

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université 8 Mai 1945 – Guelma

Faculté des Sciences et de la Technologie

Département de Génie Electrotechnique et Automatique

Réf :2023 /2024



MEMOIRE

Présenté pour l'obtention du **diplôme de MASTER Académique**

Domaine : Sciences et Technologie

Filière : Automatique

Spécialité : Automatique et Informatique industrielle

Par : Mili Aya et Machene Imed Eddine

Thème

Reconnaissance automatique des personnes par les veines de la main

Soutenu publiquement, le 23/juin /2024., devant le jury composé de :

M. Moussaoui Abdelkrim	Professeur	Univ.Guelma	Président/Examineur
M. Griouz Badreddine	MAA	Univ.Guelma	Encadreur
Mme. Kechida Sihem	Professeur	Univ.Guelma	Examineur principal

Année Universitaire :2023/2024

Remerciement

Notre remerciement Avant tout, louange à « ALLAH » qui nous a donné la force, le courage et la patience de finaliser ce modeste travail.

Nous remercions considérablement notre promoteur Monsieur :

Griouz Badr Eddine *pour son suivi, son aide et son soutien documentaire et pour ses conseils précieux et tous les Enseignants qui ont contribué à ma formation durant mon cycle universitaire.*

Nos remerciements les plus vifs s'adressent aussi les membres de jury d'avoir accepté d'examiner et d'évaluer notre travail.

Nous adressons nos sincères remerciements à tous ceux qui ont contribué, de près ou de loin, à la réalisation de ce travail.

Dédicace

À mon père et à ma mère :

*Aucunes dédicaces ne peuvent exprimer ce que je leur dois, par leur prière, leurs patientes en moi, ils ont
tous fait pour mon bonheur et ma réussite.*

*Qu'ils veuillent trouve dans ce travail le fruit de leurs sacrifices illimités et la preuve de mon amour et de
ma gratitude éternelle.*

À mes chers frères et sœurs :

Qui m'ont tant donné de courage pour accomplir cette mission.

À tous mes familles, tous mes enseignants qui ont contribué à notre formation et tous mes amis

Je dédie ce mémoire de fin d'étude

Mili-Aya

À mes parents,

*Pour votre amour, votre soutien et vos encouragements constants. Vous avez été ma source
d'inspiration et de motivation.*

À mes professeurs,

*Pour votre dévouement, votre patience et votre guidance précieuse. Vous avez enrichi mes connaissances
et ma manière de penser.*

À mes amis,

*Pour votre amitié sincère, votre compréhension et vos encouragements. Vous avez rendu ce voyage plus
agréable.*

*À tous ceux qui ont contribué à la réalisation de ce mémoire, Je vous exprime ma plus profonde
gratitude.*

Machene Imed Eddine.

Table Des Matières

<i>REMERCIEMENTS</i>	2
<i>DEDICACE</i>	3
TABLE DES MATIERES	I
LISTE DES TABLEAUX	IV
LISTE DES FIGURES	V
LISTE DES ABREVIATIONS	VII
INTRODUCTION GENERALE	1
CHAPITRE 1 LA BIOMETRIE	3
1.1. INTRODUCTION	4
1.2. LA BIOMETRIE	4
1.2.1. <i>Définition de la biométrie</i>	4
1.2.2. <i>Pour quoi la biométrie ?</i>	5
1.3. LES MODALITES BIOMETRIQUES	5
1.3.1. <i>Les modalités morphologiques</i>	6
1.3.2. <i>Les modalités comportementales</i>	10
1.3.3. <i>Les modalités biologiques</i>	11
1.4. LES CARACTERISTIQUES BIOMETRIQUES	12
1.5. LE SYSTEME BIOMETRIQUE	13
1.5.1. <i>Définition de système biométrique</i>	13
1.5.2. <i>Architecture d'un système biométrique</i>	14
1.5.3. <i>Les modules d'un système biométrique</i>	14
1.5.4. <i>Fonctionnement d'un système biométrique</i>	15
1.5.5. <i>Evaluation et mesure de performance</i>	17
1.6. DOMAINES D'APPLICATIONS	19
1.7. CONCLUSION	20
CHAPITRE 2 LES MODALITES BIOMETRIQUES DE LA MAIN	21
2.1. INTRODUCTION	22

Table Des Matières

2.2.	LA PHYSIOLOGIE DE LA MAIN ET LA BIOMETRIE	22
2.2.1.	<i>La région palmée</i>	22
2.2.2.	<i>La région dorsale</i>	23
2.3.	AVANTAGE DE LA BIOMETRIE DE LA MAIN	24
2.4.	LES MODALITES BIOMETRIQUES DE LA MAIN	24
2.4.1.	<i>Empreintes digitales</i>	24
2.4.2.	<i>Empreintes palmaires (palprints)</i>	25
2.4.3.	<i>Empreintes des articulations des doigts</i>	26
2.4.4.	<i>La géométrie de la main</i>	26
2.4.5.	<i>Lit d'ongle</i>	27
2.5.	POURQUOI LA BIOMETRIE DES VEINES DE LA MAIN ?	27
2.6.	DOMAINES D'APPLICATION DE LA BIOMETRIE DES VEINES DE LA MAIN	28
2.7.	CONCLUSION	28
CHAPITRE 3 DESCRIPTION D'UN SYSTEME D'IDENTIFICATION		29
3.1.	INTRODUCTION	30
3.2.	SYSTEME D'IDENTIFICATION	30
3.3.	PRINCIPE DE BIOMETRIE DES VEINES DE LA MAIN	31
3.4	RECONNAISSANCE DES VEINES DE LA PAUME (PALM VEIN)	32
3.4.1.	<i>Prétraitement</i>	32
3.4.2.	<i>Extraction de caractéristiques</i>	34
3.4.3.	<i>La classification</i>	39
3.5.	CONCLUSION	40
CHAPITRE 4 RESULTATS ET DISCUSSIONS		41
4.1.	INTRODUCTION	42
4.2.	REPRESENTATION ET RECONNAISSANCE BIOMETRIQUE A BASE DE DESCRIPTEUR DE TEXTURES LOCALES	42
4.3.	LES BASES DES DONNEES.....	43
4.3.1.	<i>La base de données IIT Delhi-palmprint</i>	43
4.3.2.	<i>La base FV-USM</i>	44
4.4.	ENVIRONNEMENT DU TRAVAIL.....	45
4.4.1.	<i>Environnement matériel</i>	45
4.4.2.	<i>Outils de development</i>	45
4.5.	RESULTATS EXPERIMENTAUX ET DISCUSSIONS.....	45
4.5.1.	<i>Performance de la base de données IIT Delhi-palmprint</i>	45
4.5.2.	<i>Performance de la base des veines FV- USM</i>	49
4.6.	CONCLUSION	51

CONCLUSION GENERALE53
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUE55
RESUME.....61

Liste Des Tableaux

TABLEAU 1.RESULTAT DE LA BASE IIT DELHI-PALMPRINT AVEC PYRAMIDE, BSIF DESCRIPTEUR.....	46
TABLEAU 2.RESULTAT DE LA BASE IIT DELHI-PALMPRINT AVEC PYRAMIDE, LPQ DESCRIPTEUR.....	47
TABLEAU 3.RESULTAT DE LA BASE FV-USM AVEC PYRAMIDE, LPQ DESCRIPTEUR.....	49
TABLEAU 4.ETUDE COMPARATIVE DE L'APPROCHE PROPOSEE AVEC DES METHODES RECENTES SUR LA BASE DE DONNEES FV-USM.....	51

Liste Des Figures

FIGURE 1..LES MODALITES BIOMETRIQUES.	6
FIGURE 2.LES FAMILLES D'EMPREINTES.....	7
FIGURE 3.L'IRIS.	7
FIGURE 4.LA RETINE.....	8
FIGURE 5.. RECONNAISSANCE DU VISAGE.....	8
FIGURE 6. SPECTRE D'UN SIGNAL VOIX.	9
FIGURE 7.GEOMETRIE DE LA MAIN.	9
FIGURE 8 .SIGNATURE.....	10
FIGURE 9. LA DYNAMIQUE DE LA FRAPPE (AU CLAVIER).	10
FIGURE 10.LA DEMARCHE.	11
FIGURE 11. L'A.D. N.	12
FIGURE 12.LES VEINES DE LA MAIN.	12
FIGURE 13.CMPARAISSONS ENTRE LES MODALITES BIOMETRIQUES.....	13
FIGURE 14.ARCHITECTURE D'UN SYSTEME BIOMETRIQUE.....	14
FIGURE 15.ENROLEMENT D'UNE PERSONNE DANS UN SYSTEME BIOMETRIQUE.	15
FIGURE 16..AUTHENTIFICATION D'UN INDIVIDU DANS UN SYSTEME BIOMETRIQUE.	16
FIGURE 17.IDENTIFICATION D'UN INDIVIDU DANS UN SYSTEME BIOMETRIQUE.	16
FIGURE 18..ILLUSTRATION DU FRR ET DU FAR.	17
FIGURE 19.COURBE ROC.....	18
FIGURE 20. EXEMPLE DE COURBES CMC POUR DIFFERENTS ALGORITHMES DE RECONNAISSANCE FACIALE.....	19
FIGURE 21.LA PARTIE PALMAIRE DE LA MAIN.	23
FIGURE 22..LA PARTIE DORSALE DE LA MAIN.	23
FIGURE 23. REPRESENTATION D'UNE EMPREINTE DIGITALE.....	24
FIGURE 24. LES ETAPES DE PRETRAITEMENT DE L'IMAGE D'EMPREINTE DIGITALE.....	25
FIGURE 25.EMPREINTE PALMAIRES : (A) 2D (B) 3D.....	25
FIGURE 26.EMPREINTES DES ARTICULATIONS DES DOIGTS.	26
FIGURE 27.GEOMETRIE DE LA MAIN.	27
FIGURE 28.BIOMETRIE DU LIT D'ONGLE.....	27

FIGURE 29.SHEMA SYNOPTIQUE DE SYSTEME D'IDENTIFICATION BIOMETRIQUE.....	31
FIGURE 30. OPERATEUR LBP DE BASE.....	35
FIGURE 31.EXEMPLE D'OPERATEUR LLBP.....	36
FIGURE 32.ORGANIGRAMME DE L'ENSEMBLE DES ETAPES NECESSAIRE A LA CONSTRUCTION DU DESCRIPTEUR LPQ	37
FIGURE 33.(A) EXEMPLE D'IMAGE FV. (B) LES RESULTATS DE LA CONVOLUTION DE L'IMAGE FV AVEC DES FILTRES BSIF. (C) IMAGE FINALE FV FILTREE PAR BSIF FILTRE.....	38
FIGURE 34. METHODE DES K PLUS PROCHES VOISINS (KNN).....	40
FIGURE 35..QUELQUES ECHANTILLONS DE LA BASE D'IMAGES IIT DELHI-PALMPRINT.	43
FIGURE 36.QUELQUES ECHANTILLONS NORMALISES DE LA BASE D'IMAGES IIT DELHI-.....	44
FIGURE 37.EXEMPLES DE L'IMAGE DE VIENNES DE PALME DE LA BASE FV-USM	44
FIGURE 38.ILLUSTRE FRR ET FAR AVEC DESCRIPTEUR LPQ.	48
FIGURE 39.REPRESENTE ROC, LDA.....	48
FIGURE 40..ILLUSTRE FRR ET FAR AVEC DESCRIPTEUR LPQ.	49
FIGURE 41.REPRESENTE ROC, PYRAMIDE0.....	50
FIGURE 42.REPRESENTE ROC, LDA.....	50

Liste Des Abréviations

ADD	Arbre De Décision
ADN	Acide Désoxyribose Nucléique
BSIF	Binarized Statistical Image Features
2DWFT	Transformée Discrète de Fourier a Fenêtre a Deux Dimensions
ERR	Equal Error Rate
FAR	False Acceptante Rate
FRR	False Rejection Rate
KNN	K-Nearest Neighbors (k plus Proches Voisines)
LBP	Méthode Binaire Locale
LLBP	Local Line Binary Pattern
LLBP_h	Local Line Binary Pattern horizontal
LLBP_m	Local Line Binary Pattern magnitude
LLBP_v	Local Line Binary Pattern vertical
LPQ	Quantification de la Phase Locale
PIN	Personal Identification Number
ROC	Receiver Operating Characterstic
ROI	Region of Interest (Région d'intéret)
SVM	Machine a Vecteurs de Support

Introduction Générale

L'insécurité dans la société actuelle est devenue plus courante et préoccupante pour les individus de divers secteurs, mais avec le progrès scientifique et technologique croissant, le développement de la communication et la mobilité des personnes, il était nécessaire de développer des systèmes spéciaux qui contribuent à un degré élevé de sécurité pour les individus et les communautés, données et informations avec un degré élevé de confidentialité. La biométrie a été développée comme alternative aux anciennes méthodes de vérification d'identité, qui étaient liées à la carte d'identité ou au passeport, ou à ce qu'il savait, comme le mot de passe ou le code PIN. Il a permis à ces éléments d'être oubliés ou volés ou contrefaits.

La biométrie est un concept de plus en plus utilisé dans notre quotidien. Cependant, la biométrie est relativement ancienne. En effet, elle a fait son apparition au 19^{ème} siècle. Dès lors, plusieurs modalités biométriques ont été étudiées pour la vérification d'identité. De nos jours, les méthodes les plus couramment utilisées sont le visage, la voix, l'empreinte, le réseau veineux, etc.

Il est donc essentiel de maîtriser les systèmes biométriques afin de pouvoir relever les défis liés aux applications pratiques. Le présent travail s'inscrit dans ce contexte. Nous nous intéressons à l'emploi du réseau veineux de la main comme modalité biométrique pour l'authentification.

Les systèmes biométriques basés sur le réseau veineux de la main sont assez récents, mais ils ont suscité un intérêt grandissant dans les deux domaines : l'industrie et la recherche. Les vaisseaux sanguins sont cachés sous la peau, ils sont invisibles à l'œil humain et donc la biométrie par le réseau veineux est beaucoup plus difficile à copier par rapport à d'autres éléments d'identification biométriques. Le réseau veineux est unique, stable et a une forte immunité contre

la contrefaçon, il peut devenir un bon potentiel biométrique qui offre des fonctionnalités sécurisées et fiables pour la vérification de l'identité d'une personne.

Ce mémoire est organisé de la manière suivante :

- **Dans le premier chapitre** Nous exposent introduire la biométrie avec ces caractéristiques et les différentes modalités, les systèmes biométriques avec les mesures de performances utilisées pour leur évaluation.
- **Dans le deuxième chapitre** Il présente aussi les différentes modalités biométriques de la main,est les éléments essentiels pour la reconnaissance et le traitement de modalités de la main.
- **Dans le troisième chapitre** Il présente les principaux modules de la biométrie, ainsi qu'une étude théorique détaillée des étapes de la reconnaissance palme veine : extraction de paramètres, prétraitement dans lequel nous avons utilisé deux méthodes différentes (LPQ, BSIF) parmi les méthodes connues et utilisées et enfin la classification utilisée par le k-nn.
- **Le quatrième chapitre** présente quelques-uns des tests effectués et les résultats obtenus.
- Nous terminons ce mémoire par une conclusion générale.

Chapitre 1

La biométrie

1. La biométrie

1.1. Introduction

Déterminer de manière efficace et précise l'identité d'une personne est devenu un enjeu crucial dans notre société. En effet, bien que nous n'en soyons pas toujours conscients, notre identité est vérifiée quotidiennement par de nombreuses organisations : lorsque nous utilisons notre carte bancaire, accédons à notre lieu de travail, nous connectons à un réseau informatique, etc... [1].

La biométrie elle consiste à identifier une personne à partir de ses caractéristiques physiques ou comportementales. Le visage, les empreintes digitales, l'iris, etc. sont des exemples de caractéristiques physiques. La voix, la signature, les frappes clavier, la démarche, etc. sont des caractéristiques comportementales. Ces caractéristiques, qu'elles soient innées comme les empreintes digitales ou bien acquises comme la signature, sont attachées à chaque personne et ne souffrent donc pas des faiblesses des méthodes basées sur une connaissance ou une possession [2].

Dans ce chapitre, nous commencerons par présenter quelques notions et définitions de base liées à la biométrie. Nous aborderons les différentes modalités biométriques, le principe de fonctionnement des systèmes biométriques et les outils utilisés pour évaluer leurs performances.

1.2. La biométrie

1.2.1. Définition de la biométrie

La biométrie regroupe l'ensemble des méthodes informatiques permettant de reconnaître automatiquement un individu à partir de ses caractéristiques morphologiques, biologiques, voire comportementales.

Les données biométriques sont des données personnelles parce qu'elles identifient une personne. Elles sont uniques et permanentes [3].

Il y a trois possibilités pour prouver son identité.

1. Ce que l'on possède (carte, badge, document).

2. Ce que l'on sait ((nom, mot de passe).
 3. Ce que l'on est (empreintes digitales, main, visage, voix, ADN, signature, etc...).
- Il s'agit de la biométrie [4].

1.2.2. Pour quoi la biométrie ?

Avec l'attention croissante portée aux failles de sécurité et aux fraudes transactionnelles dans les industries et les sociétés, les techniques d'authentification et d'identification personnelles hautement fiables et accessibles deviennent une demande inévitable pour les sociétés humaines.

La biométrie a émergé pour répondre à ce besoin et a même évolué vers la science combinant la technologie de la biologie et la technologie de l'information pour utiliser les caractéristiques physiologiques ou comportementales du corps humain pour traiter l'identification des individus. En particulier, les technologies biométriques se concentrent sur les technologies permettant d'authentifier automatiquement les traits immobiles de l'humain tels que l'ADN, les oreilles, l'empreinte palmaire, les géométries des mains et des doigts, l'empreinte digitale, les visages, les iris, l'empreinte, la rétine et la dent ou les traits dynamiques de l'humain. Tels que la voix, la démarche, la frappe et la signature.

De plus, il semble que la biométrie sera et soit une composante dominante du monde et un nombre remarquablement croissant de systèmes de biométrie ont été développés pour satisfaire les besoins de recherche et commerciaux. Les systèmes biométriques ont été largement appliqués une variété de domaines gouvernementaux et privés en tant que technologie en ce qui concerne la sécurité et la commodité.

