l'aide de la décomposition en mode empirique (EMD) et de la transformée de Hilbert. Ils ont utilisé une base de données de 20 sujets sains de la Physikalisch-Technische Bundesanstalt (PTB) pour décomposer les signaux en leurs composantes de base et calculer la fréquence instantanée de la dernière composante. En utilisant un classificateur de voisin le plus proche (1NN), ils ont obtenu un taux d'identification élevé de 93,22%. Les auteurs ont proposé d'améliorer l'algorithme EMD en incorporant d'autres caractéristiques temporelles pour produire des composantes plus indépendantes et orthogonales, ce qui réduirait la charge informatique nécessaire pour le processus de décomposition. Ils ont conclu que leur méthode est applicable à diverses applications telles que la sécurité et le contrôle d'accès. L'inconvénient est qu'elle a besoin d'un espace de fonctionnalités de grande dimension et d'une charge informatique élevée pour déterminer la distance entre les points [Samaneh et al, 2012].

- **Hakan Gürkan, et al 2013 : (A Novel Biometric Authentication Approach Using Electrocardiogram Signals)**

Les auteurs présentent une approche d'authentification biométrique qui combine les caractéristiques AC/DCT (Adaptive Cosine/Discrete Cosine Transform), MFCC (Mel Frequency Cepstral Coefficients) et les informations de battements QRS des signaux ECG. Cette approche a été testée sur un sous-ensemble de 30 sujets sélectionnés à partir de la base de données PTB (Physikalisch-Technische Bundesanstalt), composé de 13 sujets en bonne santé




et 17 sujets malades ayant deux enregistrements ECG. Les résultats expérimentaux montrent un taux de reconnaissance de 97,31 %. Pour extraire les caractéristiques des signaux ECG, trois méthodes ont été utilisées : AC/DCT, MFCC et la détection des points R par l'algorithme de Pan-Tompkins QRS. Ces caractéristiques ont été utilisées pour entraîner des classificateurs LDA (Linear Discriminant Analysis) et 3-NN (3- Nearest-Neighbor), qui ont été utilisés pour classer les signaux ECG inconnus en identités de sujets. Les résultats suggèrent que le taux de reconnaissance de la méthode proposée est meilleur que celui des systèmes d'authentification biométrique basés sur AC/DCT et MFCC, pris individuellement. Les auteurs soulignent toutefois la nécessité de réaliser des tests et des validations supplémentaires pour confirmer l'efficacité de cette approche [Gürkan, 2013].

- **Khairul A. Sidek, et al 2014 :(ECG Biometric with Abnormal Cardiac Conditions in Remote Monitoring System)**

Cet article présente l'utilisation de la méthode Normalize-Convolute-Normalize (NCN) pour identifier des personnes à l'aide de signaux d'électrocardiogramme (ECG) présentant des conditions cardiaques anormales dans des environnements de réseau. Les signaux anormaux sont normalisés à l'aide d'une technique de normalisation proposée par les auteurs. Les expériences menées sur 164 sujets provenant de trois bases de données différentes montrent que la technique biométrique proposée dépasse les méthodes existantes en termes d'efficacité d'extraction des caractéristiques pour la correspondance biométrique, avec des résultats de précision élevée de 96,7% pour la base de données la base de données d'arythmie MIT-BIH (MITDB), 96,4% pour la base de données d'arythmie supraventriculaire MIT-BIH (SVDB) et 99,3% pour la base de données de dépistage des complications du diabète de l'initiative Charles Sturt (DiSciRi).

Pour démontrer la robustesse de la technique NCN proposée, quatre algorithmes d'induction de classification couramment appliqués sont utilisés, à savoir le réseau de Bayes (BN), le perceptron multicouche (MLP), la fonction de base radiale (RBF) et le k plus proches voisins (kNN). Sur la base des résultats de ces classificateurs, les auteurs ont pu déterminer la fiabilité et l'efficacité de la technique proposée. Enfin, les auteurs ont suggéré que leur technique pourrait être améliorée en utilisant des enregistrements ECG avec une fréquence d'échantillonnage plus faible et un nombre accru d'échantillons ECG [Sidek, 2014].

- **Dhouha Rezgui, Zied Lachiri 2016 :(ECG biometric recognition using SVM-based approach)**




Les auteurs ont développé une approche pour l'identification biométrique en utilisant les caractéristiques de l'électrocardiogramme (ECG). Ils ont extrait 21 caractéristiques à partir de chaque battement de cœur, en utilisant les distances temporelles et d'amplitude, ainsi que des descripteurs morphologiques. Le classificateur utilisé était la machine à vecteurs de support (SVM) avec deux noyaux, Gaussien et polynomial, pour déterminer le meilleur noyau et les valeurs appropriées des hyper paramètres. Les auteurs ont évalué leur algorithme sur deux bases de données MIT-BIH, montrant une amélioration de l'efficacité pour les signaux normaux et arythmiques. Les résultats ont montré une performance de 98,35 % pour la base de données MIT-BIH Rythme Sinusal Normal et de 98,10 % pour la base de données MIT-BIH Arrhythmie. Les auteurs ont également proposé d'utiliser une méthode biométrique multimodale dans les travaux futurs, qui combine les données ECG avec d'autres caractéristiques biométriques [Rezgui, 2016].

- **Hadiby Seloua 2018 : (fouille de Séries Temporelles (ST) - Etude de cas : Classification de Tracés ECG Appliquée à la Détection d'Anomalies et Biométrie)**

L'auteur présente dans cette étude deux approches pratiques pour la classification des séries temporelles, SEA (shape exchange algorithm) et la DTW (dynamic time warping), utilisées pour la reconnaissance biométrique des individus à partir de leurs battements cardiaques. Le classifieur K Plus Proches Voisins (KNN) a été utilisé pour évaluer l'efficacité des deux méthodes. Les résultats expérimentaux montrent que l'approche KNN-SEA est plus performante que la célèbre méthode KNN-DTW. En effet, pour la biométrie, l'approche KNN-SEA a atteint un taux d'identification des personnes de 92 %, tandis que la méthode KNN-DTW a obtenu un taux de 70 % en utilisant 10 ECG extraits de la base de données MIT-BIH [Hadiby, 2018].

- **Ayça Hanilçi, Hakan Gürkan 2019 : (ECG Biometric Identification Method based on Parallel 2-D Convolutional Neural Networks)**

Cet article présente une méthode d'identification biométrique ECG qui utilise un réseau de neurones à convolution bidimensionnel. La méthode est appliquée à un groupe de 42 personnes qui ont au moins quatre enregistrements ECG dans la base de données de la Physikalisch-Technische Bundesanstalt (PTB). Le modèle proposé utilise des réseaux de neurones à convolution bidimensionnels qui travaillent en parallèle et qui reçoivent deux ensembles différents de caractéristiques bidimensionnelles en entrée. Les caractéristiques AC/DCT




(Adaptive Cosine/Discrete Cosine Transform) et les propriétés fréquentiel sont extraites à partir des signaux ECG chevauchants, puis transformées d'une représentation unidimensionnelle à une représentation bidimensionnelle par des manipulations de matrice. Ces caractéristiques bidimensionnelles sont ensuite utilisées pour l'apprentissage des caractéristiques, en étant données en entrée du modèle proposé séparément. Enfin, une fusion de score est appliquée pour identifier l'utilisateur. Les résultats expérimentaux montrent que la méthode d'identification biométrique proposée atteint un taux d'identification de 90,48 %. Cependant, cette méthode présente des inconvénients car il est nécessaire de réaliser des étapes de prétraitement complexes pour obtenir les caractéristiques bidimensionnelles nécessaires à l'entrée du modèle, ce qui peut prendre du temps et nécessiter des connaissances spécialisées [Hanilçi, 2019].

- **Rui Lia, et al 2020 : (Robust ECG biometrics using GNMF and sparse representation)**

Cet article présente une méthode efficace pour la reconnaissance de l'identité à partir de l'ECG, qui utilise deux techniques de traitement de signal : la factorisation de matrices non négatives généralisées (GNMF) et la représentation parcimonieuse (réduire la dimensionnalité d'un signal ou d'une donnée en éliminant les éléments redondants ou peu importants). Bien que cette méthode puisse nécessiter des calculs complexes, en particulier la factorisation en matrices non négatives généralisées, qui peut être exigeante en ressources informatiques et la rendre difficile à utiliser pour les applications en temps réel ou sur des systèmes informatiques à faible puissance, les résultats des tests sur les ensembles de données ECG-ID et MITDB ont montré que la méthode est très précise dans la reconnaissance de l'identité des individus à partir de l'ECG, même dans des conditions difficiles telles que des variations de fréquence cardiaque et des interférences électromagnétiques. Le classifieur KNN a été utilisé et l'exactitude a atteint 98,03% et 100% sur les ensembles de données ECG-ID et MITDB, respectivement [Li et al, 2020].

- **Jui-Kun Chiu, et al 2021 : (ECG-based Biometric Recognition without QRS Segmentation: A Deep Learning-Based Approach)**

Le schéma d'identification biométrique ECG proposé dans cet article est basé sur les réseaux de neurones convolutionnels (CNN) qui ne nécessitent pas de détection des pics R et de moyenne des battements. En effet, la propriété de résistance au bruit des noyaux des couches de convolution permet de déterminer l'identité d'un sujet en utilisant un seul battement de cœur, sans moyenne des battements pour atténuer les variations inter-battements. De plus, la propriété



d'invariance par translation d'une couche de pooling rend les cartes de caractéristiques sous-échantillonnées moins sensibles aux décalages de contenu dans les segments ECG, évitant ainsi la nécessité de détection des pics R pour aligner les battements cardiaques avant l'extraction des caractéristiques. Enfin, une méthode d'exclusion d'un sujet non enregistré dans le système est également proposée pour fonctionner avec le schéma d'identification proposé. Les résultats expérimentaux ont montré que ce schéma a atteint un taux d'identification élevé de 99,1% avec un taux d'erreur de 8,08%, en utilisant la base de données PTB [Chiu, 2021].

- **Sakr, A. Sakr, et al 2022: Cancelable ECG biometric based on combination of deep transfer learning with DNA and amino acid approaches for human authentication.**

Dans cette étude, les chercheurs ont développé une méthode annulable pour protéger les modèles de caractéristiques de l'ECG utilisés dans l'authentification humaine. Ils ont utilisé les bases de données ECGID et PTB et ont appliqué des techniques de traitement d'image pour prétraiter les signaux d'entrée. Ensuite, ils ont utilisé une approche d'apprentissage en transfert profond pour extraire les caractéristiques profondes de l'ECG. La méthode annulable proposée, qui s'appuie sur l'ADN et les acides aminés, a été utilisée pour protéger ces modèles de caractéristiques profondes. Pour l'authentification, une machine à vecteurs de support (SVM) a été utilisée. Le système se compose d'une étape de prétraitement pour éliminer le bruit des signaux ECG, d'une étape d'extraction de caractéristiques pour extraire les principales caractéristiques de chaque signal à l'aide d'un modèle CNN (*convolutional neural network*) pré-entraîné, d'une étape annulable pour protéger les caractéristiques précédentes, et enfin d'une étape d'authentification pour décider si l'utilisateur est accepté ou rejeté. Cependant, la méthode proposée présente quelques inconvénients, tels qu'un temps d'entraînement long, un grand nombre de caractéristiques utilisées pour alimenter le classificateur, et une mise en œuvre sur de petits ensembles de données. Les résultats des expériences menées sur les deux ensembles de données couramment utilisés ont montré une précision de 98,60% pour ECGID et de 98,85% pour PTB [Sakr et al, 2022].

2.6. Comparaison entre les techniques biométriques basées sur l'ECG :

Tableau 2.2. Comparaison entre les techniques utilisant la base de données MIT/BIH.

<i>Auteurs</i>	<i>Méthode</i>	<i>Sujets</i>	<i>Résultats (TRC)</i> %
Khairul A. Sidek, et al 2014	la méthode Normalize-Convolute-Normalize (NCN) avec des signaux d'électrocardiogramme (ECG) présentant des conditions cardiaques anormales	46	96.7
Dhouha Rezgui, Zied Lachiri 2016	Reconnaissance biométrique de l'ECG utilisant une approche basée sur SVM (Support vector machine)	18	98.10
Rui Lia, et al 2020	Extraire des caractéristiques discriminantes à partir de l'ECG en utilisant la factorisation de matrices non négatives généralisées (GNMF) et la représentation parcimonieuse.	47	100

Tableau 2.3. Comparaison entre les techniques utilisant la base de données PTB.

<i>Auteurs</i>	<i>Méthode</i>	<i>Sujets</i>	<i>Résultats (TRC)</i> %
Samaneh Kouchaki, et al 2012	La décomposition en mode empirique (EMD) et la transformée de Hilbert	20	93.22
Hakan Gürkan, et al 2013	AC\DCT (Transformée cosinus discrète adaptative) + MFCC (Coefficients Cepstraux de Fréquence Mel) +QRS	30	97.31
Ayça Hanilçı, Hakan Gürkan 2019	Authentification basée sur un réseau de neurones à convolution bidimensionnelle	42	90.48
Jui-Kun Chiu, et al 2021	Biométrie par ECG basée sur une combinaison d'apprentissage en transfert profond	285	99.1

Sakr, A. Sakr, et al 2022	une combinaison d'apprentissage en transfert profond avec des approches d'ADN et d'acides aminés pour l'authentification humaine.	290	98.85
--------------------------------------	---	-----	-------

Tableau 2.4. Comparaison entre les techniques utilisant la base de données NSRDB.

