

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA

Faculté des Nouvelles Technologies de l'Information et de la Communication

Département de l'Electronique et de télécommunications



Mémoire

MASTER ACADEMIQUE

Domaine : Sciences et technologies

Filière : Automatique

Spécialité : Automatique

Présenté par :

ZITOUNI Sif Eddine

SACI Abdelmoumen

Thème

**Authentification et Identification biométrique des
personnes par les empreintes palmaires**

Soutenu publiquement

Le : 01 / 06 / 2016

Devant le jury :

Mme. CHERIF.F	MCB	Président	UKM Ouargla
M. SAMAL.D	MCB	Encadreur/rapporteur	UKM Ouargla
M. BEN SID.K	Doctorant	Co- Encadreur	UKM Ouargla
Mme. LOUAZENE.H	MAB	Examineur	UKM Ouargla
M. CHENINA.H	MAB	Examineur	UKM Ouargla

Année Universitaire : 2015 /2016

Dédicace

Je dédie ce mémoire:

À mes très chers parents pour leur soutien durant toute ma vie d'étudiant et sans eux je ne serai jamais devenu ce que je suis.

À Ma grand-mère

Et mes frères et mes sœurs

À mes tantes et mes tontons

À mes amis d'enfance

À tous les professeurs et enseignants qui m'ont suivi durant tout mon cursus scolaire et qui m'ont permis de réussir Dans mes études.

À mes amis d'étude

À toute personne ayant contribué à ce travail de près ou de loin.

Zitouni Sif Eddin



Dédicace

Je dédie ce mémoire:

*mes très chers parents pour leur soutien durant toute ma vie d'étudiant
et sans eux je ne serai jamais devenu ce que je suis.*

À Ma grand-mère

Et mes frères et mes sœurs

À mes tantes et mes tontons

À mes amis d'enfance

*À tous les professeurs et enseignants qui m'ont suivi durant tout mon
cursus scolaire et qui m'ont permis de réussir Dans mes études.*

À mes amis d'étude

À toute personne ayant contribué à ce travail de près ou de loin.

Saci Abdelmoumen



Remerciements

*Nous remercions en premier ALLAH
le tout puissant de nous avoir accordé La
volonté et le courage pour réaliser
notre mémoire.*

*Nous tenons à remercier Mr. SAMAI
Djamel et Ben Sid Khaled, maître de conférences
B et Doctorant assistant à l'Université d'Ouargla
qui ont accepté de nous encadrer, et nous leur
exprimons particulièrement de toute bénéficier de
leur compétences scientifiques, leurs qualités
humaines et leur constante disponibilité. Pour
nous avoir fait bénéficié de ses compétences
scientifiques, ses qualités humaines et sa constante
disponibilité.*

*Nous remercions tous les professeurs et les
étudiants de spécialité « automatique »
Enfin, Nous remercions à tous ceux qui ont Contribué
de près ou de loin à la réalisation de Ce travail.*

S. Zitouni et A. Saci

Sommaire

Sommaire

Dédicace	I
Dédicace	II
Remerciements	III
Sommaire	IV
Liste des Figure.....	VI
Liste des Tableau.....	IX
Liste des abréviations.....	X

Introduction générale	1
-----------------------------	---

Chapitre 1: Généralités sur la biométrie

I.1	Introduction.....	3
I.2	Définition de la biométrie	3
I.3	Principaux modalités biométriques.....	4
	I.3.1. Modalités morphologiques (physiologiques).....	4
	I.3.2. Modalités comportementale.....	7
	I.3.3. Modalités biologiques.....	9
I.4	Représentation comparative entre quelques Techniques Biométriques	11
I.5	Système biométrique.....	12
I.6	Evaluation des performances des Systèmes biométriques.....	14
I.7	Applications des systèmes biométriques :	17
I.8	Conclusion	17

Chapitre 2: Biométrie multimodale et fusion des scores

II.1	Introduction.....	18
II.2	Définition de la biométrie multimodale.....	18
II.3	Différents systèmes multimodaux	18
II.4	Score	20

II.5	Architecture des systèmes multimodaux	21
II.6	Fusion de données.....	22
II.6.1	Différents niveaux de fusion	22
II.7	Normalisation des scores	24
II.8	Règles de fusion des scores	25
II.9	Décision	26
II.10	Conclusion	27

Chapitre 3: Méthodes d'extraction des caractéristiques et classification

III.1	Introduction.....	28
III.2	Extraction des caractéristiques.....	28
III.2.1	Méthode du Motif Binaire Local	28
III.2.2	Extraction de caractéristiques par la Quantification de Phase Locale	30
III.2.3	Méthode multi block Local Phase Quantization (MB-LPQ)	32
III.2.4	Méthode multi-level Local Phase Quantization (ML-LPQ)	32
III.2.5	Réduction de dimension.....	33
III.3	Classification	34
III.3.1	Machine à vecteurs de support(SVM).....	34
III.3.2	Principe de SVM.....	34
III.3.3	Concept des SVM	35
III.3.4	Séparation optimale	36
III.3.5	Multi-classes.....	36
III.4	Conclusion	37

Chapitre 4: Résultats expérimentaux et discussions

IV.1	Introduction.....	38
IV.2	Reconnaissance par empreinte palmaire.....	38

IV.2.1	Définition de l’empreinte palmaire.....	38
IV.2.2	Caractéristiques biométriques d’une empreinte palmaire et les types de reconnaissance.....	39
IV.3	Vue générale du processus de reconnaissance palmaire.....	42
IV.3.1	Base de données de l'empreinte palmaire multi-spectrale (PolyU-MSP).....	42
IV.3.2	Séparation des bases de données.....	43
IV.4	Environnement du travail.....	44
IV.4.1	Environnement matériel.....	44
IV.4.2	Outils de développement.....	44
IV.5	Systèmes d’identification des individus par leurs empreintes palmaire : principes et expérimentations.....	44
IV.5.1	Application sur un système uni-modal.....	45
IV.5.2	Application sur un système multimodal.....	49
IV.6	Conclusion.....	53
	Conclusion générale.....	54
	Bibliographies.....	55

Liste des Figure

Chapitre 1: Généralités sur la biométrie

Figure I.1	: Classification d'un certain nombre de modalités biométriques	4
Figure I.2	: Images de l’empreinte digitale.....	5
Figure I.3	: Image visage	5
Figure I.4	: Image Iris	6
Figure I.5	: Image de la rétine.....	6
Figure I.6	: Image Géométrie de main.....	7
Figure I.7	: Image signature.....	8
Figure I.8	: Image de la Reconnaissance vocale.....	8
Figure I.9	: Images sur la démarche.....	9

Figure I.10 : Image de la frappe au clavier	9
Figure I.11 : Image d'ADN	10
Figure I.12 : Image de système configuration des veines.....	11
Figure I.13 : Schéma synoptique d'un système biométrique	13
Figure I.14 : Courbes de distribution des imposteurs et des authentiques.....	14
Figure I.15 : Graph démonstratif EER représente la marge d'erreur autorisée par un système.....	15
Figure I.16 : a) Courbe ROC b) Courbe CMC	16
Figure I.17 : Différentes applications de la biométrie dans notre vie.....	17

Chapitre 2 : Biométrie multimodale et la fusion des scores

Figure II.1 : Systèmes Multi-Capture	18
Figure II.2 : Systèmes Multi-instances	19
Figure II.3 : Systèmes Multi-algorithmes	19
Figure II.4 : Systèmes Multi-échantillons.....	20
Figure II.5 : Systèmes Multi-biométries	20
Figure II.6 : Génération des scores dans le mode Identification.....	21
Figure II.7 : Architecture de fusion en parallèle	21
Figure II.8 : Architecture de fusion en séries.....	22
Figure II.9 : Schéma de fusion au niveau du capteur.....	22
Figure II.10 : Schéma de fusion au niveau de l'extraction des caractéristiques	23
Figure II.11 : Schéma de fusion au niveau de la décision	23
Figure II.12 : Schéma de fusion au niveau de scores.....	24
Figure II.13 : Différents niveaux de fusion biométrique	24

Chapitre 3 : Méthodes d'extraction des caractéristiques et classification

Figure III.1 : Opérateur LBP	29
------------------------------------	----

Figure III.2 : Trois voisinages pour des R et P différents	29
Figure III.3 : Textures particulières détectées par LBP ^{U2}	29
Figure III.4 : Organigramme de l'ensemble des étapes nécessaire à la construction du descripteur LPQ	32
Figure III.5 : Exemple sur l'application de la méthode MB-LPQ	32
Figure III.6 : Exemple d'approche ML-LPQ d'extraction de caractéristiques avec (n=3 niveaux).....	33
Figure III.7 : Séparation linéaire des objets carrés et triangles par un hyperplan	35

Chapitre 4 : Résultats expérimentaux et discussions

Figure IV.1 : Paume de la main	38
Figure IV.2 : Paume de main et ses plis.....	39
Figure IV.3 : Empreintes différentes avec des lignes principales similaires	40
Figure IV.4 : Points de référence de l'empreinte palmaire (a et b)	40
Figure IV.5 : Caractéristiques d'une empreinte palmaire : a) image basse résolution, b) image haute résolution	41
Figure IV.6 : Schéma de principe de dispositif d'acquisition des images multi-spectrales (MSP).....	42
Figure IV.7 : Quelques images de la base de données PolyU-MSP.....	43
Figure IV.8 : Schéma du principe d'un système d'identification uni-modal.....	45
Figure IV.9 : Valeurs des taux d'égale erreur entre les trois méthodes pour la bande NIR.....	46
Figure IV.10 : Courbe ROC de la méthode MB-LPQ et ML-LPQ	48
Figure IV.11 : Courbe ROC de la méthode MB-LPQ et ML-LPQ avec PCA+SVM	48
Figure IV.12 : Courbe CMC de la méthode MB-LPQ et ML-LPQ sans et avec PCA+SVM	49
Figure IV.13 : Schéma de principe de notre système multimodal	50
Figure IV.14 : Résultats d'identification multimodale basée sur le ML-LPQ. a) Courbe ROC, b) Courbe CMC	50

Figure IV.15 : Résultats d'identification multimodale basée sur le ML-LPQ avec PCA et SVM : a) Courbe ROC, b) Courbe CMC.....	51
Figure IV.15 : Courbe ROC des différents types de système multimodal. sans PCA et SVM.....	52
Figure IV.16 : Courbe CMC des différents types de système multimodal. sans PCA et SVM.....	52
Figure IV.17 : Courbe ROC de système multi-algorithmes avec PCA et SVM.....	52
Figure IV.18 : Courbe CMC des différents types de système multimodal. avec PCA et SVM.....	53

Liste des Tableau

Chapitre 1 : Généralités sur la biométrie

Tableau I.1 : Comparaison entre les traits biométriques ..	11
--	----

Chapitre 4 : Résultats expérimentaux et discussions

Tableau IV.1: Comparaison entre les résultats des méthodes LPQ, MB-LPQ, ML-LPQ au système uni-model.....	46
Tableau IV.2: Comparaison entre les résultats d'un système d'identification uni-modale basée sur le ML-LPQ et MB-LPQ sans et avec PCA + SVM.....	48
Tableau IV.3: Résultats d'identification multimodale basée sur le ML-LPQ	50
Tableau IV.4: Résultats d'identification multimodale entre les types de système multimodal.....	51

Liste des abréviations

ADN: Acide Désoxyribose Nucléique

BDD: Base de données

CCD: Charged Coupled Device

CMC: Cumulative Match Curve

EER: Equal Error Rate

FAR: False Accept Rate

FFT: Fast Fourier Transform

FRR: False Rejection Rate

IBG: International Biometric Group

LBP: Local Binary Pattern

LPQ: Local Phase Quantization

MB-LPQ: multi block Local Phase Quantization

ML-LPQ: multi levle Local Phase Quantization

MSP: Multi-Spectral Palmprint

NIR: Near Infra-Red

PCA: Principal Component Analysis

PLM: Palmprint

RBF: Radial Basis Function

RGB: Red Green Blue

ROC: Receiver Operating Characteristic

ROI: Region Of Interest

ROR: Rank One Recognition

RPR: Rank of Perfect Recognition

SVM: Support Vector Machine

PSF: Point Spread Function

Th: Threshold

Introduction
Générale

Introduction générale

L'être humain a connu et avec le temps plusieurs mutations radicales dans tous les aspects de sa vie surtout avec l'avènement de l'informatique qui a bouleversé le monde c'était vraiment une révolution technologique spécialement au domaine de communication ou même temps constaté l'augmentation de taux de criminalisation, le piratage, ce dernier touche même nos renseignements privés. A cet effet, il est nécessaire d'établir une nouvelle méthode pour mettre fin et des limites à ce problème, cette méthode est dénommée " système de reconnaissance".

La reconnaissance des individus a connu plus d'importance dans la vie humaine quotidienne. Elle assure les transactions des personnes en différents domaines afin d'assurer une sécurité pertinente. Dans les dernières années, la pratique des systèmes de reconnaissance reste limitée aux grands secteurs tels que le secteur militaire et d'autres secteurs nécessitant un besoin de sécurité important. De nos jours, la reconnaissance biométrique est utilisée dans de nombreuses applications telles que la protection de l'accès à un ordinateur, un téléphone portable, une clé USB, un établissement, des cartes bancaires.... De nombreuses technologies biométriques ont été développées, toutes basées sur les identificateurs biométriques physiologiques et comportementales telles que : l'iris, la voix, les empreintes digitales, le visage, la signature.... Ces derniers sont plus fiables que les systèmes classiques (clé, mot de passe. . .) dans la reconnaissance d'une personne car ils sont difficilement falsifiables. C'est la raison pour laquelle les systèmes biométriques sont actuellement de plus en plus sollicités.

La reconnaissance d'empreintes palmaires dans le cas usuel, civil ou commercial, n'est autre qu'un processus de comparaison de deux images d'empreintes complètes de qualité contrôlée. La nature de l'empreinte palmaire similaire à celle digitale a incité les chercheurs à exploiter les concepts et les approches conçues pour la reconnaissance digitale.

Dans cette étude, on a choisi un système de reconnaissance par les empreintes palmaires. Ce système utilise la forme de la partie intérieure de la main pour l'extraction des caractéristiques biométriques d'identification des individus. Ces caractéristiques sont permanentes et stables durant toute la vie, aussi uniques pour chacun.

Ce travail a pour objectif la réalisation des systèmes biométriques uni-modal et multimodal basés sur les méthodes : LPQ, MB-LPQ, ML-LPQ, avec et sans PCA et SVM.

Dans ce mémoire, nous allons essayer d'atteindre cet objectif à travers quatre chapitres, plusieurs notions et concepts de la biométrie et réalisation des systèmes de reconnaissance vont être abordés :

- ***Le premier chapitre :*** Dans ce chapitre, nous allons suivre l'évolution de la reconnaissance biométrique dans l'« *aperçu de la biométrie* », mettre le point sur le concept et les bases de la reconnaissance automatique ainsi que sur les différentes modalités dans les « *Généralité sur la biométrie* ». Une étude détaillée d'un système biométrique sera dressée dans « *Le système biométrique* » et ses domaines d'application.
- ***Le deuxième chapitre :*** Nous expliquerons les objectifs de la biométrie multimodale, aussi la fusion des données, et ses niveaux. La fusion au niveau des scores comme meilleur solution, et sa normalisation.
- ***Le troisième chapitre :*** On exposera dans ce chapitre, les méthodes utilisées pour l'extraction des caractéristiques, réduction de dimension, et la classification des données.
- Dans le ***quatrième chapitre :*** Nous présentons l'empreinte palmaire comme modalité biométrique, et ses caractéristiques exploitées dans les différents types de reconnaissance ainsi que le processus général de sa reconnaissance. Puis les résultats expérimentaux obtenus par chaque méthode en analysent leurs performances, suivies d'une discussion avec interprétation des résultats.

Enfin, nous terminerons ce mémoire par une conclusion générale où nous tracerons des perspectives et des propositions en vue que ce travail servira d'une introduction pour une recherche plus approfondie dans ce domaine.

Chapitre I

Généralités Sur la Biométrie

I.1 Introduction

Au fil de temps, l'être humain a essayé toujours et à chaque fois d'améliorer sa vie sur plusieurs domaines surtout de vivre en sécurité (d'être sécurisé dans les lieux publics, sécurisé de toute sorte de vol...).

Avec le développement technologique rapide, la sécurité devient l'un des sujets le plus préoccupant au sein de notre société et qui pose un délicat problème pour les citoyens, les entreprises et le gouvernement au niveau de la protection des informations et des données sensibles contre le vol. Pour toutes ses raisons, il est obligatoire de créer une nouvelle technique de contrôle, il s'agit du système biométrique qui constitue une solution efficace.

Dans ce chapitre, on donne quelques notions et définitions de base liées à la biométrie. Nous introduirons aussi le principe de fonctionnement d'un système biométrique et ses performances ainsi que les différentes modalités utilisées.

I.2 Définition de la biométrie

L'étymologie de ce terme biométrie provient de deux mots grecs : ['bios' : la vie et 'Metrikos' : mesure] [1]. Il désigne l'ensemble des procédés de reconnaissance automatique d'une personne par certaines de ses caractéristiques. C'est la rencontre entre des techniques numériques, les traits du corps humain et un impératif de la société contemporaine : « identifier facilement et sûrement des personnes » [2].

On peut aussi la définir comme suit : c'est l'analyse mathématique de toutes les caractéristiques physiques ou traits personnels automatiquement mesurables, permanents et distinctives qui peuvent être utilisés pour identifier un individu ou pour vérifier l'identité prétendue d'un individu.

La biométrie consiste à vérifier ou déterminer l'identité d'un individu à partir de ses caractéristiques.