En outre, la biométrie a montré sa supériorité écrasante pour remplacer ou améliorer les méthodes d'identification traditionnelles, telles que les approches basées sur les jetons et les approches basées sur les connaissances [5].

1.3. Les modalités biométriques

Aucune biométrie unique ne pouvant répondre efficacement aux besoins de toutes les applications d'identifications. On peut classer les modalités biométriques en trois catégories :

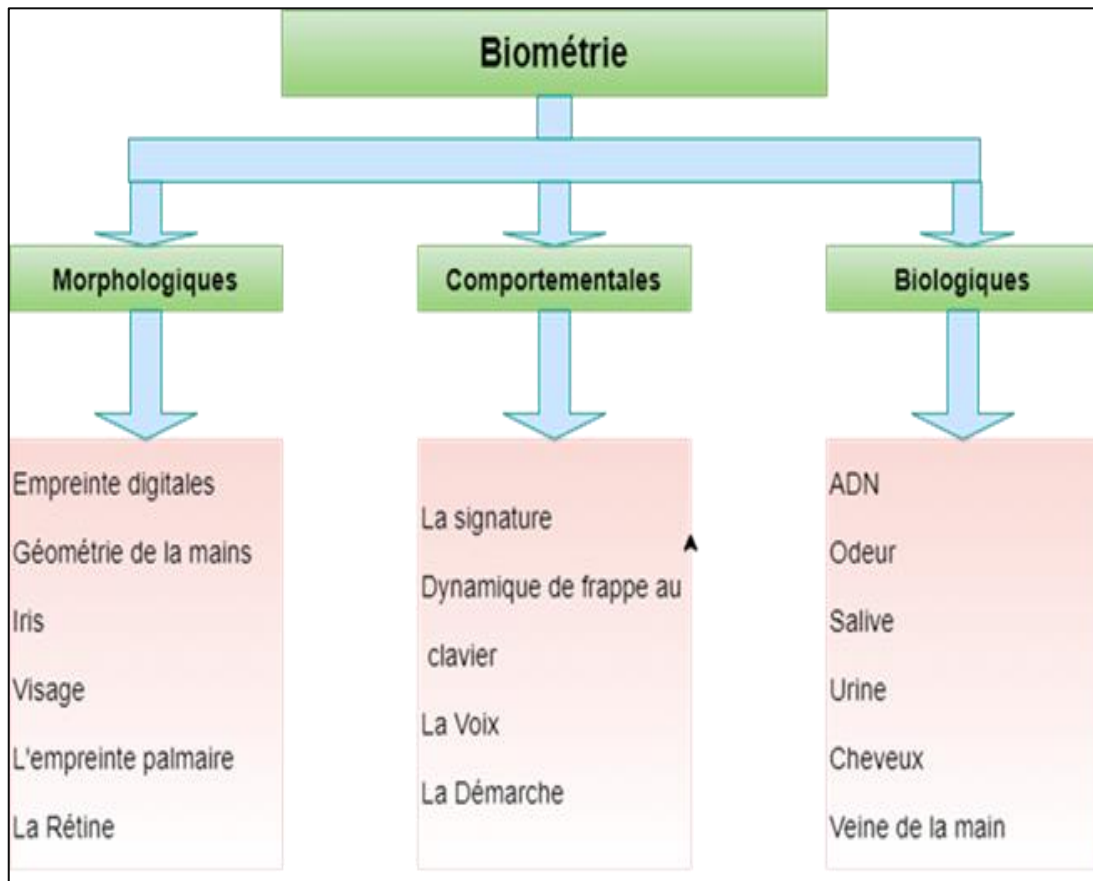


Figure 1..Les modalités biométriques.

1.3.1. Les modalités morphologiques

1.3.1.1. L'empreinte digitale

En biométrie, la reconnaissance des empreintes digitales reste la méthode la plus répandue. Une empreinte digitale est le dessin formé par un doigt sur un support suffisamment lisse pour qu'y restent marqués les dermatoglyphes. Les empreintes numériques sont spécifiques à chaque personne et chaque doigt possède sa propre empreinte. Nous pouvons définir les empreintes comme suit : une empreinte digitale est une impression produite par la transpiration, la graisse, l'huile ou l'encre présente dans les lignes de crêtes non uniformes contenues dans la partie supérieure de chaque doigt de main d'un être humain. Ces empreintes sont spécifiques à chaque personne. Même les jumeaux idéaux n'ont jamais les mêmes empreintes [6].

Il en existe trois types : les arcs, les verticilles et les boucles comme montre la figure (2).

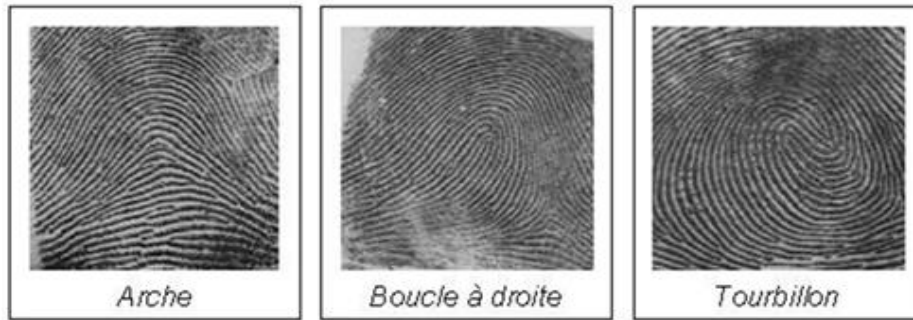


Figure 2. Les familles d'empreintes.

1.3.1.2. L'iris

Une biométrie basée sur l'iris, implique l'analyse des caractéristiques trouvées dans l'anneau coloré de tissu qui entoure la pupille [7].

Elle est considérée comme la méthode la plus précise pour l'identification et l'authentification. La reconnaissance par l'iris [8] est utilisée aussi dans le secteur financier pour les employés et les clients, dans les hôpitaux et dans les grands aéroports utilise un élément de caméra assez conventionnel et ne nécessite aucun contact étroit entre l'utilisateur et le lecteur. Ensuite, les caractéristiques sont extraites de l'image de l'iris et comparées à celles enregistrées dans la base de données.



Figure 3. L'iris.

1.3.1.3. La rétine

La biométrie rétinienne consiste à analyser la couche de vaisseaux sanguins située à l'arrière de l'œil. Cette technique consiste à utiliser une source de lumière de faible intensité à travers un coupleur optique pour scanner les motifs uniques de la rétine. Le balayage rétinien peut être assez précis, mais l'utilisateur doit regarder dans un récipient et se concentrer sur un point donné. Ce n'est pas particulièrement pratique si vous portez des lunettes, Cette technologie est considérée parmi les plus fiable toutefois elle est mal acceptée par les utilisateurs.

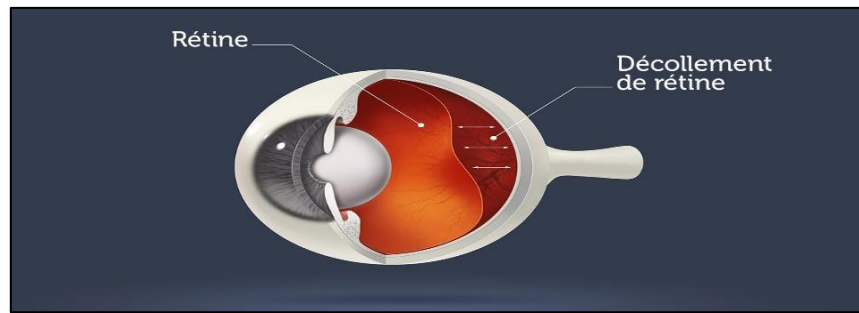


Figure 4. la rétine.

1.3.1.4. Le visage

Le développement de systèmes biométriques basés sur la reconnaissance de la forme du visage est des plus récents [9]. Pour reconnaître une personne [10]. Les caractéristiques qui servent à la reconnaissance du visage sont : les yeux, la bouche, la forme du visage (contour), etc. Dans un système de reconnaissance faciale, la photo d'une personne est prise volontairement ou involontairement à l'aide d'une caméra. Puis, À partir de la photo, on extrait un ensemble de caractéristiques spécifiques à chaque personne (le tour du visage, la position des oreilles, les coins de la bouche, l'écartement des yeux et la taille de la bouche). Ces systèmes ont la capacité de faire face aux techniques de spoofing comme [11]. Le port de lunettes, la barbe, le maquillage, etc. Détection rapide par personne de sécurité.



Figure 5.. Reconnaissance du visage

1.3.1.5. La voix

Avec cette méthode cette modalité, on peut analyser et reconnaître la voix humaine [12]. La reconnaissance vocale repose sur les caractéristiques uniques de la voix d'une personne, telles que la fréquence, le timbre, le débit de parole et l'intonation. Ces caractéristiques vocales sont capturées et analysées pour créer un modèle biométrique permettant d'identifier de manière fiable un

individu. Les systèmes de reconnaissance vocale utilisent des algorithmes sophistiqués pour comparer les caractéristiques vocales d'une personne avec celles stockées dans une base de données afin de vérifier son identité [13].

La reconnaissance vocale offre un haut niveau de sécurité et d'unicité, ce qui en fait une modalité précieuse pour diverses applications telles que la sécurité des transactions financières, le contrôle d'accès et l'authentification des utilisateurs. Cette technologie biométrique continue de faire l'objet de recherches et d'améliorations constantes pour renforcer sa fiabilité et son efficacité.



Figure 6. Spectre d'un signal voix.

1.3.1.6. La géométrie de la main

Cette technique utilise la surface intérieure de la paume pour l'identification et/ou la vérification des personnes (Figure 7). Elle est bien adaptée pour les systèmes à moyenne sécurité telle que le contrôle d'accès physique ou logique [14]. De plus, ce capteur coûte très cher par rapport aux autres modalités. Tous ces inconvénients réduisent l'utilisation de cette technique biométrique.



Figure 7. Géométrie de la main.

1.3.2. Les modalités comportementales

1.3.2.1. L'écriture (signature)

Il s'agit d'un document personnel d'une personne, la vérification de sa signature repose sur deux méthodes :

Mode statique : En vérifiant la signature statique, on se concentre principalement sur les formes géométriques de la signature. En général, la signature est normalisée à une taille connue, puis décomposée en éléments simples.

Mode dynamique : Il se sert des propriétés dynamiques comme l'accélération, la vitesse et les profils de trajectoire de la signature [15].



Figure 8 .Signature.

1.3.2.2. Dynamique de frappe au clavier

La dynamique de frappe au clavier est une méthode qui permet de confirmer l'identité des personnes en se basant sur leur manière de manier un clavier. Cette méthode repose sur des informations détaillées qui décrivent précisément quand chaque touche a été pressée et relâchée [16]. En utilisant des algorithmes qui analysent le temps d'appui sur chaque touche et les intervalles entre les pressions, un profil de frappe est établi pour chaque utilisateur, servant de référence pour l'authentification ultérieure. Cette technique sont assez satisfaisantes, mais restent statistiques.



Figure 9. La dynamique de la frappe (au clavier).

1.3.2.3. Analyse de la démarche

Il s'agit de distinguer une personne à travers sa manière de marcher et de se déplacer. Les gens montrent de différents traits tout en marchant comme le maintien du corps, la distance entre les deux pieds, la position des joints tels que les genoux et les chevilles et les angles de balancement [17] ce qui aide de manière significative à les identifier. L'intérêt de cette technologie réside dans la capacité d'identifier une personne à distance.

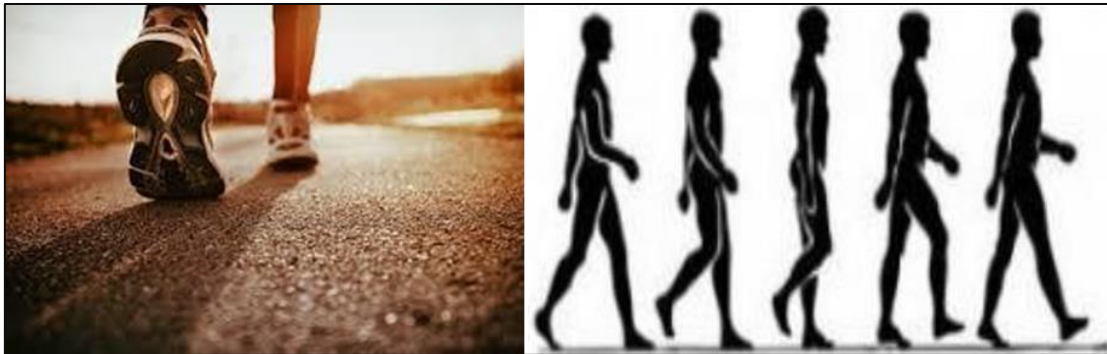


Figure 10. La démarche.

1.3.3. Les modalités biologiques

1.3.3.1. L'odeur

L'odeur est l'une des caractéristiques biométriques comportementales qui peut être utilisée pour l'identification et l'authentification. Les composants chimiques présents dans la sueur, la respiration et d'autres sources peuvent être utilisés pour créer un profil olfactif unique pour chaque personne. Cependant, l'utilisation de l'odeur comme biométrie comportementale est encore en développement et n'est pas largement utilisée dans les systèmes d'authentification actuels.

1.3.3.2. Analyse de l'ADN

L'A.D.N. (Support matériel de l'hérédité) Cette analyse est basée sur les caractéristiques biologiques des individus (ADN, salive, Odeur. . .). Ce type de biométrie est très complexe à mettre en œuvre dans un système habituel de reconnaissance et n'est utilisé que dans un cas extrême nécessité (ex : Enquête criminelle, test de paternité, etc....) L'empreinte génétique est la marque biologique la plus sûre du monde. La méthode la plus précise pour déterminer l'identité de la personne. Il est impossible de trouver deux personnes qui ont le même ADN [18]. L'avantage de cette méthode est qu'elle est unique et permanente tout au long de sa durée de vie.

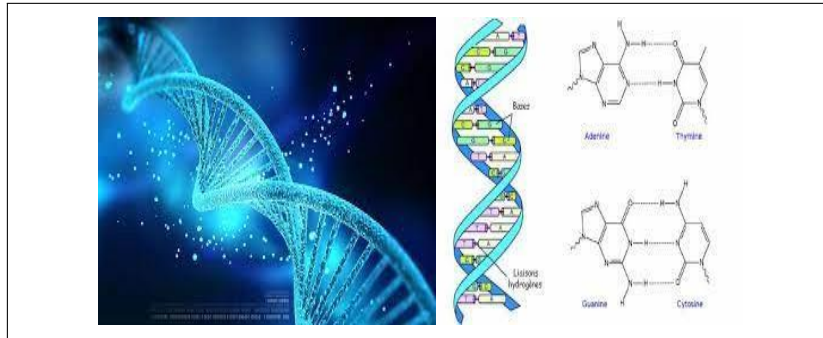


Figure 11. L'A.D.N.

1.3.3.3. Veines de la main

La biométrie des veines de la main sont des technologies de reconnaissance qui utilisent les veines de la main pour identifier une personne. Ces systèmes fonctionnent en scannant les veines de la main et en utilisant des images infrarouges pour créer un modèle veineux unique pour chaque individu. La biométrie des veines de la main est considérée comme une modalité fiable et sûre, car les veines de la main sont uniques à chaque personne et restent constantes dans le temps.

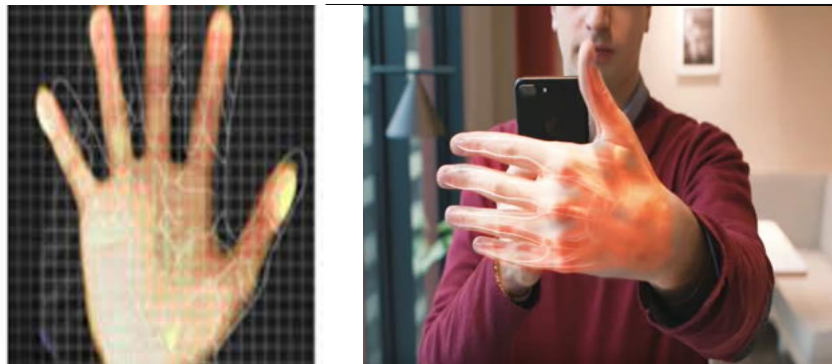


Figure 12.les Veines de la main.

1.4. Les caractéristiques biométriques

Les modalités biométriques doivent être déterminées par certaines caractéristiques. Parmi les propriétés d'une modalité biométrique, on trouve [19].

- **Universelles** : mesurables sur chaque individu.
- **Uniques** : différents entre-deux individus.
- **Permanentes** : invariables dans le temps.
- **Mesurables** : non coûteuse et non intrusives.
- **Précises** : peu de confusion entre individus

Les caractéristiques biométriques ne possèdent pas toutes ces propriétés, ou les possèdent mais à des degrés différents. Le tableau ci-dessous, extrait de [20], compare les principales modalités biométriques :

Techniques biométriques	universelles	uniques distinctif	permanente	enregistrable mesurable	performance acceptabilité
Empreintes digitale	Moyenne	Haute	Haute	Moyenne	Moyenne
Visage	Haute	Faible	Moyenne	Haute	Haute
Iris	Haute	Haute	Haute	Moyenne	Faible
Rétine	Haute	Haute	Moyenne	Faible	Faible
ADN	Haute	Haute	Haute	Faible	Faible
Signature	Faible	Faible	Faible	Haute	Haute
Vois	Moyenne	Faible	Faible	Moyenne	Haute
Démarche	Moyenne	Faible	Faible	Haute	Haute
Frappe clavier	Faible	Faible	Faible	Moyenne	Moyenne
Veines de main	Moyenne	Moyenne	Moyenne	Moyenne	Moyenne

Figure 13. Comparaisons entre les modalités biométriques

1.5. Le système biométrique

1.5.1. Définition de système biométrique

Un système biométrique est essentiellement un système qui acquiert des données biométriques d'un individu, puis compare un ensemble de caractéristiques extraites à partir de ces données à un ensemble de données stockées au préalable pour pouvoir enfin exécuter une action ou prendre une décision à partir du résultat de cette comparaison

1.5.2. Architecture d'un système biométrique

L'architecture d'un système biométrique se compose de six modules :

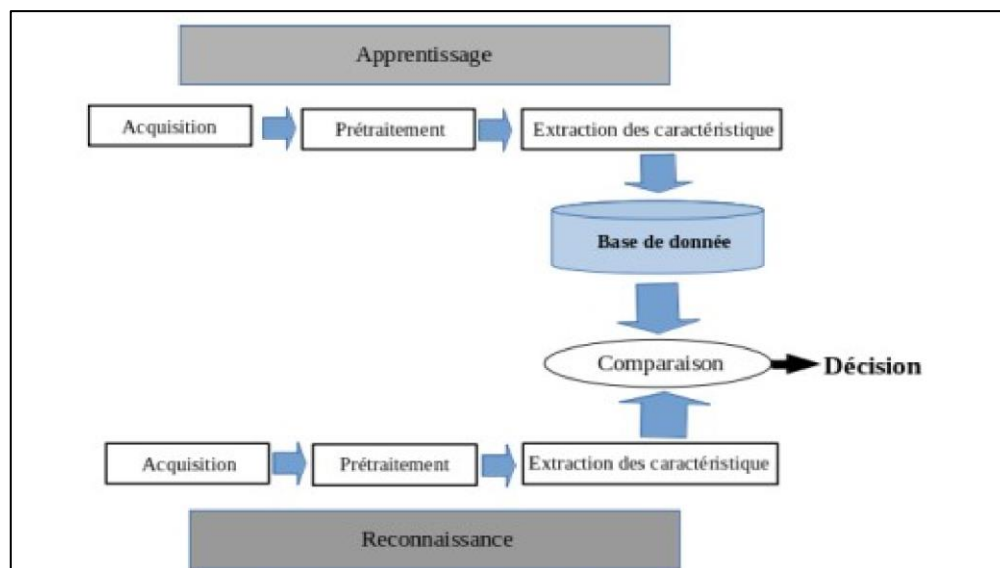


Figure 14. Architecture d'un système biométrique.