<i>Auteurs</i>	<i>Méthode</i>	<i>Sujets</i>	<i>Résultats (TRC)</i> %
Ibrahim Khalil, Christopher Meli 2011	les réseaux de neurones MLP (Perceptron multicouche) et RBF (Fonction de base radiale) + les complexes QRS	18	98 _MLP 97 _RBF.
Dhouha Rezgui, Zied Lachiri 2016	Reconnaissance biométrique ECG utilisant une approche basée sur SVM.	48	98.35

Tableau 2.5. Comparaison entre les techniques utilisant la base de données ECGID.

<i>Auteurs</i>	<i>Méthode</i>	<i>Sujets</i>	<i>Résultats (TRC)</i> %
Rui Lia, et al 2020	la méthode Normalize-Convolute-Normalize (NCN) avec des signaux d'électrocardiogramme (ECG) présentant des conditions cardiaques anormales	89	98.03
Sakr, A. Sakr, et al 2022	une combinaison d'apprentissage en transfert profond avec des approches d'ADN et d'acides aminés pour l'authentification humaine.	90	98.60

Tableau 2.6. Comparaison entre les techniques utilisant le classifieur KNN.

<i>Auteurs</i>	<i>Méthode</i>	<i>Sujets</i>	<i>Base de données</i>	<i>Résultats (TRC) %</i>
Samaneh Kouchaki, et al 2012	La décomposition en mode empirique (EMD) et la transformée de Hilbert	20	PTB	93.22
Khairul A. Sidek, Ibrahim Khalil 2014	. la méthode Normalize-Convolute-Normalize (NCN) avec des signaux d'électrocardiogramme (ECG) présentant des conditions cardiaques anormales	46	MIT/BIH	96.7
Hadiby Seloua 2018	Classification de Tracés ECG Appliquée à la Détection d'Anomalies et Biométrie en utilisant la méthode SEA et la DTW	10	MIT/BIH	92 SEA 70 DTW
Rui Lia, et al 2020	Extraire des caractéristiques discriminantes à partir de l'ECG en utilisant la factorisation de matrices non négatives généralisées (GNMF) et la représentation parcimonieuse.	47 89	MIT/BIH ECGID.	100 98.03

2.7. Conclusion

En somme, le deuxième chapitre de notre travail nous a permis d'obtenir une vue d'ensemble des connaissances actuelles dans le domaine de l'identification biométrique basée sur le signal ECG. Nous avons débuté par un bref rappel sur l'anatomie du cœur et de l'ECG, suivi d'une revue des travaux et des techniques les plus pertinents réalisés entre 2011 et 2022 dans ce domaine, ainsi qu'une brève comparaison entre ces différentes techniques. Cette analyse comparative nous permettra d'évaluer de manière objective les résultats de la méthode utilisée dans notre travail et de contribuer à l'amélioration de l'identification biométrique basée sur le signal ECG.

Chapitre 3

**Contribution : Les méthodes
biométriques appliquées à la
biométrie par ECG**

Chapitre 3. Contribution : Les méthodes biométriques appliquées à la biométrie par ECG

3.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous allons appliquer les méthodes SEA (Shape Exchange Algorithm)[Bousheham, 2008], QPDTW (Quasi-Periodic Dynamic Time Warping) proposé par Boulnemour et Boucheham [Boulnemour, 2018] et CIDDTW (Complexity Invariant Dynamic Time Warping) proposé par Batista *et al* [Batista, 2014] dans le domaine de la biométrie. La méthode QPDTW est une hybridation entre les deux méthodes SEA et DTW [Boulnemour, 2018], tandis que la méthode CIDDTW est issue de la fusion des méthodes DTW (Dynamic Time Warping) et CID (Complexity Invariant Distance).

Dans un premier temps, nous allons présenter brièvement les deux méthodes DTW et SEA, puis nous allons décrire les différentes étapes de la méthode QPDTW. Ensuite, nous aborderons la méthode CID, qui, lorsqu'elle est combinée avec DTW, donne naissance à la méthode CIDDTW. Cette dernière sera étudiée plus en détail par la suite.

Finalement, nous procéderons à une comparaison entre la méthode QPDTW et les méthodes SEA et DTW, ainsi qu'entre la méthode CIDDTW et les méthodes DTW et CID. En mettant en évidence les similitudes et les différences entre ces approches. Enfin, nous présenterons le classifieur utilisé KNN (K Nearest Neighbour Classifier).

3.2. Problème d'invariabilité entre les ECG

Les ECG sont des séries temporelles. Une série temporelle (ST) est une collection de données obtenues de manière séquentielle au cours du temps[Boulnemour, 2021].

La comparaison des ECG présentent souvent des problèmes d'alignement sur les axes de l'amplitude ou du temps. Elles peuvent également présenter des différences d'échelle en termes d'amplitude ou de temps.

Certaines techniques, telles que l'appariement basé sur la distance euclidienne, ne sont pas suffisamment adaptées pour résoudre ces difficultés, même lorsque les ECG sont visuellement similaires (Figure.3.1).

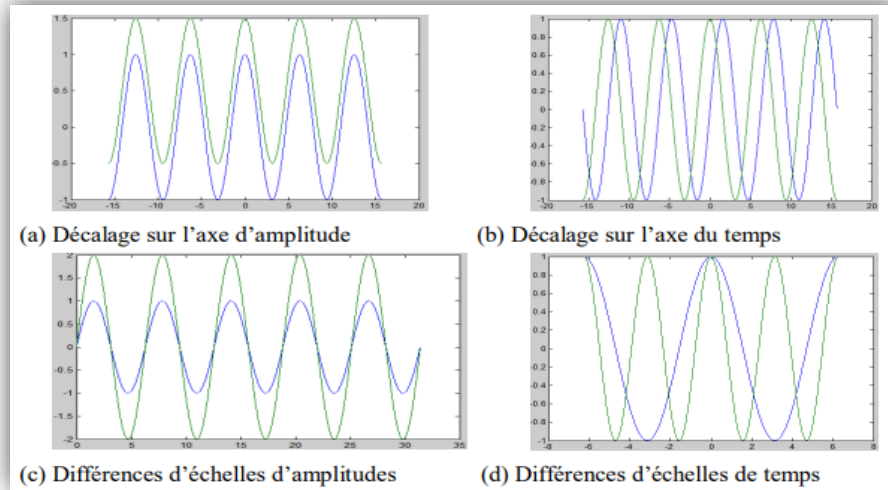


Figure 3.1. Difficultés associées à l'appariement des séries temporelles telle que l'ECG [Boulnemour, 2021].

3.3. Présentation de la distance Euclidienne

La similarité entre deux vecteurs est évaluée à l'aide d'une mesure de distance, qui quantifie le degré de différence entre ces vecteurs [Descôteaux, 2014]. La distance euclidienne est la mesure la plus couramment utilisée, et elle définit l'espace cartésien. Elle est calculée pour des vecteurs de dimension n selon l'équation suivante [Labiad 2017] :

$$d(x,y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \tag{EQ.3.4}$$

Où : x, y sont des vecteurs.

La distance Euclidienne est souvent utilisée au carré.

La distance euclidienne est couramment utilisée pour évaluer la similarité entre les séries temporelles en raison de sa simplicité et de sa complexité de calcul linéaire (O(n)). Cependant, cette mesure présente des limites lorsque les séries diffèrent en termes d'échelle temporelle, d'amplitude ou contiennent du bruit.

La Figure.3.2 montre deux ECG comparées point par point avec la distance Euclidienne. Notons ici que les deux pics des deux ECG ne sont pas appariés correctement avec la distance Euclidienne car les ECG sont prises à des instants différents (décalage sur l'axe temporel).

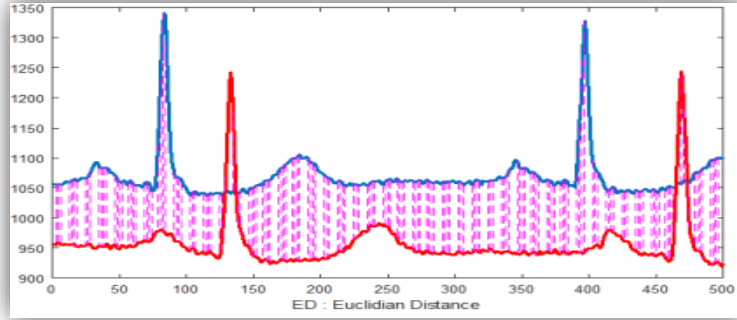


Figure 3. 2. Comparaison de deux séries temporelles similaires, mais décalées dans le temps avec la distance Euclidienne [Boulnemour, 2021].

3.4. Présentation de la méthode QPDTW

La méthode QPDTW (Quasi-Periodic Dynamic Time Warping) est une technique d'appariement qui compare et aligne des séries temporelles quasi-périodiques (STQP ou Quasi-Periodic Time Series: QPTS). Cette méthode est une fusion des deux méthodes DTW [Sakoe, 1978] et [Berndt 1994], et SEA [Boucheham, 2008]. QPDTW a été développée pour résoudre les problèmes de déphasage significatifs dans les séries temporelles quasi-périodiques, qui ne peuvent pas être traitées efficacement par DTW et SEA. En appliquant la méthode QPDTW sur des ST de l'électrocardiogramme (ECG), les auteurs de la méthode [Boulnemour, 2018] ont pu aligner les cycles cardiaques quasi-similaires, tout en prenant en compte les changements morphologiques locaux. Les avantages de la méthode QPDTW sont qu'elle combine la capacité d'alignement des ST quasi-périodiques de SEA avec le pouvoir d'alignement de DTW pour les ST déphasé sur l'axe des X, tout en offrant une meilleure précision et une plus grande efficacité par rapport aux deux autres méthodes prises individuellement. Ainsi, nous allons essayer, dans ce chapitre d'appliquer la méthode QPDTW pour la biométrie par l'ECG.

Dans la figure 3.3, nous montrons un exemple d'une STQP (Séries Temporelle Quasi Périodique)

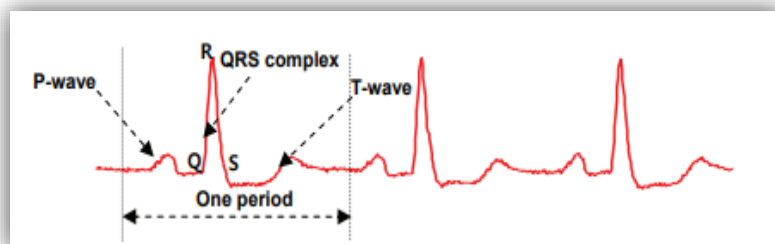


Figure 3.3. Un segment d'ECG avec trois périodes [Boulnemour, 2018]

3.4.1. Présentation de la Méthode DTW

Initialement, la méthode DTW fut développée dans les années 50 par Bellman pour des applications de reconnaissance de la parole

La DTW est considérée comme la meilleure mesure de similarité pour de nombreuses applications dans le domaine des séries temporelles [Silva et al, 2018]. Elle permet de minimiser les effets du décalage et de la distorsion temporelle en permettant une transformation "élastique" des séries temporelles. Cette transformation autorise la détection de formes similaires avec différentes phases. Au lieu de comparer chaque point d'une série avec celui de l'autre série qui intervient au même instant t comme la distance euclidienne, la DTW permet à la mesure de comparer chaque point d'une série avec un ou plusieurs points de l'autre série, celles-ci peuvent être décalés dans le temps comme dans la figure (3.4).

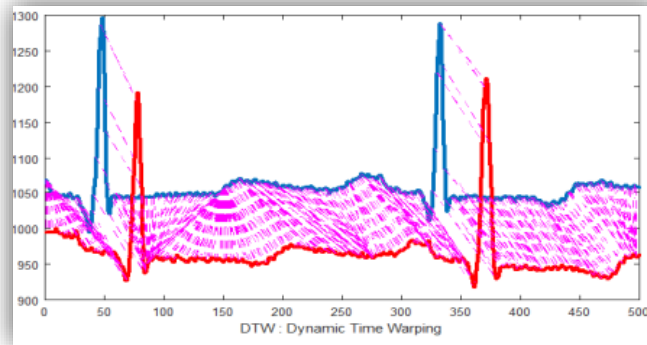


Figure 3.4. Illustration de l'alignement effectuée par DTW. Dans ce cas, la DTW fait un alignement presque parfait malgré le décalage temporel [Boulnemour, 2021].

Les Etapes de la méthode DTW [Pavel, 2008]

Etape 01 : construire la matrice de distances cumulées

On crée une matrice $m \times n$ de distances cumulées en utilisant la distance de Minkowski pour calculer l'alignement entre deux points x_i et y_j . La distance Euclidienne est la plus couramment utilisée pour ce calcul.

$$d(x_i, y_j) = (x_i - y_j)^2 \tag{Eq 3.1}$$

Les valeurs des séquences à comparer $X = (x_i), i = 1:n$ et $Y = (y_j), j = 1:m$ sont répliquées jusqu'à l'obtention de la meilleure mise en correspondance entre les séquences modifiées. Ces dernières ont le même nombre d'élément k avec $\max(n,m) \leq k \leq n + m + 1$.