I.3 Principaux modalités biométriques

Il existe plusieurs modalités biométriques utilisées dans divers secteurs, on peut distinguer trois catégories :

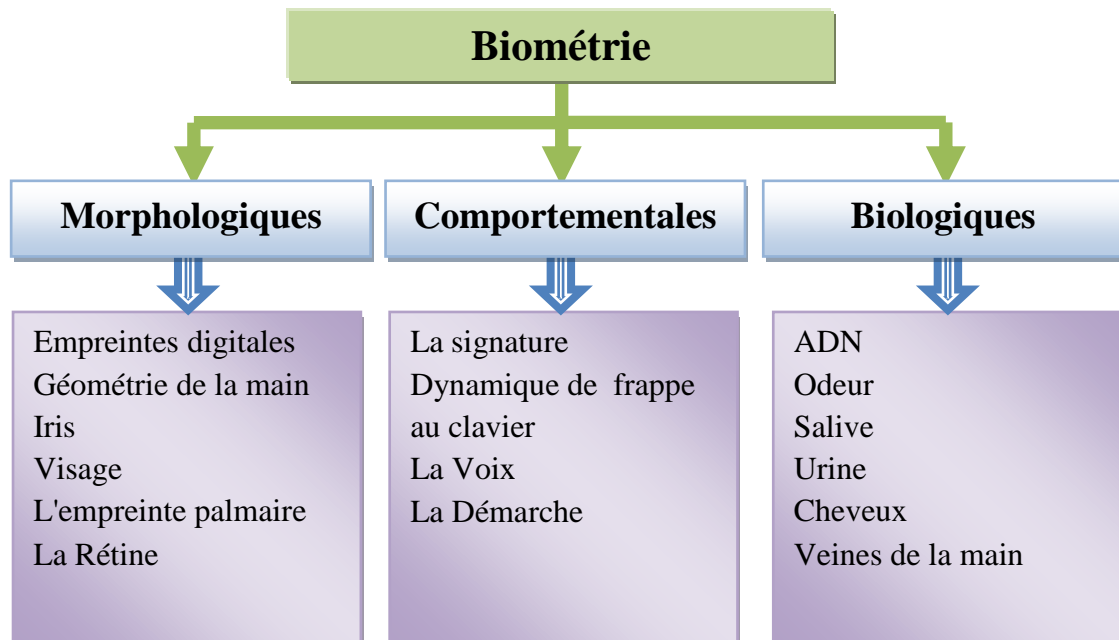


Figure I.1 : Classification d'un certain nombre de modalités biométriques [3]

I.3.1. Modalités morphologiques (physiologiques)

Elles sont basées sur l'identification des traits physiques particuliers pour chaque personne (uniques et permanents). On cite :

a) L'empreinte digitale

L'identification à l'aide des empreintes digitales est l'une des premières techniques biométriques qui se base sur le fait que chaque personne a des empreintes uniques. Les lecteurs d'empreintes digitales scannent puis relèvent des éléments permettant de différencier les empreintes. Ces éléments sont appelés minuties [4].

Les minuties sont des changements de continuité de l'empreinte digitale. Il existe plusieurs types de minuties : lac, bifurcation, delta ou impasse...etc. Généralement une quarantaine sont extraites de la zone scannée. Statistiquement il est impossible de trouver douze points identiques chez deux individus Figure I.2.

Ce type de système est utilisé par les institutions financières pour leurs employés et leurs clients. Il se retrouve également dans les hôpitaux, les écoles, les aéroports, les cartes d'identité, les passeports, les permis de conduire et de nombreuses autres applications [6].

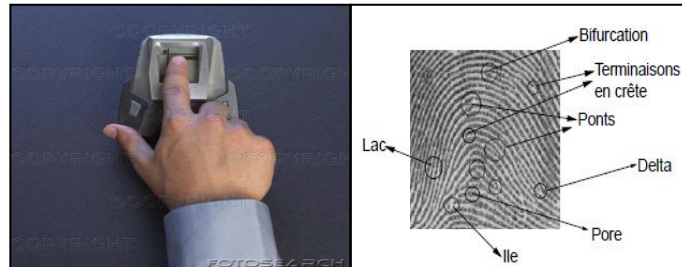


Figure I.2 : Images de l'empreinte digitale

b) Le visage

Le visage est certainement la caractéristique biométrique que les humains utilisent le plus naturellement pour s'identifier entre eux, ce qui peut expliquer pourquoi elle est en général très bien acceptée par les utilisateurs. Le système d'acquisition est soit un appareil photo, soit une caméra numérique.

La difficulté de la reconnaissance de visage varie énormément suivant que l'acquisition se fait dans un environnement contrôlé ou non. Dans un environnement contrôlé, des paramètres tels que l'arrière plan, la direction et l'intensité des sources lumineuses, l'angle de la prise de vue, la distance de la caméra au sujet sont des paramètres maîtrisés par le système. Dans un environnement non-contrôlé, une série de prétraitements sont souvent nécessaires avant de faire la reconnaissance à proprement parler. Il faut tout d'abord détecter la présence ou l'absence de visage dans l'image (face détection). Le visage doit ensuite être segmenté (face segmentation) [5].



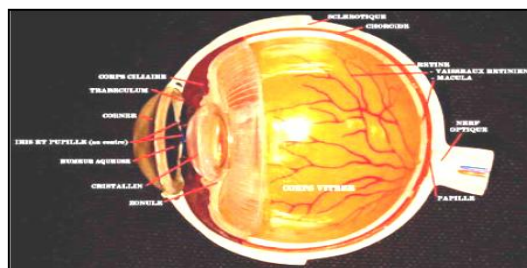
Figure I.3 : Image visage

c) L'iris

L'iris est la partie colorée de l'œil qui entoure la pupille noire [6]. La reconnaissance par l'iris est très utilisée dans les applications d'identification et de vérification suite à stabilité de sa forme, plus distinctive, et unique. Elle est extrêmement fiable mais les équipements d'acquisition sont coûteux. L'acquisition de l'iris est effectuée au moyen d'une caméra pour pallier aux mouvements inévitables de la pupille. Elle est très sensible (précision, reflet...) et relativement désagréable pour l'utilisation car l'œil doit rester grand ouvert et il est éclairé par une source lumineuse pour assurer un contraste correct [7] [8].

Figure I.4 : **Image Iris****d) la rétine**

Cette mesure biométrique est plus ancienne que celle utilisant l'iris. Elle se base sur le fait que le schéma et le dessin formés par les vaisseaux sanguins de la rétine sont uniques pour chaque personne différents entre jumeaux et assez stables tout au long de la vie. C'est une mesure très fiable. Très difficile à falsifier. Mais elle est très peu utilisée. Mal acceptée par le public et les utilisateurs. Cette méthode requiert une collaboration étroite de la part du sujet car il doit placer son œil près de la caméra (quelques centimètres). Elle est utilisée essentiellement dans des environnements de haute sécurité comme l'accès aux sites nucléaires militaires.

Figure I.5 : **Image de la rétine**

e) Géométrie de la main

Cette méthode consiste à déterminer les caractéristiques de la main d'un individu : sa forme, la longueur, la largeur, la courbure des doigts,...etc. Les systèmes de reconnaissance de la géométrie de la main sont simples d'usage.

L'utilisateur doit poser la paume de sa main sur une plaque qui possède des guides afin de l'aider à positionner ses doigts.

La géométrie de la main a un faible pouvoir discriminant et les systèmes peuvent être facilement trompés par de vrais jumeaux ou même par des personnes de la même famille.

Il existe une alternative à la géométrie de la main : la géométrie des doigts qui s'appuie sur la forme du majeur et de l'index [5].

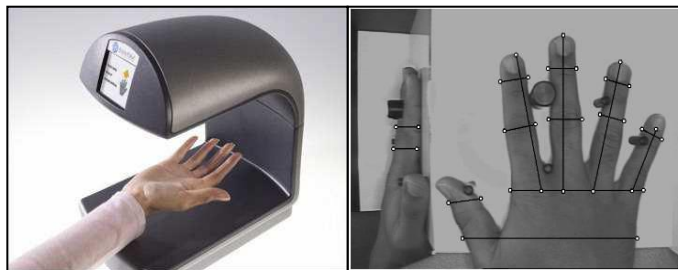


Figure I.6 : Image Géométrie de main

I.3.2. Modalités comportementale

Elle est basée sur l'analyse de certains comportements d'une personne.

a) La dynamique de la signature (Le tracé de la signature)

L'identification par la signature est une méthode automatique de mesure des signatures des personnes. Cette technique est considérée parmi les premières utilisées dans le domaine de la biométrie. Elle se base généralement sur le fait que l'utilisateur signe avec un stylo électronique sur une palette graphique et au même temps elle examine l'ensemble de dynamique comme la vitesse, la direction, et la pression de l'écriture, le temps pendant lequel le stylo est en contact avec le papier, le temps pris pour faire la signature et les positions où le stylo est relevé et abaissé sur le papier [7].

Ces données sont enregistrées pour comparaison ultérieure. Certains systèmes ne font qu'enregistrer l'image statique de la signature pour comparaison [5].



Figure I.7 : **Image signature**

b) La voix (Reconnaissance vocale)

La voix humaine est trait unique de chaque individu. Elle est classée comme caractéristique biométrique comportementale. En effet, une grande partie de cette caractéristique est déterminée par le conduit vocal ainsi que les cavités buccales. La voix n'est pas un attribut permanent. Elle change bien entendu avec l'âge mais peut être aussi affectée temporairement par l'état de santé ou émotionnel du locuteur.

Cette biométrie est en général très bien acceptée car la voix est un signal naturel à produire. De nos jours, tous les ordinateurs sont équipés en standard d'un microphone ce qui explique la popularité de la reconnaissance du locuteur pour les applications de type « desktop » [5].



Figure I.8 : **Image de la Reconnaissance vocale**

c) La démarche

Il s'agit de reconnaître un individu par sa façon de marcher et de bouger. En analysant les déformations des jambes et bras au niveau des articulations. La démarche serait en effet étroitement associée à la musculature naturelle donc elle est très personnelle [4], l'intérêt de

cette technologie réside que l'identification de démarche se situe dans la capacité d'identifier un individu à distance [10].

Elle peut aussi détecter les comportements suspects (par vidéosurveillance), on l'utilise pour le contrôle d'accès aux bâtiments ou aux zones réglementées mais elle est facilement modifiable par l'individu.

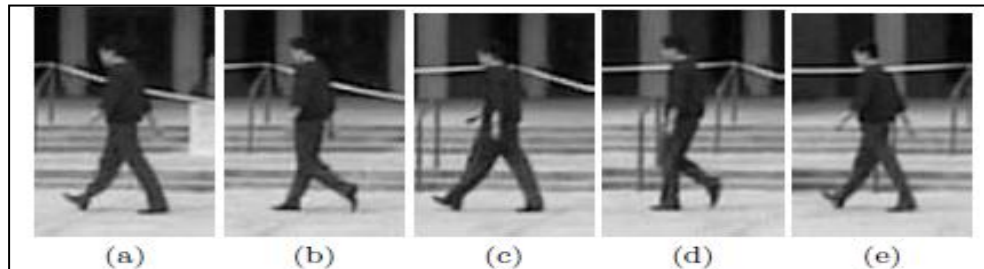


Figure I.9 : **Images sur la démarche**

d) Dynamique de la frappe au clavier

La dynamique de la frappe au clavier est une caractéristique propre de l'individu, c'est la transposition de la graphologie aux moyens électronique. C'est une méthode base sur la façon d'utiliser ou de taper sur un clavier. Les paramètres pris en compte sont généralement les durées entre frappes. La fréquence des erreurs et la durée de la frappe. En revanche elle dépend de l'état physique et psychique de la personne (âge, maladie....) qui feront varier la qualité de la frappe.



Figure I.10 : **Image de la frappe au clavier**

I.3.3. Modalités biologiques

Elle est basée sur l'identification de traits biologique particuliers.

a) L'ADN

L'ADN est un liquide biologique est analysé à travers des méthodes simples telles que l'analyse du groupe sanguin, de différentes protéines ou enzymes. La plupart de ces analyses furent vite abandonnées en faveurs du profilage ADN, appelé aussi empreinte génétique, vu sa haute discrimination et robustesse.

L'analyse la plus commune de l'ADN est basée sur les séquences répétées en tandem courtes, appelées aussi microsatellites ou STR (Short Tandem Repeats) qui ne font pas partie des portions codant des protéines et qui présentent des caractères distinctifs.

L'ADN présente une percée majeure dans la criminalistique pour l'identification des personnes inconnues ou pour déterminer la source des échantillons biologiques laissées dans les lieux de crime [11] [12].



Figure I.11 : **Image d'ADN**

b) Veines de la main

On a longtemps considéré que le modèle des veines dans l'anatomie humaine peut être unique aux individus. En conséquence, il y a eu de diverses réalisations du balayage de veine au cours des années, du balayage de main, au balayage de poignet et, plus récemment, au balayage de doigt. Cette technique utilise un «scanner du réseau veineux palmaire», pour être identifié il faut placer la surface concernée au-dessus du lecteur. Il s'agit ici d'analyser le dessin formé par le réseau des veines pour en garder quelques points caractéristiques [13].

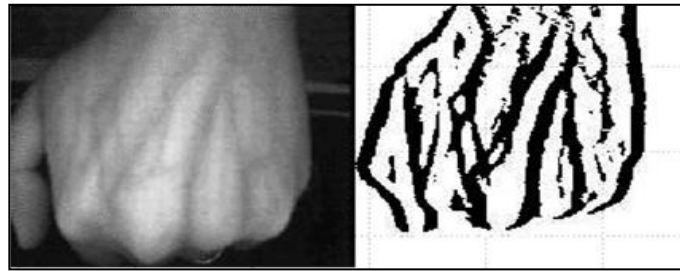


Figure I.12 : Image de système configuration des veines

I.4 Représentation comparative entre quelques Techniques Biométriques

Il existe plusieurs techniques biométriques qui sont utilisées dans diverses applications. Chaque technique biométrique a ses forces et faiblesses, alors le choix dépend de l'application. Aucune technique biométrique ne répond efficacement aux exigences de toutes les applications. En d'autres termes, aucune technique biométrique n'est optimale. La correspondance entre une technique biométrique et une application dépend du mode opérationnel de l'application et des propriétés de la caractéristique biométrique [15].

Tableau I.1 : Comparaison entre les traits biométriques [15]

es traits biométriques	Universalité	Distinctif	permanence	Mesurabilité	Acceptabilité
Empreinte digitale	<i>Moyenne</i>	<i>Haute</i>	<i>Haute</i>	<i>Moyenne</i>	<i>Moyenne</i>
Visage	<i>Haute</i>	<i>Faible</i>	<i>Moyenne</i>	<i>Haute</i>	<i>Haute</i>
Iris	<i>Haute</i>	<i>Haute</i>	<i>Haute</i>	<i>Moyenne</i>	<i>Faible</i>
Rétine	<i>Haute</i>	<i>Haute</i>	<i>Moyenne</i>	<i>Faible</i>	<i>Faible</i>
AND	<i>Haute</i>	<i>Haute</i>	<i>Haute</i>	<i>Faible</i>	<i>Faible</i>
Signature	<i>Faible</i>	<i>Faible</i>	<i>Faible</i>	<i>Haute</i>	<i>Haute</i>
Voix	<i>Moyenne</i>	<i>Faible</i>	<i>Faible</i>	<i>Moyenne</i>	<i>Haute</i>
Démarche	<i>Moyenne</i>	<i>Faible</i>	<i>Faible</i>	<i>Haute</i>	<i>Haute</i>
Frappe Clavier	<i>Faible</i>	<i>Faible</i>	<i>Faible</i>	<i>Moyenne</i>	<i>Moyenne</i>
Géométrie de la main	<i>Moyenne</i>	<i>Moyenne</i>	<i>Moyenne</i>	<i>Haute</i>	<i>Haute</i>
Veines Main	<i>Moyenne</i>	<i>Moyenne</i>	<i>Moyenne</i>	<i>Moyenne</i>	<i>Moyenne</i>

I.5 Système biométrique

Un système biométrique est un système de reconnaissance de forme, qui utilise les données biométriques d'un individu. Tout système biométrique peut fonctionner en mode d'enrôlement ou en mode de vérification ou bien en mode d'identification.

I.5.1 Modes de fonctionnement

❖ Le mode d'enrôlement :

C'est une phase d'apprentissage qui a pour but de recueillir des informations biométriques sur les personnes à identifier. Plusieurs campagnes d'acquisitions de données peuvent être réalisées afin d'assurer une certaine robustesse au système de reconnaissance aux variations temporelles des données. Dans cette phase, les caractéristiques biométriques des individus sont saisies par un capteur biométrique, puis représentées sous forme numérique (signatures), et enfin stockées dans la base de données [14].

❖ Le mode de vérification :

C'est la comparaison 1-à-1, entre les données biométriques capturées (model test) et les donnée stockée dans sa propre base (les modèles d'apprentissage). Dans un tel système, un individu qui désire être identifié réclame une identité, habituellement par l'intermédiaire d'un PIN (numéro d'identification personnelle), d'un nom d'utilisateur, d'une carte d'identité, etc. Le système doit alors répondre à la question suivante "*Suis-je réellement la personne que suis-je entrain de proclamer?*" [14].

❖ Le mode d'identification:

Le système identifie un individu en cherchant les signatures (Template) de tous les utilisateurs dans la base de données. Par conséquent, le système conduit plusieurs comparaisons 1-à-N pour établir l'identité d'un individu [15]. En résumé, un système biométrique opérant en mode identification répond à la question "*Suis-je bien connu du système ?*".

En général, tous les systèmes biométriques partagent le même schéma de fonctionnement. Comme il est illustré par la Figure I.13.



Figure I.13 : Schéma de synoptique d'un système biométrique

I.5.2 Structure d'un système biométrique

Un système biométrique typique peut être représenté par quatre modules principaux:

1. Le module de capture

C'est responsable de l'acquisition des données biométriques d'un individu (cela peut être un appareil photo, un lecteur d'empreintes digitales, une caméra de sécurité,...etc [16].

