

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université de Mohamed El -Bachir El -Ibrahimi de Bordj Bou Arreridj
Faculté des Mathématiques et d'Informatique
Département d'informatique



UNIVERSITE MOHAMED EL BACHIR EL IBRAHIMI
BORDJ BOU ARRERIDJ

MEMOIRE

Présenté en vue de l'obtention du diplôme

Master en informatique

Spécialité : Technologies de l'information et de la communication

THEME

Reconnaissance humaine multimodale

(ECG – EMG)

Présenté par :

ILIKTI Fatima

Soutenu devant le Jury composé de :

M. Sabri Lyazid	MCA	Président	Univ-BBA
M. Meryem Regouid	MCB	Encadreur	Univ-BBA
M. Saha Adel	MAA	Examineur	Univ-BBA

Année universitaire 2022/2023

Dédicace

Du profond de mon cœur et avec l'expression de ma reconnaissance je dédie ce travail à ceux qui, quels que soient les termes embrassés, je n'arriverais jamais à leurs exprimer mon amour sincère.

A ceux qui nous a quitté mais n'ont jamais quitté nous cœurs mon cher grand père Omar et mon cher oncle Hassen paix à leurs âmes.

A ma chère grande mère Zineb qui me donne toujours l'espoir de vivre et qui n'a jamais cessé de prier pour moi.

À mon cher père Kamel, le premier homme de ma vie, la lumière qui m'a toujours guidé vers le bon chemin, mon exemple éternel, et source de joie et de bonheur, celui qui s'est toujours sacrifié pour me voir réussir.

A ma chère mère Nora, la flamme de ma vie, à celle qui a tout fait pour ma réussite, pour sa douceur, sa présence, ses sacrifices et ses encouragements.

A mes deux frères Ayoub et Omar vous êtes mon bras droit que dieu vous garde pour moi et à mes côtés pour toujours.

A ma chère sœur Asma qui n'a pas cessé de m'encourager et me soutenir.

A mes chers oncles Waheb, Brahim, Moussa, Sofiane, Hamza et Samir que DIEU leur donne une longue et joyeuse vie.

A mes chères tantes Dalila, Souad, Hayet, Sarah et Karima que DIEU vous donne santé, bonheur et réussite.

A mes chères cousines Meriem, Warda, Meriem, Aya, Rania, Amina, Takoua, Chaima, Souhila et Maroua je vous aime.

A mes chers cousins Oussama, Marwan, Adem, Daoud, Yaakoub, Ishak, Aissa, Nouh, Souleymane et Mohammed vous êtes notre espoir.

A toute la famille Ilikti et toute La famille Ben arroudj.

A ma chère amie Sonia qui m'a appris le vrai sens de l'amitié et comment donner sans attendre une chose en retour merci pour illuminer ma vie.

A toute la promotion de master 2 (2022/2023) spécialité TIC

A toutes les personnes que je porte dans mon cœur.

Remerciements

Avant toute chose, je remercie Dieu le tout puissant de m'avoir donné la santé, le courage, la volonté et la patience d'achever cette réalisation.

J'exprime mes profondes gratitudees à mes parents pour leurs soutiens, leurs encouragements et pour les sacrifices qu'ils ont endurés.

*J'ai eu le privilège d'être parmi l'équipe de madame **Meryem Regouid**, à qui j'adresse mes sincères remerciements pour avoir accepté de m'encadrer, je la remercie d'abord pour l'attention qu'elle m'a accordée à la direction, ainsi que pour ses judicieux conseils constructifs, son dévouement et sa disponibilité tout au long de ce travail et surtout pour ces encouragements, qui m'ont été d'une précieuse aide. Veuillez trouver ici l'expression de ma respectueuse considération et ma profonde admiration pour toutes vos qualités scientifiques et humaines. Ce travail est pour moi l'occasion de vous témoigner ma profonde gratitude.*

*Toutes mes gratitudees s'adressent aussi aux membres de jury : **Sabri Lyazid** Qui m'a fait l'honneur d'évaluer ce travail et de présider le jury **Saha Adel** Pour avoir accepté d'examiner ce mémoire. Je leurs adresse mes respectueux remerciements.*

J'adresse aussi mes vifs remerciements à tous mes professeurs, mes enseignants et toutes les personnes qui ont contribué à ma formation tout au long de mon chemin d'étude.

Mes remerciements vont enfin à toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin directement ou indirectement à la réalisation de ce travail.

Résumé

Les mesures biométriques se réfèrent à l'identification automatique des individus en fonction de leurs caractéristiques physiologiques et/ou comportementales. Les systèmes de mesures biométriques unimodaux permettent d'identifier une personne en utilisant une seule méthode de mesure, mais ils ne garantissent pas nécessairement une identification précise. Notre principal objectif est de réaliser un système d'identification multimodal basé sur la combinaison de deux méthodes de mesure biométrique : l'électrocardiographie (ECG) et l'électromyographie (EMG). Dans ce contexte, nous avons abordé des points importants liés aux mesures biométriques multimodales et avons fourni un aperçu et une définition des signaux électrocardiographiques et électromyographiques. Nous avons utilisé la transformation en ondelettes discrètes (DWT) comme extracteur de caractéristiques pour obtenir un taux de reconnaissance excellent. Nos résultats expérimentaux ont été réalisés sur deux bases de données : la base de données "ECG-ID" pour l'électrocardiographie et la base de données "GRABMyo" pour l'électromyographie.

Mots-clés : biométrie multimodale, électrocardiographie, électromyographie, DWT, Taux de reconnaissance correct.

Abstract

Biometric measurements refer to the automatic identification of individuals based on their physiological and/or behavioral characteristics. Unimodal biometric measurement systems allow for identifying someone using a single biometric method, but they may not guarantee precise identity determination. Our primary goal is to achieve a multimodal identification system based on a combination of two biometric measurement methods: electrocardiography and electromyography. In this context, we addressed important aspects related to multimodal biometric measurements and provided an overview and definition of electrocardiographic and electromyographic signals. We used Discrete Wavelet Transformation (DWT) as a feature extractor to achieve an excellent recognition rate. Our experimental results were conducted on two databases: the "ECG-ID" database for electrocardiography and the "GRABMyo" database for electromyography.

Keywords : multimodal biometrics, électrocardiographie, électromyographie, DWT, correct recognition rate.

الملخص

تشير القياسات الزلزالية إلى التعرف التلقائي على الأفراد الذين يعانون من اضطرابات النوم أو الذين يعانون من اضطرابات النوم. تسرح أنظمة القياسات الزلزالية الخطية بالاعتماد على شخص ما باستخدام طريقة قياس جديدة، ولكن يمكن أن نض من المشاكل واضح جديدة هيوية جيدة. والهدف الرئيسي من عملنا هو تحقيق نظام التحقق من الهوية المبنية على أساس مزيج من التنبؤ من طريق القياس الزلزالي: نخطيط الزلازل وارضل حيث نأولاً نجهد الزلازل مهمه نتعلق بالقياسات الزلزالية من عينة اوسىلطة ونقدم نظرية عامة ونعرف اشيرات نخطيط الزلازل وارضل. اسخدمنا الخط (DWT) كالمسخر مميزات من أجل الحصول على مميزات مختلفة. نتم تأييد النتائج التجريبية على قاعدتي بيانات، قاعدة بيانات ECG « ID الزلزالية الزلازل وقاعدة بيانات « GRABMyo » الزلزالية ارضل. الكلمات المفتاحية: البرمجة، من عينة الأقطاب، نخطيط الزلازل، نخطيط ارضل، DWT، مميزات التعرف.

Table des matières

Liste des Abréviations	x
Liste des figures.....	xi
Liste des tableaux	xiii
Introduction générale.....	1
Chapitre 1 : Reconnaissance Biométrique.....	3
1.1 Introduction.....	3
1.2 Définition de la biométrie	3
1.3 Les différentes modalités biométriques	4
1.4 Caractéristiques des systèmes biométriques	5
1.5 Principaux modules du système biométrique (architecture).....	5
1.5.1 Module de capture (acquisition biométrique)	6
1.5.2 Module de prétraitement de données.....	6
1.5.3 Module d'extraction des caractéristiques.....	6
1.5.4 Module de correspondance (classification).....	6
1.5.5 Module de décision	6
1.6 Système biométrique unimodal Vs multimodal	7
1.6.1 Système biométrique unimodal.....	7
1.6.3 La différence entre les systèmes biométrique unimodale et multimodale	7
1.7 Les techniques de fusion.....	8
1.7.1 Fusion au niveau des données	8
1.7.2 Fusion au niveau des caractéristiques extraites	9
1.7.3 Fusion au niveau de classification.....	9
1.7.4 Fusion au niveau de décision.....	10
1.8 Les modes biométriques	11
1.8.1 Enrôlement	11
1.8.2 Vérification.....	11
1.8.3 Identification	11
1.9 Les avantages et les inconvénients des systèmes biométriques.....	12

1.9.1	Les avantages des systèmes biométriques	12
1.9.2	Les inconvénients des systèmes biométriques	13
1.10	Evaluation de performance	13
1.10.1	Evaluation de l'identification.....	14
1.10.2	Evaluation de la vérification	14
1.11	Conclusion	17
Chapitre 2 : ECG biométrique.....		18
2.1	Introduction.....	18
2.2	Définition de l'ECG.....	18
2.3	Caractéristiques de l'électrocardiogramme (ECG)	19
2.4	Caractéristiques fiduciaires et non fiduciaires de l'ECG	20
2.4.1	La définition des caractéristiques fiduciaires et non fiduciaires ..	20
2.5	Les utilisations des ECG dans le domaine de la biométrie	21
2.5.1	ECG dans le système biométrique unimodal	21
2.5.2	ECG dans le système biométrique multimodal.....	23
2.6	Les base de données de ECG.....	24
2.7	Conclusion	25
Chapitre 03 : EMG Biométrie		26
3.1	Introduction.....	26
3.2	Electromyographie (EMG)	26
3.2.1	Muscle squelettique.....	26
3.2.2	Organisation anatomique.....	27
3.2.3	Électromyographie	29
3.3	Les utilisations des EMG dans le domaine de la biométrie	30
3.3.1	EMG dans le système biométrique unimodal	30
3.3.2	EMG dans le système biométrique multimodal.....	31
3.4	Les base de données de EMG.....	31
3.5	Conclusion	33
Chapitre 4 : Conception et réalisation		34
4.1	Introduction.....	34
4.2	Les bases de données utilisés dans le système proposé	34

4.2.1	La base de données d'ECG (ECG-ID).....	35
4.2.2	La base de données d'EMG GRABMyo	35
4.3	L'architecture du système proposé.....	35
4.3.1	Prétraitement	36
4.3.2	Extraction des caractéristiques (ECG et EMG)	40
4.3.3	Fusion des caractéristiques.....	41
4.3.4	Classification(SVM).....	42
4.4	Résultats et discussions	42
4.4.1	Environnement de développement.....	42
4.4.2	Expérimentations et résultats	43
4.4.3	Présentation de l'application	46
4.5	Conclusion	49
	Conclusion Générale	50
	Bibliographie	52

Liste des Abréviations

ADN : Acide Désoxyribonucléique

ECG : Électrocardiogramme

FRR : False Reject Rate

FAR : False Accept Rate

EER : Taux d'Erreur Égal (Equal Error Rate)

ROC : Receiver Operating Characteristic

VFC : la variabilité de la fréquence cardiaque

SVM : Support Vector Machines

KNN : K-Nearest Neighbors

CNN : Convolutional Neural Network

Shifted-1D-LBP : Shifted One Dimensional-Local Binary Patterns

1D-MR-LBP : One Dimensional-Multi-Resolution-Local Binary Patterns

DWT : Discrete Wavelet Transform

PTB : Physikalisch Technische Bundesanstalt

MIT-BIH-A : MIT-BIH Arrhythmia Database

INCART : Institute of Cardiological Technics

EEG : Electroencéphalogramme

EMG : Electromyogramme

DEAP : Database for Emotion Analysis using Physiological Signals

ANN : Artificial Neuron Network

GMM : Gaussian Mixture Model

FIR : Réponse Impulsionnelle Finie

BG : Bras Gauche

BD : Bras Droit

CRR : Correct Recognition Rate (taux de reconnaissance correct)

Liste des figures

Figure 1.1 Différentes modalités biométriques	4
Figure 1.2 Fusion des caractères biométriques au niveau des données	8
Figure 1.3 Fusion des caractères biométriques au niveau des caractéristiques extraites	9
Figure 1.4 Fusion des caractères biométriques au niveau de classification.....	9
Figure 1.5 Fusion des caractères biométriques au niveau décisionnel.....	10
Figure 1.6 . Schéma de-fonctionnement d'un système biométrique	12
Figure 1.7 Distributions des taux de vraisemblance des utilisateurs légitime et des imposteurs d'un système biométrique	15
Figure 1.8 Courbe ROC.....	16
Figure 2.1 Système de dérivation d'Einthoven et triangle d'Einthoven	19
Figure 2.2 Composants des signaux ECG.....	20
Figure 3.1 Anatomie du muscle strié squelettique	28
Figure 3.2 Exemple d'unité motrice.....	29
Figure 4.1 L'architecture du système proposé.....	36
Figure 4.2 Un signal ECG filtré	37
Figure 4.3 Un signal ECG filtré avec la détection des R-peak	37
Figure 4.4 Un battement cardiaque de signal ECG.....	38
Figure 4.5 Le signal ECG après la segmentation	38

Figure 4.6 Un signal EMG brut et un signal EMG filtré	39
Figure 4.7 Un segment de signal EMG	39
Figure 4.8 Le signal EMG après la segmentation	39
Figure 4.9 Un Histogramme des caractéristiques de ECG en applique DWT.	40
Figure 4.10 Un Histogramme des caractéristiques d'EMG en applique DWT	41
Figure 4.11 Un Histogramme des caractéristiques de ECG-EMG en applique DWT	41
Figure 4.12 L'écran d'accueil de notre application.....	46
Figure 4.13 L'étape de parcourir et affiche un signal ECG et un signal EMG	46
Figure 4.14 L'étape de prétraitement de l'ECG et l'EMG.....	47
Figure 4.15 L'étape de l'extraction des caractéristiques.....	47
Figure 4.16 L'étape de la fusion des caractéristiques	48
Figure 4.17 l'étape de classification.....	48

Liste des tableaux

Tableau 1.1 Caractéristiques des systèmes biométriques.....	5
Tableau 4.1 Comparaison des mesures de performance de nos systèmes ECG unimodaux proposés avec les systèmes associés	44
Tableau 4.2 . Les mesures de performance de nos systèmes EMG unimodaux proposés.....	44
Tableau 4.3 Les mesures de performance de nos systèmes ECG-EMG multimodal proposés	44

Introduction générale

À l'heure actuelle, la capacité à identifier automatiquement une personne est d'une importance cruciale. La biométrie est largement reconnue comme une solution incontournable pour répondre aux préoccupations de sécurité. Elle trouve son utilité dans une multitude d'applications nécessitant la vérification ou l'authentification de l'identité d'un individu. La biométrie est définie comme un système automatisé de reconnaissance individuelle qui repose sur des caractéristiques physiques ou comportementales uniques.

L'adoption de la biométrie à des fins d'identification est motivée par la nécessité accrue de sécurité due aux fraudes et usurpations d'identité. La biométrie offre une réponse fiable à ces problèmes, tout en simplifiant considérablement le processus d'identification en éliminant le besoin de mots de passe ou de multiples cartes d'identité. Cette approche suscite un intérêt croissant auprès des gouvernements, des entreprises et des institutions financières pour l'identification de personnes dans divers contextes, notamment la sécurité frontalière et la gestion des employés.

Un système biométrique unimodal utilise une seule modalité biométrique pour l'authentification ou la vérification d'identité. Cette modalité peut être une empreinte digitale, un scan de l'iris, un scan rétinien, la reconnaissance faciale, la voix, etc. Les systèmes biométriques unimodaux se limitent à une seule modalité, tandis que les systèmes biométriques multimodaux exploitent la puissance de plusieurs modalités pour améliorer la précision et la fiabilité de l'identification biométrique.

La biométrie par ECG (électrocardiogramme) et EMG (électromyogramme) constitue une approche novatrice pour l'identification biométrique. L'ECG enregistre l'activité électrique du cœur, reflétant ainsi une signature unique liée à chaque individu. De même, l'EMG enregistre les signaux électriques générés par les muscles, offrant une autre dimension de caractéristiques biométriques. Ces deux modalités présentent des avantages considérables, notamment une grande précision et une faible probabilité de falsification, car les signaux physiologiques sont intrinsèquement liés à chaque personne. En intégrant l'ECG et l'EMG dans les systèmes de sécurité et d'authentification, il est possible de renforcer la fiabilité des dispositifs biométriques tout en offrant une expérience utilisateur plus pratique et sécurisée.

Introduction générale

Dans ce travail les deux modalités l'ECG et l'EMG ont été choisis d'être étudiés pour leur utilisation en tant que caractéristiques biométriques dans la reconnaissance par signaux. Les signaux physiologiques présentent des différences et des caractéristiques spécifiques à chaque individu ce qui permet de les utiliser comme outils biométriques.

Ce travail a pour objectif la réalisation d'un système biométrique multimodal basé sur l'ECG et l'EMG en utilisant la technique DWT pour l'extraction des caractéristiques et SVM pour la classification.