Étape 02 : Trouver le chemin d'alignement

Après la construction de la matrice de cumul de distances, l'algorithme cherche le chemin d'alignement minimal qui traverse cette matrice. Ce chemin, connu sous le nom de chemin de déformation, permet de déterminer la correspondance entre les éléments de la première et de la deuxième série.

$$DTW(X, Y) = \min \left\{ \sqrt{\sum_{k=1}^K w_k / K} \right\} \tag{Eq.3.2}$$

Le kème élément de W est définie comme $w_k = (i, j)$ k tel que : $W = w_1, w_2, \dots, w_k, \dots, w_K$
 L'équation 3.3 illustre la méthode de programmation dynamique utilisée pour le calcul du chemin optimal qui représente la distance DTW. Soit D, cette distance cumulée jusqu'à la cellule w_k .

$$D(x_i, y_i) = d(i, j) + \min\{D(i-1, j); D(i, j-1); D(i-1, j-1)\} \tag{Eq.3.3}$$

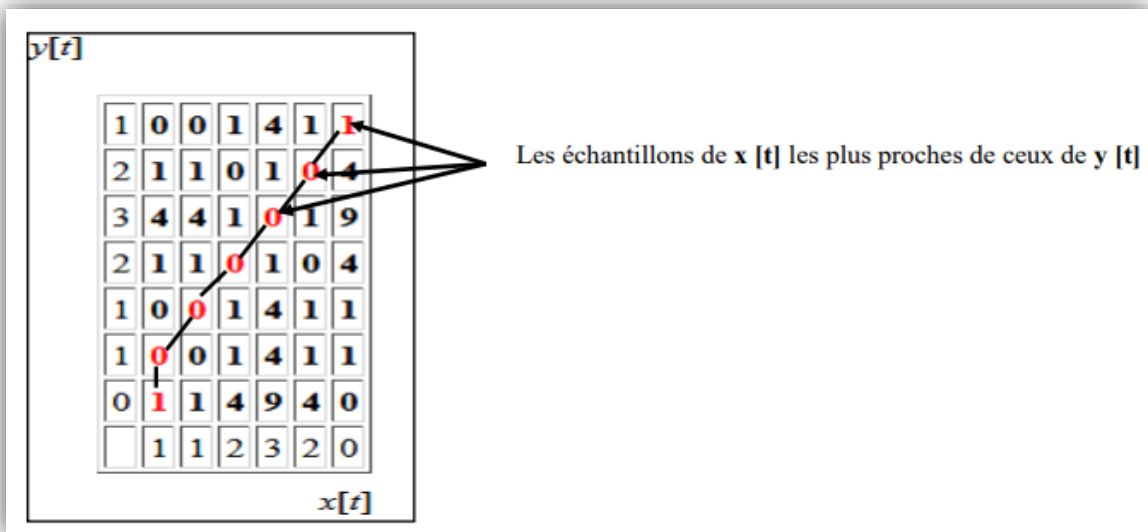


Figure 3. 5. Exemple d'une matrice de cumul et le chemin d'alignement [Hadiby, 2018].

Algorithme de la méthode DTW [Pavel. 2008]

Entrée : deux séries à comparer $X = (x_1 ; x_2 ; \dots ; x_n)$ et $Y = (y_1 ; y_2 ; \dots ; y_m)$

Résultat : la valeur de la mesure de similarité entre les 02 séries et le chemin d'alignement

Début

$n \leftarrow |x|$

$DTW [] \leftarrow \text{new } [n*m]$

$DTW (0, 0) \leftarrow 0$

Pour $i=1 ; i \leq n ; i++$ faire $m \leftarrow |y|$

$DTW (i, 1) \leftarrow DTW (i-1, 1) + c (i, 1)$

Fin pour

Pour $j=1 ; j \leq m ; j++$ faire

$DTW (1, j) \leftarrow DTW (1, j-1) + c (1, j)$

Fin pour

Pour $i=1 ; i \leq n ; i++$ faire

Pour $j=1 ; j \leq m ; j++$ faire

$DTW (i, j) \leftarrow c(i, j) + \text{Min}\{ DTW (i-1, j); DTW (i, j-1) ; DTW (i-1, j-1) \}$

Fin pour

Fin pour

Retourner DTW

Fin

3.4.2. Présentation de la méthode SEA

La méthode SEA (shape exchange algorithm) est connue pour son efficacité dans l'alignement des séries temporelles quasi-périodiques (STQP). Cette méthode se base sur l'échange de signatures entre les séries, qui sont établies en classant les valeurs des ST en fonction de leurs amplitudes. Dans la suite, nous allons décrire le fonctionnement général de la méthode SEA [Boucheham, 2008].

Les étapes de la méthode SEA [Boucheham, 2008]

Etape 1 : Tri sur la magnitude et comparaison

Le tri des séries temporelles selon leurs magnitudes permet de créer une signature stable qui représente la série de manière quasiment identique, même si elle est déphasée ou de longueur différente.

Etape 2 : Echange de signatures

Cette étape de l'algorithme SEA consiste à échanger les signatures de deux séries temporelles.

La première série va recevoir la signature de la deuxième série tout en conservant ses propres index temporels, et vice versa pour la deuxième série. Ensuite, il faut rétablir la taille normale des séries temporelles en supprimant les index temporels dupliqués avec leurs magnitudes équivalentes.

Etape 3 : Tri sur le temps et alignement

La reconstruction des séries temporelles s'effectue en utilisant le tri sur les indexes temporelles des séries temporelles dont les signatures ont été échangées, ce qui permet de les aligner malgré les différences de temps et d'échelle. La distance euclidienne est utilisée pour l'alignement.

Algorithme de la méthode SEA [Boucheham, 2008].

Entrées :

Deux séries à comparer : $\mathbf{X}=(X1(i), X2(i)), i=1\dots n$, $\mathbf{Y}=(Y1(j), Y2(j)), j=1\dots m$

/* où $X1/Y1$ est l'indice temporel de la TS X/Y et $X2/Y2$ est l'indice d'amplitude de la TS X/Y

(a) Tri sur l'amplitude :

- $X^0_s=(X^0_{s1}, X^0_{s2})/ \text{sort-on-magnitude-value}(\mathbf{X}_s)$;

/*où X^0_{s1} est l'indice temporel (X^0_s), et X^0_{s2} la valeur d'amplitude (X^0_s).

- $Y^0_s=(Y^0_{s1}, Y^0_{s2})/ \text{sort-on-magnitude-value}(\mathbf{Y}_s)$;

/*où Y^0_{s1} est l'indice temporel (Y^0_s), et Y^0_{s2} la valeur d'amplitude (Y^0_s).

/***sort-on-magnitude-value** la procédure qui fait le tri ascendant

(descendant) d'une TS en fonction des amplitudes de celle-ci.

(b) **Normalisation** : Si $n=m$, alors X^0_{s2} et Y^0_{s2} sont normalisées selon l'étape (d).

(c) **Signature exchange** : échange de signature entre les 2 TS.

- $X^{00}/(X^0_{s1}, Y^0_{s2})$: X^{00} utilise les amplitudes de Y^0_s et les indices temporel de X^0_s

- $Y^{00}/(Y^0_{s1}, X^0_{s2})$: Y^{00} utilise les amplitudes de X^0_s et les indices temporel de Y^0_s

(d) **Reconstruction et matching** soit X_{srec} (respectivement Y_{srec}) les ST

Reconstruites résultantes du tri de X^{00} et Y^{00} sur l'indice temporel.

a. $X_{srec}/ \text{sort-on-temporel-index}(X^{00})$. La TS reconstruite de X_s ;

b. $Y_{srec}/ \text{sort-on-temporel-index}(Y^{00})$. La TS reconstruite de Y_s ;

/***sort-on-temporal-index** la procédure inverse de la procédure **sort-on-magnitude-value**.

(e) Les Ts de longueur différente la comparaison est faite en appliquant un mapping linéaire en premier entre les signatures X^0_{s2} et Y^0_{s2}

3.4.3. Fusion entre SEA et DTW: Les étapes de la méthode QPDTW

Dans cette partie, nous allons présenter les étapes de l'algorithme QPDTW. Nous avons précédemment mentionné que cette méthode est une fusion entre les méthodes DTW et SEA. Elle combine les avantages de ces deux méthodes tout en minimisant leurs inconvénients, ce qui nous a conduits à la tester dans le domaine de la biométrie [Boulnemour, 2021].

Etape1 : Trouver le chemin optimal avec la DTW

L'exécution de l'algorithme DTW permet l'étirement des deux séries temporelles et la réalisation d'une première mise en correspondance entre celles-ci en répliquant des valeurs proches dans les deux séries.

Etape2 : Tri sur l'amplitude et comparaison

Afin de créer une signature stable pour les séries temporelles étirées, un tri est effectué sur les coordonnées de leurs amplitudes. Cette opération génère une matrice pour chaque série temporelle, contenant les amplitudes triées par ordre ascendant ou descendant, ainsi que leurs coordonnées temporelles équivalentes, qui ne sont pas triées. Ainsi, même si deux séries temporelles sont similaires mais déphasées et de longueurs différentes, elles ont presque toujours la même forme, ce qui permet de représenter leur signature.

Etape3 : Échange de signatures

Cette étape comporte deux parties.

La première partie consiste à échanger les signatures entre les deux séries temporelles tout en conservant les indices temporels non triés de chaque série. Cela permet de prendre en compte les variations d'amplitude.

La deuxième partie consiste à rétablir la taille normale des séries en supprimant les indices temporels dupliqués avec leurs amplitudes correspondantes, ce qui n'affecte pas les résultats de l'alignement mais permet une visualisation plus claire des tracés.

Etape4 : Tri sur le temps et alignement

Les signatures des séries temporelles ne tiennent pas compte des décalages et des différences d'échelle. En échangeant les signatures et en les triant par ordre chronologique, les séries peuvent être reconstruites et alignées. Corr et PRD (Percent Root Difference) sont utilisés comme critères d'évaluation objectifs, avec l'inspection visuelle comme critère subjectif.

L'algorithme QPDTW est décrit dans le diagramme présenté dans la Figure suivante.

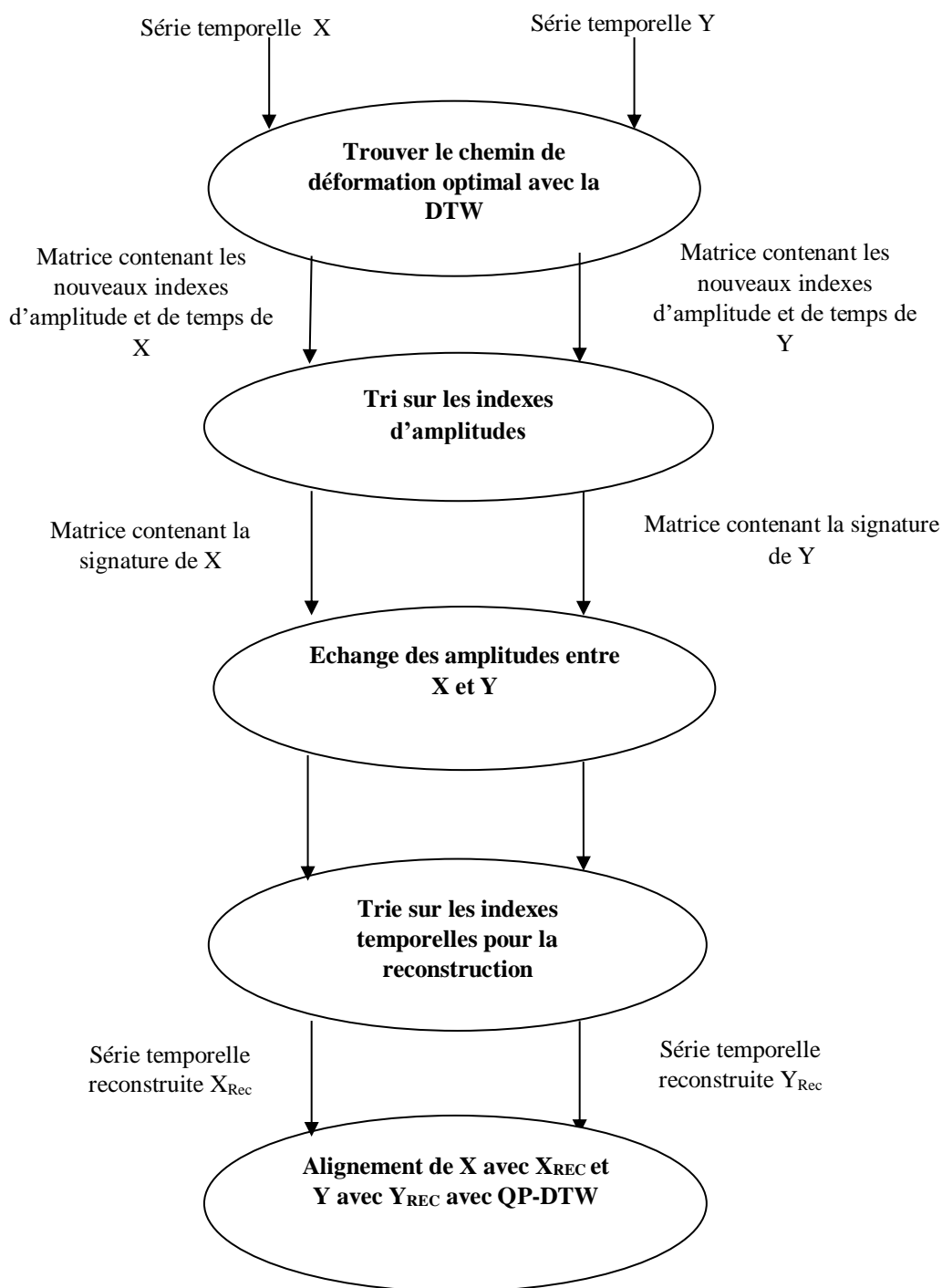


Figure 3. 6. Diagramme illustratif de la méthode QP-DTW [Boulnemour, 2021]

3.5. Présentation de la méthode CIDDTW

CIDDTW (Complexity-Invariant Dynamic Time Warping) est une méthode qui utilise la mesure de distance DTW en l'adaptant avec le facteur de correction de complexité de la méthode CID [Batista et al, 2014]. Elle permet de comparer équitablement des séries temporelles complexes comme l'ECG en alignant et en ajustant les séries de manière non linéaire.

