

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université 08 Mai 1945 - Guelma
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département Electronique et
Télécommunications



جامعة 08 ماي 1945 - قالمة
كلية العلوم و التكنولوجيا
قسم الإلكترونيك و الاتصالات

Année : 2016 / 2017

LABORATOIRE PROBLEMES INVERSES, MODELISATION,
INFORMATION ET SYSTEMES (PI:MIS)

THÈSE

Présentée en vue de l'obtention du diplôme de:

Doctorat 3^{ème} Cycle en Electronique

Intitulée :

**Méthode hybride en biométrie:
Application à la paume de la main & l'Oreille**

Présentée par: **Nabil HEZIL**

Option : Images et Signaux Biométriques

THÈSE dirigée par :

Abdelhani BOUKROUCHE Professeur des Universités, Univ. Guelma

Devant le jury composé de:

Layachi BENNACER	Professeur des Universités	Univ. Guelma	Président du jury
Amina SERIR	Professeur des Universités	USTHB Alger	Examinatrice
Noureddine DOGHMANE	Professeur des Universités	Univ. Annaba	Examinateur
Toufik BOUDEN	Professeur des Universités	Univ. Jijel	Examinateur

Soutenue le: / /2017

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail

- *À la mémoire de mon père avec lequel je n'aurais pas le plaisir de partager cet événement, mais qui est et demeurera dans mon cœur à jamais. J'espère que je serais à la hauteur des valeurs que tu as semé en nous.*
- *Je le dédie aussi et surtout à celle qui est et restera un symbole de courage, qui m'a non seulement accompagné durant toutes les étapes de ma vie, mais aussi guidé et encouragé et n'a lésiné sur aucun moyen. Celle à qui je dois tout, même ma vie, mon adorable mère.*
- *À mes frères, avec mes souhaits de bonheur et de prospérité.*
 - *À mon encadreur pour son aide précieuse*
 - *À mes collègues*
 - *Aux membres du laboratoire PI:MIS*
 - *À toute ma famille*
 - *À tous mes amis*
- *À toute personne, qui m'a aidé à réaliser ce modeste travail, de près ou de loin.*

Remerciements :

Louange à Allah le tout Puissant, le Miséricordieux. Louange à Allah qui m'a aidé à voir l'aboutissement de cette thèse.

Mes remerciements les plus cordiaux sont adressés particulièrement à Monsieur Abdelhani BOUKROUCHE, Professeur à l'université du 08 mai 1945 Guelma et directeur de cette thèse, pour avoir assuré le suivi de cette thèse. Son expérience et son aide scientifique m'ont été essentielles. Sa disponibilité ainsi que l'attention qu'il a portée à ce travail ont été un atout précieux dans l'avancement de cette étude. Je le remercie pour ses conseils et ses critiques, pour sa disponibilité et ses discussions enrichissantes et précieuses.

Je tiens également à remercier les membres du jury qui me font l'honneur de bien vouloir évaluer mon travail.

Monsieur, Layachi BENNACER Professeur à l'Université de Guelma, pour l'honneur qu'il me fait, en acceptant la présidence de ce jury.

Madame Amina SERIR, Professeur à l'USTHB d'Alger, Monsieur Noureddine DOGHMANE, Professeur à l'Université de Annaba et Monsieur Toufik BOUDEN, Professeur à l'Université de Jijel, pour avoir accepté de juger mon travail.

C'est avec un grand plaisir que je réserve ces lignes comme un signe de gratitude et de reconnaissance à tous ceux qui ont contribué, de près ou de loin, au bon déroulement de mon travail. Qu'ils trouvent ici l'expression de mes sincères remerciements.

Résumé :

Notre étude, est portée sur la fusion multimodale de deux modalités biométriques, que sont, la paume de la main et l'oreille d'une part et à la reconnaissance d'Iris d'autre part. La reconnaissance par ces modalités présente plusieurs avantages par rapport aux autres technologies ; dont les principaux, résident dans leur richesse d'informations et leur stabilité au cours du temps. En outre, ils sont faciles à utiliser. Cependant, une identification rapide et précise par ces modalités présente toujours un certain nombre de défis et de difficultés, particulièrement dans les environnements non-contrôlés. Par ailleurs, l'identification par l'oreille humaine est considérée comme une modalité toute récente dans ce domaine et reste jusqu'à présent en cours d'exploration.

Dans cette thèse, nous abordons plusieurs points importants concernant les méthodes hybrides en biométrie. Tout d'abord, nous proposons une approche de fusion de deux modalités *i.e.* la paume de la main et l'oreille au niveau caractéristiques, dans le but d'identifier les individus à partir d'un système biométrique multimodale. Nous avons testé et comparé deux méthodes de fusion au niveau caractéristiques, à savoir: Fonctionnalité en série et CCA (*Canonical Correlation Analysis*). Dans la phase d'extraction des caractéristiques, nous avons utilisé les descripteurs de texture locaux, à savoir: LBP (*Local Binary Pattern*), WLD (*Weber Local Descriptor*) et BSIF (*Binarized Statistical Image Features*). Les résultats obtenus montrent que la stratégie proposée donne des performances très encourageantes avec un taux de reconnaissance de 100%.

Nous avons aussi présenté une approche pour la reconnaissance automatique de l'Iris basée sur les fonctions d'images statistiques binarisées Hilbert (BSIFH). L'approche proposée a prouvé sa capacité à obtenir de meilleurs résultats par rapport aux méthodes bien connues, décrites dans la littérature.

Mots clés: Biométrie, biométrie multimodale, fusion, paume de la main, oreille, iris, identification, descripteurs de texture, LBP, WLD, BSIF, transformée de Hilbert.

Notations:

ACEV	Analysis, comparison, evaluation, and verification
ADN	Acide désoxyribonucléique
AFIS	Automatic Fingerprint Identification System
BSIF	Binarized Statistical Image Features
CCA	Canonical Correlation Analysis
CCD	Carbonate compensation depth
CMC	Cumulative Match Characteristics
CRC_RLS	Collaborative representation based classification with regularized least square
DCT	Discrete Curvelet Transform
DNA	Deoxyribo Nucleic Acid
EBGM	Elastic Bunch Graph-Matching
EER	Equal Error Rate
EGM	Elastic Graph Matching
ELBP	Elliptical Local Binary Pattern
FA	False Acceptation
FAR	False-Acceptance Rate
FBI	Federal Bureau of Investigation
FDCT	Fast Discrete Curvelet Transform
FERET	Facial Recognition Technology Database
FLD	Fisher's Linear Discriminant Optimization
FNMR	False Non-Match Rate
FR	False-Rejection
FRR	False-Rejection Rate
GLCM	Gray Level Co-occurrence Matrix
GLOH	Gradient Location-Orientation Histogram
HOG	Histogram of Oriented Gradients
HSV	Hue Saturation Value
IBG	International Biometric Group

ICA	Independent Component Analysis
IHM	Interaction Homme Machine
IIT Delhi	Indian Institute of Technology Delhi
IITK	Indian Institute of Technology Kanpur
IBG	International Biometric Group
IR	Identification Rate
KFDA	Kernel Fisher Discriminant Analysis
K-ICA	Kernel Independent Component Analysis
k-NN	k-Nearest Neighbors
KPCA	Kernel Principal Component Analysis
LBP	Local Binary Pattern
LDA	Linear Discriminant Analysis
LLE	Locally Linear Embedding
LPQ	Local Phase Quantization
MEGM	Morphological Elastic Graph Matching
MRI	Magnetic Resonance Imaging
NIR	Near Infra Red
NKFDA	Null-Space Kernel Fisher Discriminant Analysis
NMF	Non-Negative Matrix Factorization
ORL	Olivetti Research Laboratory
PCA	Principal Component Analysis
PIFS	Partitioned Iterated Function System
PIN	Personal Identification Number
PSF	Point Spread Function
RBF	Radius Basis Function
RCBD	Representation with Class-wise Block-Diagonal
RGB	The Color Space (Red, Green, Blue)
ROC	Receiver Operating Characteristic
ROI	Region of Interest
RPCA	Robust Principal Component Analysis
SFFS	Sequential Forward Floating Selection
SIFT	Scale Invariant Feature Transform
SK-PCA	Supervised Kernel for Principal Component Analysis

S-LNMF	Selective Local Nonnegative Matrix Factorization
SURF	Speeded Up Robust Features
SVD	Singular Value Decomposition
SVM	Support Vector Machines
SVR	Support Vector Regressors
UND	University of Notre Dame
WPCA	Weighted Principal Component Analysis
WLD	Weber Local Descriptor

Liste des tableaux :

Tableau VI.1. Taux de reconnaissance en utilisant tous les paramètres du BSIF, niveau 3 de la division pyramidale spatiale, avec deux images dans l'ensemble d'apprentissage, appliquées à la base de données de IIT Delhi-oreille.....	100
Tableau VI.2. Taux de reconnaissance obtenus par le classificateur K-NN en utilisant deux images dans l'ensemble d'apprentissage, appliquées à la base de données d'oreille IIT Delhi-2.....	100
Tableau VI.3. Résumé des travaux récents et connexes sur l'identification personnelle à l'aide d'images auriculaires bidimensionnelles (2-D).....	101
Tableau VI.4. Taux de reconnaissance en utilisant tous les paramètres BSIF, niveau 3 de la division pyramidale spatiale, avec deux images dans l'ensemble d'apprentissage, appliquées à la base de données palette IIT Delhi.....	102
Tableau VI.5. Taux de reconnaissance obtenus par le classificateur K-NN à l'aide de deux images dans l'ensemble d'apprentissage, appliquées à la base de données palette de l'IIT Delhi.....	102
Tableau VI.6. Résumé des travaux récents et connexes sur l'identification personnelle à l'aide d'images palmprints bidimensionnelles.....	102
Tableau VI.7. Taux de reconnaissance en utilisant le CCA sur tous les paramètres du BSIF, le niveau 3 de la division pyramidale spatiale, avec quatre images dans l'ensemble d'apprentissage, appliquées à la base de données multimodale, en utilisant le classificateur K-NN.....	103
Tableau VI.8. Taux de reconnaissance en utilisant la fonction sérielle sur tous les paramètres BSIF, le niveau 3 de la division pyramidale spatiale, avec quatre images dans l'ensemble d'apprentissage, appliquée à la base de données multimodale.....	104
Tableau VI.9. Taux de reconnaissance obtenus par le classificateur K-NN en utilisant deux images dans l'ensemble d'apprentissage, appliquées à la base de données multimodale.....	105
Tableau VI.10. Taux de reconnaissance obtenus par le classificateur K-NN en utilisant quatre images dans l'ensemble d'apprentissage, appliquées à la base de données multimodale.....	105
Tableau VI.11. Taux de reconnaissance à l'aide de quatre images dans l'ensemble de formation avec différents classificateurs appliqués à la base de données multimodale.....	106

Tableau VI.12. Comparaison des meilleurs taux de reconnaissance obtenus par les systèmes biométriques unimodal et multimodal proposés.....	106
Table VI.13.: Taux de reconnaissance correcte en utilisant tous les paramètres BSIF avec Hilbert Transform appliquée à CASIA Iris Interval.....	113
Table VI.14.: Taux de reconnaissance correcte en utilisant tous les paramètres BSIF avec Hilbert Transform appliquée à IIT Delhi Iris Database.....	113
Table VI.15.: Taux de reconnaissance correcte en utilisant tous les paramètres BSIF avec Hilbert Transform appliquée à UBIRIS.v1	114
Table VI.16.: Taux de reconnaissance correcte en utilisant tous les paramètres BSIF avec Hilbert Transform appliquée à la base de données fusionnée.....	114
Table VI.17.: Comparaisons de TRC (notre algorithme vs certaines approches publiés).....	115

Listes des figures :

Figure I.1: Evolution du marché international de la biométrie.....	3
Figure I.2: Parts de marché des techniques biométriques en 2009.....	4
Figure I.3: Différentes modalités biométriques.....	5
Figure I.4: Les grandes familles d’empreintes : (a) Boucle, (b) verticille, (c) Arche.....	6
Figure I.5: Principales étapes de traitement d’une empreinte digitale.....	7
Figure I.6: Extraction des minuties.....	8
Figure I.7: Analyse dynamique de la signature.....	14
Figure I.8: Analyse Zephyr : comparaison de différentes modalités selon quatre critères principaux : intrusivité, pouvoir discriminant, coût et effort.....	16
Figure I.9: Taux de vraisemblance des utilisateurs légitimes et des imposteurs d'un système d'authentification biométrique (dont la comparaison est basée sur le calcul d'une similarité).....	20
Figure I.10: Exemple d’une courbe ROC.....	21
Figure II.1 : les différents systèmes multimodaux.....	25
Figure II. 2: Architecture de fusion en parallèle.....	26
Figure II. 3: Architecture de fusion en série.....	27
Figure II. 4: Les différents niveaux de fusion.....	29
Figure III. 1 : Anatomie de l’oreille humaine.....	35
Figure III. 2 : Présentation des variations interindividuelles entre les composantes de l’oreille.....	35
Figure III.3: Le traitement global du module.....	37
Figure III.4 Différentes formes d'oreille : (a) Rond, (b) ovale, (c) triangulaire, (d) rectangulaire.....	39
Figure III.5: Exemples d'extraction de caractéristiques pour les images d'oreille 2D.....	40
Figure III.6: Exemple d’extraction des lignes du champ de force à partir d’une image d’oreille.....	41

Figure III.7: (a) Repères SIFT d'une image d'oreille (b) Crus d'hélice détecté par SIFT dans quatre images différentes.....	44
Figure III.8: Une coupe transversale de peau de friction, modifiée par Ashbaugh [139]. Le derme est continu avec l'épiderme, mais a été séparé dans ce diagramme pour plus de clarté.....	50
Figure III.9 La position des plis principaux de flexion.....	51
Figure III.10 Exemple de niveau 1 de friction caractéristique de la crête.....	52
Figure III.11 Exemple de niveau 2 de friction caractéristique de la crête.....	53
Figure III.12 Exemple de niveau 3 de friction caractéristique de la crête.....	53
Figure III.13 Une comparaison de deux sections de peau de friction.....	54
Figure III.14 un système d'acquisition d'empreintes digitales.....	57
Figure III.15 Une surface plane plate avec a) des chevilles de guidage, et b) chevilles de guidage simplifiées [145].....	58
Figure III.16 Illustration du prétraitement. (a) les points clés basés sur la limite du doigt et (b) les parties centrales pour l'extraction des caractéristiques.....	60
Figure III.17 Palmprints anormale.....	63
Figure IV.1: Image de l'iris acquise dans la bande proche infrarouge avec capteur LG2200.....	66
Figure IV.2: Exemples de dispositifs d'acquisition d'iris: (a) IrisAccess2200 de LG / IrisID avec une plage d'acquisition comprise entre 8 et 25 cm, et (b) IRISPASS-H d'OKI avec une distance d'acquisition d'environ 3 cm.....	67
Figure IV.3: Échantillons des résultats de segmentation: (a) et (b) en utilisant la transformée de Hough, (c) en utilisant la méthode de Daugman.....	69
Figure IV.4: Iris Normalization, sans (haut) et avec l'égalisation de l'histogramme (en bas): (a) <i>CASIA Iris Interval</i> , (b) <i>IIDelhi</i> et (c) bases de données <i>UBIRIS</i>	72
Figure IV.5: Différentes tailles de patch: (a) L'iris normalisé (b) - (h) le BSIF code avec des tailles de patch 5×5 , 7×7 , 9×9 , 11×11 , 13×13 , 15×15 , 17×17 et une longueur de base de 12.....	73
Figure V.1: Exemples de textures: (a) base d'images Brodatz (b) base d'images KTH-TIPS2.....	79
Figure V.2: Exemple d'extraction des caractéristiques en utilisant l'histogramme de l'opérateur LBP basique: Application sur une image entière de visage.....	82

Figure V.3: LBP multi-échelle. Exemples de voisinages obtenus pour différents couple de (P, R).....	84
Figure V.4: Effet de rotation de l'image sur les points d'échantillonnage dans un voisinage circulaire.....	84
Figure V.5: Illustration du calcul du descripteur WLD.....	86
Figure V.6: Filtrés tirés de taille $k=7$ et nombre de bits $n=8$	89
Figure VI.1: Quelques échantillons de la base d'images IIT Delhi-oreille.....	95
Figure VI.2: Quelques échantillons normalisés de la base d'images IIT Delhi-oreille.....	96
Figure VI.3: Quelques échantillons de la base d'images IIT Delhi-palmprint.....	97
Figure VI.4: Quelques échantillons normalisés de la base d'images IIT Delhi-palmprint.....	97
Figure VI.5: Stratégie de la décomposition de l'image en plusieurs sous-blocs (décomposition horizontale-verticale).....	98
Figure VI.6: Code d'iris avec différentes tailles de patch: (a) iris normalisé (b) - (h) code d'iris correspondant avec des tailles de patch BSIFH de 5×5 , 7×7 , 9×9 , 11×11 , 13×13 , 15×15 , 17×17 et une longueur de 12.....	107
Figure VI.7: Courbes ROC montrant une comparaison de différentes techniques de reconnaissance existantes sur (a) CASIA, (b) IITD, (c) UBIRIS et (d) l'ensemble de données fusionnées.....	111

Liste des publications:

- **Nabil Hezil** and Abdelhani Boukrouche: "**Multimodal Biometric Recognition using Human Ear and Palmprint**", IET Biometrics, 2017. DOI:10.1049/iet-bmt.2016.0072, Online ISSN: 2047-4946.
<http://digital-library.theiet.org/content/journals/10.1049/iet-bmt.2016.0072>

- **Nabil Hezil**, Amir Benzaoui, Abdelhani Boukrouche and Abdenour Hadid "**Binarized Statistical Image Features Hilbert (BSIFH) based Iris Recognition**" *Soumis le 29/04/2017 au journal de "IET computer vision"*.

Conférences :

- **Nabil Hezil**: "**Vérification de l'identité par la Reconnaissance Automatique de l'Iris**", The Third International Conference on Image and Signal Processing and their Applications (ISPA'3), December 2-4, 2012 Mostaganem, Algeria.
- A. Benzaoui, **N. Hezil** and A. Boukrouche: "**Ear Recognition Using Elliptical Local Binary Patterns and Wavelets**". The 2nd International Conference on Signal, Image, Vision and their Applications (SIVA'13), November 18-20, 2013, Guelma, Algeria.
- **Nabil Hezil**, Amir Benzaoui and Abdelhani Boukrouche: "**Multimodal Biometric System using Iris and Fingerprint**", The 2nd International Conference on Signal, Image, Vision and their Applications (SIVA'13), November 18 - 20, 2013 Guelma, Algeria.
- Amir Benzaoui, **Nabil Hezil**, and Abdelhani Boukrouche: "**Identity recognition based on the external shape of the human ear**", The International IEEE Conference on Applied Research in Computer Science and Engineering (ICAR'15), October 08 - 09, Beirut, Lebanon.
- **Nabil Hezil**, Hidjaz Hezil and Abdelhani Boukrouche: "**Robust Texture Analysis Approach for No-ideal Iris Recognition**", The 3rd International Conference on Signal, Image, Vision and their Applications (SIVA'15), November 23 - 25, Guelma, Algeria.

Table des Matières

Table des Matières :

<i>Dédicace</i>	I
<i>Remerciements</i>	II
<i>Résumé</i>	III
<i>Notations</i>	IV
<i>Liste des tableaux</i>	VII
<i>Liste des figures</i>	IX
<i>Liste des publications</i>	XIII
<i>Table des Matières</i>	XV
<i>Introduction Générale</i>	XXI

Chapitre I : La biométrie

I.1. Introduction	1
I.2. Marché mondial de la biométrie.....	2
I.3. Modalités biométriques.....	4
I.3.1. Modalités morphologiques.....	5
I.3.1.1. Empreintes digitale.....	5
I.3.1.2. Traitement informatique d'une empreinte digitale.....	6
a. Numérisation de l'image.....	7
b. Extraction des minuties.....	8
I.3.1.3. Visage.....	8
I.3.1.4. Iris.....	9
I.3.1.5. Rétine.....	9
I.3.1.6. Motif des veines du doigt.....	10
I.3.1.7. Empreinte dentaire.....	10
I.3.1.8. Géométrie de la main.....	10
I.3.1.9. Voix ou parole.....	11
I.3.1.10. Empreinte palmaire.....	11
I.3.1.11. Oreille.....	12
I.3.1.12. Façon de marcher.....	12
I.3.2. Modalités comportementales.....	13

I.3.2.1. Dynamique de la frappe sur un clavier.....	13
I.3.2.2. Signature.....	13
a. Analyse statique.....	14
b. Analyse dynamique	14
I.4. Propriétés d'une modalité biométrique.....	14
I.5. Caractérisation d'un système biométrique.....	16
I.5.1. Module de capture.....	17
I.5.2. Module d'extraction de caractéristiques.....	17
I.5.3. Module de correspondance.....	17
I.5.4. Module de décision	17
I.6. Modes de fonctionnement d'un système biométrique.....	17
I.6.1. Mode enrôlement.....	17
I.6.2. Mode authentification.....	18
I.6.3. Mode identification.....	18
I.7. Evaluation des systèmes biométriques.....	19
I.7.1. Test de vérification.....	19
I.8. Conclusion.....	21

Chapitre II : Etat de l'art sur la Fusion multimodale

II.1. Introduction	23
II.2. Pourquoi la multimodalité?.....	23
II.3. Les types de fusion.....	24
II.3.1. Systèmes multiples biométriques	24
II.3.2. Systèmes multi-capteurs.....	25
II.3.3. Systèmes multi-échantillons.....	25
II.3.4. Systèmes multi-instances.....	25
II.3.5. Systèmes multi-algorithmes.....	26
II.4. Les architectures.....	26
II.4.1. L'architecture en parallèle.....	26
II.4.2. L'architecture en série.....	27
II.5. Les différents niveaux de fusion.....	27
II.5.1. La fusion pré-classification (avant comparaison).....	27

II.5.1.1 Fusion au niveau du capteur (Sensor Level)	28
II.5.1.2. Fusion au niveau caractéristique.....	28
II.5.2. La fusion post-classification (après la comparaison).....	29
II.5.2.1. La fusion au niveau décision.....	29
II.5.2.2. Fusion au niveau score (Score Level).....	29
II.6 Approche par combinaison de scores	30
II.7. Normalisation des scores.....	31
II.6.1. Normalisation par la méthode Min-Max	31
II.6.2. Normalisation par la méthode Z-score	32
II.6.3. Normalisation par la méthode tangente hyperbolique Tanh.....	32
II.7. Méthodes de fusion par classification de scores.....	32
II.7. Conclusion.....	33

Chapitre III : Reconnaissance Biométrique par Oreilles et palmprints.

III.1 Introduction.....	34
III.2 Reconnaissance de l'oreille.....	34
III.2.1 Anatomie de l'oreille humaine.....	35
III.2.2 Les oreilles en tant que modalité biométrique.....	36
III.2.3 Reconnaissance automatique d'oreille à partir d'images 2D.....	36
III.2.4 Détection de l'oreille	37
III.2.5 Extraction de caractéristiques.....	39
III.2.5.1 Descripteurs holistiques.....	41
III.2.5.2 Descripteurs locaux.....	43
III.2.5.3 Approches hybrides	45
III.2.5.4 Approches statistiques	46
III.3 Reconnaissance biométrique par la paume de la main (<i>Palmprint</i>)....	48
III.3.1 Formation et structure de Palmprint.....	48
III.3.2 Identification de Palmprint.....	52
III.3.3 Systèmes automatique d'identification par palmprint.....	55
III.3.3.1 Acquisition.....	56
III.3.3.2 Prétraitement.....	58
III.3.3.3 Extraction de caractéristiques et correspondance.....	60

a) Approche linéaire.....	60
b) Approche de sous-espace.....	60
c) Approche statistique.....	61
d) Approche de codage.....	61
e) Autres approches.....	61
III.3.4 Autres problèmes liées à la reconnaissance de palmprint.....	61
III.3.4.1 Évaluation de la performance.....	61
III.3.4.2 L'intimité.....	62
III.4. Conclusion.....	63

Chapitre IV : Reconnaissance Biométrique par Iris

IV.1 Introduction.....	64
IV.2. Déploiement de systèmes de reconnaissance d'iris : Applications pour la sécurité	66
IV.2.1. Acquisition d'iris.....	66
IV.2.2. Segmentation d'iris.....	67
IV.2.3. Normalisation.....	67
IV.2.4. Extraction de caractéristiques.....	68
IV.2.5. Correspondance de modèles.....	68
IV.3. Méthode proposée.....	68
IV.3.1. Prétraitement.....	69
IV.3.2. Localisation de l'iris.....	69
a) Transformée de Hough.....	70
b) Opérateur Integro-différentiel de Daugman.....	70
IV.3.3. Normalisation.....	71
IV.3.4. Extraction et codage des caractéristiques.....	73
A) Binarized Statistical Image Features (BSIF).....	74
B) La transformée de Hilbert.....	75
IV.5. Conclusion.....	76

Chapitre V : Système proposé

V.1 Introduction.....	77
V.2 Caractérisation Biométrique par Descripteurs de Texture Locaux.....	78
V.2.1 Définitions de la texture.....	79
V.2.2 Motivation.....	80
V.2.3 Descripteurs de texture locaux	81
a- Motif binaire local (LBP: Local Binary Pattern)	82
b- Descripteur local Weber (WLD: Weber Local Descriptor).....	85
c- Caractéristiques statistiques et binarisées de l'image (BSIF : Binarized Statistical Image Features)	87
V.3 Fusion au niveau caractéristiques.....	90
V.3.1 Fusion de caractéristiques par l'utilisation de l'analyse de corrélation canonique (<i>CCA : canonical correlation analysis</i>)	90
V.4. Conclusion.....	92

Chapitre VI : Résultats expérimentaux.

A- Système multimodale.....	94
VI.1 Introduction.....	94
VI.2 Représentation et reconnaissance biométrique à base de descripteur de texture locaux.....	95
VI.3. Bases d'images	95
VI.3.1. L'oreille.....	95
VI.3.2. palmprint.....	96
VI.4 Performance de la biométrie unimodale de l'oreille et de la palmprint	97
VI.4.1 Performance de la biométrie unimodale de l'oreille.....	99
VI.4.2 Performance de la biométrie unimodale de le palmprint.....	101
VI.5 Performance du système multimodal proposé.....	103
VI.5.1 Expérimentation#1.....	103
VI.5.2 Expérimentation#2.....	104
VI.5.3 Expérimentation#3.....	105
VI.5.4 Comparaison des résultats et des méthodes.....	106

B- Reconnaissance de l'iris.....	107
VI.6. Méthodologie.....	107
VI.7. Métrique.....	108
VI.8. Données expérimentales.....	109
VI.9. Évaluation des performances.....	110
VI.10. Conclusion.....	115
Conclusion Générale.....	117
Références Bibliographiques	119

Introduction Générale

Introduction Générale

La biométrie, est la science qui porte sur l'analyse des caractéristiques physiques ou comportementales propres à chaque individu, permettant l'authentification de son identité. Au sens littéral et de manière plus simplifiée, la biométrie signifie la « mesure du corps humain ».

Cependant, la biométrie n'est pas aussi récente que l'on croit. Son apparition remonte aux 19 siècles, où les empreintes digitales furent employées par la police judiciaire pour identifier les personnes coupables d'avoir commis des crimes. Depuis, cette utilisation n'a jamais été abandonnée et cette technique d'identification est toujours sollicitée, d'une manière plus automatisée.

Aujourd'hui, de nombreuses applications font appel à cette technologie. Ce qui était autrefois réservé à des applications sensibles telles que la sécurisation de sites militaires, est devenu une application grand public en développement rapide. Divers traits biométriques ont été étudiés, dont: empreintes digitales, iris, visage, odeur, voix, signature, géométrie de la main, démarche et oreille. Cependant, il n'y a pas de biométrie unique capable de satisfaire les besoins de toutes les applications.

Dans cette thèse, nous soutenons l'idée qu'une reconnaissance biométrique robuste et sécurisée nécessite des modalités et des descripteurs hybrides. Le terme hybride ici, est utilisé pour désigner un système multibiométrique, qui intègre plusieurs descripteurs ou modalités. Les méthodes hybrides permettent d'associer les avantages de différentes méthodes, en combinant plusieurs modalités ou descripteurs d'image. Elles permettent d'augmenter la stabilité de la performance de reconnaissance lors de changements de pose, de rotation et d'éclairage.

Face aux nombreuses limitations imposées par l'utilisation des systèmes biométriques unimodaux, la biométrie multimodale s'impose de manière indéniable comme une alternative d'avenir dans le domaine de la sécurité des personnes et de leurs biens. Bien que le couplage des systèmes biométriques peut être effectué à différents niveaux, la fusion au niveau des scores est la plus courante puisqu'il a été prouvé qu'elle est plus efficace que les autres niveaux de fusion.

Cette thèse vise à apporter une contribution dans le domaine de la biométrie par l'iris (La probabilité de trouver deux iris suffisamment identiques est 1 sur 10 puissance 72 selon les estimations de Daugmann), l'oreille (l'une des modalités les plus stables durant la vie d'une personne, à laquelle il n'existe encore aucune application commerciale) et l'empreinte palmaire (l'une des modalités les moins coûteuses).

A travers ce travail, nous abordons plusieurs aspects hybrides de la biométrie. Nous commençons par dresser un état de l'art sur la biométrie monomodale, avant de proposer plusieurs approches personnelles de reconnaissance d'individus pour chacun des deux systèmes (monomodale et multimodale).

On commencera par présenter au chapitre I, des généralités sur la biométrie. L'état de l'art sur la fusion de donnée sera examiné au chapitre II.

L'organisation générale du système proposé et la démarche adoptée seront développées dans les chapitre III et IV.

Le chapitre V, est destiné à la validation et à la concrétisation de la démarche.

Enfin, au dernier chapitre seront présentés les résultats expérimentaux obtenus, suivis d'une conclusion.

Chapitre I
La biométrie

Chapitre I

La Biométrie

I.1.Introduction

Face à la fraude documentaire et au vol d'identité, aux nouvelles menaces telles que le terrorisme ou la cybercriminalité et face à l'évolution logique des réglementations internationales ; de nouvelles solutions technologiques sont progressivement mises en œuvre. Parmi ces technologies, la biométrie s'est rapidement distinguée comme la plus pertinente pour identifier et authentifier les personnes, de manière fiable et rapide, en fonction de caractéristiques biologiques uniques [1].

La biométrie trouve ses origines dans des procédés de reconnaissance anthropométrique, le plus ancien étant l'analyse des empreintes digitales. L'empreinte du pouce servait déjà de signature lors d'échanges commerciaux à Babylone dans l'Antiquité et en Chine au 7^{ème} siècle. Dans une époque beaucoup plus proche, au 19^{ème} siècle, Alphonse Bertillon, grand criminologue français, invente une méthode scientifique appelée "anthropologie judiciaire" permettant l'identification de malfrats d'après leurs mesures physiologiques. De nos jours, la puissance de calcul grandissante des ordinateurs peut être mise à contribution pour reconnaître des individus, grâce à des appareils couplés à des programmes informatiques complexes. Les techniques fondées sur la biométrie bénéficient à l'heure actuelle d'un engouement général, favorisé par un phénomène de mode. Ce constat s'explique par la présence d'un contexte mondial dans lequel les besoins en sécurité deviennent de plus en plus importants et où les enjeux économiques sont colossaux. Dans certains pays, l'utilisation de la biométrie a été présentée comme une solution miracle pour lutter contre la criminalité. Ainsi, lors d'une manifestation sportive organisée en Floride en janvier 2001 (Super Bowl), la biométrie avait été associée à la vidéosurveillance pour reconnaître, dans la foule, des visages de délinquants recherchés par les autorités locales.

Nous allons commencer tout naturellement par introduire quelques définitions de base puis nous détaillerons les motivations et les objectifs de cette thèse qui porte sur la reconnaissance biométrique par méthodes hybrides.

La première question à laquelle il nous faut répondre est la suivante :

Qu'est-ce que la biométrie ?

Le mot *biométrie* signifie « mesure + vivant » ou « mesure du vivant » et désigne dans un sens très large, l'étude quantitative des êtres vivants, mais dans notre contexte plus précis de reconnaissance et d'identification d'individus, il existe deux définitions principales qui se complètent :

¹*La biométrie est la science qui étudie à l'aide de mathématiques, les variations biologiques à l'intérieur d'un groupe déterminé.*

Ces caractéristiques doivent être universelles (exister chez tous les individus), uniques (permettre de différencier un individu par rapport à un autre), permanentes (autoriser l'évolution dans le temps) collectables (enregistrer les caractéristiques d'un individu avec l'accord de celui-ci) et mesurables (autoriser une comparaison future) [2].

I.2.Marché mondial de la biométrie

Le marché de la biométrie est en plein boom : selon l'agence Markets&Markets, le marché mondial de la biométrie a représenté 8,5 milliards d'euros en 2015. Cette expansion s'est fait particulièrement sentir dans les pays émergents où les états civils, quand ils existent, sont souvent parcellaires. Régulièrement, un rapport sur le marché de la biométrie est édité par IBG. Ce rapport est une sorte d'analyse complète des chiffres d'affaires, des tendances de croissance et des développements industriels pour le marché de la biométrie actuel et futur.

La lecture de ce rapport est essentielle pour les établissements déployant la technologie biométrique, les investisseurs dans les entreprises biométriques, ou les développeurs de solutions biométriques. Le chiffre d'affaires de l'industrie biométrique incluant les applications judiciaires et celles du secteur public, se développe rapidement. Une grande partie de la croissance sera attribuable au contrôle d'accès aux systèmes d'information (ordinateur / réseau) et au commerce électronique, bien que les applications du secteur public continuent à être une partie essentielle de l'industrie.

¹ CLUSIF (CLUB de la Sécurité des systèmes d'Information Français.)

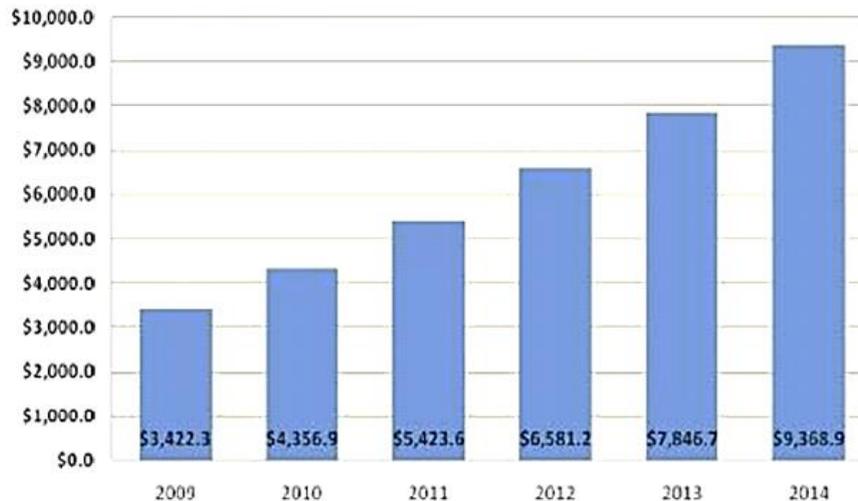


Figure I.1: Evolution du marché international de la biométrie par le (IBG).

Les spécialistes prévoient que le chiffre d'affaires des marchés émergents (accès aux systèmes d'information, commerce électronique et téléphonie, accès physique et surveillance) dépasse le chiffre d'affaires des secteurs plus matures (identification criminelle et identification des citoyens). Le champ d'application de la biométrie est très vaste. En effet, tous les domaines qui nécessitent de vérifier ou de déterminer l'identité de personnes sont concernés. On retrouve ainsi, des applications de la biométrie pour gérer l'accès à des ressources physiques (comme l'accès à des lieux sécurisés) et logiques (comme le commerce électronique).

La biométrie intéresse aussi plusieurs pays (l'Europe, les Etats-Unis, l'Algérie tout récemment etc.) afin de produire des titres d'identité plus sûrs, telle que la carte nationale d'identité ou le passeport biométrique. A noter qu'en Algérie comme en France, le passeport biométrique est désormais déployé. Il intègre une puce électronique qui contient au moins deux informations biométriques : une empreinte digitale et une image numérisée du visage. Enfin, la biométrie n'a pas que des applications à vocation sécuritaire, mais également des applications qui facilitent le quotidien des usagers. Ainsi, elle est utilisée dans certains aéroports permettant aux clients réguliers de ne pas perdre de temps lors de l'embarquement. La figure I.2, réalisée d'après les chiffres de l'IBG, montre les parts de marché des principales méthodes biométriques en 2009.

Les empreintes digitales sont toujours les plus utilisées, suivies par la reconnaissance faciale. Ces deux modalités représentent les trois quarts du marché de la biométrie.

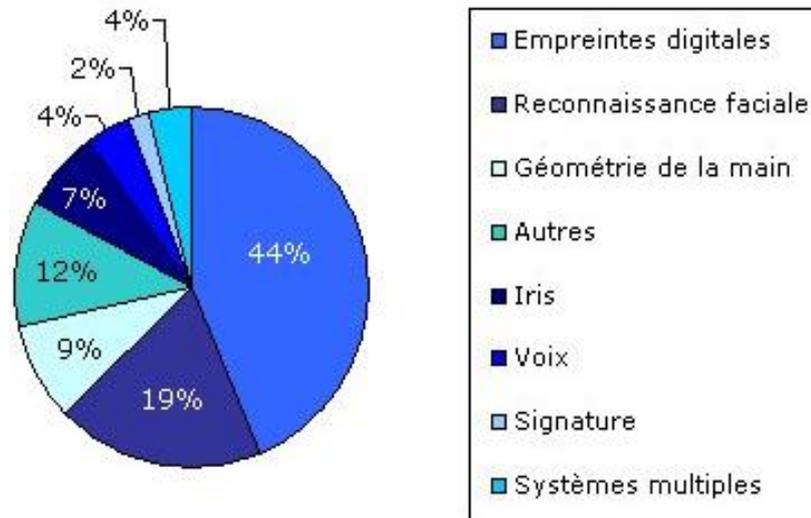


Figure I.2:Parts de marché des techniques biométriques en 2009.

I.3. Modalités biométriques

La biométrie est l'identification ou la vérification de l'identité d'un individu par, ce qu'il est, ce qu'il représente, c'est-à-dire ses caractéristiques personnelles [3]. Donc, la reconnaissance biométrique est basée sur ce qu'est un individu. Les caractéristiques physiques et comportementales sont depuis toujours utilisées par les êtres humains ainsi que les animaux pour reconnaître leurs congénères [4]. En effet, le visage, la voix, la démarche ou l'odeur corporelle sont les moyens universels pour identifier les personnes. Ces caractéristiques physiques ou comportementales qui permettent l'identification des personnes sont appelées modalités biométriques.

La biométrie telle que l'on veut l'utiliser aujourd'hui dans les systèmes de sécurité, a pour objectif de rendre la reconnaissance automatique. En effet, l'idée de caractériser les personnes par leurs données physiques n'est pas nouvelle, elle était déjà utilisée dans des civilisations ancestrales et a été particulièrement développée au 19^{ème} siècle avec l'arrivée de l'anthropométrie, ancêtre de la biométrie. Ainsi, la police utilise depuis la fin du 19^{ème} siècle les empreintes digitales comme moyen d'identification des criminels. Autrefois, cette reconnaissance était manuelle et réalisée par des experts. Aujourd'hui, les techniques et moyens informatique sont permis d'automatiser ces procédures avec l'arrivée des AFIS [5].

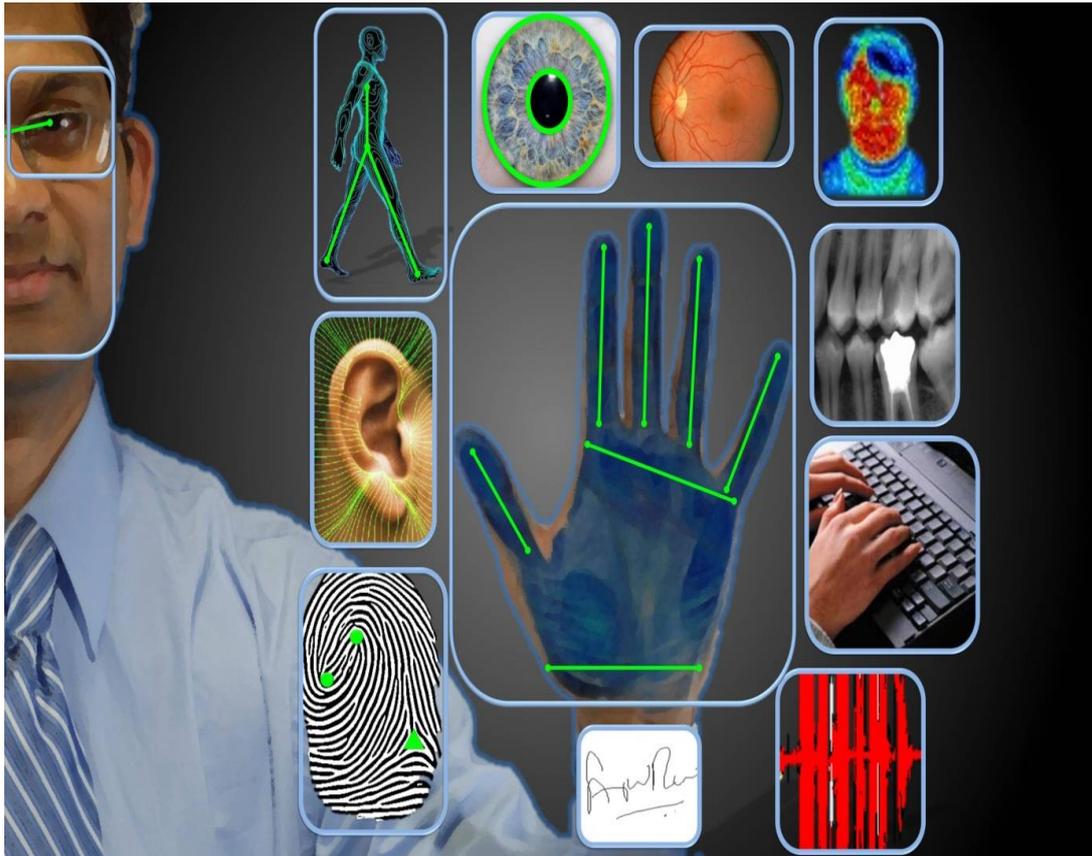


Figure I.3: Différentes modalités biométriques.

I.3.1. Modalités morphologiques

On peut définir une modalité morphologique comme une mesure de l'une des caractéristiques biologiques ou physiques d'un individu. Dans la suite, nous présenterons quelques modalités de ce type avec leurs modes d'utilisation.