1.5.3. Les modules d'un système biométrique

Quatre modules principaux peuvent être utilisés pour représenter un système biométrique :

1. Module capteur biométrique

Il est responsable de l'obtention des données biométriques d'un individu. Au moyen d'un capteur biométrique approprié (appareil photo, appareils photo numériques pour lecteur d'empreintes digitales, caméra de sécurité, etc... [23]).

2. Le module d'extraction de caractéristiques

Prend en entrée les données biométriques acquises par le module de capture et extrait seulement l'information pertinente afin de former une nouvelle représentation des données. Cette nouvelle représentation doit être pertinente et idéalement unique pour chaque personne.

3. Le module de correspondance

Les caractéristiques extraites sont comparées au modèle enregistré dans la base de données du système et le degré de similitude (ou de divergence) entre les deux est déterminé.

4. Le module de décision

Vérifie l'identité affirmée par un utilisateur ou détermine l'identité d'une personne basée sur le degré de similitude entre les caractéristiques extraites et le(s) modèle(s) stocké(s).

1.5.4. Fonctionnement d'un système biométrique

Les systèmes biométriques peuvent fournir deux modes de fonctionnement, l'apprentissage (l'enrôlement), la reconnaissance (vérification et identification).

A. Apprentissage (ou L'enrôlement)

Dans tous les systèmes biométriques, la première étape consiste à introduire un nouveau modèle dans le module de stockage (Base de données). Cet enregistrement peut s'accompagner par l'ajout d'information biographique dans la base de données [21].

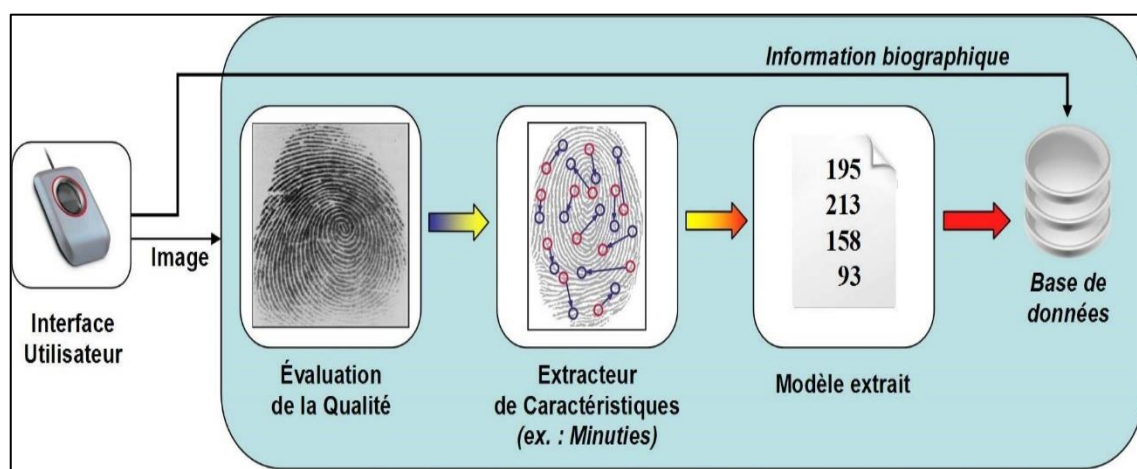


Figure 15. Enrôlement d'une personne dans un système biométrique.

B. La reconnaissance :

c'est le processus de vérification qu'un modèle est existant dans le module de stockage et qui permet l'identification de l'individu (comparaison). Les systèmes de reconnaissance biométriques opèrent en deux modes: Identification et Authentification (vérification):

Mode Authentification :

L'authentification permet de répondre à la question : «Etes-vous bien celui que vous prétendez être ?» Dans ce cas, le système compare la donnée de test (de la personne de test) avec la donnée biométrique stockée dans la base de données pour vérifier l'identité déclarée. Dans ce genre de système, la comparaison n'est faite qu'une fois et sert ensuite à prendre une décision à partir de la sortie du module de comparaison, appelée aussi one-to-one (1:1) (voir Figure.16).

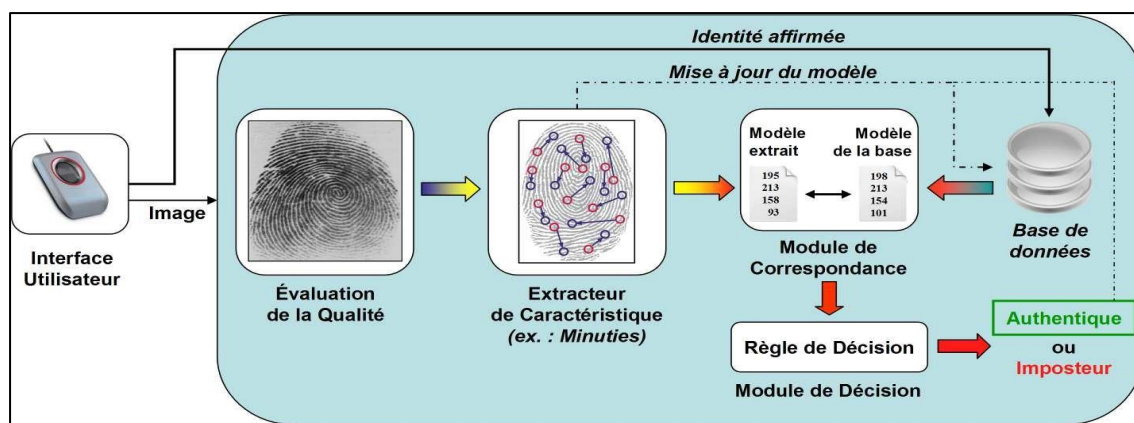


Figure 16..Authentification d'un individu dans un système biométrique.

Mode identification :

L'identification permet de répondre à la question. « Qui êtes-vous ? ». Dans cette situation, le système effectue une comparaison entre les données de test et toutes les références stockées dans la base de données, puis prend une décision en fonction de la sortie du module de comparaison. (Voir Figure.17), appelée aussi one-to- many (1 : N).

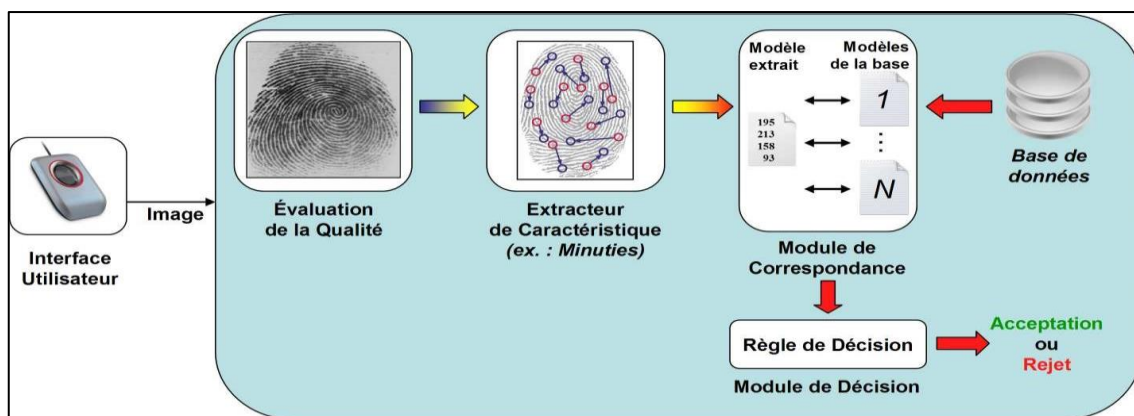


Figure 17. Identification d'un individu dans un système biométrique.

Ces deux procédés de reconnaissance font appel à des solutions techniques différentes.

- Il est généralement nécessaire d'avoir **une base de données centralisée** pour l'identification, ce qui permet de comparer les données biométriques de plusieurs individus.
- L'authentification peut se passer d'une telle base de données centralisée. Il est possible d'enregistrer les données sur **un support décentralisé**, tel que nos cartes à microprocesseurs.

1.5.5. Evaluation et mesure de performance

La performance d'un système biométrique est un élément essentiel à prendre en compte dans le choix d'un système. Il existe deux manières de présenter les performances d'un système biométrique selon le mode de fonctionnement l'application soit du type authentification ou identification.

A. En mode vérification [Authentification]

Il nous faut définir clairement trois critères principaux [22] :

1. **Le FRR ou le TFR (Taux de Faux Rejets) :** Ce taux représente le pourcentage de personnes censées être reconnues mais qui sont rejetées par le système.

$$FRR = \frac{\text{Nombre de clients rejetés}}{\text{Nombre total d'accès clients}} \quad (1.1)$$

2. **Le FAR ou le TFA (Taux de Fausse Acceptation) :** Ce taux représente le pourcentage de personnes censées ne pas être reconnues mais qui sont tout de même acceptées par le système.

$$FAR = \frac{\text{Nombres des imposteurs acceptés}}{\text{Nombre tota d'accès imposteurs}} \quad (1.2)$$

3. **Le taux d'égale erreur (« Equal Error Rate » ou EER) :** C'est le taux calculé à partir des deux premiers critères et constitue un point de mesure de performance courant. Ce point correspond à l'endroit où $FRR = FAR$, donc le meilleur compromis entre les faux rejets et les fausses acceptations.

- La figure suivante illustre le FRR et le FAR à partir de distributions des scores authentiques et imposteur

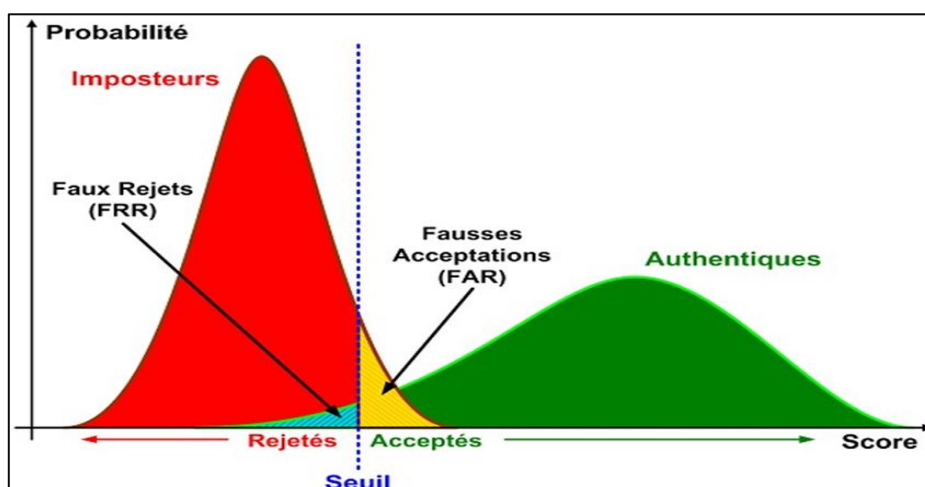


Figure 18..Illustration du FRR et du FAR.

-Lorsque le système dans ce mode, la courbe la plus couramment utilisée est appelée **courbe ROC** (“Receiver Operating Characteristic” en anglais). Une courbe ROC (voir la figure19). Elle représente la variation de taux FRR en fonction du taux de FAR. C’est une courbe strictement décroissante dont le taux d’égale erreur peut être facilement identifiable puisqu’il s’agit de l’intersection de cette courbe avec la droite d’équation $y = x$.

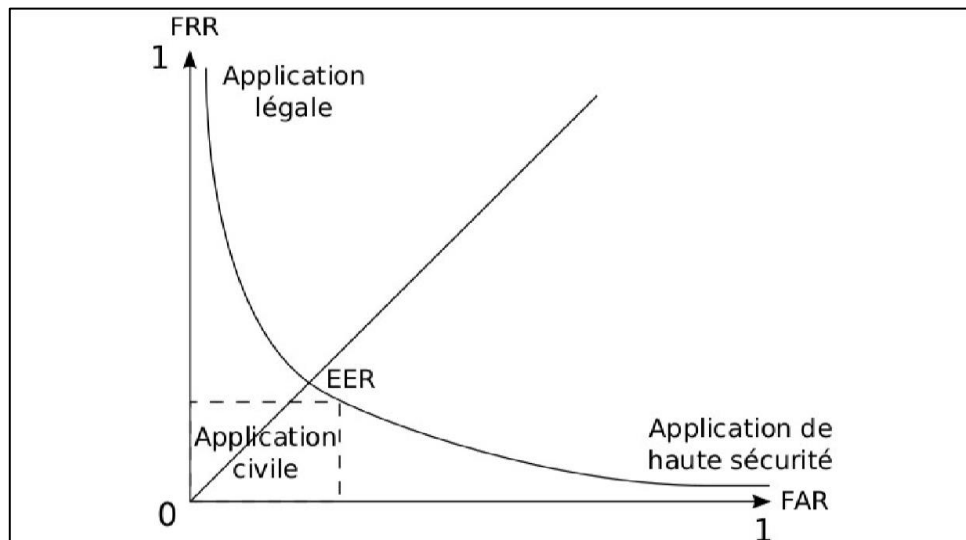


Figure 19. Courbe ROC.

B. En mode Identification

Dans le cas d’un système utilisé en mode identification, les performances sont mesurées par le pourcentage des personnes bien reconnues par rapport au nombre de tests, appelé le **Taux d’Identification (TID)** qui est définie par la formule suivante :

$$TID = \frac{\text{Nombre de tests qui ont conduit a une bonne identification}}{\text{Nombre totales de tests}} \quad (1.3)$$

-La courbe la plus utilisée un teste d’identification est appelée **courbe CMC** (Cumulative Match Characteristics). La courbe CMC (Figure.20). Donne le pourcentage de personnes reconnues en fonction du rang [23]. Le rang est une variable définissant à partir de quand l’identification d’un individu est réalisée avec succès. On dit qu’un système reconnaît au rang 0 (ou 1 selon les conventions) lorsqu’il choisit la plus proche image comme résultat de la reconnaissance. On peut donc dire que plus le rang augmente, plus le système est moins fiable.

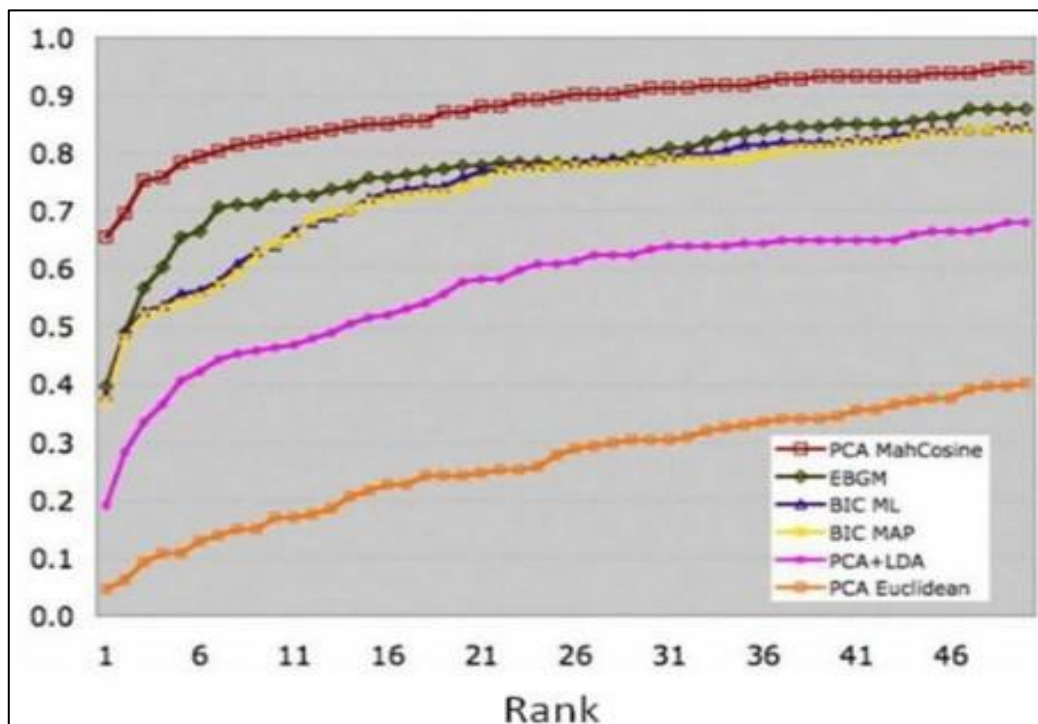


Figure 20. Exemple de courbes CMC pour différents algorithmes de reconnaissance faciale.