Ce rapport comporte une description détaillée des méthodes d'identification biométriques proposées. Il est structuré, en quatre chapitres.

Dans le premier chapitre on va donner une définition de la biométrie avec ses principales modalités, Caractéristiques des systèmes biométriques, modes...etc.

Le deuxième chapitre consiste à présenter l'électrocardiogramme biométrique détaillé, dans laquelle nous avons parlé de la définition de l'électrocardiogramme, Caractéristiques fiduciaires et non fiduciaires, les bases de données de ECG, Les utilisations des ECG dans le domaine de la biométrie ...etc.

Le troisième chapitre comprend l'électromyogramme (EMG) biométrique en détail, dans laquelle nous avons parlé de la définition de l'EMG, de ces bases de données, l'utilisation des EMG dans le domaine de la biométrie ...etc.

Le quatrième chapitre est consacré pour parler sur l'architecture du système proposé, les bases de données utilisées et une description des outils et du langage utilisés et aussi la présentation des résultats expérimentaux obtenus, ainsi qu'une présentation de l'interface qui résume le système de reconnaissance biométrique de l'ECG et l'EMG et une conclusion générale dans le dernier chapitre.

Chapitre 1 : Reconnaissance Biométrique

1.1 Introduction

Avec le développement technologique, l'homme a essayé d'améliorer sa vie pour vivre en sécurité loin des détournements de fonds et des vols. Il semblait nécessaire d'utiliser une technologie de contrôle efficace, et c'est la raison de l'utilisation de la biométrie.

Dans ce chapitre, on donne quelques notions et définitions de base liées à la biométrie. Nous introduisons aussi le système biométrique unimodal et multimodal et la différence entre eux.

1.2 Définition de la biométrie

La biométrie est un terme qui vient du grec ancien et qui signifie "mesure de la vie". C'est une classe de technologies et de techniques qui permettent d'identifier de manière unique les êtres humains. Bien que la biométrie puisse avoir différentes utilisations, son objectif principal est de fournir une alternative plus sécurisée aux systèmes traditionnels de contrôle d'accès utilisés pour protéger les biens personnels ou d'entreprise. [1]

La biométrie est un domaine d'étude qui se focalise sur l'analyse des caractéristiques uniques du corps et du comportement d'un individu. Ces caractéristiques, également appelées "biométriques" ou "traits biométriques", comprennent des éléments tels que les empreintes digitales, les iris, les empreintes vocales, les traits du visage, les veines des doigts, les motifs de frappe, et bien d'autres. L'objectif principal de la biométrie est d'utiliser ces particularités distinctives pour identifier une personne de manière fiable et la différencier des autres individus.

La biométrie trouve des applications dans divers domaines, notamment la sécurité, l'accès aux systèmes informatiques, les contrôles frontaliers, la biométrie mobile, et bien d'autres. Grâce à sa capacité à fournir une identification précise et sécurisée, la biométrie joue un rôle essentiel dans la protection des données, la prévention de la fraude et la garantie de l'authenticité de l'identité des individus. [2]

1.3 Les différentes modalités biométriques

En gros, le caractère biométrique consiste à mesurer les caractéristiques uniques d'une personne pour l'identifier et la vérifier. Ces caractéristiques sont appelées modalités ou identifiants et sont la base du système de reconnaissance biométrique. Il y a différents types de traits biométriques, comme le visage, les empreintes digitales, la voix, la signature et même la façon dont on marche ou écrit. Ces traits peuvent être physiologiques ou comportementaux.

Les traits physiologiques sont les caractéristiques physiques uniques d'une personne, telles que les empreintes digitales, la forme de la main et de la paume, l'oreille, le profil du visage, l'ADN, la rétine, les veines de la paume et des doigts pour l'authentification, la voix et le langage parlé, l'odorat, l'ECG et l'iris.

En d'autres termes, les traits comportementaux sont les caractéristiques qui décrivent la personnalité et le comportement d'une personne, comme sa façon de marcher, de taper sur un clavier, de signer des documents, d'écrire à la main et de parler. [3]

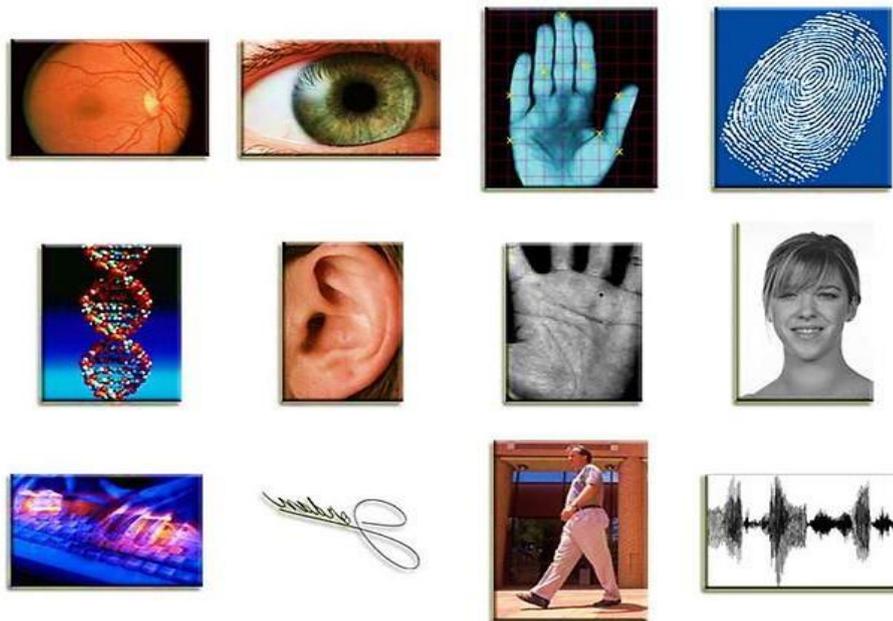


Figure 1.1 Différentes modalités biométriques. [4]

1.4 Caractéristiques des systèmes biométriques

Les systèmes biométriques sont considérés comme étant plus fiables et sécurisés que d'autres systèmes. Ils sont connus pour être difficiles à manipuler, pirater ou contourner. Tout comme tout autre système, les systèmes biométriques suivent un ensemble de caractéristiques qui garantissent leur authenticité et leur sécurité. Le Tableau 1.1 présente ces caractéristiques en détail. [5]

Tableau 1.1 Caractéristiques des systèmes biométriques. [5]

Caractéristiques	Description
Universalité	Chaque individu devrait avoir cette caractéristique
Distinction	Deux personnes doivent avoir une représentation discrète de la caractéristique.
Permanence	La caractéristique ne devrait subir aucune ou très légère variation au fil du temps.
Collectabilité	Il doit y avoir un moyen de convertir la caractéristique en points de données.
Rendement	Taux d'exécution et d'exactitude prévus.
Acceptabilité	Indiquer le niveau de soutien des personnes pour l'utilisation du système dans leur vie quotidienne.
Contournement	Désigne la facilité avec laquelle le système peut être compromis.

1.5 Principaux modules du système biométrique (architecture)

Les principaux composants du système biométrique se décomposent en quatre modules essentiels, chacun ayant une fonction spécifique :

1.5.1 Module de capture (acquisition biométrique)

Ce module est responsable de recueillir les données biométriques, telles que les caractéristiques physiologiques, comportementales ou biologiques d'un individu. Cela se fait en utilisant un dispositif de balayage approprié (comme un appareil photo, un lecteur d'empreintes digitales, une caméra de sécurité, etc.) qui agit comme un capteur biométrique. [6][7]

1.5.2 Module de prétraitement de données

Ce nouveau module est responsable de nettoyer et de prétraiter les données biométriques brutes avant qu'elles ne soient envoyées au module d'extraction des caractéristiques. Les tâches typiques effectuées dans ce module pourraient inclure :

Filtrage du bruit : Élimine les éléments indésirables ou les perturbations dans les données biométriques pour obtenir une représentation plus propre.

Correction d'orientation : Si nécessaire, redressez ou alignez les données biométriques pour garantir une cohérence dans l'extraction ultérieure des caractéristiques.

Étalonnage : Normaliser les données pour les rendre compatibles avec les algorithmes d'extraction des caractéristiques.

Détection de la qualité : Évaluez la qualité des données biométriques et rejetez les données de mauvaise qualité.

1.5.3 Module d'extraction des caractéristiques

Une fois les données biométriques acquises, ce module les traite pour obtenir une représentation numérique de la personne, communément appelée "signature biométrique". Cette signature biométrique est ensuite stockée soit sur un support portable tel qu'une puce, soit généralement dans une base de données.

1.5.4 Module de correspondance (classification)

Le module de correspondance compare les caractéristiques extraites avec les modèles enregistrés dans la base de données du système. Il évalue le degré de similitude ou de divergence entre les caractéristiques acquises et celles déjà enregistrées.

1.5.5 Module de décision

Ce module a pour rôle de vérifier l'identité déclarée par un utilisateur ou de déterminer l'identité d'une personne en se basant sur le degré de similitude entre les caractéristiques extraites et les modèles préalablement stockés [7]

1.6 Système biométrique unimodal Vs multimodal

Selon le nombre de modalités utilisées, le système biométrique est divisé en deux types :

1.6.1 Système biométrique unimodal

Un système biométrique unimodal est un système de reconnaissance biométrique qui utilise une seule modalité unique pour le processus d'identification ou d'authentification. Bien que ces systèmes soient capables d'identifier une personne de manière unique, ils doivent relever des défis tels que la haute sécurité, la mauvaise reconnaissance, les résultats moins précis et la robustesse contre les attaques de mystification, car ils sont basés sur un seul trait biométrique. De plus, le rendement du système est grandement influencé par les facteurs physiques et environnementaux tels que les données bruyantes et la petite taille de l'échantillon. Un autre inconvénient est l'inefficacité dans le cas des personnes handicapées. Pour surmonter ces problèmes, les systèmes de reconnaissance biométrique multimodaux sont un meilleur choix. [3].

1.6.2 Systèmes biométriques multimodaux

Les systèmes biométriques multimodaux utilisent plusieurs caractéristiques ou traits complémentaires qui sont extraits à l'aide de différentes approches. Contrairement aux systèmes biométriques unimodaux, ces systèmes sont plus sûrs contre les attaques de spoofing et sont très fiables et robustes dans des environnements dynamiques. Par exemple, si nous prenons l'empreinte digitale comme trait biométrique populaire pour la reconnaissance, les systèmes peuvent rencontrer des problèmes tels que des cicatrices, des images déformées, des coupures, des images sales ou huileuses et même des cellules mortes. Cependant, ces problèmes peuvent être réduits en ajoutant une deuxième modalité biométrique, ce qui est appelé un système biométrique multimodal. Parfois, les attaques de mystification peuvent altérer ce modèle. [3]

1.6.3 La différence entre les systèmes biométrique unimodale et multimodale

➤ Les systèmes biométriques multimodaux sont plus avancés que les systèmes biométriques unimodaux, car ils peuvent surmonter les défis liés à la non-universalité et empêcher les imposteurs d'utiliser des attributs biométriques de personnes authentiques.

- Ils offrent des taux de reconnaissance plus élevés, moins d'erreurs et sont moins sensibles aux conditions environnementales, ce qui augmente leur robustesse et leur fiabilité.
- L'introduction de techniques d'authentification dans les systèmes biométriques multimodaux améliore encore leurs performances en réduisant les taux de faux acceptation et de rejet.
- Les systèmes biométriques multimodaux surpassent souvent les systèmes unimodaux en termes de performance et sont développés en intégrant plusieurs modalités à différents niveaux, tels que le niveau fonctionnel, le niveau décisionnel et le niveau des résultats [3].

1.7 Les techniques de fusion

Après avoir déterminé la combinaison des caractéristiques biométriques, le choix du niveau et de la méthode de fusion devient crucial. Les différents niveaux de fusion contiennent des informations différentes, ce qui rend la complexité et l'effet de reconnaissance correspondant différents. Il existe quatre niveaux différents pour combiner les modalités biométriques :

1.7.1 Fusion au niveau des données

La fusion de données au niveau bas est une technique qui combine les données collectées directement par le capteur. Ensuite, les caractéristiques sont extraites pour permettre une prise de décision collective, comme illustré dans la figure 2.

Les capteurs utilisés pour cette fusion doivent être homogènes, sinon la fusion ne peut être effectuée qu'à d'autres niveaux. Bien que la fusion de données au niveau bas puisse utiliser autant que possible les données originales, le traitement de grandes quantités de données peut être trop lent pour répondre aux exigences en temps réel [8].

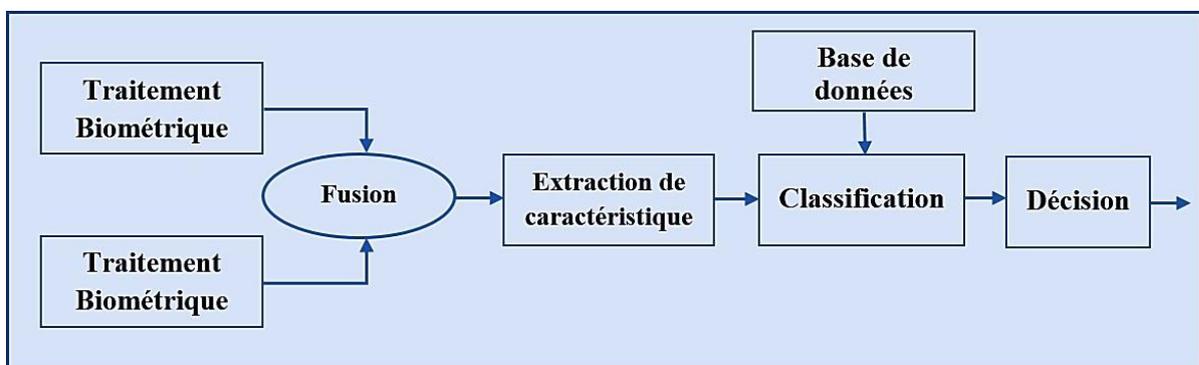


Figure 1.2 Fusion des caractères biométriques au niveau des données. [8]

1.7.2 Fusion au niveau des caractéristiques extraites

Pour simplifier, la fusion au niveau des caractéristiques consiste à combiner les vecteurs de caractéristiques extraits séparément à partir des données captées par les capteurs. Cela permet de réduire la dimension des données et d'améliorer la vitesse de traitement, tout en étant pertinent pour l'analyse aux fins de décision. Cependant, cette méthode peut entraîner une perte de certaines fonctionnalités dans l'extraction, ce qui peut réduire la précision des données [8].

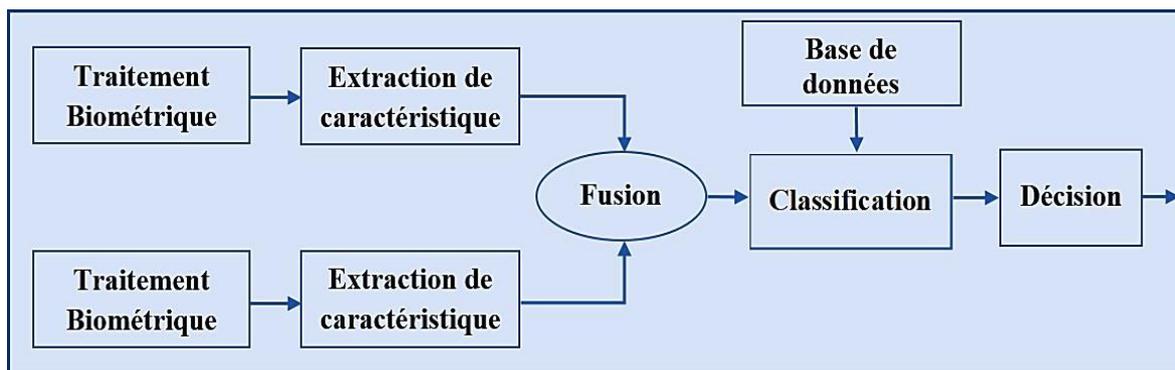


Figure 1.3 Fusion des caractères biométriques au niveau des caractéristiques extraites [8].

1.7.3 Fusion au niveau de classification

En d'autres termes, la couche d'appariement combine les scores de sortie de plusieurs modules d'appariement de données biométriques différentes. La fusion des couches correspondantes est la plus courante parmi les quatre niveaux, et la normalisation des scores obtenus à partir de différents traits est importante pour classer tous les points dans un espace N-dimensionnel. [8].