3.5.1. La méthode CID

La méthode CID (Complexity-Invariant Distance) calcule la di-similarité entre deux séries numériques de même longueur en calculant une correction de la distance euclidienne basée sur l'estimation de la complexité des séries [Batista, 2014].

Les étapes de la méthode CID

La méthode CID vise à prendre en compte les différences de complexité entre les séries temporelles lors du calcul de la distance. Elle implique les étapes suivantes :

Etape 01 : Calcul de la distance euclidienne :

Dans un premier temps, la distance euclidienne est calculée entre les deux séries numériques. La distance euclidienne mesure la similarité entre les séries, mais ne tient pas compte de leur complexité respective.

Etape 02 : Estimation de la complexité

Ensuite, la complexité de chaque série est estimée. Il existe différentes approches pour estimer la complexité, telles que la complexité de Kolmogorov, les mesures d'entropie ou la dimension fractale. L'estimation de la complexité permet de mesurer la complexité relative de chaque série par rapport aux autres.

Etape 03 : Correction de la distance euclidienne

La distance euclidienne est corrigée en fonction des différences de complexité entre les séries. Une correction est appliquée pour prendre en compte l'écart de complexité entre les séries. Cette correction rend la distance euclidienne invariante par rapport à la complexité des ST.

Etape 04 : Calcul de la distance CID (eq.3.3)

En multipliant la distance euclidienne par le facteur de correction de complexité (Eq 3.4.), on obtient la distance CID entre les séries. La distance CID est une mesure de di-similarité qui prend en compte à la fois les différences numériques et les différences de complexité.

$$CID(Q, C) = ED(Q, C) \times CF(Q, C) \quad \text{Eq.3.3}$$

Où CF est un facteur de correction de complexité défini comme :

$$CF(Q, C) = \frac{\max(CE(Q), CE(C))}{\min(CE(Q), CE(C))} \quad \text{Eq.3.4}$$

CE(T) est une estimation de la complexité d'une série temporelle T.

Pseudo code de la méthode CID

```
function d = CID (Q, C)
```

```
    CE_Q = sqrt (sum (diff(Q). ^2));
```

```
    CE_C = sqrt (sum (diff(C). ^2));
```

```
d = sqrt (sum ((Q - C). ^2)) * (max (CE_Q, CE_C) / min (CE_Q, CE_C));
```

3.5.2. Fusion de CID et DTW: Les étapes de la méthode CIDDTW

Les étapes de la méthode sont décrites dans ce qui suit :

Etape 01: Calcul de la matrice de distance

La méthode CIDDTW commence par calculer la matrice de distance entre les points des séries temporelles. Cette matrice mesure les différences entre les points des séries, en tenant compte des décalages et des étirements temporels. La méthode DTW est utilisée pour effectuer ce calcul.

Etape 02: Correction de complexité

Après le calcul de la matrice de distance, la méthode CIDDTW applique le facteur de correction de complexité de la méthode CID à la mesure DTW. Cette correction permet de prendre en compte les différences de complexité entre les séries temporelles et d'obtenir une mesure de distance équitable.

Etape 03: Alignement temporel

La méthode CIDDTW utilise la méthode DTW pour trouver le chemin de déformation optimal dans la matrice de distance. Ce chemin représente l'alignement temporel le plus optimal entre les séries, en considérant les décalages et les étirements temporels. Il permet d'établir une correspondance entre les points des séries.

Etape 04: Calcul de la distance finale

Une fois que le chemin de déformation optimal est trouvé, la distance finale entre les séries temporelles est calculée en utilisant la mesure de distance CIDDTW. Cette mesure combine l'alignement temporel du DTW et le facteur de correction de complexité de CID, offrant ainsi une mesure de distance équitable et invariante à la complexité.

L'algorithme **CIDDTW** est décrit dans le diagramme présenté dans la Figure suivante.

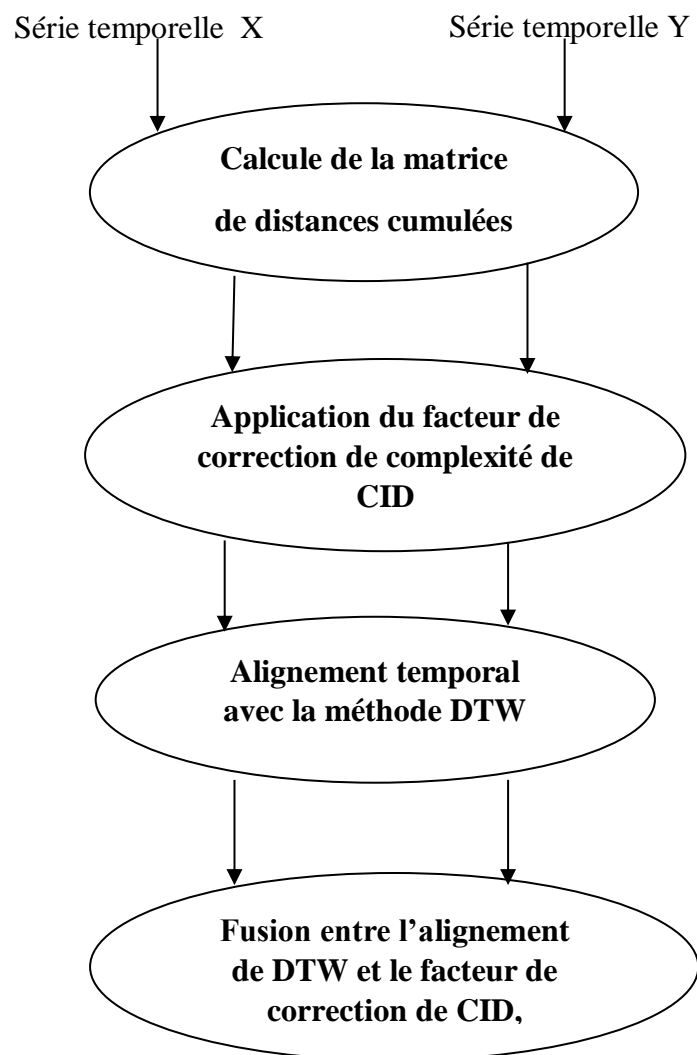


Figure 3.7. Diagramme illustratif de la méthode CIDDTW.

3.6. Les similitudes et les distinctions entre QPDTW, DTW et SEA

- **Les similitudes**

Les trois méthodes partagent une même approche qui consiste à utiliser la série entière pour effectuer des comparaisons.

- **Les distinctions**

La méthode DTW peut gérer les écarts temporelles, mais ne fonctionne pas bien lorsque les séries ont des problèmes de déphasage d'amplitudes.

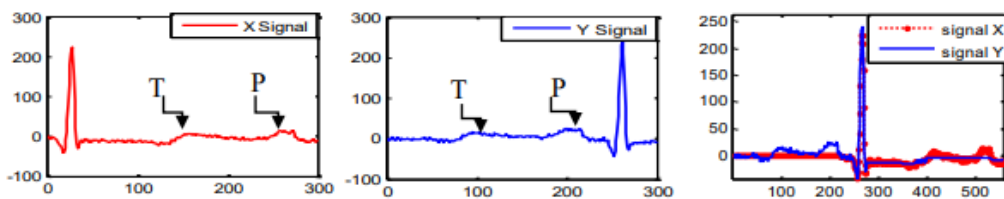


Figure 3.8. Illustration du problème de déphasage significatif de DTW. Signal Y est significativement déphasé par rapport au signal X. Les ondes P et T n'ont pas été correctement alignées avec la DTW [Boulnemour, 2021].

D'autre part, la méthode SEA utilise une technique de correspondance linéaire pour égaliser les longueurs des séries, mais cette technique n'est pas très précise, et SEA a des difficultés avec les séries bruitées.

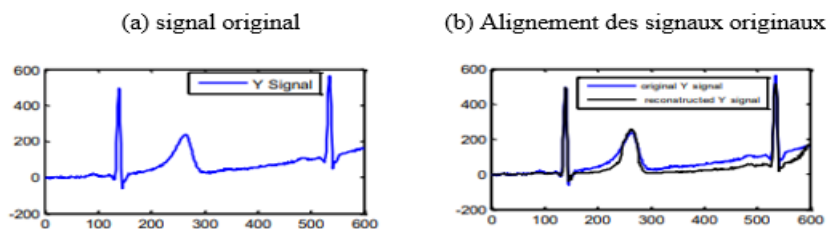


Figure 3.9. Problème de bruit que peut rencontrer la méthode SEA. Ici, le signal est significativement contaminé par le bruit de basse fréquence (Signal respiratoire) [Boulnemour, 2021].

En revanche, la méthode QPDTW est capable de traiter facilement ces problèmes et donne de meilleurs résultats.

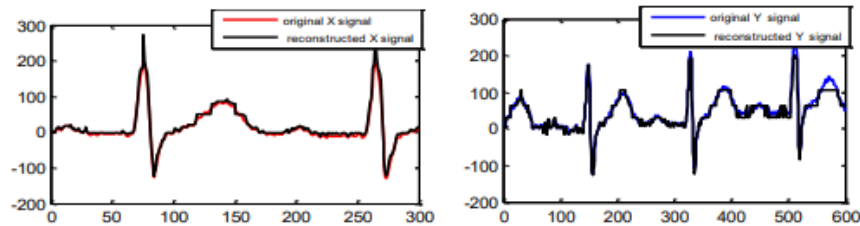


Figure 3.10. Signaux originaux vs signaux reconstruits, alignés par QP-DTW [Boulnemour, 2021]

3.7. Les similitudes et les distinctions entre CIDDTW, CID et DTW

- **Les similitudes**

Les trois méthodes utilisent l'alignement temporel pour comparer les séries temporelles, cherchant à trouver la correspondance optimale entre les points avec des décalages et des étirements non linéaires, et fournissant une mesure de distance pour quantifier leur similarité.

- **Les distinctions**

La DTW est utilisé pour l'alignement temporel entre séries temporelles, CID utilise des caractéristiques fréquentielles pour mesurer la similarité, et le CIDDTW combine à la fois l'alignement temporel et les caractéristiques fréquentielles pour une mesure plus robuste de la similarité entre les séries temporelles.

3.8. Présentation du classifieur K plus proches voisins (KNN)

L'algorithme KNN (K-Nearest Neighbors) est une méthode de classification utilisée pour classifier des objets en fonction de leurs caractéristiques et des exemples d'entraînement les plus proches dans l'espace des caractéristiques. Il s'agit d'un type d'apprentissage paresseux, qui nécessite une mesure de distance pour déterminer la proximité entre les instances. L'algorithme stocke tous les cas de données d'entraînement disponibles et classe les nouveaux cas en fonction de la majorité de ses voisins, en calculant la distance qui les sépare [Saxena, 2014].

L'algorithme KNN est simple et efficace pour la classification des données. Il est souvent utilisé en apprentissage automatique pour des problèmes de classification, de régression et de reconnaissance de formes. Si $K = 1$, l'algorithme affecte simplement l'état à la catégorie adjacente la plus proche, et la nouvelle catégorie de points de données est prédite en recherchant dans le groupe de formation entier les catégories les plus étroitement liées [Chabana, 2019].

Dans le contexte de la classification des ST, le classifieur basé 1NN serait le plus efficace selon les travaux récents de l'état de l'art en la matière. En particulier, il est rapporté que 1-NN avec DTW est difficile à battre [Xi, 2006], [Ding, 2008], [Bagnall, 2014], [Petitjean, 2016], [Dau, 2018], [Boulnemour, 2020].

Donc le principe de cet algorithme de classification est très simple. On lui fournit un ensemble des données d'apprentissages D, une fonction de distance d et un entier k .Pour tout nouveau point de test x, pour lequel il doit prendre une décision, l'algorithme recherche dans D les k points les plus proches de x au sens de la distance d, et attribue x à la classe qui est la plus fréquente parmi ces k voisins.