1.6. Domaines d'applications

Différentes façons d'utiliser un système biométrique existent. On peut classer ces applications en trois catégories :

1. Applications commerciales

Telles que l'ouverture de réseau informatique, la sécurité de données électroniques, l'e-commerce, l'accès Internet, la carte de crédit, le contrôle d'accès physique, le téléphone cellulaire, la gestion des registres médicaux, l'étude à distance, etc.

2. Applications gouvernementales

Telles que la carte nationale d'identifications, le permis de conduite, la sécurité sociale, le contrôle de passeport, etc.

3. Applications légales

Telles que l'identification de corps, les enquêtes criminelles, l'identification de terroriste.etc

1.7. Conclusion

Dans ce premier chapitre, après une introduction générale à la biométrie, nous avons présenté les différentes modalités d'un système biométrique et les caractéristiques biométriques. Ensuite, nous avons examiné l'architecture et le principe de fonctionnement des systèmes biométriques, ainsi que l'évaluation et la mesure de leurs performances. Enfin, nous avons exploré leurs domaines d'application.

Chapitre 2

Les modalités biométriques de la main

2. *Les modalités biométrique de la main*

2.1. Introduction

De nos jours, il est important de choisir la meilleure biométrie en fonction de la technologie pour appliquer la meilleure sécurité. La main est très intéressante, car elle possède de nombreuses caractéristiques uniques, qui peuvent être extraites et utilisées pour la biométrie. La main est unique - cette particularité a été prouvée dans toute les années où les modalités biométriques de la main sont utilisées.

La biométrie de la forme de la main est l'ensemble des techniques utilisées pour établir l'identité d'une personne en utilisant la silhouette de la main de la personne et/ou des caractéristiques géométriques (p. ex., longueurs des doigts, largeurs, zones, ratios, etc.) dérivées de celle-ci. Dans la littérature biométrique, les systèmes de forme de main comprennent généralement tous les systèmes utilisant des informations extraites d'une silhouette de main, tandis que la géométrie de la main se réfère uniquement aux systèmes qui utilisent des caractéristiques géométriques clairsemées. Un système biométrique de forme de main typique utilise un appareil photo ou un scanner pour capturer l'image de la main d'une personne et la compare aux informations stockées dans une base de données pour établir l'identité. Outre l'identification des personnes, l'imagerie de la main a également été utilisée pour dériver des modèles statistiques de formes biologiques et pour guider les tâches d'IHC basées sur les gestes.

2.2. La physiologie de la main et la biométrie

Les traits biométriques basés sur la main peuvent être divisés en deux grandes catégories principales [24] : Les unes appartenant à la partie palmée et les autres à la partie dorsale de la main.

2.2.1. La région palmée

La première recouvre les zones proches de la paume. Les caractéristiques biométriques couramment utilisées provenant de cette partie de la main sont :

- L'empreinte digitale (finger print).
- L'empreinte palmaire (palmprint).

- Les réseaux veineux (palm vein, finger vein).
- Les motifs d'articulation de doigt sur la face de la paume de la main (Finger print IKP).

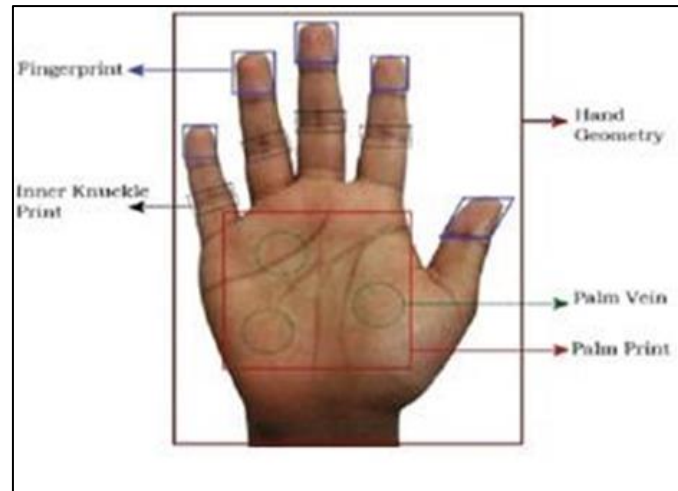


Figure 21. La partie palmaire de la main.

2.2.2. La région dorsale

La partie dorsale de la main se situe derrière la partie palmaire et la majorité des modalités biométriques utilisables de cette partie sont les suivantes :

- La morphologie de la main (hand geometry or shape).
- Géométrie des doigts (finger geometry).
- Les réseaux veineux (dorsal hand vein).
- Les motifs d'articulation du doigts sur la partie dorsale de la main (Finger dorsal Knuckle print FKP).

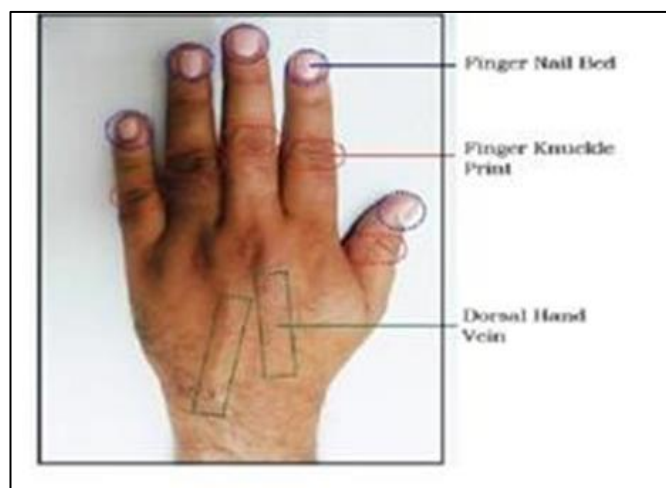


Figure 22.. La partie dorsale de la main.

2.3. Avantage de la biométrie de la main

La biométrie de la forme de la main est attrayante pour les raisons suivantes :

- La forme de la main peut être capturée de manière relativement pratique et non intrusive en utilisant des capteurs peu coûteux [25].
- L'extraction des informations de forme de main ne nécessite que des images à faible résolution et les modèles utilisateur peuvent être stockés efficacement.
- Cette modalité biométrique est plus acceptable pour le public principalement parce qu'elle manque de connotation criminelle [26].
- Des caractéristiques biométriques supplémentaires telles que les empreintes digitales et les empreintes digitales peuvent être facilement intégrées à un système biométrique existant basé sur la forme des mains [27].

2.4. Les modalités biométriques de la main

Plusieurs méthodes de reconnaissance de la main ont été avancées, détaillant les diverses composantes qui la rendent unique pour chaque individu. Ce passage aborde quelques-unes de ces caractéristiques, telles que la forme, la géométrie, l'empreinte palmaire et les doigts.

2.4.1. Empreintes digitales

Les dermatoglyphes, également connus sous le nom d'empreintes digitales, se composent de lignes, de bifurcations et de points qui créent des motifs uniques à chaque individu [28] [29]. L'analyse des empreintes digitales se concentre sur leurs minuties, des points précis représentant les détails les plus significatifs. Ces minuties se divisent en trois types principaux : la fin de la crête, la bifurcation et les points. Les bifurcations sont des points où une crête se sépare en deux, tandis que les points sont des crêtes significativement plus courtes que les autres comme le montre la Figure 23 :

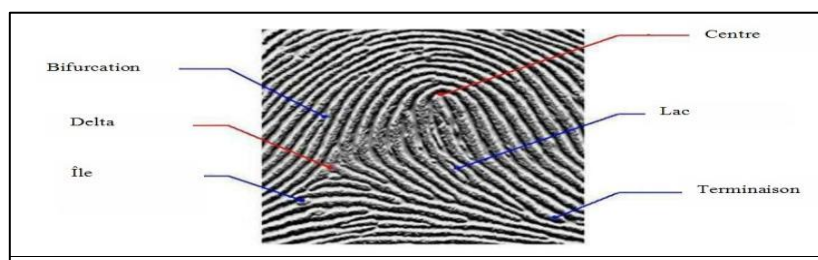


Figure 23. Représentation d'une empreinte digitale.

C'est ainsi que les scientifiques ont élaboré un système fiable pour comparer les empreintes digitales, en recherchant entre huit et seize caractéristiques distinctes [30]. Par exemple, aux États-Unis, deux empreintes digitales sont considérées comme identiques si huit points caractéristiques correspondent. L'IAFIS, abréviation anglaise de « Integrated Automated Fingerprint Identification System » du FBI, est l'un des exemples les plus médiatisés de l'utilisation de la biométrie des empreintes digitales, notamment dans le programme US-VISIT où chaque visiteur doit fournir ses empreintes digitales pour vérification à l'entrée et à la sortie des États-Unis, à quelques exceptions près pour les Canadiens et les Mexicains. Pour que les minuties puissent être extraites, l'image de l'empreinte digitale doit subir un prétraitement. Ce prétraitement se divise en trois étapes : amélioration de la qualité de l'image, binarisation et clarification de l'image, et enfin extraction des minuties à partir de cette dernière [31].

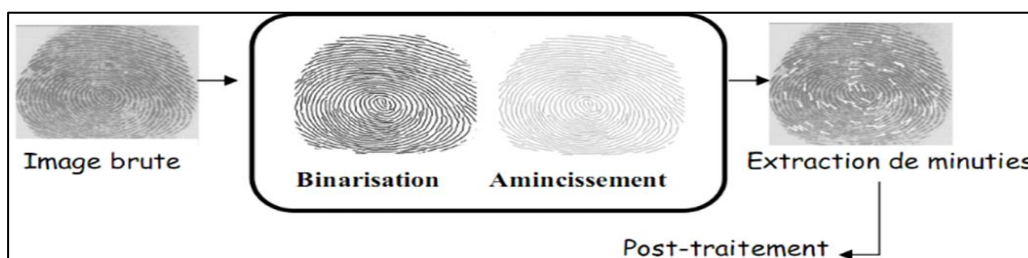


Figure 24. Les étapes de prétraitement de l'image d'empreinte digitale.

2.4.2. Empreintes palmaires (palmprints)

La reconnaissance de l'empreinte palmaire représente l'une des méthodes biométriques les plus efficaces, se basant sur la texture unique de la paume de la main [32] [33]. Des recherches récentes ont démontré que les caractéristiques distinctives telles que les lignes principales et les rides présentes dans l'image de l'empreinte palmaire sont uniques à chaque individu. Généralement, la plupart des personnes présentent trois lignes principales, nommément la ligne du cœur, la ligne de tête et la ligne de vie, tandis que les rides, particulièrement celles entourant les lignes principales, contribuent également à la singularité de l'empreinte palmaire, comme illustré dans la Figure 25

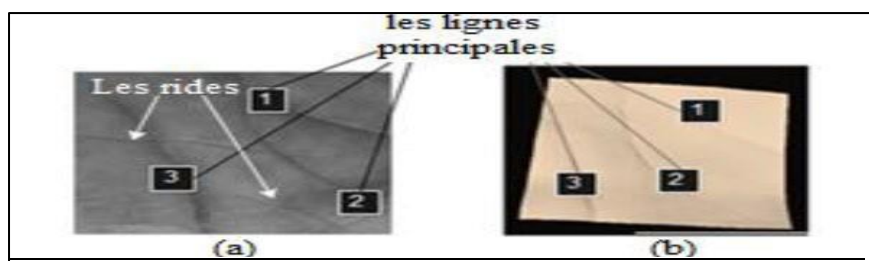


Figure 25. Empreinte palmaires : (a) 2D (b) 3D.

2.4.3. Empreintes des articulations des doigts

L'empreinte des articulations des doigts FKP représente une modalité biométrique novatrice, capable d'identifier efficacement les individus en se basant sur les lignes et les textures présentes à la surface externe du doigt. Ces caractéristiques linéaires et texturées se révèlent hautement discriminantes, étant donné leur stabilité relative et leur constance tout au long de la vie comme illustré dans la Figure 26 [34] [35].

Les systèmes biométriques peuvent tirer parti de la modalité FKP en raison de divers avantages. Tout d'abord, l'acquisition de données est relativement simple et économique grâce à l'utilisation de caméras commerciales à faible résolution. Deuxièmement, les systèmes d'accès basés sur le FKP sont hautement adaptés à une utilisation intérieure et extérieure, et peuvent fonctionner efficacement même dans des conditions météorologiques extrêmes et un éclairage médiocre. Troisièmement, les caractéristiques FKP des adultes sont plus stables dans le temps et ne subissent pas de changements significatifs. Enfin, les informations biométriques basées sur le FKP sont extrêmement fiables et permettent une reconnaissance précise parmi un ensemble de personnes [36].



Figure 26. Empreintes des articulations des doigts.

2.4.4. La géométrie de la main

Cette méthode implique d'étudier la forme de la main, telles que sa longueur, sa largeur, sa hauteur, la courbure des doigts... etc. [37] Cette méthode est récente, facile à utiliser et largement acceptée par les utilisateurs qui respectent les guides des capteurs. (LEDs infrarouge, des appareils photos numériques) pour qu'ils bien positionner leurs doigts, ce qui rend ainsi la détection / la segmentation plus aisée, cependant ce type de système peut être trompé par de véritable jumeau ou même par des individus ayant des formes de la main similaires. Cette technologie offre un niveau raisonnable de précision est relativement facile à utiliser.

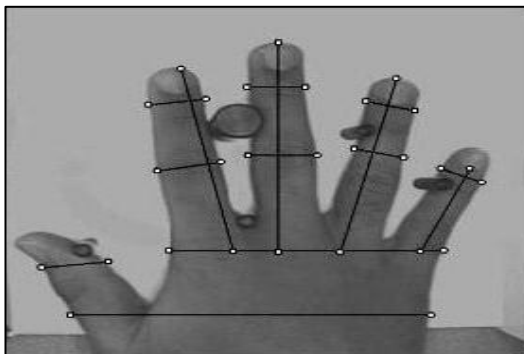


Figure 27. Géométrie de la main.

2.4.5. Lit d'ongle

Une technologie émergente actuellement en développement concerne la reconnaissance des ongles. Cette approche repose sur l'analyse du lit d'ongle, une méthode cruciale dans ce domaine. Le lit d'ongle est une couche épidermique parallèle située sous l'ongle et s'étendant au-dessus pendant sa croissance, se manifestant sous forme de crêtes à sa surface externe [38]. En Biometrics est à l'avant-garde de cette technologie, utilisant une puce RFID. Cette puce est conçue pour détecter les propriétés électriques de l'ongle et des tissus sous-jacents, offrant ainsi une reconnaissance personnalisée.

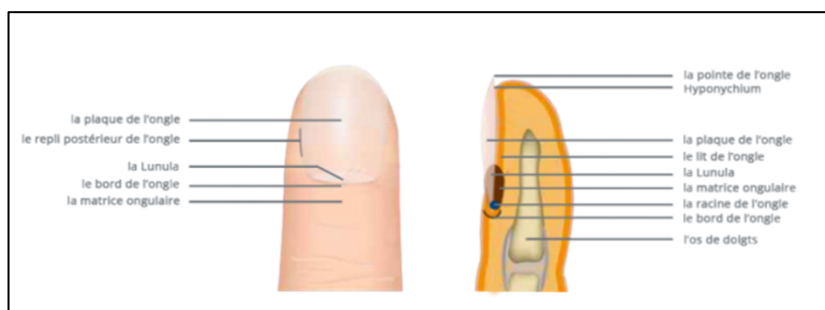


Figure 28. Biométrie du lit d'ongle

2.5. Pourquoi la biométrie des veines de la main ?

Les principaux avantages sont :

- **Identification d'un corps vivant** : Il n'est possible de reconnaître les veines de la main que sur un être vivant, lorsque les globules rouges circulent dans les veines. Par conséquent, il n'y aura aucune manipulation.
- **Sans contact** : C'est-à-dire qu'elle ne laisse pas de traces contrairement aux empreintes digitales, donc impossible de l'imiter.

- **Propre à chaque individu** : Même les jumeaux réels présentent une biométrie distincte.
- **Durable** : Il ne change pas au fil du temps, contrairement au visage, à la voix ou à l'iris. En plus, c'est une caractéristique interne impossible à changer.

2.6. Domaines d'application de la biométrie des veines de la main

La biométrie des veines de la main est un domaine d'application qui a connu un développement significatif dans les dernières années. Les recherches dans ce domaine ont abouti à la création de systèmes de reconnaissance biométrique robustes et précis, qui peuvent être utilisés dans divers domaines, notamment :

1. **Sécurité et identification** : Les systèmes de reconnaissance biométrique basés sur les veines de la main peuvent être utilisés pour l'identification et la vérification des personnes, ce qui est particulièrement utile dans les domaines de la sécurité, de la défense et des services de police.
2. **Médecine et santé** : Les caractéristiques des veines de la main peuvent être utilisées pour estimer l'âge des individus immatures, ce qui est important dans le domaine de la médecine légale et de la santé publique.
3. **Technologie et sécurité** : Les systèmes de reconnaissance biométrique basés sur les veines de la main peuvent être utilisés pour sécuriser les accès et les données, ce qui est essentiel dans les domaines de la technologie et de la sécurité.
4. **Recherche et développement** : Les recherches dans ce domaine peuvent aider à améliorer les techniques de reconnaissance biométrique et à développer de nouveaux systèmes de sécurité et d'identification.
5. **Applications industrielles** : Les systèmes de reconnaissance biométrique basés sur les veines de la main peuvent être utilisés dans divers domaines industriels, tels que la production, la logistique et la gestion des ressources humaines.

2.7. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons approfondi l'analyse de la biométrie de la main. Nous avons discuté les différents aspects et modalités de la biométrie de la main. Nous avons également discuté les diverses catégories des modalités de la biométrie de la main. Et à la fin, nous avons vu les domaines d'application de la biométrie des veines.

Chapitre 3

Description d'un système d'identification

3. Description d'un système d'identification

3.1. Introduction

Nous devons donc étudier les caractéristiques physiologiques et comportementales de l'individu. Dans cette étude, nous examinons l'identification des individus à l'aide des veines de la main, qui constitue une méthode biologique valide pour analyser les structures des veines de la main.

Dans ce chapitre, nous allons exposer. L'identification des personnes par les veines de la main, nous présentons les différentes étapes qui constituent un système d'identification compris le prétraitement, l'extraction de caractéristiques et la classification.