2. Le module d'extraction des 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. Idéalement, cette nouvelle représentation est censée être unique pour chaque personne et relativement invariante aux variations intra-classe.

3. Le module de correspondance

Compare l'ensemble des caractéristiques extraites avec le modèle enregistré dans la base de données du système et détermine le degré de similitude (ou de divergence) entre les deux.

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) [16].

I.6 Evaluation des performances des Systèmes biométriques

I.6.1 Mesures de performance d'un système biométrique

Tout d'abord, afin de comprendre comment déterminer la performance d'un système biométrique, il nous faut définir clairement trois critères principaux.

Le premier critère s'appelle le taux de faux rejet ("False Reject Rate" ou FRR). Ce taux représente le pourcentage de personnes censées être reconnues mais qui sont rejetées par le système [9].

$$FRR = \frac{\text{nombre des clients rejetés (FR)}}{\text{nombre total d'accès de clients}} \quad (\text{I.1})$$

Telle que Le faux rejet (*FR*) correspond au cas où le système rejette un client légitime.

Le deuxième critère est le taux de fausse acceptation ("False Accept Rate" ou FAR). Ce taux représente le pourcentage de personnes censées ne pas être reconnues mais qui sont tout de même acceptées par le système.

$$FAR = \frac{\text{nombre des imposteurs acceptés (FA)}}{\text{nombre total d'accès d'imposteurs}} \quad (\text{I.2})$$

Telle que la fausse acceptation (*FA*) correspond au cas où le système accepte un individu qui a proclamé une identité qui n'est pas la sienne [9].

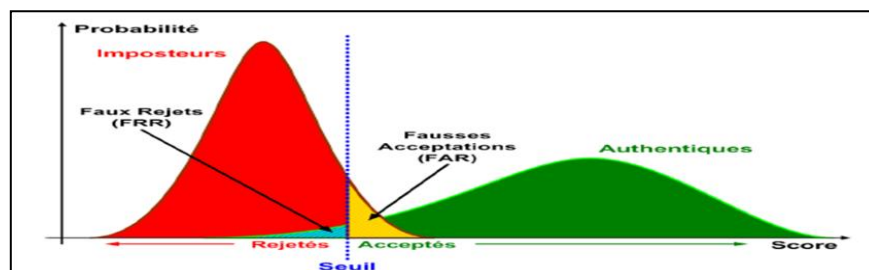


Figure I.14 : Courbes de distribution des imposteurs et des authentiques

Comme la Figure 1.14 illustre, on a toujours une zone de recouvrement. On aimerait évidemment avoir les deux distributions parfaitement disjointes, ce qui permettrait idéalement de séparer les authentiques des imposteurs, mais ce n'est jamais le cas dans la réalité.

Le troisième critère est connu sous le nom de taux d'égale erreur ("Equal Error Rate" ou EER). Ce taux est calculé à partir des deux premiers critères et constitue un point de mesure de performance courant. Ce point correspond à l'endroit où $FRR = FAR$, c'est-à-dire le meilleur compromis entre les faux rejets et les fausses acceptations [9].

$$EER = \frac{\text{Nombre de fausse acceptations} + \text{Nombre de faux rejets}}{\text{Nombre totale d'accès}} \quad (1.3)$$

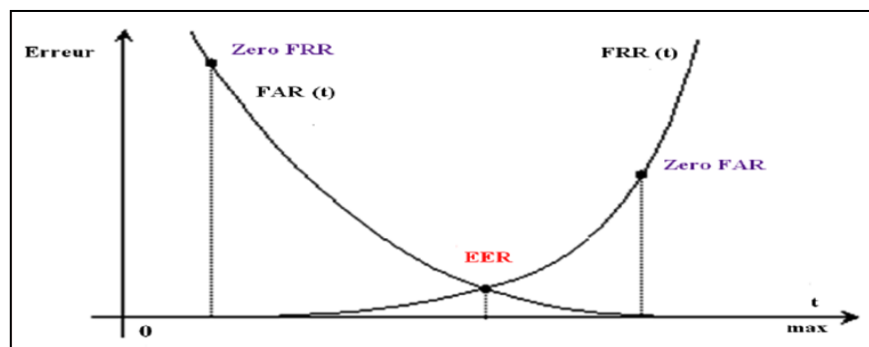


Figure I.15 : Graph démonstratif EER représente la marge d'erreur autorisée par un système

I.6.2 Mesures de performance graphiques

Selon la nature (vérification, identification) du système biométrique, il existe deux sortes de courbe permettant de comparer plusieurs systèmes dans les mêmes conditions ou faire la comparaison du fonctionnement d'un système dans différentes conditions :

La courbe ROC ("Receiver Operating Characteristic") Figure I.16 (a) trace le taux de faux rejet en fonction du taux de fausse acceptation [3].

Plus cette courbe tend à épouser la forme du repère, plus le système est performant, c.-à-d. possédant un taux de reconnaissance global élevé.

Le taux d'égale erreur (EER) correspond à l'intersection de la courbe ROC avec la première bissectrice. Il est fréquemment utilisé pour donner un aperçu de la performance d'un système. Il est dit performant s'il possède un EER fiable.

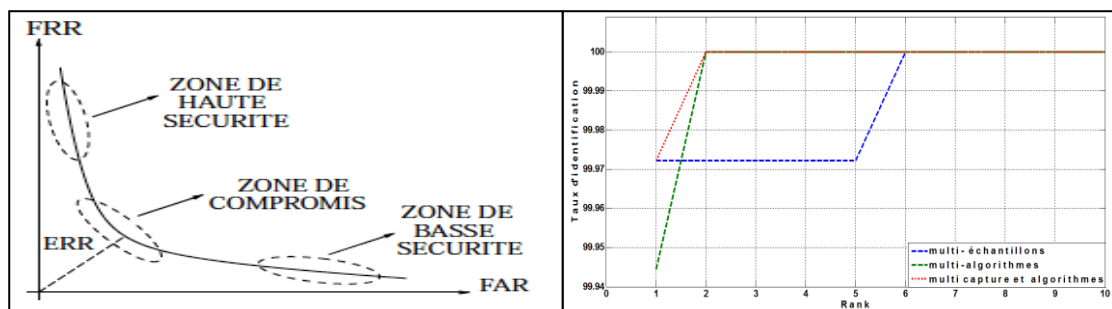
Ainsi les protocoles d'évaluation diffèrent dans le mode identification et le mode vérification. En mode identification, deux scénarios sont possible qui induisent deux protocoles différents.

Si l'identification se fait dans ce qui est appelé un mode ouvert (ou open set identification), c.-à-d., toutes les personnes de la base de test ne sont pas représentées dans la base de référence.

En mode évaluation, les personnes de la base de données sont regroupées en deux groupes, un groupe de référence et un groupe de test. En suite, le système doit pouvoir prendre deux décisions distinctes : soit rejeter un échantillon test on lui assigner une identité représentée dans la base des référents. Pour celui, il faut fixer un seuil de décision analogue à celui fixé en mode vérification.

Un deuxième scénario appelé mode fermé (ou close set identification), c.-à-d., que chaque personne est représentée dans la base de donnée par au moins une référence, alors le système n'est pas obligé de faire du rejet. Il peut assigner l'identité de la personne qui a le score le plus élevé (dans le cas de mesure de score de simili mèle).

Dans ce cas Figure I.16 (b), on utilise ce que l'on appelle une courbe CMC ("Cumulative Match Characteristic"). Cette courbe donne le pourcentage de personnes reconnues en fonction d'une variable appelée rang. On dit qu'un système reconnaît au rang 1 lorsqu'il choisit la plus proche image comme résultat de la reconnaissance. On dit qu'un système reconnaît au rang 2, lorsqu'il choisit, parmi deux images, celle qui correspond le mieux à l'image d'entrée, etc. On peut donc dire que plus le rang augmente, plus la reconnaissance est d'un niveau de sécurité plus faible.



(a) (b)
Figure I.16 : a) Courbe ROC b) Courbe CMC

I.7 Applications des systèmes biométriques :

Les premières applications dans un cadre officiel du concept de la reconnaissance biométrique fut dans le domaine médico-légal tel que l'identification physique. L'identification d'un criminel...etc. La biométrie toucha par la suite le domaine gouvernemental par exemple (tel que la carte d'identité nationale, le permis de conduire, la sécurité des frontières, le contrôle des passeports...etc.) pour atteindre de nos jours le domaine commercial par exemple (telles que l'ouverture de réseau informatique, la sécurité de données électroniques, le commerce, l'accès Internet, la carte de crédit, le contrôle d'accès physique, le téléphone cellulaire, la gestion des registres médicaux... etc.).

Dans les application civil: la technologie biométrique utilisant des techniques informatiques de pointe devient largement adopte en tant que mesure de sécurité de première ordre pour la vérification d'identité temps réel que cèle soit dans le contexte où la présence est physique (cas des aéroports) le dispositif a l' aéroport utilise un capteur de l'iris pour accélérer la procédure de contrôle des passeports visas, un dispositif semblable est également employés pour vérifier l'identité des employés de l'aéroport qui travaillent dans les secteurs de hautes sécurité.



Figure I.17 : **Différentes applications de la biométrie dans notre vie**

I.8 Conclusion

Dans ce chapitre on a abordé quelques notions et définitions de base liées à la biométrie et ses diverses technologies, les principaux modules des systèmes biométriques et comment mesurer leurs performances ainsi que les domaines d'applications.

Dans le chapitre suivant nous allons étudier la biométrie multimodales et la fusion de score.

Chapitre II

Biométrie Multimodale et Fusion des Scores

II.1 Introduction

La biométrie a pour objectif la reconnaissance automatique des personnes à partir des caractéristiques humaines. Dans le chapitre précédent, nous avons étudié les systèmes biométriques uni-modal. Ces derniers ont des défauts tels que la possibilité de falsifications, ainsi que ses performances ne sont pas dans le niveau demandé. Pour diminuer leurs problèmes, les chercheurs dans ce domaine visent à améliorer le taux de reconnaissance par la fusion de données de différentes sources, ces systèmes s'appellent les systèmes multimodaux. Dans ce qui suit, nous allons présenter l'objectif de la biométrie multimodale et la fusion des données.

II.2 Définition de la biométrie multimodale

La biométrie multimodale est la combinaison de plusieurs modalités biométriques différentes, en augmentant la quantité d'informations discriminante de chaque personne et cela pour améliorer les performances de reconnaissance [17].

II.3 Différents systèmes multimodaux

On peut différencier cinq types de systèmes multimodaux selon les systèmes qu'ils combinent, on les appelle :

❖ Multi-capteurs

Ces systèmes visent à capturer le même caractère biométrique (modalité) à l'aide de plusieurs capteurs différents, afin d'acquérir le plus possible d'informations, par exemple utilisation d'un lecteur d'empreintes digitales capacitif et d'un lecteur d'empreintes digitales résistif.



Figure II.1 : Systèmes Multi-Capture

❖ Multi-instances

Plusieurs acquisitions de la même donnée biométrique sont effectuées. En ensemble de captures identiques (les mêmes types), par exemple l'acquisition de plusieurs images de visage avec des changements de pose, d'expression ou d'illumination.



Figure II.2 : Systèmes Multi-instances

❖ Multi-algorithmes

La même donnée biométrique est vérifiée à l'aide de plusieurs algorithmes de reconnaissance par exemple reconnaissance d'empreinte digitale à partir de la comparaison de minuties et de texture [18]. L'application des algorithmes multiples peuvent intervenir dans le module d'extraction en considérant plusieurs ensembles de caractéristiques et/ou dans le module de comparaison en utilisant plusieurs algorithmes de comparaison.

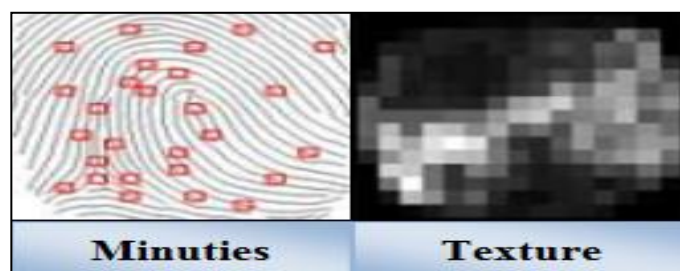


Figure II.3 : Systèmes Multi-algorithmes

❖ Multi-échantillons

Plusieurs échantillons différents de la même modalité sont capturés, par exemple deux empreintes digitales de doigts différents ou les deux iris. Dans ce cas, les différentes données sont traitées par le même algorithme.

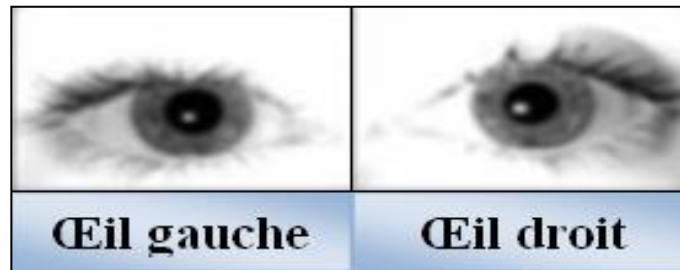


Figure II.4 : Systèmes Multi-échantillons

❖ Multi-biométries

Les systèmes multi-biométries (ou multi-caractères) utilisent l'information de plusieurs modalités biométriques différentes combinées pour la réalisation de la reconnaissance des individus, par exemple, la reconnaissance faciale (visage) associée à la reconnaissance par l'empreinte digitale.



Figure II.5 : Systèmes Multi-biométries

❖ Les systèmes hybrides

Les systèmes hybrides concernent les autres types de systèmes : ils sont composés de plusieurs scénarios parmi ceux présentés précédemment. Les systèmes hybrides disposent donc de plus d'information que les systèmes précédents [18].

II.4 Score

Les scores sont les résultats générés par le système de reconnaissance lors d'une mode d'identification. Le score indique la personne incluse dans la base des clients qui ressemble le plus à la personne proclamant. Dans ce mode, le résultat est un ensemble de N scores où N est le nombre des personnes enregistrées dans la base de données et chaque score s_i représente la vraisemblance entre les paramètres test et le modèle λ_i sauvegardé dans la base [17].

Afin de s'assurer que ces vecteurs de similarité soient cohérents entre eux, il est nécessaire de les normaliser avant de considérer une fusion des scores [17].

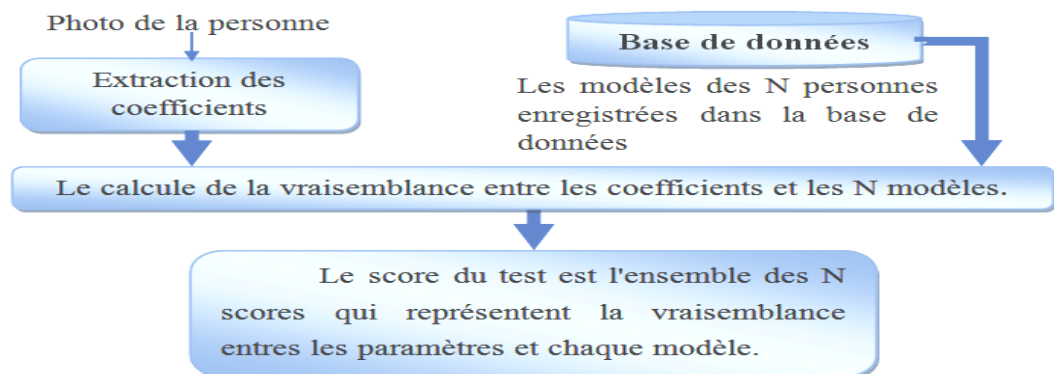


Figure II.6 : Génération des scores dans le mode Identification

II.5 Architecture des systèmes multimodaux

L'architecture de chaque système multimodal peut-être en parallèle ou en série.

- ❖ L'architecture en parallèle (Figure II.7) est la plus utilisée car elle permet d'utiliser toutes les informations disponibles au même temps (l'acquisition ou traitement simultanément).

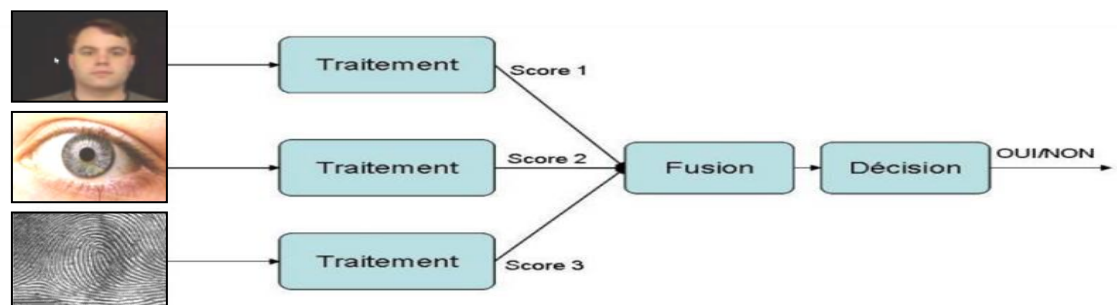


Figure II.7 : Architecture de fusion en parallèle

- ❖ L'architecture en séries peut être privilégiée dans certaines applications par exemple si la multi-modalité est utilisée pour donner une alternative pour les personnes ne pouvant pas utiliser l'empreinte digitale. Pour la majorité des individus seule l'empreinte est acquise et traitée mais pour ceux qui ne peuvent pas être ainsi authentifiés on utilise un système à base d'iris alternativement [21].