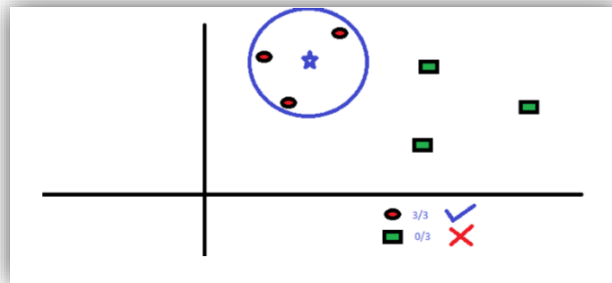


Figure 3.11. Exemple d'application de KNN avec k=3 [Chabana, 2019]

3.8.1. L'algorithme KNN :

```

Assigner un nombre de voisins K
Introduire les vecteurs de la base d'apprentissage
Pour chaque nouveau vecteur
    Trouver les K plus proches voisins.
    Si une classe de voisins est prédominante
        Assigner le vecteur à la classe.
    Sinon
        Assigner le vecteur à la classe dont le vecteur est le plus proche.
    Fin si
Fin pour
    
```

Figure 3.12. L'algorithme K-NN [Descôteaux, 2014]

3.8.2. Les avantages et les inconvénients de la méthode des KNN

a. Les avantages

La méthode des k plus proches voisins présente plusieurs avantages parmi lesquels nous citons [Hilali, 2009]:

- Sa robustesse face à des données bruitées.
- Son efficacité dans le cas de données larges et incomplètes.
- Sa simplicité par rapport à d'autres algorithmes d'apprentissage automatique.

b. Les inconvénients

Cependant, il y a également des inconvénients associés à la méthode des k plus proches voisins, tels que [Hilali, 2009]:

- La nécessité de déterminer une valeur appropriée pour le nombre de voisins les plus proches (le paramètre k).
- Le temps de prédiction est relativement long car il faut calculer la distance entre chaque exemple.
- La méthode est gourmande en espace mémoire car elle nécessite une grande capacité de stockage pour traiter les corpus.

3.9. Etapes de fonctionnement de KNN-QPDTW et KNN-CIDDTW

Phase d'apprentissage :

Au cours de cette étape, l'algorithme est initialement formé à partir de tracés d'ECG dont la nature est notifiée. Ces tracés sont extraits de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database et sont utilisés à la fois comme ensemble de données d'apprentissage et de test pour la biométrie. Lors de la phase d'apprentissage, les deux tiers des données du corpus sont utilisés comme ensemble de données d'apprentissage. Pour la phase de reconnaissance, le tiers restant du corpus est utilisé comme ensemble de données de test.

Phase de comparaison :

L'algorithme K-NN est utilisé pour classer des tracés ECG dont la nature est inconnue dans le corpus de test. Pour ce faire, l'algorithme assigne le tracé de test à la classe qui a la majorité des séries les plus proches en termes de similarité mesurée par la distance euclidienne. Pour

aligner le tracé ECG de test avec chaque tracé ECG du corpus d'apprentissage, les méthodes QPDTW, CIDDTW, DTW, CID et ED seront utilisées dans le chapitre suivant. Plus la distance est proche de 1, plus les tracés sont similaires.

Phase de décision :

Une fois la phase de comparaison terminée, le classifieur K-NN est appliqué. Les distances calculées sont triées en un tri descendant, les k premiers éléments sont sélectionnés et le vote majoritaire est appliqué pour déterminer la classe d'appartenance du tracé de test.

3.10. Algorithmes KNN-QPDTW et KNN-CIDDTW

Entrées

Données d'apprentissage ; $X_{train} = (x_{1train}, \dots, x_{ntrain})$;

Classes des données d'apprentissage $z_{train} = (z_{1train}, \dots, z_{ntrain})$;

$X_{test} = (X_{1test}, \dots, X_{mtest})$; nombre des Kppv K ;

Résultat : classes des données de $Z_{test} = (Z_{test1}, \dots, Z_{testn})$

Début

Pour $i=1$; m faire

Pour $j=1$; n faire

Calculer la distance d_{ij} entre x_{itest} et x_{jtrain} en utilisant l'une des méthodes ;

$d_{ij} \leftarrow$ l'une des méthodes (x_{itest}, x_{jtrain}) ;

Fin ;

Fin ;

Trier les distances d_{ij} selon un ordre décroissant ;

Récupérer les classes C_k des K premiers ppv ;

Trouver la classe de x_{testi} (la classe majoritaire de celles de ses K-ppv)

$Z_{testi} = \operatorname{argmax} C_k$

Fin

3.11. Conclusion

Après avoir présenté les approches utilisées dans notre travail, nous allons expérimenter ces méthodes dans le chapitre suivant en utilisant la base de données standard MIT-BIH Arrhythmia. L'objectif est d'évaluer et de comparer les performances de ces approches dans le domaine de la biométrie afin de déterminer laquelle est la plus adaptée à ce domaine.

Chapitre 4

Implémentation et Résultats

Chapitre 04 : Implémentation et résultats

4.1. Introduction

Après avoir mis au point les méthodes utilisées dans notre étude, il est essentiel d'évaluer leur performance. Dans ce chapitre, nous aborderons différentes sections. Tout d'abord, nous allons présenter les outils que nous avons utilisés pour implémenter notre solution. Ensuite, nous allons comparer les résultats obtenus par les approches décrites dans le chapitre précédent. Enfin, la troisième section sera dédiée à la présentation des interfaces graphiques standards de notre travail, développées à l'aide de l'interface graphique (GUI) de MATLAB 2014.

4.2. Base de données

Une base de données se compose de données stockées dans des dispositifs de stockage de grande capacité, sous une forme structurée, et est accessible par diverses applications et utilisateurs. Elle doit permettre l'utilisation simultanée par plusieurs utilisateurs. Dans ce mémoire, nous utilisons la base de données MIT-BIH.

4.2.1. Présentation de la base de données MIT-BIH

Cette base de données contient 48 enregistrements, chacun contenant des signaux ECG à deux canaux, pour une durée de 30 minutes. Ils ont été sélectionnés parmi des enregistrements de 24 heures obtenus auprès de 47 sujets étudiés par le Laboratoire d'arythmie BIH entre 1975 et 1979. Les sujets ont été prélevés parmi 25 hommes âgés de 32 à 89 ans et 22 femmes âgées de 23 à 89 ans. Les enregistrements 201 et 202 proviennent du même sujet masculin. Chaque enregistrement comprend deux canaux (DII, V5). Chaque enregistrement est échantillonné à une fréquence de 360 Hz avec une résolution de 11 bits sur une plage de 10 mV. Vingt-trois des enregistrements (numérotés dans la plage de 100 à 124) sont destinés à servir d'échantillon représentatif des enregistrements cliniques de routine, et 25 enregistrements (numérotés dans la plage de 200 à 234) contiennent une variété de cas pathologiques [Assadi, 2018]. La base de données contient des annotations (environ 110000 annotations) pour les informations de chronométrage et les informations de classe de battements vérifiées par des experts indépendants. Il y a trois fichiers distincts, chacun avec les extensions suivantes :

- Les fichiers **.dat** contiennent les données numérisées du signal ECG. Ils enregistrent les informations correspondant à deux dérivations différentes, à savoir MLII et V5.

- les dérivations utilisées, le nombre d'échantillons, les éventuelles pathologies détectées, et bien d'autres.
- Les fichiers **.atr** enregistrent les emplacements des pics R du signal ECG, qui ont été marqués manuellement par de nombreux cardiologues. Ces pics R sont des indicateurs importants pour l'analyse du signal ECG.
- Les fichiers **.hea** fournissent les paramètres d'interprétation du fichier de données associé. Ces paramètres incluent la fréquence d'échantillonnage, le gain d'amplification,

Reference annotations	Signals	Header
100 atr	100.dat	100.hea
101 atr	101.dat	101.hea
102 atr	102.dat	102.hea
103 atr	103.dat	103.hea
104 atr	104.dat	104.hea
105 atr	105.dat	105.hea
106 atr	106.dat	106.hea
107 atr	107.dat	107.hea
108 atr	108.dat	108.hea
109 atr	109.dat	109.hea

Figure 4. 1. Illustration d'une partie d'ensemble des enregistrements de la base MIT-BIH
 Les différents codes et leurs descriptions des annotations de la base de données MITBIH Physio Bank sont présenté dans le Tableau 4.1 [M.L.Talbi, 2011].

Tableau 4.1 Annotations de la base de données MIT-BIH Physio Bank

Code	Description
N	Battement Normal
L	Battement de bloc de branche gauche
R	Battement de bloc de branche droit
B	Battement de bloc de branchement (non spécifié)
A	Battement prématuré auriculaire (Atrial prématuré beat)
A	Battement prématuré auriculaire aberré
J	Battement prématuré nodal (fonctionnel)
S	Battement prématuré ou ectopique supra ventriculaire
V	Contraction ventriculaire prématurée
R	R-on-T contraction ventriculaire prématurée
F	Fusion du battement ventriculaire et normal

E	Battement d'échappement atriale
J	Battement d'échappement nodal (fonctionnel)
N	Battement d'échappement supra ventriculaire
E	Battement d'échappement ventriculaire
F	Fusion du battement rythmé et normal
Q	Battement inclassable

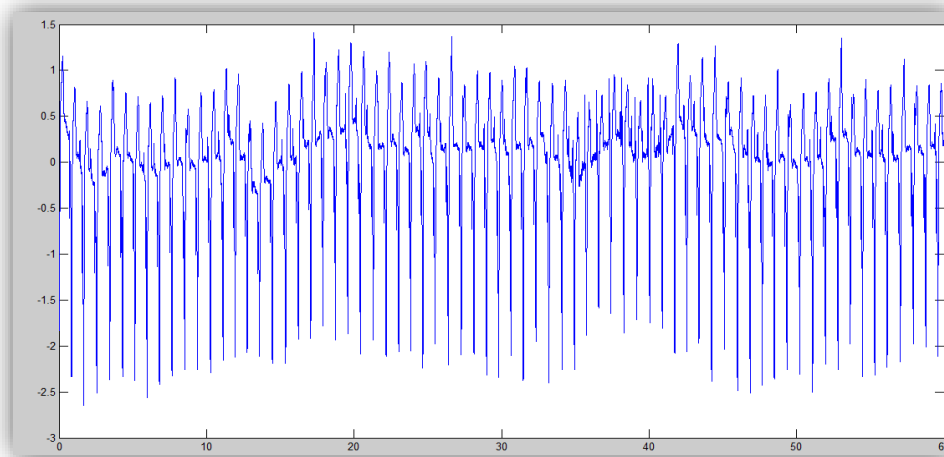


Figure 4.2. Illustration de l'enregistrement 107

4.3. Implémentation

4.3.1. Création de la base d'apprentissage et la base de test

- On va segmenter les enregistrements chaque 2.5 secondes, donc chaque segment contient 900 échantillons.

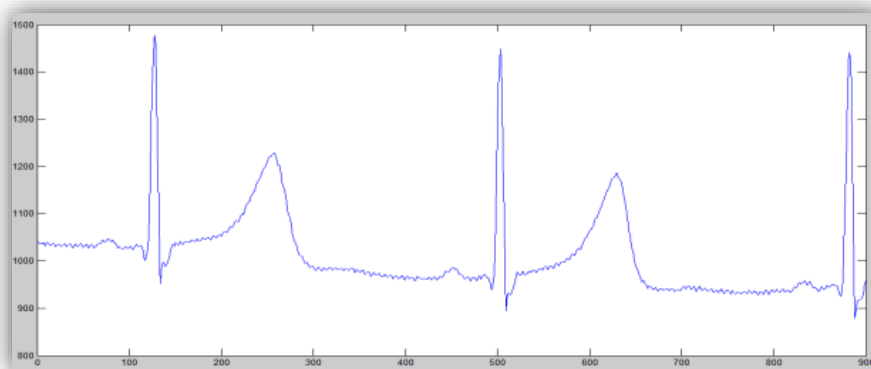


Figure 4.3. Premier segment de l'enregistrement 113

- Nous avons choisi 15 personnes (enregistrements) aléatoires.

Base d'apprentissage : 15 ECG, 150 segments, 10 segments pour chaque personne.

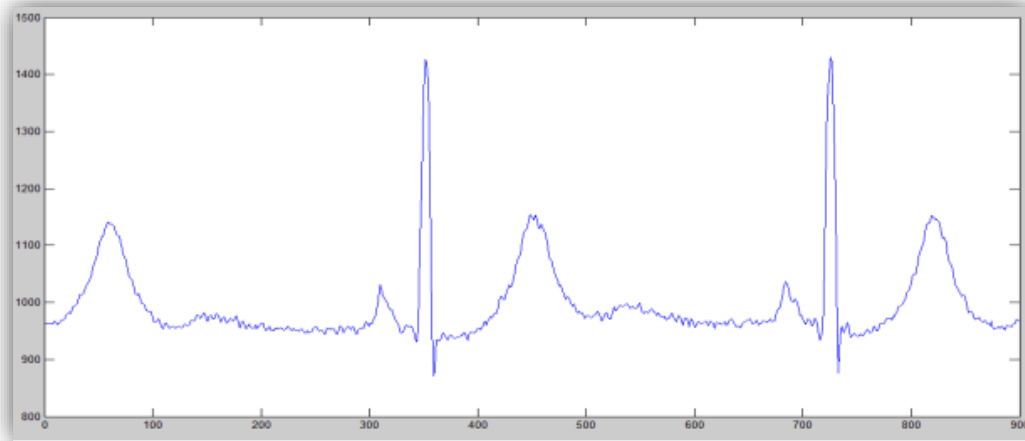


Figure 4. 4. Segment numéro 5 de la base d'apprentissage

Base de test : 5 ECG, 50 segments, 10 segments pour chaque personne.