I.3.1.1. Empreintes digitales (finger-scan)

La donnée de base dans le cas des empreintes digitales, est le dessin représenté par les crêtes et sillons de l'épiderme [5]. Ce dessin est unique et différent pour chaque individu. En pratique, il est quasiment impossible d'utiliser toutes les informations fournies par ce dessin (car trop nombreuses pour chaque individu), on préférera donc en extraire les caractéristiques principales, telles que les bifurcations de crêtes, les "îles", les lignes qui disparaissent, etc... Une empreinte complète contient en moyenne une centaine de ces points caractéristiques (les "minuties") [6]. Si l'on considère la zone réellement scannée, on peut extraire environ 40 de ces points. Pourtant, là encore, les produits proposés sur le marché ne se basent que sur une quinzaine de ces points (12 au minimum vis-à-vis de la loi), voire moins pour beaucoup

d'entre eux (jusqu'à 8 minimum). Pour l'histoire, le nombre 12 provient de la règle des 12 points selon laquelle il est statistiquement impossible de trouver 2 individus présentant les mêmes 12 points caractéristiques, même en considérant une population de plusieurs dizaines de millions de personnes. La probabilité de trouver deux empreintes digitales similaires est de 10^{-24} . Les jumeaux, par exemple, venant de la même cellule, auront des empreintes très proches mais pas semblables.

Les traces digitales peuvent se diviser en trois grands types, selon leurs motifs :

- Boucles, à droite ou à gauche ;
- Verticilles, appelées aussi spires ou tourbillons ;
- Arcs, appelés aussi arches ou tentes.

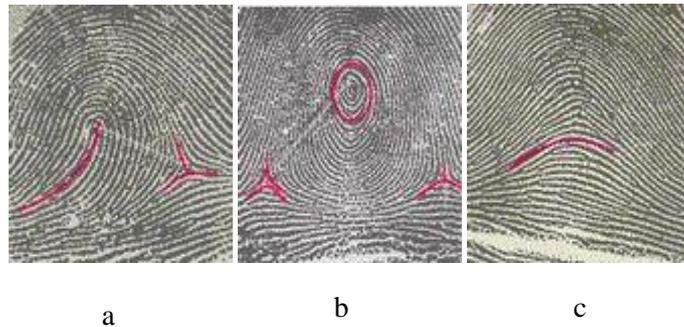


Figure I.4: Les grandes familles d'empreintes : (a) Boucle, (b) verticille, (c) Arche [7].

Ces trois types de traces correspondent à 95 % des doigts humains : 60 % présentent des boucles, 30 % des verticilles et 5 % des arcs.

I.3.1.2. Traitement informatique d'une empreinte digitale

Plusieurs méthodes sont utilisées pour reconnaître les empreintes digitales :

- Localisation des minuties : Cette méthode ne retient que l'emplacement des minuties les plus pertinentes. Elle est peu sensible aux déformations des doigts entre plusieurs vérifications (doigts plus ou moins appuyés sur le capteur). Cette technique a fréquemment été utilisée dès le début du XX^{ème} siècle.

- Traitement des textures : On analyse et enregistre différentes propriétés de la texture de l'empreinte telle que son inclinaison, l'épaisseur des crêtes etc...

Le traitement de l’empreinte digitale grâce aux minuties peut se diviser en 3 principales étapes :

a. Numérisation de l’image

Cette technique est assez simple, mais implémenter cette démarche sur ordinateur est une toute autre affaire, car il faut trouver un algorithme permettant aux ordinateurs de faire la même tâche de manière à ce que ce soit rapide, ce qui implique que les fichiers ne prennent pas beaucoup de place. A l’époque, on utilisait des photos de 250 Kb ce qui est beaucoup trop gros. C’est pourquoi la première étape consiste à numériser l’empreinte et la filtrer de façon à la nettoyer des caractéristiques « inutiles », telles des cicatrices. Puis on crée un squelette de chaque empreinte, pour que chaque ligne de l’empreinte ait l’épaisseur d’un pixel. Ce sont bien sûr des algorithmes complexes qui permettent de faire cette tâche.



Figure I.5: Principales étapes de traitement d’une empreinte digitale [7].

Au début nous avons l’image brute, c’est-à-dire que nous retrouvons ce qu’on appelle le bruit qui va brouiller l’empreinte. Ainsi, le but de cette étape est de supprimer toute ambiguïté en détectant des zones de bruit et en faisant ressortir la plus grande partie possible d’information utile au système. Cette fonction se charge également de détecter l’absence d’empreinte, un niveau élevé de bruit dans l’image (image sale ou lecteur défectueux), un positionnement incorrect du doigt ; puis après avoir obtenu une image nette de l’empreinte, l’ordinateur doit pouvoir identifier les minuties, c’est-à-dire les points remarquables d’une empreinte. C’est pourquoi il va squelettiser l’empreinte en réduisant chaque trait à une

épaisseur de 1 pixel. Après avoir squelettisé l'empreinte, l'ordinateur peut enfin lire les minuties et est prêt à comparer les empreintes.

b. Extraction des minuties

C'est le processus final qui complète l'obtention de la "signature" de l'empreinte. A partir d'une image de l'empreinte préalablement traitée, on extrait grâce à différents algorithmes une structure de données (ou signature). Le "gabarit" retenu pour caractériser l'empreinte est basé sur un ensemble suffisant et fiable de minuties. On entend par suffisant, le nombre minimum de minuties nécessaires pour pouvoir établir des comparaisons fiables entre empreintes. Par expérience, ce minimum se situe à 14 minuties. On entend par fiable, les minuties qui ne sont pas influencées par des défauts lors de l'acquisition de l'image ou par l'altération temporaire de l'empreinte digitale (blessure, érosion, etc.). Avec un petit nombre de minuties (15 ou 20) correctement localisées, il est possible d'identifier une empreinte parmi plusieurs millions d'exemplaires.

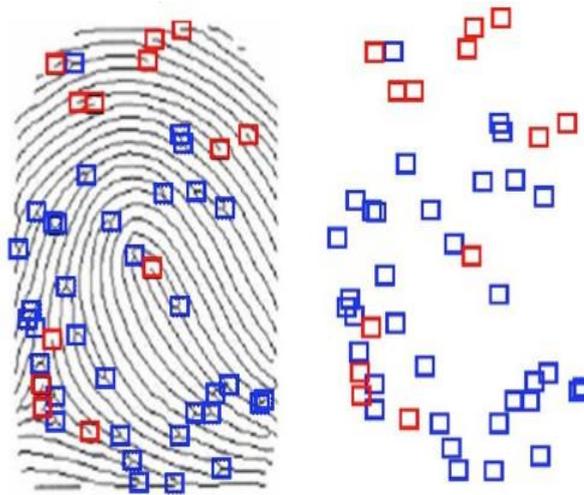


Figure I.6:Extraction des minuties [7].

La phase de comparaison des minuties s'apparente à du «point pattern matching». Le problème majeur des nombreux algorithmes proposés dans ce domaine, c'est la croissance exponentielle de leur complexité en fonction du nombre de points à traiter.

I.3.1.3. Visage

La reconnaissance par cette modalité, s'effectue de façon spontanée dans la vie quotidienne des êtres humains. La reconnaissance automatique de visage s'effectue en trois

étapes principales [8] : (1) détection de visages, (2) extraction et normalisation des caractéristiques du visage, (3) identification et/ou vérification. Certaines techniques de traitements d'images peuvent être communes à plusieurs étapes. Par exemple, l'extraction des caractéristiques faciales (yeux, nez, bouche) est utilisée aussi bien pour la détection que pour l'identification de visages. Par ailleurs, les étapes de détection de visage et d'extraction de caractéristiques peuvent être exécutées simultanément. Cela dépend notamment de la nature de l'application, de la taille de la base d'apprentissage et des conditions de prise de vue (bruit, occultation, etc.). Enfin, les techniques de traitement utilisées dans chaque étape sont très critiques pour les applications biométriques et doivent, par conséquent, être optimisées pour améliorer les performances du système global [9].

I.3.1.4. Iris

La reconnaissance de l'iris pour l'identification d'une personne, a été proposée à l'origine en 1936 par l'ophtalmologue Frank Burch dans les années 1980. En 1987 les ophtalmologues Aran Safir et Léonard Flom ont fait breveter cette idée et en 1989 ils ont demandé à John Daugman (enseignant à l'université de Harvard), d'essayer de créer des algorithmes pour l'identification par l'iris. Ces algorithmes (méthode basée sur les ondes de Gabor), que Daugman a fait breveter en 1994, sont la base de tous les systèmes d'identification par l'iris.

L'iris est considéré comme la modalité la plus précise pour l'identification et l'authentification [10]. Son seul inconvénient est son coût assez élevé, ce qui ne la rend pas autant répandue pour des applications quotidiennes. Le système de prise d'image doit être rapide, précis et ne doit pas utiliser une lumière qui se refléterait sur l'œil (tâche de lumière sur l'image). La biométrie par l'iris assure un haut niveau de sécurité. L'iris procure une unicité très élevée (1 sur 10 puissance 72) et sa stabilité est étendue jusqu'à la mort des individus, d'où une fiabilité extraordinaire.

I.3.1.5. Rétine

Les éléments qui permettent de distinguer deux rétines sont les veines qui les tapissent. La disposition de ces veines est stable et unique d'un individu à l'autre (d'un œil à l'autre), et les modèles qui en sont issus, héritent de la stabilité de cette disposition. De plus, pour un fraudeur, il est impossible de pouvoir reproduire ce motif. D'où un très haut niveau de sécurité. Cependant, la lecture des caractéristiques de la rétine est une technologie plus

ancienne que la lecture de l'iris, mais elle a été moins bien acceptée par le public et les utilisateurs, sans doute à cause de son caractère trop contraignant : la mesure doit s'effectuer à très faible distance du capteur (quelques centimètres), c'est l'une des raisons de sa faible percée dans les milieux de la sécurité privée [11].

I.3.1.6. Motif des veines du doigt

Le réseau vasculaire du doigt est l'une des seules signatures corporelles infalsifiables. La technologie biométrique de reconnaissance du réseau veineux du doigt, est sans contact et sans traces, ce qui la rend totalement hygiénique. Le lecteur biométrique scanne à distance le réseau veineux du doigt grâce à un faisceau infrarouge inoffensif et le compare à la base des utilisateurs autorisés. L'avantage par rapport à la reconnaissance de l'empreinte digitale, est de pouvoir gérer des doigts abimés.

La différenciation biométrique par la reconnaissance des veines du doigt ou de la main est un procédé déjà très répandu au Japon, où toutes les grandes banques proposent à leurs clients de remplacer ainsi la saisie du code secret de leur carte pour effectuer des opérations auprès des automates bancaires.

I.3.1.7. Empreinte dentaire

L'empreinte dentaire (morsure) n'est pas vraiment considérée comme une technique biométrique, car elle n'est pas encore complètement automatisée, partant d'une capture sur un sujet vivant (c'est plutôt du domaine de la médecine légale) en plus la question de l'unicité des empreintes dentaires n'est toujours pas établie.

I.3.1.8. Géométrie de la main

La biométrie par la reconnaissance de la géométrie de la main, extrait près d'une centaine de paramètres comme les épaisseurs, les longueurs, les surfaces et les largeurs des doigts de la main. Ce système se caractérise par son très faible taux de rejet, même dans des conditions défavorables [12]. La géométrie de la main, utilise le fait que les dimensions de la main et des doigts sont uniques pour chaque individu. En comparaison avec d'autres systèmes de biométrie, la précision de la géométrie de la main est légèrement inférieure. Cependant, en combinaison avec un code NIP ou un badge, cette méthode est largement appropriée pour la plupart des applications. Le système peut être utilisé dans des conditions environnementales

difficiles, ce qui le rend très utile dans des sites comme les usines et les complexes sportifs ou de loisirs.

I.3.1.9. Voix ou parole

Les données utilisées pour la reconnaissance vocale, proviennent à la fois de facteurs physiologiques et comportementaux. Les caractéristiques physiques de la voix d'un individu sont basées sur la forme et la taille des appendices (ex., les tractus vocaux, la bouche, les cavités nasales et les lèvres) qui sont utilisés dans la synthèse du son. Ces caractéristiques physiques de la parole humaine sont invariantes pour chaque individu [13], par contre, l'aspect comportemental de la parole se change au cours du temps en raison de l'âge, des conditions médicales (ex., rhume) et de l'état émotionnel. Il est important de ne pas confondre analyse du locuteur et dictée vocale. Dans un cas on cherche à déterminer l'identité d'un individu grâce à sa voix ; dans l'autre on cherche à déterminer ce que dit la personne sans se soucier de son identité.

Les systèmes d'identification de la voix se concentrent sur les seules caractéristiques de voix qui sont uniques à la configuration de la parole d'un individu. Ces configurations de la parole sont constituées d'une combinaison de facteurs comportementaux et physiologiques. La variabilité d'une personne à une autre, démontre les différences du signal de parole en fonction du locuteur. Cette variabilité, utile pour différencier les locuteurs, est également mélangée à d'autres types de variabilité due au contenu linguistique, variabilité intra-locuteur (qui fait que la voix dépende aussi de l'état physique et émotionnel d'un individu), variabilité due aux conditions d'enregistrement du signal de parole (bruit ambiant, microphone utilisé, lignes de transmission) qui peuvent rendre l'identification du locuteur plus difficile. Malgré toutes ces difficultés apparentes, la voix reste un moyen biométrique intéressant à exploiter car pratique et disponible via le réseau téléphonique, contrairement à ses concurrents.

I.3.1.10. Empreinte palmaire

Les palmes de la main humaine, contiennent des motifs de crêtes et de vallées qui sont peu similaires aux empreintes digitales. La surface de la palme est très grande par rapport à la surface d'un doigt et par conséquent, les empreintes palmaires sont plus distinctives que les empreintes digitales [14]. Cependant, leurs capteurs prennent une grande surface ce qui les rend plus volumineux et plus coûteux. Les palmes humaines contiennent aussi des caractéristiques additionnelles et distinctives telles que les lignes principales et les rides qui

peuvent être capturées par un capteur de faible résolution. Lors de l'utilisation d'un capteur d'empreinte palmaire de haute résolution, toutes les caractéristiques de la main telles que la géométrie, les arêtes de vallées (ex., les minuties et les points singuliers (ex., le point Delta)), les lignes principales et les rides peuvent être combinées afin d'établir un système biométrique fortement précis.

I.3.1.11. Oreille :

Au cours de plusieurs années, l'oreille humaine a été utilisée comme un moyen d'identification en médecine légale. L'oreille humaine possède une richesse d'informations qui se situe sur une surface 3D incurvée, cette qualité a attiré l'attention des scientifiques légaux [15]. La morphologie extérieure de l'oreille est relativement stable durant une période de temps acceptable pour les applications biométriques. Plusieurs études sur la stabilité extérieure de l'oreille (i.e., l'auricule) suggèrent que la forme de l'oreille mûrit très tôt tandis que son expansion se poursuit mais à un taux très faible [16]. Les images d'oreilles peuvent être acquises simultanément avec les images du visage et employées ensemble pour améliorer d'une manière significative la précision de la reconnaissance. Il est possible aussi d'employer l'oreille et le visage comme une pièce complémentaire d'information, spécialement dans les applications de surveillance, de suivi ou d'authentification personnelle continue.

Les avantages principaux liés à l'utilisation des images d'oreilles 2D en tant que modalité biométrique, résident dans la stabilité contre les variations en expression faciale, l'immunité relative contre les soucis d'intimité et la convenance d'acquérir secrètement des images pour les applications de surveillance. Au fil de la décennie passée, les recherches ont légèrement évolué pour développer des technologies automatisées d'identification par oreille. Cependant, des efforts significatifs sont encore exigés pour améliorer la détection d'oreille, la segmentation et la possibilité d'identification dans le but de faire un déploiement dans la surveillance et dans les autres applications commerciales. A priori, la technique serait efficace, car il n'existe pas deux formes d'oreilles identiques. Mais il n'existe encore aucune application commerciale.

I.3.1.12. Façon de marcher

Chaque individu a en fait une façon très personnelle de marcher. Et bien que celle-ci soit facilement modifiable par l'individu, certaines expériences dans lesquelles une personne doit reconnaître des personnes familières, juste en regardant sa silhouette en mouvement,

obtiennent un taux de réussite très élevé [17]. À partir d'une vidéo sur laquelle le sujet marche, le système mis au point distingue la silhouette située dans le fond et devient une suite de silhouettes, placées l'une sur l'autre, donnant une image de synthèse. Cette représentation finale stocke toute l'apparence physique et le mouvement de la personne qui marche, obtenant ainsi une marque unique pour chaque individu. L'intérêt de cette technologie réside dans le fait que les empreintes digitales et la reconnaissance faciale exigent que l'utilisateur soit à proximité du capteur et collabore dans le processus de reconnaissance, ce qu'il ne fait pas toujours [18]. D'où l'importance de développer des techniques complémentaires qui permettent de détourner la limite du consentement de l'individu. Cette modalité comportementale est très appropriée dans les scénarios de surveillances où l'identité d'un individu peut être subrepticement déterminée.

I.3.2. Modalités comportementales

Il s'agit d'un type de biométrie caractérisé par un trait d'attitude qui est appris et acquis au fil du temps plutôt qu'une caractéristique physiologique. En conséquence, une modalité comportementale peut changer avec le temps. Voici quelques exemples de ce type de modalités biométriques :

I.3.2.1. Dynamique de la frappe sur un clavier

Cette modalité n'est pas unique pour chaque individu, mais elle est utilisée afin d'offrir des informations suffisantes permettant de faire une vérification d'identité. Les paramètres suivants sont généralement pris en compte par les systèmes de reconnaissance de cette modalité : la vitesse de frappe, la suite de lettres, la mesure des temps de frappe, la pause entre chaque mot et la reconnaissance de mot(s) précis [19]. Nous pouvons remarquer une grande variation intra-classe dans les modèles de la dynamique de frappe à cause des changements en état émotionnel, la position de l'utilisateur par rapport au clavier et le type du clavier utilisé, etc. Les frappes d'un individu peuvent être aussi surveillées discrètement. Avec cette modalité, nous pouvons faire une vérification continue de l'identité d'un individu, après son accès à une ressource par l'utilisation d'une modalité solide telle que: l'iris ou l'empreinte digitale [20].

I.3.2.2. Signature

Chaque personne a un style d'écriture unique. On peut donc définir, à partir de la signature d'une personne, un modèle qui pourra être employé pour effectuer une identification. De plus, la signature est utilisée dans de nombreux pays, comme élément juridique ou administratif. Elle permet de justifier de la bonne foi d'une personne ou de la confondre devant des documents signés. Il y a deux façons d'analyser une signature : l'analyse statique et l'analyse dynamique.

a. Analyse statique

Cette analyse utilise la géométrie de la signature. L'avantage de cette méthode est qu'elle est bien adaptée pour authentifier des documents manuscrits. La vérification automatisée des chèques dans les banques est une des applications intéressantes. Un scanner spécial rend cette opération plus rapide et plus sûre qu'avec un opérateur [21].

b. Analyse dynamique

L'analyse dynamique utilise les paramètres statiques ainsi que l'accélération, la vitesse et les profils de trajectoire de la signature (voir illustration ci-dessous). L'avantage indéniable de cette méthode, est l'impossibilité pour un imposteur de reproduire une signature avec les mêmes informations dynamiques que l'original [22]. Cependant, elle nécessite une capture directe de la signature sur une tablette tactile. L'application la plus intéressante consiste à authentifier des documents électroniques par le biais d'internet.

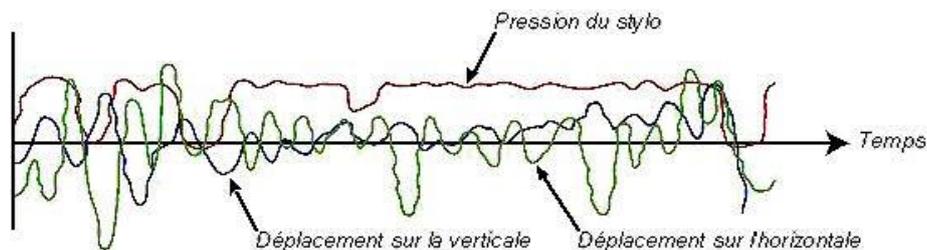


Figure I.7: Analyse dynamique de la signature.

Le grand avantage des systèmes biométriques à base de signature, réside dans la reconnaissance de cette méthode comme une forme acceptable juridiquement pour l'identification des personnes. Cependant, en raison des grandes variations de signatures pour une même personne, pour des systèmes tant à base d'analyse statique que dynamique, il est difficile d'atteindre une très haute exactitude d'identification.

I.4. Propriétés d'une modalité biométrique

L'authentification par la biométrie, est plus forte que celle utilisant les moyens classiques d'identification tels que les cartes [23], clés ou mots de passe car elle constitue un lien fort et permanent entre une personne physique et son identité. En effet, les caractéristiques biométriques ne peuvent pas être facilement volées, falsifiées, ou partagées. Ainsi, elles sont plus fiables et sécurisées pour la reconnaissance de personnes, que les méthodes traditionnelles basées sur la connaissance ou la possession. Cependant ces caractéristiques physiques et comportementales doivent satisfaire plusieurs contraintes pour une grande fiabilité des systèmes biométriques. En plus, les objectifs de la reconnaissance biométrique sont la facilité d'utilisation par une reconnaissance sans carte ou code PIN, la sécurité accrue qui est traduite par la difficulté de contourner le contrôle d'accès ainsi que la plus grande performance quant à la précision et la rapidité des traitements. Ainsi, chaque caractéristique physiologique et/ou comportementale peut être utilisée comme une biométrie pour reconnaître une personne dès lors qu'elle répond à ces exigences [24] :

- Universelle (exister chez tous les individus),
- Unique (permettre de différencier un individu par rapport à un autre),
- Permanente (autoriser l'évolution dans le temps),
- Enregistrable (collecter les caractéristiques d'un individu avec son accord),
- Mesurable (autoriser une comparaison future).

Malheureusement, en réalité, on ne trouve pas toutes ces caractéristiques dans une même modalité. Cependant, dans un système biométrique pratique, il existe un certain nombre de paramètres qui doivent être examinés, notamment :

- L'acceptation par l'utilisateur qui reflète l'ampleur des inquiétudes et des objections que l'utilisation d'une technologie biométrique donnée tend à susciter. Dans certains pays, la reconnaissance faciale est mal acceptée ; dans d'autres pays, la reconnaissance des empreintes digitales a des connotations de criminalité. La mesure de l'acceptation reste très subjective et varie d'une personne à l'autre et d'un pays à l'autre, suivant le régime de protection des données en vigueur, le contexte culturel et les attentes personnelles des utilisateurs.

- Le contournement, qui reflète combien il est facile de tromper le système par des méthodes frauduleuses.

• La permanence ou la stabilité qui est définie par la constance d'une caractéristique biométrique au cours du développement normal et du vieillissement d'une personne. En principe, plus une caractéristique est stable, moins il est nécessaire de mettre à jour les caractéristiques personnelles ou de réenregistrer la personne.

Toutes les biométries ne possèdent pas toutes ces propriétés, ou du moins les possèdent avec des degrés différents. Aucune biométrie n'est donc parfaite ou idéale mais, est plus ou moins adaptée à des applications. Le compromis entre présence ou absence de certaines de ces propriétés se fait selon les besoins de chaque application, dans le choix de la modalité biométrique [25].

Voici à titre indicatif le résultat d'une étude effectuée par la compagnie américaine: IBG, présentant les différents critères pour chaque type de technique biométrique :

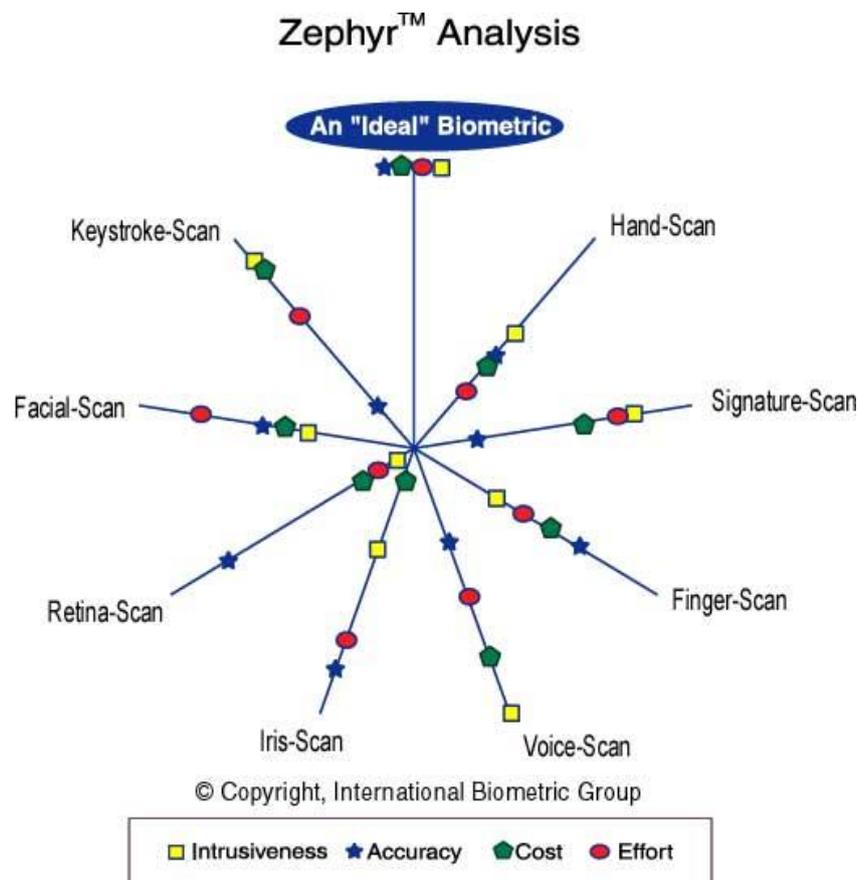


Figure I.8: Analyse Zephyr : comparaison de différentes modalités selon quatre critères principaux : intrusivité, pouvoir discriminant, coût et effort.

I.5. Caractérisation d'un système biométrique

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

I.5.1. Module de capture

Ce module 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.

I.5.2. Module d'extraction de caractéristiques

Il 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.

I.5.3. Module de correspondance

Dans ce cas ; le module 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.

I.5.4. Module de décision

Ce module, 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).

I.6. Modes de fonctionnement d'un système biométrique

Les systèmes biométriques peuvent fournir trois modes de fonctionnement, à savoir, l'enrôlement, l'authentification (ou vérification) et l'identification.

I.6.1. Mode enrôlement

C'est la première phase de tout système biométrique, il s'agit de l'étape pendant laquelle un utilisateur est enregistré dans le système pour la première fois et où une ou plusieurs modalités biométriques sont capturées et enregistrées dans une base de données [26].

Cet enregistrement peut s'accompagner par l'ajout d'information biographique dans la base de données.

I.6.2. Mode authentication

L'utilisateur affirme son identité et le système vérifie si cette affirmation est valide ou non. Pour illustrer ce principe, prenons la situation où un utilisateur (M. X) souhaite retirer de l'argent à un distributeur de billets en entrant son code personnel d'identification (code PIN) et en présentant une modalité biométrique. Le système acquiert alors les données biométriques et va les comparer uniquement avec le modèle enregistré correspondant à M. X. On parle alors de correspondance 1:1. Ainsi, si l'entrée biométrique de l'utilisateur et le modèle enregistré dans la base de données correspondant à l'identité affirmée possèdent un degré de similitude élevé, l'affirmation est validée et l'utilisateur est considéré comme étant un authentique. Dans le cas contraire, l'affirmation est rejetée et l'utilisateur est considéré comme étant un imposteur. En résumé, un système biométrique opérant en mode vérification répond à la question "Suis-je bien M. X ?".

I.6.3. Mode identification

L'utilisateur ne dévoile pas explicitement son identité. Cependant, l'affirmation implicite faite par l'utilisateur est qu'elle est une des personnes déjà enrôlées par le système. Ainsi, l'échantillon biométrique de l'individu est comparé avec les modèles de toutes les personnes de la base de données. On parle alors de correspondance 1:N. La sortie du système biométrique est constituée par l'identité de la personne dont le modèle possède le degré de similitude le plus élevé avec l'échantillon biométrique présenté en entrée. Typiquement, si la plus grande similarité entre l'échantillon et tous les modèles est inférieure à un seuil de sécurité minimum fixé, la personne est rejetée, ce qui implique que l'utilisateur n'était pas une des personnes enrôlées par le système. Dans le cas contraire, la personne est acceptée [27].

Un exemple de système opérant en mode identification, serait l'accès à un bâtiment sécurisé : tous les utilisateurs qui sont autorisés à entrer dans le bâtiment sont enrôlés par le système ; lorsqu'un individu essaye de pénétrer dans le bâtiment ; il doit d'abord présenter ses données biométriques au système et, selon la détermination de l'identité de l'utilisateur, le système lui accorde le droit d'entrée ou non. En résumé, un système biométrique opérant en mode identification répond à la question "Suis-je bien connu du système ?

I.7. Evaluation des systèmes biométriques

L'évaluation des systèmes biométriques est un enjeu majeur en biométrie pour plusieurs raisons. Premièrement, elle permet d'offrir aux chercheurs et aux développeurs un outil pour mieux tester et évaluer leurs systèmes avec ceux qui existent dans l'état de l'art. Deuxièmement, elle permet de prendre en considération le comportement des utilisateurs durant le processus d'évaluation, ce qui permet de mieux comprendre leur besoin et mieux déployer cette technologie dans notre vie quotidienne [28]. Enfin, elle permet d'identifier, pour chaque système, les applications industrielles en se basant sur divers critères, que sont la performance, l'usage, la sécurité et le coût de déploiement de la technologie. Selon la nature (authentification ou identification) du système biométrique, il existe plusieurs façons d'en mesurer la performance.

I.7.1. Test de vérification

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

1. Taux de faux rejets ("False Reject Rate" ou FRR): ce taux représente le pourcentage de personnes censées être reconnues mais qui sont rejetées par le système.
2. Taux de fausses acceptations (false acceptance rate, FAR): ce taux représente la proportion des transactions des imposteurs, acceptés par erreur.
3. Taux d'égalité d'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.

En pratique, la valeur du FAR est affectée par le nombre des fausses acceptations (FA) divisé par le nombre de tests imposteurs dans la base de données (N). Tandis que, la valeur du FRR est affectée par le nombre des faux rejets (FR) divisé par le nombre de tests authentiques (M). En plus, les deux taux FAR et FRR sont dépendants du seuil de décision θ fixé dans le module de décision. En effet, en faisant varier la valeur de θ , les deux taux d'erreurs seront modifiés d'une manière importante. Le calcul du FAR et du FRR se fait par:

$$FAR(\theta) = \frac{FA(\theta)}{N} \quad (I.1)$$

$$FRR(\theta) = \frac{FR(\theta)}{M} \quad (I.2)$$

Le choix optimal de la valeur du seuil de décision, est très important puisqu'il influe directement sur la performance et la fiabilité du système biométrique. En effet, une valeur élevée du seuil, entraîne l'apparition d'un grand nombre de faux rejets, par contre, d'une faible valeur du seuil, résulte un nombre important de fausses acceptations [29].

La Figure I.9 représente la distribution théorique des taux de vraisemblance des utilisateurs légitimes et des imposteurs. Les deux taux d'erreurs, FAR et FRR sont liés et dépendent d'un seuil de décision qui doit être ajusté en fonction de la caractéristique ciblée du système biométrique, haute ou basse sécurité [30]. En effet, plus le seuil est bas plus le taux de fausses acceptations est élevé. Dans ce cas, le système biométrique acceptera des imposteurs. A l'inverse, plus le seuil est élevé, plus le taux de fausses acceptations est bas. Le système biométrique sera alors robuste aux imposteurs mais rejettera de vrais utilisateurs.

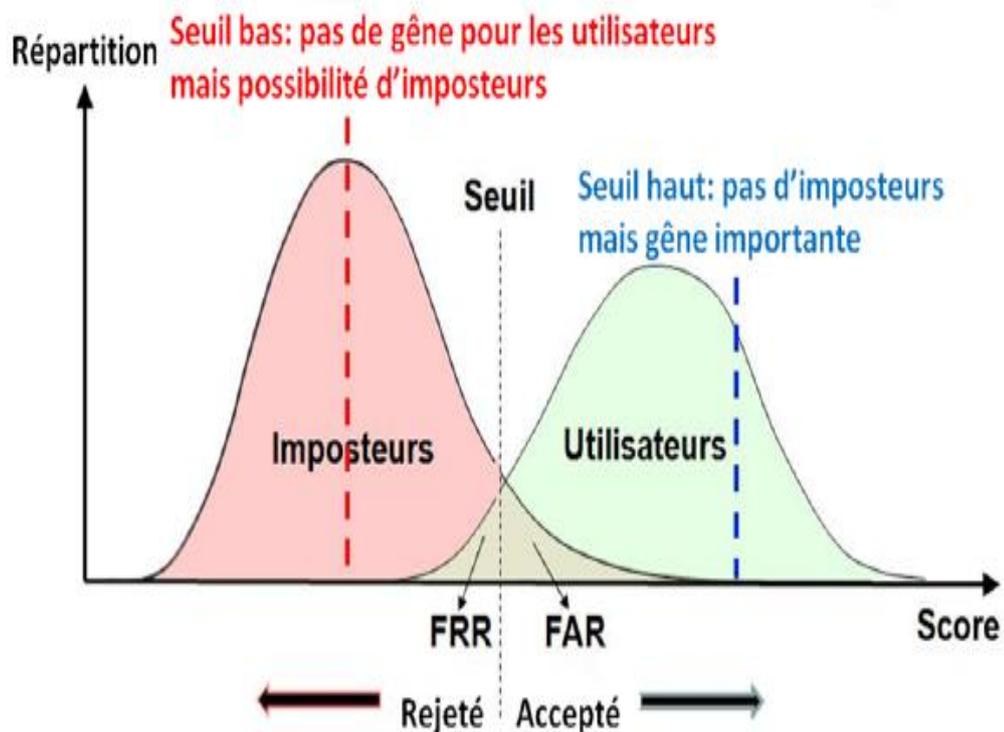


Figure I.9: Taux de vraisemblance des utilisateurs légitimes et des imposteurs d'un système d'authentification biométrique (dont la comparaison est basée sur le calcul d'une similarité).

- **La courbe ROC (Receiver Operating Characteristics)** : Cette courbe représente en ordonnée la proportion de tests positifs parmi les utilisateurs authentique (la sensibilité) en fonction de la proportion de tests positifs parmi les imposteurs (complément de la spécificité ou $1 - \text{spécificité}$, en abscisse) pour toutes les valeurs des seuils de test envisageables. Pour pouvoir déterminer la validité d'un test à travers cette courbe, il est nécessaire de calculer la surface située sous la courbe ROC appelée AUC (Area Under the Curve). Plusieurs méthodes ont été proposées dans [45] pour estimer l'AUC. Ainsi, quand le test est parfaitement discriminant, la surface sous la courbe (AUC) vaut 1 mais cela n'est jamais réalisable. En réalité, plus l'AUC est grande, plus l'algorithme est performant. La Figure I.11 illustre un exemple de la courbe ROC :

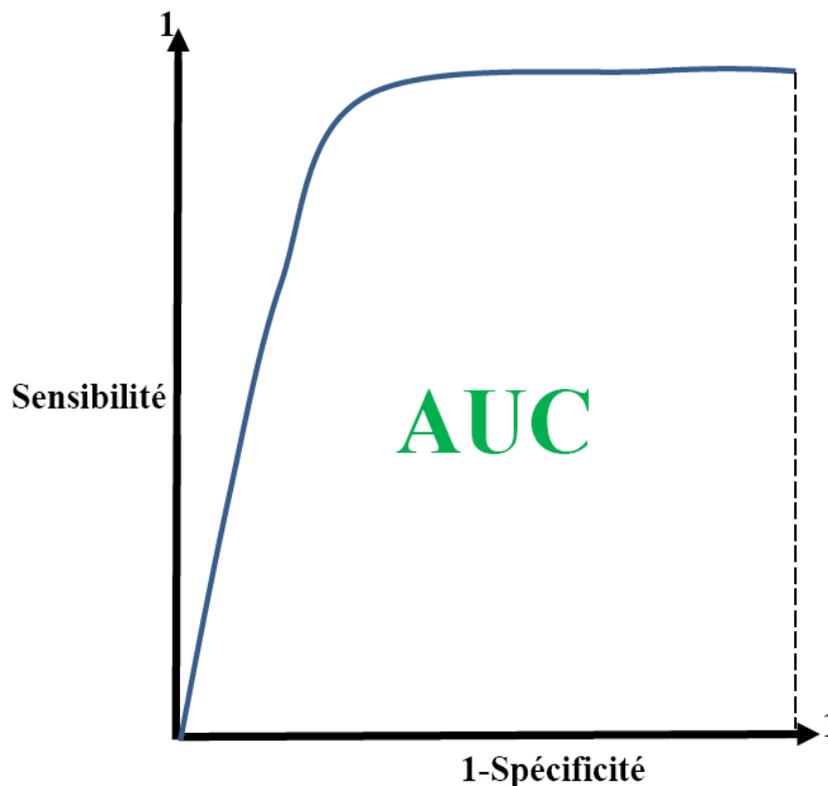


Figure I.10:Exemple d'une courbe ROC.

I.8. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons décrit les technologies utilisées dans les systèmes biométriques pour la reconnaissance des personnes, et nous avons présenté un état de l'art sur la biométrie, ses propriétés, le principe de fonctionnement des systèmes biométriques, les différentes modalités ainsi que les critères d'évaluation des performances de ce type de systèmes. Ensuite, nous avons rappelé également les paramètres utilisés pour l'évaluation de

la performance du système biométrique. Nous avons détaillé ce qu'est la biométrie en général et justifié le choix de la reconnaissance hybride (système multimodale pour la combinaison de l'oreille et la paume de la main d'une part, d'autre part fusion de deux descripteurs d'image pour l'iris). Dans les deux chapitres suivants, nous évoquerons un état de l'art en reconnaissance multimodale / iris, respectivement.

Chapitre II

Etat de l'art sur la Fusion multimodale

Chapitre II

Etat de l'art de la Fusion multimodale

II.1.Introduction

Les humains se reconnaissent entre eux, à partir de plusieurs caractéristiques biométriques (physiques ou comportementales) associées à de nombreux détails contextuels de l'environnement. Concernant les systèmes unimodaux, chaque modalité en soi ne peut pas toujours être utilisée de manière fiable pour faire la reconnaissance. Cependant, la consolidation d'informations présentées par les différentes modalités, peut permettre une authentification (ou vérification) précise de l'identité. On peut donc s'attendre, à ce que les systèmes biométriques multimodaux soient plus performants, et ce, grâce à la présence de multiples éléments de preuve [31], un peu à la manière d'une enquête policière.

La biométrie multimodale, consiste à combiner plusieurs systèmes biométriques. Elle permet de réduire certaines limitations des systèmes biométriques, comme l'impossibilité d'acquérir les données de certaines personnes ou la fraude intentionnelle, tout en améliorant les performances de reconnaissance. Ces avantages apportés par la multi modalité aux systèmes biométriques "monomodaux" sont obtenus en fusionnant plusieurs systèmes biométriques.

II.2.Pourquoi la multimodalité ?

Bien que les techniques de reconnaissance biométrique promettent d'être très performantes, on ne peut garantir actuellement un excellent taux de reconnaissance avec des systèmes biométriques unimodaux, basés sur une seule et unique signature biométrique.

De plus, ces systèmes sont souvent affectés par les problèmes suivants :

- Bruit introduit par le capteur ;
- Non-universalité ;
- Manque d'individualité ;
- Manque de représentation invariante ;
- Sensibilité aux attaques.

Ainsi, à cause de tous ces problèmes pratiques, les taux d'erreur associés à des systèmes biométriques unimodaux sont relativement élevés, ce qui les rend inacceptables pour un déploiement d'applications critiques de sécurité. Pour pallier à ces inconvénients, une solution

est l'utilisation de plusieurs modalités biométriques au sein d'un même système, on parle alors de système biométrique multimodal.

Il existe également d'autres facteurs qui impactent le design et la structure d'un système biométrique multimodal :

- Les avantages liés au coût : quel est le compromis entre le coût supplémentaire et l'amélioration de la performance du système ? Le coût est fonction du nombre de capteurs déployés, du temps pris pour acquérir les données biométriques, des exigences de stockage, du temps de traitement de l'algorithme et du degré de commodité perçue par l'utilisateur,

- La détermination des sources d'information biométrique : Quelles sont les différentes sources d'information biométrique à utiliser et quelles en sont les plus pertinentes pour un type d'application donné ?

- L'acquisition et la séquence de traitement : les modalités biométriques doivent-elles être acquises simultanément ou en série ? De la même manière, les informations acquises doivent-elles être traitées en même temps ou bien séquentiellement ?

- Le type d'information : quels types d'informations ou d'attributs (caractéristiques, scores de correspondance, décision, etc.) doivent être fusionnés ? Quel est l'impact de la corrélation parmi les sources d'information sur la performance du système de fusion ?

- La méthode de fusion : Quel schéma de fusion choisir pour combiner les informations présentées par de multiples sources biométriques ? Est-il possible de prédire le gain de performance obtenu en utilisant différentes méthodes de fusion dans le but d'en déterminer une, optimale ?

II.3. Types de fusion

Il existe plusieurs types de scénarios de fusion de traits biométriques qui dépendent essentiellement du type de sources et des caractéristiques utilisées [32]:

II.3.1. Systèmes multiples biométriques

Lorsque l'on considère plusieurs biométries différentes, par exemple visage et empreinte digitale. C'est le sens le plus classique du terme multimodal. Cette combinaison fournit une nette amélioration de la performance d'un système. Ces systèmes nécessitent différents capteurs ainsi que des algorithmes dédiés à chaque modalité biométrique.

Ce type de système a comme principale caractéristique, le fait que les caractères biométriques considérés peuvent être plus décorrélés par rapport aux systèmes multicapteurs.

II.3.2.Systèmes multi-capteurs

Les systèmes de ce type, font appel à plusieurs capteurs afin d'acquérir le même caractère biométrique sous différents angles. Par exemple, utiliser deux scanners différents (l'un optique et l'autre thermique) pour la reconnaissance d'empreintes digitales.

II.3.3.Systèmes multi-échantillons

Dans le cas de ces systèmes, un unique capteur peut être utilisé pour acquérir plusieurs échantillons du même trait biométrique, dans le but de prendre en compte les variations qui peuvent se produire au sein de ce trait, ou pour obtenir une représentation plus complète du caractère sous-jacent. Par exemple, un système de reconnaissance faciale peut capturer (et enregistrer) le profil frontal du visage d'une personne, ainsi que les profils gauches et droits afin de tenir compte des variations de la pose faciale.

II.3.4.Systèmes multi-instances

Ces systèmes permettent de faire une capture répétée du même attribut biométrique avec le même système d'acquisition, par exemple l'acquisition de plusieurs images de visage avec des changements de pose, d'expression ou d'illumination.