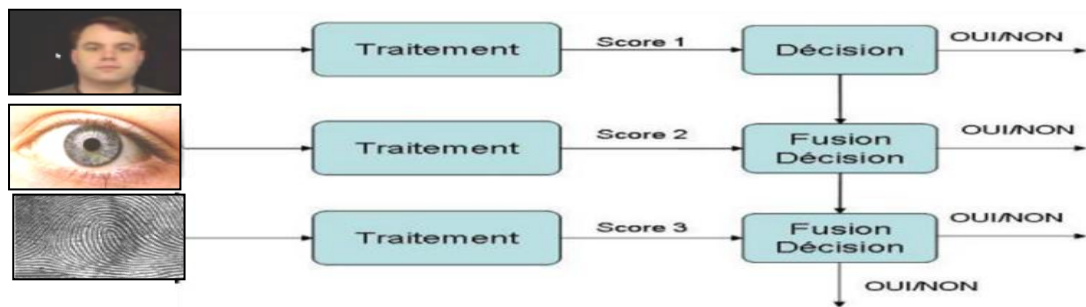


Figure II.8 : Architecture de fusion en séries

II.6 Fusion de données

En général, la fusion de données est une opération d'intégration de plusieurs données pour extraire des nouvelles informations plus précises.

II.6.1 Différents niveaux de fusion

La fusion des informations biométriques peut être divisée en plusieurs niveaux :

❖ Fusion des données de capteurs

C'est le premier niveau de fusion. Dans cette méthode de fusion, les vecteurs des données obtenus à partir des capteurs sont combinés avant l'extraction. L'application de cette opération fonctionne comme une capture, de meilleure qualité.

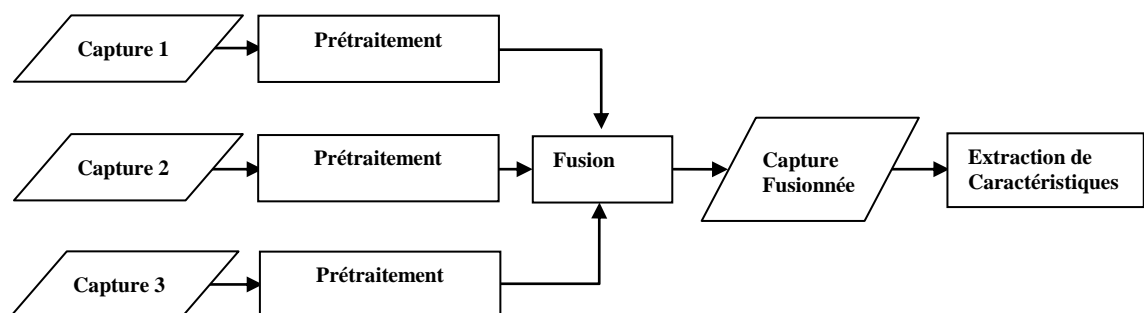


Figure II.9 : Schéma de fusion au niveau du capteur [18]

❖ Fusion au niveau de l'extraction des caractéristiques

Dans cette méthode, la fusion peut également avoir lieu après le traitement de la donnée provenant de plusieurs capteurs, au niveau des caractéristiques extraites. Elle vise

d'obtenir des caractéristiques qui sont soit plus robustes dans le cadre de données homogènes [18] [22].

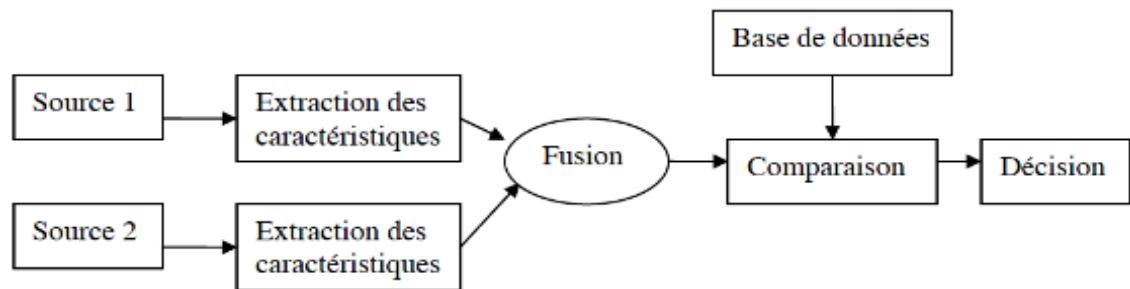


Figure II.10 : Schéma de fusion au niveau de l'extraction des caractéristiques [18]

❖ Fusion au niveau des décisions

On dit aussi haut niveau, celui-ci concerne la combinaison des décisions obtenues à partir de chaque source (sous système) La décision finale est prise en fonction des décisions de tous les sous systèmes [18].

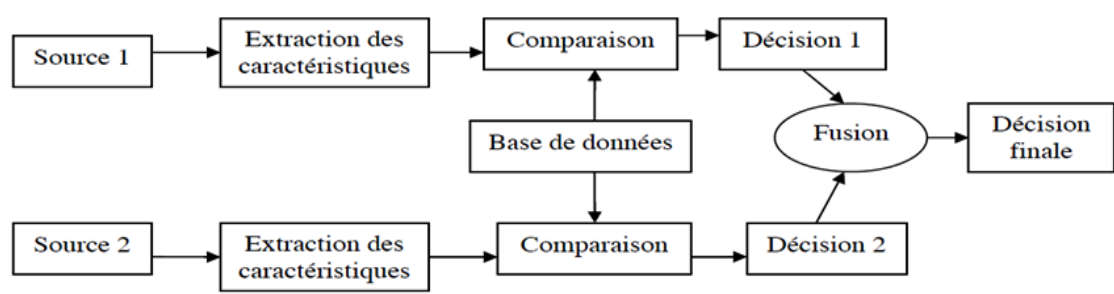


Figure II.11 : Schéma de fusion au niveau de la décision [18]

❖ Fusion au niveau des Scores

La fusion au niveau des scores est la plus utilisée car elle peut être appliquée à tous les types de systèmes, qu'ils soient un ensemble de sous-systèmes produisant après l'étape de comparaison. Les scores individuels sont combinés de manière à former un unique score qui est ensuite utilisé pour prendre la décision finale.

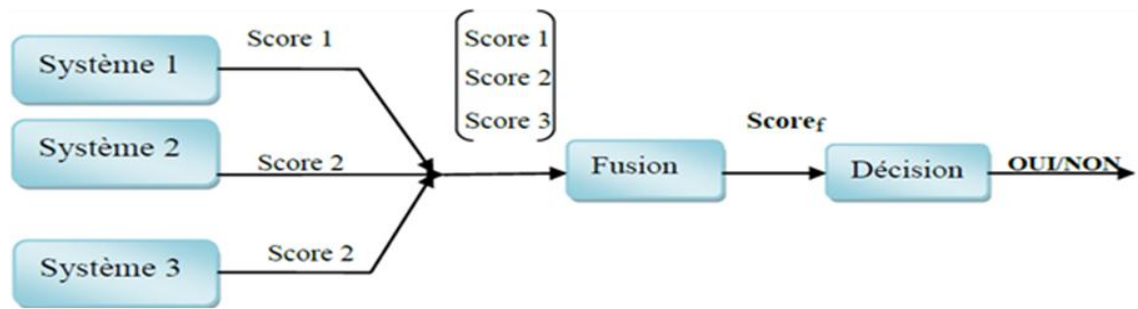


Figure II.12 : Schéma de fusion au niveau de scores [17]

La figure suivante récapitule les différents niveaux de la fusion biométrique :

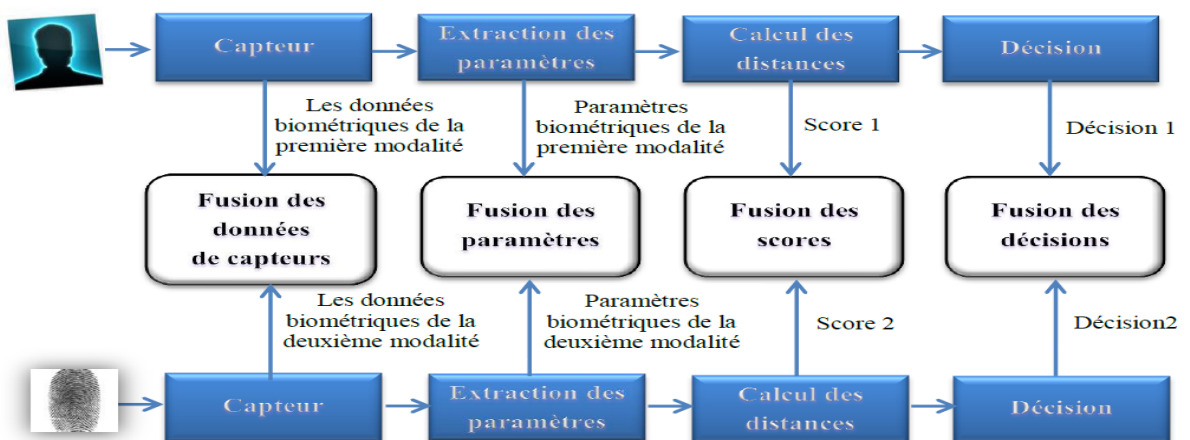


Figure II.13 : Différents niveaux de fusion biométrique [17]

II.7 Normalisation des scores

La normalisation est une étape nécessaire lors de la fusion de scores, car la distribution des scores issus des différents sous-systèmes est rarement compatible (c'est-à-dire, il est inutile de faire la somme des scores du système A avec ceux du système B si la distribution des scores du système A est [0;1] et celle du système B est [1000;10000]). Ce paragraphe présente les principales méthodes de normalisation [20].

Une des méthodes de normalisation les plus simples est la normalisation min max. Elle est utilisée lorsque les bornes de la distribution des scores sont connues. En utilisant cette technique, les scores sont normalisés entre 0 et 1. A partir d'un ensemble de scores $\{S_k\}$ $k=1,2,\dots,n$, les scores normalisés sont obtenus de la façon suivante:

$$S'_k = \frac{S_k - \min}{\max - \min} \quad (\text{II.1})$$

Avec min et max respectivement les scores minimum et maximum;

Une normalisation communément utilisée est la normalisation par z-score en utilisant la moyenne arithmétique μ et l'écart-type σ des données. Il est donc nécessaire de connaître ou de disposer de données pour estimer cette moyenne et cet écart type. Les scores normalisés sont obtenus de la façon suivante [20].

$$S'_k = \frac{s_k - \mu}{\sigma} \quad (\text{II.2})$$

II.8 Règles de fusion des scores

Les règles de combinaisons de scores simples sont des règles très simples dont l'objectif est d'obtenir un score final S à partir des N scores disponibles s_i pour $i = 1$ à N issus de N systèmes [19].

➤ Combiner les scores par la moyenne

$$S = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N s_i \quad (\text{II.3})$$

Cette règle est généralement plus efficace que la règle produit étant donné qu'elle est plus robuste au bruit ou aux valeurs aberrantes. De plus, un score normalisé à 0 ne va pas pénaliser (ou annihiler l'information des autres scores, comme c'est le cas pour la règle produit).

➤ La règle produit

Cette règle définit les nouveaux scores comme étant le produit des scores de chaque matcher :

$$S = \frac{1}{N} \prod_{i=1}^N s_i \quad (\text{II.4})$$

Cette règle peut néanmoins être sujette à des valeurs aberrantes si la normalisation utilisée n'est pas robuste. De plus, une normalisation des scores entre 0 et 1 peut poser problème étant donné que les scores de nombreux matchés peuvent être rendus nuls si l'un d'eux a été normalisé à 0.

➤ **La règle minimum**

La règle minimum se contente de définir un nouveau score comme étant le score minimal des scores de chaque matcher :

$$S = \min(s_i) \quad (\text{II.5})$$

➤ **La règle maximum**

La règle maximum se contente de définir un nouveau score comme étant le score maximal des scores de chaque matcher :

$$S = \max(s_i) \quad (\text{II.6})$$

➤ **La règle médiane**

Combiner les scores par la médiane consiste à calculer s tel que :

$$S = \text{med}(s_i) \quad (\text{II.7})$$

➤ **La règle somme pondérée**

C'est une méthode un peu plus évoluée qui nécessite une adaptation par le réglage de paramètres :

$$S = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \omega_i s_i \quad (\text{II.8})$$

La somme pondérée permet de donner des poids différents ω_i à chacun des systèmes en fonction de leur performance individuelle ou de leur intérêt dans le système multi-algorithmes [19].

II.9 Décision

La décision est souvent utilisée pour sa simplicité. En effet, chaque système fournit une décision binaire sous la forme OUI ou NON que l'on peut représenter par 0 et 1, et le système de fusion de décisions consiste à prendre une décision finale en fonction de cette série de 0 et de 1. Les méthodes les plus utilisées sont des méthodes à base de votes telles que

le OR (si un système a décidé 1 alors OUI), le AND (si tous les systèmes ont décidé 1 alors OUI) ou le vote à la majorité (si la majorité des systèmes ont décidé 1 alors OUI) [19].

II.10 Conclusion

Un système biométrie multimodal est un assemblage de sous systèmes biométriques combinés selon des normes spécifiques avec des règles de fusion des données aux niveaux désignés par l'application des certaines méthodes.

La fusion au niveau de score est appliquée par plusieurs méthodes après la normalisation de scores. Nous avons présenté les méthodes simples de ce niveau. Enfin on apprend comment faire la décision dans les systèmes multimodaux.

Dans le prochain chapitre. Nous parlerons sur les méthodes utilisés dans l'extraction des caractéristiques, la réduction de dimension, et la classification des données.

Chapitre III

Méthodes d'Extraction des Caractéristiques et Classification

III.1 Introduction

Les systèmes biométriques éprouvent des contraintes à l'enregistrement et à l'utilisation des informations acquises. Parce que leurs tailles sont très larges, et la différence de ses sources.

Pour résoudre ces problèmes et améliorer les performances de ces systèmes, les chercheurs additionnent deux étapes après l'extraction des caractéristiques qu'ils La réduction de taille de données, et La classification.

On exposera dans ce chapitre comment faire ces étapes à travers la théorie mathématiques et l'objectif des méthodes plus utilisés dans le domaine de recherche.

III.2 Extraction des caractéristiques

Cette étape représente le cœur du système de reconnaissance, on extrait de l'image les informations qui seront sauvegardées en mémoire pour être utilisées plus tard dans la phase de décision. L'extraction des caractéristiques utilise plusieurs méthodes, Parmi lesquelles on cite LBP et LPQ.

III.2.1 Méthode du Motif Binaire Local

L'opérateur du Motif Binaire Local(ou Local Binary Pattern : LBP) a été proposé initialement par Ojala et al. [17] dans le but de caractériser la texture d'une image. Le calcul de la valeur LBP consiste pour chaque pixel à souiller ses huit voisins directs avec un seuil dont la valeur est le niveau de gris du pixel courant.

Tous les voisins prendront alors une valeur 1 si leur valeur est supérieure ou égale au pixel courant et 0 si leur valeur est inférieure (Figure.III.1). Le code LBP du pixel courant est alors produit en concaténant ces 8 valeurs pour former un code binaire. On obtient donc, comme pour une image à niveaux de gris, une image des valeurs LBP contenant des pixels dont l'intensité se situe entre 0 et 255.

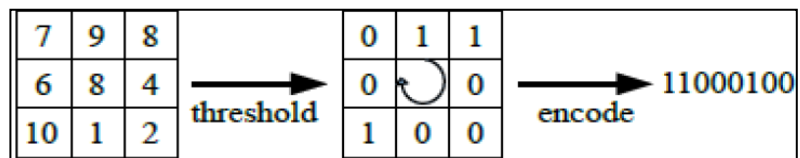


Figure III.1 : Opérateur LBP

La technique LBP a été étendue ultérieurement en utilisant des voisinages de taille déférente. Dans ce cas, un cercle de rayon R autour du pixel central et les valeurs des P points échantillonnés sur le bord de ce cercle sont prises et comparées avec la valeur du pixel central. Pour obtenir les valeurs des P points échantillonnés dans le voisinage pour tout rayon R, une interpolation est nécessaire. On adopte la notation (P, R) pour définir le voisinage de P points de rayon R d'un pixel. La Figure.III.2, illustre trois voisinages pour des valeurs de R et P différentes [27].

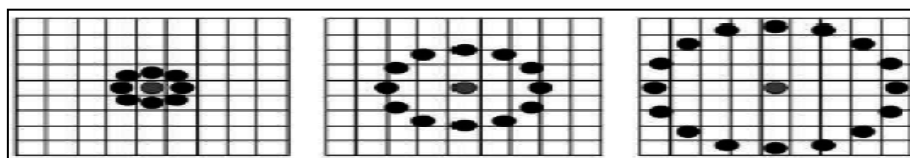


Figure III.2 : Trois voisinages pour des R et P différents

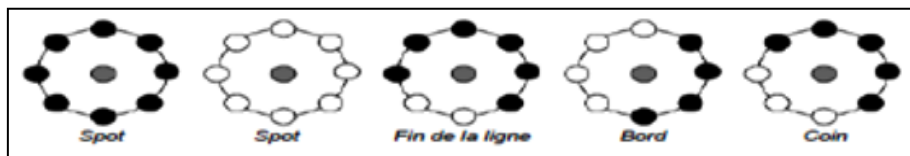


Figure III.3 : Textures particulières détectées par LBP

Soient g_c le niveau de gris du pixel central, g_p ($P = 1 \dots P$) les niveaux de gris de ses voisins. L'indice LBP du pixel courant est calculé comme :

$$LBP_{P,R}(x_c, y_c) = \sum_{p=1}^P S(g_p, g_c) 2^{p-1} \tag{III.1}$$

Où

$$S(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{si } x < 0 \end{cases} \tag{III.2}$$

Où (x,y) sont les coordonnées du pixel courant, $LBP_{P,R}$ est le code LBP pour le rayon R et le nombre de voisins P. L'opérateur LBP obtenu avec $P = 8$ et $R = 1$ ($LBP_{8,1}$) est très proche

de l'opérateur LBP d'origine. La principale déférence est que les pixels doivent d'abord être interpolés pour obtenir les valeurs des points sur le cercle (voisinage circulaire au lieu de rectangulaire).