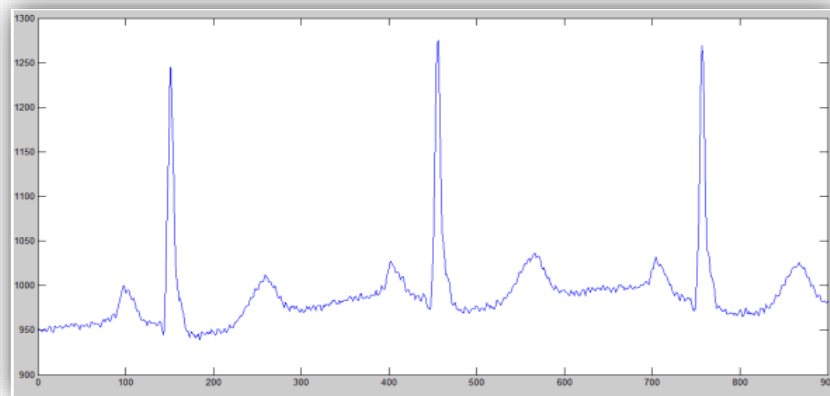


Figure 4. 5. Segment numéro 01 de la base de test

4.3.2. Application des approches :

Appliquer les approches KNN-SEA, KNN-QPDTW, KNN-CIDDTW, KNN-CID, KNN-DTW et KNN-Distance euclidienne sur la base de test pour extraire la classe d'appartenance de chaque enregistrement.

Outil de Programmation

Nous avons opté pour l'utilisation du logiciel MATLAB pour mettre en œuvre notre méthode d'identification. MATLAB est un langage de programmation scientifique axé sur le calcul numérique. Il offre de nombreuses fonctionnalités telles que la manipulation d'algorithmes, la visualisation de graphiques et la génération de matrices. Il est largement utilisé par les ingénieurs, les techniciens et les scientifiques, à la fois dans les milieux universitaires et industriels

Machine d'exécution

Fabricant : Acer

Nom de l'appareil : DESKTOP-ERMSRD9

Processeur : Intel(R) Core(TM) i5-5200U CPU @ 2.20GHz 2.20 GHz

Mémoire RAM : 4,00 Go

Type du système : Système d'exploitation 64 bits, processeur x64

4.4. Résultats et discussion

4.4.1. Résultats

Le tableau ci-après présente un récapitulatif des résultats obtenus

Tableau 4.2. Tableau Révélateur des Résultats Obtenus pour $K = 1$

Méthode	Précision
KNN-SEA	92%
KNN-QPDTW	88 %
KNN-CIDDTW	86 %
KNN-DTW	70 %
KNN-CID	70 %

4.4.2. Discussion

Le tableau.4.2 fournit une synthèse des résultats obtenus par les approches que nous avons examinées :

- Selon les résultats obtenus, l'approche KNN-SEA a démontré les meilleurs résultats avec une précision de 92% grâce à sa capacité à aligner efficacement les QPST, tels que l'ECG. Elle est suivie de près par la méthode QPDTW avec une précision de 88%. Cela s'explique principalement par son efficacité dans la résolution des problèmes de déphasage significatifs dans les séries temporelles quasi-périodiques.
- L'approche KNN-CID-DTW a également donné de bons résultats, estimés à 86 %. Ces résultats témoignent de l'efficacité de cette méthode dans le domaine de la biométrie par électrocardiogramme, en raison de sa capacité à résoudre les problèmes de l'invariabilité par rapport aux changements morphologiques des signaux complexes tels que l'ECG.
- La méthode DTW, qui est la plus souvent utilisée dans le domaine des ST à produit des résultats estimés à 70%. Par conséquent, l'approche KNN-DTW se révèle moins efficace que les deux autres méthodes mentionnées.
- La méthode CID a donné des résultats estimés à 70%, ce qui la rend moins efficace que les autres méthodes dans le domaine de la biométrie.
- La distance euclidienne a donné les résultats les moins satisfaisants par rapport aux autres approches, avec une précision de seulement 44%. Ceci est dû au fait que l'ED ne peut pas comparer efficacement les ST de différentes longueurs ou les ST décalé temporellement (qui ne débutent pas en même temps).

En résumé, selon les résultats obtenus, les approches KNN-SEA , KNN-QPDTW et KNN-CIDDTW ont donné de meilleurs résultats par rapport aux méthodes évoquées précédemment avec une précision de 92% pour SEA, 88% pour la QPDTW et de 86% pour la CIDDTW.

4.5. Interface graphique

L'objectif de l'utilisation de l'interface est de rendre le programme convivial et facile à utiliser. Pour créer l'interface graphique, la fonction GUI du logiciel Matlab a été employée. Les différentes étapes d'utilisation de l'interface graphique sont illustrées dans les figures ci-dessous.

- **Ecran d'accueil**

Cette fenêtre présente différentes options fournies. On peut choisir la date, puis la lecture d'un ECG.

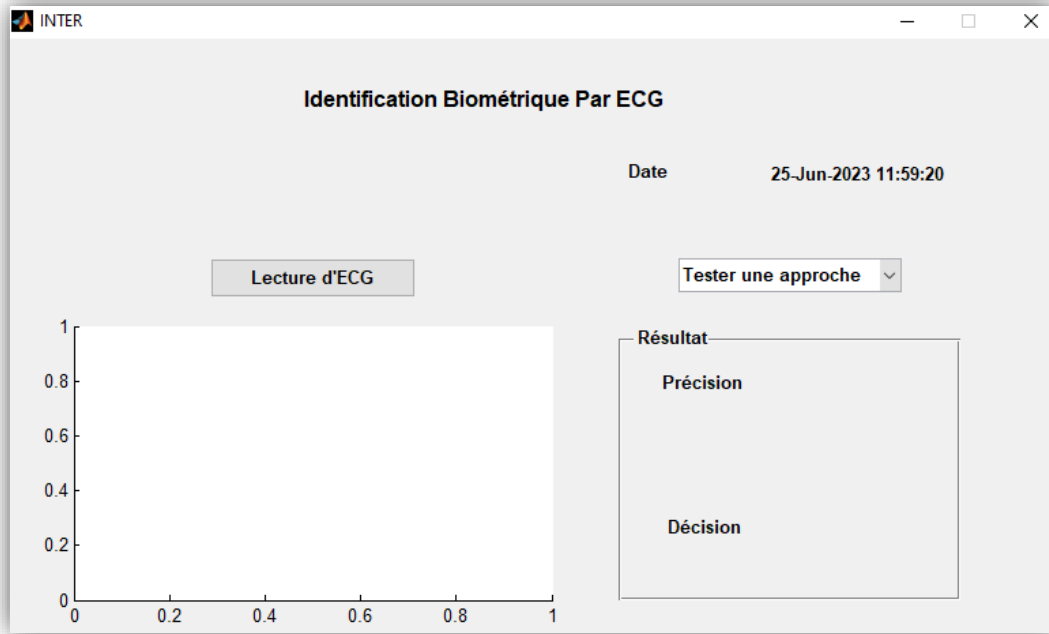


Figure 4. 6. Interface d'accueil.

- À travers le bouton "Lecture d'ECG", il est possible d'afficher le signal ECG.

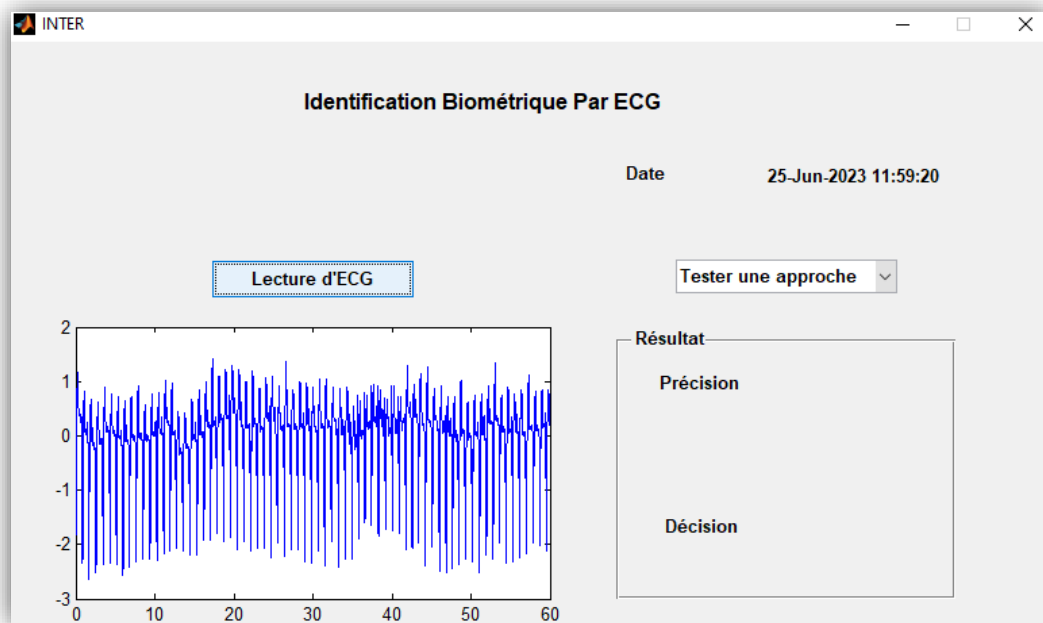


Figure 4.7. Lecture d'un signal ECG.

- Enfin, l'utilisateur choisi une des méthode de détection biométriques et observe le résultat.
- Après plusieurs expérimentations, nous avons déterminé que le seuil optimal pour l'ouverture des portes des bureaux des enseignants de l'université est de 0,85.

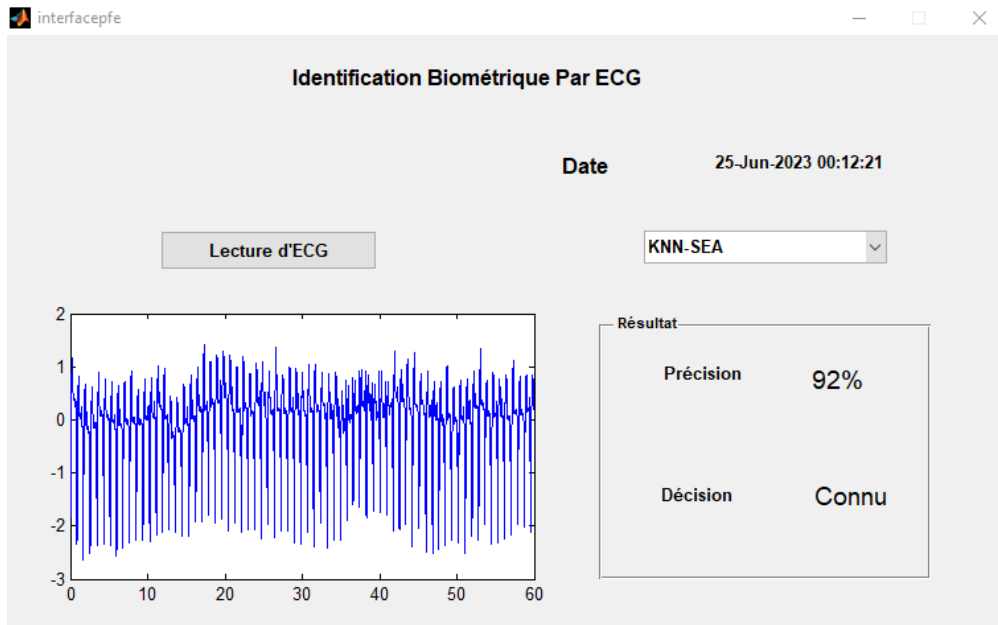


Figure 4. 8. Test de l'approche 1NN-SEA.

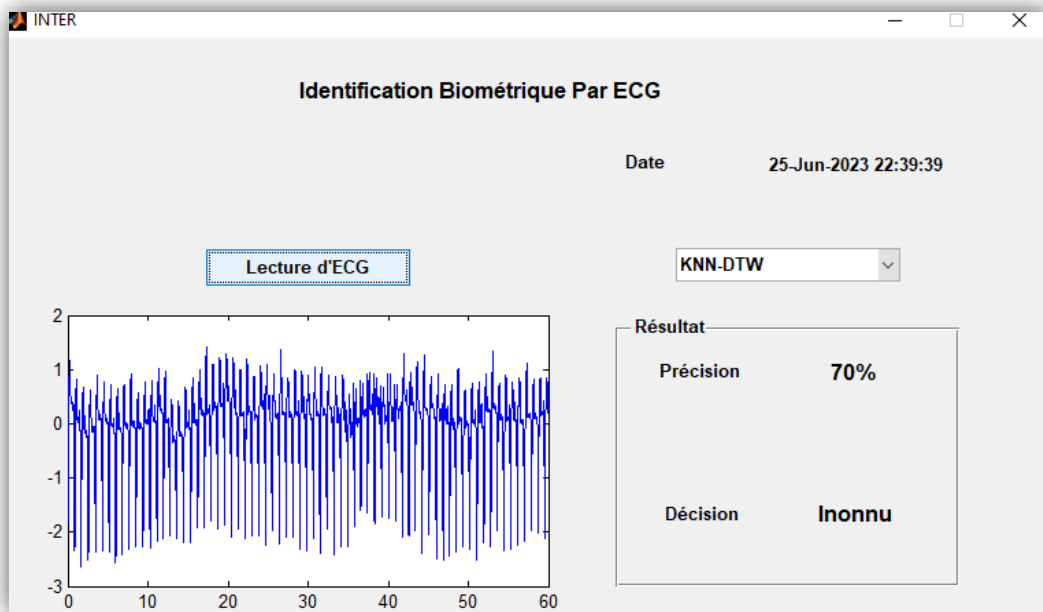



Figure 4. 9. Test de l'approche 1NN-DTW

- 
- L'approche 1NN-SEA a identifié la personne comme étant connue, tandis que l'approche 1NN-DTW a marqué la personne comme inconnue.