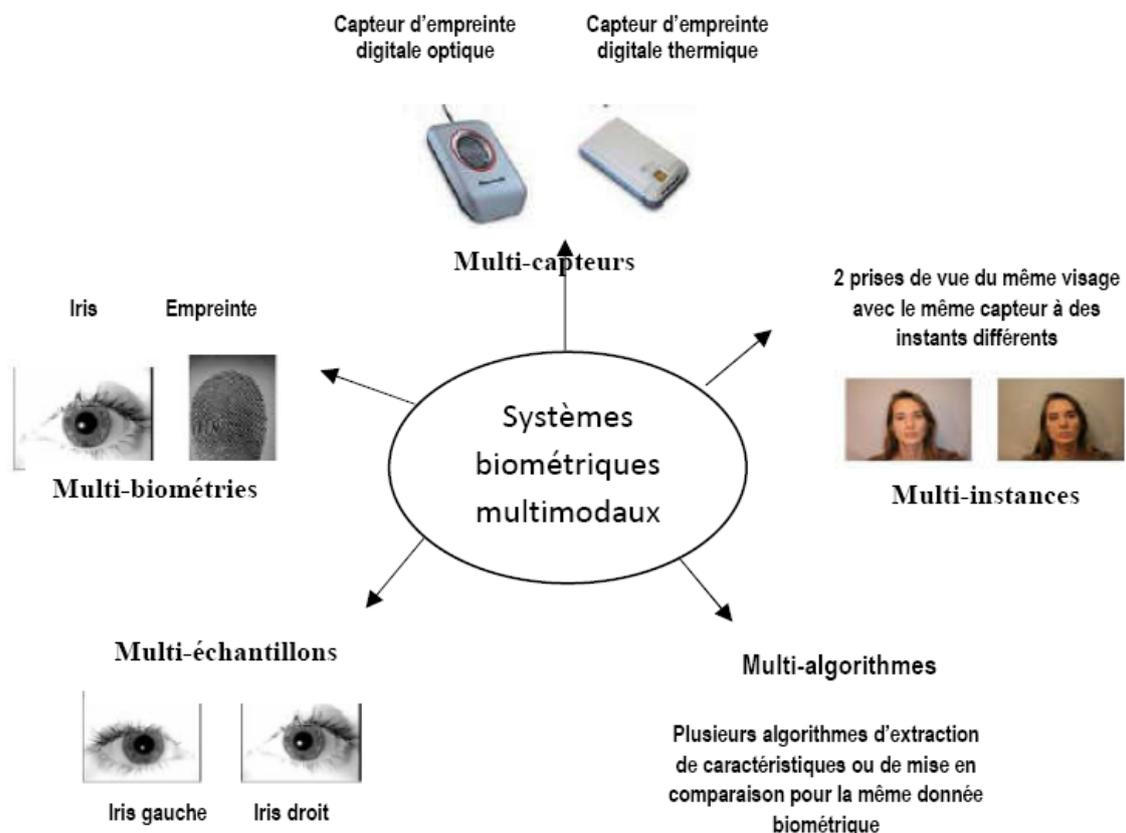


Figure II.1 : Les différents systèmes multimodaux.

II.3.5. Systèmes multi-algorithmes

Dans ces systèmes, les mêmes données biométriques sont traitées à travers plusieurs algorithmes. Par exemple, des algorithmes d'analyse de texture et de minuties peuvent être associés pour traiter la même image d'empreinte digitale afin d'extraire diverses caractéristiques qui peuvent améliorer la performance du système. Ainsi, ce genre de système ne nécessite pas de capteurs supplémentaires et n'oblige pas l'utilisateur à interagir avec de multiples capteurs, d'où l'amélioration de la commodité d'utilisation.

II.4. Architectures

Il existe deux types d'architectures [33]:

L'architecture en parallèle, correspond à l'acquisition et le traitement des données simultanément, des systèmes biométriques associés pour la conception d'un système multimodal. On parlera de l'architecture en série lorsque l'acquisition et le traitement des données de ces systèmes se font successivement.

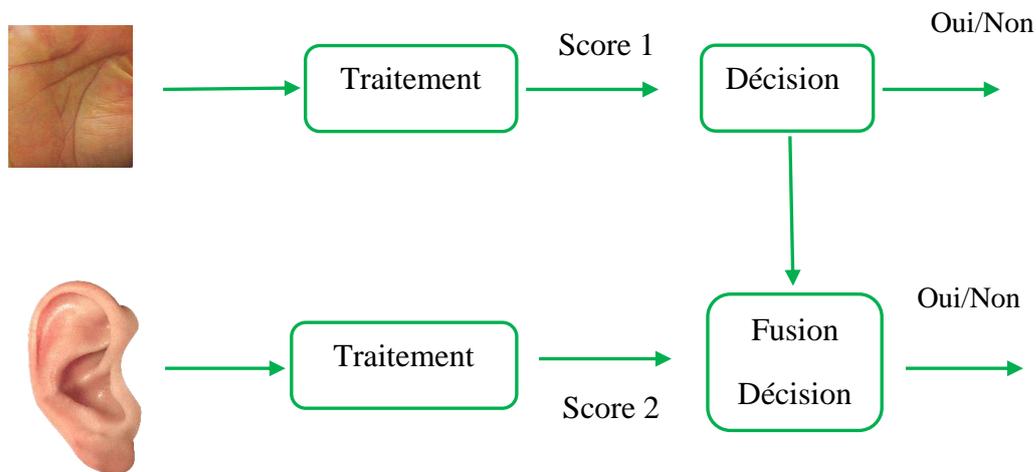


Figure II. 2: Architecture de fusion en parallèle.

II.4.1. Architecture en parallèle

C'est la plus utilisée, car elle permet l'usage de toutes les informations disponibles [34] et donc d'améliorer les performances du système [35,36]. En revanche, l'acquisition et le traitement d'un grand nombre de données biométriques est coûteux en temps et en matériel et réduit le confort d'utilisation [37,38].

II.4.2. Architecture en série

Ce type d'architecture peut être privilégié dans certaines applications ; par exemple si la multimodalité est utilisée pour donner une alternative aux 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 alternativement un système à base d'iris [39,41].

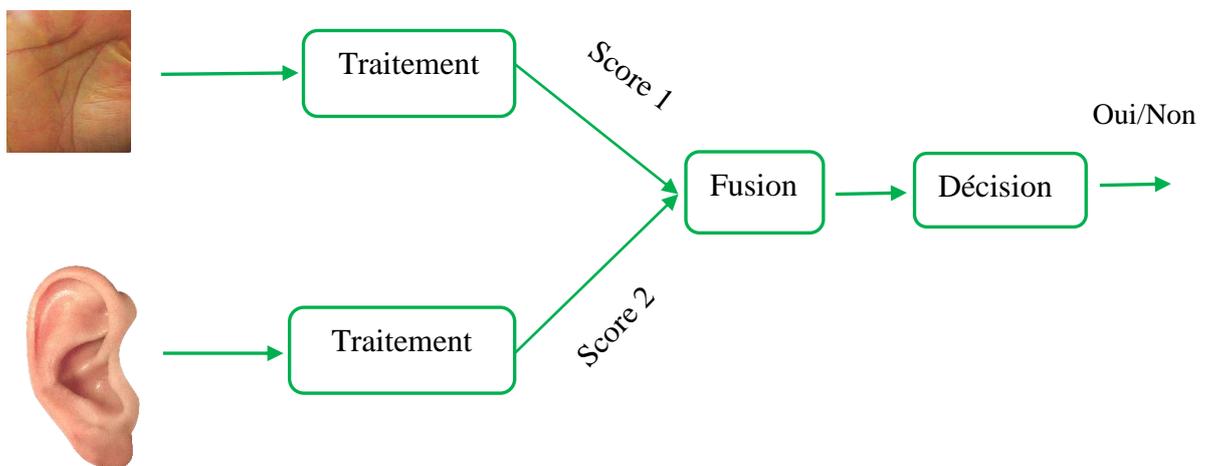


Figure II. 3: Architecture de fusion en série.

II.5 Les différents niveaux de fusion

La combinaison de plusieurs systèmes biométriques peut se faire à quatre niveaux différents : [42]

- Données,
- Caractéristiques extraites,
- Scores issus du module de comparaison,
- Décisions du module de décision.

II.5.1. La fusion pré-classification (avant comparaison)

Ce genre de fusion correspond à la fusion des informations issues de plusieurs données biométriques, l'intégration d'informations peut avoir lieu soit au niveau du capteur, soit au niveau des caractéristiques.

II.5.1.1 Fusion au niveau du capteur (Sensor Level)

Les systèmes biométriques multi capteurs prélèvent le même exemple d'une modalité biométrique avec deux capteurs distinctement différents [43]. Le traitement des échantillons capturés peut se faire avec un ou plusieurs algorithmes. Comme exemple de ce niveau, on peut citer l'emploi d'une caméra de lumière visible et une caméra infrarouge pour l'identification du visage. Un autre exemple de fusion au niveau du capteur, consiste à mettre en mosaïque plusieurs images d'empreintes digitales afin de former une image d'empreinte digitale finale plus complexe. La fusion au niveau du capteur est relativement peu utilisée, car les captures doivent être compatibles entre elles et la correspondance entre les points dans les données brutes doit être connue par avance.

II.5.1.2. Fusion au niveau caractéristique

La fusion au niveau caractéristique consiste à combiner différents vecteurs de caractéristiques ("feature vectors") [44], obtenus à partir de l'une des sources suivantes: plusieurs capteurs du même trait biométrique, plusieurs instances du même trait biométrique, plusieurs unités du même trait biométrique ou encore plusieurs traits biométriques. Quand les vecteurs de caractéristiques sont homogènes (par exemple, plusieurs images d'empreinte digitale du doigt d'un utilisateur), un unique vecteur de caractéristiques résultant, peut être calculé comme une somme pondérée des vecteurs de caractéristiques individuels [45-47]. Lorsque les vecteurs de caractéristiques sont hétérogènes, par exemple, des vecteurs de caractéristiques de différentes modalités biométriques comme le visage et la géométrie de la main ; nous pouvons les concaténer pour former un seul vecteur de caractéristiques.

Cependant, la concaténation n'est pas possible lorsque les ensembles de caractéristiques sont incompatibles, à l'exemple des minuties d'empreintes digitales et des coefficients de visage issus du PCA ("eigen-face coefficients").

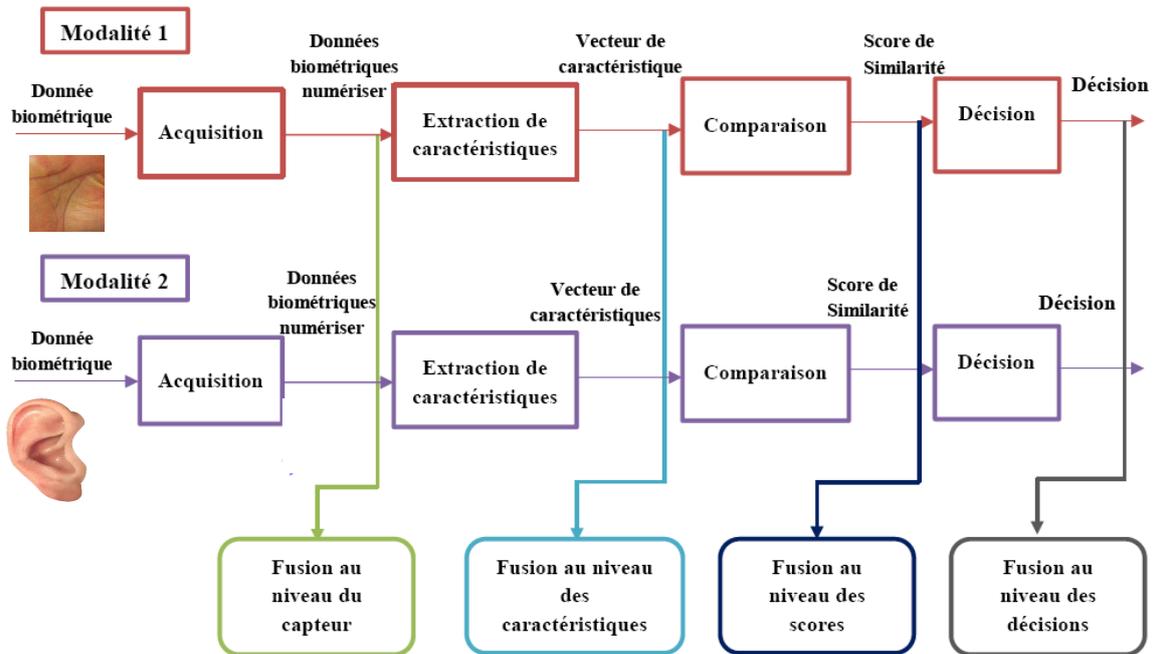


Figure II. 4: Les diff rents niveaux de fusion.

II.5.2. La fusion post-classification (apr s la comparaison) :

Elle est tr s  tudi e par les chercheurs. Cette fusion peut se faire au niveau des scores issus des modules de comparaison ou au niveau des d cisions. En raison de sa simplicit , la fusion au niveau des d cisions est souvent utilis e.

II.5.2.1. Fusion au niveau d cision

L'int gration d'information au niveau d cision, peut  tre mis en place lorsque chaque matcher biom trique d cide individuellement de la meilleure correspondance possible selon l'entr e qui lui est pr sent e [48]. En effet, chaque syst me fournit une d cision binaire sous la forme OUI ou NON que l'on peut repr senter par 0 et 1, et le syst me de fusion de d cisions consiste   prendre une d cision finale en fonction de cette s rie de 0 et de 1 [49].

II.5.2.2. Fusion au niveau score (Score Level)

Le fait de fusionner plusieurs mesures de similitude pour pouvoir produire une d cision finale, s'appelle fusion au niveau des scores. Par exemple, nous pouvons avoir des mesures de distance ou de dissimilarit  pour lesquelles une plus petite distance indique une meilleure

correspondance. Néanmoins, les sorties des classifieurs doivent être sur la même échelle de valeurs.

Il existe deux approches pour combiner les scores obtenus par différents comparateurs. La première approche est de voir cela comme un problème de classification, tandis que l'autre approche est de traiter le sujet comme un problème de combinaison. Il est important de noter que Jain et al. [50] ont montré que les approches par combinaison sont plus performantes que la plupart des méthodes de classification.

II.6 Approche par combinaison de scores

Cette approche, consiste à traiter le sujet comme un problème de combinaison de scores par des méthodes mathématiques de combinaison. Dans cette approche, les scores individuels sont combinés de manière à former un unique score qui est ensuite utilisé pour prendre la décision finale. Il existe différentes variantes de règles pour combiner les scores produits par les classifieurs en fusion [51]. Les méthodes de combinaisons de scores simples, sont basées sur un fondement théorique très simple ; elles ont pour objectif de faire ressortir un score S à partir des N scores disponibles issus de N systèmes. Les méthodes les plus utilisées sont la moyenne, le produit, le minimum, le maximum, la médiane et la somme pondérée [52].

La combinaison des scores par la moyenne, se fait selon la relation suivante :

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

La combinaison des scores par le produit,

$$S = \prod_{i=1}^N S_i \quad (\text{II. 2})$$

La combinaison des scores par le minimum,

$$S = \text{Min}(S_i) \quad (\text{II. 3})$$

La combinaison des scores par le maximum,

$$S = \text{Max}(S_i) \quad (\text{II. 4})$$

La combinaison des scores par la médiane,

$$S = Med(S_i) \quad (II.5)$$

La somme pondérée, est la technique la plus évoluée de cette catégorie qui nécessite une adaptation par le réglage de paramètres, appelés poids.

$$S = \sum_{i=1}^N \omega_i S_i \quad (II.6)$$

La somme pondérée permet de donner des poids différents ω_i à chacun des systèmes, en fonction de leurs performances individuelles ou de leurs intérêts dans le système multi algorithmes.

Afin de s'assurer que la combinaison de scores provenant de différents systèmes soit cohérente, les scores doivent d'abord être transformés dans un domaine commun : on parle alors de normalisation de score.

II.7. Normalisation des scores

La normalisation des scores a pour but de transformer les scores de chaque signature pour les rendre homogènes avant de les combiner. En effet, les scores provenant de chaque système peuvent être de natures différentes (scores de similarité, scores de distances...). Autrement dit, une étape de normalisation est généralement nécessaire avant que les scores bruts provenant de différents classificateurs puissent être combinés dans l'étape de fusion. La normalisation aborde le problème des scores incomparables, représentant les sorties des différents classificateurs biométriques. Nous présentons dans la suite, les trois méthodes de normalisation les plus connues, en l'occurrence la méthode Min-Max, la méthode Z-score et la méthode Tanh:

II.7.1. Normalisation par la méthode Min-Max

Cette méthode, normalise les scores bruts tout en conservant leurs distributions à un facteur d'échelle près et transforme tous les scores dans l'intervalle $[0,1]$ selon l'expression :

$$E_{iNorm} = \frac{E_i - E_{Max}}{E_{Max} - E_{Min}} \quad (II.7)$$

II.7.2. Normalisation par la méthode Z-score

Cette méthode, transforme les scores en une distribution avec une moyenne égale à 0 et un écart type égal à 1 selon l'équation :

$$E_{iNorm} = \frac{E_i - \mu}{\sigma} \quad (II. 8)$$

Où μ est la moyenne arithmétique et σ l'écart-type des données.

II.7.3. Normalisation par la méthode tangente hyperbolique Tanh

Cette méthode compte parmi les techniques statistiques les plus solides. Elle met chaque score normalisé dans l'intervalle [0, 1] selon l'expression :

$$E_{iNorm} = 0.5 \left[\text{Tanh} \left(0.001 \frac{E_i - \mu}{\sigma} + 1 \right) \right] \quad (II. 9)$$

Où μ est la moyenne arithmétique et σ l'écart-type des données.

II.8. Méthodes de fusion par classification de scores

Un vecteur de caractéristiques est construit en utilisant les scores de ressemblance produits par les classificateurs; ce vecteur est alors classifié dans l'une des deux classes : accepter (utilisateur véritable) ou rejeter (imposteur). Généralement, le classificateur utilisé pour ce but, est capable d'apprendre les frontières de décision indépendamment de la façon dont le vecteur de caractéristiques est produit. Le but des méthodes de fusion basées sur des classifieurs, est celui d'effectuer une discrimination entre les deux classes (client et imposteur) dans l'espace à N dimensions des scores. La discrimination entre les deux, peut être plus ou moins complexe selon la nature du classifieur utilisé. Plusieurs classifieurs ont été utilisés pour combiner les scores de correspondance afin d'arriver à une décision.

Wang et al. [53] considèrent les scores provenant de modules de reconnaissance faciale et de reconnaissance par l'iris comme un vecteur de caractéristiques à deux dimensions. Une analyse discriminante linéaire de Fisher (LDA) et un classifieur par réseau de neurones combiné à une fonction de base radiale (RBF), sont ensuite utilisés pour la classification.

Verlinde et Chollet [54], combinent les scores provenant de deux modules de reconnaissance faciale et d'un module de reconnaissance de la parole avec l'aide de trois

classifieurs : un premier classifieur utilisant la méthode des "k plus proches voisins" ("k-nearest neighbor algorithm", "k-NN") avec une quantification vectorielle, un deuxième classifieur basé sur un arbre décisionnel et un dernier classifieur basé sur un modèle de régression logistique.

Ross et Jain [55], utilisent un arbre décisionnel et des classifieurs discriminants linéaires pour combiner les scores des modalités du visage, de l'empreinte digitale et de la géométrie de la main.

II.7. Conclusion

Comme l'objectif de notre travail tout au long de cette thèse tourne autour des méthodes hybrides en biométrie pour améliorer la solution de reconnaissance automatique, nous avons présenté dans ce chapitre un aperçu de la biométrie multimodale. La majorité des systèmes biométriques actuellement utilisés, utilisent généralement une seule modalité biométrique, ils s'appellent des systèmes unibiométriques. Indépendamment des progrès significatifs dans le domaine de la biométrie, il existe encore plusieurs limitations dérivées de l'utilisation d'un seul trait biométrique.

Les systèmes biométriques multimodaux, sont ceux qui utilisent ou sont capables d'utiliser plus d'une caractéristique physiologique ou comportementale pour l'enrôlement soit dans le mode de vérification ou d'identification. On pense généralement qu'en intégrant diverses données biométriques en une unité, les limites des systèmes unibiométriques peuvent être atténuées, étant donné que les différentes sources biométriques compensent habituellement les faiblesses d'une seule biométrie. Quatre niveaux de fusion possibles sont utilisés pour intégrer des données à partir de deux ou plusieurs systèmes ou sources biométriques. Ces niveaux sont : capteurs, caractéristiques, scores correspondant et niveaux de décision. La fusion au niveau des caractéristiques est un problème peu étudié.

Chapitre III

Reconnaissance Biométrique par Oreilles et palmprints

Chapitre III

Reconnaissance biométrique par oreille et empreinte palmaire

III.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous traitons la question de fusion de deux modalités : l'oreille et la paume de la main au niveau caractéristiques. Il est certain que des modalités comme le visage, la voix et la signature manuscrite sont des modalités plus familières, mais la performance associée reste encore trop faible pour pouvoir envisager leur utilisation à grande échelle. Dans ce cadre, le couplage de plusieurs modalités paraît une voie prometteuse qui reste à valider. Depuis 1995, date à laquelle les premiers travaux de fusion du visage et de la voix ont été menés [100], de nombreuses études ont été conduites en associant différentes modalités, en faisant varier le niveau de fusion des données et en testant plusieurs règles de fusion [101].

Notre système multimodal devant faire intervenir les modalités de l'oreille et de la paume de la main ; nous donnerons tout d'abord un bref aperçu sur l'état de l'art en reconnaissance de l'oreille et en reconnaissance de la paume de la main. Ensuite, nous porterons notre attention sur la fusion en termes de caractéristique, choisie pour la fusion de nos deux modalités.

III.2. Reconnaissance de l'oreille

La possibilité d'identifier les personnes, par utilisation de la forme extérieure de l'oreille a été découverte, pour la première fois, par le criminologiste français Alphonse Bertillon et confirmée par l'officier de police américain Alfred Iannarelli, qui a proposé le premier système d'identification automatique par oreilles, basé sur sept caractéristiques. La structure détaillée de l'oreille est non seulement unique, mais aussi stable, car l'apparence de l'oreille ne change pas durant la vie de l'être humain. En plus, l'acquisition des images de l'oreille n'exige pas, nécessairement, la coopération de la personne, elle est considérée par la plupart des chercheurs comme une modalité non-intrusive. En raison de ces qualités, l'intérêt des systèmes de reconnaissance par oreille a été développé d'une manière très significative au cours de ces dernières années.

III.2.1. Anatomie de l'oreille humaine

Les diverses parties de l'oreille humaine sont présentées sur la figure III. 1. La composante la plus saillante, réside dans sa jante externe, appelée Hélix, qui se fusionne au fond avec le Lobule. L'Anthélix, est le bord arrondi de la Conque qui est presque parallèle à l'Hélix. Il bifurque dans deux branches au dessus, formant le Cru Supérieur et le Cru Inférieur de l'Anthélix. La Conque est une cavité qui a une forme de coquille, entourant le canal auditif externe et se fusionne avec l'Incisure qui a deux bosses sur chaque côté, que sont, le Tragus et l'Antitragus.

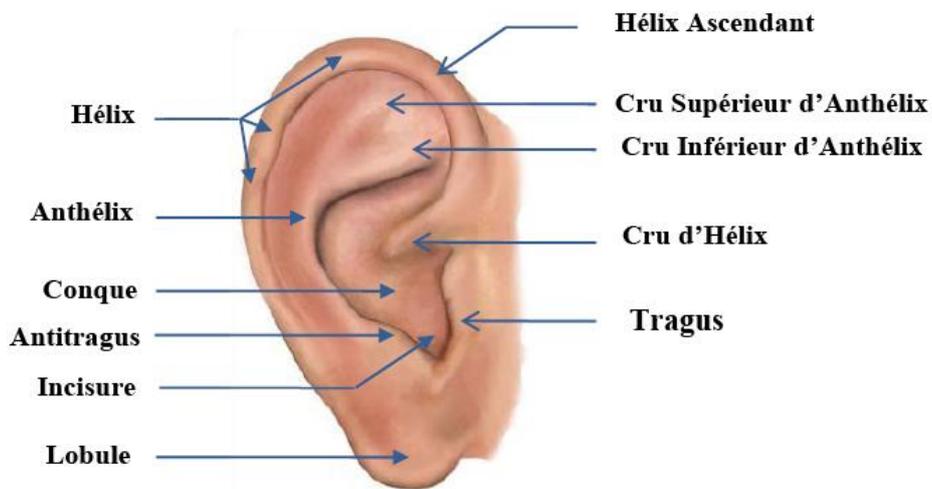


Figure III. 1 : Anatomie de l'oreille humaine [102].



Figure III. 2 : Présentation des variations interindividuelles entre les composantes de l'oreille [102].

Le canal auditif extérieur est généralement masqué par le Tragus. La Conque est divisée en deux parties par le Cru de l'Hélix (partie horizontale de l'Hélix), qui forme une arête

transversale sur la surface de la Conque. La partie de l'Hélix directement attachée au Cru de l'Hélix est appelée Hélix ascendant ou Antérieur [103, 104].

La Figure III.2, montre un petit échantillon d'oreilles humaines indiquant la riche variété de formes. Il est à noter que certaines oreilles ont des lobes bien formés, tandis que d'autres n'ont presque aucun. Ces derniers sont appelés «lobes attachés», ils rendent la mesure de la longueur de l'oreille difficile.

III.2.2. Les oreilles en tant que modalité biométrique

La structure de l'oreille n'est pas aussi aléatoire que Bertillon semble le suggérer ; Il a une structure définie tout comme le visage. La plupart des personnes interrogées pourraient facilement tracer le contour de l'oreille, mais seul l'artiste expérimenté serait en mesure de reproduire, à partir de la mémoire de sa structure complexe détaillée. Comme le montre la Figure III.1, la forme de l'oreille tend à être dominée par le bord extérieur ou l'hélice et également par la forme du lobe. Il y a aussi une hélice intérieure ou anthélix qui se déroule à peu près parallèlement à l'hélice externe, mais se bifurque en deux branches à l'extrémité supérieure. L'hélice interne et la partie inférieure de ces deux branches forment le haut et le côté gauche de la conque, nommé pour son aspect de coquille.

En raison de la tendance des hélices interne et externe à se déplacer parallèlement, il y a tout un degré de corrélation entre elles, qui diminue quelque peu la valeur biométrique de l'oreille; on pourrait aussi affirmer que la conque est simplement l'espace qui reste lorsque les autres parties ont été prises en compte, de sorte qu'elle est également fortement corrélée avec les parties voisines et fournit donc moins d'informations indépendantes que ce qui pourrait sembler être les «lobes attachés».

L'oreille externe appelée auricule ou pavillon, ne forme qu'une partie de l'organe de l'oreille qui serve à localiser, recueillir et traiter les ondes sonores. Beaucoup d'autres mammifères comme les chevaux, les chiens et les chats peuvent articuler leurs oreilles pour mieux localiser les sources sonores. Heureusement, dans le but de la biométrie, les humains ne peuvent guère articuler leurs oreilles ; qui sont rigidement maintenues en position, par le tissu cartilagineux fermement attaché à l'os sur le côté de la tête. L'oreille prend sa forme semi-rigide à cause de ce tissu raide qui sous-tend son festin doux.

III.2.3. Reconnaissance automatique d'oreille à partir d'images 2D

Un système automatique de reconnaissance biométrique par oreilles, peut être vu comme un système typique de reconnaissance des formes, où l'image d'entrée est analysée, prétraitée et réduite à un ensemble de caractéristiques comparé aux autres ensembles stockés dans la base de données, dont le but est de déterminer l'identité de la personne proclamée. Les étapes saillantes d'un système de reconnaissance classique par oreilles, sont illustrées dans le schéma de la Figure III.3 et détaillées dans les sous-sections suivantes :

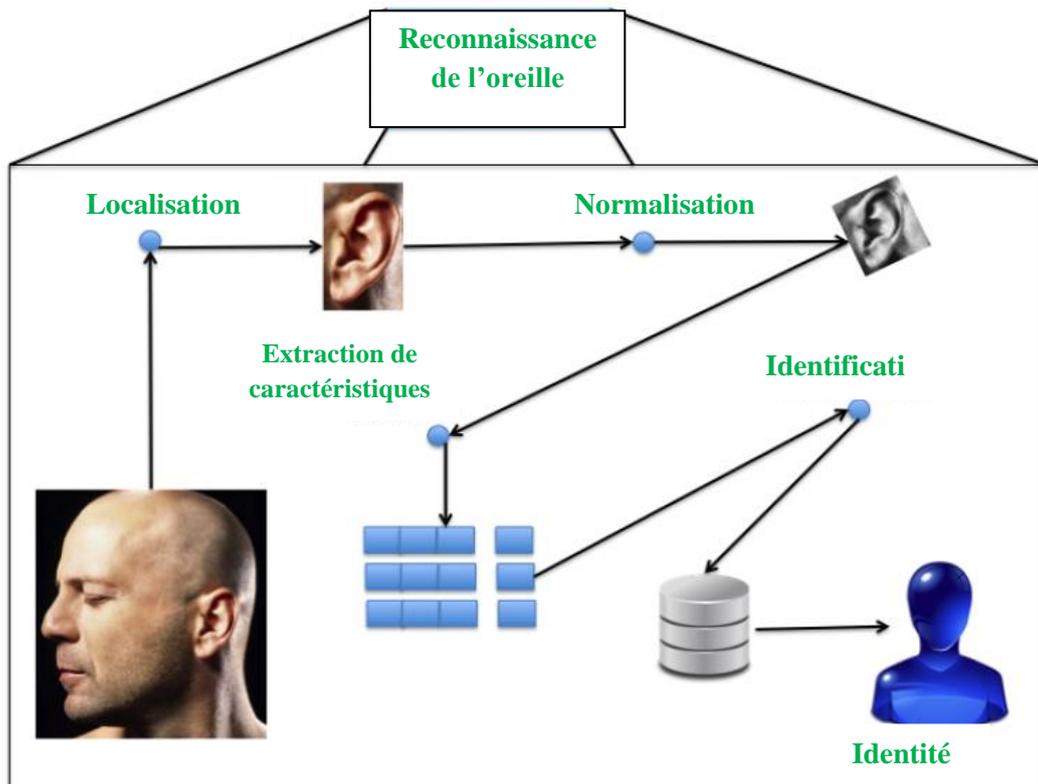


Figure III.3 : Le traitement global du module.

III.2.4. Détection de l'oreille

La détection d'oreilles à partir d'une image de profil de visage arbitraire, est une composante critique, car les images d'oreille peuvent varier d'échelle et de pose (en raison de rotations dans le plan et hors du plan) sous diverses conditions d'observation, généralement, un cadre rectangulaire, est typiquement utilisé pour indiquer l'ampleur spatiale de l'oreille dans une image donnée [105].

Il existe peu de techniques dans la littérature, qui peuvent détecter automatiquement l'oreille. La première technique bien connue, est due à Burge et Burger [106] ; ils ont détecté

des oreilles à l'aide de contours déformables, mais l'initialisation de contours dans cette technique, nécessite l'interaction de l'utilisateur. Par conséquent, la localisation de l'oreille n'est pas entièrement automatique.

Hurley et al. [107], ont utilisé la technique de champ de force pour obtenir l'emplacement de l'oreille. La technique affirme qu'elle n'exige pas une localisation exacte de l'oreille pour sa reconnaissance. Cependant, le champ de force n'est applicable que si un petit fond est présent dans l'image de l'oreille.

Dans [108], Yan et Bowyer ont utilisé la technique manuelle, basée sur le repère de deux lignes pour détecter l'oreille, où une ligne est prise le long de la frontière entre l'oreille et le visage pendant que l'autre ligne est considérée du haut de l'oreille vers le bas.

La technique de localisation de l'oreille 2D proposée par Alvarez et al. [109], utilise des modèles de contours ovoïdes et actifs (snake). La limite de l'oreille est estimée en ajustant le contour d'une oreille dans l'image, en combinant des modèles snake et ovoïde. Cette technique requiert un contour d'oreille initialement approximé, à exécuter et ne peut donc pas être utilisé dans un système de reconnaissance d'oreille entièrement automatisé. Il n'y a pas d'évaluation empirique de la technique.

Une autre technique de localisation de l'oreille, qui exploite la forme elliptique de l'oreille a été proposée dans [110]. Cette technique a été testée sur 252 images de 63 individus sélectionnés de la base de données XM2VTS [65] et 942 paires d'images de 302 sujets de la base de données UND. Dans le cas de la base de données XM2VTS, relativement petite et aux images moins complexes, la technique a atteint un taux de détection de l'ordre de 100%. Cependant, la base de données UND aux images complexes, n'a offert que 91% de taux de détection. De plus, l'hypothèse de considérer la forme de l'oreille elliptique pour tous les sujets, peut ne pas être vraie et par conséquent, peut ne pas aider à détecter l'oreille, en général. Par exemple, comme le montre la Figure III.4, l'hypothèse d'une frontière elliptique peut approximer correctement les limites d'oreille pour les formes rondes et ovales mais peut échouer en cas de formes triangulaires et rectangulaires. En outre, cette hypothèse limite la localisation de l'oreille à un environnement contrôlé, car la présence d'objets de fond peut produire de faux positifs.

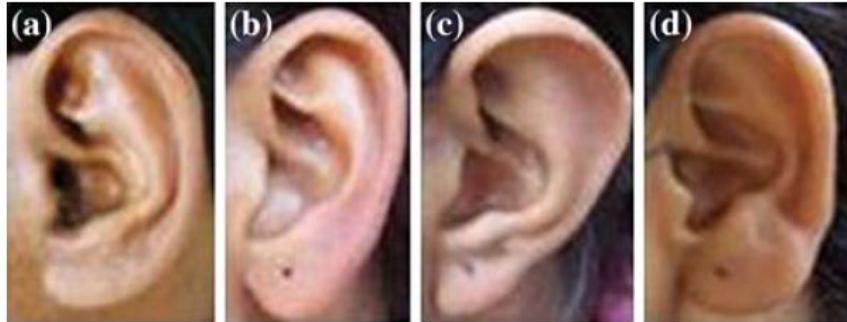


Figure III.4 : Différentes formes d'oreille :
(a) Ronde, (b) ovale, (c) triangulaire, (d) rectangulaire [102].

La plupart de ces techniques, peuvent détecter l'oreille seulement quand une image de visage de profil contient un petit arrière-plan autour de l'oreille. Ces techniques ne sont pas très efficaces, en particulier lorsque les images de profil sont affectées par l'échelle et la rotation (variations de pose). De plus, elles ne sont pas entièrement automatiques et assez rapides pour être déployées dans des applications en temps réel. Cependant, il est souvent nécessaire, surtout dans les applications non intrusives ; de détecter l'oreille à partir d'une image de profil de visage entier, qui peut être affectée par des variations d'échelle et de pose.

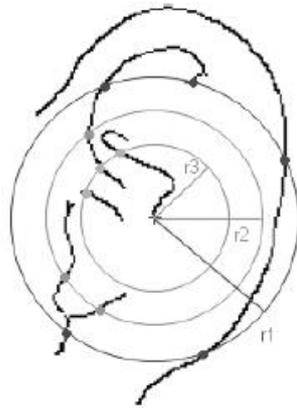
III.2.5. Extraction de caractéristiques

Chaque système de reconnaissance d'oreille, se compose d'une extraction de caractéristique et d'une étape de comparaison de vecteur caractéristique. L'extraction des caractéristiques, se rapporte au processus dans lequel l'oreille normalisée est réduite à un modèle mathématique (ex., un vecteur de caractéristiques) qui récapitule l'information saillante [111,112]. Les caractéristiques extraites dans l'étape précédente, doivent être comparées avec celles qui sont stockées dans la base de données, afin d'établir l'identité de l'oreille en entrée. Dans la forme la plus simple de la correspondance, le système comporte la génération des scores de correspondances en comparant les vecteurs de caractéristiques appartenant à deux images d'oreilles. Le score de correspondance, indique la similarité entre deux images d'oreilles. Finalement, les scores de correspondances générés sont utilisés pour se prononcer sur une décision finale. Dans le cas de la vérification, la sortie est de type "oui" ou "non", ce qui indique "généine" ou "imposteur" respectivement. Par ailleurs, en mode identification, la sortie est une liste d'identités classées en fonction de leurs scores de correspondances.

Dans la section suivante, nous présentons l'historique et les travaux réalisés (état de l'art) dans le domaine de la biométrie par oreilles.

Aujourd'hui, la plupart des systèmes de reconnaissance biométriques basés sur des images d'oreilles 2D, consistent à extraire un ensemble de caractéristiques et de comparer le vecteur extrait avec les modèles enrôlés. Sur cette base, nous avons divisé les approches de reconnaissance par oreilles en quatre (04) sous classes différentes qui sont :

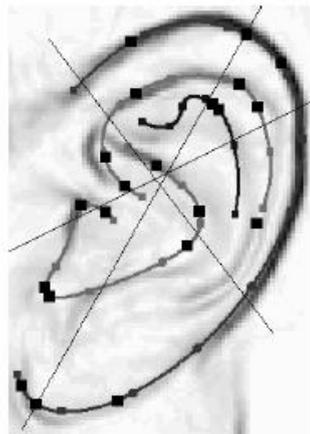
Approches holistiques, approches locales, approches hybrides et approches statistiques (holistiques).



Cercle concentrique [111].



SIFT code [115].



Contour actif [116].



Champ de force [113].

Figure III.5 : Exemples d'extraction de caractéristiques pour les images d'oreille 2D.

III.2.5.1. Descripteurs holistiques

Ces approches traitent l'image entière comme une entité unique et construisent, à l'aide des transformations mathématiques, des caractéristiques correspondantes en se basant directement sur les coordonnées originales de l'image ; ce type d'approches présente une grande efficacité dans les conditions contrôlées tandis que leur performance se dégrade considérablement dans la présence des variations de pose, taille ou bruit.

L'approche qui a gagné beaucoup de particularité, est la transformée du champ de force (Force Field Transform) proposée par Hurley et al. [113]. Cette méthode de transformation suppose que les pixels ont une attraction mutuelle proportionnelle à leurs intensités et inversement au carré de la distance entre eux, comme la loi universelle de gravitation de Newton. Le champ d'énergie associé, prend la forme d'une surface lisse avec un certain nombre de pics joints par des crêtes (voir figure III.6).



Figure III.6 : Exemple d'extraction des lignes du champ de force à partir d'une image d'oreille [113].

En utilisant cette méthode, Hurley et al. ont obtenu une performance de plus de 99% sur la base de données XM2VTS (252 images). Sur la base de ces résultats, Abdel-Mottaleb et Zhou ont utilisé une représentation 3D de la *force field* pour extraire des points situés sur le pic de la *force field* 3D [114]. Comme le champ de force converge vers le contour de l'oreille, les pics de la représentation 3D représentent essentiellement le contour de l'oreille. Néanmoins, la méthode de la *force field* est plus robuste contre le bruit, que les autres détecteurs de bord, tels que Sobel ou Canny. En utilisant cette approche, Abdel-Mottaleb et Zhou ont obtenu une performance de 87,93% sur un ensemble de données comprenant 103 images d'oreille de 29 sujets.

Dans une publication récente, Kumar et Wu [115] ont présenté une approche de reconnaissance de l'oreille, qui utilise l'information de phase des filtres Log-Gabor pour le codage de la structure locale de l'oreille. Les informations de phase codées, sont stockées dans des images de niveaux de gris normalisées. Dans les expériences, l'approche de Log-Gabor a surpassé les caractéristiques de *force field* et une approche d'extraction de caractéristiques basée sur un repère. De plus, différentes combinaisons de filtres Log-Gabor ont été comparées entre elles. La performance des approches Log-Gabor, se situe entre 92,06% et 95,93% sur une base de données contenant 753 images de 221 sujets.

La structure riche de l'oreille externe produit des informations de texture spécifiques, qui peuvent être mesurées à l'aide des filtres Gabor. Wang et Yuan extraient des caractéristiques de fréquence locales, en utilisant le filtre Gabor et sélectionnent ensuite les caractéristiques les plus distinctives en utilisant une analyse discriminante générale. Dans leurs expériences sur la base de données USTB-II, ils ont comparé l'impact sur la performance de différents paramètres pour les filtres de Gabor. Différentes combinaisons d'orientation et d'échelles dans les ensembles de filtres, sont comparées les unes aux autres et il a été constaté que ni le nombre d'échelles ni le nombre d'orientations n'ont d'impact majeur sur la performance. La performance totale de l'approche de Wang et Yuan est de 99,1%.

Dans une approche similaire, Arbab-Zavar et Nixon [116] ont mesuré la performance des filtres Gabor dans la base de données XM2VTS, où ils rapportent une performance de 91,5%. Un examen plus approfondi de la réponse du filtre de Gabor, a montré que les vecteurs caractéristiques sont corrompus par l'occlusion ou d'autres facteurs perturbateurs. Afin de remédier à cela, une méthode de comparaison plus robuste est proposée, ce qui a abouti à un taux de reconnaissance amélioré de 97,4%.

Un système d'extraction de caractéristiques appelé PIFS est proposé par De Marsico *et al.* [117]. Le PIFS, mesure l'auto-similarité dans une image en calculant des traductions affines entre les sous-régions similaires d'une image. Pour rendre leur système robuste à l'occlusion, De Marisco *et al.* ont divisé l'image de l'oreille en carreaux également grands. Si une tuile est obstruée, les autres tuiles contiennent encore un ensemble de caractéristiques suffisamment distinctif. Ils pourraient montrer que leur approche est supérieure à d'autres méthodes d'extraction de caractéristiques en présence d'occlusion. Les expériences de De Marisco *et al.* ont été effectuées, afin d'évaluer la performance du système dans différents scénarios d'occlusion. La base de ces tests, était la collection UNDE et les 100 premiers sujets

de la base de données FERET. Si l'occlusion se produit sur l'image de référence, une performance de 61% (comparée à 40% en moyenne avec d'autres méthodes d'extraction de caractéristiques) est rapportée. Sans occlusion, la performance est de 93%. Les invariants de moment, sont une mesure statistique pour décrire des propriétés spécifiques d'une forme.

Wang et *al.* [118] composent six vecteurs caractéristiques différents, en utilisant sept invariants instantanés. Ils montrent également que chacun des invariants moments, est robuste contre les changements d'échelle et de rotation. Les vecteurs caractéristiques, sont utilisés comme entrée pour un réseau neuronal de propagation arrière qui est formé pour classer les ensembles de caractéristiques invariants instantanés. Basés sur une base de données de 60 images d'oreille, ils rapportent une performance de 91.8%.

Dans [119], Wang et Yuan comparent le caractère distinctif des différentes méthodes d'extraction de caractéristiques sur la base de données USTB-I. Ils comparent la performance des descripteurs de Fourier, Gabor-Transform, Moment Invariants et les caractéristiques statistiques et en arrivent à la conclusion que le taux le plus haut de reconnaissance peut être atteint en utilisant des invariants instantanés et la transformation de Gabor. Pour les deux méthodes d'extraction de caractéristiques, Wang et Yuan rapportent une performance de 100%.

III.2.5.2. Descripteurs locaux

Les algorithmes basés sur des correspondances locales, cherchent à trouver dans l'image, des points-clés spécifiques, ensuite les caractéristiques sont extraites autour de ces points spécifiques. Les caractéristiques locales ont montré plus de robustesse dans les conditions non-contraintes par rapport aux modèles holistiques. Malgré le pouvoir de ces algorithmes de gérer le problème de variations de pose et de taille, ils ont eu la difficulté de trouver une méthode précise et exacte pour localiser les points-clés.

La transformée de caractéristiques visuelles invariantes à l'échelle (SIFT : Scale Invariant Feature Transform) est considérée comme un moyen robuste en extraction des repères dans les images contenant des petites variations de pose et en différentes conditions de luminosité [120]. Les repères SIFT contiennent une mesure d'orientation locale ; qui peut être également utilisée pour l'estimation de la rotation.