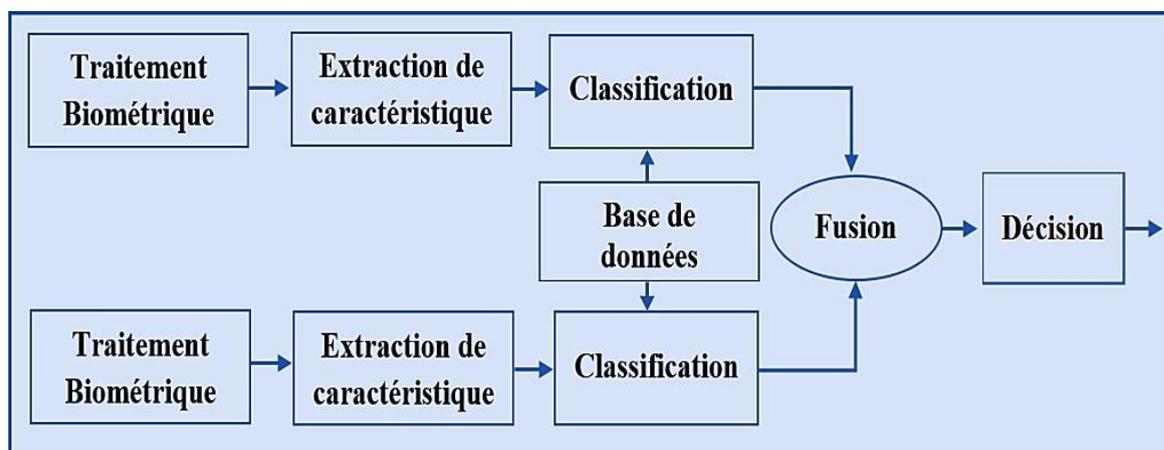


Figure 1.4 Fusion des caractères biométriques au niveau de classification. [8]

1.7.4 Fusion au niveau de décision

En d'autres termes, la fusion au niveau de décision est le processus de coordination des capteurs pour garantir leur fiabilité en se basant sur certains critères afin de prendre une décision optimale. Ce niveau de fusion est plus précis qu'un système de décision à un seul trait et permet d'améliorer les résultats en ajustant les paramètres lorsque les données du capteur sont déviées. Les capteurs utilisés dans ce système peuvent être différents, mais la capacité anti-interférence est plus forte et la quantité de données à traiter est faible. Cependant, bien que ce niveau de fusion améliore la fiabilité des résultats grâce à un prétraitement à grande échelle et l'extraction de caractéristiques de grande dimension sur les données originales, il peut avoir des performances en temps réel médiocres [8].

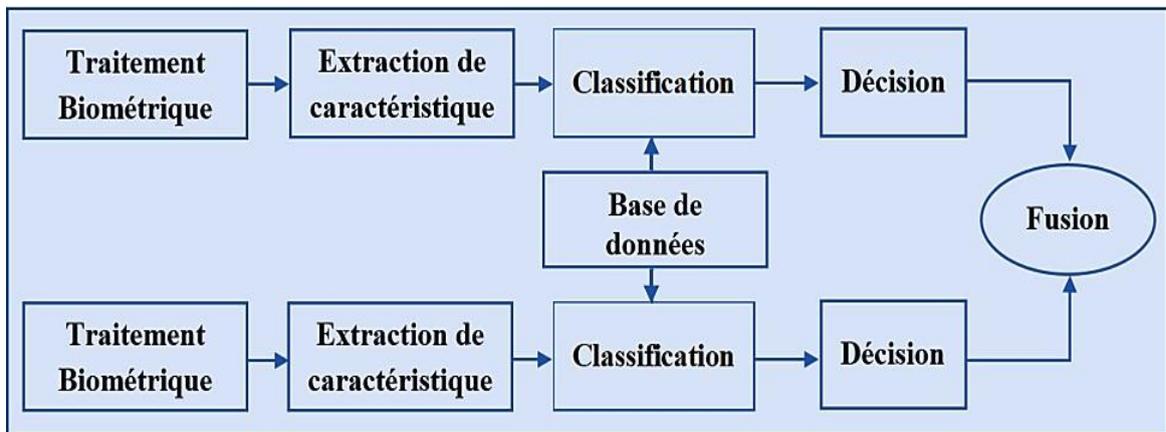


Figure 1.5 Fusion des caractères biométriques au niveau décisionnel [8].

1.8 Les modes biométriques

1.8.1 Enrôlement

L'enrôlement constitue la première phase de tout système biométrique. C'est à ce stade qu'un utilisateur est enregistré dans le système pour la première fois. Cette étape est commune à la vérification et à l'identification. Pendant l'enrôlement, une caractéristique biométrique est mesurée à l'aide d'un capteur biométrique pour obtenir une représentation numérique. Cette représentation est ensuite réduite à l'aide d'un algorithme d'extraction bien défini, afin de diminuer la quantité de données à stocker et ainsi faciliter les processus de vérification et d'identification. Selon l'application et le niveau de sécurité requis, le modèle biométrique choisi est soit stocké dans une base de données centrale, soit sur un élément personnel propre à chaque individu.

1.8.2 Vérification

La vérification d'identité vise à vérifier si l'individu utilisant le système est réellement la personne qu'il prétend être. Le système compare les informations biométriques acquises avec le modèle biométrique correspondant stocké dans la base de données, ce que l'on appelle un test 1 : 1. Dans ce cas, le système renvoie simplement une décision binaire (oui ou non) pouvant être évaluée en termes de poids.

1.8.3 Identification

En mode d'identification, le système biométrique vise à déterminer l'identité d'un individu inconnu en utilisant une base de données d'identités, ce que l'on appelle un test 1 : N. Dans ce scénario, le système peut soit attribuer à l'individu inconnu l'identité correspondant au profil le plus similaire trouvé dans la base de données (ou une liste des profils les plus similaires), soit rejeter l'individu s'il ne correspond à aucun enregistrement. [9]

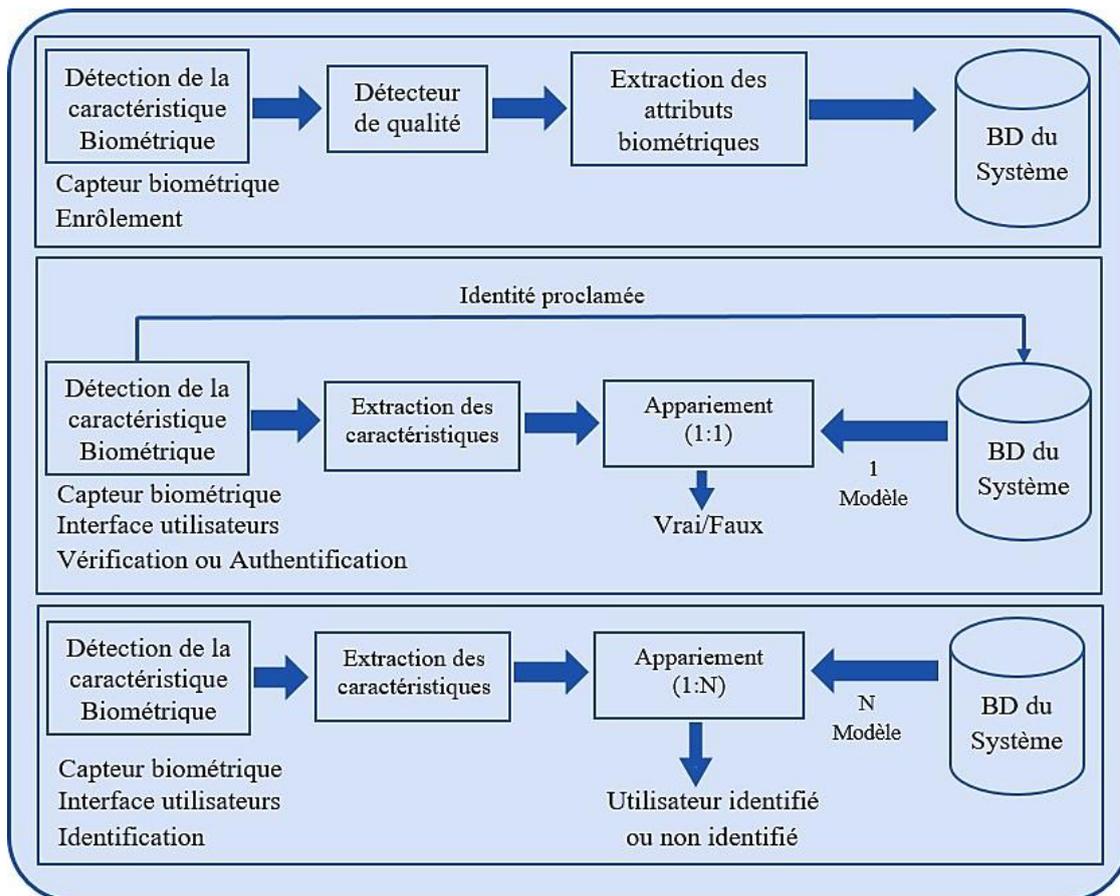


Figure 1.6 . Schéma de-fonctionnement d'un système biométrique [10]

1.9 Les avantages et les inconvénients des systèmes biométriques

Les systèmes biométriques sont des technologies qui exploitent les caractéristiques physiques ou comportementales uniques des individus pour les identifier et vérifier leur identité. Voici quelques avantages et inconvénients de ces systèmes :

1.9.1 Les avantages des systèmes biométriques

- **Sécurité renforcée** : Les caractéristiques biométriques étant propres à chaque individu, il devient difficile pour les personnes non autorisées de les reproduire ou de les utiliser à mauvais escient.
- **Simplicité d'utilisation** : Les systèmes biométriques éliminent le besoin de mémoriser des mots de passe ou de porter des cartes d'identité, les rendant ainsi pratiques et faciles à utiliser.

Chapitre 1 : Reconnaissance Biométrique

- **Réduction de la fraude** : Étant donné que les caractéristiques biométriques ne peuvent pas être aisément dupliquées, les risques de fraude liés à l'usurpation d'identité sont considérablement réduits.
- **Suivi précis des présences** : Les systèmes biométriques peuvent enregistrer et suivre avec précision les heures d'arrivée et de départ des employés, facilitant ainsi la gestion du temps de travail.
- **Intégration avec d'autres systèmes** : Les systèmes biométriques peuvent être intégrés à d'autres systèmes de sécurité pour renforcer les mesures de protection globales. [11]

1.9.2 Les inconvénients des systèmes biométriques

- **Coûts élevés** : La mise en place de systèmes biométriques peut être onéreuse en raison des investissements nécessaires en matériel, logiciels et formation du personnel.
- **Problèmes de précision** : Certains systèmes biométriques peuvent présenter des problèmes de précision, notamment dans des conditions difficiles telles que de mauvaises conditions d'éclairage ou des altérations physiques.
- **Préoccupations liées à la confidentialité** : La collecte et le stockage des données biométriques soulèvent des inquiétudes en matière de confidentialité, car ces informations sont très sensibles et pourraient être utilisées de manière abusive.
- **Vie privée et consentement** : L'utilisation des caractéristiques biométriques peut susciter des questions concernant le consentement et la vie privée, car les utilisateurs peuvent être réticents à partager de telles informations.
- **Impossibilité de réinitialisation** : Contrairement aux mots de passe ou aux cartes d'identité, les caractéristiques biométriques ne peuvent pas être facilement modifiées ou réinitialisées en cas de compromission. Par conséquent, si les données biométriques sont compromises, il peut être difficile de les protéger ou de les remplacer par de nouvelles informations, ce qui soulève des préoccupations en matière de sécurité. [11]

1.10 Evaluation de performance

La mesure de la performance d'un système d'identification peut être évaluée selon trois critères principaux : la précision, l'efficacité (vitesse d'exécution) et le volume de données stockées pour chaque locuteur. Dans cette section, nous nous concentrerons sur le premier critère. Il est important de noter que l'identification et la vérification sont deux modes opératoires différents qui nécessitent des mesures de précision distinctes. Les deux sous-sections suivantes se pencheront sur ces mesures de précision. [12]

1.10.1 Evaluation de l'identification

Bien que le taux d'identification soit largement utilisé, il peut s'avérer insuffisant en cas d'erreur. Dans de telles situations, il est souvent utile de déterminer si le choix correct figure parmi les N premiers. Pour ce faire, on utilise le score cumulatif de correspondance, qui indique la probabilité que le choix correct se trouve parmi les N premiers.

Si plusieurs modèles sont disponibles pour chaque individu dans la base de données, les systèmes de recherche classiques peuvent être utilisés pour mesurer leur performance. La précision est calculée en divisant le nombre de modèles correctement identifiés par le système par le nombre total de modèles identifiés. Le rappel est calculé en divisant le nombre de modèles correctement identifiés par le système par le nombre total de modèles qui auraient dû être identifiés. [12]

1.10.2 Evaluation de la vérification

Lorsqu'un système est en mode vérification, il peut commettre deux types d'erreurs : le faux rejet, qui se produit lorsque le système rejette un utilisateur légitime, et la fausse acceptation, qui se produit lorsque le système accepte un imposteur. Pour évaluer la performance d'un tel système, on mesure son taux de faux rejet (*FRR*) et son taux de fausse acceptation (*FAR*).

La vérification peut être comparée à la détection d'un signal dans le bruit en théorie de l'information, car elle implique de décider si une capture C provient d'un imposteur (H0) ou d'un utilisateur légitime (H1). Pour ce faire, il est nécessaire de déterminer quelle hypothèse est la plus probable. Si la probabilité que la capture C provienne de l'utilisateur légitime est supérieure à celle qu'elle provienne de l'imposteur ($P(H1|C) > P(H0|C)$), alors on considère que la capture C'est bien issue de l'utilisateur légitime. Cette évaluation repose sur l'application de la loi de Bayes.

$$\frac{P(C|H1)P(H1)}{P(C)} > \frac{P(C|H0)P(H0)}{P(C)} \dots\dots\dots (1.10.1)$$

Et donne :

$$\frac{P(C|H1)}{P(C|H0)} > \frac{P(H0)}{P(H1)} \dots\dots\dots (1.10.2)$$

Chapitre 1 : Reconnaissance Biométrique

Le seuil de décision θ est utilisé pour comparer le taux de vraisemblance (*likelihood ratio*) ($P(C|H1) / P(C|H0)$). Cependant, il est difficile d'estimer les valeurs de $P(H0)$ et $P(H1)$, qui représentent respectivement la probabilité qu'un imposteur ou un utilisateur légitime tente d'accéder au système.

La figure 2 représente la distribution hypothétique des taux de vraisemblance pour les utilisateurs légitimes et les imposteurs d'un système de vérification. Les FAR et FRR sont indiqués en hachuré, et idéalement, le système devrait avoir des FAR et FRR égaux à zéro.

Cependant, comme cela n'est jamais le cas en pratique, il est nécessaire de trouver un compromis entre les deux. Plus le seuil de décision θ est bas, plus le système acceptera d'utilisateurs légitimes mais également plus d'imposteurs. À l'inverse, plus le seuil de décision θ est élevé, plus le système rejettera d'imposteurs mais également plus d'utilisateurs légitimes seront rejetés.

En modifiant le seuil de décision θ , il est impossible de réduire simultanément les deux types d'erreurs. C'est pourquoi la multimodalité a été introduite, car elle permet de combiner plusieurs modalités de manière appropriée pour réduire les deux types d'erreurs en même.

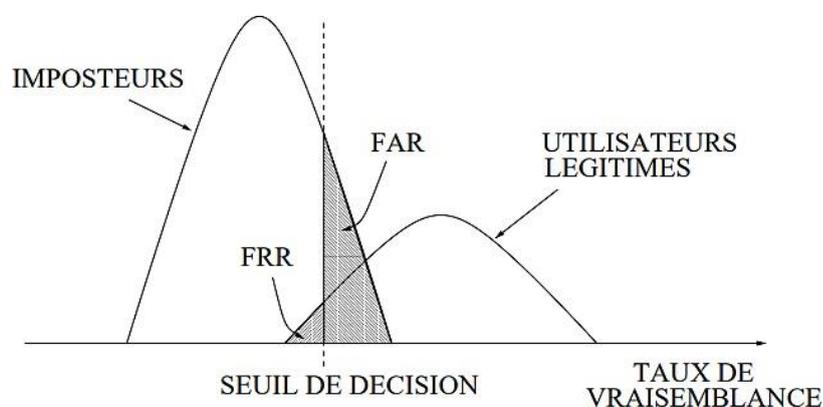


Figure 1.7 Distributions des taux de vraisemblance des utilisateurs légitimes et des imposteurs d'un système biométrique [12]

Chapitre 1 : Reconnaissance Biométrique

La courbe ROC (*Receiver Operating Characteristic*) est un outil graphique qui permet de mesurer la performance d'un système de vérification pour différentes valeurs de seuil θ . Le taux d'erreur égal (*EER*) correspond au point où le taux de fausses alarmes (*FAR*) est égal au taux de rejets erronés (*FRR*), soit l'intersection de la courbe ROC avec la première bissectrice. Bien que souvent utilisé pour évaluer la performance d'un système, il ne résume pas toutes les caractéristiques d'un système biométrique.

Ainsi, le choix du seuil θ doit être adapté à l'application visée, qu'il s'agisse d'une sécurité élevée, faible ou un compromis entre les deux. [12]

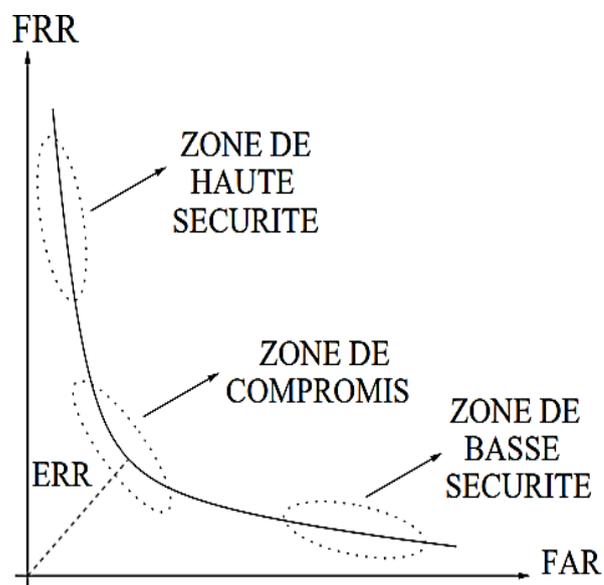


Figure 1.8 Courbe ROC [12]

1.11 Conclusion

En conclusion, la biométrie représente une technologie innovante et puissante qui utilise les caractéristiques uniques des individus pour identifier et vérifier leur identité.