Une autre extension à l'opérateur d'origine est le LBP uniforme. Un code LBP est uniforme s'il contient au plus deux transitions de bits de 0 à 1 ou vice-versa lorsque la chaîne binaire est considérée circulaire. Par exemple, 00000000, 00011110 et 10000011 sont des codes uniformes. L'utilisation d'un code LBP uniforme, noté LBP^{u2} a deux avantages. Le premier est le gain en mémoire et en temps de calcul. Le deuxième est que LBP^{u2} permet de détecter uniquement les textures locales importantes, comme les spots, les fins de ligne, les bords et les coins (Figure.III.2), pour des exemples de ces textures particulières. En effet, Ojala et al ont montré que les LBPs uniformes contiennent plus de 90% de l'information d'une image.

La propriété importante du code LBP est que ce code est invariant aux changements uniformes globaux d'illumination parce que le LBP d'un pixel ne dépend que des différences entre son niveau de gris et celui de ses voisins [27].

III.2.2 Extraction de caractéristiques par la Quantification de Phase Locale

Le descripteur de texture Quantification de Phase Locale (ou Local Phase Quantization : LPQ) a été introduit pour la première fois par *Ojansivu et al.* [28]. Il permet d'améliorer la classification de textures tout en étant robuste aux artéfacts générés par différentes formes de flou présents dans une image. Pour cela, le descripteur est construit de façon à ne retenir dans une image que l'information locale invariante à un certain type de flou. Les auteurs [28] ne considèrent en effet que les flous pouvant être représentés par une fonction d'étalement du point (*PSF*, "Point Spread Function") présentant une symétrie centrale. Cette hypothèse sur la *PSF* ne limite pas pour autant l'utilisation de cette méthode étant donné que la réponse à une source ponctuelle de la majorité des capteurs et des systèmes d'imagerie peut être modélisée par ce type de fonctions mathématiques qui peuvent également présenter des symétries d'ordre supérieur (axial ou radial par exemple) [29]. Une fois les conditions sur le flou définies, une transformée de *Fourier* à fenêtre glissante est calculée pour plusieurs fréquences u choisies pour respecter les critères de la fonction d'étalement. Les coefficients ainsi obtenus sont quantifiés afin d'obtenir un mot de 8 bits [30].

❖ LPQ descripteur de base

L'information de LPQ peut être extraite en utilisant la transformée discrète de *Fourier* à fenêtre à deux dimensions (2DWFT).

$$F_u(x) = \sum_{m \in N_x} h(m-x)f(m)e^{-j2\pi u^T m} = E_u^T f_x \quad (\text{III.3})$$

Où E_u , de taille $= 1 \times M2$, est un vecteur de base de 2DWFT avec la fréquence u , et f_x , taille $= MT \times N$, 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. La transformation est calculée à quatre valeurs de la fréquence, $u = [u_0, u_1, u_2, u_3]$ où $u_0 = [a, 0]^T$, $u_1 = [0, a]^T$, $u_2 = [a, a]^T$ et $u_3 = [a, -a]^T$. La valeur a est la plus haute fréquence scalaire pour laquelle $H_{ui} > 0$. Ainsi, seuls quatre fonctions complexes comme un banc de filtres sont nécessaires pour produire huit images résultantes, composées de 4 images de la partie réelle et 4 images de la partie imaginaire de la transformée. Chaque pixel de l'image complexe résultant peut être codé en une valeur binaire représentée dans l'équation (II.4) en appliquant (the quadrant bit coding) [31].

$$B_{ui}^{Re}(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } F_{ui}^{Re}(x) > 0 \\ 0 & \text{si } F_{ui}^{Re}(x) \leq 0 \end{cases} \quad B_{ui}^{Im}(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } F_{ui}^{Im}(x) > 0 \\ 0 & \text{si } F_{ui}^{Im}(x) \leq 0 \end{cases} \quad (\text{II.4})$$

Ce procédé de codage attribue deux bits pour chaque pixel pour représenter le quadrant dans lequel se trouve l'angle de phase [32]. En fait, il fournit également la quantification de la fonction de phase de Fourier. En général, LPQ est une chaîne binaire, présentée dans l'expression (III.5), obtenue pour chaque pixel par la concaténation des codes quadrant bits réelles et imaginaires des huit coefficients de Fourier d' u_i .

$$LPQ(x) = [B_{u_0}^{Re}(x), B_{u_0}^{Im}(x), \dots, B_{u_3}^{Re}(x), B_{u_3}^{Im}(x)] \quad (\text{III.5})$$

La chaîne binaire est convertie en nombre décimal par l'expression (III.6) pour produire une étiquette de LPQ. La Figure III.4 résume l'ensemble de ces étapes.

$$LPQ(x) = B_{u_0}^{Re}(x) + B_{u_0}^{Im}(x) \times 2^1 + \dots + B_{u_3}^{Re}(x) \times 2^{k-1} + B_{u_3}^{Im}(x) \times 2^k \quad (\text{III.6})$$

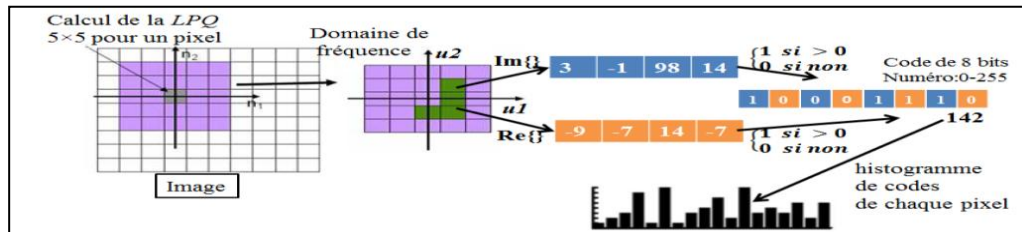


Figure III.4 : Organigramme de l'ensemble des étapes nécessaires à la construction du descripteur LPQ

III.2.3 Méthode multi block Local Phase Quantization (MB-LPQ)

Nous avons divisé l'image acquiescent régions d'intérêt (région of inter est: ROI) en $(n \times n)$ sous-blocs et on applique la méthode de LPQ sur chaque sous-bloc $n = 1, 2, 3, 4$ et 5 . Cette méthode est appelée LPQ Multi-Blocs.

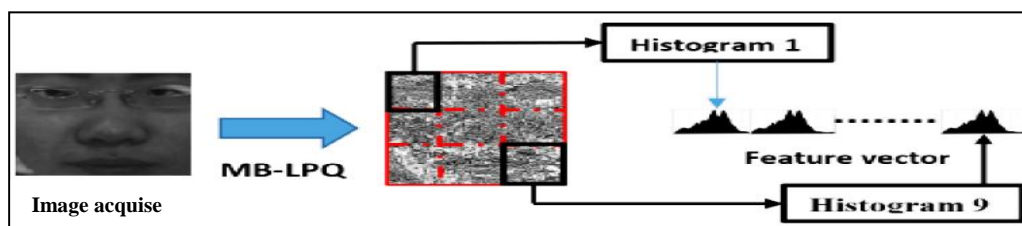


Figure III.5 : Exemple sur l'application de la méthode MB-LPQ

III.2.4 Méthode multi-level Local Phase Quantization (ML-LPQ)

L'idée principale de ML-LPQ est d'extraire des caractéristiques de différentes (MB-LPQ) divisions, puis les combiner. En d'autres termes, l'extraction de caractéristiques de l'ensemble de l'image, puis en divisant l'image en n^2 sous-blocs et extraire les caractéristiques de chaque sous-blocs et ainsi de suite jusqu'à ce qu'on atteigne le niveau prévu. Le résultat final de ML-LPQ est $1^2+2^2+3^2+\dots+n^2$ histogrammes [15]. Nous combinons ces histogrammes pour obtenir le vecteur de caractéristiques. La figure III.5 explique notre approche. Donc, nous avons maintenant besoin d'expliquer comment utiliser les histogrammes image parce que nos bases de données ne contiennent que l'image. Chaque image est divisé en trames multiples et sur chaque cadre de notre approche est utilisée et la fonctionnalité dans termes d'histogramme est extrait, puis la moyenne de tous les histogrammes est calculé. Enfin la sélection de score pêcheur [16] est utilisé sur la dire de tous les histogrammes pour réduire le banc histogramme Figure III.6.

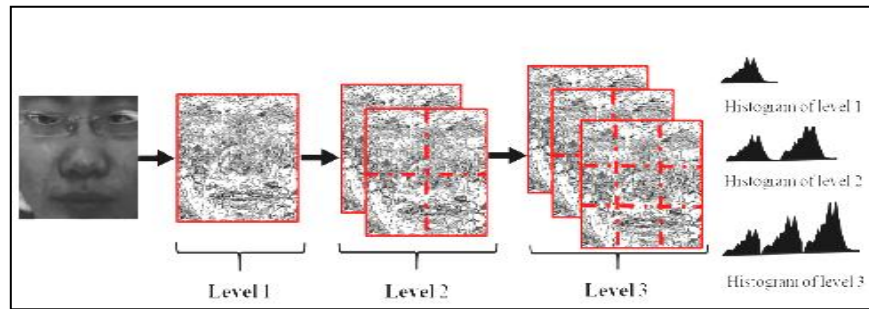


Figure III.6 : Exemple d'approche ML-LPQ d'extraction de caractéristiques avec (n=3 niveaux)

III.2.5 Réduction de dimension

Supposons qu'un jeu de données soit décrit par la matrice X de taille $(n \times D)$ où n est le nombre de vecteurs x_i de dimension D . Ce jeu de données possède une dimension propre (ou intrinsèque) d , où $d < D$ voire $d \ll D$. En termes mathématiques, la dimension intrinsèque signifie que le jeu de données repose sur une variété de dimension d , contenu dans un espace de plus grande dimension D . Une technique de réduction de dimension transforme le jeu de données X en un nouvel ensemble Y de dimension d , en gardant au maximum l'essentiel de l'information de l'ensemble de départ. Généralement, ni la géométrie de la variété, ni la dimension d sont connus. Les techniques de réduction de dimension peuvent être classées en plusieurs groupes. Le principal critère de classement est l'aspect linéaire ou non des méthodes. Les méthodes linéaires supposent que les données reposent sur une variété linéaire de l'espace de grande dimension. Ces méthodes les plus couramment utilisées sont :

❖ Analyse en Composantes Principales (ACP)

L'analyse en composantes principales (ACP) ou Principal Component Analysis (PCA) est une méthode mathématique qui peut être utilisée pour simplifier un ensemble de données, en réduisant sa dimension et pour représenter efficacement les données (images de palma priant par exemple). Ainsi, au lieu de stocker une vectrice image de taille N , on stocke un vecteur de taille $R \leq$ nombre d'images d'apprentissage P . Les étapes principales pour calculer la matrice de projection (U_{PCA}) de PCA sont :

- chaque image est représentée par un vecteur de taille N .

$$x^i = [x_1^i, x_2^i, \dots, x_N^i]^T \quad (\text{III.7})$$

- Toutes les images sont centrées en soustrayant l'image moyenne de chaque vecteur image.

$$\bar{x}^i = x^i - m, \quad m = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p x^i \quad (\text{III.8})$$

m : moyenne de toutes les images d'apprentissage.

Ces vecteurs sont combinés, côte-à-côte, pour créer une matrice \bar{X} de données d'apprentissage de taille $N \times P$ (où P est le nombre d'images d'apprentissage, N la taille de la vectrice image). Le calcul de la matrice de covariance (C) qui est définie par la formule :

$$C = \bar{X}\bar{X}^T \quad (\text{III.9})$$

On calcule ensuite les vecteurs propres V et les valeurs propres D de la matrice C . Les valeurs propres de la matrice C représentent le taux de variation le long de l'axe du vecteur propre associé. La matrice de transformation de PCA est donc les R premiers vecteurs propres ordonnés par ordre décroissant des valeurs propres correspondantes (U_{PCA}) [32].

III.3 Classification

Cette étape consiste à modéliser les paramètres extraits d'une modalité d'un individu en se basant sur leurs caractéristiques communes. Un modèle est un ensemble d'informations utiles, discriminantes et non redondantes qui caractérise un ou plusieurs individus ayant des similarités, ces derniers seront regroupés dans la même classe, et ces classes varient selon le type de décision [17].

III.3.1 Machine à vecteurs de support(SVM)

Une machine à vecteurs de support ou Support Vector Machine (SVM) est une technique de discrimination, c'est une méthode d'apprentissage supervisé utilisée pour la classification et la régression. Elle consiste à séparer deux ou plusieurs ensembles de points par un hyper plan. Selon les cas et la configuration des points [20].

III.3.2 Principe de SVM

L'idée originale des SVMs est basée sur l'utilisation de fonctions noyau kernel, qui permettent une séparation optimale des points du plan en différentes catégories. La méthode

fait appel à un ensemble de données d'apprentissage, qui permet d'établir un hyper plan séparant au mieux les points [20].

III.3.3 Concept des SVM

Les machines à supports vecteurs ou SVM sont une technique de classification supervisées introduite par Vladimir Vapnik dans les années 1995. La vocation originelle des SVM fut la séparation linéaire d'objets appartenant à deux classes différentes par un hyper plan optimal. Cette fonction a été étendue plus tard pour prendre en compte le cas multi-classes [20] [23].

Soit $\{x_i\}_{i=1}^m \in \mathbb{R}^k$, l'ensemble d'apprentissage composé d'objets caractérisés par un vecteur de k composantes chacun, appartenant à deux classes différentes : Une classe positive libellée +1 et une classe négative libellée -1.

Soit également $y_i \in \{1, -1\}$, la variable représentant les étiquettes des deux classes.

Le but des SVM est de déterminer la frontière linéaire définie par l'équation $w\mathbf{x} + \mathbf{b}$ entre les objets positifs et les objets négatifs Figure III.7, où w représente le vecteur normal à ce séparateur linéaire, et b le biais. Déterminer un hyper plan revient à définir le couple de valeurs (w,b) qui le caractérise. Dans la mesure où plusieurs solutions sont possibles, quel sera donc le critère qui définira la séparation optimale?

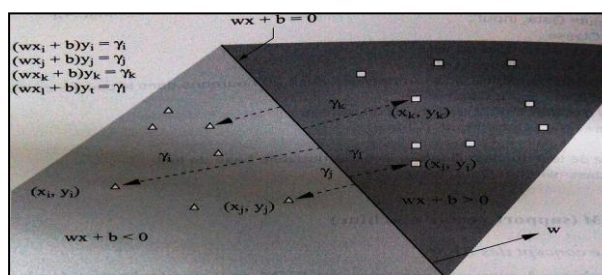


Figure III.7 : Séparation linéaire des objets carrés et triangles par un hyperplan

La détermination de l'étiquette de l'exemple x est faite de la façon suivante :

$l = \text{sign}(y(\mathbf{x}))$. Cette fonction est faite de telle façon à effectuer une séparation linéaire des données d'apprentissage en maximisant la marge.

Une séparation non linéaire peut être obtenue en transformant les données d'entrée dans un autre espace des attributs $F(\Phi: x \rightarrow F)$. Une fonction noyau peut être utilisée à la place du produit cartésien de deux vecteurs permet d'effectuer ce changement de repère de façon transparente.

III.3.4 Séparation optimale

Dans un plan à deux dimensions dans lequel sont répartis deux groupes de points associés à deux classes : les points (+) pour $y > 0$ et les points (-) pour $y < 0$, on peut trouver un séparateur linéaire évident, qui est l'axe des abscisses et qui sépare parfaitement les points. Le problème est dit *linéairement séparable*. Pour des problèmes plus compliqués, la caractérisation d'un séparateur linéaire peut être très compliquée et tout à fait non optimale. Par exemple dans un plan dans lequel les points (+) sont regroupés en un cercle, avec des points (-) tout autour, aucun séparateur linéaire en deux dimensions ne pourra correctement séparer les groupes. Le problème dans ce cas n'est pas *linéairement séparable*. La SVM utilise les *trucs du noyau "kernel trick"* pour appliquer une classification linéaire à un problème de classification non linéaire [25].

III.3.5 Multi-classes

A l'origine, les SVM ont été conçus essentiellement pour les problèmes à 2 classes, cependant plusieurs approches permettant d'étendre cet algorithme aux cas à N classes ont été proposées. La généralisation dans le cas multi-classes peut se faire de trois façons différentes. Les deux premières méthodes sont basées sur une multiplication des classifieurs bi-classes tandis que la dernière propose une résolution globale [33].

- ❖ **Un-contre-tous** : l'approche la plus naturelle est d'utiliser cette méthode de discrimination binaire et d'apprendre N fonctions de décision $\{f_m\}_{m=1..N}$ permettant de faire la discrimination entre chaque classe de toutes les autres (chaque classe est opposée à toutes les autres). il faut donc poser N problèmes binaires. L'affectation d'un nouveau point x à une classe C_i se fait par la relation :

$$i = \operatorname{argmax}_{m=1..N} F_m(x) \quad (\text{III.16})$$

- ❖ **Un-contre-un** : la deuxième méthode est une méthode dite de *un contre un*. Au lieu d'apprendre N fonctions de décisions, ici chaque classe est discriminée d'une autre. Ainsi, $N(N-1)/2$ fonctions de décisions sont apprises et chacune d'entre elles

effectue un vote pour l'affectation d'un nouveau point x . La classe de ce point x devient ensuite la classe majoritaire après le vote.

- ❖ **Méthode globale** : la dernière méthode est une approche étendant la notion de marge aux cas multi-classes. Le problème fait intervenir N fonctions de décision et il est très gourmand en temps de calcul et en espace mémoire ce qui fait qu'il reste peu utilisé dans les cas réels.

III.4 Conclusion

Au module d'extraction des caractéristiques, les systèmes de reconnaissances faits des étapes plus importantes avant le stockage des informations dans ces bases de données. Ces étapes sont basées sur des algorithmes spécifiques comme suit :

L'extraction de caractéristiques : pour obtenir les caractéristiques de chaque image acquise, en forme de vecteur Il-y-a plusieurs méthodes pour faire cette opération comme LPQ, LBP.