Bustard et Nixon [121] ont montré que les repères SIFT peuvent gérer les variations de pose jusqu'à 20°. Cependant, il n'est pas trivial d'attribuer des repères SIFT avec leurs

contreparties exactes, spécialement dans la présence des variations de pose. Dans les régions fortement structurées de l'image, dont la densité et la redondance des repères SIFT sont élevées, une affectation exacte n'est pas possible. Par conséquent, les repères doivent être filtrés avant de commencer une comparaison réelle. Arbab-Zavar et al. [122] ainsi que Badrinath et Gupta [123] ont entraîné un modèle de repères référentiel, qui contient uniquement un nombre restreint de repères non-redondants. Ce modèle référentiel est utilisé pour filtrer les repères SIFT initialement détectés dans l'oreille de test et de référence. Ayant les repères filtrés, il est possible d'attribuer chaque repère avec sa contrepartie assortie. La Figure III.5, illustre un exemple de repères SIFT extraits à partir des images d'oreilles, utilisées comme des données d'apprentissage pour le modèle référentiel. Comme Arbab-Zavar et al. [122], ont aussi utilisé la base d'images XM2VTS dans l'évaluation, leurs résultats peuvent être directement comparés aux performances rapportées par Bustard et Nixon [121]. Arbab-Zavar et al. [122] ont achevé une performance au rang-1, égale à 91,5%. Dans une approche plus récente de Bustard et Nixon, la performance a été améliorée jusqu'à 96%.

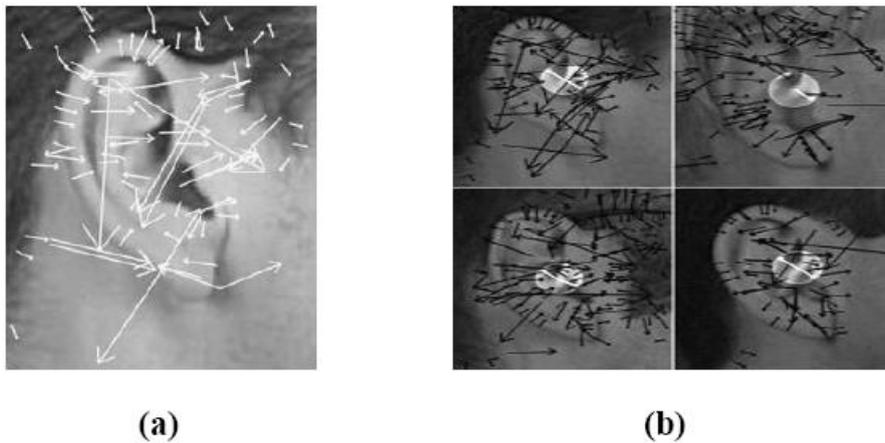


Figure III.7 : (a) Repères SIFT d'une image d'oreille (b) Crus d'hélix détecté par SIFT dans quatre images différentes [112].

Choras, propose un ensemble de méthodes d'extraction de traits géométriques inspirées par l'œuvre d'Iannarelli [124]. Il propose quatre différentes façons de localiser les caractéristiques dans les images de bord. La méthode des cercles concentriques, utilise la conque comme point de référence pour un certain nombre de cercles concentriques à rayons prédéfinis. Les points d'intersection des cercles et des contours de l'oreille, sont utilisés comme points caractéristiques. Une extension de ceci, est la méthode de traçage de contour, qui utilise des bifurcations, des points d'extrémité et des points d'intersection entre les contours d'oreille comme des caractéristiques supplémentaires.

Dans l'approche de représentation angulaire, Choras [124] dessine des cercles concentriques autour de chaque point central d'un bord et utilise les angles entre le point central et les cercles concentriques intersectants des points pour la représentation d'entité. Enfin, la méthode du rapport triangle, détermine les distances normalisées entre les points de référence et les utilise pour la description de l'oreille. Choras a mené des études sur différentes bases de données où il a déclaré des taux de reconnaissance entre 86,2% et 100% sur une petite base de données de 12 sujets et un faux taux de rejet entre 0% et 9,6% sur une base de données plus grande avec 102 images auriculaires.

Des approches similaires qui utilisent le rapport d'aspect entre des points de référence sur les contours de l'oreille sont proposées par Mu et al. [125] avec une performance de rang-1 de 85% sur la base de données USTB-II et Rahman et al. [126].

Rahman et al. [126] ont évalué leur approche sur une base de données, composée de 350 images de 100 sujets. Ils rapportent une performance de rang-1 de 90%. Pour les images, qui ont été prises à des jours différents, la performance du rang 1 est tombée à 88%.

Local binary patterns (LBP), est une technique d'extraction de caractéristiques au niveau des pixels. La LBP, encode le voisinage local d'un pixel en stockant la différence entre le pixel examiné et ses voisins. Guo et al. ont extrait le LBP des images d'oreille crues et créées des histogrammes décrivant la distribution du LBP local. Ensuite, un réseau neuronal cellulaire est formé pour distinguer les LBP de différents sujets dans la base de données USTB-II [127]. Dans l'étude de Wang et Yan [119], la dimensionnalité du vecteur caractéristique est réduite par une analyse discriminante linéaire avant qu'une mesure de distance euclidienne quantifie la similarité de deux vecteurs caractéristiques. Wang et Yan ont évalué leur approche sur l'ensemble de données USTB-II et rapportent une performance de rang-1 de 100%.

III.2.5.3. Approches hybrides

L'approche proposée par Jeges et Mate [128] a deux étapes dans l'extraction des caractéristiques. Premièrement, ils ont généré un modèle de contour moyen à partir d'un ensemble d'images d'apprentissage. Ces contours représentent le contour extérieur de l'hélix ainsi que les contours de l'anthélix, le cru d'hélix et la conque. Ensuite, chaque image est enregistrée en déformant le modèle de l'oreille jusqu'à ce qu'il adapte les contours actuels affichés dans l'image de l'oreille utilisée en test. Les paramètres de déformation, nécessaires

pour la transformation, représentent la première partie du vecteur de caractéristiques. Ce dernier est accompli par l'ajout d'un ensemble de points de caractéristiques additionnelles liés à l'intersection entre un ensemble d'axes prédéfinis et les contours principaux transformés. Les axes représentent le contour unique de l'oreille.

Lu et al. [129] ainsi que Yuan et Mu [130], ont utilisé le contour actif pour extraire le bord de l'oreille. Les premiers, ont travaillé sur des images d'oreilles coupées manuellement de 56 personnes en différentes poses. Un extracteur de caractéristiques, enregistre un ensemble de points sélectionnés sur le contour de l'oreille ainsi que leurs distances par rapport au tragus. Avant d'appliquer un classificateur linéaire, la dimensionnalité du vecteur de caractéristiques, est réduite par l'usage de l'analyse en composante principale (PCA). Lu et al. [129] ont comparé la performance au rang-1, seulement si l'oreille gauche ou droite est utilisée dans l'identification. Ils ont également montré que lors de l'utilisation des deux oreilles, la performance a été améliorée et passée de 93,3% à 95,1%. Sur la base d'images USTB-3, Yuan et Mu [130] ont rapporté une performance au rang-1 de 90% où la rotation principale est inférieure à 15°. Pour des angles de rotation entre 20° et 60°, la performance a été diminuée jusqu'à 80%.

III.2.5.4. Approches statistiques

Les approches statistiques sont basées sur l'information des pixels; tous les pixels de l'image sont traités comme un vecteur unique. En effet, le nombre total de ces pixels représente la taille du vecteur. La plupart des méthodes de cette approche, utilisent un autre espace de représentation (sous-espace) pour réduire le nombre de pixels et éliminer les redondances. L'analyse en composante principale (PCA), l'analyse discriminante linéaire (LDA) et l'analyse en composante indépendante (ICA) sont les méthodes les plus populaires utilisées pour réduire les dimensions et sélectionner les bons paramètres.

Victor et al. [131], étaient le premier groupe de recherche qui a transféré l'idée qui consiste à utiliser les sous-espaces (Eigen-spaces) de la reconnaissance par visages vers la reconnaissance par oreilles. Ils ont suggéré que la performance de l'oreille, en tant que modalité biométrique, est moins inférieure que la performance du visage. Cela peut être dû au fait que dans leurs expérimentations, ils ont considéré que les oreilles, gauche et droite sont symétriques. Ils ont utilisé une oreille en apprentissage et l'autre oreille en test ce qui permet, dans ce cas, de réduire la performance de la PCA; la performance rapportée au rang-1 est de 40%. Avec une performance au rang-1 de 72% sur la base d'images UND (collection E).

Chang et al. [132], ont rapporté une performance significativement meilleure que Victor et al. [131]. Alaraj et al. [133] ont publié une autre étude, où la PCA a été utilisée pour représenter les caractéristiques en reconnaissance par oreilles. Dans leur approche, un réseau de neurones multicouches de type retro-propagation du gradient a été entraîné pour classifier les vecteurs de caractéristiques à base de PCA. La performance observée au rang-1 est de 96%, et par conséquent les résultats ont été améliorés par rapport à ceux de Victor et al. [131] et Chang et al. [132]. Cependant, il faut noter que ce résultat est uniquement basé sur un sous ensemble d'une collection de la base d'images UND, qui contient 85 images de 17 objets.

Gutierrez et al. (2010) [134], ont divisé l'image de l'oreille en trois parties de même taille. La partie haute représente l'hélix, la partie du milieu représente la conque et la partie basse modélise le lobule. Chaque partie de ces sous-images est décomposée par la transformée d'ondelettes, puis introduite dans un réseau de neurones modulaire. Dans chaque module du réseau, plusieurs intégrateurs et fonctions d'apprentissage sont utilisés. Les résultats de chaque module ont fusionné dans la dernière étape, dans le but d'obtenir une décision finale. Selon les différentes combinaisons entre l'intégrateur et la fonction d'apprentissage, les résultats varient entre 88,4% et 97,47% au rang-1, sur la base d'images USTB-1.

La plupart des publications récentes sur la reconnaissance 2D de l'oreille montrent que le défi principal de cette technologie réside dans l'identification des individus dans les environnements non-contraints. Cela inclut des applications de surveillance intelligente ainsi que l'identification légale des malfaiteurs, sur des séquences de vidéo ou pour les systèmes de contrôle des frontières. Traditionnellement, ces domaines d'application font partie des systèmes d'identification par visages, mais, comme l'oreille se trouve sur le côté du visage, elle peut fournir des informations additionnelles et précieuses pour compléter les images faciales.

Les systèmes d'identification multimodaux combinant l'oreille et autres modalités, peuvent servir comme des moyens pour achever l'invariance de pose et donner plus de robustesse contre l'occlusion dans les environnements non-contraints. Dans la plupart des lieux publics, les caméras de surveillance sont situées au-dessus afin de capturer autant de personnes que possible et de les protéger contre le vandalisme. En plus, la plupart des personnes ne regardent pas directement la caméra, donc dans la plupart des cas aucune image frontale de la personne ne sera disponible. Ce facteur pose de sérieux problèmes aux systèmes

biométriques, utilisant les traits du visage en identification; si le visage n'est pas visible à partir d'un angle frontal, l'oreille peut fournir de précieuses caractéristiques supplémentaires dans ces scénarios.

En raison de la proximité physique du visage et de l'oreille, il existe également de nombreuses possibilités pour fusionner ces deux modalités biométriques. Les images du visage et de l'oreille peuvent être fusionnées aux niveaux capteur, caractéristique ou décision.

III.3. Reconnaissance biométrique par la paume de la main (*Palmprint*)

Les palmes de la main humaine, contiennent des motifs de crêtes et de vallées qui sont peu similaires aux empreintes digitales. La surface de la palme est très grande que la surface d'un doigt et par conséquent, les empreintes palmaires sont plus distinctives que les empreintes digitales [135, 136]. Cependant, leurs capteurs prennent une grande surface ce qui les rend plus volumineux et plus coûteux. Les palmes humaines contiennent aussi des caractéristiques additionnelles et distinctives telles que les lignes principales et les rides qui peuvent être capturées par un capteur de faible résolution. Lors de l'utilisation d'un capteur d'empreinte palmaire de haute résolution, toutes les caractéristiques de la main telles que la géométrie, les arêtes de vallées (ex., les minuties et les points singuliers (ex., le point Delta)), les lignes principales et les rides peuvent être combinées afin d'établir un système biométrique fortement précis.

Cette section, examine et évalue de manière critique les travaux connexes dans ces domaines pour fournir une indication de l'état actuel des connaissances. La revue de la littérature commence par un aperçu de l'identification de l'empreinte palmaire, dans laquelle on discute de la définition d'une empreinte palmaire, de la formation et de la structure des caractéristiques de l'empreinte palmaire et des mesures d'identification de l'empreinte palmaire. Il est suivi d'une discussion sur les systèmes automatisés d'identification par empreintes palmaires et d'un résumé d'un certain nombre d'algorithmes de reconnaissance visuelle et de reconnaissance des motifs qui constituent la base d'une grande partie du travail d'investigation dans cette thèse.

III.3.1. Formation et structure des Palmprints

Les palmprints, fournissent une vaste source d'informations d'identification qui peuvent être utilisées dans un certain nombre de domaines importants, tels que la biométrie, les

dermatoglyphes et la médecine légale. Le flux général de la peau, sa configuration des motifs et la formation de minuties, contribuent tous à faire de l'empreinte palmiste une métrique d'identification unique. Cependant, de nombreux systèmes d'identification d'empreintes palmaires sont basés sur des caractéristiques telles que les minuties, le débit de crête, les points singuliers et les plissements de flexion qui se forment pendant le développement embryologique. Par conséquent, une compréhension de la morphogenèse de l'empreinte palmaire, c'est-à-dire du développement de la peau de la crête de frottement palmaire, est nécessaire lorsque l'on discute de l'identification de l'empreinte palmaire.

Les crêtes de friction apparaissent d'abord dans le fœtus sous la forme de proliférations cellulaires localisées dans la couche la plus profonde de l'épiderme, c'est-à-dire la couche externe de la peau, appelée couche basale. Les proliférations cellulaires se projettent dans les couches superficielles du derme, c'est-à-dire la couche interne de la peau et augmentent en nombre à mesure que de nouvelles arêtes commencent à se former entre, ou à la surface latérale, des crêtes existantes. Le schéma des crêtes épidermiques est créé par des forces entraînant une croissance différentielle dans la couche basale, ce qui entraîne une prolifération cellulaire continue. Ceci provoque des interruptions dans l'écoulement continu des nervures, et une isolation des segments courbes courts. Ceux-ci sont connus comme branchings et îles respectivement et sont regroupés sous le terme général de minutie. Comme l'épiderme continue à se développer, les crêtes à la jonction épidermal-dermique commencent à définir les configurations de crête de base de la surface de la peau. Le nombre de crêtes primaires augmente, tant en nombre qu'en largeur, tout en pénétrant plus profondément dans le derme sous-jacent [137]. Après l'achèvement de la croissance des crêtes, des formations en forme de chevilles appelées papilles dermiques commencent à se développer et des irrégularités apparaissent dans les régions entre les crêtes épidermiques. A ce stade, les crêtes épidermiques commencent à apparaître à la surface de la peau et le fœtus présente une configuration de crête épidermique et une morphologie comparable à celle d'un adulte [138]. La Figure III.8, montre une illustration d'une coupe transversale d'une peau faite de friction entièrement développée.

Pour imposer la permanence de la configuration des arêtes, seules les cellules de la couche basale ont la capacité de synthèse de l'ADN et de mitose [139]. Sous un déclencheur de différenciation terminale, une cellule basale amorcera le processus de kératinisation, subissant une série de changements morphologiques et biochimiques qui aboutiront à la

production de cellules épithéliales mortes, aplatis, énucléées, qui sont continuellement éliminées de la surface et remplacées par des cellules internes ; cellules se différenciant vers l'extérieur. Les cellules générées dans la couche basale, sont reliées entre elles par des fibrilles intracellulaires qui restent connectées jusqu'à ce qu'une exfoliation se produise à la surface de la peau [140].

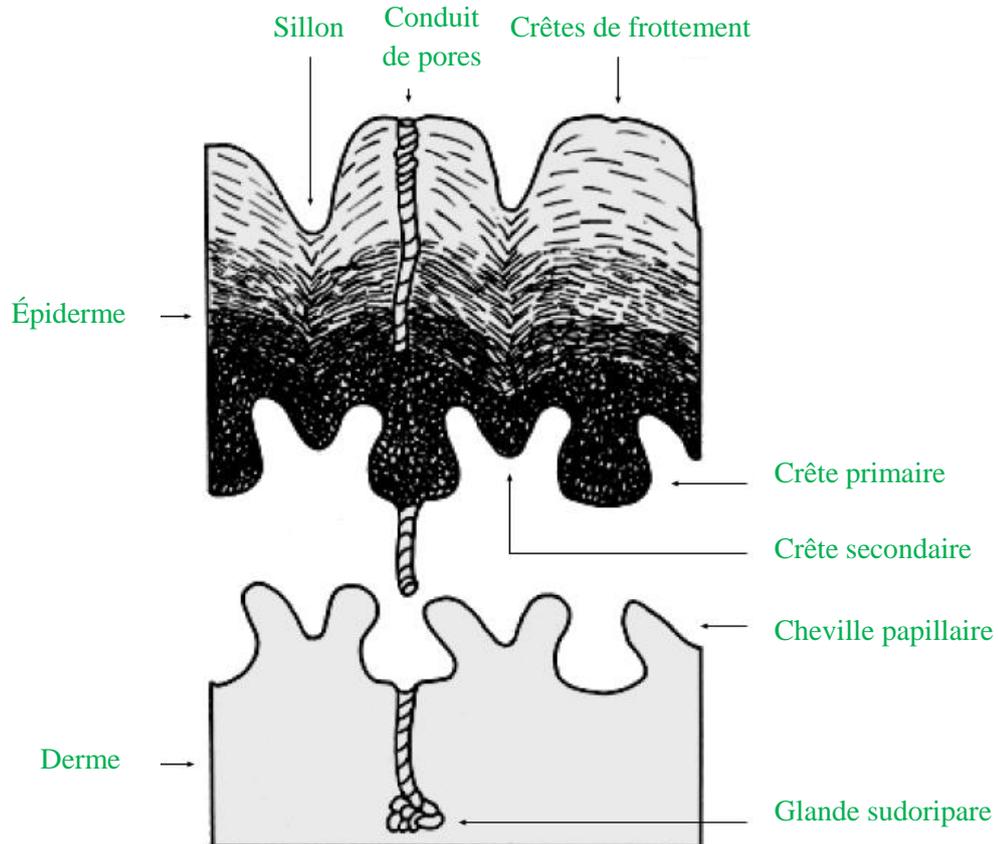


Figure III.8 : Une coupe transversale de peau de friction, modifiée par Ashbaugh [141]. Le derme est continu avec l'épiderme, mais a été séparé dans ce diagramme pour plus de clarté.

Misumi et Akiyoshi [142] ont également confirmé que, malgré la présence de papilles plus petites et plus compliquées qu'une personne plus jeune, une personne plus âgée conserve son empreinte digitale originale : «aucune variation de ce type ne reflète les caractéristiques propres au motif d'empreinte» [142]. De plus, les fibres visibles sur la surface dermique empêchent la couche basale de glisser le long de la jonction épidermale-dermique [142], empêchant ainsi une formation différente se développant sur la crête superficielle et renforçant la permanence de la crête de frottement.

Après le développement, trois grands groupes de plis de flexion peuvent être définis : plis de flexion majeurs, plis de flexion mineurs et plis secondaires [141]. Les plis de flexion majeurs sont les plis les plus proéminents et les plus permanents des plis de flexion et, en général, on peut définir trois plis de flexion principaux : le thenar, le transversal proximal et le distal transversal.

Le pli de thénar est un pli incurvé, qui encercle l'éminence thénar et commence typiquement dans le milieu de la paume au-dessus du poignet. Le thenar se termine sur le côté radial de la main et se joint souvent à la transversale proximale près du bord radial, mais peut également s'étendre à une extrémité radiale séparée. Le pli transversal proximal, démarre typiquement au niveau du bord radial et s'étend horizontalement dans un arc doux et concave vers le bord cubital du côté opposé de la paume. Enfin, le pli transverse distal est situé entre la transversale proximale et les têtes des os métacarpiens sous-jacents. La courbe distale de la paume, commence au niveau de la bordure cubitale et se courbe vers le bord radial. Dans certains cas, la distale transversale s'étend plus loin vers le bord palmaire et se termine entre l'index et les doigts du milieu [143]. La Figure III.9, montre la position des plis de flexion majeurs.

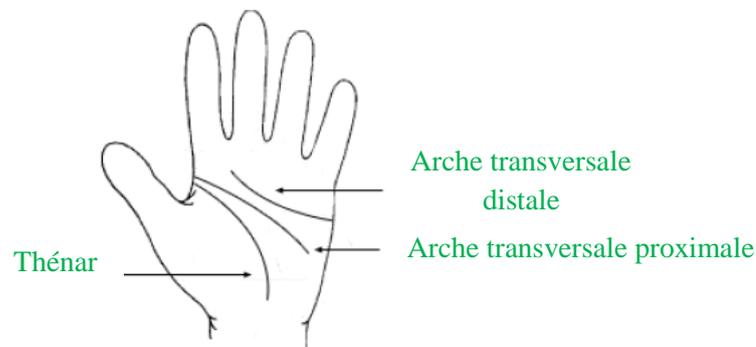


Figure III.9 : Position des plis principaux de flexion [102].

Parfois, les plis principaux de flexion semblent être construits de plis plus petits, appelés plis accessoires majeurs, qui ramifient ou séparent le pli principal en plusieurs plis plus petits. Les plis accessoires majeurs peuvent être considérés comme faisant partie du groupe de pli secondaire, qui peut être trouvé n'importe où sur la surface palmaire et sont généralement de courte longueur [144]. Enfin, le groupe de pli de flexion mineur contient des plis qui sont plus stables que les plis secondaires, mais sont généralement plus variables en présence, en proéminence et en longueur que les plis de flexion majeurs. Bien que de nombreux plis de flexion mineurs puissent être présents sur la surface palmaire, ils diffèrent souvent en fonction

du lieu et de la direction d'une personne à l'autre et, de façon générale, ils ne peuvent pas être définis de façon fiable [143].

III.3.2. Identification de Palmprint

Au cours des dernières années, il y a eu une utilisation croissante des systèmes automatiques de reconnaissance personnelle. Les approches biométriques basées sur Palmprint ont été intensivement développées au cours des 12 dernières années car elles possèdent plusieurs avantages par rapport aux autres systèmes. L'identification Palmprint, est le processus consistant à faire correspondre un palmprint inconnu à une base de données d'empreintes connues pour établir l'identité d'une personne.

Les images Palmprint peuvent être acquises avec des caméras et des scanners à basse résolution et disposer de suffisamment d'informations pour obtenir de bons taux de reconnaissance. Dans ce cas, les informations discriminantes reposent sur les lignes palmaires et la texture. Cependant, si des images haute résolution sont capturées, des crêtes et des rides peuvent être détectées, ce qui donne une image similaire aux empreintes digitales. Les applications médico-légales sur empreintes palmaires latentes nécessitent généralement une imagerie à haute résolution, avec au moins 500 dpi [145].

Selon la classification de [146], les empreintes palmaires sont l'une des quatre modalités biométriques possédant toutes les propriétés suivantes:

- L'universalité, ce qui signifie que la caractéristique devrait être présente chez tous les individus;
- L'unicité, car la caractéristique doit être propre à chaque individu;
- Permanence: sa résistance au vieillissement;
- Mesurabilité: à quel point est-il facile d'acquérir une image ou un signal de l'individu?
- Performance: comment reconnaître et identifier les individus;
- Acceptabilité: la population doit être prête à fournir la caractéristique;
- Contournement: avec quelle facilité peut-il être falsifié?

Les trois autres modalités sont les empreintes digitales, la veine de la main et le conduit auditif. Par exemple, les méthodes basées sur l'iris, qui sont les plus fiables, nécessitent des systèmes d'acquisition plus coûteux que les systèmes palmprint. Les caractéristiques du visage et de la voix sont plus faciles à acquérir que les empreintes palmaires, mais elles ne le sont pas fiable. Dans l'ensemble, les systèmes basés sur palmprint sont bien équilibrés en termes de coût et de performance.

III.3.3. Systèmes automatiques d'identification par palmprint

L'identification automatique de l'empreinte palmaire a fait l'objet d'une attention considérable dans la littérature au cours des dernières années, ce qui a entraîné la croissance des systèmes d'identification commerciale dans le domaine de l'enquête criminelle et de la biométrie. Dans le domaine de la médecine légale, l'Agence nationale pour l'amélioration de la police (NPIA) au Royaume-Uni et le bureau fédéral d'investigations (FBI) aux États-Unis, ont inclus des initiatives pour l'identification nationale intégrée d'empreinte palmaire dans leurs systèmes automatiques d'identification d'empreintes digitales existants (AFIS).

Dans le domaine de la biométrie, les méthodes d'identification par empreintes palmaires basées sur l'analyse de texture, l'extraction de traits caractéristiques, ont montré des taux de reconnaissance prometteurs comparables à d'autres méthodes d'identification, telles que la reconnaissance faciale et l'identification automatique des empreintes digitales [147]. La comparaison de deux empreintes palmaires nécessite l'extraction d'informations utiles qui sont idéalement indépendantes des conditions d'acquisition, telles que le positionnement des mains, le vieillissement des paumes, l'éclairage et la saleté. Ce processus est appelé extraction de caractéristiques. Ensuite, pour évaluer son identité, ces caractéristiques seront comparées dans un processus appelé classification de caractéristiques. La plupart des recherches sont consacrées à ces deux phases d'un système biométrique. Suite à cette tendance de recherche, cette thèse ne couvre pas les dispositifs d'acquisition. Il est axé sur le composant algorithmique du processus. Dans ce chapitre, une revue de l'état de l'art dans l'extraction de la correspondance des caractéristiques est présentée.

a) Reconnaissance palmaire en ligne

Pour les systèmes de reconnaissance palmaire en ligne, il existe des variétés de dispositifs d'acquisition d'images. Selon les types de capteurs, les principaux dispositifs

comprennent un scanner numérique, un scanner palmaire à base de DCC (Dispositif à charge couplée) et une caméra Web. Parmi eux, la caméra Web est exploitée pour un système sans contact, qui souffre généralement que la qualité de l'image est relativement faible. À l'heure actuelle, les images des bases de données palmaires publiques proviennent essentiellement d'un scanner numérique et d'un scanner palmaire à base de DCC.



Figure III.10: segmentation d'une image palmprint capturé par une camera web.

Une fois qu'une image palmprint est capturée, certaines procédures doivent être traitées pour recadrer la région d'intérêt (ROI). Avec une région d'intérêt de taille égale extrait de chaque image, il permettra de réduire les variations intra-classe et de faciliter davantage l'extraction des caractéristiques. Cependant, c'est un défi d'aligner les images de la région d'intérêt. Dans les publications [148-151], le lecteur peut trouver quelques algorithmes différents d'extraction ROI, qui dépendent généralement de la qualité de l'image et de la forme de la paume capturée. L'idée générale implique trois étapes: (1) Détecter les points clés, dont les positions sont relativement fiables; (2) établir un système de coordonnées uniforme basé sur les points clés détectés; (3) Rogner une région de forme carrée sous le système de coordonnées établi. La figure III.10 montre un exemple d'extraction ROI. Des points autour des racines des doigts sont détectés comme points de référence pour l'établissement du système de coordonnées. En général, les points sont finalement trouvés par une séquence de procédures de traitement d'image. Cependant, pour un individu, les positions détectées des points clés varient avec les échantillons, en raison du bruit d'acquisition, l'image et de la déformation de la paume. En conséquence, il existe des variations inévitables entre les sous-images de ROI extraites d'images palmaires intra-classe. En général, les variations d'image impliquent une perturbation de rotation, de translation et d'illumination.

L'extraction et la classification de caractéristiques palmprint sont traitées sur les sous-images de ROI extraites. Visant à un système de reconnaissance palmaire de haute précision, une variété d'approches d'extraction de caractéristiques et d'appariement ont été proposées.

Voir [14], les méthodes proposées peuvent être regroupées en trois classes: (1) Approches holistiques; (2) les approches basées sur les caractéristiques locales; (3) Approches hybrides. Par des approches holistiques, les images palmaires sont généralement représentées soit dans un domaine spatial, soit dans un domaine de transformation. Les images palmaires peuvent être traitées comme un vecteur ou une matrice 2D, puis traitées par des sortes de technologies d'analyse de sous-espaces linéaires et non linéaires. De plus, les empreintes palmaires peuvent d'abord être transformées par une technique de transformation d'image, telle que la transformée de Fourier, la transformée en cosinus discrète (DCT) et la transformation de Gabor, puis traitées par des technologies d'analyse subspatiales. Les approches basées sur les caractéristiques locales ont principalement recours à la détection et à l'appariement des lignes principales et des rides par certaines technologies de traitement d'image telles que la segmentation et l'amélioration de l'image. Les approches hybrides impliquent la fusion de représentations palmaires multiples, ou un schéma de correspondance hiérarchique.

b) Reconnaissance palmaire hors ligne

Un système d'identification automatisé typique, se compose de quatre étapes distinctes : acquisition, prétraitement, extraction de caractéristiques et adaptation et doit être conçue en fonction de cinq objectifs principaux : coût, acceptation de l'utilisateur et contraintes environnementales, précision, vitesse de calcul et sécurité. Un système d'identification pratique devrait équilibrer tous ces aspects.

III.3.3.1 Acquisition

Un système d'identification palmprint, nécessite un capteur palmprint capable de capturer rapidement des images palmprint de haute qualité. À cette fin, l'appareil photo numérique est le moyen le plus direct de numériser les données d'empreintes palmaires [152], qui est généralement connecté directement au système d'identification, évitant le recours à un troisième support, comme le papier [147]. Un appareil typique doit être en mesure d'acquérir des images palmprint de bonne qualité, que les utilisateurs trouvent confortables et intuitives à utiliser. Wong et al. [153] ont identifié un certain nombre d'exigences relatives à l'interface utilisateur et au système optique, qui devraient être présentes dans un dispositif d'acquisition d'empreintes palmaires efficaces :

Le palmprint doit être capturé en temps réel pour fournir une plate-forme de développement pour des applications pratiques.

- L'image palmariste doit avoir une qualité permettant le traitement ultérieur de l'image.
- Le système devrait fournir la meilleure performance pour des coûts raisonnables.
- Le système doit fournir une interface utilisateur pour que l'utilisateur se sente à l'aise pendant le processus d'acquisition, y compris des guides faciles pour positionner la paume sur l'appareil et à une taille appropriée.

La structure d'un système d'acquisition de palmprint est représentée sur Figure III.11. Ce système d'acquisition doit pouvoir obtenir des caractéristiques d'une paume comprenant des lignes principales, des rides et des textures de crête. L'interface utilisateur se compose d'une surface plate de platine, qui sert de canal d'entrée pour l'utilisateur et le système et pour l'acquisition de données palmprint. La lumière de la paume traversant l'ouverture, est convertie par la lentille pour former une image. Une source lumineuse annulaire fournit une lumière blanche de haute intensité, utilisée pour augmenter le contraste de l'empreinte palmaire lorsque la surface de la peau est inégale. Un capteur de trame vidéo, traite le signal analogique d'un capteur de dispositif à couplage de charge (CCD) et une conversion analogique-numérique a lieu dans le processeur embarqué, avant que l'image de palette ne soit stockée dans la mémoire du système [154].

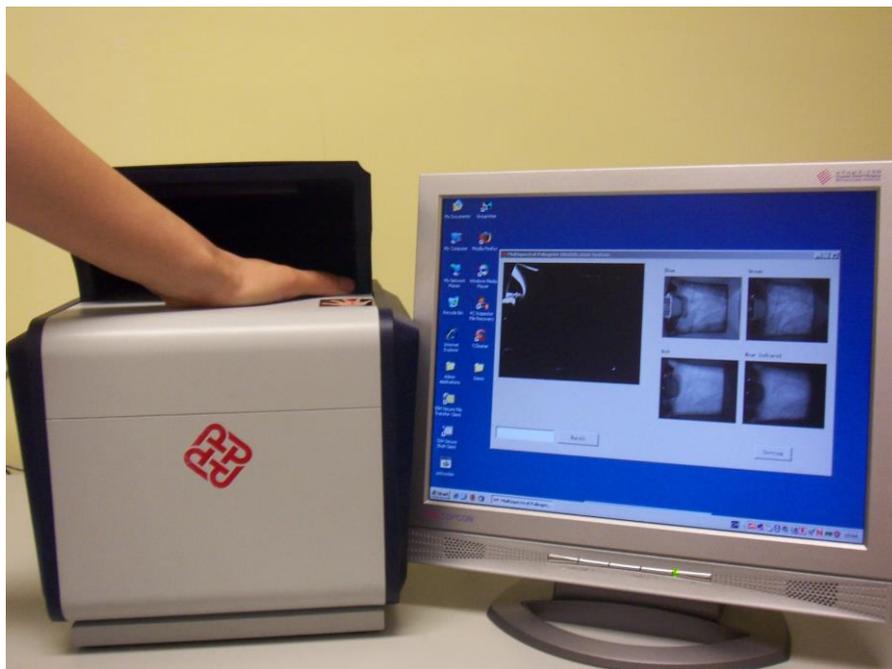


Figure III.11 : Système d'acquisition d'empreintes digitales.

Le premier dispositif de capture palmprint de ce type, a été créé en décembre 1999 à l'Université Polytechnique de Hong Kong [154]. Le dispositif a été fabriqué en utilisant une boîte en plastique en forme de L, une source de lumière, un miroir, une plaque de verre et une caméra CCD. Cependant, après le test, il a été décidé qu'une image formée à travers un miroir n'était pas aussi efficace que la réflexion directe, parce que la seconde surface a créé une image fantôme sur la sortie finale. De plus, la plaque de verre utilisée pour maintenir la paume, déforme la surface de la peau, de sorte que les caractéristiques de la paume ne sont pas suffisamment claires pour l'extraction des caractéristiques [147]. Pour atténuer ces problèmes, un certain nombre de dispositifs améliorés d'acquisition d'empreintes palmaires ont été conçus.

La préoccupation la plus importante dans l'acquisition d'empreintes palmaires, est la qualité de l'image résultante. Par conséquent, pour résoudre les problèmes découlant de leur conception antérieure en forme de L, le groupe de l'Université polytechnique de Hong Kong a apporté un certain nombre de modifications à leur système d'acquisition d'empreintes palmaires ; en utilisant un axe optique traditionnel rectiligne. Un long dispositif de tube horizontal, permettant de retirer la plaque de verre et le miroir et de capturer l'empreinte de paume sans déformation, a été conçu. En outre, une source lumineuse plus puissante a été utilisée dans le système optique pour éclairer la paume, dans une approche qui a grandement amélioré la qualité de l'image [147].

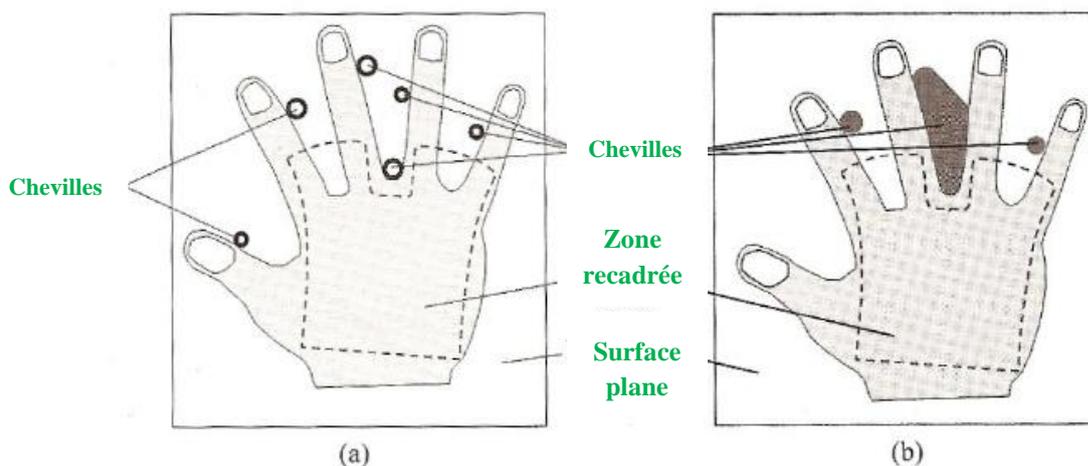


Figure III.12 : Surface plane plate avec a) des chevilles de guidage et b) chevilles de guidage simplifiées [147].

Pour les applications biométriques, telles que le contrôle d'accès, les systèmes de temps et d'assistance et la vérification personnelle, où la texture de la crête, les plissements de flexion et les plis, sont utilisés comme indicateurs d'identification, les images palmaires de faible résolution sont acceptables. Cependant, dans le domaine de la médecine légale, où les détails de faible niveau, comme les minuties, les pores et le débit des crêtes, contribuent à l'identification des délinquants ; des dispositifs d'acquisition d'empreintes palmaires à haute résolution sont nécessaires. De plus, pour bénéficier du statut certifié AFIS, ou pour satisfaire les exigences de la norme Interpol pour l'échange d'images d'empreintes digitales informatisées, qui comprend également les empreintes de paume, le dispositif doit être capable de produire des images qui présentent une bonne fidélité géométrique, une netteté, une interprétation détaillée, une uniformité des niveaux de gris et une gamme dynamique en niveaux de gris, avec de faibles caractéristiques sonores et sans créer d'artefacts significatifs, d'anomalies, de faux détails ou des effets de restauration d'images cosmétiques.

III.3.3.2. Prétraitement

Lorsqu'une empreinte palmaire est capturée, elle peut présenter un certain degré de distorsion dans des conditions variables de temps, d'humidité, de luminosité ou d'un autre facteur externe, quelle que soit la méthode d'acquisition. Le prétraitement vise à corriger ces distorsions, en plaçant chaque image sous le même système de coordonnées, de sorte que la zone correcte de chaque empreinte palmaire puisse être extraite, pour l'extraction et l'appariement de caractéristiques [155].

Le prétraitement, est utilisé pour aligner différentes images palmprint et pour segmenter les parties centrales pour l'extraction de caractéristiques. La plupart des algorithmes de prétraitement, utilisent les points clés entre les doigts pour mettre en place un système de coordonnées. Le prétraitement implique généralement cinq étapes communes :

1. binariser les images de paume.
2. extraire le contour de la main et / ou des doigts.
3. détecter les points clés.
4. établir une coordination
5. extraire les parties centrales.

La Figure III.13 (a), illustre les points clés et la Figure III.13 (b), montre une image prétraitée. La première et la deuxième étape de tous les algorithmes de prétraitement sont

similaires. Cependant, la troisième étape a plusieurs implémentations différentes, y compris à base de tangente [152], à base d'ondelettes [156] et à base de bissectrice [157,158] pour détecter les points clés entre les doigts.

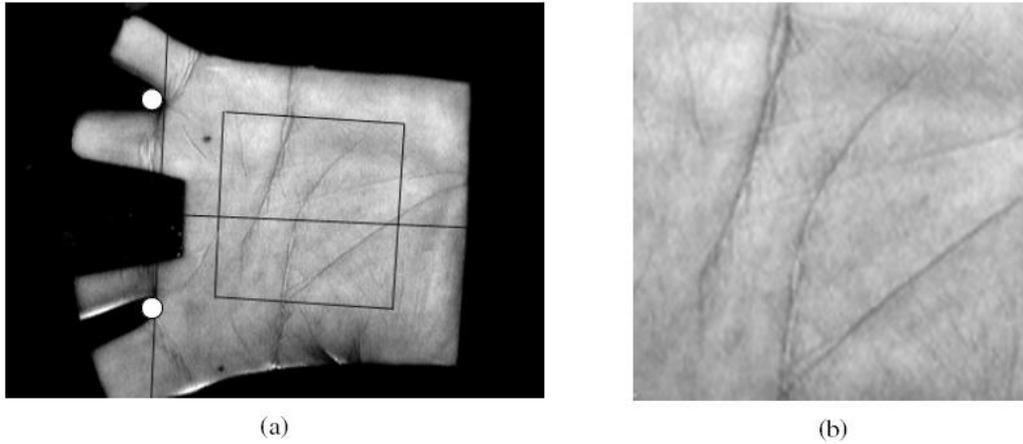


Figure III.13 : Illustration du prétraitement. (a) les points clés basés sur la limite du doigt et (b) les parties centrales pour l'extraction des caractéristiques.

En outre, Han détecte des points au milieu des doigts et construit des lignes passant par les doigts et les points pour mettre en place un système de coordonnées [159]. Toutes ces approches, utilisent seulement l'information sur les limites des doigts, tandis que Kumar *et al.* proposent d'utiliser toutes les informations dans les paumes [160]. Ils encadrent une ellipse sur une image palmprint binaire. Selon l'orientation de l'ellipse, un système de coordonnées est établi. Après avoir obtenu les systèmes de coordonnées, les parties centrales de palmprint sont segmentées. La plupart des algorithmes de prétraitement, segmentent des régions carrées pour l'extraction de caractéristiques, mais certaines d'entre elles segmentent des régions circulaires [161] et demi-elliptiques [162].

III.3.3.3. Extraction de caractéristiques et correspondance

En comparaison avec la collecte d'images et le prétraitement, la recherche de l'extraction et de l'appariement des caractéristiques est plus diversifiée. Les algorithmes d'extraction de caractéristiques peuvent être classés en cinq catégories basées ; sur des lignes, sur le sous-espace, sur des statistiques locales, sur des statistiques globales et sur le codage.

a) Approche linéaire

Les lignes de paume de la main, sont des caractéristiques évidentes des empreintes de paume. Les chercheurs utilisent les méthodes existantes de détection des arêtes et développent

des détecteurs de bord, pour extraire les lignes de palmprint [163-165]. Les lignes de palmprint extraites, sont appariées directement ou représentées dans d'autres formats pour une correspondance efficace. Bien qu'au début de la recherche sur l'empreinte palmaire, certains chercheurs se sont concentrés sur une approche basée sur les lignes, ce n'est pas le point central de la recherche sur l'empreinte palmaire actuelle, car il est difficile d'extraire avec précision des lignes de palmaires à partir d'images palmaires à faible résolution.

b) Approche de sous-espace

L'approche par sous-espace (appelée aussi approche basée sur l'apparence dans la littérature sur la reconnaissance faciale), implique généralement l'analyse des composantes principales (PCA), l'analyse discriminante linéaire (LDA) et l'analyse des composantes indépendantes [166-169]. Les coefficients de sous-espace sont considérés comme des caractéristiques. Différentes mesures de distance et classificateurs, sont utilisés pour comparer les caractéristiques. En plus d'appliquer l'APC, l'ADL et l'ICA directement aux images palmaires, les chercheurs intègrent des ondelettes, une transformée cosinus discrète (DCT) et des noyaux dans leurs méthodes [169, 170]. Les chercheurs développent également de nouveaux algorithmes de sous-espace et les examinent sur des empreintes de paume [171,172]. De manière générale, l'approche sous-spatiale ne fait pas appel à une connaissance préalable des empreintes de paume.

c) Approche statistique

L'approche statistique, peut être divisée en approches statistiques locales et mondiales. L'approche statistique locale, transforme les images en un autre domaine, puis divise les images transformées en petites régions [173-175]. Les statistiques locales telles que les moyennes et les variances de chaque petite région, sont calculées et considérées comme des caractéristiques. Les filtres de Gabor, les ondelettes et les transformées de Fourier ont été examinés. Les moments, les centres de gravité et les densités sont considérés comme les caractéristiques statistiques mondiales.

d) Approche de codage

L'approche de codage, code les réponses de filtre en tant que caractéristiques [176,177]. Les filtres Gabor sont couramment utilisés dans cette approche. Le processus de codage consiste à construire une représentation bit à bit pour une correspondance à grande vitesse. La correspondance à grande vitesse, est réalisée par une distance de hamming, au niveau du bit

[176]. En fait, ces méthodes de codage sont des processus de regroupement [178] et peuvent être considérées comme des extensions de l'Iris Code [179]. Bien que Wu et *al.* aient utilisé le terme, *code* pour décrire leurs méthodes, on ne les considère pas comme des méthodes de codage, car leur fonction de représentation et de correspondance des caractéristiques ne sont pas bit à bit [180].

e) Autres approches

En plus des approches précédentes, certains algorithmes sont difficiles à classer [181-184]. Ces algorithmes combinent plusieurs méthodes de traitement d'image, pour extraire les caractéristiques de palmprint et utiliser des classificateurs standard tels que les réseaux neuronaux pour prendre la décision finale. En outre, Kumar et ses collaborateurs appliquent un filtre de corrélation pour la reconnaissance de palmprint [184]. En fait, le filtre de corrélation est un classificateur.