4.6. Conclusion

Dans ce dernier chapitre, nous avons présenté le résultat d'exécutions des approches utilisées dans notre travail. L'approche 1NN-SEA a donné les meilleurs résultats, suivie par les approches hybrides, KNN-QPDTW et KNN-CIDDTW semble donner de bons résultats et être meilleures que les approches KNN-DTW, KNN-CID. Cette conclusion découle de la simplicité et de l'efficacité reconnue dans la littérature du classifieur 1-NN, ainsi que de la capacité prouvée des méthodes SEA, QPDTW et CIDDTW à être invariables aux changements morphologiques des signaux complexes quasi-périodiques tels que l'ECG. Finalement, nous avons présenté notre travail dans une interface graphique conviviale pour faciliter l'utilisation de notre système biométrique.

Conclusion Générale

Conclusion Générale

La reconnaissance des personnes en fonction de leurs caractéristiques a une grande importance dans de nombreux domaines technologiques émergents. L'électrocardiogramme (ECG) constitue l'une des dernières avancées dans le domaine de la biométrie. De nombreuses études ont été menées dans le but d'exploiter le signal ECG pour l'identification biométrique.

Ce projet de fin d'études vise principalement à contribuer au développement de techniques d'identification biométrique basées sur le signal ECG. Pour cela nous avons proposé d'utiliser la méthode SEA (shape exchange algorithm) et les méthodes hybrides QPDTW (quasi périodique time warping) et CIDDTW (complexité invariante distance dynamique time warping) dans le domaine de la biométrie afin d'améliorer les performances des méthodes DTW, CID dans le même domaine.

Nous pouvons diviser notre travail en deux parties distinctes. La première partie comprend deux chapitres. Le premier chapitre donne une présentation générale du domaine de la biométrie, en abordant les différentes modalités et leur fonctionnement. Le deuxième chapitre donne des notions de base sur l'anatomie du cœur humain. Nous décrivons aussi le fonctionnement du système cardiovasculaire et résumons les principaux concepts liés au signal ECG et à sa relation avec le cœur. Enfin, nous examinons certains travaux réalisés dans le domaine de l'identification biométrique basée sur l'ECG. La deuxième partie de notre mémoire se compose de deux autres chapitres. Le chapitre trois est dédié à la présentation des approches utilisées, telles que l'approche KNN-SEA, KNN-QPDTW, KNN-CIDDTW. Dans le dernier chapitre, nous avons testé les capacités de ces approches et comparé leur précision afin de déterminer les méthodes les plus performantes. La méthode SEA a démontré une plus grande précision qui est de 92%, suivie de la méthode QPDDTW qui est de 86%.

Ce travail a aussi exploré de nouvelles possibilités dans le domaine de la biométrie, en se concentrant spécifiquement sur l'identification biométrique à l'aide de signaux ECG. Cependant, il reste des aspects qui nous ouvre plusieurs perspectives, notamment pour les études à venir, que l'on résume comme suit :

- Développer un système d'identification biométriques multimodale qui mets l'accent sur plusieurs techniques biométrique tels que l'ECG, la rétine et l'empreinte digitale. L'objectif est de renforcer la sécurité en réduisant les risques de contournement ou de falsification.
- Etudier des nouvelles techniques d'apprentissage pour l'amélioration des performances des méthodes utilisées, comme par exemple : les réseaux de neurones, SVM... etc.
- Elargir le nombre d'ECG dans la base de données afin de tester la performance des méthodes sur un nombre relativement important d'enregistrements.
- Nous prévoyons également de rendre nos méthodes plus pratiques en les développant sous forme d'applications autonomes, voire même en les adaptant pour les smartphones.

Bibliographie

[**Abbas, 2016**] S.N. Abbas, M.Abo-Zahhad, M.Sabah. , M.Farrag, « Heart-ID: human identity recognition using heart sounds based on modifying mel- frequency cepstral features », The Institution of Engineering and Technology 2016, Vol. 5 Iss. 4, pp. 284-296.

[**Abdelliche, 2011**] F.Abdelliche, « contribution au diagnostic des signaux électrocardiographiques en utilisant les concepts des fractelaes » Thèse doctorat en science, université Constantine, 2011.

[**Abdelliche, 2011**] F.Abdelliche, « contribution au diagnostic des signaux électrocardiographiques en utilisant les concepts des fractelaes », Thèse doctorat en science, Université Mentouri de Constantine, 2011.

[**Aksas, 2018**] A .AKSAS, L. Bouguernine , « Extraction du signal électrocardiogramme par filtrage adaptatif Université Akli Mohand Oulhadj –Brouira 2018


[**Alamy, 2022**] Alamy Banque d'images vectorielles, « Facial Recognition System concept. Face ID verification services or biometric scanning. System of face recognition for person Identification » Russian Federation ,visité décembre 2022.<https://veu.app/4Ot>

[**Aloui, 2012**] K.Aloui, « Caractérisation du Cerveau Humain : Étude de la Faisabilité en Biométrie » Université Paris –Est Université Ecole doctorale ,2012.

[**ANGIOÏ, 2014**] K. ANGIOÏ, «Prise en charge de la maculopathie diabetique oedemateuse », Service d'ophtalmologie, CHU de Nancy, Vandœuvre-lès-Nancy,2016. <https://www.diabetologie-pratique.com/journal/article/0012096-prise-en-charge-de-la-maculopathie-diabetique-oedemateuse>.

[**Assadi, 2018**] I.Assadi, « Analyse et classification des maladies cardiaques et respiratoires en utilisant les opérateurs et les systèmes d'ordre fractionnaire", Thèse de Doctorat troisième cycle LMD, Université Des Frères Mentouri-Constantine, 2018.

[**Attalah, 2012**] B,Attalah, « Conception D'un système de reconnaissance des empreintes digitales par apprentissage. Université des sciences et de la technologie d'Oran Mohammed Boudiaf, 2012.



[Bagnall, 2014] A. Bagnall, and J. Lines, “An experimental evaluation of nearest neighbour time series classification”, Technical report# CMP-C14-01, Department of Computing Sciences, University of East Anglia, 2014.

[Bart, 2022] M.Bart, « How our voice biometry solutions can help your business », My force belgium, visité décembre 2022. <https://www.myforce.be/news/how-our-voice-biometry-solutions-can-help-your-business/>

[Batista et al, 2014] G.E.Batista, X.Wang, E.G.Keogh, Tataw, O.Moses, et al, « CID: an efficient complexity-invariant distance for time series », *Data Mining and Knowledge Discovery*, vol. 28, p. 634-669,2014.

[Batista, 2014] G.E.Batista, X.Wang, E.G.Keogh, «A Complexity-Invariant Distance Measure for Time Series », In : *Proceedings of the 2011 SIAM international conference on data mining*. Society for Industrial and Applied Mathematics, p. 699-710, 2011. p. 699-710,2011.

[Bellman.1957] R. Bellman, “Dynamic Programming”, Princeton University Press, 1957

[Belmekhfi, 2015] M.Belmekhfi, « Mise au point d’un système de mesure de paramètres physiologiques à base d’un Smartphone Androïde », Université Mouloud Mammeri, Tizi-Ouzou, 2015


[Benali, 2013] R.Benali, « Analyse du signal ECG par réseau adaptif d’ondelettes en vue de la reconnaissance de pathologies cardiaques », Université Abou Baker Belkaid, Tlemcen, 2013.

[Benothmane, 2020] I.Benothmane, I.Djaala, « Identification biométrique par le visage et l’oreille », Université Badji Mokhtar Annaba, 2020.

[Bensafia, 2012] K.Bensafia, « Transmission sans fil, par voie GSM, et traitement du signal électrocardiographie (ECG) », Université Mouloud Mammeri, Tizi-Ouzou, 2012.

[Berndt, 1994] D. J. Berndt and J. Clifford, “Using dynamic time warping to find patterns in time series”, In *Proceedings of AAAI Workshop on Knowledge Discovery in Databases (KDD’94)*, pp. 359-370, Seattle, Washington, 1994.

[Biel et al,2001] L.Biel, O.Pettersson, L.Philipson, P.Wide, « ECG Analysis: A New Approach in Human Identification », *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, Vol. 50, No. 3, June 2001.



[**Bokhobza, 2012**] S. Bokhobza, « Debruitage du signal electrocardiogramme (ECG) par les operateurs morphologies », Université Abou Bekr Belkaïd-Tlemcen, 2012.

[**Bonhomme, 2016**] F. Bonhomme, J.Y. Leconte, « Biométrie : mettre la technologie au service des citoyens », sénat.fr, 2016. https://www.senat.fr/rap/r15-788/r15-788_mono.html

[**Boucheham, 2008**] Boucheham, « Matching of quasi-periodic time series patterns by exchange of block-sorting signatures. Pattern Recognition Letters » (Elsevier) 29:501–514, 2008.

[**Boulnemour, 2018**] I. Boulnemour, B. Boucheham « QP-DTW: Upgrading Dynamic Time Warping to Handle Quasi Periodic Time Series Alignment », Journal of Inf Process Syst, Vol.14, No.4, pp.851~876, August 2018.

[**Boulnemour, 2020**] I. Boulnemour, B. Boucheham, and A. Lahreche, “Accelerating Quasi Periodic Dynamic Time Warping For Similarity Search in ECG Time Series”, accepté pour être présenté à la 1^{ère} édition de la conférence nationale sur l’IA et les technologies de l’information (CNIATI), Taref, 2020.

[**Boulnemour, 2021**] I. Boulnemour, « Caractérisation des séries temporelles pour la recherche et la classification », Thèse doctorat, Université 20 aout 1955 Skikda ,14/02/2021.


[**Buysens, 2011**] P. Buysens, « Fusion de différents modes de capture pour la reconnaissance du visage appliquée aux e_transactions ». Université de Caen Basse-Normandie ´ U.F.R. : Sciences Ecole doctorale SIMEM, 2011.

[**Cabasson, 2008**] A. Cabasson, « *Estimation et analyse des intervalles cardiaques* », Thèse de doctorat, Université Nice Sophia Antipolis, 2008.

[**Chabana, 2019**] A. Chabana, « Etude comparative entre les différentes méthodes holistiques pour un système biométrique », Université Kasdi Merbah Ouargla, 2019.

[**Chantaf, 2011**] S. Chantaf, « Biométrie par signaux physiologiques », Thèse de doctorat, Université Paris-Est, 2011.

[**Chihaoui, 2018**] T. Chihaoui, « Système d’identification de personnes basé sur la rétine. Traitement du signal et de l’image », Université Paris-Est; Université de Tunis El Manar, 2018.



[Chiu, 2021] J.K.Chiu, C.S.Chang, W.Shun-Chi, « ECG-based Biometric Recognition without QRS Segmentation: A Deep Learning-Based Approach », *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC)*, IEEE, 2021.

[Dau, 2018] H. A. Dau et al., "Optimizing dynamic time warping's window width for time series data mining applications", *Data Min. Knowl. Discov.*, vol.32, n°4, pp. 1074-1120, 2018.

[Descôteaux, 2014] S.Descôteaux, « les règles d'association maximale au service de l'interprétation des résultats de la classification », thèse de maîtrise en informatique, université du québec à trois-rivières, trois-rivières, 2014: p. 174.

[Dib, 2009] N.Dib, « Analyse temporelle et fréquentielle des différentes ondes du signal ECG en vue d'une reconnaissance de signatures de pathologies cardiaques », Thèse de Magister, Université de Tlemcen , 2009.

[Ding, 2008] H. Ding, G. Trajcevski, P. Scheuermann, X. Wang, and E. Keogh, "Querying and mining of time series data: experimental comparison of representations and distance measure", In *Proceedings of the VLDB Endowment*, vol.1, n°2, pp. 1542–1552, 2008.

[Draoui, 2011] K.Draoui, « Identification des personnes par l'iris en utilisant la méthode des paquets d'ondelettes », Université des Sciences et de la Technologie d'Oran Mohamed Boudiaf, 2011.

[Dubois, 2004] R.Dubois, « Application des nouvelles méthodes d'apprentissage à la détection précoce d'anomalies en électrocardiographie », Thèse de doctorat, Université Paris6,2004.