Réduction de dimension : la secondaire étape pour diminuer la taille de vecteur extraite parmi les méthodes utilisées pour faire cette opération PCA.

Classification des données : dernière étape fait classer les caractéristiques semblables d'un ou plusieurs individus à la même classe, cette étape est appliquée par des algorithmes comme SVM.

Chapitre IV

Résultats expérimentaux et discussions

IV.1 Introduction

L'étude expérimentale de cette étude est basée sur la reconnaissance de personnes par leurs empreintes palmaire en utilisant les méthodes décrites dans le chapitre précédent. Elle est réalisée sur la base de données de PolyU-Multi-spectrale (multi spectral palmprint).

Afin d'évaluer l'efficacité des méthodes étudiées et les performances de notre système biométrique proposé, et vue l'importance affectée à la modalité de l'empreinte palmaire dans les dernières années, nous allons présenter brièvement les caractéristiques de l'empreinte palmaire.

IV.2 Reconnaissance par empreinte palmaire

Avant de parler de la reconnaissance biométrique des empreintes palmaires, nous allons présenter les généralités concernant cette modalité, son anatomie et ces spécificités.

IV.2.1 Définition de l'empreinte palmaire

On appelle paume de la main la partie intérieure de la main (partie non visible lorsque la main est fermée) du poignet aux racines des doigts, comme le montre la Figure IV.1. Ainsi, l'empreinte palmaire n'est autre que l'impression (image) de la paume de la main faite par la pression de cette dernière sur une surface donnée. En d'autres termes, elle peut être définie comme étant le modèle de la paume de la main illustrant les caractéristiques physiques du motif de sa peau tel que les lignes (principales et rides), points, minutie et texture [34].



Figure IV.1 : **Paume de la main**

Une identification palmaire peut être vue comme étant l'aptitude d'identifier une personne parmi d'autres d'une manière unique à travers un algorithme approprié exploitant les caractéristiques de l'empreinte palmaire [34].

IV.2.2 Caractéristiques biométriques d'une empreinte palmaire et les types de reconnaissance

L'empreinte palmaire présente différents types de caractéristiques qui peuvent être exploitées dans la reconnaissance des individus [35] [36] [37].

❖ Des caractéristiques géométriques

Comme toute image, l'empreinte palmaire présente des caractéristiques géométriques telles que : la longueur, la largeur, et la surface. Ces caractéristiques ne sont pas distinctives mais peuvent tout de même être utiles pour une première vérification.

❖ Les lignes principales (Plis de flexion)

L'empreinte palmaire est caractérisée par trois plis de flexion, dites lignes principales : la ligne de tête, la ligne de vie et celle du cœur. La Figure IV.2 montre les différents plis de la paume.

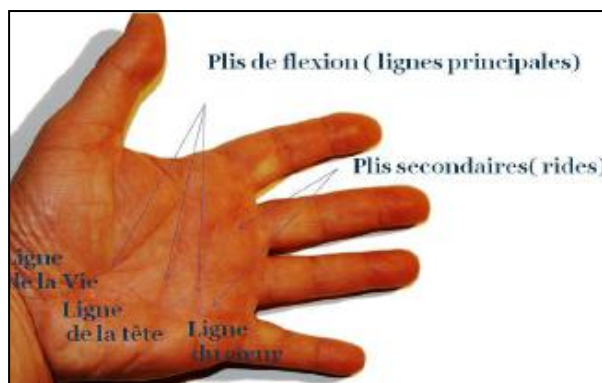


Figure IV.2 : La paume de main et ses plis

Ces plis ne varient que peu à travers le temps. Ils sont faciles à extraire par des algorithmes de détection de contour. Leur positionnement et leur forme sont importants pour la reconnaissance. Mais ils sont génétiquement liés (2 jumeaux ont la même forme de plis de

flexion) et restent peu distinctifs. Ainsi, seuls, ils ne peuvent pas fournir une information suffisante pour une reconnaissance efficace (Figure IV.3).

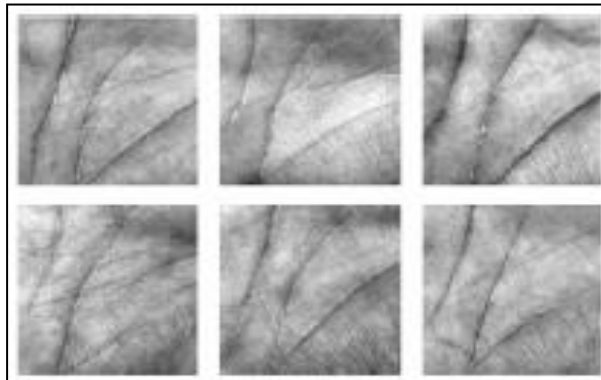


Figure IV.3 : **Empreintes différentes avec des lignes principales similaires**

❖ Les rides (Plis secondaires)

L’empreinte palmaire contient de nombreux autres plis qui diffèrent de ceux de flexion du fait qu’ils sont plus minces et plus irréguliers. Certains d’entre eux sont congénitaux, d’autres sont dus aux activités musculaires. Les lignes principales et les rides peuvent être observées facilement sur les images capturées à basse résolution. Comme les lignes principales seules ne fournissent pas une information distinctive suffisante, les rides jouent un rôle important dans la reconnaissance palmaire. Combinées aux lignes principales, elles fournissent une information distinctive pour la reconnaissance.

❖ Les points de référence (Datum points)

Les points représentant les deux extrémités de la paume de la main sont appelés points de références. Ce sont les points a et b dans la Figure IV.4.

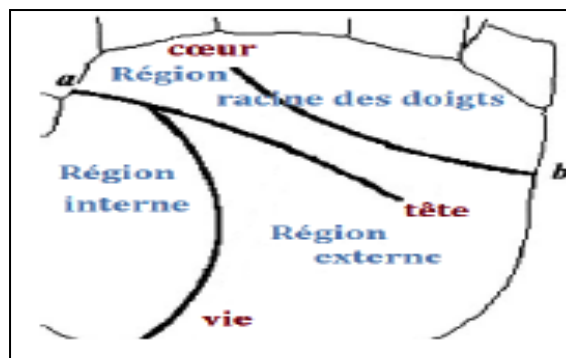


Figure IV.4 : **Points de référence de l'empreinte palmaire (a et b)**

Ils servent de points de repère lors de l'alignement et l'extraction des caractéristiques de l'empreinte palmaire. La taille de cette dernière peut être aussi estimée grâce à ces deux points.

❖ Les crêtes papillaires

Les crêtes papillaires sont des épaissements permanents de l'épiderme (la couche cellulaire extérieure de la peau). Elles se trouvent sur la face antérieure de la main (paume et doigts) ainsi que sur la plante du pied. Ce sont des surfaces représentant les zones principales de préhension et d'appui, simulant les bandes de roulement sur un pneu d'automobile. Elles sont élevées au-dessus du niveau général de la peau dans des formes parallèles droites ou en séries de courbes. Ces crêtes permettent de distinguer différents types de points pouvant être considérés comme caractéristiques palmaires :

- Les minuties
- Les points singuliers

Comme le montre la Figure IV.5, selon la résolution utilisée dans l'acquisition de l'empreinte, une ou plusieurs de ces caractéristiques peuvent être observées et par conséquent exploitées dans la reconnaissance palmaires des individus. Cela a permis de classifier les approches de reconnaissance en deux grandes catégories principales : approches haute résolution et approches basse résolution [38].

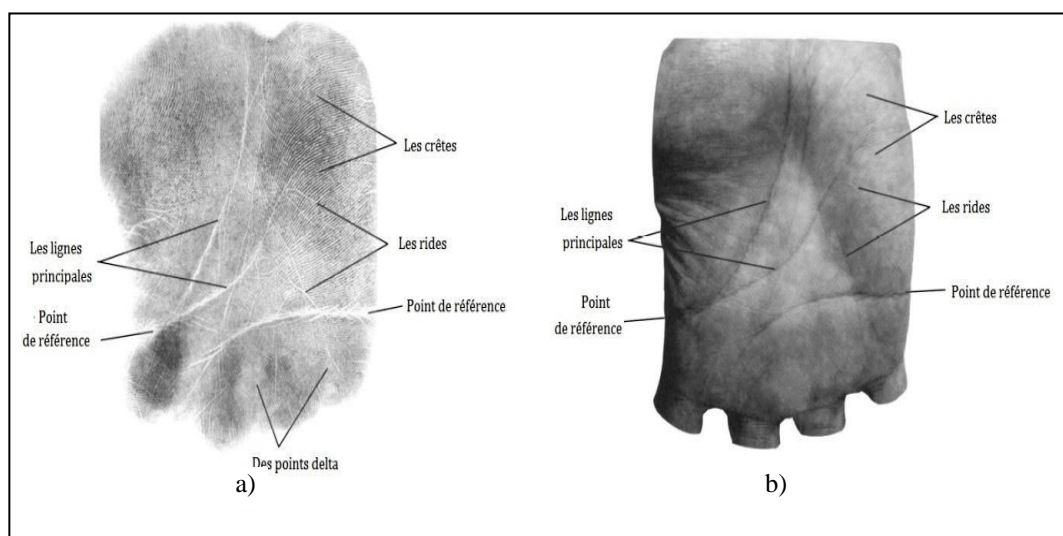


Figure IV.5 : **Caractéristiques d'une empreinte palmaire : a) image basse résolution, b) image haute résolution**

IV.3 Vue générale du processus de reconnaissance palmaire

Comme tout système de reconnaissance biométrique, le processus de reconnaissance palmaire passe par 4 phases principales : *l'acquisition d'image* qui consiste à capturer l'image de la paume de la main, *le prétraitement* où un système de coordonnées est établi afin d'aligner l'image et segmenter la partie nécessaire pour en extraire les caractéristiques (cette étape dépend du type d'application), *l'extraction des caractéristiques*, et *l'appariement* (matching) qui compare deux vecteurs de caractéristiques. La dernière étape peut être une *classification* qui détermine l'identité de l'individu (la classification comporte en elle-même un ensemble d'appariements) [3].

IV.3.1 Base de données de l'empreinte palmaire multi-spectrale (PolyU-MSP)

Les images de palmprints que nous avons utilisé dans nos expérimentations sont issues de la base de données PolyU Database. Les images de cette base ont été collectées parmi 500 individus en utilisant un dispositif de capture d'images de palmprints conçu par des chercheurs de l'université polytechnique de Hong Kong. Les images ont été prises dans deux périodes différentes séparées par un intervalle de temps d'environ deux mois. Durant chaque période, chaque individu devait prendre au moins six images de ses palmprints. De plus, dans la deuxième période, la source de lumière et l'objectif de la caméra CCD (la figure IV.6) ont été ajustés de telle sorte que les images de la première et deuxième période donnent l'impression d'avoir été prises par deux dispositifs de palmprints différents [33].

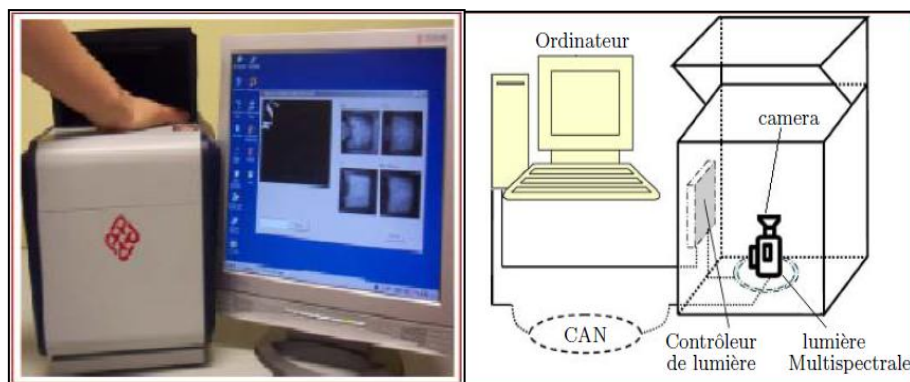


Figure IV.6 : Schéma de principe de dispositif d'acquisition des images multi-spectrales (MSP)

Les images ont, aussi, été prises dans des conditions de lumière différentes afin de tester la robustesse du système de reconnaissance. La taille des images est de 128×128 pixel

avec une résolution de 75 dpi. Le système collecte quatre images depuis quatre bandes (Rouge, Vert, Blue et NIR). La figure IV.7 montre des échantillons d'empreinte palmaire multi-spectrale sous les quatre bandes spectrales. Cette base d'images contient 6000 images pour chaque bande provenant des 500 paumes différentes [38].



Figure IV.7 : Quelques images de la base de données PolyU-MSP

IV.3.2 Séparation des bases de données

Afin de développer une application de reconnaissance palmaire, il est nécessaire de disposer de deux bases de données : une base pour effectuer l'apprentissage et l'autre pour tester les techniques et déterminer leurs performances, mais Il n'y a pas de règles pour déterminer ce partage de manière quantitative. Il résulte souvent d'un compromis tenant compte du nombre de données dont on dispose et du temps pour effectuer l'apprentissage. Dans les séries de test que nous avons effectué la base a été scindée de la façon suivante :

❖ Images d'apprentissages

La première, la cinquième et la neuvième image de chaque personne servent pour la phase d'apprentissage.

❖ Images de Tests

Les 9 images restantes de chaque individu nous ont servi pour la réalisation des différents tests.

IV.4 Environnement du travail

Dans cette section, nous présenterons les environnements matériel et logiciel de notre travail.

IV.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-COMPAQ avec les caractéristiques suivantes :
- Processeur : Intel® core(TM) i5-3470 CPU @ 3.20Ghz.
- RAM: 8.00 Go de RAM.
- DisqueDur: 500 Go.
- OS: Microsoft Windows 7 64bits.

IV.4.2 Outils de développement

Nous avons eu recours lors de l'élaboration de notre système à Matlab 2014a que nous présenterons ci-dessous.

Matlab 8.3 (R2014a) et son environnement interactif est un langage de haut niveau qui permet l'exécution de tâches nécessitant une grande puissance de calcul et dont la mise en œuvre sera bien plus simple et rapide qu'avec des langages de programmation traditionnels tels que le C, C++. Il dispose de plusieurs boites à outils en particulier celle du traitement d'images « Image Processing Tool Box » qui propose un ensemble d'algorithmes et d'outils graphiques de référence pour le traitement, l'analyse, la visualisation et le développement d'algorithmes de traitement d'images.

IV.5 Systèmes d'identification des individus par leurs empreintes palmaire : principes et expérimentations

Dans le but de bien analyser notre système d'identification, et afin d'arriver à des résultats satisfaisants, nous avons divisé notre travail en deux parties :

IV.5.1 Application sur un système uni-modal

Le schéma du principe d'un système d'identification/vérification uni-modal est donné par la Figure IV.8 :

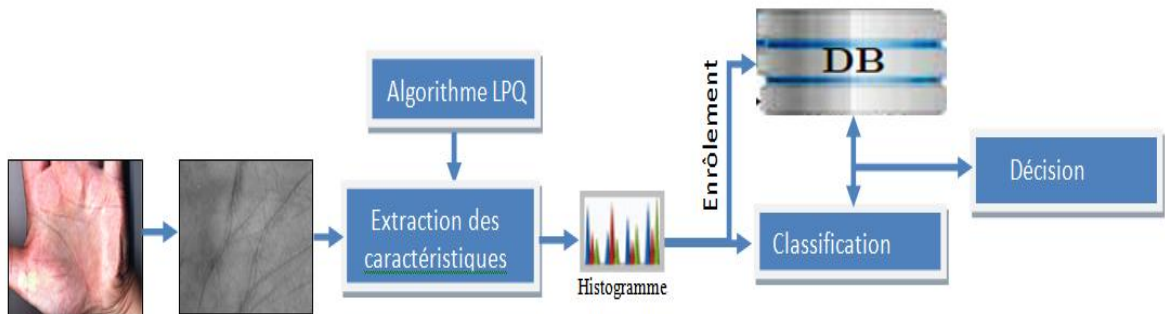


Figure IV.8 : Schéma du principe d'un système d'identification uni-modal

Nous avons utilisé l'algorithme LPQ et ses variantes pour extraire les caractéristiques des empreintes palmaires. Ces algorithmes sont classés parmi les meilleurs descripteurs de textures actuels. Nous avons effectué plusieurs expérimentations afin de voir quel est le meilleur algorithme ainsi que la meilleure bande qui donnent des résultats performantes. Dans ce cas, nous développerons notre étude par les méthodes des fusions. Le tableau IV.1 et la figure IV.9 montrent les valeurs des taux d'égale erreur entre trois méthodes pour la bande NIR.