III.3.4. Autres problèmes liés à la reconnaissance de palmprint

III.3.4.1. Évaluation de la performance

L'évaluation des systèmes biométriques est un sujet important [185]. Certains chercheurs rapportent des résultats impressionnants, même en utilisant des méthodes simples pour la reconnaissance de l'empreinte. Par exemple, Wu et *al.* rapportent un taux d'identification de 99,55% dans une base de données avec 3000 images provenant de 300 paumes différents sur la base de l'ADL [186]; Lu et *al.* rapportent un taux d'identification de 99,15% dans une base de données avec 3056 images de 382 paumes basées sur PCA [187]. Cependant, pour Jing et *al.* les taux d'identification des rapports ont été de seulement 71,34% pour l'ACP et 90,91% pour l'ADL à partir d'une base de données avec 3040 images de 190 paumes [188]. Il convient de souligner que les implémentations de Jing et *al.* sont légèrement différentes des implémentations de Wu et *al.* et de Lu et *al.* Cependant, ce n'est pas le problème majeur.

Les principales différences de performance sont dues à la différence dans leurs schémas d'évaluation. La base de données de Jing et *al.* contient des empreintes de paume recueillies à deux reprises, mais Wu et *al.* et Lu et *al.* emploient des empreintes de paume recueillies dans la même occasion. Dans les applications réelles, les palmprints d'entrée et les modèles dans une base de données, sont toujours collectés à différentes occasions. Pour une évaluation fiable de la performance, les systèmes palmprint doivent être examinés à l'aide de palmprints collectés à différentes occasions.

Gibbons et *al.* démontrent que la performance des systèmes ouverts, formés par la biométrie de l'imposteur est surestimée [189]. Les systèmes devraient également être examinés par des empreintes de paume génétiquement identiques, car certaines caractéristiques, y compris les principales lignées, sont génétiquement dépendantes. Les algorithmes qui s'appuient fortement sur les lignes principales peuvent ne pas être en mesure de classer des empreintes de paume génétiquement identiques [190]. Une discussion plus approfondie sur l'évaluation des systèmes palmprint peut être trouvée à [191].

III.3.4.2. L'intimité

Les traits biométriques contiennent des informations non seulement pour l'identification personnelle, mais aussi pour d'autres applications. Par exemple, l'acide désoxyribonucléique (ADN) et la rétine, sont utiles pour diagnostiquer des problèmes génétiques et le diabète, respectivement. Les Palmprints, sont également liés à certains troubles génétiques. La plupart des recherches médicales précédentes se sont concentrées sur les plissements de flexion anormaux, la *Simian line* et *Sydney line* illustrée à Figure III.14. Ces lignées anormales associent toujours le syndrome de Down, le syndrome d'Aarskog, le syndrome de Cohen et le syndrome d'alcoolisme fœtal, mais environ 3% de la population normale a des plissements de flexion anormaux. Les chercheurs en médecine, ont également découvert l'association entre la densité des plis secondaires et la schizophrénie [192]. Pour protéger les informations privées dans palmprints, les bases de données doivent stocker des modèles chiffrés uniquement puisque les caractéristiques de ligne peuvent être reconstruites à partir de modèles bruts.

Les techniques traditionnelles de cryptage et les données biométriques annulables peuvent être utilisées pour le cryptage. La différence entre ces deux approches, est que la biométrie annulable, effectue l'appariement dans les domaines de transformation tandis que les techniques de cryptage traditionnelles nécessitent un déchiffrement avant l'appariement. En d'autres termes, le décryptage n'est pas nécessaire pour la biométrie annulable. Lorsque la vitesse d'appariement est un problème, par exemple : identification dans une grande base de données, la biométrie annulable est plus appropriée pour masquer les informations de confidentialité.

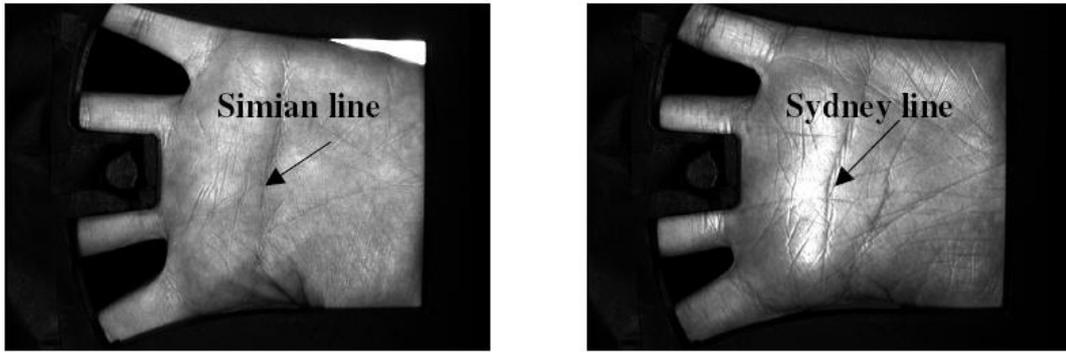


Figure III.14 : Palmprints anormale.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous présentons un résumé de la recherche sur la reconnaissance par l'oreille et le palmprint, y compris les capteurs, le prétraitement, l'extraction des caractéristiques et les problèmes liés à la reconnaissance par ces modalités.

Chapitre IV

Reconnaissance Biométrique par Iris

Chapitre IV

Reconnaissance Biométrique par Iris

IV.1. Introduction

L'iris, commence à être façonné dans le troisième et le douzième mois de la vie embryonnaire. Le motif complexe de la surface de l'iris, contient des traits distinctifs (par exemple sillons, cryptes, corona, taches de rousseur). Les modèles eux-mêmes sont génétiquement indépendants et uniques, de telle sorte qu'il ne peut même pas y avoir deux iris qui auraient exactement les mêmes modèles, en raison de la nature épigénétique de leurs modèles et resteront de ce fait, non corrélés.

La fonction de l'iris, est de contrôler la quantité de lumière entrant par la pupille en utilisant le sphincter et en ajustant la taille de la pupille avec les muscles dilatateurs. L'iris se compose, d'une couche de l'épithélium et des couches stromales. Ces couches contiennent des cellules de pigmentation, des vaisseaux sanguins et des muscles de l'iris. La surface visible de l'iris contient deux zones: une zone ciliaire extérieure et une zone pupillaire interne, divisées par la collerette.

En outre, l'iris est un organe interne de l'œil, donc suffisamment protégé de l'environnement extérieur et n'est pas sujet aux changements, avec le temps. Ces caractéristiques fournissent à l'iris, la reconnaissance parmi d'autres technologies biométriques de plus grande fiabilité et en font une alternative appropriée à d'autres méthodes.

La première personne à s'être officiellement rendu compte des possibilités qu'offre la texture de l'iris en tant qu'outil d'identification, était l'ophtalmologiste américain Frank Burch, qui a proposé cette méthode lors d'une conférence pour « American Academy of Ophthalmology », en 1936. Avant cela, l'iris n'était principalement considéré que pour sa couleur. Pendant plusieurs années, l'idée de Burch a été reproduite dans les manuels d'ophtalmologie mais il n'y avait que très peu de recherches effectuées, avec un manque tout particulier dans le domaine de l'ingénierie.

En 1987, deux ophtalmologistes américains, Leonard Flom et Aron Safir, ont tenté de transposer l'idée de Burch en voulant développer un système d'identification opérationnel. Malheureusement, ils n'ont pas été capables de mettre au point une méthode de classification des différences entre les iris. Le Professeur John Daugman, alors professeur à l'Université Harvard (maintenant à l'Université de Cambridge), est venu les aider en mettant au point une approche mathématique pour l'analyse des motifs aléatoires de l'iris. La collaboration entre Daugman, Sarin et Flom a abouti à un prototype fonctionnel breveté en 1994. Ce système a depuis largement été amélioré et, de nos jours, plusieurs sociétés utilisent, sous licence, ces algorithmes dans leurs applications. Le brevet est maintenant la propriété de la société Iridian. Le travail de Daugman, est basé sur l'analyse par ondelettes complexes de Gabor non orthogonales. Pour simplifier, nous dirons que des filtres à valeur complexe sont appliqués sur la texture de l'iris en deux dimensions et l'information de phase est extraite pour former la signature [56].

En 1997, Wildes a présenté un système basé sur une représentation pyramidale multi-résolution des textures d'iris [57]. L'idée qui se cache derrière les pyramides d'images est la suivante : une image peut être représentée comme une approximation sous échantillonnée et une ou plusieurs images résiduelles à différentes résolutions. Le système de Wildes, utilise quatre sous-images à partir d'une pyramide multi-résolution comme signature et une mesure de corrélation normalisée pour la classification.

En 1998, Boles et Boashash ont proposé un algorithme basé sur les "zero-crossings" d'une transformée unidimensionnelle par ondelettes orthogonales [58]. Le signal transformé, est également unidimensionnel et est acquis en enregistrant les valeurs en niveaux de gris d'un ou de plusieurs cercles concentriques de l'iris. Le rayon des cercles est normalisé par rapport au rayon de l'iris, assurant que les mêmes points de la texture de l'iris soient échantillonnés indépendamment de la taille de l'iris dans l'image.

IV.2. Déploiement de systèmes de reconnaissance d'iris : Applications pour la sécurité

De nombreuses applications à la sécurité du monde réel, telles que les transactions financières, le contrôle d'accès, le franchissement des frontières internationales, nécessitent une identification personnelle fiable. En raison de l'unicité impressionnante de la texture, les systèmes biométriques de l'iris ont été adoptés avec succès dans plusieurs applications à grande échelle, en particulier dans les aéroports pour le passage des frontières, au lieu de la présentation de passeport des voyageurs fréquents en particulier.

IV.2.1.Acquisition d'iris

L'acquisition d'images d'iris de haute qualité, n'est pas une tâche évidente. L'iris représente relativement une petite partie du visage, avec un diamètre approximativement égal à 11 mm. En outre, l'iris au pouvoir fortement réfléchissant, est un organe interne situé derrière la cornée.

La plupart des systèmes commerciaux d'acquisition d'iris, fonctionnent dans la bande infrarouge proche (NIR). La source d'illumination, émet une lumière avec une longueur d'onde située dans la plage 700-900 nm. A ces longueurs d'ondes, la structure des motifs d'iris est visible, même pour les iris fortement pigmentés (yeux sombres), la réflexion de la lumière est largement réduite, contrairement à la longueur d'onde de la lumière visible. La figure IV.1 montre un exemple d'une image d'iris acquise en infrarouge proche. La texture de l'iris, est bien révélée sous ces longueurs d'ondes.

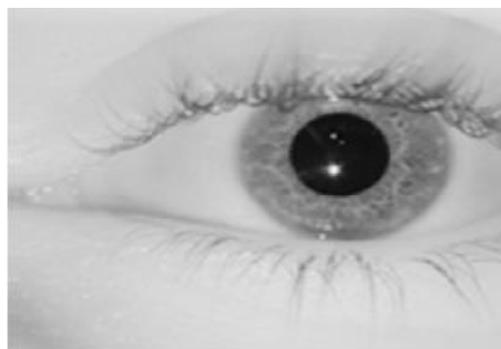


Figure IV.1: Image de l'iris acquise dans la bande proche infrarouge avec capteur LG2200.

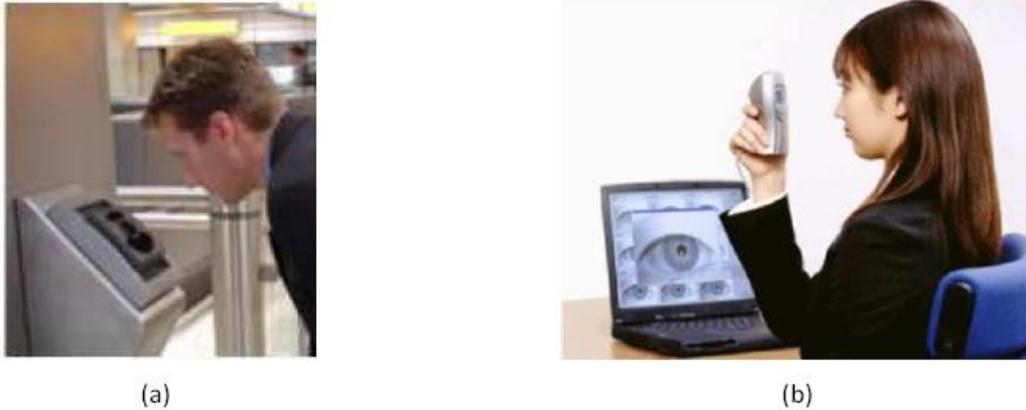


Figure IV.2:Exemples de dispositifs d'acquisition d'iris: (a) IrisAccess2200 de LG / Iris ID avec une plage d'acquisition comprise entre 8 et 25 cm, et (b) IRISPASS-H d'OKI avec une distance d'acquisition d'environ 3 cm.

En 1993, Daugman [56] a été le premier à proposer un système complet de reconnaissance de l'iris. La plupart des systèmes actuels s'en inspirent. Ils sont généralement divisés en quatre étapes :

IV.2.2. Segmentation d'iris

La première tâche, consiste à isoler la texture de l'iris des autres éléments de l'image tels que les paupières, les cils, les projecteurs et les ombres. Ces éléments sont considérés comme des artefacts et doivent être traités à ce stade. Les limites pupillaires et limbiques, sont habituellement modélisées par une forme paramétrique telle que des cercles ou des ellipses. De plus, le module de segmentation génère un masque binaire pour indiquer quels pixels de l'image appartiennent à la texture de l'iris, afin de supprimer les informations bruyantes dans les étapes ultérieures.

IV.2.3. Normalisation

La région de l'iris est mappée en une bande, appelée image d'iris normalisée. Ce système de coordonnées sans dimension de l'image résultante, résout le problème de la dilatation pupillaire. Cette transformation est réalisée en exploitant une paramétrisation des limites d'iris, obtenue par le module de segmentation. Le processus de normalisation, permet de comparer l'alignement de deux images d'iris quelconques.

IV.2.4. Extraction de caractéristiques

Cette étape, vise à extraire les caractéristiques de texture d'un iris donné. Les caractéristiques discriminantes de la texture de l'iris, sont la base de la comparaison (également appelée appariement) de deux images quelconques. Le modèle résultant est généralement représenté en utilisant un code binaire composé de bits, appelé iris-Code. Ces bits sont obtenus par la quantification des caractéristiques de l'iris.

IV.2.5. Correspondance de modèles

L'étape finale des systèmes de reconnaissance de l'iris, consiste à décider si deux modèles appartiennent ou non au même iris. A cette fin, un score de similarité ou de dissimilarité est calculé entre les deux codes binaires à comparer. La décision d'acceptation ou de rejet est prise, en comparant le score correspondant à un seuil. La clé à ce stade est de fixer ce seuil de manière appropriée, afin de prendre la bonne décision.

IV.3.Méthode proposée

Dans cette thèse, nous soutenons l'idée qu'une reconnaissance d'iris robuste et sécurisée, nécessite des descripteurs hybrides. On a donc combiné deux représentations d'image réussies : BSIF et la transformation d' Hilbert. Les descripteurs sont complémentaires dans le sens où BSIF extrait des informations sur le motif spécifique auquel appartiennent les pixels (bord de coup, contours, fin de trait, intérieur de trait ou arrière-plan) et l'orientation du motif, tandis que la transformation de Hilbert, code la texture d'iris sur une image à plus large gamme d'échelles.

Le terme hybride, est utilisé pour désigner un système multibiométrique qui intègre plusieurs descripteurs ou modalités. Les méthodes hybrides permettent d'associer les avantages de différentes méthodes, en combinant plusieurs descripteurs d'image. Elles permettent d'augmenter la stabilité de la performance de reconnaissance lors des changements de pose et d'éclairage.

IV.3.1. Prétraitement

La deuxième étape après l'acquisition de l'image, est son prétraitement. Il s'agit d'une étape importante dans le système de reconnaissance de l'iris, car son but est de supprimer les textures indésirables dans la région de l'iris telles que celles de la pupille, des cils, des paupières et des réflexions lumineuses afin de préparer l'image de l'iris bruit minimal. Les bases de données CASIA, IITD et UBIRIS sont présentées dans ce document comme des images d'entrée externes. Le prétraitement peut être divisé en deux étapes: localisation de l'iris et normalisation de l'iris.

IV.3.2. Localisation de l'iris

La première étape du prétraitement, consiste à séparer la zone de l'iris dans une image d'œil numérique. La région de l'iris, comme le montre la figure IV.3, peut être estimée par deux cercles, l'un pour la limite d'iris / sclère et l'autre, à l'intérieur de la première, pour la limite iris / pupille. Les paupières, les pupilles, les cils, les ombres et les reflets de lumière occluent les parties supérieure et inférieure de la région de l'iris et dégradent le motif de l'iris. La segmentation est donc nécessaire pour isoler le bruit indésirable et pour situer la région circulaire de l'iris. La transformée de Hough et les modèles différentiels de Daugman sont des techniques bien connues, utilisées pour la localisation de l'iris. Ces méthodes sont décrites ci-dessous, y compris leurs forces et leurs faiblesses.

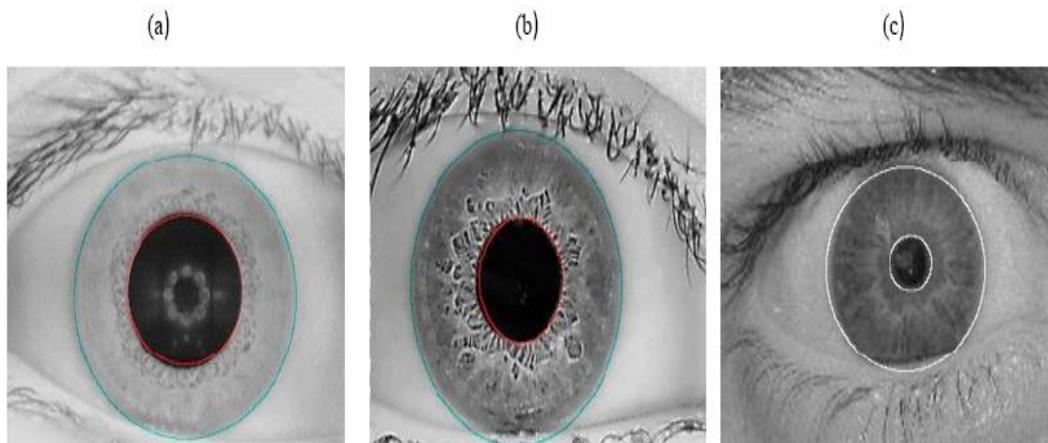


Figure IV.3:Échantillons des résultats de segmentation: (a) et (b) en utilisant la transformée de Hough, (c) en utilisant la méthode de Daugman

a) Transformée de Hough

La transformation de Hough (HT), un algorithme proposé par Paul Hough en 1962, est une technique pour détecter les lignes et les courbes dans les images. Le HT classique est une technique de détection de courbes qui peut être décrite comme une courbe paramétrique [59], HT a depuis été élargi pour détecter des formes arbitraires [60]. Ce procédé peut être utilisé pour estimer les paramètres de formes particulières telles que les lignes ou les cercles détectés dans les images numérisées. La transformation circulaire de Hough peut être utilisée pour détecter les coordonnées centrales et le rayon de la pupille et celui de la surface de l'iris. Un algorithme de segmentation automatique basé sur la transformation de Hough circulaire, a été utilisé par Wildes et al. [61], Kong et Zhang [62], Tisse et al. [63] et Ma et al. [64]. Cependant, avec l'algorithme de Hough, il faut des valeurs de seuil pour les sélectionner pour la détermination des arêtes, ce qui peut entraîner la perte de points de bord critiques, ce qui a pour résultat de ne pas trouver de cercles. En outre, la transformation de Hough est intensive du point de vue informatique, en raison de son approche de "force brute" et peut donc ne pas être acceptable pour les applications en temps réel [65]. Les bases de données CASIA et IIT Delhi, ont montré une bonne segmentation à l'aide de la transformation de Hough, car ces images ont été prises spécialement pour la recherche de reconnaissance de l'iris. Les frontières de la pupille de l'iris et de la sclère étaient clairement distinguées.

b) Opérateur Integro-différentiel de Daugman

L'opérateur, recherche le chemin circulaire où il y a un changement maximal des valeurs de pixel en faisant varier le rayon r et le centre (x, y) du contour circulaire. La détection des paupières, supérieure et inférieure est également effectuée en utilisant l'opérateur Integro-différentiel, en ajustant la recherche de contour de la circulaire à une forme précise conçue [1]. L'opérateur Integro-différentiel est défini comme suit:

$$\max_{(r,x_0,y_0)} \left| G_\sigma(r) * \frac{\delta}{\delta r} \oint_{r,x_0,y_0} \frac{I(x,y)}{2\pi r} ds \right| \quad (\text{IV. 1})$$

Lorsque $I(x, y)$ est l'image de l'œil, r est le rayon, $G_\sigma(r)$ est une fonction de lissage gaussienne et s est le contour de la localisation.

Les paupières sont localisées de la même manière, avec un chemin d'intégration de contour, modifié de circulaire à un cercle d'arc donné par r , x_0 et y_0 . Comme l'opérateur utilise des informations dérivées brutes, il ne fait pas face aux problèmes de seuillage rencontrés avec la transformation de Hough. L'opérateur Integro-différentiel de Daugman a été démontré être l'une des approches les plus efficaces pour la segmentation automatique et a donc été utilisé ici sur la base de données UBIRIS. Pour isoler les cils de l'image de l'iris, une simple technique de seuillage a été utilisée pour l'analyse, elle a révélé que les cils sont assez sombres par rapport au reste de l'image de l'œil.

IV.3.3. Normalisation

Une fois que l'étape de segmentation a estimé la limite de l'iris, l'étape suivante est la normalisation. Différentes limites d'iris peuvent ne pas nécessairement toutes, avoir la même taille en raison des changements de distance de la caméra, l'inclinaison de la tête, ou des variations d'éclairage qui conduisent l'iris à se dilater ou à se contracter. Pour compenser les différentes tailles de chaque image d'entrée d'iris, comme illustré dans la figure IV.4, Daugman [56] a échantillonné la zone d'iris segmentée, à une image rectangulaire de taille fixe en cartographiant la zone d'iris extraite en un système de coordonnées normalisées. Ainsi, chaque image du même iris dans des conditions différentes aura des caractéristiques de propriété au même emplacement spatial et chaque emplacement sur l'image d'iris sera défini par deux coordonnées (r, θ) , où $0 < r < 1$ et $\theta < 360^\circ$, dans tous les cas de la taille globale de l'image.

La normalisation, extrait un nombre fixe de pixels par déroulement dans le sens contraire des aiguilles d'une montre de la région de l'iris avec des valeurs de rayon successives, dans l'image rectangulaire normalisée avec des dimensions fixes. De cette façon, la zone de l'iris est modélisée sous la forme d'une feuille de caoutchouc souple ancrée à la limite de l'iris avec le centre de la pupille comme point de référence.

Malgré l'utilisation du modèle de feuille de caoutchouc homogène appliqué pour la dilatation pupillaire, la variation de la distance d'imagerie et l'inclinaison de la tête,

il ne compense pas les incohérences de rotation. Dans le système de Daugman, la rotation est prise en compte lors de la comparaison en décalant les modèles d'iris.

Dans les directions, gauche et droite un certain nombre de valeurs de distance de Hamming sont calculées à partir de déplacements successifs, jusqu'à ce que la distance de Hamming la plus basse soit atteinte. Un tel décalage est nécessaire, pour prendre soin du désalignement dans le motif d'iris normalisé causé par les différences de rotation pendant l'imagerie. Les images sont alors améliorées pour mieux révéler les caractéristiques de l'iris normalisé.

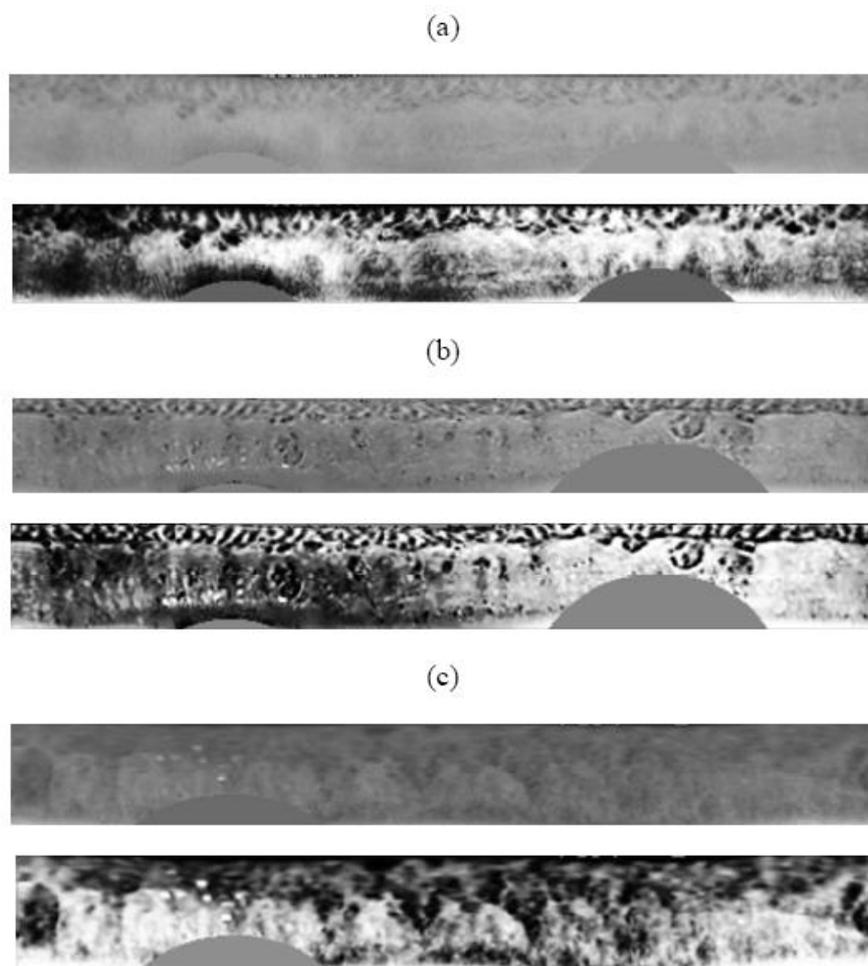


Figure IV.4: Normalization de l'Iris, sans (en haut) et avec l'égalisation de l'histogramme (en bas): (a) *CASIA Iris Interval*, (b) *IIDelhi* et (c) bases de données *UBIRIS*.

De nombreuses techniques d'amélioration [66-68], ont été proposées telles que l'égalisation de l'histogramme, l'amélioration de l'entropie, la soustraction du fond arrière et l'amélioration des SVM [69, 70]. Dans ce papier, l'égalisation

d'histogramme a été employée, parce qu'elle est rapide et praticable. Les points caractéristiques, peuvent être détectés plus précisément et les points plus extrêmes peuvent être extraits avec l'égalisation d'histogramme, qui détecte plus efficacement les caractéristiques des faibles minuties perdues. Les résultats des images d'iris normalisées et les égalisations d'histogramme correspondantes sont représentés dans la figure IV.5.

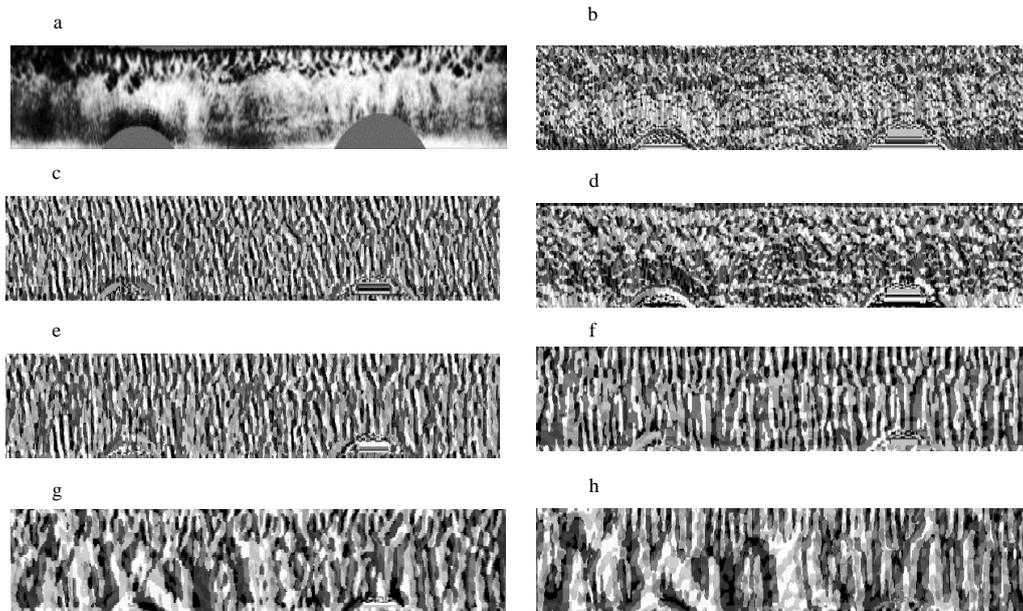


Figure IV.5: Différentes tailles de patch: (a) Iris normalisé (b) - (h) BSIF code avec des tailles de patch 5×5 , 7×7 , 9×9 , 11×11 , 13×13 , 15×15 , 17×17 et une longueur de base de 12.

IV.3.4. Extraction et codage des caractéristiques

Le choix des caractéristiques pertinentes à extraire des images d'iris et envoyées aux systèmes de classification, joue un rôle important dans la précision de l'estimation résultante. La plupart des systèmes de reconnaissance de l'iris, utilisent une décomposition bande passante de l'image de l'iris pour créer un modèle biométrique distinctif. Cependant, ce modèle d'extraction de caractéristiques n'est pas adapté aux applications réelles, c'est-à-dire dans des situations où l'occlusion, l'éclairage, la pose ou le bruit de l'iris sont incontrôlés.

Dans ce travail, nous avons étudié l'utilisation de descripteurs de texture locaux significatifs, utiles pour la classification des textures et pour la reconnaissance d'objets en raison de leur expressivité, du calcul rapide, de la compacité et de

l'invariance aux changements d'alignement et d'illumination monotones. Le modèle binaire local (LBP), la quantification de phase locale et les fonctionnalités d'image statistique binarisée (BSIF), sont considérés comme les exemples récents les plus populaires. Ces descripteurs, décrivent le voisinage de chaque pixel par un code binaire, obtenu en convolant d'abord l'image avec un ensemble de filtres linéaires puis en binarisant les réponses du filtre. Les bits dans la chaîne de code, correspondent aux réponses binarisées de différents filtres. Cependant, contrairement aux approches apparentées, telles que LBP et LPQ ; l'opérateur BSIF, basé sur les méthodologies LBP et LPQ, n'utilise pas un ensemble de filtres prédéfinis manuellement, mais apprend les filtres à partir de statistiques d'images naturelles en utilisant Analyses des Component Independent (ICA). L'apprentissage automatique, offre une manière simple et flexible d'ajuster les paramètres du descripteur et de s'adapter à des applications, présentant des caractéristiques d'image inhabituelles et difficiles, ce qui en fait un outil puissant et très efficace pour extraire des informations, en particulier dans des conditions réelles. Nous présentons le descripteur BSIF en détail ci-dessous.

a) **Binarized Statistical Image Features (BSIF)**

Le BSIF, est un descripteur de texture local récemment proposé par Kannala et Rathi. Il a été utilisé pour l'analyse de texture et la reconnaissance d'objets. L'idée derrière BSIF, est d'apprendre automatiquement un ensemble fixe de filtres à partir d'un petit ensemble d'images naturelles, au lieu d'utiliser des filtres artisanaux comme dans LBP et LPQ. Le BSIF applique l'apprentissage, au lieu du réglage manuel, pour obtenir une représentation statistiquement significative des images, ce qui permet un encodage d'information efficace en utilisant une quantification simple de l'élément.

Pour caractériser les propriétés de texture dans chaque sous-région d'image, les histogrammes des valeurs de code BSIF des pixels sont ensuite utilisés. La valeur de chaque élément (c'est-à-dire bit) dans la chaîne de code binaire BSIF, est calculée en binarisant la réponse d'un filtre linéaire avec un seuil à zéro. Chaque bit est associé à un filtre différent et la longueur désirée de la chaîne de bits, détermine le nombre de filtres utilisés. L'ensemble de filtres est appris à partir d'un ensemble d'apprentissage de patches d'image naturels, en maximisant l'indépendance statistique des réponses de filtre.

Étant donné un patch d'image X de taille $l \times l$ pixels et un filtre linéaire W_i de même taille, la réponse de filtre s_i est obtenue par :

$$s_i = \sum_{u,v} W_i(u,v)X(u,v) = w_i^T x \quad (\text{IV.2})$$

Où les vecteurs w et x contiennent les pixels de W_i et X . La caractéristique binarisée b_i est obtenue en posant $b_i = 1$ si $s_i > 0$ et $b_i = 0$ sinon. Les filtres W_i sont appris, en utilisant ICA en maximisant l'indépendance statistique de s_i . Il existe deux paramètres dans le descripteur BSIF : la taille du filtre l et la longueur n de la chaîne de bits. Les filtres W_i ont été appris en utilisant différents choix de valeurs de paramètres. Chaque ensemble de filtres a été appris en utilisant 50000 patchs d'image.

b) Transformée de Hilbert

La transformée de Hilbert a traditionnellement joué un rôle important dans le traitement du signal, où elle dérive la représentation analytique des signaux. Dans la transformée de Hilbert idéale, toutes les composantes de fréquence positive sont décalées de $-\pi / 2$ radians et toutes les composantes de fréquence négative sont décalées de $\pi / 2$ radians. La transformée de Hilbert d'un signal f de temps continu est définie comme :

$$H(f(t)) = \frac{1}{\pi} P \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{f(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (\text{IV.3})$$

La transformation de Hilbert est donc utile pour diverses applications, telles que l'analyse de latence dans les signaux neuro-physiologiques [71, 72], la représentation de stimuli bizarres pour les tests psychoacoustiques [73], le traitement du signal pour prothèses auditives [74], la compression des données vocales dans la communication [75] et l'ajustement des problèmes de convergence dans l'élimination acoustique multicanaux des canaux [76]. Selon la suggestion de Popescu-Bodorin [77], la propriété la plus importante de la transformation de Hilbert dans la reconnaissance de l'iris, est qu'elle conserve l'énergie du signal et extrait l'information de phase qu'elle contient. Une discussion sur la façon d'obtenir le codage en phase binaire basée sur la Transformée de Hilbert et d'autres propriétés de la Transformée de Hilbert, peut être trouvé dans [78]. Dans [79-81], les auteurs fournissent une représentation intuitive du codage de phase binaire basé sur la Transformée de Hilbert.

IV.4. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une étude détaillée sur l'état de l'art de la reconnaissance biométrique à base d'iris, couvrant des techniques de détection et de reconnaissance.

Ensuite, nous avons présenté une approche pour la reconnaissance automatique de l'iris, basée sur les fonctions d'image statistique binarisées Hilbert (BSIFH), qui est une extension isotrope du signal analytique.

Chapitre V
Systeme proposé

CHAPITRE V :

Système proposé

V.1 Introduction

La fusion est une approche prometteuse pour augmenter le taux de reconnaissance [102]. De nombreux traits biométriques, y compris la surface du doigt [193], le visage [188] et la forme de la main [194] ont été combinés avec des empreintes de paume, au niveau du score ou au niveau caractéristique. La combinaison d'autres caractéristiques, telles que la géométrie de la main et la surface de doigt avec palmprints, présente un avantage inhérent, puisque ces caractéristiques, peuvent être extraites par un capteur d'une image simple de main. Les chercheurs, ont examiné diverses règles de fusion incluant la somme, le maximum, la moyenne, le minimum, SVM (*support vector machines*) et les réseaux de neurones. En plus de combiner différents traits biométriques avec des empreintes de paume, les chercheurs fusionnent également des caractéristiques différentes, y compris les caractéristiques d'apparence, la ligne et la texture de palmprints [195]. L'idée de combiner l'information provenant de plusieurs sources et de traiter le même phénomène, est une idée très simple qui vient naturellement à l'esprit. Nous faisons souvent cette combinaison dans notre vie quotidienne. Par exemple, un expert humain reçoit des informations provenant de plusieurs sources d'entrée, l'assimile et propose des conclusions.

Nous avons choisi deux modalités biométriques de même nature (modalités morphologiques). Les modèles, d'oreilles comptant parmi les modalités les plus stables durant la vie d'une personne, mais qui reste sans application commerciale à ce jour et celui d'empreintes palmaires, une des modalités les moins coûteuses ; sont tous deux caractérisés par une structure riche et stable, qui fournit une grande quantité d'informations pour discriminer les individus. En effet, les images d'empreinte palmaire et de l'oreille sont texturées, présentant des lignes de structures différentes (l'image de l'oreille contient des lignes plus courbes que celle de l'empreinte palmaire). L'utilisation de ces deux images ou de ces deux modalités différentes, permet de définir des caractéristiques plus appropriées et distinctives pour améliorer la performance de reconnaissance du système biométrique multimodal.

En outre, étant donné que la région de la paume de la main est beaucoup plus grande et donc aux caractéristiques plus distinctives, elles peuvent être capturées par rapport à l'image de l'oreille, au même niveau ; le système de reconnaissance de l'oreille fonctionne plus rapidement et plus efficacement avec les images à résolution inférieure.

Après avoir introduit, dans les deux chapitres précédents, les principales méthodes de caractérisation (extraction des caractéristiques) en lien avec l'oreille et le palmprint, le présent chapitre est consacré à la présentation du système d'identification multimodale que nous proposons. Les différents composants de notre système (prétraitements appliqués, paramètres extraits, méthode de comparaison) ainsi que d'autres travaux avec lesquels notre travail sera comparé, seront détaillés.

Tout d'abord, Nous commencerons par présenter les techniques que nous avons utilisées dans le but d'extraire des informations biométriques texturées, ensuite nous étudierons la fusion au niveau caractéristique.

V.2 Caractérisation Biométrique par Descripteurs de Texture Locaux

L'extraction de caractéristiques, est l'une des étapes les plus importantes pour analyser et reconnaître les données. Les caractéristiques optimales devraient minimiser les intra-classe dans la classe tout en maximisant entre les interclasse. Si des caractéristiques inadéquates sont utilisées, même le meilleur classificateur pourrait ne pas obtenir une reconnaissance précise.

Dans la littérature, diverses méthodes sont employées pour extraire des caractéristiques biométriques ; ces méthodes peuvent être classées soit comme des méthodes basées sur l'apparence ou des méthodes basées sur des caractéristiques géométriques. Les traits géométriques présentent la forme et l'emplacement des composants d'oreille et de la paume de la main, tandis que les caractéristiques d'apparence présentent l'apparence (texture de la peau).

V.2.1 Définitions de la texture

Donner une définition précise et universelle de la notion de texture, est un problème qui relève presque de l'impossible et ce dernier n'a toujours pas été résolu. Il existe une profusion des approches trouvées actuellement dans la littérature du traitement d'images en général. Pourtant, une meilleure compréhension de la notion de texture permettrait d'aborder son analyse de façon plus méthodique et plus concentrée ; un formalisme mathématique de cette notion serait un idéal pour les chercheurs, chose qui malheureusement n'existe pas encore.

La texture peut être définie en termes généraux, comme les caractéristiques de surface visuelles ou tactiles et l'apparence de quelque chose. Les textures peuvent se composer de très petits éléments comme le sable, ou d'éléments énormes comme des étoiles dans la voie lactée. La texture peut également être formée par une seule surface via des variations de forme, d'illumination, d'ombres, d'absorption et de réflectance. À peu près toute chose dans l'univers peut apparaître comme une texture, si elle est vue à partir d'une distance appropriée. Cependant, il est important de reconnaître que «les régions de texture, donnent des interprétations différentes à différentes distances et à différents degrés d'attention visuelle» (Chaudhuri et *al.* [196]). Une seule étoile, vue de loin, n'est pas une texture, mais sa surface pourrait l'être.

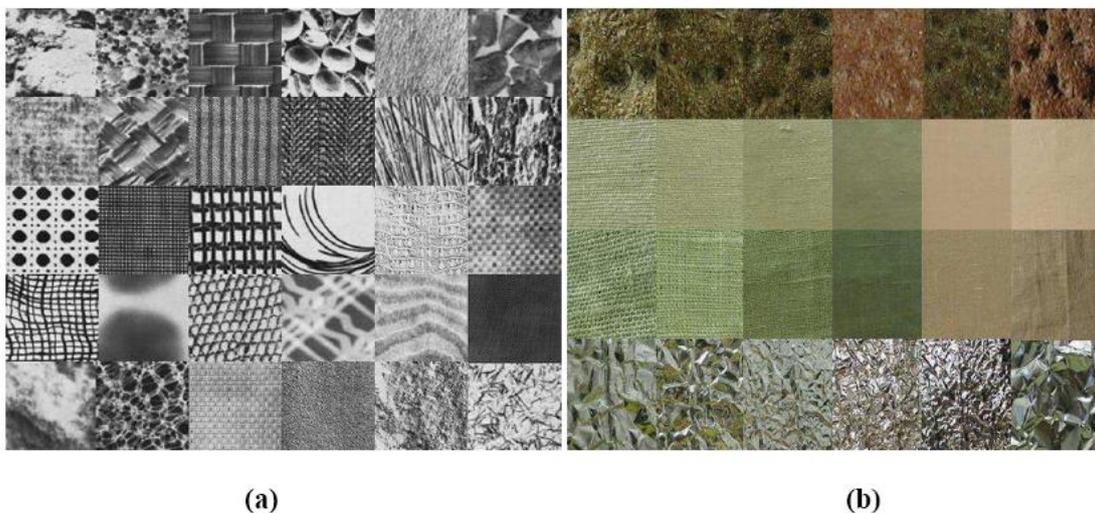


Figure V.1:Exemples de textures: (a) base d'images Brodatz [197] (b) base d'images *KTH-TIPS2* [198].