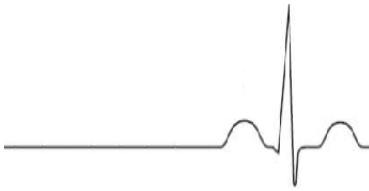
[Dugelay, 2002] F.Perronnin, J. Dugelay « An Introduction to Biometrics Audio and Video-Based Person Authentication », Institut Eurécom, Multimédia Communications Department 2229 Volume 19 – n4, 2002.

[El-Abed, 2011] M.El-Abed, « Évaluation de système biométrique. Cryptographie et sécurité », Université de Caen, 2011.

[Gauthier, 2014] M. Gauthier, « Cadre juridique de l'utilisation de la biométrie au Québec : sécurité et vie privée », Université de Montréal, 2014.

[Grother, 2017] P. Grother and E. Tabassi, « Performance of biometric quality measures », *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 29 : pp.531-543, 2007

[Belguech, 2015] R.O.Belguech, « Sécurité des systèmes biométriques : révocabilité et



protection de la vie privée Thèse de doctorat de l'École Nationale Supérieure d'Informatique, Algérie 2015.

[Guerfi, 2011] A.S.GUERFi, «Authentification d'individus par reconnaissance de Caractéristiques biométriques liées aux visages, 2 D, 3D », Thèse de doctorat, université Evry Val d'Essone, 2011

[Guerreschi, 2013] E.Guerreschi, « Contribution à l'Appréhension du Système Cardiovasculaire Modélisation et Traitement de Signaux issus de la Macrocirculation et de la Microcirculation sanguines. [eess.SP]. Université d'Angers, 2013.

[Gürkan, 2013] H.Gürkan, U.Guz, B.S. Yarman, « A Novel Biometric Authentication Approach Using Electrocardiogram Signals 35th Annual International Conference of the IEEE EMBS Osaka, Japan, 3 - 7 July, 2013

[Hadiby, 2018] S.Hadiby, « Fouille de Séries Temporelles (ST) - Etude de cas : Classification de Tracés ECG Appliquée à la Détection d'Anomalies et Biométrie », Université skikda , 2018


[Hanilçi, 2019] A.Hanilçi, H.Gürkan, « ECG Biometric Identification Method based on Parallel 2-D Convolutional Neural Networks », *Journal of Innovative Science and Engineering*, 2019.

[Harket, 2021] A.Harket, « Contribution à l'élaboration et au développement d'un système de classification automatique de pathologie cardiaques, par analyse de signaux ECG, utilisant l'association des transformées et des stratégies de l'intelligence artificielle » Université Batna-2, Mostefa Ben Boulaïd, 2021

[Hilali, 2009] H.Hilali, « application de la classification textuelle pour l'extraction des règles d'association maximales » thèse de maîtrise en informatique, université du québec à trois-rivières, trois-rivières, 2009.

[Joseph, 2010] N.Joseph, I.ynette.Millett, « Biometric Recognition: Challenges and Opportunities » , The natioal academies press, Washington, 2010.

[Jowitt, 2016] T.Jowitt, « Visa: Most People Back Biometric Payments », SiliconTechnology powering busness, 2016.



[**Kabbara, 2015**] Y.Kabbara, « Caractérisation des images à Rayon-X de la main par des modèles mathématiques : application à la biométrie », Université Paris –Est Université Libanaise, École doctorale, 2015.

[**Kahlaoui, 2017**] I.KAHLAOUI, A.Ghachoua, « Reconnaissance de personnes en utilisant L’empreintes Palmaires multispectral basés sur L’apprentissage approfondi », Université Kasdi Merbah de Ouargla, 2017.

[**Kannathal et al, 2007**] N. Kannathal, U. Rajendra Acharya, P.Joseph, « Analysis of electrocardiograms », *Advances in Cardiac Signal Processing*,p. 55-82, 2007.

[**Karimian et al, 2016**] N. Karimian, Z.Guot, M.Tehranipoor†, D.Forte†, « Highly Reliable Key Generation from Electrocardiogram (ECG) » *IEEE,Transactions on Biomedical Engineering*, 2016, vol. 64, no 6, p. 1400-1411.

[**Karumudi et al, 2019**] B.R.Karumudi, P.Gist, M.Q.Shahzad, G.M.Wagner, « Biometric Authentication for Automobiles », College of Engineering and Computer Science Syracuse University Syracuse, NY USA -2019

[**Khalil, 2011**] I.Khalil, C.Meli, « ECG biometric using multilayer perceptron and radial basis function neural networks », Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE, 2011


[**Klabunde, 2011**] R.Klabunde, « Cardiovascular Physiology Concepts, Lippincott Williams & Wilkins, 2011.

[**Labiad 2017**] A.Labiad, « sélection des mots clés basée sur la classification et l’extraction des règles d’association », université du québec à trois rivières, 2017.

[**Li et al, 2020**] R.Li, G.Yang, K.Wang, et al, « Robust ECG Biometrics Using GNMF and Sparse Representation », *Pattern Recognition Letters*, 2020.

[**Louradour, 2021**] J.Louradour, « Rôle des canaux calciques de type L Cav1.3 dans le contrôle de la fréquence cardiaque par les catécholamines », Université Montpellier, 2021.

[**M.L.Talbi, 2011**] M.L.Talbi, « Analyse et traitement du signal électrocardiographique (ECG) »,Thèse doctorale, Université de Mentouri Constantine, 2011.



[**Massicotte, 2007**] F.Massicotte, « La biométrie, sa fiabilité et ses impacts sur la pratique de la démocratie libérale », Université du Québec à Montréal, 2007.

[**Minhthang, 2009**] F.Minhthang, F.Agrafioti, D.Hatzinakos, « Electrocardiogram (ECG) biometric for robust Identification and Secure Communication », *Biometrics: Theory, Methods, and Applications*, vol. 9, p. 383, 2009.

[**MITBIH, 2000**] A. Goldberger, L. Amaral, L. Glass, J. Hausdorff, P. Ivanov, R. Mark, J. Mietus, G. Moody, C. Peng, H. Stanley, “PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals”. Vol. 101, n°23, pp. 215-220, 2000. [ElectronicPages; <http://circ.ahajournals.org/content/101/23/e215.full>,

[**Monrose, 2000**] F.Monrose, A.D.Rubin, « Keystroke dynamics as a biometric for authentication. » *Future Generation computer systems* 351–359 ,2000.

[**Movchan.2015**] M.Z.Movchan, « Time Series Subsequence Similarity Search Under Dynamic Time Warping Distance on the Intel Many-core Accelerators», Chapter from book *Similarity Search and Applications, In proceedings of the 8th International Conference, SISAP*, Glasgow, UK, 2015.

[**OCDE ,2015**] OCDE, « Technologies fondées sur la biométrie », Documents de travail de l'OCDE sur l'économie numérique, No. 101, Éditions OCDE, Paris ,2005.

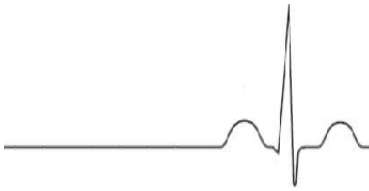
[**Oltean, 2006**] M.Oltean, « Rapport de stage, Traitement automatique de signaux ECG », Ecole Nationale Supérieure de Télécommunications de Bretagne, L'Université Polytechnique de Timisoara, 2006.

[**Oyeleye et al, 2012**] C. A. Oyeleye, T. M. Fagbola, R. S. Babatunde, and A. A. Adigun, «An exploratory study of odor biometrics modality for human recognition », *International Journal of Engineering Research & Technology IJERT*)

[**Pavel. 2008**] S.Pavel, « Dynamic Time Warping Algorithm Review », University of Hawaii at Manoa Honolulu, USA, December 2008

[**Pelc, 2019**] M.Pelc,Y.Khoma,V.Khoma, «ECG Signal as Robust and Reliable Biometric Marker: Datasets and Algorithms Comparison, *Sensors* 2019.

[**Pereira, 2010**] D.Pereira, L. N. Fred, A. T. Figueiredo, « Coutinho Personal Identification and Authentication based on One-lead ECG using Ziv-Merhav Cross Parsing », *International Workshop on Pattern Recognition in Information Systems (ICEIS 2010)*



[Petitjean, 2016] F .Petitjean, G. Forestier, G.I. Webb, et al. “Dynamic Time Warping Averaging of Time Series Allows Faster and More Accurate Classification”, Knowledge and Information Systems, vol. 47, Issue 1, pp. 1-26, 2016.

[Pramendra, 2020] P.Pramendra, S.Vijay "Detection and Classification of ECG Noises using decomposition on mixed codebook for quality analysis, 2019.

[Ramdan et al, 2015] G.Ramadan, A.El-sayed, N.El-Fishawy, M.Zorkany, « multi-biometric systems: A state of the art survey and research directions » , In International Journal of Advanced Computer Science and Applications, Vol. 6, No. 6, pp. 128-138,2015.

[Ranbir, 2010] S.Ranbir, M.Khomdram Soram, « M,Biometric dna and ecdlp-based personal authentication system : a superior posse of security », International Journal of Computer Science and Network Security IJCSNS, VOL.10 No.1, January 2010

[Rezgui, 2016] D.Rezgui, Z.Lachiri, « ECG Biometric Recognition Using SVM-Based Approach », IEEJ, Transactions in Electrical and Electronic Engineering, vol. 11, p. S94-S100, 2016.

[Sakoe, 1978] H. Sakoe, and S. Chiba, “Dynamic programming algorithm optimization for spoken word recognition”,IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing, vol. 26, n°1, pp. 43-49, 1978.

[Sakr et al, 2022] A.S. Sakr, P.Ławiak, R.Tadeusiewicz , M.Hammad, « Cancelable ECG biometric based on combination of deep transfer learning with DNA and amino acid approaches for human authentication », *Information Sciences*, vol. 585, p. 127-143, 2022

[Samaneh et al, 2012] K.Samaneh, A.Dehghani, S.Omrnian, R.Boostani, « ECG based personal identification using empirical mode decomposition and Hilbert transform », The 16th CSI International Symposium on Artificial Intelligence and Signal Processing , AISP 2012.

[Saxena, 2014] K.Saxena, Z.Khan, S.Singh, « Diagnosis of diabetes mellitus using k nearest neighbor algorithm » *International Journal of Computer Science Trends and Technology (IJCST)*, 2(4), 36-43 2014.

[**Sidek, 2014**] A. Sidek, I.Khalil, F. Jelinek, « ECG Biometric with Abnormal Cardiac Conditions in Remote Monitoring System », *Transactions on systems, man, and cybernetics: systems*, vol. 44, no 11, p. 1498-1509, IEEE, 2014.

[**Shahrzad, 2015**] P.Shahrzad, « ECG Biometrics: New Algorithm and Multimodal Biometric System », University of Toronto (Canada), ProQuest Dissertations Publishing, 2015.

[**Sharon, 2014**] O. Sharon, « Biometrics: New IDs that are uniquely you », perotmuseum 2014.
<https://www.snexplores.org/article/biometrics-new-ids-are-uniquely-you>

[**Signature, 2022**] Tutorialspoint, Signature Recognition System, visité décembre 2022,
https://www.tutorialspoint.com/biometrics/behavioral_modalities.htm

[**Silva et al, 2018**] F.Silva, R.Giusti, E.Keogh, G.Batista, « Speeding up similarity search under dynamic time warping by pruning unpromising alignments », In *Data Mining and Knowledge Discovery*, vol. 32, n°2, 2018.

[**Sobabe et al, 2020**] A.Sobabe, D.Tahirou, A.Vianou, «Biometric System Vulnerabilities: A Typology of Metadata », *Advances in Science, Technology and Engineering Systems Journal* Vol. 5, No. 1, 191-200 (2020)

[**Taboulet, 2022**] P.Taboulet, « Activation électrique des ventricules », e-cardiogram.2022


[**Tahirou et al, 2019**] D.Tahirou, A.Sobabe, A.Vianou, « Incorporating Metadata in Multibiometric Score-Level Fusion : an Optimized Architecture », In *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering (IJITEE)* ISSN: 2278-3075, Volume-9 Issue-1, November 2019.

[**Target, 2018**] M.Target, « Technologie biométrique de la main », Elaboré par IEEE dans le cadre de TryEngineering www.tryengineering.org 2018, Vol. 1 Issue 9, November- 2012.

[**Tedini, 2014**] M.H.Tedjini, « Conception et Réalisation D'un électrocardiographe ECG numérique », Université Mohamed Boudiaf Oran, 2014.

[**Tseng, 2018**] K.Tseng, L.Fu, L.Liu, L.Dachao, et al, « Human identification with electrocardiogram », *Enterprise Information Systems*, vol. 12, no 7, p. 798-819, 2018.

[**Vikidia,2022**] Acide nucléique, visité décembre 2022.
https://fr.wikidia.org/wiki/Acide_nucl%C3%A9ique



[Wwh, 2022] What, When, How, « chuman recognition based on gait poses pattern », visité décembre 2022. <http://what-when-how.com/pattern-recognition-and-image-analysis/human-recognition-based-on-gait-poses-pattern-recognition-and-image-analysis/>

[Xi, 2006] X. Xi, E. Keogh, C. Shelton, L. Wei, and C. A. Ratanamahatana, “Fast time series classification using numerosity reduction”, In Proceedings of the International Conference on Machine Learning, pp. 1033–1040, 2006. <https://www.e-cardiogram.com/activation-electrique-des-ventricules/>