La biométrie est une technologie en constante évolution qui promet des avancées significatives dans différents domaines, mais son déploiement doit être équilibré avec des politiques et des protocoles robustes pour garantir à la fois l'efficacité et le respect des droits fondamentaux des individus. Des notions générales liées à la biométrie unimodale et multimodale sont exposées. Le chapitre suivant traitera les différentes modalités intégrées dans notre système biométrique multimodal proposé.

Chapitre 2 : ECG biométrie

2.1 Introduction

La biométrie par électrocardiogramme (ECG) est une technologie révolutionnaire d'authentification et d'identification des individus. Elle repose sur la mesure de l'activité électrique du cœur, enregistrée via des électrodes sur la peau. Cette méthode exploite les caractéristiques uniques du rythme cardiaque pour une authentification solide.

Les avantages de l'ECG sont la sécurité et la praticité. Contrairement aux mots de passe ou empreintes digitales, l'ECG ne peut être volé, contrefait ou oublié, car il est lié à la physiologie de chacun. De plus, sa collecte est non invasive et respectueuse de la vie privée.

Cette introduction explore les principes de l'ECG, ses applications potentielles dans la sécurité des données, les soins de santé et les transactions financières, ainsi que les défis et opportunités. En somme, la biométrie par ECG ouvre la porte à une authentification sécurisée et personnalisée, façonnant l'avenir de la technologie biométrie.

2.2 Définition de l'ECG

Grâce à l'invention du galvanomètre à corde par le physiologiste néerlandais W. Einthoven, l'électrocardiogramme est devenu un précieux outil pour étudier l'activité électrique du cœur. Situé dans la poitrine entre les poumons, le cœur, organe musculaire essentiel, assure la circulation sanguine dans tout le corps par le biais de contractions rythmiques régulières. [13]

L'électrocardiogramme, également nommé signal ECG, est un enregistrement biologique obtenu à partir d'électrodes positionnées à la surface du corps. Il reflète l'activité électrique du cœur, qui engendre la contraction du muscle cardiaque, propulsant ainsi le sang des veines caves vers l'aorte et l'artère pulmonaire. Sur le plan clinique, cette activité électrique cardiaque se manifeste à travers divers signaux regroupés dans le système ECG à 12 dérivation. Ce système, qui repose sur dix électrodes placées à différentes positions corporelles, inclut trois électrodes basées sur le schéma de dérivation d'Einthoven, illustré dans la figure 2.2. Celui-ci se décrit comme un triangle équilatéral formé par la disposition de trois électrodes : une sur le Bras Droit(BD), une sur le Bras Gauche(BG)...

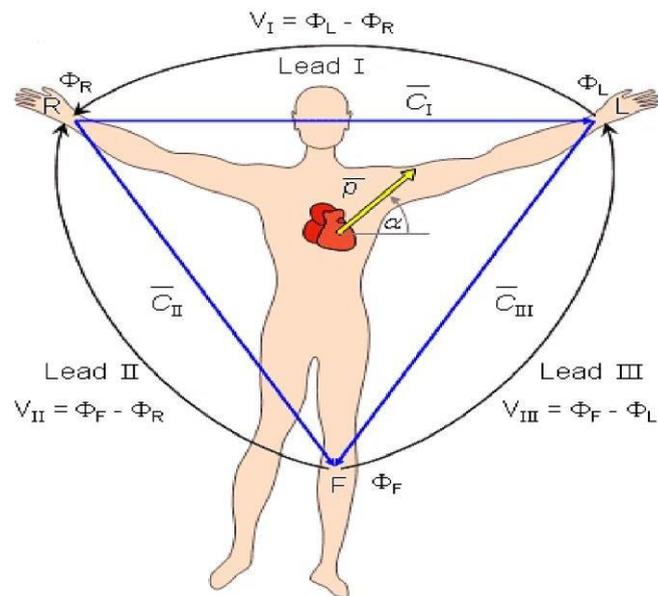


Figure 2.1 Système de dérivation d'Einthoven et triangle d'Einthoven. [14]

2.3 Caractéristiques de l'électrocardiogramme (ECG)

L'électrocardiographie (ECG) est une technique couramment utilisée dans le domaine de la biométrie pour l'identification et l'authentification des individus. Les caractéristiques de l'ECG utilisées dans ce contexte peuvent inclure des éléments tels que les motifs rythmiques et les caractéristiques temporelles du signal cardiaque. Voici quelques caractéristiques spécifiques de l'ECG dans le domaine de la biométrie, accompagnées de références potentielles :

- 1. Caractéristiques de l'onde P :** L'onde P dans l'ECG peut être utilisée pour extraire des caractéristiques telles que la forme, l'amplitude et la durée. Ces paramètres peuvent aider à identifier des individus en se basant sur la variabilité des ondes P. [15]
- 2. Caractéristiques des complexes QRS :** Les caractéristiques du complexe QRS, telles que la durée, l'amplitude et la morphologie, peuvent être utilisées pour l'identification biométrique. [16]
- 3. Caractéristiques de l'intervalle QT :** L'intervalle QT peut fournir des informations sur la durée de la dépolarisation et de la repolarisation ventriculaire, ce qui peut être utile pour l'identification biométrique. [17]
- 4. Caractéristiques de la variabilité de la fréquence cardiaque (VFC) :** La VFC mesure les variations des intervalles entre les battements cardiaques et peut être utilisée pour l'authentification biométrique en tenant compte de la réaction du système nerveux autonome. [18]

5. Caractéristiques de la forme d'onde globale : La forme d'onde complète de l'ECG, y compris les ondes P, QRS et T, peut être utilisée comme caractéristique biométrique pour une identification plus précise. [19]

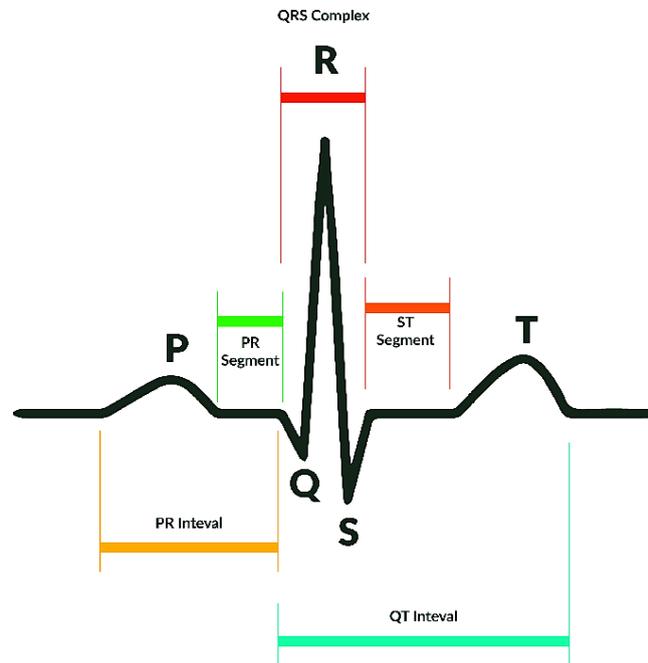


Figure 2.2 Composants des signaux ECG. [20]

2.4 Caractéristiques fiduciaires et non fiduciaires de l'ECG

2.4.1 La définition des caractéristiques fiduciaires et non fiduciaires

Les caractéristiques fiduciaires de l'ECG sont des éléments cruciaux et bien définis du tracé qui jouent un rôle essentiel dans l'évaluation de la fonction cardiaque. Parmi elles, on trouve les ondes P, qui signalent la dépolarisation des oreillettes, marquant le début de la contraction cardiaque. Le complexe QRS, quant à lui, illustre la dépolarisation des ventricules, avec ses ondes Q, R et S, et indique le début de la contraction ventriculaire. Le segment ST, situé entre la fin du complexe QRS et le début de l'onde T, permet de détecter des modifications qui peuvent révéler une ischémie myocardique, indiquant un défaut d'apport sanguin au muscle cardiaque. Enfin, l'onde T reflète la repolarisation des ventricules, renseignant sur l'irritabilité cardiaque et d'autres affections potentielles. L'analyse méticuleuse de ces caractéristiques fiduciaires est essentielle pour un diagnostic précis des troubles cardiaques et pour orienter les décisions thérapeutiques appropriées.

Chapitre 2 : ECG biométrie

Parallèlement aux caractéristiques fiduciaires bien définies de l'ECG qui sont essentielles pour évaluer la fonction cardiaque, il existe également des caractéristiques non fiduciaires qui, bien que moins précises, offrent des indications importantes sur l'état cardiaque. Parmi celles-ci, on compte les ondes U, parfois visibles après l'onde T, qui sont liées à la repolarisation ventriculaire et peuvent varier d'un ECG à l'autre. Les ondes Q de nécrose, caractérisées par des ondes Q profondes et larges dans le complexe QRS, peuvent indiquer une nécrose du muscle cardiaque, souvent due à une crise cardiaque passée. Les ondes de fusion et d'emboîtement, observées lorsque plusieurs signaux électriques se chevauchent, sont fréquentes dans certaines arythmies cardiaques. Enfin, le sous-décalage du segment ST, signalé par une diminution anormale du segment ST, peut être le signe d'une ischémie myocardique, indiquant un problème d'apport sanguin au cœur. Bien que moins précises que les caractéristiques fiduciaires, ces caractéristiques non fiduciaires demeurent d'une grande utilité dans le diagnostic et la gestion des troubles cardiaques en permettant aux professionnels de la santé d'obtenir une image plus complète de la santé cardiaque d'un individu. [21]

2.5 Les utilisations des ECG dans le domaine de la biométrie

2.5.1 ECG dans le système biométrique unimodal

L'extraction des caractéristiques de l'ECG a fait l'objet d'études depuis ses débuts, et de nombreuses techniques avancées ainsi que des méthodes de transformation ont été présentées dans le but d'obtenir une extraction précise et rapide des caractéristiques de l'ECG.

Des chercheurs ont introduit une nouvelle méthode d'extraction des caractéristiques de l'ECG. Leur approche se base sur la transformée en ondelette et vise à reconnaître les battements cardiaques anormaux. Ils sélectionnent une ondelette mère optimale par corrélation avec le signal ECG, puis débruitent le signal en utilisant un seuillage. Chaque cycle PQRST est ensuite décomposé en vecteurs de coefficients, qui sont utilisés pour l'analyse de l'ECG. Les coefficients sont divisés en segments correspondant aux ondes P, QRS et T, et leurs valeurs sont sommées pour former les vecteurs de caractéristiques des cycles individuels.[22]

Chapitre 2 : ECG biométrie

Une méthode d'extraction de caractéristiques de l'ECG a été présentée en utilisant la transformée en ondelettes et les machines à vecteurs de support. Leur approche comprend trois étapes : le prétraitement des données, l'extraction des caractéristiques, et la classification des signaux ECG. Deux méthodes d'extraction de caractéristiques différentes sont combinées pour obtenir un vecteur de caractéristiques à partir des données ECG. Ils ont utilisé la transformée en ondelettes pour extraire les coefficients de chaque segment de l'ECG, ainsi que la modélisation autorégressive (AR) pour saisir les structures temporelles des formes d'onde. Enfin, ils ont employé une machine à vecteurs de support (SVM) avec un noyau gaussien pour classifier les rythmes cardiaques, obtenant une précision globale de 99,68% lors des simulations informatiques. [22]

D'autre part un algorithme basé sur le vecteur de pente de forme d'onde a été présenté pour la détection du complexe QRS de l'ECG et l'évaluation de l'intervalle RR. Leur méthode utilise la différenciation à étages variables pour obtenir les vecteurs de pente nécessaires à l'extraction des caractéristiques, et elle applique une amplification non linéaire pour améliorer le rapport signal/bruit. Cette approche permet une recherche rapide et précise de l'emplacement de R, de la durée du complexe QRS et de l'intervalle RR, produisant d'excellents résultats en termes d'extraction des caractéristiques de l'ECG, avec l'utilisation de règles d'extraction des caractéristiques pour obtenir les durées des complexes QRS. [22]

Aussi une méthode d'extraction de caractéristiques à partir des signaux ECG a été présentée et des systèmes de diagnostic automatisés ont été développés pour analyser ces signaux. Leurs systèmes utilisaient des caractéristiques diverses ou combinées et étaient basés sur des structures de réseau. Ils ont comparé les performances de classification entre un mélange d'experts formé sur des caractéristiques composites et un mélange d'experts modifié formé sur des caractéristiques variées. Les résultats ont montré que leur approche proposée obtient des taux de précision plus élevés que le un mélange d'experts formé sur des caractéristiques composites. [22]

2.5.2 ECG dans le système biométrique multimodal

L'électrocardiogramme (ECG) est une modalité biométrique qui mesure l'activité électrique du cœur. Il peut être utilisé en combinaison avec d'autres modalités biométriques pour renforcer la sécurité et l'authentification dans diverses applications. Voici quelques utilisations courantes de l'ECG en combinaison avec d'autres modalités biométriques.

La méthode proposée dans cette étude repose sur une approche de reconnaissance biométrique multimodale innovante, combinant les informations extraites des électrocardiogrammes (ECG), des images de l'oreille et de l'iris au niveau des caractéristiques. Pour parvenir à cela, des techniques de prétraitement ont été appliquées pour normaliser et segmenter les données biométriques de l'ECG, de l'oreille et de l'iris. Ensuite, des descripteurs locaux de texture, tels que 1D-LBP, Shifted-1D-LBP et 1D-MR-LBP, ont été utilisés pour extraire les caractéristiques pertinentes du signal ECG, ainsi que pour convertir les images de l'oreille et de l'iris en signaux 1D. La classification des utilisateurs inconnus en véritables ou imposteurs a été réalisée en utilisant les méthodes KNN et RBF. Les résultats des expérimentations ont montré que cette approche surpasse les systèmes biométriques unimodaux, atteignant un taux de reconnaissance correct de 100 % avec un taux d'erreur égal de seulement 0,5 %. Cette méthode offre ainsi une solution robuste et performante pour la reconnaissance biométrique multimodale. [23] Le système d'authentification repose sur l'intégration du visage et de l'ECG. La même approche a été appliquée aux deux modalités biométriques. En ce qui concerne l'ECG, trois pics R successifs ont été extraits du signal ECG normalisé à l'aide d'une méthode basée sur la dérivée au carré. Ensuite, la forme de l'ECG a été calculée à partir de la fonction de réponse de forme. En ce qui concerne le visage, différentes techniques basées sur la détection des contours ont été utilisées. Ensuite, la forme du visage a été calculée à partir de la fonction de réponse de forme pour extraire les caractéristiques représentatives pouvant servir à l'authentification.

Chapitre 2 : ECG biométrie

Au niveau de la fusion des caractéristiques, les caractéristiques extraites du visage prétraité et de l'ECG ont été combinées pour créer un nouveau modèle de signature. La dernière étape consiste à comparer ce modèle fusionné avec les modèles existants dans la base de données en utilisant l'algorithme de la déviation quadratique moyenne. Cela a permis d'atteindre une précision de 97,5 %. [24] Une approche novatrice consistant à fusionner les caractéristiques fiduciaires (pics) du premier dérivé (I) de l'électrocardiogramme (ECG) avec les caractéristiques spectrales de six bandes différentes de l'électroencéphalogramme (EEG) a été présentée dans le but de créer un système de reconnaissance biométrique multimodal robuste et sécurisé. Cette fusion combine les points fiduciaires extraits du signal ECG avec les caractéristiques spectrales de l'EEG. Les étapes de fusion impliquent l'utilisation d'opérateurs tels que la somme, le produit et la somme pondérée, suivis de l'application de la distance euclidienne normale pour mettre en correspondance les caractéristiques fusionnées. Cette approche a donné lieu à un taux d'erreur de 0,93. [25]

2.6 Les bases de données de ECG

1-Base de données MIT-BIH Arrhythmia Database: La base de données MIT-BIH Arrhythmia Database est une collection d'enregistrements d'ECG provenant de patients présentant différentes formes d'arythmies cardiaques. Elle est largement utilisée dans la recherche pour développer et évaluer des algorithmes de détection et de classification des anomalies cardiaques. [26]

2-Base de données PTB Diagnostic ECG Data base : La base de données PTB Diagnostic ECG Data base est une collection d'enregistrements d'ECG provenant de patients présentant différentes conditions cardiaques. Elle est utilisée pour la classification des ECG en fonction des diagnostics cliniques, tels que les infarctus du myocarde. [27]

3-Base de données INCART : Définition : La base de données INCART est une collection d'enregistrements d'ECG provenant de patients atteints de maladies coronariennes. Elle est utilisée pour la détection et la classification des signes d'ischémie myocardique dans les ECG. [28]

2.7 Conclusion

En conclusion, la biométrie par électrocardiogramme (ECG) est une technologie prometteuse pour l'authentification des individus. Elle utilise les caractéristiques uniques du rythme cardiaque de chaque personne pour garantir une authentification solide, tout en éliminant les risques liés au vol ou à la contrefaçon. L'ECG présente des avantages en termes de sécurité et de commodité, avec une collecte non invasive des données. Bien que l'ECG offre un grand potentiel dans divers secteurs, des défis subsistent, notamment la précision des mesures et la protection des données.