Les caractéristiques d'une texture, dans les images numériques, peuvent être détectées via des variations dans les intensités capturées ou la couleur. Bien qu'en général il n'y ait aucune information sur la cause des variations, les différences de pixels d'image, fournissent un moyen pratique d'analyser les propriétés texturales des objets.

V.2.2. Motivation

L'analyse de la texture, joue un rôle important dans de nombreuses applications d'analyse d'images. Même si la couleur est un élément important dans l'interprétation des images, il ya des situations où les mesures de couleur ne sont tout simplement pas suffisantes ni même applicables. Depuis les années soixante, l'analyse des textures a été un domaine de recherche intense. Néanmoins, les progrès ont été assez lents, ne présentant que quelques améliorations notables ; les méthodes mises au point n'ont qu'occasionnellement évolué vers des applications réelles. Bref, l'analyse des textures du monde réel, s'est révélée extrêmement difficile. Les problèmes les plus difficiles, sont probablement causés par l'inhomogénéité naturelle des textures, l'illumination variable et la variabilité dans les formes des surfaces.

Dans la plupart des applications, l'analyse d'image doit être effectuée avec le moins de ressources de calcul possible, surtout dans l'inspection visuelle. La vitesse de l'extraction des traits peut jouer un rôle énormément important. La taille des descriptions calculées doit également être maintenue, aussi faible que possible pour faciliter la classification. Pour répondre aux exigences des applications du monde réel, les opérateurs de texture doivent être computationnellement bon marché et robustes contre les variations dans l'apparence d'une texture. Ces variations peuvent être causées par des éclairages irréguliers, des positions d'observation différentes, des ombres, etc. En fonction de l'application, les opérateurs de texture doivent donc être invariants face aux changements d'éclairage, de rotation, de mise à l'échelle, de point de vue, y compris les distorsions de perspective. L'invariance d'un opérateur ne peut cependant pas être augmentée à l'exception de la précision de la discrimination.

Il est facile de concevoir un opérateur invariant quelque soient les conditions, mais totalement inutile comme descripteur de texture.

Les méthodes de texture, peuvent être utilisées dans l'analyse d'images médicales, l'identification biométrique, la télédétection, la récupération d'images basée sur le contenu, l'analyse documentaire, la modélisation de l'environnement, la synthèse de texture et le codage d'images basé sur un modèle. Les études en neuropsychologie ont bien montré que le système neurologique humain, utilise les deux informations : holistique (ex., la forme globale de l'objet) et locale (ex., la texture ou les points de repères) pour différencier et reconnaître les individus (voir chapitre 2, section 2.3. (ii) les développements récents ont montré que les motifs binaires locaux (LBP) et leurs variantes, fournissent des résultats exceptionnels dans la représentation et l'analyse des caractéristiques ; ils ont la capacité à dériver facilement des modèles de caractéristiques efficaces, qui combinent dans un vecteur de données unique, la forme globale de l'objet analysé et la texture locale de son apparence.

V.2.3 Descripteurs de texture locaux

On peut utiliser des descripteurs caractérisant la totalité de l'image (descripteur global) ou plusieurs descripteurs locaux caractérisant chacun une partie de l'image. Les techniques modernes en imagerie, tendent à privilégier les descripteurs locaux aux globaux, car les descripteurs locaux sont plus efficaces, permettent une recherche plus fine et absorbent mieux, certaines variations. Dans le cas de descripteurs globaux, un seul descripteur décrit la totalité de l'image, cela les rend robustes au bruit qui peut affecter le signal, les histogrammes de couleur et des niveaux de gris en sont des exemples classiques, les descripteurs locaux s'associent à une partie/région de l'image qu'on commence par détecter avant de calculer le descripteur, cette partie peut concerner un objet par exemple ; la détection se fait indépendamment de la position dans l'image, ce qui assure l'invariance par translation. Ces descripteurs se basent sur la comparaison de niveau de luminance du pixel à analyser avec celles de ses proches voisins et la valeur qui le caractérise est calculée par leur somme pondérée par un certain poids (code binaire). Selon l'échelle du voisinage utilisé, certaines zones d'intérêts tels des coins ou des bords peuvent être détectées par ce descripteur. Dans la partie qui suit, nous présenterons les descripteurs de textures locales utilisées dans notre travail.

a- Motif binaire local (LBP: Local Binary Pattern)

Le motif binaire local présenté, est un opérateur de texture simple mais très efficace, il marque les pixels d'une image par le seuillage du voisinage de chaque pixel et considère le résultat comme un nombre binaire. L'opérateur de motif binaire local (LBP), a été développé comme une mesure de modèle invariant échelle de gris ajoutant des informations complémentaires à la "quantité" de texture dans les images. Il a été mentionné pour la première fois par Harwood et al. [199] et présenté au public par Ojala et al. [200]. Plus tard, il a montré d'excellentes performances dans de nombreuses études comparatives, tant en termes de vitesse que de discrimination. D'une certaine manière, cette approche regroupe les différentes approches statistiques et structurelles de l'analyse des textures, ouvrant ainsi une porte à l'analyse simultanée des micro-textures stochastiques et des macro-textures déterministes. Il semble également y avoir une certaine correspondance avec de nouveaux résultats psychophysiques dans le système visuel humain. En outre, indépendamment de toute transformation monotone de l'échelle de gris, l'opérateur est parfaitement adapté pour compléter les mesures de couleur ou pour compléter par une mesure orthogonale le contraste de l'image. L'opérateur LBP peut être invariant contre la rotation et il supporte également l'analyse multi-échelle.

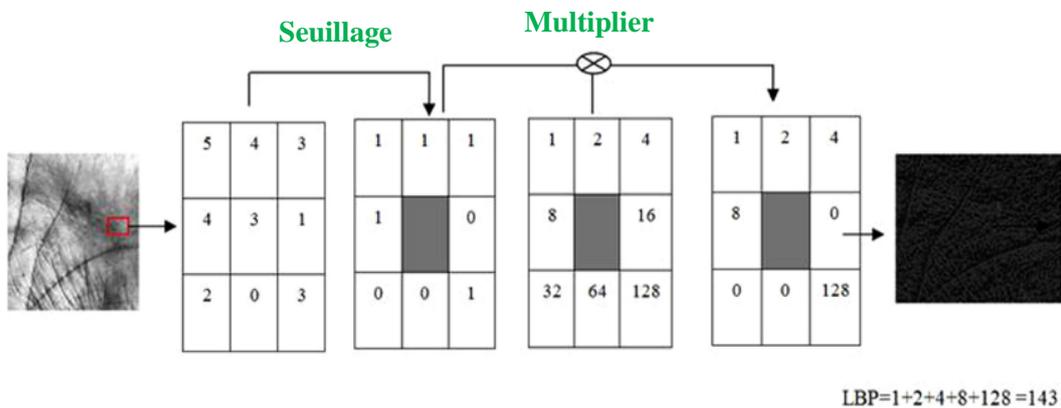


Figure V.2: Exemple d'extraction des caractéristiques par l'opérateur LBP basique: Application sur une image de paume de la main.

Le concept du LBP Basique [200], consiste à générer un motif binaire pour chaque pixel P de l'image à analyser. En effet, tous les voisins dans une région de taille R (exemple 3×3) prendront alors une valeur "1" si leur valeur est supérieure ou égale au niveau de gris de pixel à analyser (central) et "0" autrement. Les pixels de ce motif binaire sont alors multipliés par des poids (code binaire) et des sommes, afin

d'obtenir un code LBP du pixel courant, par conséquent on obtient une image sur 8 bits. La figure V.2, illustre la procédure de calcul de LBP sur une fenêtre de taille 3x3. Le descripteur LBP de texture d'une image pourrait donc être décrit par l'histogramme de dimension 255.

Pour calculer un code LBP dans un voisinage de P pixels, dans un rayon R , on compte simplement les occurrences de niveaux de gris g_p plus grands ou égaux à la valeur centrale.

$$LBR_{P,R}(x_c, y_c) = \sum_{p=1}^p S(g_p - g_c) 2^{p-1} \text{ avec } S(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x \text{ sinon} \end{cases} \quad (\text{V. 1})$$

Où g_i et g_c sont respectivement les niveaux de gris d'un pixel voisin et du pixel central.

Suite à cette version, plusieurs variantes ont été développées et utilisées pour la classification des images textures, la segmentation et le suivi d'objets en mouvement.

La première méthode de Ojala, dite LBP multi-échelle est fondée sur le choix du voisinage, afin de calculer un code LBP pour pouvoir traiter les textures à différentes échelles [200]. Etant donné un pixel de l'image, considéré comme pixel central de niveau de gris g_c , leur " P " proches voisins, de niveau de gris g_p avec $p=0, \dots, P-1$, sont considérés répartis sur un cercle de rayon " R ".

Soit une texture :

$$T = t(g_c, g_0, \dots, g_{P-1}) \quad (\text{V. 2})$$

Les coordonnées des proches voisins peuvent être exprimées en fonction des coordonnées du pixel centrale par :

$$\begin{cases} x_g = x_c + R \cdot \cos(2\pi \cdot \frac{p}{P}) \\ y_g = y_c + R \cdot \sin(2\pi \cdot \frac{p}{P}) \end{cases} \quad (\text{V. 3})$$

La figure V.3, montre que les coordonnées de certains proches voisins ne sont pas forcément situées au centre d'un pixel, d'où la nécessité de l'étape d'interpolation pour la détermination de leur niveau de gris.

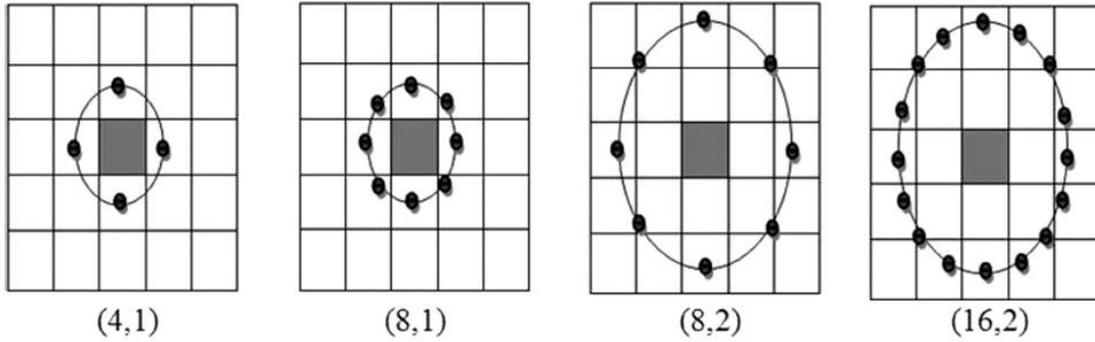


Figure V.3: LBP multi-échelle. Exemples de voisinages obtenus pour différents couples (P, R) .

Ainsi, on obtient un motif binaire local $LBP_{P,R}$ invariant à toute transformation monotone de l'échelle des niveaux de gris. Par la suite, chaque pixel central g_c est utilisé comme un seuil de la manière suivante :

$$T = t(\mu(g_0 - g_c), \dots, \mu(g_0 - g_{p-1})) \quad (V.4)$$

Finalement, le calcul du code LBP est obtenu de la même manière que le LBP basique. Comme les motifs du $LBP_{P,R}$ sont obtenus par échantillonnage circulaire autour du pixel central, la rotation de l'image en entrée a deux effets: chaque voisinage local est tourné dans un autre emplacement de pixels et dans chaque voisinage, les points d'échantillonnage sur le cercle entourant le point central sont tournés dans une orientation différente (voir figure V.4). Par conséquent, les labels LBP invariables à la rotation peuvent être obtenus en appliquant un mappage qui fait tourner circulairement chaque motif binaire à la valeur minimale. Par exemple, les séquences binaires 1000011, 1110000 et 0011100 proviennent de différentes rotations du même motif local et elles correspondent toutes à la séquence normalisée 0000111.

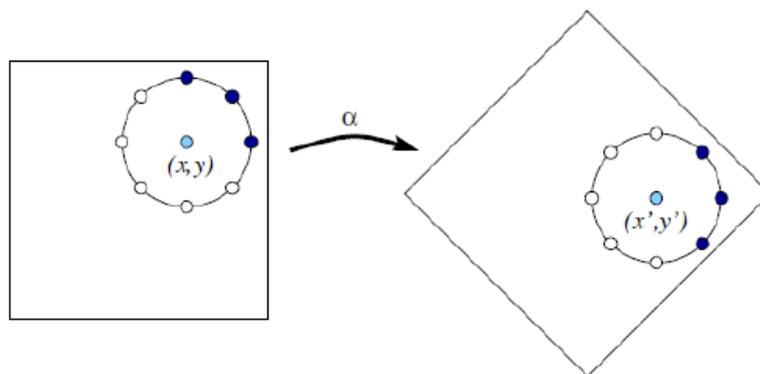


Figure V.4: Effet de rotation de l'image sur les points d'échantillonnage dans un voisinage circulaire.

b- Descripteur local Weber (WLD)

Le WLD [201], repose sur le fait que la perception humaine d'un modèle dépend non seulement du changement d'un stimulus comme le son et l'éclairage, mais aussi de l'intensité originelle du stimulus. Le WLD se compose plus précisément, de deux composantes: l'excitation différentielle et l'orientation. La composante d'excitation différentielle est une fonction du rapport entre deux termes : l'une représente les différences d'intensités relatives d'un pixel courant par rapport à ses voisins; l'autre est l'intensité du pixel courant. La composante d'orientation est quant à elle, l'orientation du gradient du pixel courant.

Le WLD est inspiré par la loi de Weber, qui est une loi psychologique. Ernst Weber, psychologue expérimental au XIXe siècle, a observé que le rapport entre le seuil d'incrément et l'intensité de fond est constant [202]. Cette relation connue depuis, comme la loi de Weber, peut être exprimée comme :

$$\frac{\Delta I}{I} = k \quad (\text{V.5})$$

Où ΔI représente le seuil d'incrément (différence juste perceptible pour la discrimination); I représente l'intensité initiale du stimulus et k signifie que la proportion du côté gauche de l'équation reste constante malgré les variations du terme I . La fraction $\Delta I / I$ est connue sous le nom de fraction de Weber.

La loi de Weber, plus simplement énoncée, dit que la taille d'une différence juste perceptible (c'est-à-dire, ΔI) est une proportion constante de la valeur du stimulus d'origine. Ainsi, par exemple, dans un environnement bruyant, il faut crier pour être entendu tandis qu'un chuchotement fonctionne dans une pièce calme.

Il indique que le changement d'un stimulus (son, éclairage) qui sera juste perceptible, est un rapport constant du stimulus original. Quand le changement est plus petit que ce rapport constant du stimulus original, un être humain le reconnaîtrait comme un bruit de fond plutôt qu'un signal valide. Motivé par ce point, pour un pixel donné, la composante d'excitation différentielle du descripteur local de Weber proposé (WLD), est calculée sur la base du rapport entre les deux termes : l'une représente les différences d'intensités relatives d'un pixel courant par rapport à ses voisins (par exemple, 3×3 région carrée); l'autre est l'intensité du pixel courant.

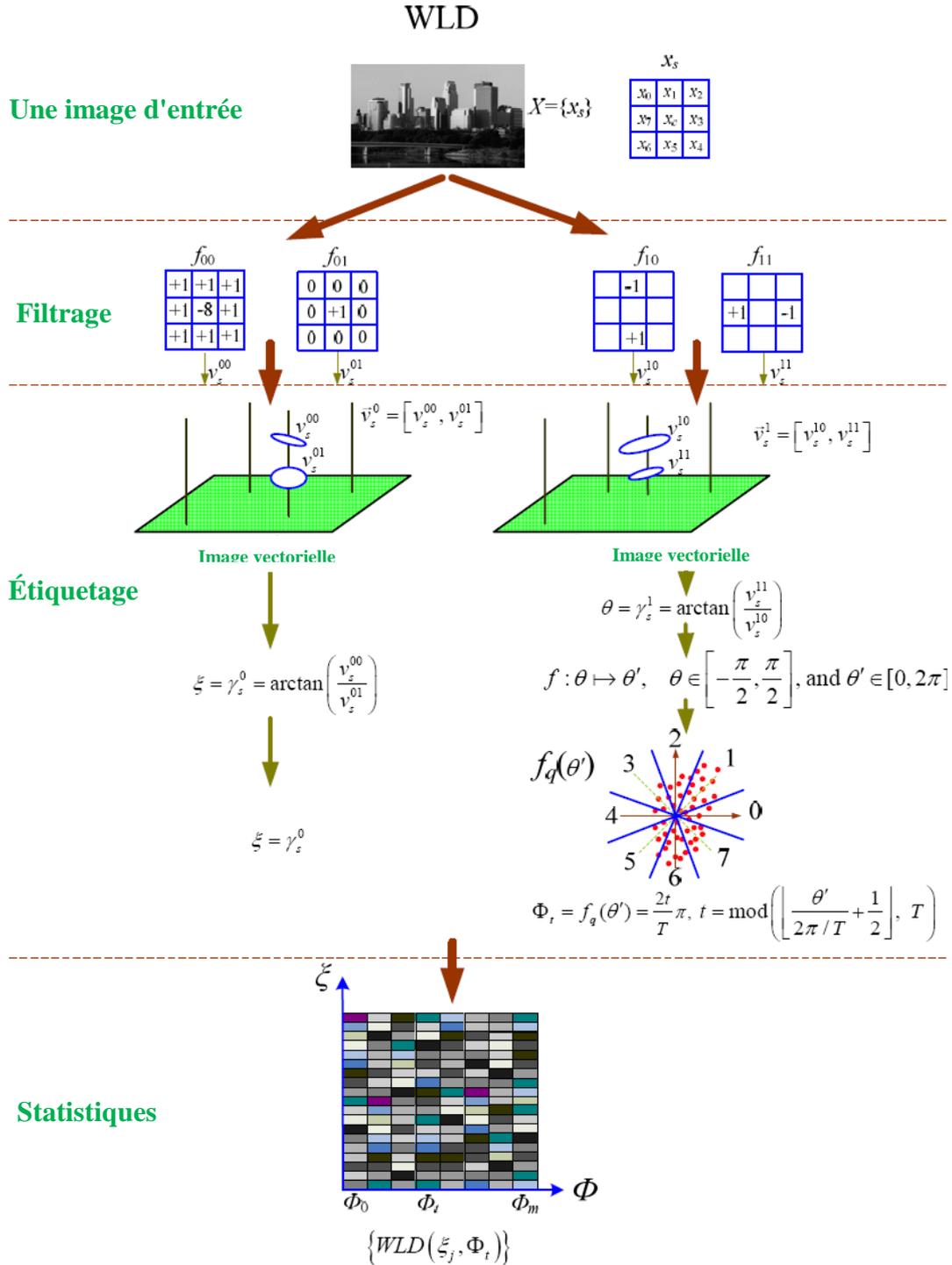


Figure V.5: Illustration du calcul du descripteur WLD.

Avec la composante d'excitation différentielle, nous tentons d'extraire les motifs saillants locaux de l'image d'entrée. En outre, nous calculons également l'orientation du gradient du pixel courant. C'est-à-dire, pour chaque pixel de l'image d'entrée, on calcule deux composantes de la caractéristique WLD (c'est-à-dire l'excitation différentielle et l'orientation en gradient). En combinant la caractéristique WLD par

pixel, nous représentons une image d'entrée (ou région d'image) avec un histogramme, que nous appelons ici, histogramme WLD. Dans notre cas, la fonction WLD est calculée en pixel.

En ce qui concerne le descripteur LBP, il représente une image d'entrée en construisant des statistiques sur les variations de micro-patterns locales. Par contre, le WLD, calcule d'abord les micro-schémas saillants (c'est-à-dire l'excitation différentielle), puis construit des statistiques sur ces motifs saillants avec l'orientation du gradient de point courant.

La plus petite taille des régions de soutien pour WLD permet de capturer plus de traits saillants locaux. En outre, le WLD peut être facilement étendu pour extraire les fonctionnalités multi-granularité par des techniques d'analyse multi-échelle.

c-Caractéristiques statistiques et binarisées de l'image (BSIF : Binarized Statistical Image Features)

Contrairement à la LBP et la PLQ qui peuvent être utilisées pour calculer les statistiques d'étiquettes dans les voisinages des pixels locaux, le nouveau descripteur local appelé BSIF (Binarized Statistical Image Features), récemment proposé par Kannala et Rahtu pour la reconnaissance faciale 2D et la classification de texture ; utilise un ensemble prédéfini manuellement de filtres linéaires et binarisation des réponses du filtre [203].

Compte tenu d'une image patch X de taille $l \times l$ pixels et un filtre linéaire W_i de la même taille, la réponse du filtre s_i est obtenue par :

$$s_i = \sum_{u,v} W_i(u,v)X(u,v) = w_i^T x \quad (V.6)$$

Où la notation de vecteur est introduite dans la dernière étape, à savoir, les vecteurs w et x contiennent les pixels de W_i et X . La fonction binarisée b_i est obtenue par :

$$b_i = \begin{cases} 1 & \text{si } s_i > 0 \\ 0 & \text{autrement} \end{cases} \quad (V.7)$$

Compte tenu de n filtres linéaires W_i , nous pouvons les empiler sur une matrice W de taille $n \times l^2$ et calculer toutes les réponses à la fois, c'est-à-dire $s = Wx$. On obtient

la chaîne de bits b par la binarisation de chaque élément s_i de s comme ci-dessus. Ainsi, compte tenu des caractéristiques des détecteurs linéaires W_i , le calcul de la chaîne de bits b est simple. En outre, il est clair que les chaînes de bits pour tous les blocs de l'image de taille $l \times l$, entourant chaque pixel d'une image, peuvent être calculés facilement pour n convolutions. Afin d'obtenir un ensemble utile de filtres W_i Kannla et Rahtu [203], ont appliqué les concepts de [204] et estimé les filtres en maximisant l'indépendance statistique des s_i . Pour estimer les composantes indépendantes, il faut scinder la matrice de filtre en deux parties par:

$$s = W_x = UV_x = U_z \quad (V.8)$$

Où $z = Vx$, et U est une matrice carrée de taille $n \times n$ qui sera estimée par ICA (Independent Component Analysis) et la matrice V effectue le prétraitement canonique, c'est le blanchiment et la réduction de la dimension simultanés des échantillons simples x . Bref, le prétraitement canonique utilise l'analyse en composantes principales, présentée ci-après.

Étant donné un ensemble d'images patchs sélectionnés au hasard à partir d'images naturelles de l'ensemble d'apprentissage, les patchs sont d'abord faits de moyenne nulle (l'intensité moyenne de chaque patch est soustraite) et leur dimension est réduite en ne conservant que les n premières composantes principales qui sont divisées par leur écart-type pour obtenir des échantillons de données blanchis z . Dans le détail, compte tenu de la décomposition en vecteurs propres et en valeurs propres $C = EDE^T$ de la matrice de covariance C des échantillons x , la matrice V est définie par:

$$V = (D^{\frac{-1}{2}} E^T)_{1:n} \quad (V.9)$$

Où la diagonale principale de D contenant les valeurs propres de C dans l'ordre décroissant, et $_{1:n}$ désigne les n premières lignes de la matrice entre parenthèses. Ensuite, compte tenu de la valeur moyenne nulle des échantillons de données blanchies z , on peut utiliser des algorithmes d'analyse en composantes indépendantes standards pour estimer une matrice orthogonale U avec laquelle on produit les composantes indépendantes s des données d'apprentissage. En d'autres termes, étant donné que $z = U^1 s$, les composantes indépendantes permettent de représenter les échantillons z comme une superposition linéaire de vecteurs de base définis par les

colonnes de U^{-1} de données. Enfin, compte tenu de U et de V , on obtient la matrice de filtre $W=UV$, qui peut être directement utilisée pour le calcul BSIF.

Dans toutes les expériences de *Kannla* et *Rahtu* [203], les filtres sont tirés d'un ensemble de 13 images naturelles fournies par les auteurs. Avant l'échantillonnage aléatoire, des images patches ont été normalisées pour avoir une moyenne zéro et la variance unité. Comme décrit ci-dessus, il existe deux paramètres dans le descripteur BSIF : la taille du filtre l et la longueur n de la chaîne de bits. Les filtres W sont construits par utilisation de plusieurs choix différents de valeurs de paramètres. Chaque ensemble de filtres a été appris par utilisation de 50 000 images patches. L'apprentissage a été mené par le processus en trois étapes détaillées dans le paragraphe précédent : (a) soustraction de l'intensité moyenne de chaque patch, (b) réduction de la dimension et blanchiment par analyse en composante principale et (c) estimation des composantes indépendantes. Les filtres obtenus avec $l=7$ et $n=8$ sont illustrés par la figure V.6.

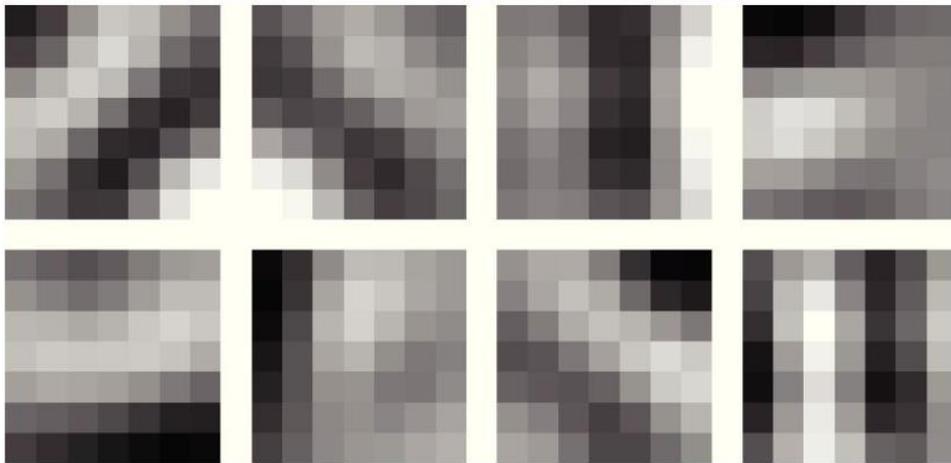


Figure V.6: Filtres tirés de taille $l=7$ et nombre de bits $n=8$.

Comme décrit ci-dessus, il existe deux paramètres pour le descripteur BSIF : la taille du filtre l et la longueur de la chaîne de bits n . Les images de profondeur de code BSIF et d'intensités correspondantes, sont représentées dans la Figure V.6. La taille du filtre l varie de 7 à 13 et la longueur de la chaîne de bits n varie de 6 à 10.

V.3 Fusion au niveau caractéristiques

La fusion au niveau des caractéristiques, est moins limitée par la nature des données biométriques. Cependant, une certaine homogénéité est nécessaire pour la

plupart des méthodes de fusion au niveau des caractéristiques comme par exemple la moyenne de plusieurs "templates" d'empreintes ou de visage. Un exemple de fusion au niveau des caractéristiques qui ne nécessitent pas vraiment d'homogénéité, est la concaténation de plusieurs vecteurs de caractéristiques avant le traitement par l'algorithme de comparaison. Par exemple, dans [188], Jing et *al.* proposent une méthode de fusion de caractéristiques pour de la fusion de visage et d'empreinte palmaire. La fusion est effectuée par concaténation d'images obtenues par transformée de Gabor sur les images de visage et d'empreinte de la main.

Notre objectif dans ce travail est d'obtenir à partir de la fusion des deux modalités, un vecteur de caractéristique unique plus discriminatif que n'importe quel vecteur de caractéristiques d'entrée.

Afin d'atteindre ce but, nous avons étudié l'utilisation des méthodes d'analyse de corrélation canonique (CCA) et de fusion de caractéristiques en série (concaténation de caractéristiques). La CCA a été récemment utilisée par Haghghat et *al.* [205], pour la reconnaissance multimodale; c'est une technique d'analyse statistique puissante [17], largement utilisée pour explorer les relations entre deux séries de variables multivariées.

V.3.1.Fusion de caractéristiques par l'utilisation de l'analyse de corrélation canonique (CCA : *canonical correlation analysis*)

Les deux vecteurs caractéristiques sont combinés, pour en obtenir un seul, plus discriminatif que n'importe quel autre vecteur caractéristique d'entrée. Ceci est obtenu en utilisant une technique de fusion de caractéristiques, basée sur l'analyse de corrélation canonique (CCA) [206].

L'analyse de corrélation canonique (CCA), est l'une des précieuses méthodes de traitement multi-données, qui a été largement utilisée pour analyser les relations mutuelles entre deux ensembles de variables. Supposons que $X \in R^{p \times N}$ et $Y \in R^{q \times N}$ dénotent deux matrices, chacune contient n vecteurs de caractéristiques d'apprentissage à partir de deux modalités différentes. C'est-à-dire que, pour chaque échantillon, deux vecteurs caractéristiques avec des dimensions p et q sont extraits respectivement des première et seconde modalités.

Soient $S_{xx} \in R^{p \times p}$ et $S_{yy} \in R^{q \times q}$ les matrices de covariance de X et de Y et $S_{xy} \in R^{p \times q}$, la matrice de covariance entre-ensemble (il est à noter que $S_{yx} = S_{xy}^T$). La matrice de covariance globale $(p + q) \times (p + q)$, S , contient toutes les informations sur les associations entre paires de traits :

$$s = \begin{pmatrix} cov(x) & cov(x, y) \\ cov(y, x) & cov(y) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} S_{xx}S_{xy} \\ S_{yx}S_{yy} \end{pmatrix} \quad (V. 10)$$

Cependant, la corrélation entre ces deux ensembles de vecteurs caractéristiques peut ne pas suivre un modèle cohérent, et donc, la compréhension des relations entre ces deux ensembles de vecteurs caractéristiques de cette matrice est difficile [207]. La CCA cherche à trouver les combinaisons linéaires, $X = W_x^T X$ et $Y = W_y^T Y$, qui maximisent les corrélations par paires entre les deux ensembles de caractéristiques :

$$corr(X^*, Y^*) = \frac{cov(X^*, Y^*)}{var(X^*) \cdot var(Y^*)} \quad (V. 11)$$

Où $cov(X^*; Y^*) = W_x^T S_{xy} W_y$, $var(X^*) = W_x^T S_{xx} W_x$

et $var(Y^*) = W_y^T S_{yy} W_y$.

La maximisation est réalisée, en utilisant des multiplicateurs de Lagrange en maximisant la covariance entre X^* et Y^* , sous réserve des contraintes $var(X^*) = Var(Y^*) = I$. Les matrices de transformation, W_x et W_y sont ensuite trouvées en résolvant les équations des valeurs propres :

$$\begin{cases} S_{xx}^{-1} S_{xy} S_{yy}^{-1} S_{yx} \hat{W}_x = R^2 \hat{W}_x \\ S_{yy}^{-1} S_{yx} S_{xx}^{-1} S_{xy} \hat{W}_y = R^2 \hat{W}_y \end{cases} \quad (V. 12)$$

Où \hat{W}_x et \hat{W}_y sont les vecteurs propres et R^2 est la matrice diagonale des valeurs propres ou des carrés des corrélations canoniques. Le nombre de valeurs propres non nulles dans chaque équation est: $d = rang(S_{xy}) \leq \text{Min}(n, p, q)$, qui seront triés dans l'ordre décroissant, $r_1 \geq r_2 \geq \dots \geq r_d$. Les matrices de transformation, W_x et W_y sont constituées des vecteurs propres triés, correspondant aux valeurs propres non nulles. X^* ; $Y^* \in R^{d \times N}$ sont connus sous le nom de variantes canoniques. Pour les données transformées, la matrice de covariance d'échantillon définie dans l'équation (1), sera de la forme suivante :

$$S = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 & r_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & \cdots & 0 & 0 & r_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & & \ddots & & \vdots & & \ddots & \\ 0 & 0 & \cdots & 1 & 0 & 0 & \cdots & r_d \\ \hline r_1 & 0 & \cdots & 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & r_2 & \cdots & 0 & 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & & \ddots & & \vdots & & \ddots & \\ 0 & 0 & \cdots & r_d & 0 & 0 & \cdots & 1 \end{bmatrix} \quad (V.13)$$

La matrice ci-dessus montre que les variantes canoniques, ont une corrélation non nulle uniquement sur leurs indices correspondants. Les matrices d'identité dans les coins supérieurs gauche et inférieurs droit, montrent que les variantes canoniques sont non corrélées à l'intérieur de chaque ensemble de caractéristiques. Comme défini dans [205], la fusion au niveau de l'entité est réalisée soit par concaténation ou sommation des vecteurs de caractéristiques transformés :

$$Z = \begin{pmatrix} X^* \\ Y^* \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} W_x^T X \\ W_y^T Y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} W_x & 0 \\ 0 & W_y \end{pmatrix}^T \begin{pmatrix} X \\ Y \end{pmatrix} \quad (V.14)$$

Où Z est appelé: Caractéristique de l'analyse de corrélation canonique.

V.4. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les principales notions utilisées dans le domaine de l'analyse de texture, qui est un problème très difficile. Cette difficulté est due essentiellement au fait qu'il n'existe pas de définition précise et rigoureuse de la notion de texture.

Le choix des attributs de texture d'une manière générale, est un point délicat puisqu'il dépend de plusieurs facteurs. Les attributs sont donc à choisir avec précaution car non seulement ils dépendent de l'application considérée, mais ils influent également sur la performance de la discrimination.

Les descripteurs locaux de l'image font l'épine dorsale des approches actuelles pour la reconnaissance visuelle d'objets. La fonction du descripteur est de convertir les informations au niveau-pixel en une forme utile, qui capture les contenus les plus importants de l'image. Contrairement aux descripteurs globaux qui calculent les caractéristiques directement à partir de l'image entière, les descripteurs locaux,

considérés comme les plus efficaces dans les conditions réelles, représentent les caractéristiques en petits patchs locaux de l'image.

Dans le cadre de cette thèse, nous avons étudié l'utilisation de quatre descripteurs de texture locaux très récents, à savoir: LBP, 1DLBP, LPQ et BSIF et nous avons fourni une vaste analyse comparative sur deux modalités biométriques différentes, que sont, le visage et l'oreille, en utilisant des bases d'images appropriées. Les descripteurs ont été analysés en termes de précision de classification et de complexité algorithmique. En outre, les performances de ces descripteurs sous différents paramètres, sont bien discutés dans le chapitre suivant.

Par ailleurs, nous avons expliqué la méthode de fusion au niveau caractéristique de l'oreille et de la paume de la main, que nous avons proposé et adopté. Cette approche pour laquelle nous avons opté, est à la fois simple, efficace et ne nécessite pas beaucoup de calculs. Dans le chapitre suivant, nous allons présenter les performances de notre système biométrique unimodal et multimodal.

Chapitre VI
Résultats expérimentaux

Chapitre VI :

Résultats expérimentaux

A- Système multimodale

VI.1 Introduction

La multimodalité est une alternative qui permet d'améliorer de manière systématique la performance d'un système biométrique. Par performance, nous entendons à la fois la précision du système, mais aussi son efficacité, plus particulièrement. En effet, les systèmes biométriques unimodaux font en général des erreurs différentes, alors il est possible de tirer parti de cette complémentarité offerte par la multimodalité afin d'améliorer la performance du système.

Malgré les avantages des systèmes biométriques par rapport aux systèmes traditionnels, ils sont vulnérables à des attaques spécifiques qui peuvent dégrader considérablement leurs fonctionnalités et l'intérêt d'employer de tels systèmes. Ainsi, l'évaluation de la sécurité des systèmes biométriques est devenue indispensable pour garantir l'opérationnalité de ces systèmes.

Le présent chapitre est consacré à la présentation des tests effectués et les résultats obtenus. Nous étudions les performances des deux systèmes (oreille et palmprint) de façon séparée avant de présenter les résultats de nos combinaisons. En outre, notre système sera comparé aux travaux de ceux qui ont travaillé sur les mêmes bases de données utilisées.

Pour tester les différentes approches, nous allons utiliser des méthodes de classification multi-classes supervisées, à savoir : les k-plus proches voisins (k-NN), Classification basée sur la représentation collaborative avec les moindres carrés régularisés (CRC_RLS) et les séparateurs à vaste marge (SVM). L'évaluation et la comparaison sont effectuées en utilisant le mode d'identification avec des taux d'identification au rang-1, discutés également dans le premier chapitre. L'implémentation des différents algorithmes de notre système ainsi que le déroulement de tous les tests sont faits sous Matlab.

VI.2 Représentation et reconnaissance biométrique à base de descripteur de textures locales

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

VI.3. Bases d'images

VI.3.1. Oreille

La base d'images IIT Delhi [208] est constituée d'images d'oreilles, collectées par des étudiants et par le personnel de l'université IIT Delhi, New Delhi (Inde). Les images ont été acquises entre Octobre 2006 et Juin 2007 par l'utilisation d'une configuration simple de l'image. Toutes les images ont été prises à distance et dans un environnement intérieur. La base de données actuellement disponible, a deux versions: la première version, dénotée par IIT Delhi-1, contient 493 images de 125 objets (personnes) différents et la deuxième, dénotée par IIT Delhi-2, contient 793 images de 221 objets différents. Chaque objet dans la base de données comporte au moins trois images d'oreilles. Les objets sont dans l'intervalle d'âge de 14 à 58 ans. La résolution des images est de 272×204 pixels.

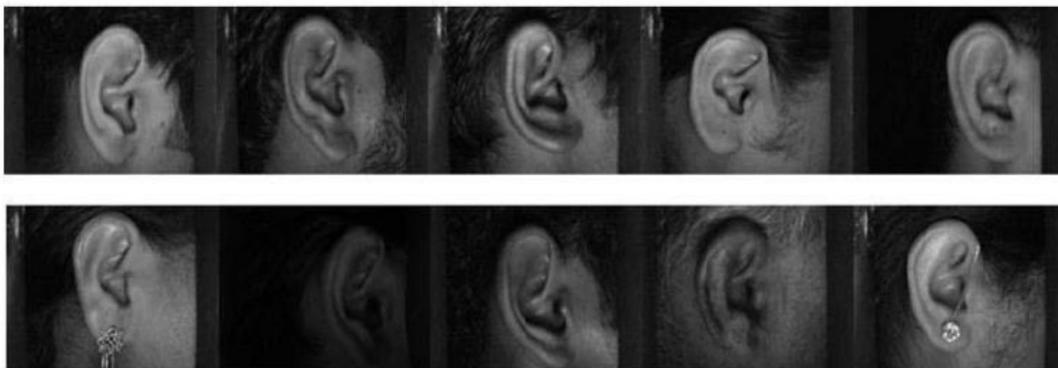


Figure VI.1: Quelques échantillons de la base d'images IIT Delhi-oreille.

La figure VI.1 représente certains échantillons. En addition aux images originales, cette base de données est également livrée avec des images d'oreilles automatiquement normalisées et redimensionner dans une taille de 50×180 pixels (voir Figure VI.2.).

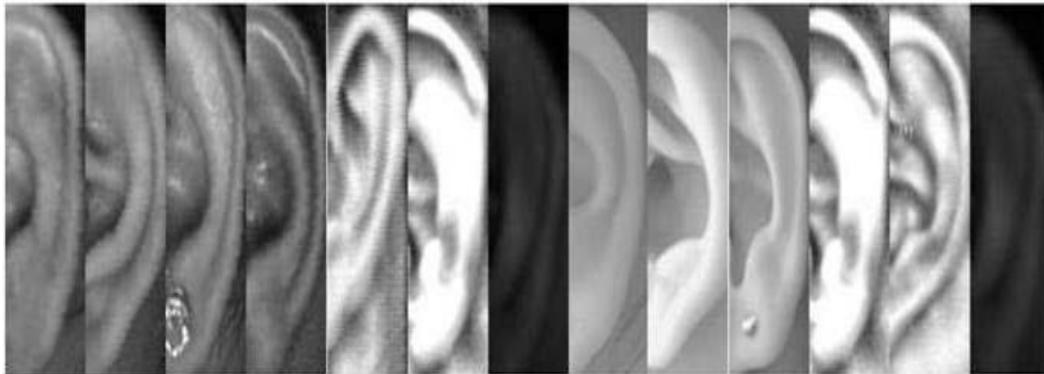


Figure VI.2: Quelques échantillons normalisés de la base d'images IIT Delhi-oreille.

VI.3.2. palmprint

La base de données IIT Delhi [209] palmprint image, consiste en des images de la paume de la main recueillies auprès des étudiants et du personnel de IIT Delhi, New Delhi, Inde. Cette base de données a été acquise sur le campus IIT de Delhi en juillet 2006 - juin 2007 en utilisant une configuration d'imagerie simple et tactile. Toutes les images sont recueillies dans l'environnement intérieur et emploient l'éclairage circulaire fluorescent autour de la lentille de la caméra. La base de données actuellement disponible est de 235 utilisateurs, toutes les images sont au format bitmap (* .bmp). Tous les sujets de la base de données sont dans le groupe d'âge 12-57 ans. Sept images de chaque sujet, de la main gauche et de la main droite, sont acquises en variant les variations de la main. Chaque sujet reçoit une rétroaction en direct pour présenter sa main dans la région d'imagerie. L'imagerie sans contact entraîne des variations d'échelle d'image plus élevées. Les images acquises ont été numérotées séquentiellement pour chaque utilisateur avec un numéro d'identification entier. La résolution de ces images est 800×600 pixels et toutes ces images sont disponibles en format bitmap. En plus des images d'origine, des images palmprint 150×150 pixels automatiquement coupées et normalisées sont également disponibles.

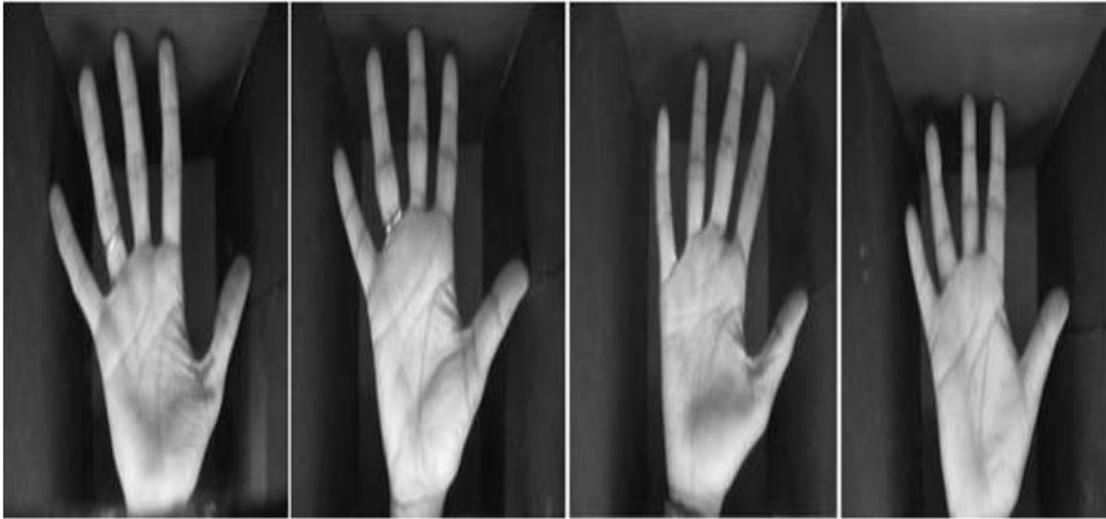


Figure VI.3: Quelques échantillons de la base d'images IIT Delhi-palmprint.