3.2. Système d'identification

Les systèmes de reconnaissance de formes peuvent exister sous des formes infinies, traiter les problèmes dans de nombreux domaines et utilisant des méthodes différentes pour atteindre leurs objectifs. Malgré cela, la plupart, sinon la totalité, des systèmes tendent à suivre la même structure générale.

Le système d'identification se compose de quatre étapes :

- L'acquisition (base de données).
- Le prétraitement (exemple : filtre gaussien, laplacien...).
- L'extraction des caractéristiques (exemple : LPQ, BSIF...).
- La classification (exemple : SVM, KNN...).

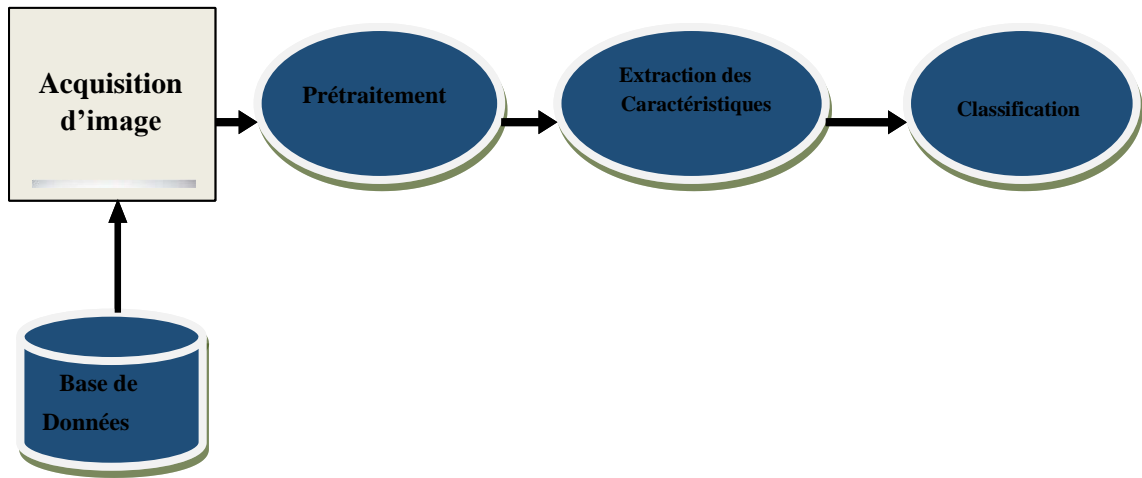


Figure 29. Schéma synoptique de système d'identification biométrique.

3.3. Principe de biométrie des veines de la main

Acquisition des données : Dans cette étape, les données biométriques des clients sont collectées. Différentes méthodes industrielles peuvent être employées pour l'acquisition, comme l'utilisation d'un appareil photo, d'un lecteur d'empreintes digitales, etc... [39]. Le lecteur biométrique est constitué d'un dispositif émettant une lumière infrarouge et d'un capteur prenant en compte une image reflétée :

En lumière visible, les veines ne sont pas apparentes. En effet, une multitude d'autres facteurs, y compris les caractéristiques de surface comme les taupes, verrues, les cicatrices, pigmentation et les cheveux peuvent aussi masquer l'image [40]. Heureusement, l'utilisation de la lumière infrarouge élimine la plupart des caractéristiques de surface non désirées.

Les paramètres nécessaires pour garantir une excellente qualité des données sont présentés ci-dessous. [41] :

- La lumière du jour influe sur la qualité de l'image obtenue sauf dans le cas d'absence de filtre IR.
- La température de l'environnement influe également. Elle doit être ambiante, ni trop chaude ni trop froide par rapport aux environs de la température du corps humain.
- La distance entre le capteur et l'objet doit être suffisante pour avoir une bonne acquisition.
- En fonction des autorisations d'accès horaires préprogrammés, le lecteur active l'ouverture de l'accès [42].

3.4. Reconnaissance des veines de la paume (palm vein)

La reconnaissance des veines de la paume est une méthode biométrique d'authentification qui utilise des méthodes de reconnaissance des motifs basées sur des images de veines des doigts sous la peau. La reconnaissance des doigts dans les veines est l'une des nombreuses formes de biométrie utilisées pour identifier les individus et vérifier leur identité.

ROI Extraction

Cette étape-là plus importante est l'extraction de la région d'intérêt ROI (Région of Interest). L'image de la veine de la main présente des zones indésirables (arrière-plan de l'image) ainsi que la zone de valeur dans l'image. La zone de valeur s'appelle ROI, et l'extraction de ROI est le traitement permettant de l'image capturée et de supprimer le fond de l'image [43].

3.4.1. Prétraitement

Avant l'extraction des caractéristiques, il est nécessaire de prétraiter les données du dispositif de capteur d'image. Le prétraitement d'images a pour objectif de fournir une image de région d'intérêt (ROI) robuste pour l'extraction de caractéristiques. La qualité de l'image de la veine de la main est essentielle pour assurer des performances optimales [44]. Voici quelques méthodes de prétraitement :

3.4.1.1. Filter Dog (Difference of Gaussians)

En science de l'imagerie, la différence des gaussiens (Dog) est un algorithme d'amélioration des fonctionnalités qui implique la soustraction d'une version floue d'une image originale d'une autre version moins floue de l'original. Il s'agit d'un filtre passe-bande qui rejette pratiquement toutes les fréquences spatiales présentes dans l'image d'origine en niveaux de gris. On obtient des images floues en combinant les images en niveaux de gris d'origine avec des noyaux gaussiens présentant des écarts types différents. Le flou d'une image à l'aide d'un noyau gaussien supprime uniquement l'espace à haute fréquence information. La soustraction d'une image de l'autre préserve les informations spatiales situées entre la plage de fréquences conservée dans les deux images floues [45].

À la première ; l'image est lissée par convolution avec un noyau gaussien d'une certaine
Largeur σ_1 :

$$G\sigma_1(X,Y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (3.4)$$

Obtenir :

$$g_1(x, Y) = G\sigma_1^* f(x, y) \quad (3.5)$$

Avec une largeur différente σ_2 , une seconde image lissée peut être obtenue :

$$g_2(x, Y) = G\sigma_2^* f(x, y) \quad (3.6)$$

Où : G : convolution avec un noyau gaussien d'une certaine largeur.

g : une image lissée gaussienne.

Nous pouvons montrer que la différence de ces deux images lissées gaussiennes, appelée Différence de gaussienne (Dog), peut être utilisée pour détecter les contours de l'image.

$$DOG = g_1(x, y) - g_2(x, y) = G\sigma_1^* f(x, y) - G\sigma_2^* f(x, y) = \{G\sigma_1 - G\sigma_2\} * f(x, y) = DOG * f(x, y) \quad (3.7)$$

Le Dog en tant qu'opérateur ou noyau de convolution est défini comme :

$$\nabla^2 = x(t_1, t_2) = \frac{\partial x(t_1, t_2)}{\partial^2 t_1} + \frac{\partial x(t_1, t_2)}{\partial^2 t_2} \quad (3.8)$$

Le Dog, en tant que distinction entre deux images filtrées passe-bas de manière différente, est en réalité un filtre passe-bande qui élimine les composants aux fréquences élevées représentant le bruit, ainsi que certaines composantes basses représentant les zones homogènes de l'image.

Il est supposé que les éléments de fréquence présents dans la bande passante sont liés aux bords des images.

3.4.1.2. Filtre laplacien

Dans le domaine du traitement d'image, le terme "filtre laplacien" fait généralement référence au filtre FIR 3×3 [46].

$$\begin{matrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{matrix} \quad (3.9)$$

Utilisé comme une approximation du premier ordre du Laplacien d'une fonction d'espace Continu sous-jacente supposée (x, y)

$$\nabla^2 E(x, y) = \frac{\partial^2 E(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 E(x, y)}{\partial y^2} \quad (3.10)$$

3.4.1.3. Technique de normalisation Tan et Triggs

L'objectif est de traiter préalablement les images pour les rendre résistantes/invariants aux variations d'éclairage en utilisant une étape de prétraitement. Dans cet algorithme, une série d'étapes est utilisée pour faire face aux effets de la variation d'éclairage, de l'ombrage local et des hautes lumières. Les algorithmes de prétraitement présentent généralement distorsion dans l'image, cependant le but est de préserver les caractéristiques distinctives de l'image. La chaîne de prétraitement comprend les étapes suivantes : Correction gamma, Différence de gaussien.

3.4.2. Extraction de caractéristiques

L'extraction de caractéristiques représente l'une des étapes les plus cruciales et les plus importantes, Pendant cette étape, la propriété quantifiable du trait biométrique de base est créée, appelée modèle, ce qui est utile pour identifier l'individu. Une technique d'extraction efficace des caractéristiques est une étape qui améliore la précision de la reconnaissance des veines des doigts. Sur cette base, nous disposons des méthodes d'extraction de paramètres :

3.4.2.1. Méthode binaire locale (LBP)

L'opérateur d'analyse de la texture LBP, introduite par Ojala et al [47]. Est une méthode efficace d'extraction des caractéristiques. Il extrait des informations des valeurs de pixel voisines et développe l'histogramme de l'image. Il s'agit d'un opérateur non paramétrique et décrit la structure spatiale locale d'une image. Il calcule un code binaire à partir de dérivées binaires de pixels puis trouve la différence du pixel central avec ses pixels voisins, arrange ces différences d'une forme ordonnée et finalement ce motif de bits est converti en valeur décimale qui est le nouveau code LBP pour le Pixel central [48] [. LBP est un moyen puissant de description de texture et parmi ses propriétés dans des applications réelles sont ses discriminatives puissances, simplicité

de calcul [49]. L'opérateur LBP de base fonctionne pour 3×3 pixels est décrite par le diagramme suivant :

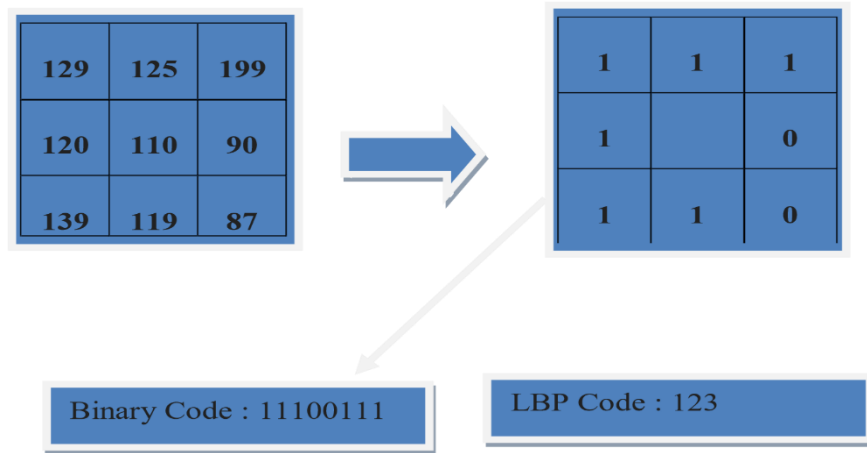


Figure 30. Opérateur LBP de base.

La figure ci-dessus montre des valeurs d'échelle de gris de 3×3 pixels et le code LBP est Calculé en utilisant la formule suivante :

$$LBP(x_c, y_c) = \sum_{n=0}^7 s(i_n - i_c)2^n \tag{3.11}$$

$$s(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } (x \geq 0) \\ 0 & \text{if } (x < 0) \end{cases} \tag{3.12}$$

Ici x_c et y_c montrent la position du pixel central, i_n et i_c sont des valeurs d'échelle de gris des pixels environnants et du pixel central respectivement.

3.4.2.2. Local line binary pattern (LLBP)

Le modèle binaire de ligne local (LLBP) est dérivé du modèle binaire local (LBP) et révèle la structure spatiale locale d'une image par le processus de seuillage. La présentation de la texture, désignée par un nombre décimal, est lancée à partir de la fenêtre locale avec un poids binaire. Le coût de calcul de LLBP est extrêmement bas. L'essence même de LLBP et de LBP est identique, mais les principales distinctions sont les suivantes :

- La région LLBP est une ligne droite avec un pixel de longueur N, la région LBP ayant une forme carrée.
- On commence la distribution de poids binaire à partir des pixels adjacents gauche et droit du pixel principal, alors que dans LLBP, elle est démarrée à partir des pixels adjacents supérieur et inférieur du pixel central.
- L'algorithme LLBP obtient le code binaire de la ligne avec les directions horizontale et verticale séparément et aussi sa magnitude, qui différencie les changements d'intensité d'image tels que les coins et les points [50].

LLBPh, LLBPv et LLBpm sont respectivement LLBP sur la direction horizontale, la direction verticale et sa magnitude. N est la longueur de la ligne en pixel, hn est le pixel avec la ligne horizontale et vn est le pixel avec la ligne verticale. $c = N / 2$ est la position du pixel central, hc sur la ligne horizontale et vc sur la ligne verticale [51].

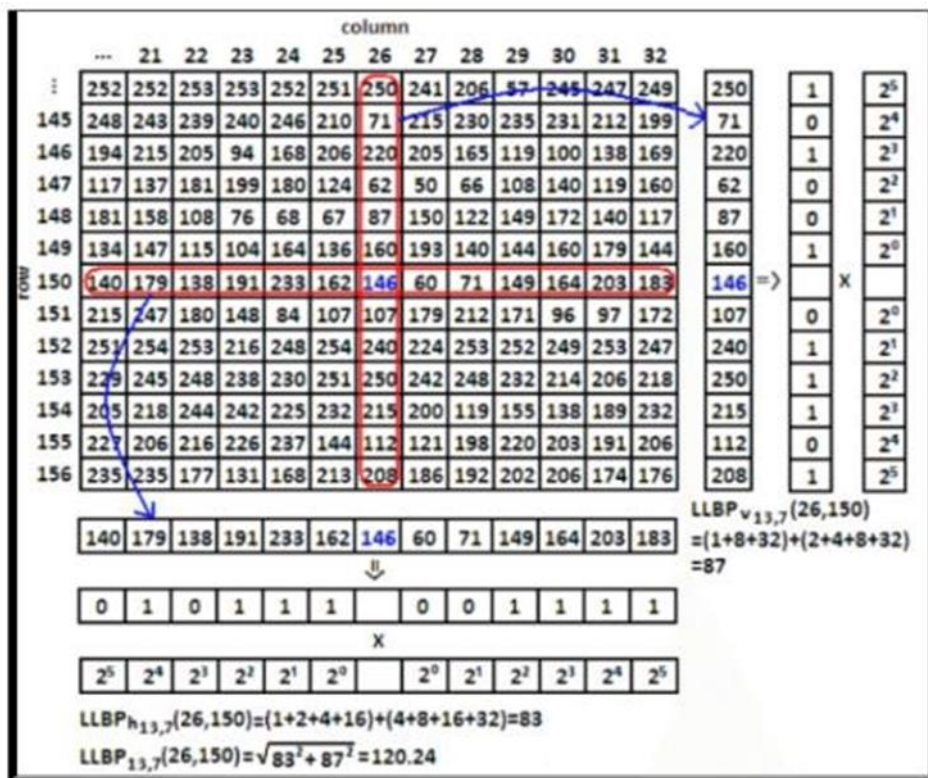


Figure 31. Exemple d'opérateur LLBP.

$$LLBP_{h,N,c}(x,y) = \sum_{n=1}^{c-1} S(h_n - h_c) \cdot 2^{c-n-1} + \sum_{n=c+1}^N S(h_n - h_c) \cdot 2^{c-n-1} \quad (3.13)$$

$$LLBP_{v,N,c}(x,y) = \sum_{n=1}^{c-1} S(v_n - v_c) \cdot 2^{c-n-1} + \sum_{n=c+1}^N S(v_n - v_c) \cdot 2^{c-n-1} \quad (3.14)$$

$$LLBP_m = \sqrt{LLPB_n^2 + LLPB_v^2} \quad (3.15)$$

3.4.2.3. Quantification de la phase locale (LPQ)

Le descripteur de texture Quantification de Phase Locale (ou Local Phase Quantization : LPQ) a été introduit pour la première fois par Ojansivu et Heikkilä pour l'utiliser dans la classification de textures pour les images floues [52]. Ils divisent l'image en petites zones égales NN , dans chaque zone, les informations locales et utiles de l'image sont extraites. Il permet d'améliorer la classification de textures pour être robuste aux artéfacts générés par le flou présent dans une image. Le descripteur LPQ est élaboré de manière à ne fixer dans une image que l'information locale invariable avec un certain niveau de flou. Il est insensible au flou central symétrique, tel que celui causé par le mouvement linéaire et hors du foyer du capteur. LPQ extrait l'information par l'utilisation de la transformée en Fourier discrète de chaque pixel x , illustré dans l'équation (3.16).

$$F_U(x) = \sum_{m \in N_x} h(m-x) e^{-2j_u^T m} = E_{uf}^T \quad (3.16)$$

Où E_u , de taille $= 1 \times M^2$, est un vecteur de base de 2DWFT avec la fréquence u , et f_x , taille $= M^2 \times N$, est un vecteur contenant les valeurs des pixels d'image dans N_x à chaque position x . La fonction fenêtre, $h(x)$ est une fonction rectangulaire [53].