Le chapitre suivant de notre exploration des technologies biométriques s'intéressera à la biométrie par électromyogramme (EMG), une autre méthode innovante basée sur les signaux électriques, mais cette fois générées par l'activité musculaire.

Chapitre 03 : EMG Biométrie

3.1 Introduction

L'électromyographie, appelée EMG, est une technique innovante basée sur la mesure des signaux électriques produits par les muscles lors de leur contraction. Cette méthode passionnante repose sur le fait que chaque mouvement musculaire génère des impulsions électriques uniques et spécifiques à chaque individu. Ainsi, la technologie EMG offre un moyen prometteur de vérifier l'identité et d'identifier les personnes en fonction de leurs caractéristiques musculaires distinctives.

La technologie EMG a trouvé diverses applications, allant de la sécurité biométrique à la réadaptation médicale. Dans le domaine de la sécurité, ils peuvent être utilisés pour garantir l'accès aux systèmes informatiques, aux bâtiments et aux véhicules, en vérifiant l'identité d'un utilisateur en reconnaissant ses schémas musculaires. Dans le domaine médical, la technologie est fondamentale pour le diagnostic et le suivi des troubles des systèmes nerveux et musculaire.

Cette technologie soulève des questions intéressantes en matière de confidentialité et d'éthique, tout en ouvrant de nouvelles voies pour personnaliser les interfaces homme-machine et améliorer la sécurité. Dans cette introduction à la biométrie EMG, nous explorerons plus en détail ses principes de fonctionnement, ses applications potentielles et ses implications pour l'avenir des technologies biométriques.

3.2 Electromyographie (EMG)

3.2.1 Muscle squelettique

Le terme "muscle" dérive du mot latin "musculus", signifiant littéralement "petite souris". Les muscles peuvent être considérés comme les moteurs essentiels de l'organisme. Leurs propriétés fondamentales, telles que l'excitabilité, la contractilité, l'élasticité et l'extensibilité, leur permettent de produire force et mouvement. Les muscles sont responsables de la conversion de l'énergie chimique en énergie mécanique ; au cours de ce processus, le muscle se raccourcit où se contracte. Le fonctionnement des muscles dépend étroitement du système nerveux. [29]

Il existe trois types distincts de tissus musculaires, chacun ayant un rôle spécifique dans le maintien de l'homéostasie :

Les muscles cardiaques sont exclusivement localisés dans le cœur. Leur contraction assure la circulation sanguine, transportant les éléments nutritifs vers les cellules et éliminant leurs déchets.

Les muscles lisses se trouvent dans les parois des organes creux tels que les intestins, les vaisseaux sanguins et les poumons. Quand un muscle lisse se contracte, il altère le diamètre interne de ces organes creux, régulant ainsi les flux de substances à travers le système digestif, contrôlant la pression sanguine et la circulation, ainsi que régulant le passage de l'air lors du cycle respiratoire.

Les muscles squelettiques tirent leur appellation de leur attache générale au squelette. La contraction des muscles squelettiques provoque le mouvement d'une partie du corps par rapport à une autre, comme lors de la flexion de l'avant-bras. La coordination des contractions de divers muscles squelettiques permet au corps entier de se déplacer dans son environnement, comme dans le cas de la nage.

Dans la suite, notre attention est portée sur les muscles squelettiques. L'organisme humain abrite une multitude de plus de 600 muscles squelettiques, dont 125 paires de muscles majeurs responsables des postures et mouvements d'envergure. Leurs désignations sont en général en lien avec leur emplacement (dorsal, pectoral, brachial, par exemple), leurs dimensions (long, court), leur rôle fonctionnel (extenseur, fléchisseur, adducteur) ou le nombre de points d'attache (biceps, triceps). [29]

3.2.2 Organisation anatomique

Le muscle squelettique humain présente une structure composée de centaines de cellules individuelles de forme cylindrique, connues sous le nom de "fibres", qui sont interconnectées par du tissu conjonctif. Chaque muscle squelettique se compose de faisceaux musculaires, lesquels sont à leur tour constitués d'un ensemble de fibres musculaires. L'attache du muscle à l'os est assurée par des tendons, composés principalement de tissus fibreux, élastiques et robustes [29]. En plus des fibres musculaires et du tissu conjonctif qui le forment, un muscle est traversé par des vaisseaux sanguins et des fibres nerveuses (voir figure 3.1).

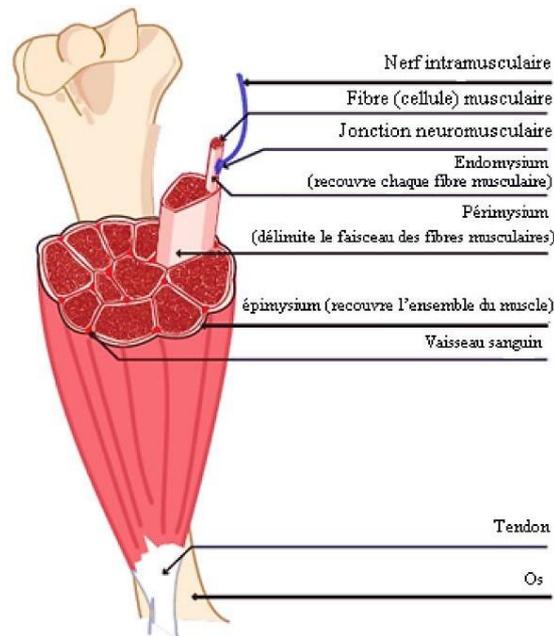


Figure 3.1 Anatomie du muscle strié squelettique. [30]

L'activité normale d'un muscle squelettique dépend de son innervation. Chaque fibre musculaire squelettique est en liaison avec une terminaison nerveuse qui régit son fonctionnement. Les contractions des muscles squelettiques sont induites par la stimulation des fibres nerveuses motrices, également appelées nerfs moteurs, grâce à des impulsions nerveuses qui se propagent depuis le cerveau ou la moelle épinière jusqu'aux muscles squelettiques.

Les axones, des prolongements cylindriques des neurones, s'étendent sur de longues distances. Ils quittent la moelle épinière via les nerfs spinaux et le cerveau par les nerfs crâniens, se répartissant ensuite aux muscles squelettiques correspondants à travers les nerfs périphériques, qui regroupent les fibres nerveuses individuelles semblables aux brins d'un câble. Une fois atteint le muscle, chaque fibre nerveuse se divise en ramifications pour innover diverses fibres musculaires.

Bien qu'un seul neurone moteur puisse être en connexion avec plusieurs fibres musculaires, chaque fibre musculaire est reliée à un seul neurone moteur. L'ensemble formé par un neurone moteur et toutes les fibres musculaires qu'il contrôle est appelé une unité motrice (voir figure 2.14). Lorsqu'un neurone moteur somatique est activé, toutes les fibres qu'il innerve répondent aux signaux du neurone en générant leurs propres impulsions électriques, conduisant ainsi à la contraction des fibres musculaires stimulées. [29]

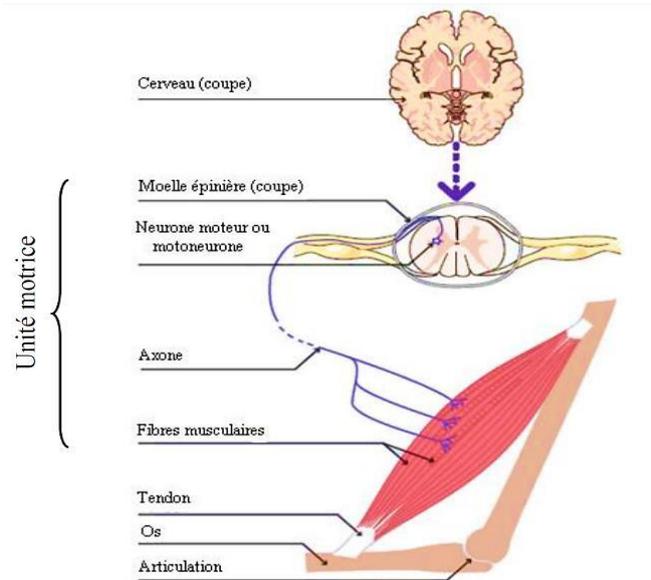


Figure 3.2 Exemple d'unité motrice. [29]

3.2.3 Électromyographie

Lorsqu'une unité motrice est activée, les fibres musculaires qui la composent génèrent et transmettent leurs propres impulsions électriques, entraînant ultimement la contraction de ces fibres. Bien que l'impulsion électrique produite et propagée par chaque fibre soit minime (inférieure à $100 \mu\text{v}$), la simultanéité de plusieurs fibres génère une variation de tension suffisamment significative pour être captée par une paire d'électrodes appliquées à la surface de la peau.

Le processus de détection, d'amplification et d'enregistrement des changements de potentiel à la surface de la peau résultant de la contraction du muscle squelettique sous-jacent est appelé électromyographie. Les données enregistrées sont désignées sous le terme d'électromyogramme. L'électromyographie (EMG) permet d'explorer le système nerveux périphérique, englobant la moelle épinière, les nerfs périphériques et les muscles.

L'électromyographie (EMG) permet d'examiner l'état des nerfs périphériques et l'efficacité de la contraction musculaire. Un muscle est régulé par un nerf périphérique qui assure la transmission de l'influx nerveux. Les fibres nerveuses possèdent une caractéristique d'excitabilité ; en réponse à un courant électrique, elles réagissent en propageant l'influx nerveux jusqu'au muscle correspondant. Deux approches complémentaires sont utilisées :

L'EMG de détection : elle mesure l'activité électrique d'un muscle lorsqu'il est au repos et lorsqu'il est contracté volontairement.

L'EMG de stimulation : elle évalue la vitesse de conduction nerveuse après la stimulation d'un nerf par un bref courant électrique.

Dans notre étude, nous ferons usage de l'EMG de détection, également connue sous le nom de SEMG (EMG de surface), pour l'application d'identification biométrique. [29]

3.3 Les utilisations des EMG dans le domaine de la biométrie

3.3.1 EMG dans le système biométrique unimodal

En 2000, Mordini a publié un article intitulé "The Electromyogram in Biometric Identification," dans lequel il a exploré les possibilités d'utiliser les signaux EMG, qui sont les mesures des activités électriques des muscles, comme moyen de reconnaissance individuelle. Dans les travaux de Belgacem et al. (2015), Venugopalan et al. (2015), et Cannan et Hu (2013), la EMG a été utilisée en complément d'autres données physiologiques ou comportementales pour améliorer la performance de l'authentification des utilisateurs. Dans les études de Yamaba et al. (2018a) et Yamaba et al. (2019), des variations dans les amplitudes EMG ont été observées lorsqu'un même geste était effectué par différents participants, mais aucune conclusion chiffrée n'a été tirée. Quant à Shin et al. (2017), Yamaba et al. (2018), Shioji et al. (2019), et Yamaba et al. (2017) ils ont utilisé les signaux EMG pour classifier les participants en utilisant divers types de classificateurs tels que les réseaux neuronaux artificiels (ANN), les machines à vecteurs de support (SVM), les réseaux neuronaux convolutionnels (CNN) et les modèles de mélange gaussien (GMM). [31]

Cependant, ces études se sont limitées à de petits groupes de participants (5 à 11) et ont utilisé des protocoles axés sur la classification des participants, mesurée en termes de précision, plutôt que des protocoles standard pour la vérification ou l'identification, ce qui rend les résultats difficiles à comparer avec d'autres traits biométriques. En résumé, il est compliqué d'évaluer la puissance de la biométrie EMG à partir des résultats de ces études en raison de lacunes dans leurs méthodologies. [31]

3.3.2 EMG dans le système biométrique multimodal

Plusieurs études ont exploré la combinaison de différentes modalités physiologiques pour améliorer la sécurité et l'efficacité des systèmes d'authentification et d'identification. Une combinaison d'EMG et d'EEG (électroencéphalographie) est souvent utilisée pour étudier la corrélation entre l'activité cérébrale et musculaire, notamment dans la recherche sur la neuroergonomie [32]. De même, une approche novatrice en intégrant l'EMG (électromyographie) avec l'ECG (électrocardiogramme) a été proposée pour renforcer la sécurité des systèmes d'authentification et d'identification. Cette combinaison offre une méthode biométrique fiable basée sur des caractéristiques musculaires et cardiaques, offrant un niveau de sécurité accru grâce à la diversité des modalités physiologiques [33]. De plus, l'intégration de l'EMG avec la reconnaissance faciale a été explorée, ainsi la création d'une double couche de sécurité. La reconnaissance faciale permet une identification visuelle rapide, tandis que la signature EMG ajoute une vérification biométrique supplémentaire, réduisant ainsi les risques de fausses identifications. Cette approche multimodale offre des perspectives prometteuses pour diverses applications, de la sécurité des appareils mobiles à l'accès aux installations sensibles. [34]

3.4 Les bases de données de EMG

1. NinaPro

La base de données NinaPro est une ressource de recherche utilisée principalement dans le domaine de la biomécanique et de la robotique. Elle vise à permettre la reconnaissance des mouvements de la main à l'aide de signaux EMG (électromyographiques). Cette base de données contient des enregistrements de signaux EMG provenant des personnes amputées ainsi que de sujets en bonne santé. Les signaux EMG sont enregistrés à partir des muscles de la main et des avant-bras. Les chercheurs l'utilisent pour développer et évaluer des algorithmes de contrôle de dispositifs biomécaniques tels que les prothèses de main. La base de données Nina Pro facilite la comparaison des performances de diverses approches de contrôle de prothèses et contribue à l'amélioration de la qualité de vie des personnes amputées. [35]

1. CinC/DM

La base de données CinC/DM est une ressource utilisée pour la classification des mouvements des doigts à partir de signaux EMG. Les signaux EMG sont enregistrés à partir des muscles du poignet. Cette base de données contient des enregistrements de différents mouvements de doigts, ce qui en fait une ressource précieuse pour le développement d'algorithmes de contrôle de prothèses de main et d'autres applications biomédicales. Les chercheurs peuvent utiliser ces données pour étudier comment les signaux EMG sont associés aux mouvements spécifiques des doigts, contribuant ainsi à améliorer la précision des dispositifs de prothèse. [36]

2. DEAP

La base de données DEAP est principalement axée sur l'analyse des émotions à l'aide de signaux physiologiques, mais elle inclut également des signaux EMG. Ces signaux EMG sont enregistrés sur les muscles du visage pour étudier les réactions émotionnelles faciales. DEAP est une ressource importante pour la recherche en psychologie et en informatique affective. Les données EMG permettent d'analyser comment les émotions se manifestent à travers les expressions faciales, ce qui peut être utile dans divers domaines, notamment la psychologie clinique et la conception d'interfaces homme-machine émotionnelles. [37]

3. Columbus I, II, and III

Les bases de données Columbus (Columbus I, II et III) contiennent des signaux EMG enregistrés à partir des muscles du bras. Elles sont utilisées principalement pour la reconnaissance de mouvements et la commande de dispositifs tels que les prothèses de bras. Les données de ces bases de données permettent de développer des algorithmes de traitement du signal et de contrôle pour améliorer la fonctionnalité des prothèses myoélectriques. Les données de Columbus I, II et III sont précieuses pour les chercheurs travaillant sur l'amélioration de la mobilité des personnes ayant des amputations de bras [38]

3.5 Conclusion

En conclusion, la biométrie par électromyographie (EMG) utilise les signaux électriques des muscles pour l'authentification et l'identification des individus. Elle trouve des applications en sécurité et en médecine, mais suscite des questions éthiques et de confidentialité. Malgré ces défis, l'EMG offre de nouvelles opportunités passionnantes pour la personnalisation des interactions homme-machine et l'amélioration de la sécurité. Il est essentiel de trouver un équilibre entre ses avantages et ses préoccupations éthiques à mesure que cette technologie évolue.

Chapitre 4 : Conception et réalisation

4.1 Introduction

Un système biométrique multimodal est une avancée remarquable dans le domaine de la biométrie, qui vise à renforcer la sécurité et la précision de l'identification des individus en utilisant plusieurs modalités biométriques simultanément. Contrairement aux systèmes biométriques unimodaux qui se concentrent sur une seule caractéristique biologique, les systèmes biométriques multimodaux intègrent plusieurs types de données biométriques, tels que les empreintes digitales, les reconnaissances faciales, l'iris, l'ECG (électrocardiogramme), l'EMG (électromyogramme), etc.

Le système biométrique multimodal ECG-EMG représente une avancée significative dans le domaine de l'authentification et de l'identification des individus en utilisant une combinaison innovante de deux types de données physiologiques : l'ECG (électrocardiogramme) et l'EMG (électromyogramme). L'ECG enregistre l'activité électrique du cœur, tandis que l'EMG mesure l'activité électrique des muscles. Ensemble, ces deux modalités offrent une méthode de vérification d'identité hautement précise et sécurisée, basée sur des caractéristiques physiologiques uniques.