Tableau IV.1: Comparaison entre les résultats des méthodes LPQ, MB-LPQ, ML-LPQ au système uni-model

		MSP								
Base de données	Méthode	Type								
		Red		Blue		Green		NIR		
		EER	Seuil	EER	Seuil	EER	Seuil	EER	Seuil	
500 personnes	LPQ	0.1131	0.0598	0.1778	0.0596	0.3878	0.0764	0.1034	0.0917	
	MB-LPQ	Nbre de Blocs								
		2	0.0222	0.1276	0.0222	0.1184	0.0667	0.1495	2.0323 E-3	0.0595
		3	1.7742 E-4	9.9601 E-3	3.5343 E-4	0.0649	1.7813 E-4	0.02	1.0645 E-3	0.1048
	ML-LPQ	Nbre de niveaux								
		2	0.039	0.0712	0.0444	0.0662	0.2	0.0979	0.0195	0.0906
		3	0.0208	0.0753	0.0222	0.0712	0.0913	0.0945	2.0956 E-3	0.0495
		4	9.7928 E-4	0.0628	0.02	0.0805	0.0667	0.0945	3.5485 E-4	9.9202 E-3

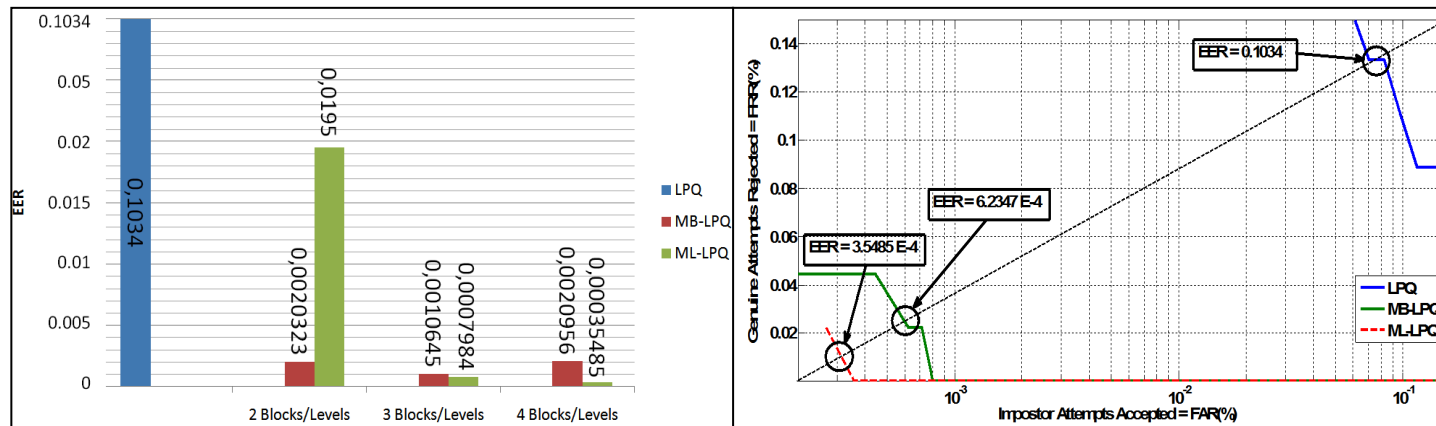


Figure IV.9 : Valeurs des taux d'égal erreur entre les trois méthodes pour la bande NIR

À travers la comparaison entre les différentes méthodes, ainsi les résultats obtenus dans le tableau IV.1 et la figure IV.9. On remarque que :

- La bande NIR donne le meilleur EER par rapport les autres bandes (Red, Blue and Green). Ceci est dû au fait que la bande NIR capte quelques structures de veine palmaire. Ces informations additionnelles aident au mieux de bien classifier cette bande.
- Les bandes rouge et bleu sont très similaires. Les lignes des empreintes palmaires de ces deux bandes semblent presque les mêmes.
- L'utilisation du multi-blocs et multi-niveaux améliore les résultats du LPQ. Cela est vrai vu que l'information dans ces deux méthodes est augmentée par rapport à la méthode LPQ. En effet, les tailles des vecteurs extraites par LPQ est de 256 (2^8) échantillons, MB-LPQ (4 blocs) est de 4096 échantillons ($4 \times 4 \times 2^8$) et ML-LPQ (4 niveaux) est de 7680 échantillons ($(1^2+2^2+3^2+4^2) \times 256$).
- La méthode MB-LPQ donne des bons résultats par rapport ML-LPQ pour toutes les bandes sauf pour la bande NIR, la méthode ML-LPQ est la meilleure.
- Les valeurs du EER pour la méthode ML-LPQ (nombre de niveau=4) pour les bandes bleu, verte, rouge et NIR sont : 9.7928 E-4 %, 0.02 %, 0.0667 % et 3.5485 E-4 % respectivement. La précision de chaque bande est comparable à celles trouvées en état de l'art (EER = 0.024 %) [39] sur la même base de données.

De point de vue pratique, il est préférable de réduire la taille des échantillons issue des deux méthodes MB-LPQ et ML-LPQ sans trop affecter les résultats obtenus. Pour cela, on insérera la méthode PCA qui possède une très grande réputation au niveau de la reconnaissance de formes. Ainsi, pour une classification efficace des empreintes palmaires utilisées, nous avons utilisé le fameux classificateur SVM. Le tableau IV.2, les figure IV.10-IV.12 présentent des résultats comparative entre les deux méthodes citées ci-dessus avec et sans utilisation du PCA et SVM pour les deux modes, ensemble ouvert et ensemble fermé.

Tableau IV.2: Comparaison entre les résultats d'un système d'identification uni-modale basée sur le ML-LPQ et MB-LPQ sans et avec PCA + SVM.

MSP : Type NIR									
Base de données	Méthode	Ensemble Ouvert				Ensemble Fermé			
		MB-LPQ : 4 Blocks		ML-LPQ : 4 Levels		MB-LPQ : 4 Blocks		ML-LPQ : 4 Levels	
		EER	Th	EER	Th	ROR	RPR	ROR	RPR
500 personnes	Sans								
	PCA et SVM	7.984 E-4	0.1048	3.5485 E-4	9.9202 E-3	99,97	6	99,97	2
	Avec								
	PCA et SVM	3,5627 E-4	0,957	1,7813 E-4	0,978	99,94	2	99,97	3

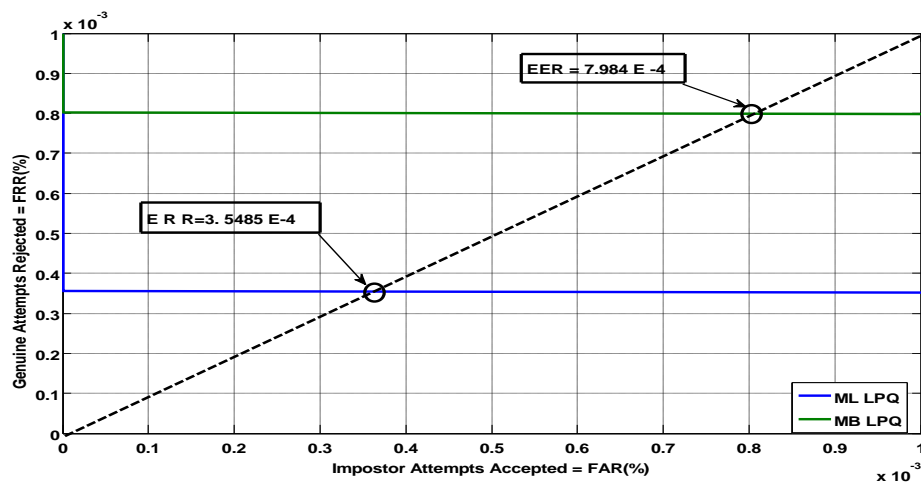


Figure IV.10 : Courbe ROC de la méthode MB-LPQ et ML-LPQ

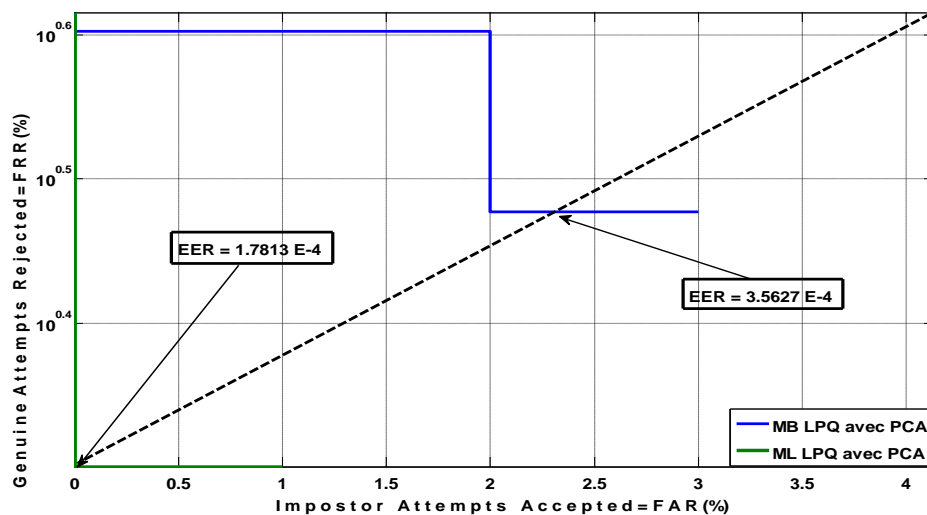


Figure IV.11 : Courbe ROC de la méthode MB-LPQ et ML-LPQ avec PCA+SVM

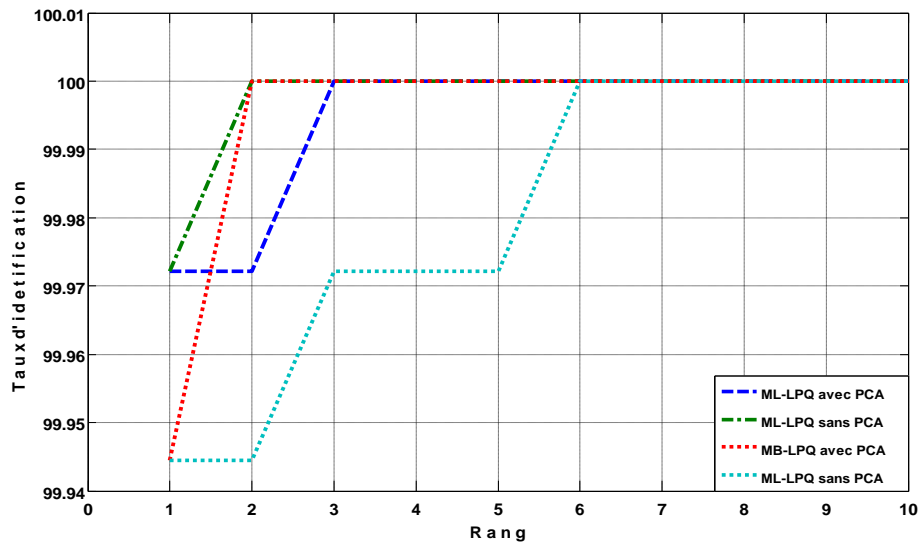


Figure IV.12 : Courbe CMC de la méthode MB-LPQ et ML-LPQ sans et avec PCA+SVM

D'après les résultats exposés, on remarque que :

Pour l'ensemble ouvert :

- Le taux EER de la méthode ML-LPQ est petit par rapport à la méthode MB-LPQ dans tous les cas étudiés.
- L'utilisation de la réduction de la dimension des vecteurs des caractéristiques et le SVM n'affecte pas les résultats obtenus, au contraire, ces derniers sont un peu améliorés. En effet, cette amélioration est due que le PCA garde que l'information pertinente.

Pour l'ensemble fermé :

Les résultats obtenus du ROR et du RPR sont très plausibles et justifient ceux obtenus dans l'ensemble ouvert.

IV.5.2 Application sur un système multimodal

En vue d'améliorer en plus nos résultats, nous allons essayer de fusionner les différents scores des différentes bandes afin d'obtenir un système multimodal. La figure IV.13 illustre le schéma de principe de notre système utilisé.

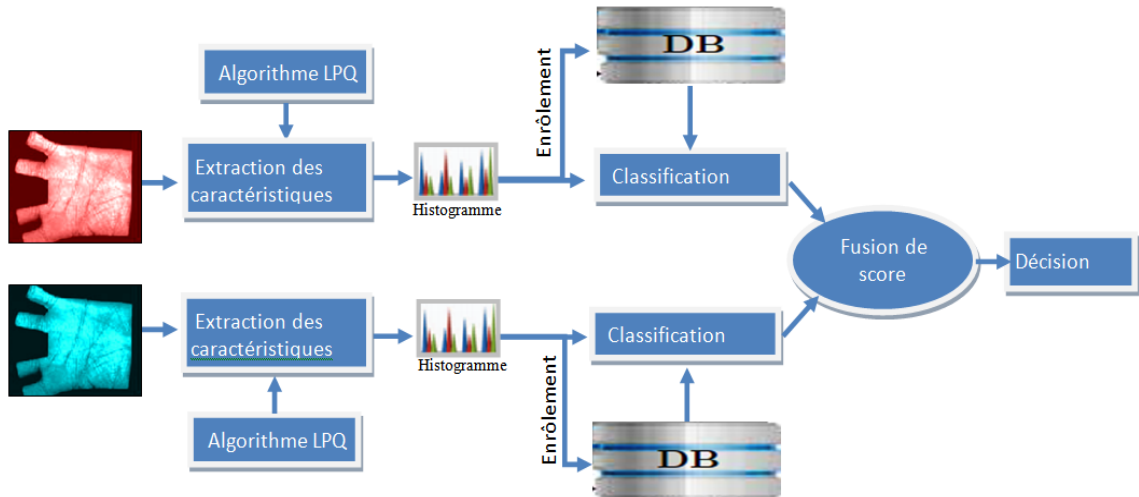


Figure IV.13 : Schéma de principe de notre système multimodal

De la même manière que précédemment, nous avons effectué la fusion entre quelques bandes et avec et sans l'utilisation du PCA et le SVM pour la méthode ML-LPQ et MB-LPQ. Le tableau IV.3 et le tableau VI.4 ainsi que les figures IV.14-IV-15

Tableau IV.3: Résultats d'identification multimodale basée sur le ML-LPQ

MSP						
Base de données	Méthode	ML-LPQ : 4 Levels				
		Ensemble Ouvert		Ensemble Fermé		
		EER	Th	ROR	RPR	
500 personnes	Type	red et blue	5,0486 E-3	0,0777	99,97	8
		red, blue et green	0,016	0,0828	99,97	11

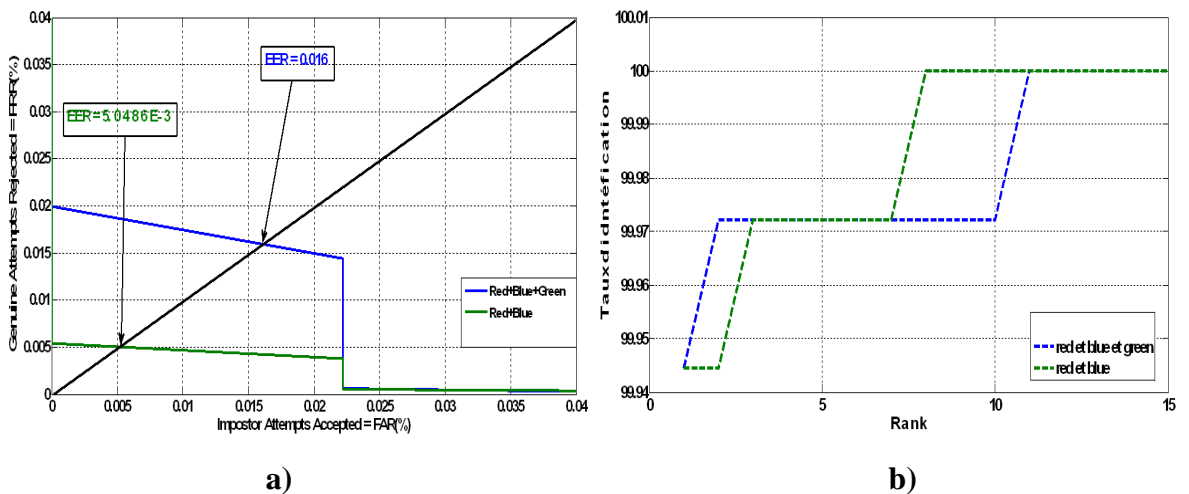


Figure IV.14 : Résultats d'identification multimodale basée sur le ML-LPQ. a) Courbe ROC, b) Courbe CMC

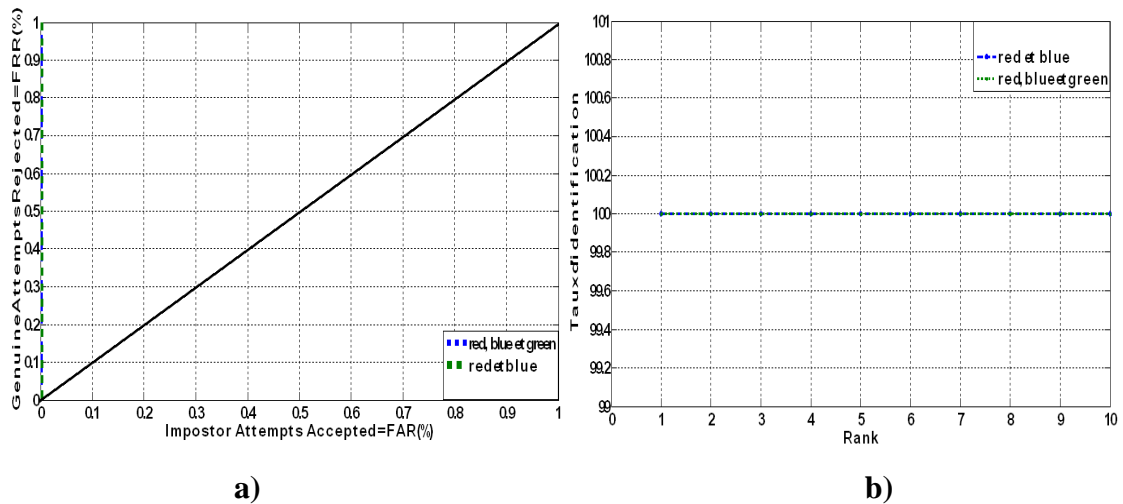


Figure IV.15 : Résultats d'identification multimodale basée sur le ML-LPQ avec PCA et SVM : a) Courbe ROC, b) Courbe CMC

D’après les résultats obtenus précédemment, on peut dégager quelques remarques :

- La précision du système multimodal est meilleurs que celle du système uni-modal.
- On a pu arriver à avoir un EER nul ainsi qu’un ROR=100% et un RPR=1, d’où l’obtention d’un résultat parfait. Cette précision idéale peut être diminuée pour une large base de données.

Afin de rassurer les résultats obtenus par notre système multimodal, nous avons effectué une fusion par la méthode MB-LPQ (bande blue et red) ainsi qu’une fusion entre les deux méthodes pour la bande NIR, et effectué un système hybride (la fusion entre les deux systèmes précédents multi-algorithmes et multi- échantillons. Le tableau IV.4 montre ces résultats.