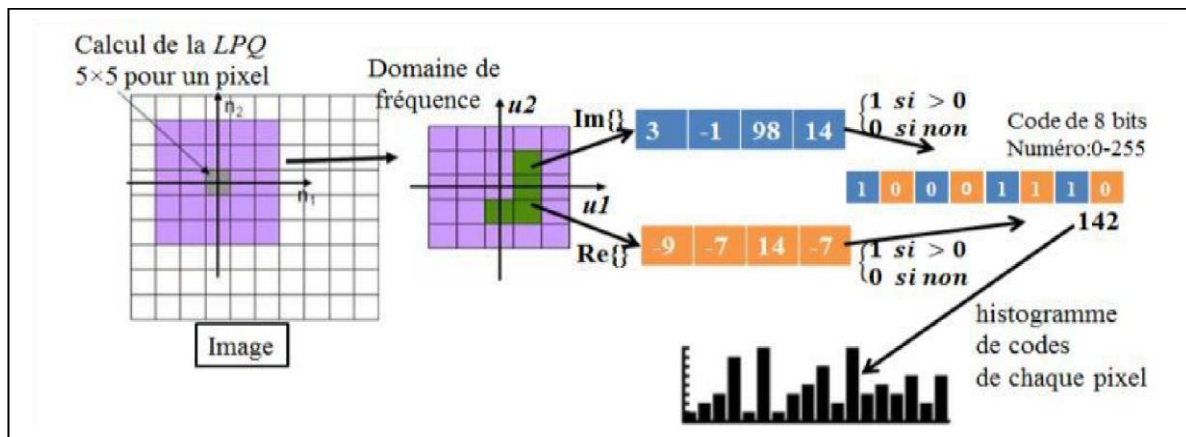


Figure 32. Organigramme de l'ensemble des étapes nécessaires à la construction du descripteur LPQ

3.4.2.4. Binarized Statistical Image Features (BSIF)

BSIF est un descripteur local récent pour reconnaître des textures. BSIF descripteur a été mentionné pour la première fois par J. Kannala et E. Rahtu en 2012 [54]. Ce descripteur est basé sur un ensemble de filtres linéaires de taille fixe. BSIF filtre une image donnée I de taille $N \times N$ pixels avec un ensemble de filtres $Q_1^{N \times N}$ alors les réponses r_i sont binarisme. J. Kannala et E Rahtu utilisent un ensemble des images naturelles (ça-dire-appliqué les concepts introduites dans [55]) pour former un ensemble des filtres $Q_1^{N \times N}$, ces filtres sont estimés en maximisant l'indépendance statistique des répons r_i par ICA. Également, nous avons utilisé les filtres open-source

$$r_i = \sum_{x,y} Q_1^{N \times N}(x,y)I(x,y) \quad (3.17)$$

Où $Q_1^{N \times N}$ est un filtre linéaire de taille N et $i = \{1, 2, \dots, n\}$ indique le nombre de filtres statistiquement indépendants dont la réponse peut être calculée ensemble et binarisée pour obtenir la chaîne binaire comme suit :

$$b_i = \begin{cases} 1 & \text{Si } r_i > 0 \\ 0 & \text{Si } r_i \leq 0 \end{cases} \quad (3.18)$$

Enfin, les fonctions BSIF sont extraies comme l'histogramme des codes binaires de Chaque pixel. BSIF caractérise efficacement les composants de texture de l'image. Il existe deux facteurs importants dans le descripteur BSIF:

La taille du filtre N et n la longueur du filtre. L'image et l'image filtrée par BSIF correspondantes sont représentées sur la Figure 33. La Figure 33.a indiqué un exemple d'image FV. La Figure 33. b représente le filtre BSIF de taille 11×11 et de longueur 12. La Figure 33.c montre les résultats de la convolution de l'image FV avec un filtre BSIF. La Figure 33.de montre image filtrée par BSIF filtre.

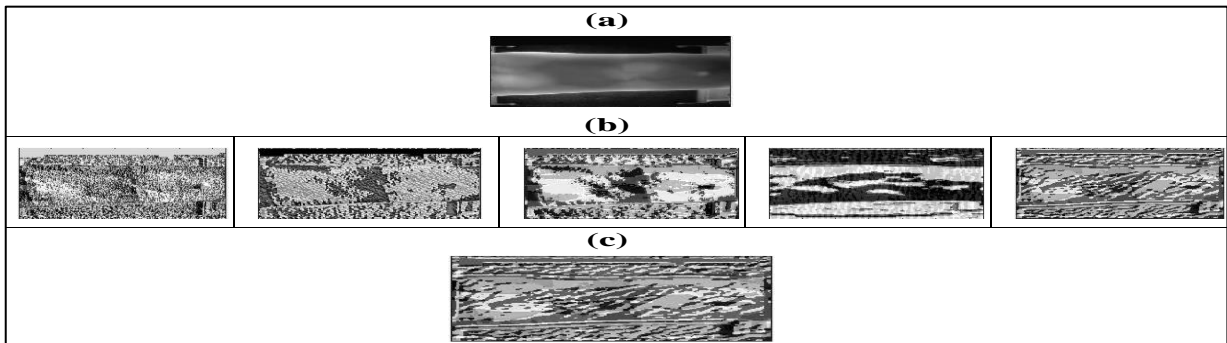


Figure 33.(a) Exemple d'image FV. (b) Les résultats de la convolution de l'image FV avec des filtres BSIF. (c) Image finale FV filtrée par BSIF filtre.

3.4.3. La classification

La catégorisation algorithmique d'objets. Elle implique d'attribuer une classe ou une catégorie à chaque objet (ou individu) à classer, en utilisant des données statistiques. Elle fait couramment appel à l'apprentissage automatique et est largement utilisée en reconnaissance de formes, il existe plusieurs méthodes de classification [56] :

3.4.3.1. Machine à Vecteurs de support (SVM)

Les machines à vecteurs de support, ou Séparateur à Vaste Marge (SVM) sont un ensemble de techniques d'apprentissage supervisé destinées à résoudre des problèmes de discrimination et de régression. Les SVMs sont une généralisation des classifieurs linéaires. Ils ont été développés dans les années 1990 par Valdimir Vapnik grâce à leur capacité de travailler avec des données de grande dimension, leur faible nombre d'hyper paramètre à régler, le fait qu'ils soient théoriquement solides et leur capacité à se généraliser [57].

3.4.3.2. Arbre de décision (ADD)

L'outil de l'arbre de décision (ADD) est employé dans divers secteurs tels que la sécurité, la collecte de données, la médecine, et bien d'autres. Il est très populaire en raison de sa lisibilité, de sa rapidité d'exécution, du peu d'hypothèses nécessaires qu'il propose, et de son interopérabilité que tous les médecins souhaitent avoir, ce qui explique sa popularité actuelle. L'apprentissage par ADD se situe dans le cadre de l'apprentissage supervisé, où la classe de chaque objet dans la base est donnée [58].

3.4.3.3. Définition de K voisin plus proche (K-NN)

La méthode des K plus proches voisins (KNN) vise à classer des points cibles en fonction de leur distance par rapport à des points qui composent un échantillon d'apprentissage. (C'est-à-dire dont la classe est connue a priori). KNN est une approche de classification supervisée intuitive, souvent utilisée dans le cadre de la machine Learning. Il s'agit d'une généralisation de la méthode du voisin le plus proche (NN). NN est un cas particulier de KNN, où $k = 1$.

L'approche de classification KNN se base sur l'hypothèse que chaque cas de l'échantillon d'apprentissage est un vecteur aléatoire issu de R^n . Chaque point est décrit comme $x = \langle a_1(x), a_2(x), a_3(x), \dots, a_n(x) \rangle$ où $a_r(x)$ correspond à la valeur r du même attribut. $a_r(x)$ peut être soit une variable quantitative soit une variable qualitative.

Afin de déterminer la classe d'un point cible, chaque chacun des k points les plus proches de x_q procèdent à un vote. La classe de x_q correspond à la classe majoritaire.

Le choix de k :

- **K est grand** : Moins sensible au bruit, une grande base d'apprentissage permet une plus grande plus grande valeur de k .
- **K est petit** : Rend plus clairement compte de la structure fine, essentielle pour les petites bases [59].

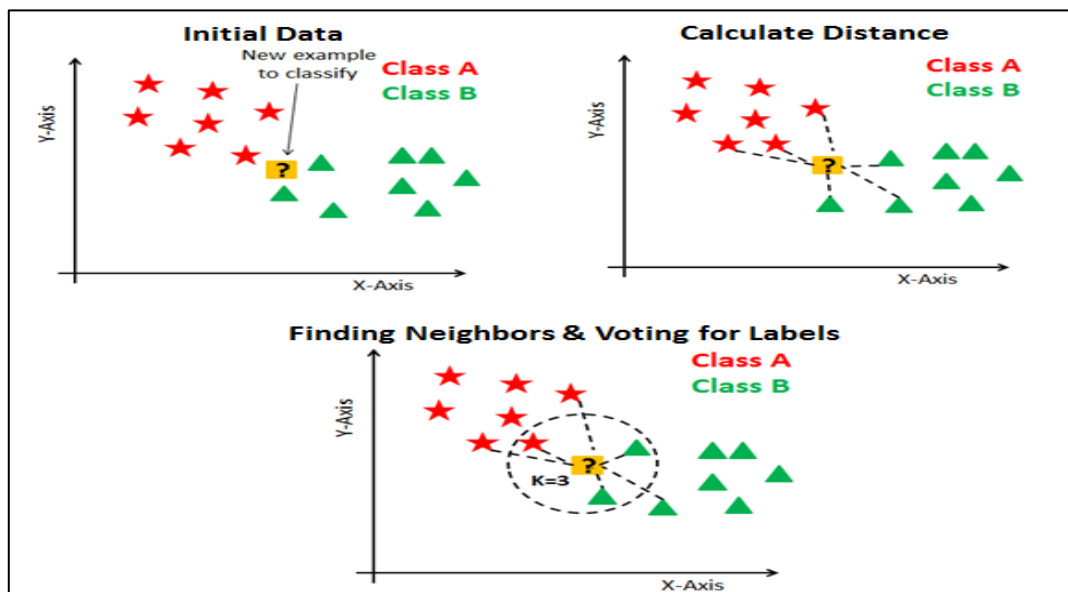


Figure 34. Méthode des K plus proches voisins (KNN).

3.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exposé la méthodologie de reconnaissance des veines palmaires ainsi que ses étapes rigoureuses. Durant la phase d'extraction, nous avons mis en œuvre trois algorithmes : LBP, LLBP et LPQ, afin de les comparer et de mettre en lumière leurs différences. En ce qui concerne la classification, nous avons examiné les systèmes de classification SVM, ADD et K-NN, en mettant l'accent sur leurs performances et leurs capacités dans le contexte de notre étude.

Chapitre 4

Résultats Et Discussions

4. Résultats Et Discussions

4.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous nous focaliserons sur la présentation des résultats obtenus dans le dessein de garantir la validité de notre système. Pour ce faire, nous débuterons par une description détaillée de la base de données que nous avons utilisée. Ensuite, nous conduirons plusieurs expérimentations sur cette base afin d'étudier l'impact de notre système sur celle-ci. Par la suite, nous exposerons les résultats que nous avons obtenus en utilisant différentes caractéristiques, notamment BSIF et LPQ. En analysant ces résultats avec soin, nous assurerons ainsi la performance et la robustesse de notre système de reconnaissance.

4.2. Représentation et reconnaissance biométrique à base de descripteur de textures locales

Le système biométrique proposé dans le cadre de ce travail nécessite deux phases de fonctionnement. La première est une phase d'apprentissage ; elle consiste à enregistrer les traits de la modalité biométrique, soit paume de la main ou oreille, de chaque individu afin de créer son propre modèle biométrique, ce dernier est alors stocké dans la base de données. La deuxième est une phase de test qui consiste à enregistrer les mêmes caractéristiques et à les comparer avec les modèles biométriques stockés dans la base de données. Si les données enregistrées correspondent à un modèle dans la base de données, l'individu, dans ce cas, est considéré comme identifié.

- **L'interpolation bicubique**

L'interpolation bicubique est une méthode d'interpolation utilisée pour interpoler un ensemble de points distribués sur une grille régulière bidimensionnelle. Elle permet de calculer la valeur d'une fonction en un point quelconque, à partir de ses 16 plus proches voisins (4x4) dans chaque direction.

L'interpolation bicubique produit une surface interpolée plus lisse que les méthodes d'interpolation bilinéaire ou par sélection du plus proche voisin. Elle est souvent préférée pour le

rééchantillonnage d'images numériques, car elle préserve mieux les détails fins tout en réduisant les artefacts d'interpolation. L'algorithme peut être implémenté de différentes façons, notamment en utilisant des polynômes de Lagrange, des splines cubiques ou un algorithme de convolution cubique.

4.3. Les bases des données

4.3.1. La base de données IIT Delhi-palmprint

La base de données d'images IIT Delhi [60] palmprint image, consiste en des images de la paume de la main recueillies auprès des étudiants et du personnel de IIT Delhi, New Delhi, Inde. Cette base de données a été acquise sur le campus IIT de Delhi en juillet 2006 - juin 2007 en utilisant une configuration d'imagerie simple et tactile. Toutes les images sont recueillies dans L'environnement intérieur et emploient l'éclairage circulaire fluorescent autour de la lentille de la caméra. La base de données actuellement disponible est de 235 utilisateurs, toutes les images sont au format bitmap (* .bmp). Tous les sujets de la base de données sont dans le groupe d'âge 12-57 ans. Sept images de chaque sujet, de la main gauche et de la main droite, sont acquises en variant les variations de la main. Chaque sujet reçoit une rétroaction en direct pour présenter sa main dans la région d'imagerie. L'imagerie sans contact entraîne des variations d'échelle d'image plus élevées. Les images acquises ont été numérotées séquentiellement pour chaque utilisateur avec un numéro d'identification entier. La résolution de ces images est 800×600 pixels et toutes ces images sont disponibles en format bitmap. En plus des images d'origine, des images palmprint 150×150 pixels automatiquement coupées et normalisées sont également disponibles.

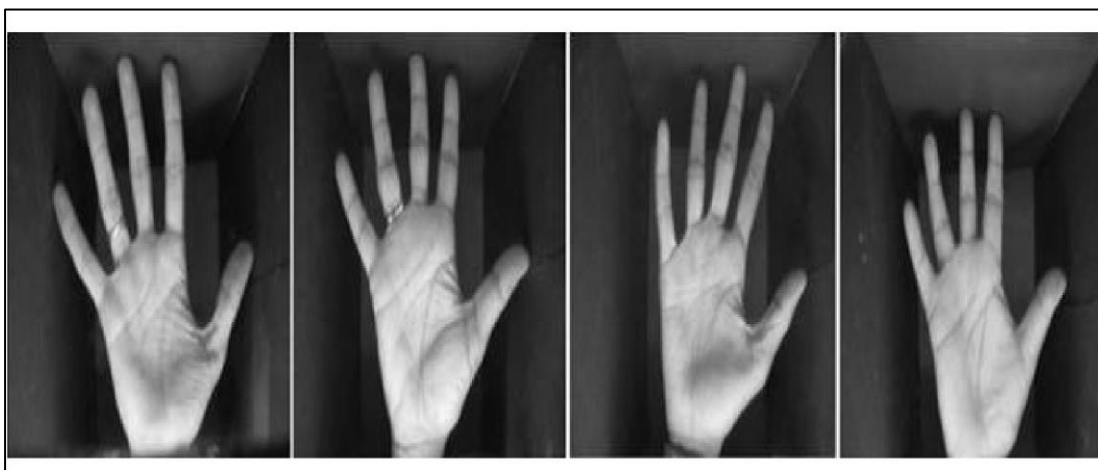


Figure 35..Quelques échantillons de la base d'images IIT Delhi-palmprint.

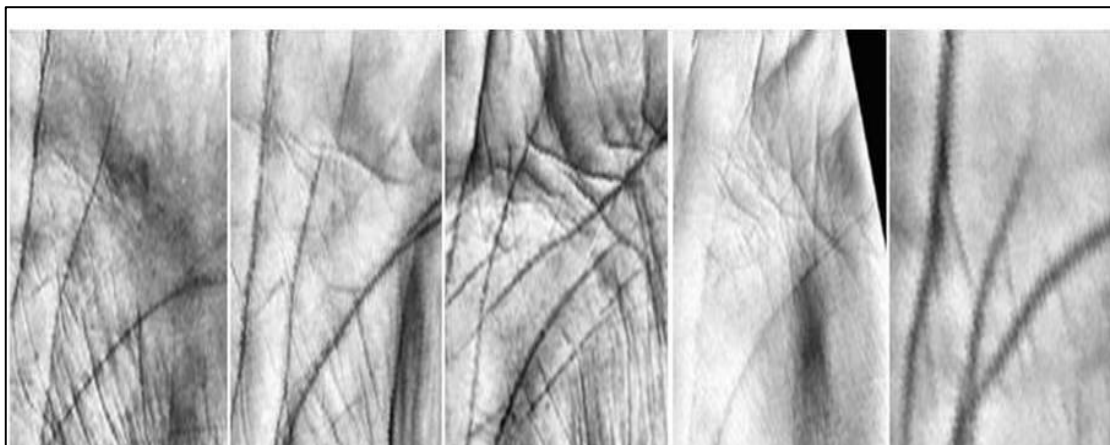


Figure 36. Quelques échantillons normalisés de la base d'images IIT Delhi-

4.3.2. La base FV-USM

La base FV-USM [61] d'images de motif de veine se compose à d'ensemble des données des veines des doigts, collectées auprès des étudiants et des membres personnels de l'université Sain Malaysia. Cette base de données contient des images de veine de quatre doigts (l'index gauche, le milieu gauche, l'index droit et le majeur droit) de 123 personnes (83 hommes et 40 femmes). L'âge des sujets (personnes) variait de 20 à 52 ans et chaque sujet fournier volontairement 6 échantillons (images) par doigt, les échantillons ont été capturé dans deux sessions, séparer par plus de deux semaines lors de la première session, un total de 2952 images (1 4 6), à partir de deux sessions nous avons collecté un total de 5904 images de 492 classes de doigts. Nous fournissons également les images ROI extraites pour la reconnaissance des veines du doigt.

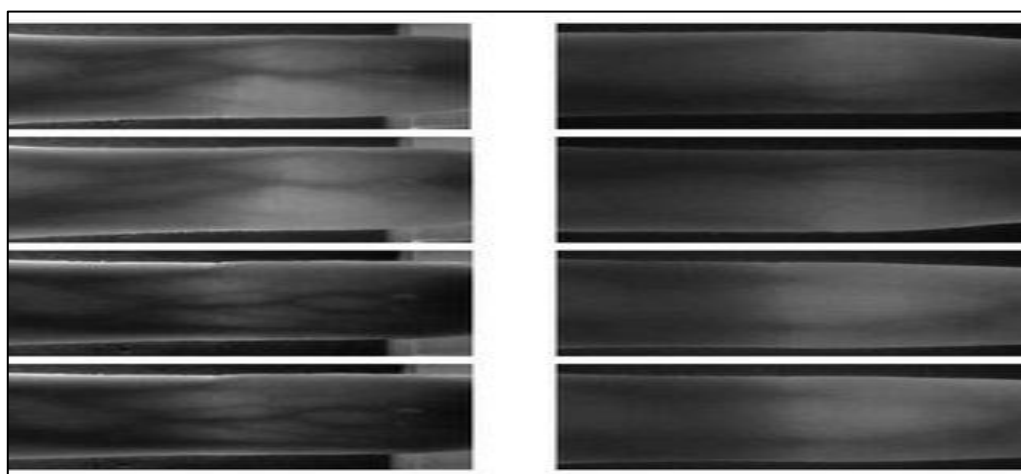


Figure 37. Exemples de l'image de viennes de palme de la base FV-USM

4.4. Environnement du travail

Dans cette section, nous allons fournir l'environnement de l'équipement et les caractéristiques et le logiciel adopté dans l'application.