Ce type de système biométrique multimodal ECG-EMG trouve des applications dans des domaines sensibles tels que la sécurité des systèmes informatiques, la gestion des accès aux installations physiques, les services bancaires et financiers, ainsi que dans les soins de santé pour l'authentification des patients. Il offre un niveau de sécurité supérieur par rapport aux méthodes traditionnelles de mot de passe ou de carte d'identité, car il est difficile à falsifier et ne dépend pas de données qui pourraient être volées ou oubliées.

4.2 Les bases de données utilisés dans le système proposé

Dans notre approche, nous avons utilisé deux bases de données. La base de données ECG-ID pour la biométrie ECG et la base de données GRABMyo (Gesture Recognition and Biometrics Electromyogramme) pour la biométrie EMG.

4.2.1 La base de données d'ECG (ECG-ID)

La base de données ECG-ID (Identification) La base de données ECG-ID contient 310 enregistrements d'électrocardiogramme (ECG) provenant de 90 individus, comprenant des données telles que l'ECG dérivation I enregistrée sur 20 secondes, numérisée à 500 Hz avec une résolution de 12 bits et des annotations de 10 battements. Les informations sur l'âge, le genre et la date de l'enregistrement sont également incluses. Les enregistrements ont été réalisés auprès de 44 hommes et 46 femmes âgés de 13 à 75 ans, comprenant des étudiants, des collègues et des amis de l'auteur. Le nombre d'enregistrements varie de 2 à 20 par individu, collectés sur une période de 6 mois. Les signaux ECG sont bruyants et comportent des composantes de bruit à haute et basse fréquence. Chaque enregistrement contient à la fois les signaux bruts et filtrés (Signal 0 : ECG I et Signal 1 : ECG I filtré). [39]

4.2.2 La base de données d'EMG GRABMyo

La base de données GRABMyo, contient des enregistrements d'électromyogrammes (EMG) collectés à partir des muscles du poignet et de l'avant-bras pendant que les participants effectuent 16 gestes des mains et des doigts. Les données proviennent de 43 participants en bonne santé et ont été collectées sur trois jours. Cette base de données est destinée à la recherche en biométrie basée sur l'EMG et en reconnaissance de gestes pour la réhabilitation neurologique et les applications domestiques. Sa grande taille d'échantillon en fait un outil puissant pour la recherche, en particulier dans le domaine de la biométrie. Les enregistrements sur plusieurs jours garantissent des résultats cohérents sur une longue période, ce qui est essentiel pour la fiabilité des dispositifs portables basés sur l'EMG. [40]

4.3 L'architecture du système proposé

Notre système de biométrie repose sur l'intégration de deux modes de capture, à savoir l'ECG et l'EMG. Le système que nous proposons est structuré en quatre étapes fondamentales: le prétraitement, l'extraction des caractéristiques, la fusion de ces caractéristiques, et enfin, la classification, tel que représenté dans la figure 4.1

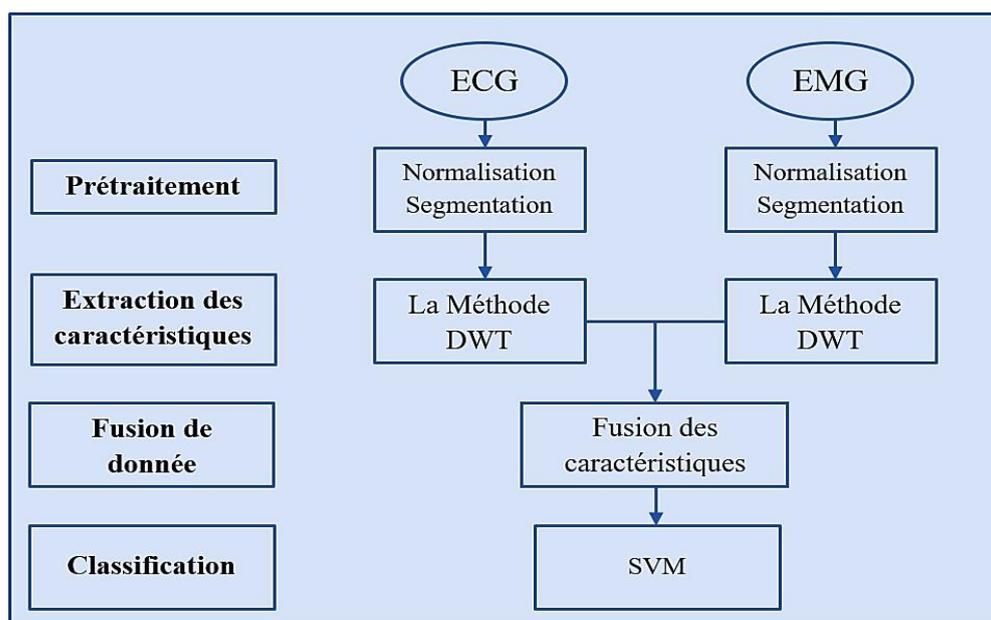


Figure 4.1 L'architecture du système proposé

4.3.1 Prétraitement

1. Prétraitement d'ECG

L'étape du prétraitement du signal ECG est d'une importance capitale dans l'analyse des signaux électrocardiographiques, visant à garantir la qualité et la fiabilité des données et à préparer le signal brut pour des analyses plus approfondies. L'opération de prétraitement du signal ECG est réalisée, en général, en étapes suivantes :

Dans la première étape nous avons créé des fichiers csv à partir de la conversion des fichiers .atr des signaux ECG brut, est une étape qui peut être effectuée pour représenter visuellement les données sous une forme tabulaire.

La deuxième étape est le filtrage qui fait partie des opérations les plus importantes dans le prétraitement d'un signal ECG en raison des différences de forme et de variabilité physiologique ainsi que des différents bruits qui le contaminent. Il existe de nombreuses méthodes de filtrage. Nous avons pris le signal ECG de la base de données ECG-id, puis nous avons filtré et supprimé le bruit du signal en appliquant des filtres. Dans notre cas nous avons utilisé 3 filtres qui sont filtre passe-bas Butterworth d'ordre 5, un filtre FIR (Réponse impulsionnelle finie), et un filtre Butterworth d'or

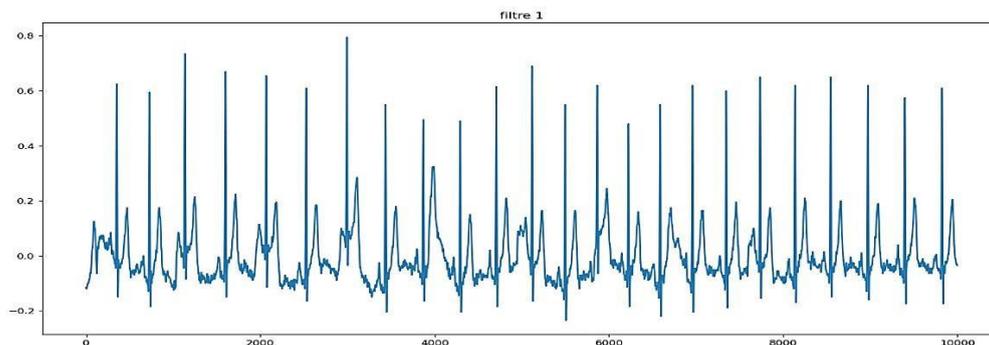


Figure 4.2 Un signal ECG filtré

La prochaine étape implique la détection des complexes QRS. Cette étape revêt une grande importance dans notre travail, car elle vise à cibler les multiples complexes QRS présents dans un signal ECG. Le complexe QRS se distingue comme une caractéristique fondamentale (caractéristiques fiduciaires) et représente la partie du signal qui renferme une quantité significative d'informations sur l'activité cardiaque, sur le fonctionnement électrique du cœur. Par conséquent, cette étape revêt une importance cruciale, que ce soit pour le diagnostic médical des maladies cardiovasculaires ou pour l'application en identification biométrique. Nous avons fait la troisième étape en appliquant l'algorithme de *Pan-Tompkins* [41]

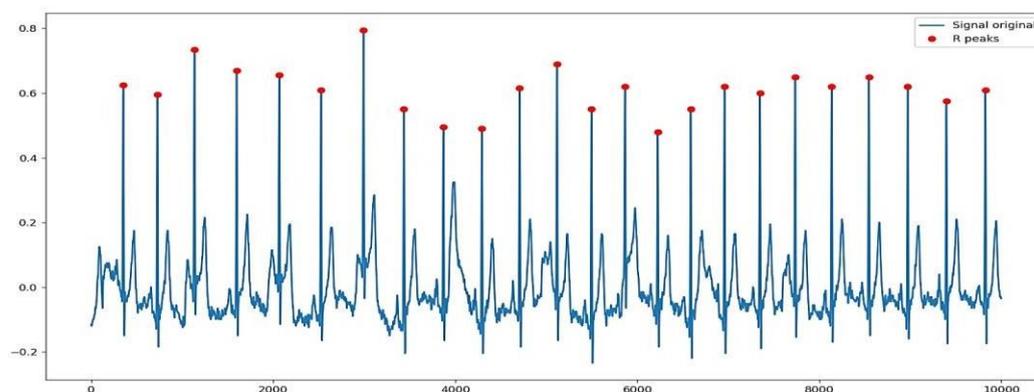


Figure 4.3 Un signal ECG filtré avec la détection des R-peak

Finalement, Une méthode de segmentation qui se fonde sur la détection des battements cardiaques pour chaque signal, en déterminant le nombre d'échantillons avant et après les R-peaks détecté. En combinant ces techniques, le prétraitement de l'ECG vise à améliorer la qualité des données et à les rendre plus fiables avant toute analyse plus approfondie. Cela constitue une base solide pour réussir la biométrie par ECG.

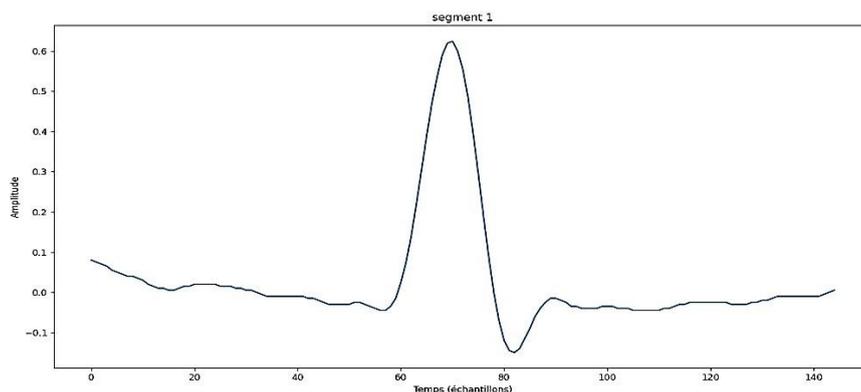


Figure 4.4 Un battement cardiaque de signal ECG

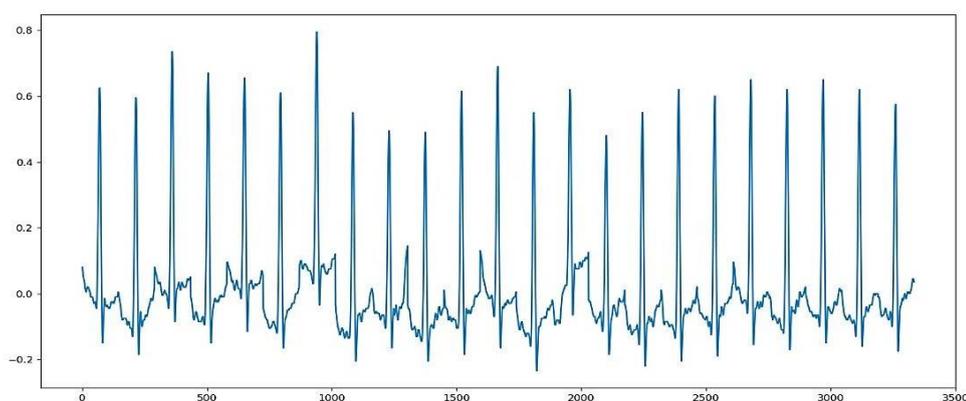


Figure 4.5 Le signal ECG après la segmentation

2. Prétraitement d'EMG

Le prétraitement de l'EMG vise à extraire des informations pertinentes des signaux EMG enregistrés afin de les utiliser pour l'identification ou la vérification d'individus.

Nous avons fait quelque étape pour cette prétraitement qui sont :

Dans la première étape nous avons fait la lecture de la base de données à partir de convertir les fichiers .hea en des fichiers csv. Après, dans la deuxième étape, nous avons fait le filtrage pour éliminer le bruit électrique et les fréquences indésirables en appliquant le filtre passe-haut de Butterworth d'ordre 4. Dans la 3ème étape nous avons appliqué la segmentation sur les signaux EMG, nous avons segmenté le signal EMG en plusieurs segments de la taille spécifiée, puis fusionné tous les segments pour afficher le signal EMG complet. Cette étape permet d'améliorer la visualisation et l'analyse de données EMG.

Chapitre 4 : Conception et réalisation

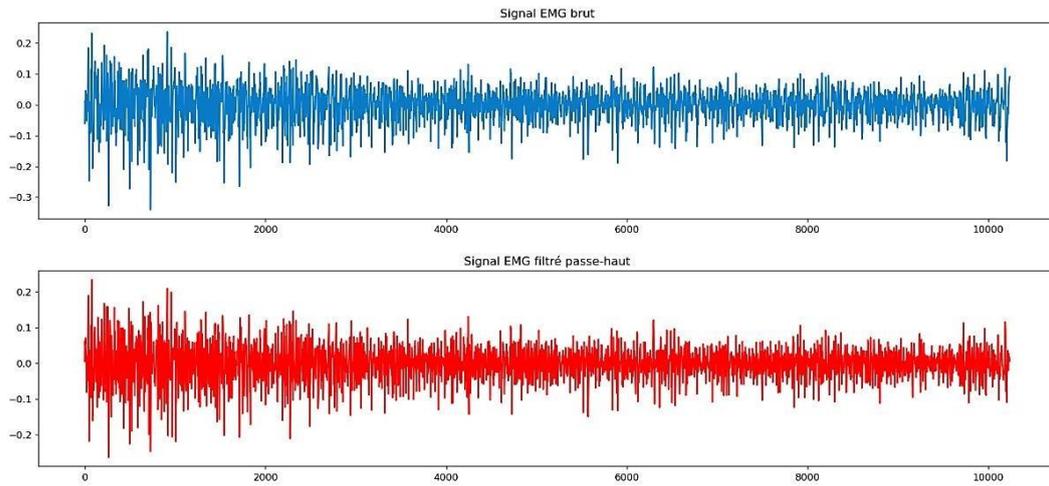


Figure 4.6 Un signal EMG brut et un signal EMG filtré

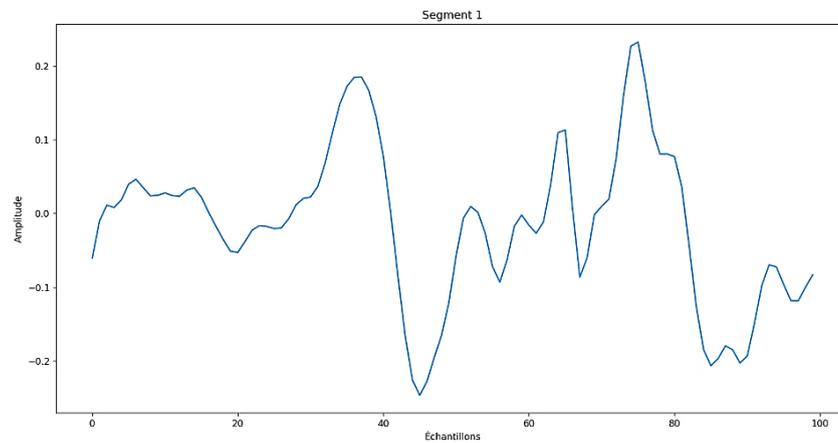


Figure 4.7 Un segment de signal EMG

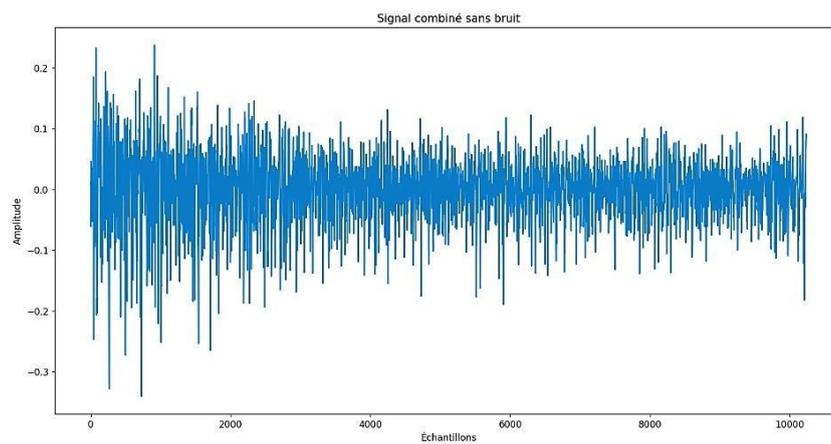


Figure 4.8 Le signal EMG après la segmentation

4.3.2 Extraction des caractéristiques (ECG et EMG)

L'extraction des caractéristiques est une étape fondamentale dans l'analyse de données, qu'il s'agisse de données biomédicales, de traitement de l'image, d'analyse de texte ou d'autres domaines. Cette étape consiste à transformer des données brutes ou complexes en informations plus significatives et simplifiées, appelées caractéristiques ou descripteurs, qui sont plus adaptées à l'analyse ultérieure.