Tableau IV.4: Résultats d'identification multimodale entre les types de système multimodal

Base de données		MSP					
		Type de fusion		Ensemble ouvert		Ensemble Fermé	
				EER	Th	ROR	RPR
500 personnes	Sans PCA et SVM	multi- échantillons	MB-LPQ blue et red	6.2347 E-4	0.1097	99.97	6
		multi-algorithmes	MB-LPQ ML-LPQ nir	1.7813 E-4	0.0299	99.94	2
		multi capture et algorithmes (hybride)		8.9067 E-5	0.08	99.97	2
	Avec PCA et SVM	multi- échantillons	MB-LPQ blue et red	0	0,987	100	1
		multi-algorithmes	MB-LPQ ML-LPQ nir	2,6613 E-4	0,966	99,97	2
		multi capture et algorithmes (hybride)		0	0,858	100	1

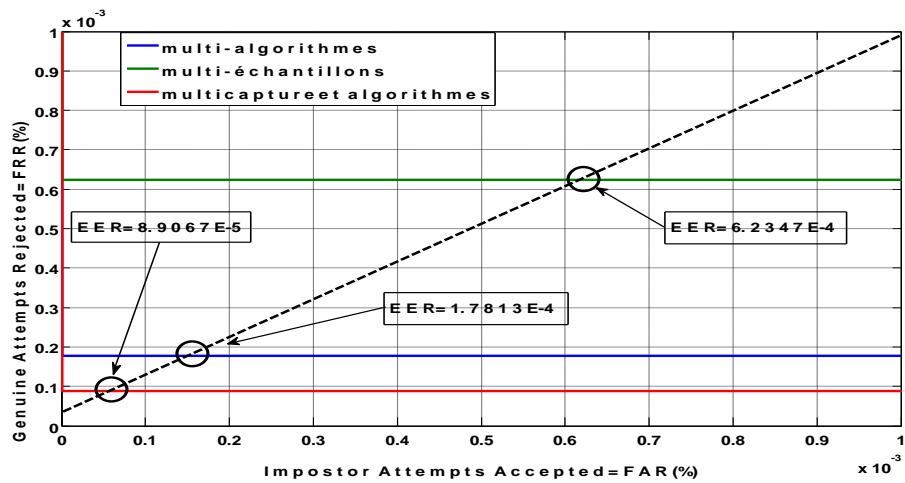


Figure IV.15 : Courbe ROC des différents types de système multimodal. sans PCA et SVM

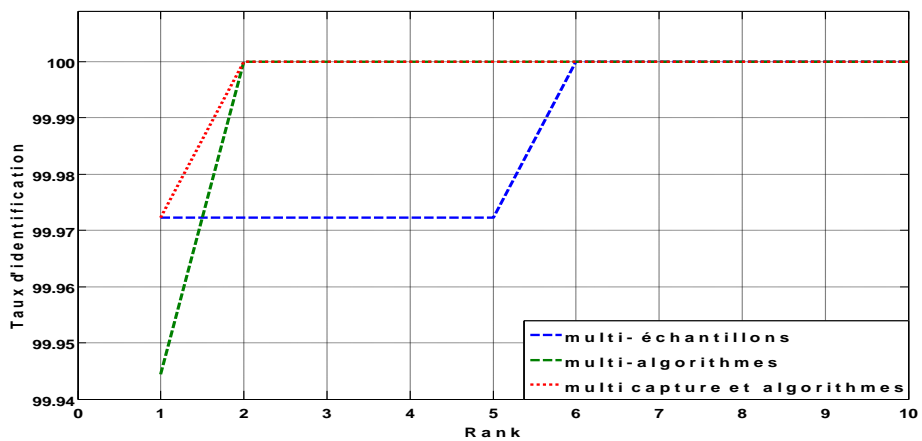


Figure IV.16 : Courbe CMC des différents types de système multimodal. sans PCA et SVM

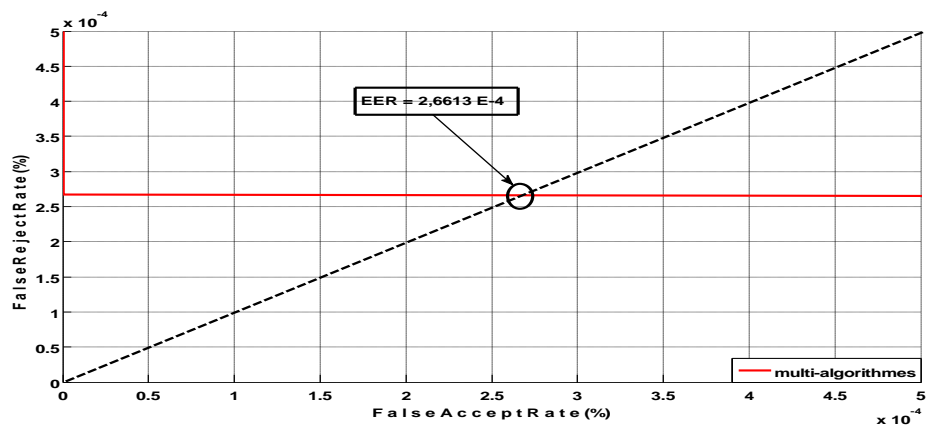


Figure IV.17 : Courbe ROC de système multi-algorithmes avec PCA et SVM

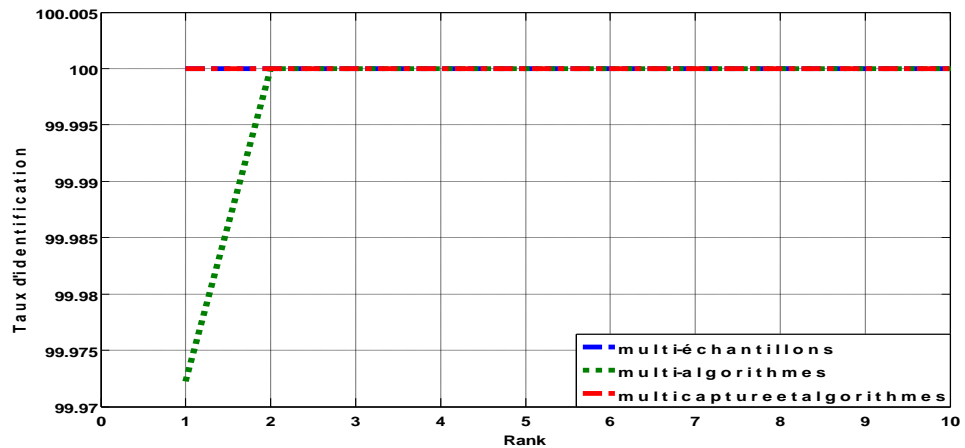


Figure IV.18 : Courbe CMC des différents types de système multimodal. avec PCA et SVM

IV.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté des applications sur un système de reconnaissance par l'empreinte palmaire basée sur les algorithmes LPQ, MB-LPQ, et ML-LPQ pour l'extraction des caractéristiques. A travers les différents résultats obtenus par chaque algorithme, on a constaté que la méthode MB-LPQ est plus efficace pour les bandes visibles. La méthode ML-LPQ est efficace pour la bande NIR. L'intégration du PCA et SVM a donné une efficacité à notre système et a amélioré les résultats. Ces derniers sont encore améliorés par la fusion des scores pour le système multimodal.

Conclusion
Générale

Conclusion générale

La reconnaissance biométrique est l'identification des personnes à l'utilisation de ses caractéristiques physiques ou comportementales ou biologiques. Parmi les modalités les plus utilisées dans la reconnaissance biométrique est l'empreinte palmaire. Par ce qu'elle est permanente et unique. Les chercheurs essayent toujours de développer les systèmes de reconnaissance à travers des outils mathématiques habituellement complexes de faire la discrimination entre les individus ce qui nous met dans un environnement très diversifié.

Les objectifs pour suivis dans ce mémoire proposent une démarche qui consiste à améliorer la performance de l'identification et vérification biométriques via l'empreinte palmaire par plusieurs méthodes avec ensembles d'opérations. Pour cela, nous avons fait la comparaison entre différentes méthodes d'extraction des caractéristiques, ce qui nous a permis d'en choisir celle qui est la mieux adaptée à notre problème. Suivant les résultats obtenus, nous avons opté pour le choix des méthodes MB-LPQ et ML-LPQ. Pour rendre notre système plus pratique, nous avons réduit la dimension de l'espace des caractéristiques par l'insertion de l'algorithme d'Analyse en Composantes Principales suivi par une classification à support vector machine.

En fin, les résultats obtenus, sont très intéressants. En effet on est arrivé à un taux de reconnaissance idéal de 100 %, ce taux est très intéressant ce qui rend notre système fiable où il répond bien à l'objectif que nous nous sommes fixés au départ, à savoir la mise en œuvre d'un système permettant la reconnaissance d'individus.

Notre futur travail est concentrée sur l'évaluation de la performance dans les deux phases (vérification et identification) en utilisant une base de données de grande taille et de l'intégration d'autres traits biométriques pour obtenir les performances du système avec une grande précision.

Bibliographies

- [1] **Peter Gregory And Michael A. Simon**, " Biometrics For Dummies", Cisa, Cissp, 2008.
- [2] **Benaissa Abdelhak, Adjout Mohamed.**, "Fusion de la DCT-PCA et la DCT-LDA appliquée à la reconnaissance de visages", Institut National de formation en Informatique (I.N.I) Oued-smar Alger, 2007.
- [3] **TOUKA FAISAL.**, "Reconnaissance de la paume de la main", Ecole nationale Supérieure d'Informatique (ESI) Oued-Smar, Alger, 2010.
- [4] **Anil K. Jain, Ruud Bolle, Sharath Pankanti.**, "BIOMETRICS Personal Identification in Networked Society", Kluwer Academic Publishers New York, Boston, Dordrecht, London, Moscow, 2002.
- [5] **Florent PERRONNIN, Jean-Luc DUGELAY.**, "Introduction à la Biométrie Authentification des Individus par Traitement Audio-Vidéo", Traitement du Signal 2002 – Volume 19 – n°4.
- [6] **PJames L. Wayman, Anil K. Jain, Davide Maltoni, Da Biometric Systems James L. Wayman, Anil K. Jain, Davide Maltoni, Da Biometric Systems.**
- [7] **John D, woodward, Jr.**, "Christopher Horn, Julius Gatune, and Arynthomas,"Biometrics Alook at Facial Recongnition", documented briefing by RAND public safety and Justice for the Virginia state crime commission, 2003.
- [8] " Biometric système-IDTECK", Document available at:
<http://www.idteck.com/technology/biometrics.jsp>.
- [9] **Moulay Brahim Oussama, Arbaoui Mohamed Ibrahim.**, "Authentification des personnes par les articulations des doigts", UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA, 2015.
- [10] P [Claus_Vielhauer]_Biometric_User_Authentication_for_IT_SECURITY.
- [11] Earprints, Forensic Evidence of. Dans: Encyclopedia of Biometrics. s.l.:Spring. 127, Champod, C., 2009.
- [12] Forensic Applications, Overview. Dans: Encyclopedia of Biometrics. s.l.:Spring , Champod, C., 2009.
- [13] P [Claus_Vielhauer]_Biometric_User_Authentication_for_IT_SECURITY Networked Society.
- [14] **Fedias Meriem.**, "Combinaisons de données d'espaces couleurs et de méthodes de vérification d'identité pour l'authentification de visages", Université Mohamed Khider – Biskra.
- [15] **DANG Hoang Vu.**, "Biométrie pour l'Identification", Rapport final, Institut de la Francophonie pour l'Informatique, Hanoi, Vietnam, 07 – 2005.
- [16] **Nicolas MORIZET.**, "Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage et de l'Iris", Thèse présentée pour obtenir le grade de Docteur, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, Paris, 18 Mars 2009.

- [17] **Alismail MohamedRaouf, Ourchani NorElhouda.**, "Fusion multimodale des scores pour la reconnaissance des personnes", Université Mohamed Khider Biskra, 2011.
- [18] **Rose; Léo; Christelle.**, "These-Romain-Giot-2012".
- [19] **Mébarka Belahcene.**, "Authentification et Identification en Biométrie", Université Mohamed Khider – Biskra, 14 Janvier 2013.
- [20] **Amine Nait-Ali, Régis Fournier.**, "Traitement du signal et de l'image pour la biométrie", L'OUASIR, 2012.
- [21] **Melle Lorène ALLANO.**, "La Biométrie multimodale : stratégies de fusion de scores et mesures de dépendance", 2009.
- [22] **Hao, Anderson, and Daugman.**, "Combining crypto with biometrics efficiently", IEEE Transactions on Computers, 55, 2006.
- [23] **J. V. Kittler.**, "Combining classifiers A theoretical framework", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1(1) :18–27, 1998.
- [24] **K. Nandakumar.**, "Integration of Multiple Cues in Biometric Systems", PhD thesis, Michigan State University, May 2005.
- [25] **Pierre Buysens.**, "Fusion de différents modes de capture pour la reconnaissance du visage appliquée aux e transactions", Université de Caen Basse-Normandie, 2011.
- [26] **Boudjellal Sofiane.**, "Détection et identification de personne par méthode biométrique", Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou (UMMTO),
- [27] **T. Ojala, M. Pietikainen, and T. Maenpaa. Multiresolution.**, "gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns", IEEE Trans. PAMI, 24(7) :971_987, 2002.
- [28] **BETTAHAR Abdessettar, SABER Fathi.**, "Extraction des caractéristiques pour l'analyse biométrique d'un visage", UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA, 2014.
- [29] **Nanni, L., Lumini, A., Brahmam, S.**, "Local binary patterns variants as texture descriptors for medical image analysis", Artif. Intell. Med. **49**(2), 117–125 (2010)
- [30] **V. Ojansivu and J. Heikkila.**, "Blur insensitive texture classification using local phase quantization", International Conference on Image and Signal Processing (ICISP08), pp. 236-243, 2008.
- [31] **J. Flusser et T. Suk.**, "Degraded Image Analysis: An Invariant Approach. IEEE Trans", Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 20, no. 590-603, 1998.
- [32] **C. Fiche.** "Repousser les limites de l'identification faciale en contexte de vidéosurveillance". Docteur De L'université De Grenoble Spécialité : Signal - Images - Parole - Télécoms (SIPT), le 31/01/2012.
- [33] **Vapnik, V.**, The Nature of Statistical Learning Theory. Springer Verlag, New York; 1995

- [34] **Kumar, A., Mundra, T. S. & Kumar, A.**, Anatomy of Hand. Dans: Encyclopedia of Biometrics. s.l.:Springer, 2009.
- [35] **Panigraphy, S. K., Jena, D. & Jena, S. K.**, A Rotational- and Translational-Invariant Palmprint Recognition System. Tiruchirapalli, s.n., pp. 380-383, 2008.
- [36] **Zhang, D. D.**, Palmprint authentication. s.l.: Springer, 2004.
- [37] **Belguechi, R.**, "Contribution à la reconnaissance d'empreinte digitales par une approche hybride", s.l.: s.n, 2006.
- [38] Zuo W, Yue F, Wang K, Zhang D, "Multiscale competitive code for efficient palmprint recognition", In: International conference on pattern recognition, 2008.

ملخص

شكلت التقنيات البيومترية القاعدة الأساسية للتعرف الآمن على الهوية، كما تعرف هذه الأنظمة انتشاراً واسعاً وخاصة في المجالات الأمنية، لما تتسم به من ملائمة وسهولة في الاستخدام. تعتمد هذه الأنظمة في التعرف على مختلف السمات المميزة للجسم البشري من بينها: بصمات الأصابع، الوجه، بصمة راحة اليد، شبكية العين... الخ. حيث تتبوأ بصمة راحة اليد مكانة متميزة بين المحددات البيومترية المتنوعة نظراً لما تتمتع به من مزايا، وقد تم اعتمادها في تصميم النظام المقترح كنظام عام الاستخدام. يركز العمل الذي نقوم به كجزء من هذه الأطروحة على تحديد والتعرف على الأشخاص انطلاقاً من بصمة راحة اليد متعددة الأطياف وهذا باستخدام نظام التعرف أحادي الوسيطة و متعدد الوسائط.

الكلمات المفتاحية :

التقنيات البيومترية , استخراج الخصائص المميزة, أحادي الوسيطة, متعدد الوسائط, متعددة الأطياف.

Abstract

Biometric technologies constituted the basic rule for the secure identification of the identity. These systems have known a spread particularly in the areas of security, due to its convenient and easy to use. To identify persons, they rely on different distinguishing features of the human body such as fingerprints, face, the palm print and retina, etc. Where palmprint occupies a privileged position among the various biometric technologies because of its benefits, it was adopted in the proposed biometric system. The work that we propose as part of this memory is within the scope of the verification and 'identification of persons by multispectral palmprints based on a uni-modal and multimodal recognition system.

key words:

Biometric techniques, feature extraction, uni-modal, multimodal, multispectral

Résumé

Les technologies biométriques constituées la règle de base pour l'identification sécurisée de l'identité. Ces systèmes également ont connu une propagation en particulier dans les domaines de la sécurité, en raison de sa pratique et facile à utiliser. Pour identifier les personnes, ils s'appuient sur les différents traits distinctifs du corps humain tels que : les empreintes digitales, le visage, l'empreinte palmaire et la rétine, etc. Là où l'empreinte palmaire occupe une position privilégiée entre les divers techniques biométriques en raison de ses avantages, elle a été adoptée dans le système biométrique proposé. Le travail que nous proposons dans le cadre de ce mémoire rentre dans le cadre de la vérification et l'identification des personnes par les empreintes palmaires multi-spectrales à base d'un système de reconnaissance uni-modal et multimodal.

Mots clés :

Techniques biométriques, extraction des caractéristiques, uni-modal, multimodal, multi-spectrales.