4.4.1. Environnement matériel

Afin de mener à bien ce projet, il a été mis à notre disposition un ensemble de matériels dont les caractéristiques sont les suivantes :

- Un ordinateur HP-EliteBook 2170p avec les caractéristiques suivantes :
- Processeur: Intel® core (TM) i5-3340 CPU @ 3.10Ghz 3.10Ghz
- RAM: 4.00 Go de RAM.
- DisqueDur: 500 Go.
- OS: Microsoft Windows 10 64bits.

4.4.2. Outils de development

Nous avons eu recours lors de l'élaboration de notre système au logiciel Matlab R2019b que nous présenterons ci-dessous.

MATLAB (MATrix LABoratory) est un environnement de calcul numérique et un langage de programmation développé par MathWorks. Il est largement utilisé pour des tâches telles que l'analyse de données, le développement d'algorithmes, la création de modèles, et la simulation. MATLAB se distingue par sa capacité à manipuler facilement des matrices, son vaste ensemble de fonctions mathématiques et son interface conviviale pour la visualisation de données. Il est couramment employé dans des domaines tels que l'ingénierie, la finance, la recherche scientifique, et l'enseignement.

4.5. Résultats expérimentaux et discussions

4.5.1. Performance de la base de données IIT Delhi-palmprint

4.5.1.1. Les résultats obtenus dans la première expérimentation avec BSIF

Dans cette expérimentation, nous avons appliqué la méthode BSIF, nous avons utilisé respectivement 4 échantillons pour l'entraînement et 3 échantillons pour le test.

Le tableau1, présente les performances du système utilisant des niveaux de pyramide avec le descripteur BSIF, évaluées sur la base de données IIT Delhi-palmprint. Les métriques de performance incluent le taux de vérification et le taux d'identification.

Tableau 1. Résultat de la base IIT Delhi-palmprint avec pyramide, BSIF descripteur.

Pyramide	Taux de vérification	Taux identification
0	0.38%	62.75%
1	0.36%	66.67%
2	0.31%	77.39%
3	0.30%	79.71%
4	0.28%	82.61%
5	0.26%	84.74%

Les résultats montrent une amélioration continue des taux d'identification en fonction de l'augmentation du niveau de pyramide. Le taux d'identification passe de 62,75% à 84,74% entre les niveaux 0 et 5. Cela indique que l'utilisation de niveaux de pyramide plus élevés avec le descripteur BSIF améliore significativement l'identification des individus. Parallèlement, les taux de vérification diminuent légèrement, passant de 0,38% à 0,26%, ce qui suggère que les performances de vérification s'améliorent aussi, bien que de manière plus modeste. En résumé, l'augmentation du niveau de pyramide a un impact positif sur les performances globales du système en termes de taux d'identification et de vérification

4.5.1.2. Les résultats obtenus dans la deuxième expérimentation avec LPQ

Dans cette expérimentation, nous avons appliqué la méthode LPQ. Nous avons fixé la taille du filtre à 13, et on a utilisé le nombre de train 4 et le nombre de teste 3.

Tableau 2. Résultat de la base IIT Delhi-palmprint avec pyramide, LPQ descripteur.

Pyramide	Taux de vérification	Taux identification
0	0.0205%	91.59 %
1	0.0126%	95.94%
2	0.0095%	97.68%
3	0.0095%	97.97%
4	0.0106%	98.12%
5	0.0095%	98.41%

Le tableau 2. Présente. Les résultats montrent une amélioration progressive des taux d'identification à mesure que le niveau de pyramide augmente. Le taux d'identification passe de 91,59% à 98,41% en allant du niveau 0 au niveau 5, avec le descripteur LPQ atteignant le meilleur taux d'identification de 98,41% au niveau de pyramide 5. Ce système démontre des performances supérieures dans les deux aspects, à la fois en termes d'identification et de vérification.

La figure 38. Montre les courbes de False Acceptance Rate (FAR) et de False Rejection Rate (FRR) en fonction du seuil de décision pour le descripteur LPQ. Et la méthode de réduction LDA.

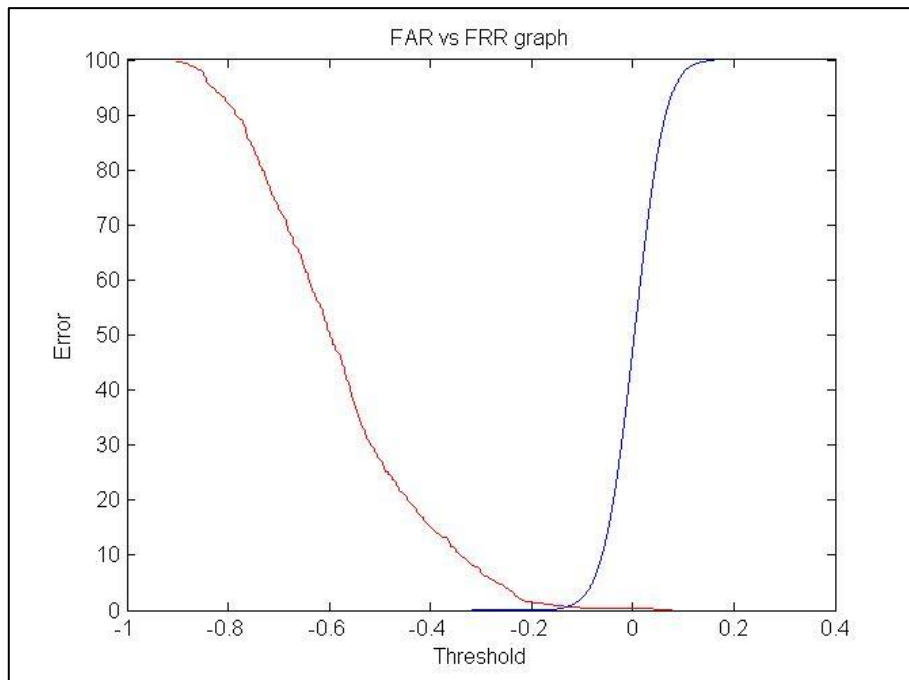


Figure 38. illustre FRR et FAR avec descripteur LPQ.

La figure 38 montre que le point d'intersection entre FAR et FRR est réduit. Cela signifie que le système est relativement précis.

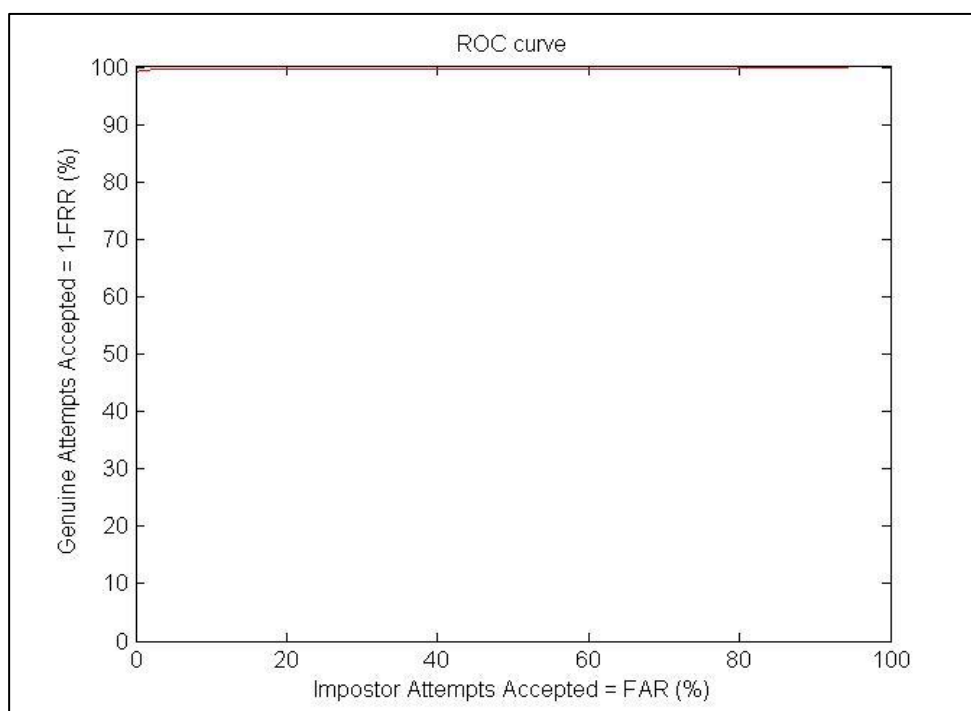


Figure 39. représente ROC, LDA.

La courbe ROC est proche du coin supérieur gauche, ce qui indique que le système de reconnaissance biométrique est relativement précis.

4.5.2. Performance de la base des veines FV- USM

4.5.2.1. Les résultats obtenus dans l'expérimentation avec LPQ

Dans cette expérimentation, nous avons appliqué la méthode LPQ. Et on a utilisé le nombre de train 3 et le nombre de teste 3.

Tableau 3. Résultat de la base FV-USM avec pyramide, LPQ descripteur.

Pyramide	Taux de vérification	Taux identification
0	0.15%	98.14%
1	0%	100%

Une augmentation remarquable du taux de vérification est observée, passant de 98,14% à 100% en progressant de la pyramide 0 à la pyramide 1. Il convient également de noter que le descripteur LPQ offre les performances les plus élevées.

La figure 40. Montre les courbes de False Acceptance Rate (FAR) et de False Rejection Rate (FRR) en fonction du seuil de décision pour le descripteur LPQ. Et la méthode de réduction LDA.

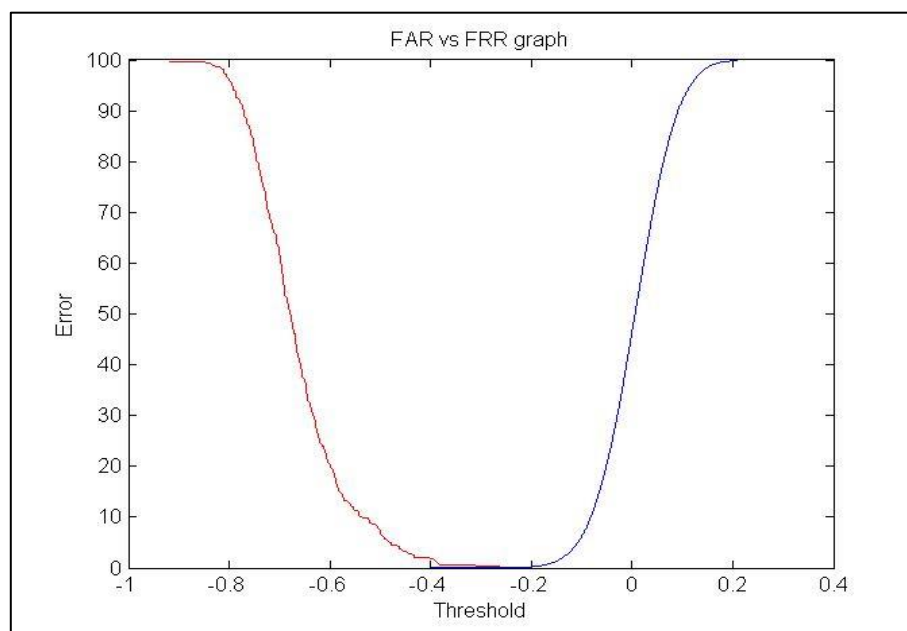


Figure 40..illustre FRR et FAR avec descripteur LPQ.

La figure montre que la zone d'intersection entre FAR et FRR est très réduite et ça exprime la performance de notre système.

- Dans la figure 42, Nous avons réalisé un taux de reconnaissance de 100% au rank0.

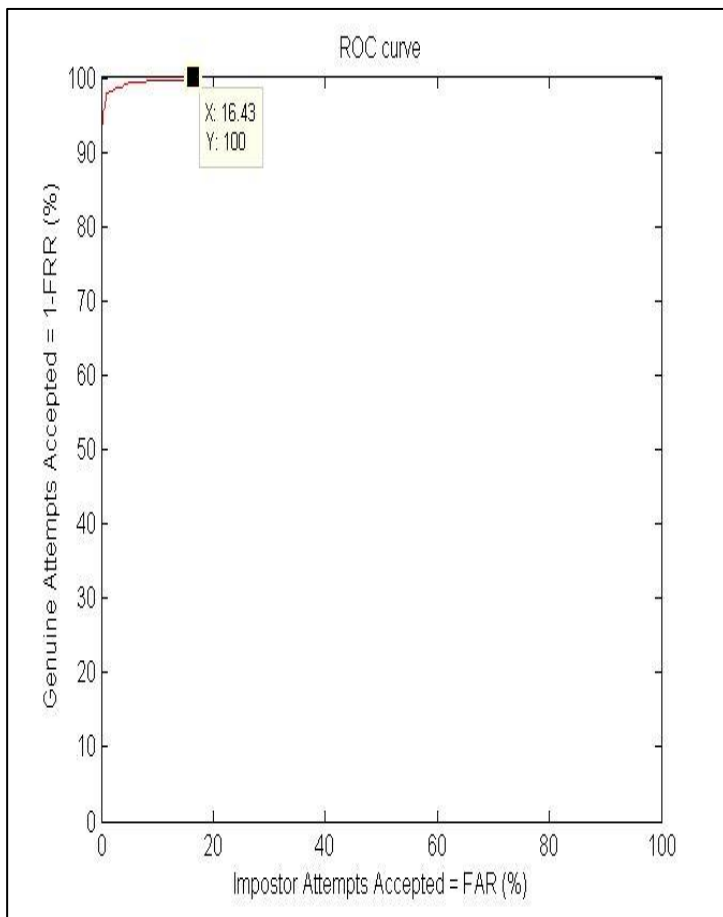


Figure 41. représente ROC, Pyramide0.

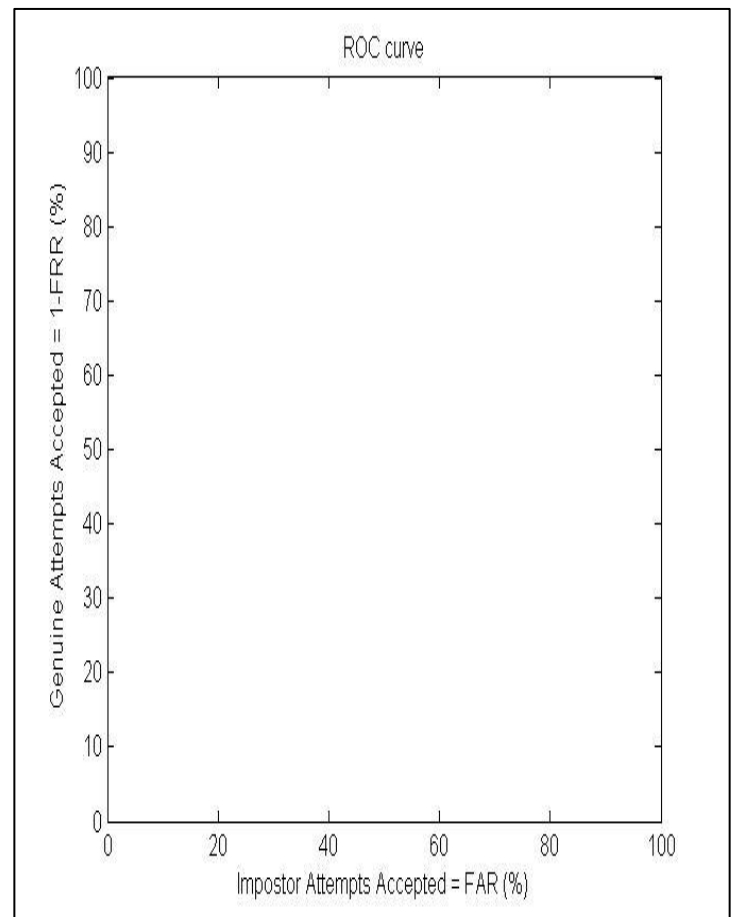


Figure 42. représente ROC, LDA

4.5.2.2. Comparaison

Nous avons comparé notre résultat utilisant le descripteur LPQ avec ceux des autres méthodes proposées par différentes études. Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau suivant :

Tableau 4. Etude comparative de l'approche proposée avec des méthodes récentes sur la base de données FV-USM.

Références	Extraction de caractéristiques	Taux de reconnaissance
[62] -2022	CNN	91.13%
[63] -2017	IVFKNN	78.15%
[64] -2018	KNCN-SRC	94.41%
[65] -2019	KNCN	85.64%
[66] -2020	CNN	97.95%
[67] -2021	KNCN	85.64%
[68] -2022	CNN	98.53%
[69] -2019	CNN	97.53%
[70] -2017	CCA	98.54%
[71] -2015	PCA	99.45%
Système proposé	LPQ	100%

Le tableau 4, montre que la méthode LPQ (Système proposé) atteint le plus haut taux d'identification de précision avec 100%, surpassant toutes les autres méthodes répertoriées. Les méthodes PCA et CCA suivent de près avec des taux de 99.45% et 98.54% respectivement. La méthode Fusion CNN est également performante avec un taux de 98.53%. Les performances varient de manière significative selon les méthodes et les années, avec IVFKNN ayant le taux le plus bas à 78.15%.

4.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exposé notre système d'identification et de vérification destiné à la reconnaissance biométrique basée sur les signaux de la main. Nous avons décrit les implémentations réalisées ainsi que les résultats obtenus par notre système de reconnaissance

biométrique, qui tire parti des avantages de différentes méthodes en combinant plusieurs descripteurs d'image.

Une évaluation de notre système a été menée sur les bases de données, IIT Delhi-palmprint et FV-USM. Nous avons débuté en présentant les performances de nos résultats, puis nous avons comparé et testé les performances de trois descripteurs de texture locaux très récents dans le domaine de l'analyse de texture : BSIF et LPQ, appliqués sur des données biométriques bidimensionnelles, en utilisant des bases d'images d'empreintes de veines ou de la paume veineuse. Ensuite, nous avons entrepris une recherche visant à déterminer les meilleurs paramètres pour le descripteur LPQ.