Nous avons utilisé la méthode DWT pour l'extraction des caractéristiques de L'ECG et l'EMG. La méthode DWT, ou Transformation en Ondelettes Discrète (Discrete Wavelet Transform en anglais), est une technique de traitement du signal et de l'image utilisée pour l'analyse et la compression de données. Elle repose sur la décomposition d'un signal ou d'une image en composantes d'ondes de différentes échelles et fréquences, ce qui permet une représentation plus efficace et compacte des informations. [42] Dans cette étape nous avons appliqué DWT avec ces paramètre choisis (level, wavelet, coeffs ...) sur les données d'ECG et EMG.

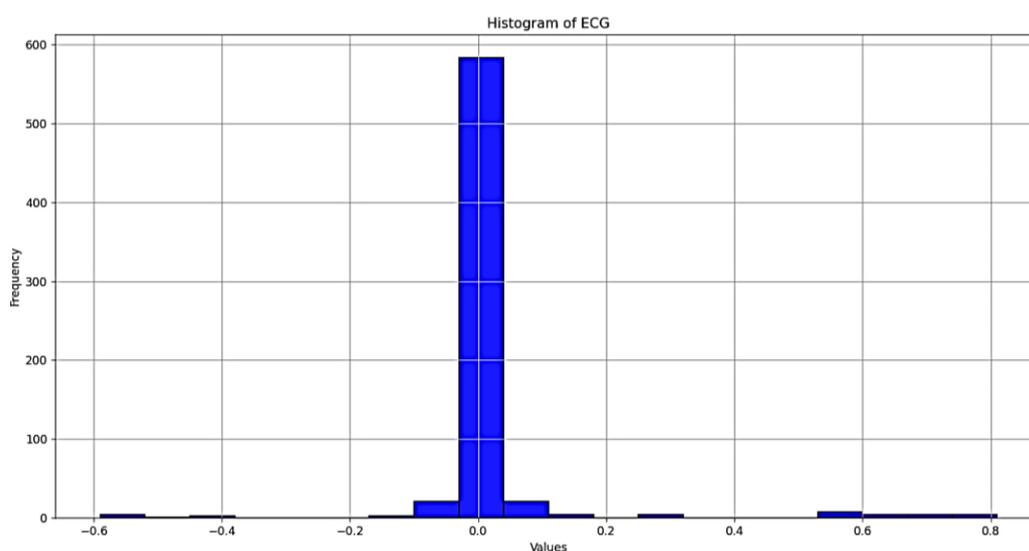


Figure 4.9 Un Histogramme des caractéristiques de ECG en applique DWT

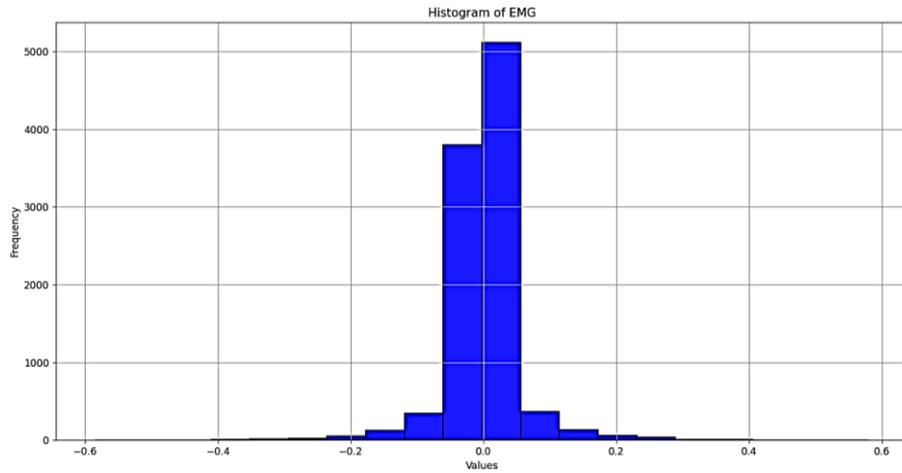


Figure 4.10 Un Histogramme des caractéristiques d'EMG en applique DWT

4.3.3 Fusion des caractéristiques

La fusion au niveau des caractéristiques permet de combiner les informations discriminatives de différentes modalités biométriques, ce qui peut améliorer la performance globale du système.

Dans notre cas, Les caractéristiques extraites à partir de l'ECG et de l'EMG à l'aide de la transformation en ondelettes discrètes (DWT) sont ensuite combinées pour créer un nouveau vecteur de données plus informatif et plus pertinent.

En prenant 43 personnes depuis la base de données d'ECG car la base de données de EMG contient 43 personnes pour appliquer la fusion des données des deux signaux.

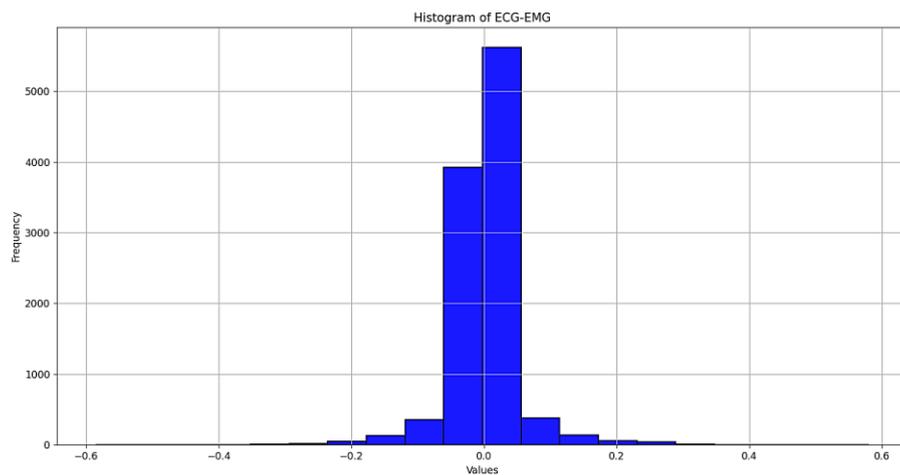


Figure 4.11 Un Histogramme des caractéristiques de ECG-EMG en applique DWT

4.3.4 Classification(SVM)

La classification joue un rôle crucial dans le processus biométrique en permettant de distinguer un individu des autres en se basant sur ces caractéristiques biométriques. Elle consiste à attribuer un individu à une catégorie ou une classe prédéfinie, telle que "authentifié" ou "non authentifié", en utilisant des algorithmes et des modèles mathématiques. Cette phase implique la création d'un modèle qui encapsule les caractéristiques partagées entre les individus d'une catégorie spécifique, en se basant sur ces caractéristiques communes. Ce modèle contient des données pertinentes, informatives et uniques qui permettent de définir un groupe d'individus similaires, les regroupant ainsi dans une même catégorie.

Il est important de noter que les catégories peuvent varier en fonction du contexte de la prise de décision

Avant de présenter la méthode d'identification que nous proposons, il est nécessaire de fournir une brève définition de l'outil de classification que nous utilisons :

La méthode des Machines à Vecteurs de Support, également appelée SVM (pour Support Vector Machine), est une technique de classification supervisée développée par Vapnik [43]. Elle vise à classer un objet x en maximisant la marge entre les vecteurs de support associés à une fonction noyau. Cette approche est devenue très prisée en raison de son efficacité pour traiter des données de grande dimension. La fonction noyau permet de transformer les données dans un espace de dimension supérieure, ce qui facilite la séparation linéaire des données lorsque celles-ci ne sont pas linéairement séparables. Dans notre système on applique la méthode SVM sur les données ECG et EMG en ensemble.

4.4 Résultats et discussions

4.4.1 Environnement de développement

Ce travail a été effectué sur un ordinateur personnel doté des caractéristiques suivantes :

Processeur : Intel(R) Core(TM) i3-7020U CPU @ 2.30GHz 2.30 GHz

Mémoire RAM : 4,00 Go

Stockage : Un disque dur SSD de 256 Go

Système d'exploitation : Windows 11 Professionnel 64 bits, processeur x64

Chapitre 4 : Conception et réalisation

Le langage de programmation utilisé est : Python est un langage de programmation interprété de haut niveau qui a gagné en popularité au fil des années en raison de sa syntaxe lisible et de sa polyvalence.

PyCharm est un IDE développé par JetBrains, spécialement conçu pour faciliter le développement en Python. Cette combinaison de langage et d'environnement offre un cadre de développement puissant pour les développeurs Python de tous niveaux. Voici quelques-unes de ses caractéristiques :

- Éditeur de code avancé : PyCharm offre un éditeur de code avancé avec une coloration syntaxique, une complétion automatique, la vérification orthographique, et de nombreuses autres fonctionnalités pour améliorer la productivité.
- Gestionnaire de projets : Il facilite la création, la gestion et la navigation dans les projets Python complexes.
- Débogage intégré : PyCharm propose un débogueur intégré qui permet de traquer et de résoudre facilement les erreurs dans le code.
- Intégration de contrôle de version : Il offre une intégration transparente avec des systèmes de contrôle de version tels que Git.
- Assistance à la refactoring : PyCharm aide les développeurs à améliorer la qualité de leur code en proposant des fonctionnalités de refactoring.

4.4.2 Expérimentations et résultats

Afin de valider le système biométrique multimodal ECG EMG proposé, le taux de reconnaissance correct (CRR) est calculé sur la base de la formule suivante :

$$\text{CRR} = \frac{\text{Nombre d'instances correctement classées}}{\text{Nombre total d'instances}} * 100\% \dots\dots\dots (4.4.1)$$

Le système biométrique unimodale basé sur l'ECG été testée au cours d'une seule expérience. Pour la classification, on peut voir que DWT a atteint un CRR de 90 %. Dans le tableau suivant, nous montrons la comparaison de la mesure des performances de nos systèmes ECG monomodaux proposés avec les systèmes associés.

Chapitre 4 : Conception et réalisation

Tableau 4.1 Comparaison des mesures de performance de nos systèmes ECG unimodaux proposés avec les systèmes associés

Auteurs	Méthode d'extraction	Base de données	CRR	FAR
Louis et al	1D-MR-LBP	PTB	91	0.09
Daret al	(DWT) and (HRV)	ID-ECG	83.88	16.1
Notre expérience	DWT	ECG-ID	90%	0.11

Dans le Tableau 2, nous avons évalué le deuxième système biométrique unimodale basé sur l'EMG en effectuant une seule expérience. Les résultats ont été obtenus en utilisant le classificateur SVM, et nous avons atteint un taux de reconnaissance correct (CRR) de 86.05 % en appliquant la méthode DWT.

Tableau 4.2 . Les mesures de performance de nos systèmes EMG unimodaux proposés

Auteurs	Méthode d'extraction	Base de données	CRR	FAR
Todd Kuiken et al	-	Target Achievement Control Test" (TAC Test)	90%	-
Notre expérience	DWT	GRABMyo	86.05%	0.33%

Après nous avons fait la fusion à partir de combiner les données de ECG et EMG à l'aide de la transformation en ondelettes discrète (DWT) pour créer un nouveau vecteur de données plus informatif et plus pertinent.

Le tableau 3 suivant Montrer les résultats de nos systèmes multimodaux

Tableau 4.3 Les mesures de performance de nos systèmes ECG-EMG multimodal proposés

Auteurs	Modalités	Fusion level	CRR	FAR
Barra et al.	ECG et EEG	Score	96.85	-
Al.hamdani et al	ECG et speech	Score	–	0.7
Notre expérience	ECG et EMG	Feature	91%	0,22

Discussion

L'ECG et l'EMG est les plus des outils biométriques émergents. Récemment, nous avons appliqué la méthode d'extraction(DWT). L'objectif consiste à extraire des caractéristiques distinctives permettant la discrimination et l'identification à partir de données prétraitées. Le processus de fusion des fonctionnalités a été mis en place dans le but d'utiliser pleinement les avantages de chaque méthode, notamment l'efficacité du DWT pour créer des vecteurs de caractéristiques représentatifs.

Ce rapport a introduit un système biométrique multimodal innovant en fusionnant deux modalités : ECG et EMG.le système proposé a été conçu en suivant un processus en quatre étapes : prétraitement, extraction de caractéristiques, fusion des caractéristiques et classification.

Comme le système biométrique multimodal implique une taille de données uniforme pour toutes les modalités, nous avons été contraints de sélectionner la taille minimale des bases de données utilisées, qui est de 43 personnes dans notre cas.

Pour commencer, nous avons effectué un prétraitement sur l'ECG et l'EMG, en passant par deux étapes distinctes, à savoir la normalisation et la segmentation. Après avoir effectué le prétraitement de chaque modalité individuellement, la méthode DWT a été appliquée pour extraire les informations et les caractéristiques pertinentes à partir des données prétraitées.

À l'étape suivante, nous avons l'intention de fusionner ces caractéristiques pour créer un unique vecteur. Notre objectif est d'améliorer la représentativité des caractéristiques de ce nouveau vecteur, ce qui, nous l'espérons, renforcera les performances du système biométrique multimodal que nous avons élaboré et augmentera son niveau de sécurité.

Nous avons utilisé une méthode de classification SVM sur une grande portion du vecteur fusionné en entrée en utilisant les modèles stockés dans la base de données.

D'après les résultats obtenus dans le Tableau 3, nous avons remarqué que le type de prétraitement joue un rôle important dans l'amélioration du taux de reconnaissance. On Commence par le système ECG unimodal, nous avons obtenu un taux de reconnaissance 90% après le système EMG unimodal nous avons obtenu un taux de reconnaissance 86%. Mais après avoir combiné les données ECG et EMG, nous avons remarqué une amélioration du taux de reconnaissance 91%, ce qui indique qu'un système multimédia est meilleur qu'un système unimodal.

4.4.3 Présentation de l'application

- La première page contient un bouton :
- Lancer : pour démarrer le programme



Figure 4.12 L'écran d'accueil de notre application

- La deuxième page contient trois boutons :
- Signal ECG : pour parcourir un signal ECG
- Signal EMG : pour parcourir un signal EMG
- Suivante : pour passer à la page suivante

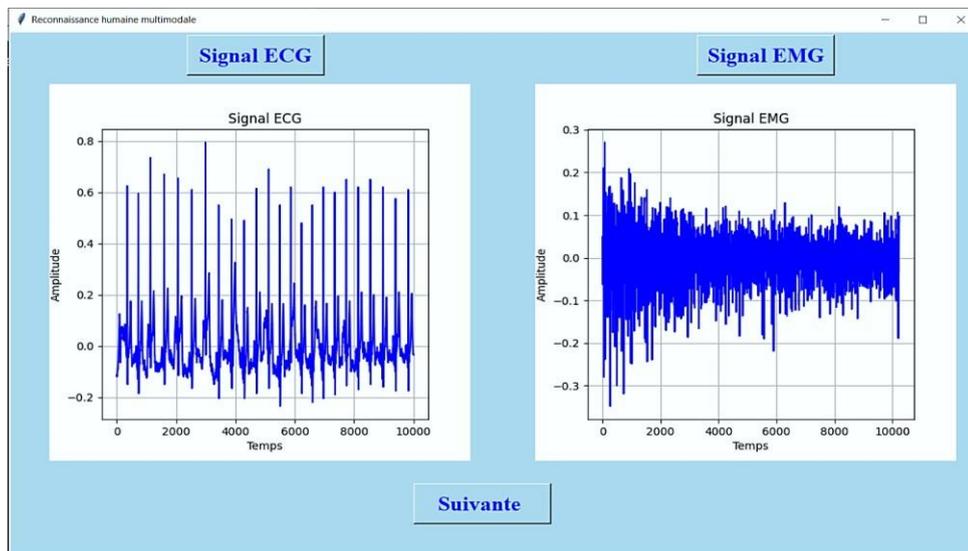


Figure 4.13 L'étape de parcourir et affiche un signal ECG et un signal EMG

Chapitre 4 : Conception et réalisation

➤ La troisième page contient trois boutons :

- Prétraitement ECG : pour prétraiter le signal ECG
- Prétraitement EMG : pour prétraiter le signal ECG
- Suivante : pour passer à la page suivante

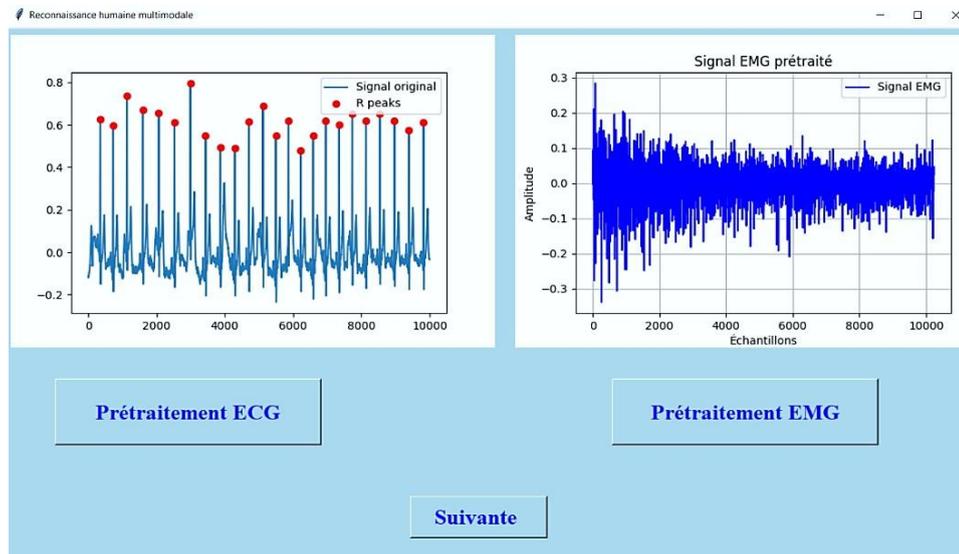


Figure 4.14 L'étape de prétraitement de l'ECG et l'EMG

➤ La quatrième page contient trois boutons :