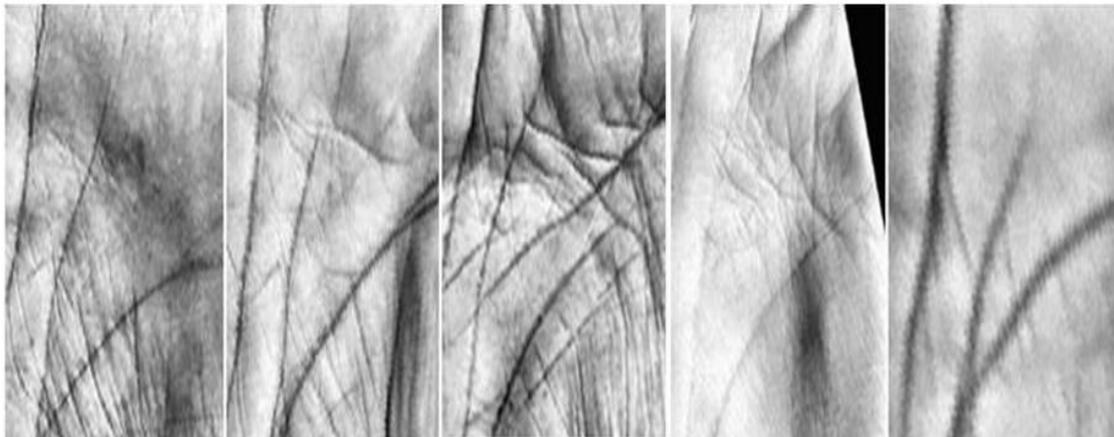


Figure VI.4: Quelques échantillons normalisés de la base d'images IIT Delhi-palmprint.

VI.4 Performance de la biométrie unimodal de l'oreille et de la palmprint

Soit une image d'oreille ou de la paume de la main, nous proposons la représentation suivante de l'image. Tout d'abord, nous effectuons un prétraitement sur l'image originale en appliquant le filtre médian et la normalisation de l'histogramme. L'objectif de l'étape de prétraitement consiste à préparer la représentation de l'image originale afin de faciliter la tâche des modules suivants et d'améliorer les performances de l'identification. Premièrement, l'image couleur est convertie en une image au niveau gris. Ensuite, l'image au niveau de gris est filtrée par le filtre médian pour réduire le bruit. A la fin, l'histogramme de l'image filtrée est normalisé pour

améliorer le contraste. L'image normalisée est alors décomposée en plusieurs sous-images de différentes tailles en utilisant la projection horizontale-verticale (voir figure VI.5), afin de mieux caractériser les détails et la corrélation entre les patches de l'image. Le descripteur de texture, soit LBP, WLD ou BSIF, est ensuite appliqué sur chaque bloc (sous-image), un histogramme sera, par conséquent, extrait à partir de chaque bloc. Finalement, les histogrammes extraits de chaque bloc sont concaténés dans un histogramme de caractéristiques global représentant l'image de l'oreille ou de la paume de la main. Ce dernier présente effectivement une description de la modalité à trois niveaux différents de localité: les labels du descripteur de texture local pour l'histogramme contenant des informations sur les motifs au niveau pixel, les labels sont additionnés sur une petite région pour produire l'information au niveau régional et les histogrammes régionaux sont concaténés pour construire une description globale de la modalité.

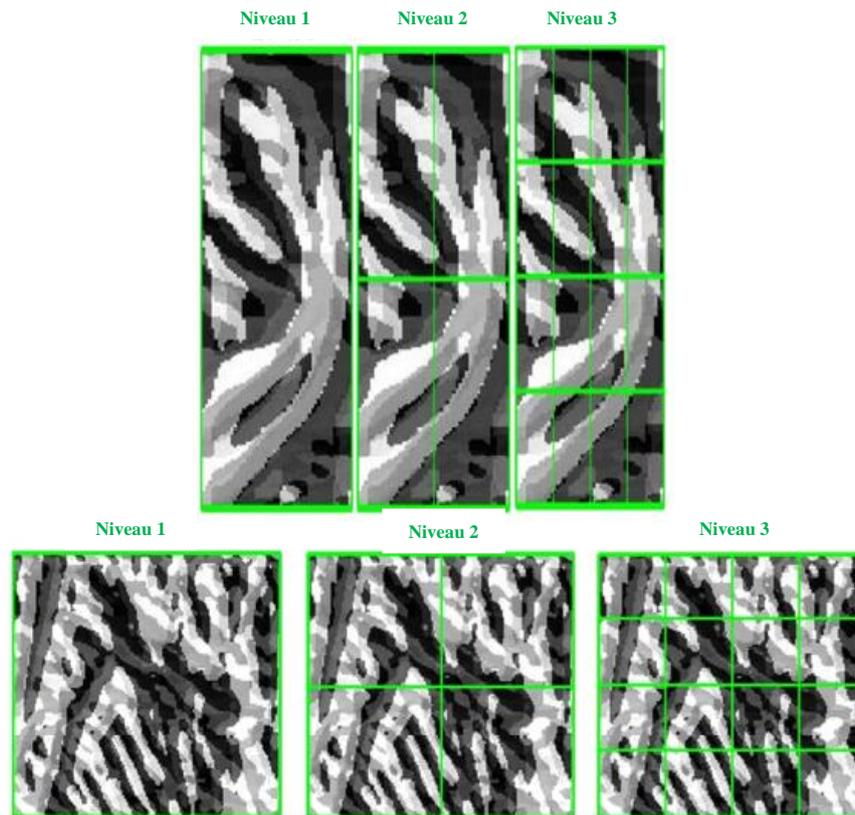


Figure VI.5: Stratégie de la décomposition de l'image en plusieurs sous-blocs (décomposition horizontale-verticale).

Pour une évaluation approfondie, nous avons effectué une série d'expérimentations en utilisant les descripteurs de texture locaux, détaillés dans le chapitre précédent, à savoir: LBP, WLD et BSIF afin d'extraire des caractéristiques discriminantes à partir d'un ensemble d'images (oreilles/palmprint) mis à la disposition des chercheurs et fournies par les bases de données: IIT Delhi-oreille [208] et IIT Delhi-palmprint [209]. La description de chaque base d'images ainsi que le protocole utilisé pour évaluer les performances de chaque base de données sont discutés dans la sous-section suivante. Nous avons utilisé Matlab 2010b pour implémenter nos expérimentations sur Windows 7, Dell Core i3, CPU 2.7 Ghz avec 6Gb de Ram.

Dans le premier scénario "expérimentations en utilisant deux images référentielles en apprentissage", deux images d'oreilles, pour chaque objet de la base de données, ont été utilisées comme un ensemble d'apprentissage et les images d'oreilles restantes (c'est-à-dire, entre une et quatre images) ont été utilisées comme un ensemble de test. Comme la plupart des objets dans les trois bases de données ont trois images, nous avons effectué trois permutations et rapporté le taux d'identification moyen au rang-1.

Dans le deuxième scénario "expérimentations en utilisant une seule image référentielle en apprentissage", une seule image d'oreille, pour chaque personne dans la base de données, a été utilisée comme un ensemble d'apprentissage, tandis que les images d'oreilles restantes (c'est-à-dire, entre deux et quatre images) ont été utilisées comme un ensemble de test. Nous avons également fait trois permutations et rapporté le taux d'identification moyen au rang-1.

VI.4.1 Performance de la biométrie unimodale de l'oreille

Afin de mieux comprendre les performances du descripteur BSIF, nous avons effectué plusieurs ensembles d'expériences sur la base de données de l'oreille IIT Delhi-2 en utilisant le descripteur BSIF, en variant deux paramètres: la taille de la fenêtre de filtre et le nombre de bits qui composent la chaîne de code binaire. Pour déterminer la valeur qui donne les meilleurs résultats, nous avons commencé par explorer tous les paramètres BSIF.

Le tableau 1, présente les résultats d'un exemple de plusieurs expériences appliquées sur la base de données IIT Delhi-2-ear. Les meilleurs paramètres du descripteur BSIF se sont avérés être, une taille de fenêtre de (17×17) pixels avec 10 et 11 bits, dans le niveau 3 de la division pyramidale avec deux images dans la phase

d'apprentissage. Les résultats obtenus en utilisant LBP, WLD et BSIF avec les trois niveaux de la division de la pyramide spatiale sont résumés dans le Tableau VI.2.

Tableau VI.1. Taux de reconnaissance en utilisant tous les paramètres du BSIF, niveau 3 de la division pyramidale spatiale, avec deux images dans l'ensemble d'apprentissage, appliquées à la base de données de l'IIT Delhi-oreille.

Paramètres BSIF	3×3	5×5	7×7	9×9	11×11	13×13	15×15	17×17
5	90,95	93,21	94,11	96,38	96,83	95,02	94,57	94,11
6	91,85	95,92	95,92	97,29	97,29	96,38	95,47	95,47
7	92,76	94,11	95,92	96,38	96,83	95,92	95,02	97,29
8	91,85	94,11	95,92	97,29	96,83	97,74	97,74	97,29
9	/	93,66	96,83	97,29	97,74	97,74	96,83	97,29
10	/	95,92	97,29	97,29	97,29	97,74	98,64	98,90
11	/	90,04	91,85	95,92	96,38	96,83	96,38	98,90
12	/	81,44	88,68	88,23	90,94	91,85	92,30	89,59

Pour déterminer la valeur qui donne les meilleurs résultats, nous avons commencé par explorer tous les paramètres BSIF.

Le tableau VI.1, présente les résultats d'un exemple de plusieurs expériences appliquées sur la base de données IIT Delhi-2-oreille. Les meilleurs paramètres du descripteur BSIF se sont avérés être, un filtre de la taille (17×17) pixels avec 10 et 11 bits, dans le niveau 3 de la division pyramidale avec deux images dans l'ensemble d'entraînement. Les résultats obtenus en utilisant LBP, WLD et BSIF avec les trois niveaux de la division de la pyramide spatiale, sont résumés dans le Tableau VI.2.

Par rapport à l'état de l'art, nos résultats indiquent que la méthode proposée basée sur le BSIF, surpasse toutes les approches les plus avancées mentionnées dans le tableau VI.3, dans les mêmes conditions et le même protocole d'évaluation (le plus largement utilisé Protocole dans la littérature, est deux images comme l'ensemble d'apprentissage).

Tableau VI.2. Taux de reconnaissance obtenus par le classificateur K-NN en utilisant deux images dans l'ensemble d'apprentissage, appliquées à la base de données d'oreille IIT Delhi-2.

Descripteur	Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3
LBP(8.1)	62,44	83,25	90,49
LBP(8.2)	72,85	87,33	93,21
LBP(8.3)	78,28	89,59	95,02
WLD	55,20	73,30	89,59
BSIF	96,83	97,28	98,90

Tableau VI.3. Sommaire des travaux connexes et récents en identification des individus par oreille.

Références	Extraction de caractéristiques	Classifieur	Taux de reconnaissance
Hurley [210]	Force field transform	K-NN	66,67
Kumar [211]	Shape feature	K-NN	30,62
	Gabor phase	K-NN	84,46
	Gabor orientation weighted	K-NN	88,39
	Orthogonal log-Gabor filter	K-NN	95,93
Kumar [212]	One-dimensional quadrature filter	Hamming distance	94,72
	2-D quadrature filter	Hamming distance	96,08
Kumer [213]	Sparse representation of local gray-level orientations	Sparse representation	97,73
Mamta [214]	Traditional principal component analysis	Inner product classifier (IPC)	79
	Local principal independent components	Inner product classifier (IPC)	97.2
Basit [215]	Nonlinear curvelet features	K-NN	96,22
Our approach	BSIF descriptor	K-NN	98,90

VI.4.2 Performance de la biométrie unimodale de palmprint

Dans cette sous-section, nous évaluons la performance de l'algorithme unimodal de notre système palmprint proposé.

Tableau VI.4. Taux de reconnaissance en utilisant tous les paramètres BSIF, niveau 3 de la division pyramidale spatiale, avec deux images dans l'ensemble d'apprentissage, appliquées à la base de données IIT Delhi-palmprint

paramètres BSIF	3×3	5×5	7×7	9×9	11×11	13×13	15×15	17×17
5	84,61	87,78	90,95	90,49	90,95	91,85	90,95	90,04
6	85,97	90,95	91,85	91,85	92,76	93,66	94,11	92,30
7	86,87	91,85	95,02	93,66	95,02	94,57	95,47	94,57
8	88,68	91,85	95,02	95,92	95,47	95,02	95,02	95,02
9	/	91,40	95,92	95,02	95,47	96,38	96,38	95,92
10	/	92,76	95,47	96,38	95,92	96,38	95,92	96,83
11	/	91,40	94,57	95,47	96,38	97,73	96,83	96,83
12	/	85,52	87,33	92,30	95,47	92,47	92,76	92,30

Le tableau VI.4 montre les résultats du taux d'identification en utilisant tous les paramètres BSIF, avec le niveau 3 de la division pyramidale spatiale et deux images dans l'ensemble d'apprentissage. Il ressort clairement des résultats, que le descripteur BSIF avec le filtre de 13 x 13 pixels et 11 bits surpasse toutes les combinaisons restantes. Comme le montre le tableau VI.5, le descripteur BSIF donne le meilleur taux d'identification. Le tableau VI.6 montre que l'approche proposée atteint des capacités discriminatoires plus élevées que celles décrites dans [216-218, 2120].

Tableau VI.5. Taux de reconnaissance obtenus par le classificateur K-NN à l'aide de deux images dans l'ensemble d'apprentissage, appliquées à la base de données l'IIT Delhi-palmprint.

Descripteur	Niveau -1	Niveau -2	Niveau -3
LBP(8.1)	46,60	76,92	86,42
LBP(8.2)	46,60	76,01	86,92
LBP(8.3)	51,58	76,01	88,23
WLD	27,14	46,15	66,46
BSIF	91,40	95,47	97,73

Tableau VI.6. Sommaire des travaux connexes et récents en identification des individus par paume de la main.

Références	Extraction de caractéristiques	Taux de reconnaissance
Dewen [216]	2D-LPP	84,67
Madasu [217]	wavelet based feature	94,4
Parihar [218]	Harris	97,5
	SIFT	93
Kumar [219]	Gabor phase	90,59
	Gabor orientation	95
	Radon orientation	98,63
John [220]	ANFIS	70
Our approach	BSIF	97,73

VI.5 Performance du système multimodal proposé

Le choix des techniques de fusion de caractéristiques pertinentes et des schémas de classification joue un rôle important dans la précision de l'estimation résultante. Ainsi, dans cette section, nous avons réalisé plusieurs ensembles d'expériences approfondies en utilisant CCA [205] et les méthodes de fusion de caractéristiques en série. De plus, trois types de classificateurs ont été comparés et utilisés pour la classification: K-NN, CRC_RLS (classification basée sur la représentation collaborative avec le moindre quadrant régulé) et SVM (Support Vector Machine).

VI.5.1 Expérimentation#1

Comme indiqué précédemment, le descripteur BSIF dépend de deux paramètres : la taille de la fenêtre de filtre et le nombre de bits qui composent la chaîne de code binaire. Pour trouver les paramètres optimaux qui donnent les meilleurs résultats BSIF, nous avons commencé par explorer tous les paramètres BSIF sur la base de données multimodale. Ensuite, nous nous sommes concentrés sur deux méthodes de fusion de caractéristiques en particulier, à savoir la CCA et la fusion de caractéristiques en série.

Tableau VI.7. Taux de reconnaissance en utilisant le CCA sur tous les paramètres du BSIF, le niveau 3 de la division pyramidale spatiale, avec quatre images dans l'ensemble d'apprentissage, appliquées à la base de données multimodale, en utilisant le classificateur K-NN.

Paramètres BSIF	3 × 3	5 × 5	7 × 7	9 × 9	11×11	13×13	15×15	17×17
5	56,10	66,03	71,94	76,01	71,04	65,15	62,44	58,82
6	95,47	96,83	98,19	98,19	98,64	98,19	97,28	95,92
7	95,92	98,19	98,64	98,64	99,54	99,09	99,54	99,54
8	97,28	97,73	99,54	100	99,54	98,64	99,54	99,09
9	/	97,73	99,09	99,09	99,09	99,09	99,54	100
10	/	97,73	98,19	99,09	99,54	99,54	99,09	100
11	/	96,83	99,54	100	99,09	98,19	99,54	99,54
12	/	94,11	98,64	99,09	99,54	97,28	97,73	97,28

Comme on peut le voir dans les tableaux VI.7-VI.8, le taux d'indentification a été porté à 100% avec les deux procédés de fusion. Les filtres de 17 × 17 pixels avec 8, 9, 10 et 11 bits, 15 × 15 pixels avec 9 et 11 bits, 11 × 11 pixels avec 9, 10 et 11 bits, étaient les meilleurs paramètres du descripteur BSIF pour la méthode de fusion en

série. Cependant, la méthode CCA semble mieux fonctionner avec des tailles grandes qu'avec des tailles plus petites, où le taux de reconnaissance minimal a diminué à 56,10%, ce qui signifie que, dans certains cas, la méthode CCA a encore moins de pouvoir discriminatif que la méthode sérielle.

Tableau VI.8. Taux de reconnaissance en utilisant la méthode de fusion en série sur tous les paramètres BSIF, le niveau 3 de la division pyramidale spatiale, avec quatre images dans l'ensemble d'apprentissage, appliquée à la base de données multimodal.

Paramètres BSIF	3×3	5×5	7×7	9×9	11×11	13×13	15×15	17×17
5	95,47	97,28	97,74	98,19	98,19	98,64	99,54	99,54
6	96,83	97,74	97,74	98,64	99,54	98,64	99,54	99,54
7	97,28	98,19	98,19	98,64	99,54	99,54	99,54	99,54
8	97,28	98,19	98,64	99,09	99,54	99,54	99,54	100
9	/	98,19	99,09	98,64	99,54	100	100	100
10	/	98,64	98,64	98,64	100	100	99,54	100
11	/	98,19	98,19	98,64	99,09	100	100	100
12	/	94,57	98,04	98,19	98,64	99,54	98,64	97,73

VI.5.2 Expérimentation#2

Dans ce deuxième ensemble d'expériences, nous avons évalué la performance des trois descripteurs locaux : LBP, WLD et BSIF, avec le classificateur K-NN. Le descripteur BSIF a été implémenté avec un filtre de 17 x 17 pixels et une chaîne de 9 bits.

Les tableaux VI.9-VI.10 comparent les résultats de taux de reconnaissance obtenus par le classificateur K-NN en utilisant les deux méthodes de fusion, deux scénarios d'apprentissage et les trois types de division pyramidale sur la base de données multimodal. Les résultats indiquent que le descripteur LBP n'obtient pas de bons résultats avec des tailles plus petites et que le niveau 3 de la division pyramidale fournit les meilleurs taux de reconnaissance avec tous les descripteurs. Comme mentionné dans la section 5, les résultats expérimentaux vérifient l'efficacité de la méthode sérielle en comparaison avec les techniques de fusion de caractéristiques basées sur la CCA.

Tableau VI.9 : Taux de reconnaissance obtenus par le classificateur K-NN en utilisant deux images dans l'ensemble d'apprentissage, appliquées à la base de données multimodal.

Méthode de Fusion	Sérial			CCA		
	Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3	Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3
LBP(8.1)	80,16	90,49	93,21	26,01	47,51	87,55
LBP(8.2)	81,19	90,27	94,11	44,79	61,99	87,78
LBP(8.3)	87,01	93,89	95,47	55,65	63,34	87,55
WLD	43,43	67,64	82,12	32,12	56,79	65,61
BSIF	98,64	99,54	100	95,02	95,92	99,09

Tableau VI.10 : Taux de reconnaissance obtenus par le classificateur K-NN en utilisant quatre images dans l'ensemble d'apprentissage, appliquées à la base de données multimodal.

Méthode de Fusion	Sérial			CCA		
	Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3	Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3
LBP(8.1)	80,99	93,66	96,83	42,08	92,30	97,23
LBP(8.2)	82,35	95,02	96,83	75,56	95,47	97,37
LBP(8.3)	87,78	95,02	98,19	90,49	95,47	98,19
WLD	67,87	84,16	95,47	42,98	66,06	74,66
BSIF	99,54	100	100	98,64	99,54	100

VI.5.3 Expérimentation#3

Pour une analyse complète, nous avons évalué, dans cet ensemble d'expériences, la performance du système multimodal proposé avec les deux classificateurs : CRC_RLS et SVM. Le CRC_RLS a été récemment proposé par Lin Zhang et al. [221]. Il a été utilisé pour la classification 3D-Palmprint et peut atteindre une précision de reconnaissance comparable à K-NN. Pour le classificateur SVM, nous avons sélectionné le plus utilisé : les fonctions du noyau RBF. Le paramètre dans la fonction noyau RBF a été empiriquement sélectionné dans cet article ($\gamma = 0,001$). Le tableau VI.11, compare les résultats de reconnaissance obtenus par les CRC_RLS et les classificateurs SVM à l'aide de quatre images dans l'ensemble d'apprentissage, les deux méthodes de fusion et les trois niveaux de division pyramidale sur la base de données multimodale sont citées ci-dessus. Les résultats obtenus par le CRC_RLS, indiquent que le LBP surpasse le WLD dans les méthodes de fusion en série et CCA, alors que dans la plupart des cas, les résultats obtenus par le SVM sont légèrement

meilleurs que ceux du LBP et le BSIF donne les meilleures performances, avec la méthode de fusion en série.

Tableau VI.11. Taux de reconnaissance à l'aide de quatre images dans l'ensemble de formation avec différents classificateurs appliqués à la base de données multimodal.

Classifieur	CRC_RLS						SVM					
	Sérial			CCA			Sérial			CCA		
Descripteur	Lev1	Lev2	Lev3	Lev1	Lev2	Lev3	Lev1	Lev2	Lev3	Lev1	Lev2	Lev3
LBP(8.1)	87,33	88,23	90,04	58,01	58,01	88,23	52,03	90,04	97,28	42,07	70,08	78,16
LBP(8.2)	87,33	85,97	89,14	61,34	88,23	89,14	53,66	90,49	98,19	42,73	71,04	79,77
LBP(8.3)	89,14	90,49	91,40	87,33	88,23	88,79	53,84	92,30	98,64	42,73	71,51	79,87
WLD	79,34	84,28	89,14	44,10	60,67	75,13	69,03	93,07	96,03	58,01	74,74	80,53
BSIF	98,64	99,54	100	95,02	96,38	98,64	92,88	98,19	100	93,89	97,28	99,54

VI.5.4 Comparaison des résultats et des méthodes

Comme le montre le tableau VI.12, les résultats expérimentaux présentés sur les systèmes biométriques multimodaux suggèrent que les approches proposées de combinaisons de caractéristiques peuvent être employées efficacement pour obtenir des performances élevées pour l'identification personnelle, à l'exception de WLD avec la méthode de fusion CCA où les résultats ne sont pas en corrélation avec les systèmes unimodaux. Nos expériences démontrent que le descripteur BSIF est plus discriminant et plus robuste pour l'identification personnelle, basée sur l'oreille multimodale et la paume de la main que d'autres approches dans les mêmes conditions.

Tableau VI.12. Comparaison des meilleurs taux de reconnaissance obtenus par les systèmes biométriques unimodal et multimodal proposés

Descripteurs	LBP	WLD	BSIF
Unimodal ear recognition	95,02	89,59	98,90
Unimodal palmprint recognition	88,23	66,46	97,73
multimodal recognition(serial fusion)	98,64	96,03	100
multimodal recognition(CCA fusion)	98,19	80,53	100

B- Reconnaissance de l'iris

VI.6. Méthodologie

Dans cette sous-section, nous détaillons la méthode d'analyse de texture proposée. Au mieux de nos connaissances, il s'agit de la première étude à appliquer le BSIF et la transformation de Hilbert, pour extraire des caractéristiques de texture à partir d'une image d'iris. Afin de fournir une reconnaissance précise des individus, les informations les plus discriminatives présentées dans un modèle d'iris doivent être extraites. L'image d'iris normalisée, est divisée en plusieurs régions pour mieux caractériser les détails et éviter la perte d'informations spatiales. Après avoir effectué plusieurs expériences avec des valeurs différentes, nous avons observé empiriquement que la division de l'image de l'iris en 4 blocs verticaux non chevauchants et 3 blocs horizontaux non chevauchants, est le meilleur choix à cet effet. Ensuite, le descripteur BSIF a été appliqué à chaque bloc dans l'image d'iris normalisée.

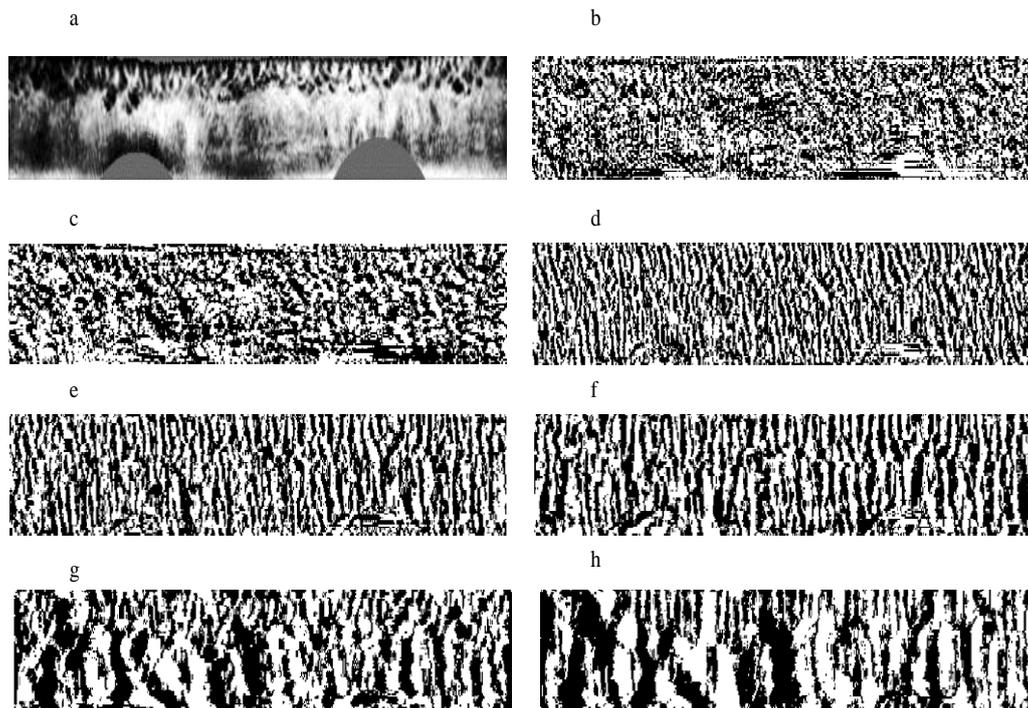


Figure VI.6: Code d'iris avec différentes tailles de patch: (a) iris normalisé (b) - (h) code d'iris correspondant avec des tailles de patch BSIFH de 5×5 , 7×7 , 9×9 , 11×11 , 13×13 , 15×15 , 17×17 et une longueur de 12.

Chaque pixel de l'image secondaire BSIF, contient des données sur le motif spécifique auquel appartiennent les pixels (bord du trait, contours du trait, fin du trait, intérieur du trait ou arrière-plan) et sur l'orientation du motif. Nous avons testé différentes bases et nous avons extrait les caractéristiques à des tailles de patch de 3×3 , 5×5 , 7×7 , 9×9 , 11×11 , 13×13 , 15×15 et 17×17 , comme le montre la figure IV.6 .

Ensuite, pour extraire l'information de phase contenue dans l'iris, on considère la matrice T dont les colonnes sont calculées en appliquant la transformée de Hilbert dans la sous-image BSIF, obtenue et on calcule le signal analytique (AS) défini comme suit:

$$AS = BSIF \text{ sub image} + T \quad (\text{VI.1})$$

Enfin, nous générons le code d'iris binaire IC (voir figure IV.6), en tant qu'indice logique de tous ces composants, dans AS qui a une partie imaginaire positive:

$$\text{Binary iris code (IC)} = \text{phase (AS)} > 0 \quad (\text{VI.2})$$

VI.7. Métrique

Le code d'iris binaire, généré dans le processus de codage de caractéristique a également besoin d'une métrique d'adaptation correspondante, qui donne une mesure de la similarité entre deux codes d'iris. Les codes générés sont comparés à l'aide de la distance de Hamming, qui donne la mesure de la similarité entre deux codes d'iris. Étant donné que des comparaisons peu sages étaient nécessaires. La distance de Hamming peut être calculée, en utilisant seulement les bits inclus dans la région d'iris correcte, cette formule de distance de Hamming est donnée comme :

$$HD = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N X_j(XOR)Y_j \quad (\text{VI.3})$$

Où X_j et Y_j sont les modèles à deux bits à comparer et N est le nombre de bits représentés par chaque modèle.

Cependant, la normalisation n'est pas idéale et il y aura éventuellement un bruit qui ne peut pas être démasqué, bien qu'un certain écart soit présent lors de la

comparaison de deux gabarits d'iris intra classe. Afin d'éviter les effets que les incohérences de rotation peuvent provoquer, nous avons déplacé un code à gauche et à droite dans le sens des bits dans la direction horizontale, en suivant la technique proposée par Daugman [56]. Ceci, corrige les désalignements dans le modèle d'iris normalisé créé par la variation de rotation pendant l'imagerie.

VI.8. Données expérimentales

Cette sous-section, présente les bases de données utilisées pour cette étude. Il est important de tester l'algorithme conçu sur des bases de données suffisamment vastes, diversifiées et accessibles au public. Trois bases de données différentes, ont été utilisées pour évaluer et analyser les performances du système conçu.

- La première base de données contient des images numériques en iris gris, fournies par l'Académie Chinoise des Sciences (CASIA Iris Interval). Les images ont été acquises avec une caméra iris infrarouge proche, dans un environnement intérieur. La base de données se compose de 2639 images d'échelle de gris de 320×280 pixels de 249 sujets distincts, la plupart sont des étudiants diplômés de CASIA.

CASIA Intervalle d'iris, est bien adapté pour étudier les caractéristiques de texture détaillée des images d'iris [82].

- La deuxième base de données contient la base de données IIT Delhi Iris, qui comprend les images d'iris recueillies auprès des étudiants et du personnel d'IIT Delhi, New Delhi, Inde. Cette base de données a été acquise au laboratoire de recherche biométrique. La base de données actuellement disponible est de 224 utilisateurs avec 1120 images, toutes les images sont enregistrées au format bitmap (bmp). Les sujets dans la base de données, sont dans le groupe d'âge 14-55 ans et comprennent 176 mâles et 48 femelles. La résolution de ces images est de 320×240 pixels et toutes ces images ont été acquises dans un environnement intérieur [83].

- La troisième base de données se compose de l'UBIRIS.v1, composée de 1877 images recueillies en Septembre 2004, à partir de 241 œil, en deux sessions distinctes. Les images de l'iris capturées lors de la première session, sont des images de bonne qualité alors que les images de la deuxième session, présentent des irrégularités par rapport au foyer, à l'intensité et à la réflexion. Cela, simule des conditions d'imagerie

moins contraignantes. Sa caractéristique la plus pertinente est d'incorporer des images avec plusieurs facteurs de bruit, simulant des environnements d'acquisition d'image moins contraints. Ceci permet d'évaluer la robustesse des méthodes de reconnaissance de l'iris [84].

- Afin d'effectuer une expérimentation approfondie et de valider notre approche proposée avec une base de données à grande échelle et dans des conditions non contraintes, nous avons généré un ensemble de données fusionnées [85-88], en combinant les trois bases de données ci-dessus. Il comprend 5639 images correspondant à 714 classes. Les bases de données forment ensemble, diverses représentations de l'iris en termes de sexe, d'origine ethnique et d'autres conditions dans lesquelles l'information sur l'iris a été saisie. Les bases de données CASIA et IIT Delhi, contiennent principalement des données sur l'iris provenant des Asiatiques, tandis que les données recueillies à l'UBIRIS, contiennent principalement des images de l'iris des Caucasiens. La première base de données possède les données d'iris les plus utilisées et les plus justes, la deuxième base de données présente des données de très haute résolution et la troisième base de données a des images d'iris difficiles, en raison des conditions non idéales et incontrôlées lors de l'acquisition de l'iris.

Des images d'iris d'échantillons sont représentées sur la figure IV.2. La Figure IV.2 (a) montre un échantillon d'iris provenant de la base de données CASIA, 2 (b) est une image à haute résolution de l'iris de la base de données de l'Université de Delhi, tandis que 2 (c) est une image de la base de données UBIRIS collectée dans des conditions non contrôlées.

VI.9. Évaluation des performances

Dans cette sous-section, nous comparons les résultats de reconnaissance d'iris obtenus, en utilisant notre algorithme proposé avec d'autres approches populaires existantes, telles que Libor Masek [89], Xin Li [90] et l'algorithme de Daugman ; ce dernier étant la méthode la plus référencée pour l'iris reconnaissance.

Les expériences ont été réalisées en deux étapes : premièrement, nous avons évalué la performance de l'algorithme proposé. Deuxièmement, nous avons comparé la performance de notre méthode avec celle d'autres algorithmes de pointe, pour évaluer l'efficacité de l'approche proposée.

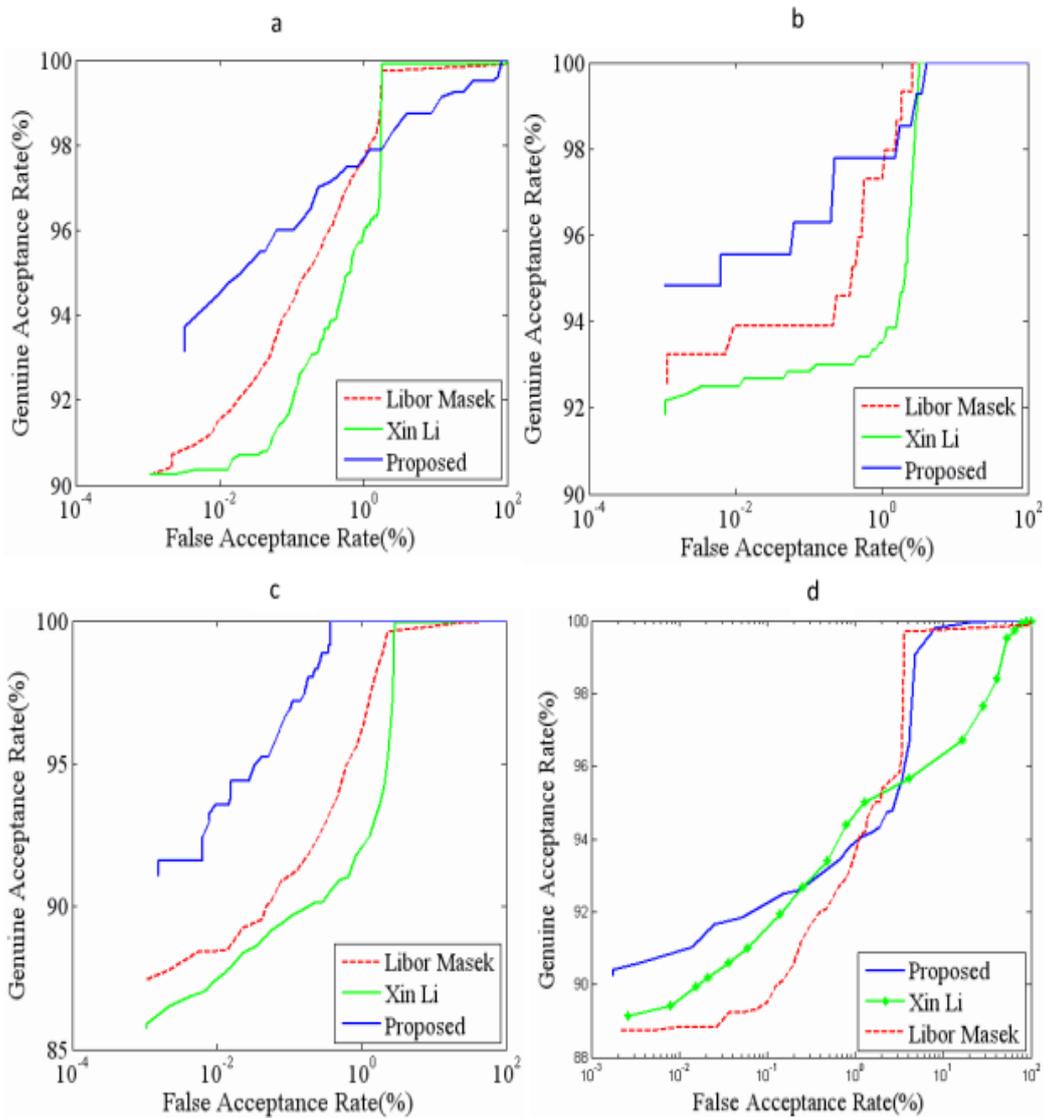


Figure. VI.7: Courbes ROC montrant une comparaison de différentes techniques de reconnaissance existantes sur (a) CASIA, (b) IITD, (c) UBIRIS et (d) l'ensemble de données fusionnées.

Des expériences approfondies sur différentes bases de données idéales et non idéales sur l'image de l'iris, ont été menées afin d'évaluer la performance en deux modes: la vérification (un à un) et l'identification (un à plusieurs). Dans le mode de vérification, nous avons mesuré la performance en termes de Taux d'Acceptation Authentique (GAR), Taux d'Acceptation Faux (FAR) et Taux de Rejet Faux (FRR) en supposant qu'un échantillon d'essai provient d'un sujet spécifique. Les GAR, FRR et GAR peuvent être représentés comme suit:

$$FAR = \frac{\text{Number of Imposter Accepted}}{\text{Total Number of Imposter Comparisons}} \times 100 \quad (\text{VI.4})$$

$$FRR = \frac{\text{Number of Genuine Person Rejected}}{\text{Total Number of Genuine Comparisons}} \times 100 \quad (\text{VI.5})$$

$$GAR = 100 - FRR \quad (\text{VI.6})$$

Dans le mode d'identification, nous avons effectué une recherche d'un à plusieurs dans la base de données entière, pour un échantillon d'essai donné pour trouver le modèle qui lui correspond le mieux répétition de la même idée. Ainsi, dans l'identification, nous avons utilisé la mesure du taux de reconnaissance correcte (CRR), définie comme suit :

$$CRR = \frac{\text{Correctly Recognized Number of Users}}{\text{Total Number of User Enrolled}} \times 100 \quad (\text{VI.7})$$

Pour la base de données CASIA Iris-Interval, le nombre total de comparaison est de 1542356, où le nombre total de comparaison intra classe est de l'ordre de 10956 et celui de comparaison interclasse atteint 1531400. Pour la base de données IIT Delhi, le nombre total de comparaison est 1077828, le nombre total de comparaison intra classe est 2016 et celui de la comparaison interclasse est 1075812. Pour la base de données UBIRIS, le nombre total de comparaison est 116889, où le nombre total de comparaison intra classe est 2169 et celui de la comparaison interclasse est 114720. La figure IV.9, présente les courbes caractéristiques de fonctionnement du récepteur (ROC) de l'algorithme proposé appliqué aux trois bases de données, en plus du jeu de données fusionné on peut observer que le schéma proposé réalise un GAR de 90,88% à FAR = $1,992 \times 10^{-3}\%$. Tandis que le code Xin Li, atteint un GAR de 89,13% à FAR = $2,584 \times 10^{-3}\%$ et le code Masek donne un GAR de 88,70% à FAR = $2,141 \times 10^{-3}\%$ sur l'ensemble de la base de données fusionnées, qui contient des images d'iris avec des irrégularités dues au flou de mouvement, l'écart d'angle, la diffusion et d'autres problèmes du monde réel.

Afin de mieux comprendre les performances du descripteur BSIF, nous avons effectué plusieurs ensembles d'expériences en utilisant le descripteur BSIF qui dépend de deux paramètres: la taille de la fenêtre de filtre et le nombre de bits qui composent la chaîne de code binaire. Par conséquent, pour trouver les paramètres optimaux qui

donnent les meilleurs résultats, nous avons commencé par explorer tous les paramètres BSIF. Nous avons utilisé des filtres de tailles de patch: 3×3 , 5×5 , 7×7 , 9×9 , 11×11 , 13×13 , 15×15 et 17×17 avec des longueurs de code binaire de base de: 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11 et 12. Les tableaux (VI.13-VI.16) montrent les résultats expérimentaux obtenus en utilisant différentes tailles de patch avec différentes valeurs de base.

Table VI.13.: Taux de reconnaissance en utilisant tous les paramètres BSIF avec transformée de Hilbert appliquée à la base de données CASIA.

BSIF paramètres	3x3	5x5	7x7	9x9	11x11	13x13	15x15	17x17
5	76,40	76,82	78,14	83,52	88,16	88,50	90,22	88,72
6	78,06	78,86	80,33	83,17	87,74	90,21	91,66	91,14
7	78,45	78,37	81,96	84,59	84,71	89,33	92,15	90,38
8	80,73	81,90	82,05	85,64	85,23	90,40	91,36	91,32
9	/	82,40	84,33	84,68	87,61	91,90	93,58	93,17
10	/	80,36	87,25	90,33	92,12	92,46	95,66	9,2
11	/	79,45	90,41	93,05	93,68	95,10	97,31	96,66
12	/	89,51	90,83	94,74	95,33	96,21	98,86	97,25

Table VI.14.: Taux de reconnaissance en utilisant tous les paramètres BSIF avec la transformée d'Hilbert appliquée à la base de données IIT Delhi-iris.