Conclusion Générale

La biométrie représente un domaine fascinant et extrêmement complexe, exigeant l'application d'outils mathématiques sophistiqués pour distinguer les individus. Cette complexité nous confronte à un environnement vaste et diversifié, où l'analyse des différentes technologies de reconnaissance qui ont émergé ces dernières années est primordiale. Cette analyse vise à mettre en évidence les caractéristiques distinctives de chaque méthode, ainsi que leurs avantages et inconvénients respectifs.

Le travail réalisé dans le cadre de ce mémoire a pour objectif d'étudier l'un des systèmes biométriques permettant d'identifier les individus en fonction de la veine de la main, car la précision de la reconnaissance joue un rôle important, cette technologie biométrique est considérée comme étant très forte en termes de sécurité.

A cause de ses caractéristiques biométriques qui sont uniques à l'individu, avec une possibilité presque nulle, que d'autres individus peuvent avoir les mêmes caractéristiques. Même pour le cas de jumeaux identiques. Nous avons travaillé sur la façon d'identifier les individus dans le système biométrique (veines de la main) à l'aide des méthodes : Nous avons choisi les deux méthodes suivantes : BSIF, LPQ.

Grâce à l'application de ces méthodes, nous avons réussi à atteindre un taux de reconnaissance optimal, notamment avec l'utilisation du descripteur LPQ. Cette réussite revêt une importance significative car elle conforte la fiabilité de notre système et nous rapproche de notre objectif initial : développer un système de reconnaissance des individus robuste et efficace. Ce succès nous encourage à poursuivre nos efforts dans la recherche et le développement de solutions biométriques innovantes, tout en ouvrant la voie à de nouvelles applications et avancées dans ce domaine en constante évolution.

Dans la dernière section de notre étude, nous avons exploré la technique de la reconnaissance des veines de la main pour extraire des caractéristiques individuelles, obtenant ainsi des résultats hautement satisfaisants. Cette approche nous a permis d'établir une solide réputation dans ce domaine en pleine expansion. En mettant l'accent sur la précision et la fiabilité de notre système, nous avons démontré notre capacité à répondre aux défis complexes de la biométrie, ouvrant ainsi la voie à de nouvelles avancées et applications dans le domaine de la reconnaissance biométrique.



Conclusion Générale

Forts de ces réussites, nous nous engageons à poursuivre notre recherche et notre innovation, visant à repousser les limites de la technologie et à développer des solutions encore plus sophistiquées et efficaces pour répondre aux besoins croissants de sécurité et d'identification dans notre société moderne.

Références Bibliographique

- [1] J.-L. D. Florent PERRONNIN, « *Introduction à la biométrie authentification des individus par traitement audio-vidéo.* » *Traitement du signal*, 19(4), . (2002)..
- [2] M. S. S. LIU, « "A Practical Guide to Bio-" » *IEEE Computer Society*,, janvier-Février 2001.
- [3] [En ligne]. Available: <https://www.cnil.fr/fr/definition/biometrie>.
- [4] j. C. h. J. g. D. J. .. a. a. thomas, *biometrics a look at facial recognition*, 2003.
- [5] David-Zhang-Guangming-Lu-Lei-Zhang., « *Advanced-Biometrics-Springer-* » 2018.
- [6] J. R. G. & P. L. Neves, « Hand veins recognition system. In 2014, » *International Conference on Computer Vision Theory and Applications (VISAPP)*, .(2014, January).(Vol.1, pp. 122-129). IEEE..
- [7] S. L. a. M. Silverman, « technology-savvy organizations looking to develop a competitive advantage should carefully watch developments in biometrics., » *A Practical Guide to Biometric Security Technology*, January | February 2001.
- [8] Y. L. Han, T. H. Min et Rae-Hong Park, « "Efficient iris localisation using a guided filter", » *IET Image Processing*, Volume 9, Issue 5, May 2015, p. 405 – 412..
- [9] I. BENCHENNANE, « Etude et mise au point d'un procédé biométrique multimodale pour la reconnaissance des individus, » (*Doctoral dissertation, University of sciences and technology in Oran*),, (2015). .
- [10] K. Raja, R. Raghavendra et C. Busch, « "Video Presentation Attack Detection in VisibleSpectrum Iris Recognition Using Magnified Phase Information", » *in Information Forensics and Security*,, IEEE Transactions on , vol.10, no.10, pp.2048-2056, Oct. 2015.

- [11] M. Jian et Kin-Man Lam, « "Simultaneous Hallucination and Recognition of Low- Resolution Faces Based on Singular Value Decomposition," » in *Circuits and Systems for Video Technology*,, IEEE Transactions on , vol.25, no.11, pp.1761-1772, Nov. 2015..
- [12] E. P. Ong, Y. Xu, D. Wong et Jiang Liu, « "Retina verification using a combined points and edges approach," » in *Image Processing (ICIP), 2015 IEEE International Conference on* , , pp.2720-2724, 27-30 Sept. 2015..
- [13] K. Wang, N. An, B. N. Li, Y. Zhang et Lian Li, « "Speech Emotion Recognition Using Fourier Parameters," » in *Affective Computing, IEEE Transactions on* ,, vol.6, no.1, pp.69-75, 2015.
- [14] ‘. L.MENSSOURA, «identification des visages humains par réseaux de nuerons’ » ,*mémoire de magister, université de Batna, 2013.*
- [15] M. A., « Modèle de Markov caché applique à la multi biométrieé en électronique.». *Theses, Universitésciences et de la technologie Houari Boumediene, 2014.*
- [16] F. e. R. HADJ, «, ” Système de contrôle d’accès physique basé sur le visage et la Java Card” » , *mémoire fin d’étude d’ingéniera en informatique, Institut National de formation enInformatique (I.N.I), , 2010.*
- [17] Haifeng Hu, « "Multiview Gait Recognition Based on Patch Distribution Features and Uncorrelated Multilinear Sparse Local Discriminant Canonical Correlation Analysis,» » in *Circuits and Systems for Video Technology*,, IEEE Transactions on , vol.24, no.4, pp.617-630,April 2014..
- [18] L.MENSSOURA, « ‘identification des visages humains par réseaux de nuerons,» *mémoire de magister* , , université de Batna, 2013..
- [19] N. MORIZET, «Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage et de l’Iris.». *Thèse de doctorat Soutenu le 18 Mars 2009 à l’Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications de Paris Spécialité : Signal et Images.*
- [20] K. .. A. S. R, « "Identifcation et reconnaissance biométrique par l'utilisation des empreintes palmaires par une approche hiérarchique" » , » , *Mémoire de Master en Informatique, Université Mohamed El Bachir El Ibrahimi, Bordj bou Arréridj* , 2021.

- [21] N. K. GUIRAT, «Développement d'un système biométrique pour la reconnaissance de visages, basé sur les ondelettes et les réseaux de neurones., Master Académique.,» *UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI DE TIZI-OUZOU*, (2017).
- [22] G. S.Karima, «Développement d'un système biométrique pour la reconnaissance de visages, basé sur les ondelettes et les réseaux de neurones.,» *Mémoire de Fin d'Etudes De MASTER ACADEMIQUE, UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI DE TIZI-OUZOU*, 2017.
- [23] N. MORIZET, «Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage et de l'Iris,» (*Thèse de Doctorat*), , 2010.
- [24] R. B. A. Bassimane Reyan, «, Identification des individus par l'empreinte de l'articulation de doigt (FKP),,» *université kasdi merbah ouargla*, , 2019/2020.
- [25] D. C. W. H. C. S. a. A. K. J. A. Kumar, «“Personal Verification using Palm print and Hand Geometry Biometric”,,» *In Proc. of 4th International Conference on Audio and Video-based Biometric Person Authentication*, , Guildford, UK, June 2003, pp. 668 –678.
- [26] A. R. a. S. A.K. Jain, « Prabhakar. An introduction to biometric recognition.,» *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, , vol. 14, no. 1, pages 4–20,2004.
- [27] G. K. A. E. N. R. Jaswal, «Knuckle Print Biometrics and Fusion Schemes- Overview, Challenges, and Solutions.,» *ACM Computing Surveys (CSUR)*,, 2016,vol. 49, no 2, p. 1-46.
- [28] K. W. &. Bowyer et M. J. (. (. Burge, «Handbook of iris recognition.Springer London.».
- [29] P. S. J. A. (. Pankanti S, « On the individuality of fingerprints»..*IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell* 24(8):1010–1025.doi:10.1109/TPAMI.2002.1023799.
- [30] «T. G. Group, Retina and Iris Scans».
- [31] «[http://en.wikipedia.org/wiki/Retina scan](http://en.wikipedia.org/wiki/Retina_scan)».
- [32] [En ligne]. Available: <http://www.gait.ecs.soton.ac.uk/>.
- [33] A. Ross and A. Abaza, «Human Ear Recognition",» *IEEE Computer, Biometrics Compendium , Vol.44, No.11, pp.79-81, 2011..*

- [34] A. V. Iannarelli, «Ear identification,». *Forensic Identification Series, Paramount Publishing Company, Fremont, California, USA, 1989.*
- [35] C. Methani, «Camera based palmprint recognition.», *Master of Science (by Research) in Computer Science.*, (2010)..
- [36] C. Methani, «Camera based palmprint recognition.», *Master of Science (by Research) in Computer Science.*, (2010)..
- [37] BOURENEB Aziza, «Identification des personnes par leurs empreintes palmaires,» *UNIVERSITÉ GUELMA* ,, ,2019.
- [38] R. Kavitha Jaba Malar and V. Joseph Raj, « “Geometric Finger Nail Matching using Fuzzy Measures”,,» *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering (IJITEE)*, , September 2014, vol.4, no.4..
- [39] a.-m. d. m. c. a. à. l. m. b.-. usthb-2014.
- [40] A. M. «. V. B. V. P. A. T. P. a. M. A. M. BADAWI, « «Hand Vein Biometric Verification Prototype: A Testing Performance and Patterns Similarity,»,» *chez International Conference on Image Processing, Computer Vision, & Pattern Recognition, Las Vegas, Nevada, USA,*, June 26-29, 2006.
- [41] L. H. L. Limam, « «Mise au point d'un système d'acquisition biométrique : SAB-11 Veines de la main,»,» *PFE pour l'obtention du diplôme d'ingénieur en instrumentation, Institut de maintenance et sécurité industrielle, Université d'Oran, Algérie, 2011.*
- [42] [En ligne]. Available: http://www.abiova.fr/biometrie_reseau_veines.asp.
- [43] S. Brindha, «Finger Vein Recognition.», *Int. J. Renew. Energy Technol.* 2017, 4, 1298.
- [44] k. wang, a. khisa, x. wu et zhao, «qs reconnaissance de la veine du doigt à l'aide de la variance lbp avec correspondance globale. dans actes de l'analyse des ondelettes et de la reconnaissance de formes (icwapr)», *conférence internationale de 2012, guangdong, chine, 2012; pp.196-201. disponible.*
- [45] R.A. Haddad and A.N. Akansu, « "A Class of Fast Gaussian Binomial Filters for Speech and Image Processing," » *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*, vol. 39, pp 723-727,, March 1991.

- [46] " John W. Woods, « in Multidimensional Signal, Image, and Video Processing and Coding"».(*Second Edition*), 2012..
- [47] V. & P. N. Štruc, «The complete Gabor-fisher classifier for robust face recognition.,» *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2010, 31., . (2010). .
- [48] I. k. harpreet kaur1, «,< performance comparison of different feature detection methods with gabor filter >,».*department of computer engineering, punjab university, patiala, punjab, india; disponible.*
- [49] L. Y. G. Y. Y. X. X. Yang, « Finger vein r ecognition w ith anatomy structure».
- [50] [En ligne]. Available: <http://vixra.org/pdf/1405.0035v1.pdf>..
- [51] [En ligne]. Available: https://www.researchgate.net/publication/281287551_local_line_binary_.
- [52] A. OUAMANE.(2015)., «"Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage 2D et 3D,"».*Université Mohamed Kheider-Biskra.*
- [53] K. W. C. K. & F. P. Bowyer, A survey of approaches and challenges in 3D and multi-modal 3D+ 2D face recognition, (2006)..
- [54] J. & Kannala, , E(2012, November). Bsif: Binarized statistical image features. In Pattern Recognition (ICPR), 2012 21st International Conference on (pp. 1363-1366). IEEE..
- [55] T. P. M. & H. D. Ojala, (1996). A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions. *Pattern recognition*, 29(1), 51-59..
- [56] [En ligne]. Available: https://fr.wikipedia.org/wiki/classement_automatique..
- [57] 2. C. Tan and Triggs Illumination Normalization P119404 January 23.
- [58] b. a. e. b. i. -, «classification de l'hypothyroïdie par approche, mono classifieur et multi classifieurs,» -*université abou bakr belkaïd de tlemcen-*, 2015..
- [59] F. Douali, «. mémoire Identification biométrique des personnes par les veines des doigts».*Université Badji Mokhtar Annaba.*
- [60] K. Ajay, *Incorporating cohort information for reliable palmprint authentication*, Computer Vision, Graphics and Image Processing Conf., Bhubneshwar, India, 16–19, pp. 583–590, December 2008.

- [61] S. A. S. B. A. R. Mohd Shahrimie Mohd Asaari, *Fusion of Band Limited Phase Only Correlation and Width Centroid Contour Distance for finger based biometrics*, Expert Systems with Applications, Volume 41, Issue 7, 1 June 2014, Pages 3367-3382, ISSN 0957-4174.
- [62] I. Z. M. O. H. H. & Boucherit et B. A. (. Rosdi, *Finger vein identification using deeply-fused Convolutional Neural Network*. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*, 34(3), 646-656..
- [63] N. Mukahar and B. A. Rosdi, *Interval valued fuzzy sets k-nearest neighbors classifier for finger vein recognition*, *J. Phys. Conf. Ser.* 890(1) (2017) 12069..
- [64] S. Shazeeda and B.A. Rosdi, *Nearest centroid neighbor based sparse representation classification for finger vein recognition*, *IEEE Access* 7 (2018) 5874–5885..
- [65] S. Shazeeda and B.A. Rosdi, *Finger vein recognition using mutual sparse representation classification*, *IET Biometrics* 8(1) (2019) 49–58..
- [66] H. M. Z. Y. J. L. a. W. T. D. Zhao, *Finger vein recognition based on lightweight CNN combining center loss and dynamic regularization*, *Infrared Phys. Technol.* 105 (2020) 103221..
- [67] N. M. a. N. H. B.A. Rosdi, *Finger Vein Recognition Using Principle Component Analysis and Adaptive k-Nearest Centroid Neighbor Classifier*, *Int. J. Integr. Eng.* 13(1) (2021) 177–187..
- [68] M. S. & Al-Tamimi et R. S. (. AL-Khafaji, *Finger vein recognition based on PCA and fusion convolutional neural network*. *International Journal of Nonlinear Analysis and Applications*, 13(1), 3667-3681..
- [69] E. P. E. M. a. P. C. [74]R. Das, “*Convolutional neural network for* , “*Convolutional neural network for pp.* 360–373, Feb. 2019..
- [70] W. L. D. T. a. J. C. X. Yang, “*Canonical correlation analysis networks for two-view image recognition*, ” *Inf. Sci.*, vols. 385–386, pp. 338–352, Apr. 2017.
- [71] K. J. S. G. J. L. Z. Z. a. Y. M. T.-H. Chan, “*PCANet: A simple deep learning baseline for image classification?*” *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 24, no. 12, pp.5017–5032, Dec. 2015..

Résume

Notre travail s'inscrit dans le domaine de la biométrie. La biométrie est définie comme la reconnaissance des personnes à base de leurs caractéristiques physiologiques ou comportementales. Parmi les caractéristiques physiques qui existent nous avons opté pour le réseau veineux de la main.

L'objectif de ce travail est de développer un système d'identification des individus à partir de leurs veines de la main qui sont uniques à l'individu. Notre système est basé sur le principe d'apprentissage automatique, dont nous avons extrait des paramètres caractéristiques tels que BSIF et LPQ. Ces paramètres seront l'entrée du classificateur K-NN (K-voisins plus proches). Après cette étape notre système sera capable de décider si ce qu'une nouvelles personne appartient à la base ou non.

Nous avons trouvé que les paramètres LPQ présentent le meilleur taux de reconnaissance qui atteint les 98.41 % et 100%.

Mots-clés : biométrie, système d'identification, veines de la main, apprentissage, LPQ, classificateur K-NN, la base, taux de reconnaissance.

Abstract

Our work is subscribed in the field of biometrics. Biometric is defined as the recognition of persons based on their physiological or behavioral traits. As physiological traits we have opted network veins of the hand.

The goal of this work is to develop a system of identifying individuals from the hand vein's that are unique to the individual. Our system is based on the principle of automatic learning, from which we extracted characteristic parameters such as BSIF and LPQ. These parameters will be the input of the KNN classifier (K-nearest neighbors). After this step our system will be able to decide whether a new person belongs to the base or not.

We found that the LPQ parameters have the best recognition rate of 98.41% and 100%.

Keywords: biometrics, system of identifying, hand veins, learning, LPQ, KNN classifier, the base, recognition rate.

ملخص:

هذا العمل يتعلق بمجال البيومترية، البيومترية هي التعرف على الأشخاص بسلوكهم أو باستعمال خصائصهم الفيزيولوجية. من بين الخصائص الفيزيائية الموجودة نهتم باستعمال الشبكة الدموية لليد.

يعتمد نظامنا على مبدأ التعلم الآلي، الذي استخرجنا منه المعلمات المميزة مثل BSIF و LPQ .

ستكون هذه المعلمات هي مدخل مصنف K-NN (أقرب الجيران- k) .

بعد هذه الخطوة، سيكون نظامنا قادرا على تقرير ما إذا كان شخص جديد ينتمي إلى القاعدة أم لا.

وجدنا أن المعلمات LPQ لديها أفضل معدل تعرف الذي يصل إلى 98.41% و 100%.

الكلمات المفتاحية: البيومترية، نظام لتحديد الأفراد، الأوردة اليدوية، التعلم الآلي، تكميم المرحلة المحلية، المصنف، القاعدة،

معدل التعرف