- DWT(ECG) : pour extraire et dessiner l'histogramme des caractéristiques de l'ECG
- DWT(ECG) : pour extraire et dessiner l'histogramme des caractéristiques de l'EMG
- Suivante : pour passer à la page suivante

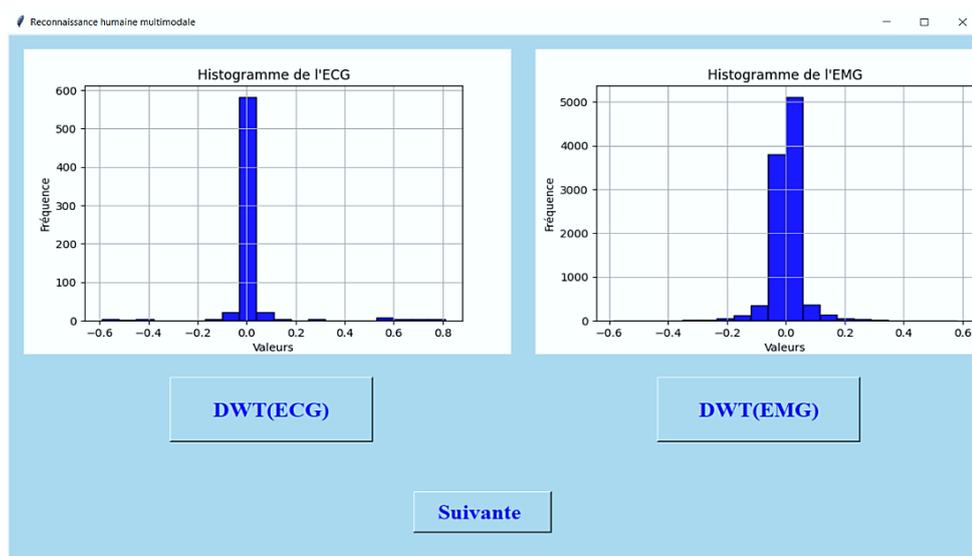


Figure 4.15 L'étape de l'extraction des caractéristiques

Chapitre 4 : Conception et réalisation

- La cinquième page contient deux boutons :
- Afficher l'histogramme ECG-EMG : pour dessiner des caractéristiques de ECG-EMG
- Suivante : pour passer à la page suivante

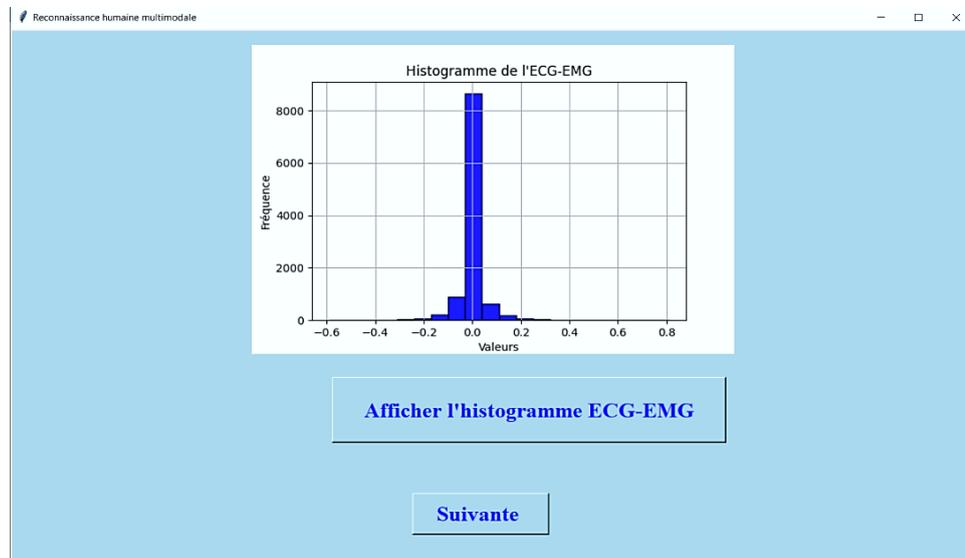


Figure 4.16 L'étape de la fusion des caractéristiques

- La seizième page contient deux boutons :
- Classification SVM : pour appliquer classification ECG-EMG
- Fermer : pour fermer la fenêtre

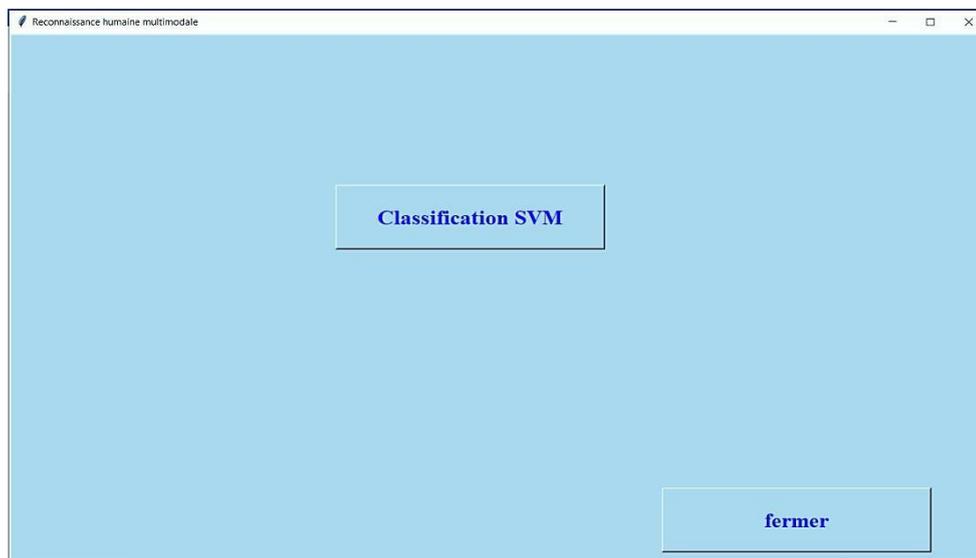


Figure 4.17 l'étape de classification

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous présentons une nouvelle approche biométrique multimodale innovante. Le système en question explore les capacités et les avantages de la biométrie basée sur l'ECG et l'EMG en analysant leur potentiel et leurs atouts respectifs.

En examinant les résultats obtenus dans cette étude comparative, notre système biométrique multimodal révèle sa résilience et dépasse les performances de chaque système monomodal pris individuellement.

Conclusion Générale

La biométrie représente un domaine en plein essor, caractérisé par une croissance constante des recherches, visant à développer un moyen efficace, fiable et rapide pour la reconnaissance des individus.

Malgré les performances prometteuses des techniques de reconnaissance biométrique, il est difficile de garantir actuellement un taux de reconnaissance exceptionnel avec les systèmes biométriques unimodaux, qui se basent sur une seule modalité. C'est pourquoi les systèmes biométriques multimodaux ont gagné en importance dans divers domaines.

La biométrie multimodale utilisant les signaux ECG (électrocardiographiques) et EMG (électromyographies) représente une approche prometteuse pour l'authentification des individus. En combinant ces deux modalités, elle offre une sécurité accrue et une fiabilité améliorée par rapport aux méthodes de biométrie unimodales traditionnelles. L'ECG mesure l'activité électrique du cœur, tandis que l'EMG détecte l'activité électrique des muscles, ce qui signifie que les chances de falsification ou d'usurpation sont réduites, car ces signaux sont intrinsèquement liés à l'identité de l'individu.

En conclusion, la biométrie multimodale ECG-EMG a le potentiel de devenir une solution de sécurité avancée et fiable dans de nombreux domaines, tels que l'authentification pour les dispositifs médicaux, les systèmes de contrôle d'accès, et même les transactions financières. Cependant, il reste des défis à relever, notamment en termes de collecte et de traitement des données, de standardisation et de protection de la vie privée, avant que cette technologie puisse être largement adoptée. Néanmoins, elle offre des avantages significatifs en termes de sécurité et de commodité pour les utilisateurs.

Au terme de ce travail, nous pouvons retenir que le système multimodal ECG-EMG est plus sécurisé que les autres systèmes. Ces résultats préliminaires ouvrent des perspectives intéressantes :

Ajouter une troisième modalité qui est l'EEG pour la réalisation d'un système plus développé.

Conclusion Générale

- Utiliser des bases de données réelles et assez grande pour confirmer l'approche de la multimodalité.
- Travailler à améliorer la précision de la reconnaissance en développant des algorithmes plus sophistiqués pour l'analyse des signaux ECG-EMG.
- Simplifier les capteurs et à réduire la complexité matérielle pour rendre ces systèmes plus abordable

Bibliographie

- [1] Gregory, P. H., Simon, M. A. (2009). *Biometrics For Dummies* Allemagne : Wiley.
- [2] Jain, A. K., Flynn, P., & Ross, A. A. (2007). *Handbook of Biometrics*. Springer Science & Business Media.
- [3] Dargan, S., & Kumar, M. (2020). A comprehensive survey on the biometric recognition systems based on physiological and behavioral modalities. *Expert Systems with Applications*, 143, 113114.
- [4] Cherrat, E., Alaoui, R., & Bouzahir, H. *Système d'Identification Biométrique par Fusion Multimodale*.
- [5] Kumar, K., & Farik, M. (2016). A review of multimodal biometric authentication systems. *Int. J. Sci. Technol. Res*, 5(12), 5-9.
- [6] Jain, A., Bolle, R., & Pankanti, S. (Eds.). (1999). *Biometrics: personal identification in networked society* (Vol. 479). Springer Science & Business Media.
- [7] Belahcen, M. (2013). *Authentication et identification en biométrie* (Doctoral dissertation, Université Mohamed Khider Biskra).
- [8] Jing, K., Zhang, X., & Xu, X. (2018, December). An overview of multimode biometric recognition technology. In *Proceedings of the 6th International Conference on Information Technology: IoT and Smart City* (pp. 168-172).
- [9] El-Abed, M. (2011). *Évaluation de système biométrique* (Doctoral dissertation, Université de Caen).
- [10] Chaari, A. (2009). *Nouvelle approche d'identification dans les bases de données biométriques basée sur une classification non supervisée* (Doctoral dissertation, Université d'Evry-Val d'Essonne).

- [11] A. K. Jain, K. Nandakumar, and A. Ross, "Introduction to Biometrics," in Handbook of Biometrics, Springer, 2008, pp. 1-22.
- [12] Perronnin, F., & Dugelay, J. L. (2002). Introduction à la biométrie authentification des individus par traitement audio-vidéo. *Traitement du signal*, 19(4).
- [13] Ka, A. K. (2012). Méthodes à faible complexité algorithmique pour l'analyse d'ECG (Doctoral dissertation, Université Rennes 1).
- [14] Malmivuo, J., & Plonsey, R. (1995). Bioelectromagnetism: principles and applications of bioelectric and biomagnetic fields. Oxford University Press, USA
- [15] Silva, H., Fred, A., Silva, D., & Gamboa, H. (2010). ECG-based Biometric Identification : A Comparative Study. In Proceedings of the 3rd International Conference on Bio-inspired Systems and Signal Processing (pp. 216-221).
- [16] Dantas, R. T. C., & Silva, D. F. (2012). ECG Biometric Identification Based on QRS Complexes. In Proceedings of the International Conference on Bioinformatics Models, Methods and Algorithms (pp. 224-227).
- [17] Karmakar, C., Khandoker, A. H., & Palaniswami, M. (2009). ECG-based biometric system : A study on the effect of mental stress on electrocardiogram. *Computers in Biology and Medicine*, 39(1), 57-62.
- [18] Melgani, F., & Bazi, Y. (2008). Classification of electrocardiogram signals with support vector machines and particle swarm optimization. *IEEE transactions on information technology in biomedicine*, 12(5), 667-677.
- [19] Ma, J., Li, H., Su, Y., & Zhang, Y. (2015). A novel ECG biometric identification method based on 2DPCA and SVM. *Computers in Biology and Medicine*, 64, 249-256.

- [20] Miramontes, R., Aquino, R., Flores, A., Rodríguez, G., Anguiano, R., Ríos, A., & Edwards, A. (2017). PlaIMoS: A remote mobile healthcare platform to monitor cardiovascular and respiratory variables. *Sensors*, 17(1), 176.
- [21] Hampton, J. R., Hampton, J. (2019). *The ECG Made Easy*. Pays-Bas: Elsevier.
- [22] Karpagachelvi, S., Arthanari, M., & Sivakumar, M. (2010). ECG feature extraction techniques-a survey approach. arXiv preprint arXiv:1005.0957.
- [23] Regouid, M., Touahria, M., Benouis, M., & Costen, N. (2019). Multimodal biometric system for ECG, ear and iris recognition based on local descriptors. *Multimedia Tools and Applications*, 78, 22509-22535.
- [24] Chakraborty, S., Mitra, M., & Pal, S. (2017). Biometric analysis using fused feature set from side face texture and electrocardiogram. *IET Science, Measurement & Technology*, 11(2), 226-233.
- [25] Barra, S., Casanova, A., Fraschini, M., & Nappi, M. (2017). Fusion of physiological measures for multimodal biometric systems. *Multimedia Tools and Applications*, 76, 4835-4847.
- [26] Moody, G. B., & Mark, R. G. (2001). The impact of the MIT-BIH arrhythmia database. *IEEE engineering in medicine and biology magazine*, 20(3), 45-50.
- [27] Wagner P, Fritsch C, Schmitt M. "The PTB Diagnostic ECG Database." *Biomedizinische Technik/Biomedical Engineering*. 1993;38(s1):317-318.
- [28] Laguna, P., Moody, G. B., & Mark, R. G. (1998). Power spectral density of unevenly sampled data by least-square analysis: performance and application to heart rate signals. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 45(6), 698-715.

- [29] Chantaf, S. (2011). Biométrie par signaux physiologiques (Doctoral dissertation, Université Paris-Est).
- [30] Klabunde, R. (2011). Cardiovascular physiology concepts. Lippincott Williams & Wilkins.
- [31] He, J., & Jiang, N. (2020). Biometric from surface electromyogram (sEMG) : Feasibility of user verification and identification based on gesture recognition. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, 8, 58.
- [32] Li, S., Zhao, X., & Li, Z. (2016). Electroencephalography (EEG)-Based Human Emotion Recognition Using Enhanced Kernel Extreme Learning Machine with Joint Mutual Information Feature Selection. *Sensors*, 16(11), 1-21.
- [33] Amato, G., Falchi, F., & Gennaro, C. (2016). Secure Biometric Authentication for Mobile Devices: A Comparative Analysis. *Sensors*, 16(8), 1300.
- [34] Al-Haddad, K., Dorizzi, B., & Maaoui, C. (2016). An efficient fusion framework for multimodal biometric authentication using face and electromyography. *Signal Processing*, 125, 1-12.
- [35] Atzori, M., Gijssberts, A., Heynen, S., Hager, A. G. M., Deriaz, O., Van Der Smagt, P., ... & Müller, H. (2012, June). Building the Ninapro database: A resource for the biorobotics community. In *2012 4th IEEE RAS & EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics (BioRob)* (pp. 1258-1265). IEEE.
- [36] Hudgins, B., Parker, P., & Scott, R. N. (1993). A new strategy for multifunction myoelectric control. *IEEE transactions on biomedical engineering*, 40(1), 82-94.
- [37] Koelstra, S., Muhl, C., Soleymani, M., Lee, J. S., Yazdani, A., Ebrahimi, T & Patras, I. (2011). Deap: A database for emotion analysis; using physiological signals. *IEEE transactions on affective computing*, 3(1), 18-31.

- [38] Fougner et al., "On the Feasibility of Using an Ambulatory EMG Device in the Control of a Myoelectric Prosthesis," in Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2011.
- [39] Tatiana Lugovaya. (2014, march 6). ECG-ID Database.
<https://www.physionet.org/content/ecgiddb/1.0.0/>
- [40] Ning Jiang, Jiayuan He, & Ashirbad Pradhan. (2022, décembre 2). *.Gesture Recognition and Biometrics ElectroMyogram (GRABMyo)*.
<https://www.physionet.org/content/grabmyo/1.0.2/>
- [41] Pan, J. and Tompkins, W. J. A real-time qrs detection algorithm. IEEE Trans. Biomed. Eng, 32(3) : 230–236, 1985.
- [42] Mallat, S. (1989). A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 11(7), 674-693.
- [43] Vapnik, V. (1999). The nature of statistical learning theory. Springer science & business media.