BSIF paramètres	3x3	5x5	7x7	9x9	11x11	13x13	15x15	17x17
5	71,54	72,33	76,84	80,62	84,22	87,92	91,13	90,51
6	75,04	75,93	81,45	82,62	88,11	89,73	90,33	90,12
7	74,61	80,15	80,90	85,66	87,37	88,63	91,33	89,83
8	79,40	80,11	80,27	83,66	84,05	89,20	90,67	90,41
9	/	79,50	82,17	84,31	85,94	90,54	92,15	92,41
10	/	76,27	89,66	94,57	95,10	95,72	96,38	96,04
11	/	80,40	95,67	95,89	95,71	96,53	95,64	94,66
12	/	87,39	90,74	93,11	96,70	97,44	98,33	97,82

Table VI.15.: Taux de reconnaissance en utilisant tous les paramètres BSIF avec la transformée de Hilbert appliquée à la base de données UBIRIS.v1

BSIF paramétrés	3x3	5x5	7x7	9x9	11x11	13x13	15x15	17x17
5	74,59	74,12	75,33	81,69	80,71	85,66	90,52	87,31
6	77,10	77,42	76,34	81,39	90,61	92,41	94,80	92,66
7	80,93	82,55	81,14	86,03	90,25	90,85	93,41	91,74
8	81,50	78,94	84,10	84,71	86,33	92,47	93,48	93,15
9	/	80,43	81,62	82,93	84,70	88,36	92,50	90,63
10	/	75,33	85,58	90,92	96,14	94,25	96,84	95,67
11	/	85,49	92,56	94,10	95,33	95,18	97,20	94,85
12	/	85,33	89,50	93,58	94,61	95,42	97,34	93,79

Table VI.16.: Taux de reconnaissance en utilisant tous les paramètres BSIF avec la transformée de Hilbert appliquée à la base de données fusionnée

BSIF paramètres	3x3	5x5	7x7	9x9	11x11	13x13	15x15	17x17
5	76,25	78,13	78,52	80,27	78,90	81,53	86,24	83,66
6	79,46	80,01	80,29	80,63	80,33	84,91	88,51	88,40
7	84,33	79,46	85,90	89,16	91,53	91,73	91,85	90,11
8	65,28	91,60	90,17	94,46	93,55	94,33	96,39	94,05
9	/	84,27	89,31	92,66	89,49	91,10	94,49	91,85
10	/	71,28	81,54	89,17	92,21	96,67	95,32	90,93
11	/	78,21	83,50	91,75	94,86	94,15	96,81	91,77
12	/	89,41	86,29	91,55	94,97	96,44	97,34	94,66

Il ressort clairement des résultats présentés dans les tableaux (VI.13-VI.16), que les caractéristiques obtenues dans chaque taille de patch différent, varient d'un cas à l'autre et qu'une taille de fenêtre de 15 x 15 pixels et 12 bits, surpasse toutes les combinaisons restantes avec toutes les bases de données. Les meilleurs paramètres du descripteur BSIF (c'est-à-dire une taille de fenêtre de 15 x 15 pixels avec 12 bits), ont ensuite été appliqués aux trois bases de données, en utilisant la transformée de Hilbert

pour récupérer les informations de phase et coder la caractéristique de motif obtenue. Les résultats sont présentés dans le tableau VI.17.

Pour une analyse complète, nous avons également comparé les résultats obtenus avec ceux de la reconnaissance automatique de l'iris. Comme on peut le voir dans le tableau VI.17, le schéma proposé présente le CRR le plus élevé pour l'intervalle Iris de CASIA, l'IITD et le jeu de données fusionnées. Pour la base de données fusionnée, un CRR de 97,34% a été obtenu, ce qui révèle une performance de classe supérieure par rapport aux images d'iris non homogènes considérées.

Table VI.17.: Sommaire des travaux connexes et récents en identification des individus par iris

Algorithm	Correct Recognition Rate (%)			
	CASIA	IITD	UBIRIS	fusionné
Masek [89]	97,34	97,18	97,03	96,41
Li [90]	96,03	/	/	95,77
Ma et al. [91]	94,90	/	/	/
Ma et al. [92]	95,54	/	/	/
Roy et al. [93]	97,21	/	/	/
Liu et al. [94]	97,11	/	/	/
Saiyed et al. [95]	/	97,40	97,51	/
Tsai et al. [96]	/	/	97,20	/
Sundaram et al. [97]	/	/	97,00	/
Erbilek et al. [98]	/	95,83	/	/
Swathi et al. [99]	/	88,56	/	/
Proposed*	98,86	98,33	97,45	97,34

A partir de ces résultats, nous pouvons dire que l'approche d'identification biométrique que nous proposons, soit pour le système multimodal (paume de la main et l'oreille), ou le système unimodal (iris), basée principalement sur le descripteur de

texture local BSIF, montre des performances très compétitives surpassant la plupart des approches récentes de l'état de l'art, dans les mêmes conditions.

VI.10. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les implémentations effectuées et les résultats obtenus par notre système de reconnaissance biométrique qui associe les avantages de différentes méthodes en combinant plusieurs modalités ou descripteurs d'image.

Notre système multimodal est basé sur la fusion au niveau des caractéristiques de l'oreille et la paume de la main. Nous avons commencé par présenter les performances de nos deux modalités séparément et nous avons comparé et testé les performances de trois descripteurs de texture locaux très récents dans le domaine de l'analyse de texture, à savoir LBP, WLD et BSIF, appliqués sur des données biométriques bidimensionnelles, en utilisant des bases d'images de palmprint et/ou d'oreilles en expérimentations.

Nous avons aussi présenté une approche pour la reconnaissance automatique de l'iris, basée sur les fonctions d'image statistique binarisées Hilbert (BSIFH), qui est une extension isotrope du signal analytique.

Trois bases de données différentes ont été analysées pour cette étude : les bases de données populaires CASIA Iris Interval, UBIRIS v1 et IITD et les résultats ont été comparés avec des approches d'extraction de fonctionnalités bien connues dans les mêmes conditions.

Les résultats obtenus montrent, de manière générale, que le descripteur BSIF permet de mieux différencier et identifier les individus. Des efforts supplémentaires ont été fournis pour améliorer les taux d'identifications, tels que : la recherche des paramètres optimaux du descripteur BSIF, en termes de taille du filtre et de la chaîne de caractères binaires.

Conclusion Générale

Conclusion Générale

Les systèmes biométriques sont devenus des outils de plus en plus importants pour la sécurité de l'individu et de l'information, dans les sociétés modernes largement interconnectées; ils fournissent une vérification ou une identification automatique de l'identité basée sur une analyse biologique de l'individu. En littérature, plusieurs modalités ont été étudiées et comparées. Nous nous sommes intéressés dans cette thèse aux modalités: Iris, oreille et paume de la main puisqu'elles fournissent une identification acceptable par le public.

Cette étude nous a permis de valider la faisabilité de différents systèmes biométriques hybrides par la fusion multimodale de deux modalités biométriques, dont, l'oreille et la paume de la main d'une part et la fusion de deux descripteurs d'image différents pour la reconnaissance d'Iris d'autre part.

Pour un fonctionnement efficace de l'approche proposée, nous avons introduit, tout d'abord, un prétraitement préalable, qui consiste à préparer la représentation de l'image originale afin de faciliter la tâche des étapes suivantes et d'améliorer les performances de l'identification, en appliquant le filtre médian et la normalisation de l'histogramme.

L'image normalisée a été décomposée en plusieurs sous-images de différentes tailles, en utilisant la projection horizontale-verticale, afin de mieux caractériser les détails et la corrélation entre les patches de l'image. En effet, plusieurs niveaux de décomposition ont été testés et comparés.

Pour la caractérisation de données, les trois descripteurs de texture locaux: LBP, WLD et BSIF, ont été appliqués indépendamment pour le système multimodale sur chaque bloc (sous-image) et comparés et par conséquent, un histogramme a été extrait à partir de chaque bloc. Les histogrammes extraits de chaque bloc ont été concaténés dans un histogramme de caractéristiques global, pour chaque descripteur, représentant l'image du palmprint et/ou l'oreille.

En suivant un protocole de test d'évaluation basé sur des méthodes de fusion au niveau caractéristiques (en série et CCA), nous avons démontré que la démarche adoptée a fourni d'excellents résultats en termes de taux d'identification et qu'elle permet de gérer des situations délicates, en particulier lorsque les systèmes unimodaux ne permettent pas

d'effectuer une bonne reconnaissance, justifiant ainsi la nécessité de fusionner plusieurs modalités biométriques.

Nous avons aussi présenté une approche pour la reconnaissance automatique de l'iris basée sur les fonctions d'image statistique, binarisées Hilbert (BSIFH), trois bases de données différentes ont été analysées pour cette étude particulière: les bases de données populaires CASIA Iris Interval, UBIRIS v1 et IITD. Les résultats ont été comparés avec des approches d'extraction de fonctionnalités bien connues dans les mêmes conditions. L'approche proposée a démontré sa capacité à obtenir de meilleurs résultats par rapport aux méthodes bien connues décrites dans la littérature.

Nous pouvons noter, que les filtres BSIF sont tirés d'images texturées au hasard. Par conséquent, on peut s'attendre à de meilleurs résultats en apprenant de nouveaux filtres BSIF à partir d'images d'Iris.

Il serait également intéressant en perspective, d'appliquer AdaBoost ou des algorithmes d'apprentissage en profondeur, pour trouver automatiquement les meilleures caractéristiques et paramètres au lieu de la sélection d'expériences empiriques, ainsi que de fusionner notre méthode de reconnaissance d'Iris avec d'autres modalités, pour concevoir un système biométrique multimodal qui surmonte les faiblesses du système unimodal.

Bibliographie

- [1]. Jain, A. K.; Ross, A. *Introduction to Biometrics*. In: handbook of biometrics. Springer, 2008.
- [2]. Jain, A.; Pankanti, S.; Prabhakar S.; Hong, L.; Ross, A. *Biometrics: a grand challenge*. Proceedings of International Conference on Pattern Recognition, Cambridge, United Kingdom. Vol. 2, pp. 935–942, 2004.
- [3]. Dorizzi, B. ; Leroux Les jardins, J. ; Lamadelaine, P. ; Guerrier, C. *La Biométrie: Techniques et usages*. Techniques de l'ingénieur. Vol. S11, no. H5530, pp. 1–26, 2004.
- [4]. Dorizzi. B. ; Cehan, B. ; Piazza, P. *Les taux d'erreurs dans le recours aux identifiants biométriques, dans l'identification biométrique*. Editions de la maison des sciences de l'Homme, 2011.
- [5]. Morizet, N. *Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage et de l'Iris*. Thèse de doctorat, l'Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications de Paris, 2009.
- [6]. Femila, M.D.; Irudhayaraj, A.A. *Biometric System*. In Proceedings of the 3rd IEEE International Conference on Electronics Computer Technology (ICECT). pp.152-156, Kanyakumari India, 2011.
- [7]. Hezil, N.; Benzaoui, A.; Boukrouche, A. *Multimodal Biometric System using Iris and Fingerprint*, The 2nd International Conference on Signal, Image, Vision and their Applications (SIVA'13), November 18 - 20, 2013 Guelma, Algeria.
- [8]. Raja, K.B.; Raghavendra, R.; Busch, C. *Video Presentation Attack Detection in Visible Spectrum Iris Recognition Using Magnified Phase Information*. In Information Forensics and Security, IEEE Transactions on. Vol.10, no.10, pp.2048-2056, Oct. 2015.
- [9]. Soldera, J.; Alberto Ramirez Behaine, C.; Scharcanski, J., *Customized Orthogonal Locality Preserving Projections With Soft-Margin Maximization for Face Recognition*. In Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on. Vol.64, no.9, pp.2417-2426, Sept. 2015.
- [10]. Ying Li Han ; Tae Hong Min; Rae-Hong Park, *Efficient iris localisation using a guided filter*. IET Image Processing. Vol 9, Issue 5, p. 405 – 412, May 2015.
- [11]. Borah, T.R. ; Sarma, K. K. ; Talukdar, P. H. *Retina recognition system using adaptive neuro fuzzy inference system*. In Computer, Communication and Control (IC4), 2015 International Conference on. pp.1-6, 10-12, Sept. 2015.

- [12]. Saxena, N.; Saxena, V.; Dubey, N.; Mishra, P. *Hand Geometry, A New Method for Biometric Recognition*. International Journal of Soft Computing and Engineering (IJSCE). Vol.02, No.06, pp.192-196, 2013.
- [13]. Billeb, S.; Rathgeb, C.; Reininger, H.; Kasper, K.; Busch, C., *Biometric template protection for speaker recognition based on universal background models*. Biometrics, IET. Vol.4, no.2, pp.116-126, 2015.
- [14]. Ajay, K. *Incorporating cohort information for reliable palmprint authentication*. Computer Vision, Graphics and Image Processing Conf., Bhubneshwar, India, 16–19, pp. 583–590, December 2008.
- [15]. Yuan, L.; Mu, Z.C. *Ear recognition based on local information fusion*. Pattern recognition letters. 33, pp. 182–190, 2012.
- [16]. Zhang, B.; Mu, Z.; Li, C.; Zeng, H. *Robust classification for occluded ear via Gabor scale feature-based non-negative sparse representation*. Opt. Eng. 53, pp. 1–11, 2014.
- [17]. Hu, H. *Multiview Gait Recognition Based on Patch Distribution Features and Uncorrelated Multilinear Sparse Local Discriminant Canonical Correlation Analysis*. In Circuits and Systems for Video Technology, IEEE Transactions on. Vol.24, no.4, pp.617-630, April 2014.
- [18]. Huang, S.; Elgammal, A.; Lu, J.; Yang, D. *Cross-Speed Gait Recognition Using Speed-Invariant Gait Templates and Globality–Locality Preserving Projections*. In Information Forensics and Security, IEEE, 2015.
- [19]. Ahmed, A.A.; Traore, I., *Biometric Recognition Based on Free-Text Keystroke Dynamics*. In Cybernetics. IEEE Transactions on. Vol.44, no.4, pp.458-472, April 2014.
- [20]. Alpar, O. *Keystroke recognition in user authentication using ANN based RGB histogram technique*. Engineering Applications of Artificial Intelligence. Vol 32, Pages 213-217, June 2014.
- [21]. Ansari, A. Q.; Hanmandlu, M.; Kour, J.; Singh, A. K. *Online signature verification using segment-level fuzzy modeling*. In Biometrics, IET. Vol.3, no.3, pp.113-127, Sept. 2014.

- [22]. Kumar, M.; Puhan, N. B. *Off-line signature verification: upper and lower envelope shape analysis using chord moments*. In Biometrics, IET. Vol.3, no.4, pp.347-354, 2014.
- [23]. Nait-ali A. *Beyond classical biometrics: when using hidden biometrics to identify individuals*. 3rd European Workshop on Visual Information Processing, Invited paper, Paris. pp. 241–256, 4–6, July 2011.
- [24]. Delac, K.; Grgic, M. *A Survey of Biometric Recognition Methods*. In Proceedings of the 46th IEEE International Symposium of Electronics in Marine (ELMAR). pp. 184-193, Zadar (Croatia), 2004.
- [25]. Prabhakar, S.; Pankanti, S.; Jain, A. K. *Biometric Recognition: Security and Privacy Concerns*. IEEE Security & Privacy. Vol.01, No.02, pp.33-42, 2003.
- [26]. Nakanishi, A. Y. J.; Western, B. J. *Advancing the State-of-the-Art in Transportation Security Identification and Verification Technologies: Biometric and Multibiometric Systems*. In Proceedings of the IEEE Intelligent Transportation Systems Conference. pp.1004-1009, Seattle (USA), 2007.
- [27]. Phillips, P.J.; Martin, A.; Wilson, C.L.; Przybocki, M. *An Introduction to Evaluating Biometric Systems*. IEEE Computer. Vol.33, No.02, pp.56-63, 2000.
- [28]. Golfarelli, M.; Maio, D.; Maltoni, D. *On the Error-Reject Trade-Off in Biometric Verification Systems*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI). Vol.19, No.07, pp.786-796, 1997.
- [29]. Prabhakar, S.; Jain, A.K. *Decision-Level Fusion in Fingerprint Verification*. Pattern Recognition (Elsevier). Vol.35, No.04, pp.861-874, 2002.
- [30]. T. Fawcett: *An Introduction to ROC Analysis*. Pattern Recognition Letters (Elsevier). Vol.27, No.08, pp.861-874, 2006.
- [31]. Huang, Z.; Liu, Y.; Li, X., Li, J. *An adaptive bimodal recognition framework using sparse coding for face and ear*, pattern recognition letters. 53, pp. 69–76, 2015.
- [32]. Ross, A. *Fusion, feature-level*. In Encyclopedia of Biometrics. In Stan, Z. L, Anil, J. Eds: Springer US. pp. 751–757, 2015.
- [33]. Nandakumar, K. *Integration of Multiple Cues in Biometric Systems*. Master's thesis, Michigan State University, May 2005.

- [34]. Sabourin, R.; Genest, G.; Preteux, F. *Offline signature verification by local granulometric size distributions*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 19(8), pp. 976-988, 1997.
- [35]. Huang, Y. S.; Suen, C. Y. *A method of combining multiple experts for the recognition of unconstrained handwritten numerals*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. Vol. 17(1), pp. 90-94, 1995.
- [36]. Gader, V; Mohamed, M.; Keller, J. *Fusion of handwritten word classifiers*. Pattern Recognition Letters. Vol. 17, pp. 577-584, 1996.
- [37]. Kim, J.; Kim, K.; Nadal, C.; Suen, C. *A methodology of combining HMM and MLP classifiers for cursive word recognition*. International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR). Vol. 2, pp. 319-322, 2000.
- [38]. Zouari, H.K. *Contribution à l'évaluation des méthodes de combinaison parallèle de classifieurs par simulation*. Thèse, Université de Rouen, 2004.
- [39]. Gader, L.; Forester, L.; Ganzberger, M.; Gillies, A.; Mictchell, B.; Whalen, M.; Yocum, T. *Recognition of handwritten digits using template and model matching*. Pattern Recognition. Vol. 24(5), pp. 421-431, 1991.
- [40]. Prevost, L.; Michel-Sendis, C. ; Moises, A. ; Oudot, L. ; Milgram. M. *Combining model-based and discriminative classifiers: application to handwritten character recognition*. In 7th International Conference on Document Analysis and Recognition. Vol. 1, pp. 31-35, 2003.
- [41]. Rahman, A.; Fairhurst, M. *Multiple classifier design combination strategies for character recognition: a review*. Journal Document Analysis and Recognition JDAR. pp. 166-194, 2003.
- [42]. Faundez-Zanuy, M. *Data fusion in biometrics*. In Aerospace and Electronic Systems Magazine. IEEE. Vol.20, no.1, pp.34-38, January 2005.
- [43]. Dasarathy, V.B. *Sensor fusion potential exploitation-innovative architecture and illustrative applications*, Proc. of IEEE. Vol.85, pp. 24-39, 1997.
- [44]. Oxenham, M.G. Kewley, D. Nelson, M. J. *Measure of information for multi-level data fusion*, SPIE conference. Vol. 2755, pp.271-282, 1996.
- [45]. Sasidhar, K.; Kakulapati, V. L.; Ramakrishna, K.; Rao, K. K. *Multimodal biometric systems-study to improve accuracy and performance*. International Journal of Computer Science and Engineering Survey. Vol. 1, no. 2, pp. 54-60, 2010.

- [46]. Giot, R.; Rosenberger, C. *Genetic programming for multibiometrics*. Expert Systems with Applications. Vol. 39, no. 2, pp.1837–1847, 2012.
- [47]. Yao, Y. F.; Jing, X. Y.; Wong, H. S. *Face and palmprint feature level fusion for single sample biometrics recognition*. Neurocomputing .70, 1582–1588, 2007.
- [48]. Kankrale, R. N.; Sapkal, S. D. *Template level concatenation of iris and fingerprint in multimodal biometric identification systems*, International Journal of Electronics, Communication & Soft Computing Science & Engineering. pp. 29–36, 2012.
- [49]. Verlinde, P.; Druyts, P.; Cholet, G.; Acheroy, M. *Applying Bayes based classifiers for decision fusion in a multi-modal identity verification system*, In: Proceedings of International Symposium on Pattern Recognition, February 1999.
- [50]. Jain, A.; Nandakumar, K.; Ross, A. *Score normalization in multimodal biometric systems*. Pattern Recognition. Vol. 38, No. 12, pp. 2270–2285, December 2005.
- [51]. Ross, A. *Multibiometrics*. In Stan Z. Li and Anil K. Jain, editors, Encyclopedia of Biometrics, pages 967–973. Springer US, 2009.
- [52]. Dijana Petrovska-Delacrétaz, Gérard Chollet, Bernadette Dorizzi, *Guide to Biometric Reference Systems and Performance Evaluation*, Springer ISBN: 978-1-84800-291-3, 2009.
- [53]. Wang, L.; Ning, H.; Tan, T.; Hu, W. *Fusion of static and dynamic body biometrics for gait recognition*. IEEE Transactions on circuits and systems for video technology. 14(2), pp.149-158, 2004.
- [54]. Verlinde, P.; Chollet, G.; Acheroy, M. *Multi-modal identity verification using expert fusion*. Information Fusion. 1(1), 17-33, 2000.
- [55]. Ross, A.; Nandakumar, K.; Jain, A. *Handbook of Multibiometrics*. Springer-Verlag New York Inc., 2006.
- [56]. Daugman, J. *How iris recognition works*. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology. Vol. 14, pp. 21–30, 2004.
- [57]. Wildes, R. *Iris recognition: an emerging biometric technology*. Proceedings of the IEEE. pp. 1348–1363, September 1997.
- [58]. Boles, W.; Boashash, B. *A human identification technique using images of the iris and wavelet transform*. In: IEEE Transactions on Signal Processing, pp. 1185–1188, April 1998.

- [59]. Ballard, D. H.; Brown, C.M. *Computer Vision*, (Prentice Hall Inc, Englewood Cliffs, New Jersey. pp. 123–131, 1982.
- [60]. Ballard, D.H. *Generalizing the Hough Transform to Detect Arbitrary Shapes*, *Pattern Recognition*. 13(2), 111–122, 1981.
- [61]. Wildes, R. P.; Asmuth, J. C.; Green, G. L.; Hsu, S. C.; Kolczynski, J. R.; Matey, J. R.; McBride, S. E. *A machine-vision system for iris recognition*. *Machine vision applications*. 9(1), 1–8, 1996.
- [62]. Kong, W. K.; Zhang, D. *Accurate iris segmentation based on novel reflection and eyelash detection model*. In *Proc. Int. IEEE Symposium Intelligent Multimedia, Video and Speech Processing* pp. 263–266, 2001.
- [63]. Amadasun, M.; King, R. *Textural features corresponding to textural properties*, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 19(5), 1264–1274, 1989.
- [64]. Ma, L.; Wang, Y.; Tan, T. *Iris Recognition Using Circular Symmetric Filters*, In *Proc. 16th Int. Conf. on Pattern Recognition*. pp. 414–417, 2002..
- [65]. Bouridane, A. *Recent Advances in Iris Recognition: A Multiscale Approach*. *Imaging for Forensics and Security*. Springer US. pp. 49–77, 2009.
- [66]. Lim, S. Lee, K.; Byeon, O.; Kim, T. *Efficient iris recognition through improvement of feature vector and classifier*, *ETRI Journal*. 23(2), 61–70, 2001.
- [67]. Xu, X.; Liu, W.; Venkatesh, S. *An innovative face image enhancement based on principle component analysis*, *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*. 3(4), 259–267, 2012.
- [68]. Bruce, P.; Amin, M. A.; Yan, H. *Performance evaluation and comparison of PCA Based human face recognition methods for distorted images*. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*. 2(4), pp. 45–259, 2011.
- [69]. Mayank, V.; Singh, R.; Noore, A. *SVM based adaptive biometric image enhancement using quality assessment*, *Speech, Audio, Image and Biomedical Signal Processing using Neural Networks*. Springer Berlin Heidelberg. pp. 351–371, 2008.
- [70]. Nadezhda, S. ; Schuckers, S. *Fast and efficient iris image enhancement using logarithmic image processing*, in *Proc. Int. Society for Optics and Photonics Defense, Security, and Sensing*, pp. 76670K–76670K, 2010.

- [71]. Recio-Spinoso, A.; Fan, Y. H.; Ruggero, M. *Basilar-membrane responses to broadband noise modeled using linear filters with rational transfer functions*, IEEE Trans. Biomed. Eng. 58(5), 1456–1465, 2011.
- [72]. Drongelen, W.V. *Signal Processing for Neuroscientists: Introduction to the analysis of physiological signals*, Academic Press, London, 2007.
- [73]. Smith, Z.M.; Delgutte, B.; Oxenham, A.J. *Chimaeric sounds reveal dichotomies in auditory perception*, Nature. 416(6876), 87–90, 2002.
- [74]. Nie, K.; Barco, A.; Zeng, F.G. *Spectral and temporal cues in cochlear implant speech perception*, Ear Hear. 27(2), 208–217, 2006.
- [75]. Potamianos, A.; Maragos, P. *A comparison of the energy operator and the Hilbert transform approach to signal and speech demodulation*, Signal Processing. 37(1), 95–120, 1994.
- [76]. Liu, Y. W.; Smith, J. O. *Perceptually similar orthogonal sounds and applications to multichannel acoustic echo canceling*, in Proc. 22nd Int. Conf. Audio Engineering Society: Virtual, Synthetic, and Entertainment Audio, 2002.
- [77]. Popescu-Bodorin, N. *Exploring new directions in iris recognition*. Symbolic and Numeric Algorithms for Scientific Computing. In Proc. 11th IEEE Int. Symposium 384–391, 2009.
- [78]. Kschischang, F. R. *The Hilbert Transform*. Department of Electrical and Computer Engineering, University of Toronto, <http://www.comm.toronto.edu/frank/papers/hilbert.pdf>.
- [79]. Balas, V. E.; Motoc, I. M.; Barbulescu, A. *Combined Haar-Hilbert and Log-Gabor Based Iris Encoders*, (New Concepts and Applications in Soft Computing. Springer Berlin Heidelberg. 1–26, 2013.
- [80]. Popescu-Bodorin, N.; Balas, V. E. *Comparing Haar-Hilbert and Log-Gabor based iris encoders on bath iris image database*, in Proc. Int. 4th IEEE Workshop on Soft Computing Applications. pp. 191–196, 2010.
- [81]. Popescu-Bodorin, N. *Gabor Analytic Iris Texture Binary Encoder*, In Proc. 4th Annual South East European Doctoral Student Conference, 1. pp. 505–513, 2009.
- [82]. Chinese Academy of Sciences, Institute of Automation Iris Database, <http://www.sinobiometrics.com>

- [83]. IITD Iris Database,
http://www4.comp.polyu.edu.hk/~csajaykr/IITD/Database_Iris.htm
- [84]. UBIRIS database obtained from department of computer science, University of Beira Interior, Portugal, <http://iris.di.ubi.pt/>
- [85]. Yadav, D.; Kohli, N.; Doyle, J. S.; Singh, R.; Vatsa, M.; Bowyer, K. W. *Unraveling the effect of textured contact lenses on iris recognition*, IEEE Trans. Inf. Forensics Security. 9(5), 851–862, 2014.
- [86]. Roy, K.; Bhattacharya, P.; Suen, C. Y. *Unideal iris segmentation using region-based active contour model*. In Proc. Int. Conf. Image Analysis and Recognition. Springer Berlin Heidelberg. pp. 256–265, 2010.
- [87]. Roy, K.; Bhattacharya, P. *Iris Recognition in Nonideal Situations*. In Proc. Int. Conf. Information Security. Springer Berlin Heidelberg. pp. 143-150, 2009.
- [88]. Ballard, D.H.; Brown, C.M. *Computer Vision*. Prentice Hall Inc, Englewood Cliffs, New Jersey. pp. 123–131, 1982.
- [89]. Libor, M. *MATLAB Source Code for a Biometric Identification System Based on Iris Patterns*. The School of Computer Science and Software Engineering, the University of Western Australia, 2003.
- [90]. X. Li, *Modeling intra-class variation for non-ideal iris recognition*, In Int. Conf. On biometrics. (Springer Berlin Heidelberg, 419–427, 2006.
- [91]. Ma, L.; Tan, T.; Wang, Y.; Zhang, D. *Personal recognition based on iris texture analysis*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 25 (12), 1519–1533, 2003.
- [92]. Ma, L.; Tan, T.; Wang, Y.; Zhang, D. *Efficient iris recognition by characterizing key local variations*. Image Processing, IEEE Transactions on. 13(6), 739-750, 2004.
- [93]. Roy, K; Bhattacharya, P; Suen, C. Y. *Iris recognition using shape-guided approach and game theory*. Pattern Analysis and Applications. 14(4), 329-348, 2011.
- [94]. Liu, Y; He, F.; Zhu, X.; Chen, Y.; Han, Y.; Fu, Y. *Video Sequence-Based Iris Recognition Inspired by Human Cognition Manner*. Journal of Bionic Engineering. 11(3), 481-489, 2014.
- [95]. Umer, S.; Dhara, B. C; Chanda, B. *Iris recognition using multiscale morphologic features*. Pattern Recognition Letters. 65, 67-74, 2015.

- [96]. Tsai, C. C.; Lin, H. Y.; Taur, J.; Tao, C. W. *Iris recognition using possibilistic fuzzy matching on local features*. Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, IEEE Transactions on. 42(1), 150-162, 2012.
- [97]. Sundaram, R. M.; Dhara, B. C. *Neural network based Iris recognition system using Haralick features*. Electronics Computer Technology (ICECT), 3rd International Conference on. Vol. 3. IEEE, 2011.
- [98]. Erbilek, M.; Toygar, O. *Recognizing partially occluded irises using subpattern-based approaches*. Computer and Information Sciences, ISCIS. 24th International Symposium on. IEEE, 2009.
- [99]. Dhage, S. S.; Hedge, S. S.; Manikantan, K. Ramachandran, S. *DWT-based Feature Extraction and Radon Transform Based Contrast Enhancement for Improved Iris Recognition*. Procedia Computer Science. 45, 256-265, 2015.
- [100]. Brunelli, R.; Falavigna, D. *Person identification using multiple cues*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine In Intelligence. Vol. 17, pp. 955–966, 1995.
- [101]. Dinkar, A.D.; Sambyal, S.S. *Person identification in ethnic Indian goans using ear biometrics and neural networks*. Forensic Science International (Elsevier). Vol.223, No.(1-3), pp.373.e1-13, 2012.
- [102]. Hezil, N. and Boukrouche, A. *Multimodal Biometric Recognition using Human Ear and Palmprint*, IET Biometrics, Vol. 6(5), pp. 2047-4946, 2017.
- [103]. Chen, H.; Bhanu, B. *Human ear recognition in 3D*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI). Vol.29, No.04, pp.718-737, 2007.
- [104]. Bhanu, B.; Chen, H. editors, *Human ear recognition by computer*. Advances in Computer Vision and Pattern Recognition Series. Springer-Verlag, London (UK), 2008.
- [105]. Burge, M.; Burger, W. *Ear biometrics*. In Biometrics, pp. 273-285. Springer US, 2009.
- [106]. Hurley, D. J.; Arbab-Zavar, B.; Nixon, M. S. *The ear as a biometric*. In *Handbook of biometrics* (pp. 131-150). Springer US, 2008.
- [107]. Yan, P.; Bowyer, K. *Empirical evaluation of advanced ear biometrics*. In Computer Vision and Pattern Recognition-Workshops. CVPR Workshops. IEEE Computer Society Conference on. pp. 41-41, 2005.

- [108]. Alvarez, L.; González, E.; Mazorra, L. *Fitting ear contour using an ovoid model*. In Security Technology, 2005. CCST'05. 39th Annual International Carnahan Conference on. pp. 145-148, IEEE, october 2005.
- [109]. Arbab-Zavar, B.; Nixon, M. S. *On shape-mediated enrolment in ear biometrics*. In International Symposium on Visual Computing. pp. 549-558. Springer Berlin Heidelberg, november 2007.
- [110]. <http://www.ee.surrey.ac.uk/CVSSP/xm2vtsdb/>
- [111]. Burge, M.; Burger, W. *Ear Biometrics*. In A.K. Jain, R. Bolle, and S. Pankanti, editors: Biometrics: Personal Identification in Networked Society. Springer-Verlag, New York (USA), pp.273-285, 1999.
- [112]. Burge, M.; Burger, W. *Ear Biometrics in Computer Vision*. In Proceedings of the 15th IEEE International Conference of Pattern Recognition (ICPR). Vol.02, pp.822-826, Barcelona (Spain), 2000.
- [113]. Hurley, D. J.; Nixon, M. S.; Carter, J. N. *Force field energy functionals for image feature extraction*. Proceedings of the British Machine Vision Conference, BMVC99. pp. 604-613, 1999.
- [114]. Abdel-Mottaleb, M.; Zhou, J. *Human ear recognition from face profile images*. In Proceedings of the International Conference on Biometrics (ICB). Lecture Notes in Computer Science (Springer). Vol.3832, pp.786-792, Hong Kong (China), 2006.
- [115]. Kumar, A.; Wu, C. *Automated human identification using ear imaging*. Pattern Recognition (Elsevier). Vol.45, No.03, pp.956-968, 2012.
- [116]. Arbab-Zavar, B.; Nixon, M.S. *Robust log-gabor filter for ear biometrics*. In Proceedings of the 19th IEEE International Conference on Pattern Recognition (ICPR). pp. 1-4, Florida (USA), 2008.
- [117]. De Marsico, M.; Michele, N.; Riccio, D. *HERO: human ear recognition against occlusions*. In Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). pp.178-183, San Francisco (USA), 2010.
- [118]. Wang, X.Q.; Xia, H.Y.; Wang, Z.L. *The research of ear identification based on improved algorithm of moment invariant*. In Proceedings of the 3rd IEEE International Conference on Information and Computing (ICIC). Vol.01, pp.58-60, Jiang Su (China), 2010.

- [119]. Wang, X.; Yuan, W. *Human ear recognition based on block segmentation*. In Proceedings of the IEEE International Conference on Cyber-Enabled Distributed Computing and Knowledge Discovery (CyberC). pp. 262-266, Zhangjiajie (China), 2009.
- [120]. Lowe, D.G. *Object recognition from local scale-invariant features*. In Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Vol.02, pp.1150-1157, Kerkyra (Greece), 1999.
- [121]. Bustard, J.D.; Nixon, M.S. *Toward unconstrained ear recognition from two-dimensional images*. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans. Special Issue on Recent Advances in Biometrics. Vol.40, No.03, pp.486-494, 2010.
- [122]. Arbab-Zavar, B.; Nixon, M.S.; Hurley, D.J. *On model-based analysis of ear biometrics*. In Proceedings of the 1st IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications, and Systems (BTAS). pp.1-5, Crystal City (USA), 2007.
- [123]. Badrinath, G.S.; Gupta, P. *Feature level fused ear biometric system*. In Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Advances in Pattern Recognition (ICAPR). pp.197-200, Kolkata (India), 2009.
- [124]. Choras, M. *Perspective methods of human identification: ear biometrics*. Opto-Electronics Review (Springer).Vol.16, No.01, pp.85-96, 2008.
- [125]. Mu, Z.; Yuan, L.; Xu, Z.; Xi, D.; Qi, S. *Shape and structural feature based ear recognition*. In Advances in biometric person authentication. pp. 663-670, Springer Berlin Heidelberg, 2004.
- [126]. Rahman, M. *Person identification using ear biometrics*. International Journal of the Computer, the Internet and Management. 15(2), 1-8, 2007.
- [127]. Guo, Y.; Xu, Z. *Ear recognition using a new local matching approach*. In Image Processing. ICIP 2008. 15th IEEE International Conference on (pp. 289-292). IEEE, 2008.
- [128]. Jeges, E.; Máté, L. *Model-based human ear identification*. In Automation Congress. WAC'06. World (pp. 1-6). IEEE, 2006.
- [129]. Lu, L.; Zhang, X.; Zhao, Y.; Jia, Y.. *Ear recognition based on statistical shape model*. In Innovative Computing, Information and Control, 2006. ICICIC'06. First International Conference on. Vol. 3, pp. 353-356). IEEE, August 2006.

- [130]. Yuan, L. Mu. Z. C. *Ear detection based on skin-color and contour information*. In Proceedings of International Conference on Machine Learning and Cybernetics. ICMLC'07. Vol. 4, 2213–2217, 2007.
- [131]. Victor, B.; Bowyer, K.; Sarkar, S. *An evaluation of face and ear biometrics*. In Pattern Recognition. Proceedings. 16th International Conference on. Vol. 1, pp. 429-432. IEEE, 2002.
- [132]. Chang, K. *Comparison and combination of ear and face images in appearance-based biometrics*. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 25(9), 1160-1165, 2003.
- [133]. Alaraj, M.; Hou, J.; Fukami, T. *A neural network based human identification framework using ear images*. In TENCON IEEE Region 10 Conference, pp. 1595-1600, November 2010.
- [134]. Gutiérrez, L.; Melin, P.; López, M. *Modular neural network for human recognition from ear images using wavelets*. In Soft Computing for Recognition Based on Biometrics (pp. 121-135). Springer Berlin Heidelberg 2010.
- [135]. Jia, W.; Hu, R. X.; Lei, Y. K.; Zhao, Y.; Gui, J. *Histogram of oriented lines for palmprint recognition*. IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics: systems, 44(3), 385-395, 2014.
- [136]. Lu, G.; Zhang, D.; Wang, K. *Palmprint recognition using eigenpalms features*. Pattern Recognition Letters. 24(9), 1463-1467, 2003.
- [137]. Hale, A. R. *Morphogenesis of volar skin in the human fetus*. American Journal of Anatomy. 91(1), pp.147–181, 1952.
- [138]. Babler, W. J. *The prenatal origins of population differences in human dermatoglyphics*. Ph.D. Thesis, University of Michigan, 1977.
- [139]. Fuchs, E. *Epidermal differentiation: the bare essentials*. The Journal of Cell Biology. 111(6), pp.2807–2814, 1999.
- [140]. Matolsy, A.G. *Keratinization*. The Journal of Investigative Dermatology. 67(1), pp.20–25, 1976.
- [141]. Ashbaugh, D. *Quantitative qualitative friction ridge skin analysis*. Florida: CRC Press, 1999.
- [142]. Misumi, Y.; Akiyoshi, T. *Scanning electron microscopic structure of the finger print as related to the dermal surface*. The Anatomical Record. 208(1), pp.49–55, 1984.

- [143]. Kimura, S. *Embryologic development of flexion creases*. Birth Defects: Original Article Series. 27(2), pp.113–129, 1991.
- [144]. Ashbaugh, D. R. *Palmar flexion crease identification*. Journal of Forensic Identification. 41(4), pp.255–273, 1991a.
- [145]. Jain, A.; Feng J. *Latent palmprint matching*. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 31; pp.1032–1047, June 2009.
- [146]. Ruud, B.; Sharath, P. *Biometrics, Personal Identification in Networked Society: Personal Identification in Networked Society*. Kluwer Academic Publishers, Norwell, MA, USA, 1998.
- [147]. Champod, C.; Lennard, C.; Margot, P.; Stoilovic, M. *Fingerprints and other ridge skin impressions*. Boca Raton, Florida: CRC Press, 2004.
- [148]. Zhang, D.; Kong, W.; You, J.; Wong, M. *Online Palmprint Identification*. IEEE Trans. Pattern. Anal. Mach. Intell., vol. 25, no. 9, pp. 1041–1050, 2003.
- [149]. Kumar, A.; Zhang, D. *Integrating Shape and Texture for Hand Verification*. in International Conference on Image and Graphics, Hong Kong, China, 2004, pp. 222–225.
- [150]. Poon, C.; Wong D.; Shen, H. *A New Method in Locating and Segmenting Palmprint into Region-of-Interest*. in IEEE 17th Int. Conf. Pattern Recognition (ICPR'2004), vol. 4, Cambridge, UK, 2004, pp. 533–536.
- [151]. Han, Y.; Sun, Z.; Wang, F.; Tan, T. *Palmprint Recognition Under Unconstrained Scenes*. in Asian Conference on Computer Vision, vol. LNCS 4844, Tokyo, Japan, 2007, pp. 1–11.
- [152]. Huber, R.A. *The philosophy of identification*. RCMP Gazette. 34(7–8), pp.9–14, 1972.
- [153]. Wong, M.; Zhang, D.; Kong, W. K.; Lu, G. *Real-time palmprint acquisition system design*. IEE Proceedings: Vision, Image, and Signal Processing. 152(5), pp.527–534, 2005.
- [154]. Zhang, D. *Automated biometrics: technologies and systems*. Berlin: Springer, 2000.
- [155]. Zhang, D.; Shu, W. *Two novel characteristics in palmprint verification: datum point invariance and line feature matching*. Pattern Recognition. 32(4), pp.691–702, 1999.
- [156]. Han, C. C.; Cheng, H. L.; Lin, C. L.; Fan, K. C. *Personal authentication using palmprint features*. Pattern Recognition. Vol. 36, no. 2, pp. 371–381, 2003.

- [157]. Li, W.; Zhang, D.; Xu, Z. *Palmprint identification by Fourier transform*. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence. Vol. 16, no. 4, pp. 417-432, 2002.
- [158]. Wu, X.; Wang, K.; Zhang, D. *HMMs based palmprint identification*. Lecture Notes in Computer Science, Springer. Vol. 3072, pp. 775-781, 2004.
- [159]. Han, C.C. *A hand-based personal authentication using a coarse-to-fine strategy*. Image and Vision Computing. Vol. 22, no. 11, pp. 909-918, 2004.
- [160]. Kumar, A.; Wong, D.; Shen, H.; Jain, A. *Personal verification using palmprint and hand geometry biometric*, Lecture Notes in Computer Science, Springer, pp. 668-678, 2003
- [161]. A. Kumar and D. Zhang, *Integrating shape and texture for hand verification*. In Proceedings of Third International Conference on Image and Graphics. pp. 222-225, 2004.
- [162]. Poon, C.; Wong, D. C. M.; Shen, H. C. *A new method in locating and segmenting palmprint into region-of-interest*. In Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition. Vol. 4, pp. 533-536, 2004.
- [163]. Wu, X.; Wang, K.; Zhang, D. *Line feature extraction and matching in palmprint*. In Proceeding of the Second International Conference on Image and Graphics. pp. 583-590, 2002.
- [164]. Wu, X.; Wang, K.; Zhang, D. *Fuzzy direction element energy feature (FDEEF) based palmprint identification*. In Proceedings of International Conference on Pattern Recognition. Vol. 1, pp. 95-98, 2002.
- [165]. Boles, W. W.; Chu, S. Y. T. *Personal identification using images of the human palms*. In Proceedings of IEEE Region 10 Annual Conference, Speech and Image Technologies for Computing and Telecommunications. Vol. 1, pp. 295-298, 1997.
- [166]. Connie, T.; Jin, A. T. B.; Ong, M. G. K.; and Ling, D. N. C. *An automated palmprint recognition system*. Image and Vision Computing. Vol. 23, no. 5, pp. 501-515, 2005.
- [167]. Feng, G.; Dong, K.; Hu, D.; Zhang, D. *When face are combined with palmprints: a novel biometric fusion strategy*. Lecture Notes in Computer Science. Springer. Vol. 3072, pp. 701-707, 2004.

- [168]. Shang, L.; Huang, D. S.; Du, J. X.; Zheng, C. H. *Palmprint recognition using Fast ICA algorithm and radial basis probabilistic neural network*. Neurocomputing. Vol. 69, no. 13-15, pp. 1782- 1786, 2006.
- [169]. Li, Q.; Qiu, Z.; Sun, D. *Feature-level fusion of hand biometrics for personal verification based on Kernel PCA*. International Conference on Biometrics, pp. 744-750, 2006.
- [170]. Zuo, W.; Zhang, H.; Zhang, D.; Wang, K. *Post-processed LDA for face and palmprint recognition: What is the rationale*. Signal Processing, 90(8), 2344-2352, 2010.
- [171]. Zuo, W.; Wang, K.; Zhang, D. *Assembled matrix distance metric for 2DPCA-based face and palmprint recognition*. In Proceeding of International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Vol. 8, pp. 4870-4875, 2005.
- [172]. Feng, G.; Hu, D.; Zhang, D.; Zhou, Z. *An alternative formulation of kernel LPP with application to image recognition*. Neurocomputing. Vol. 69, no. 13-15, pp. 1733-1738, 2006.
- [173]. You, J.; Kong, W. K.; Zhang, D.; Cheung, K. H. *On hierarchical palmprint coding with multiple features for personal identification in large databases*. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology. Vol. 14, no. 2, pp. 234-243, 2004.
- [174]. Kumar, A.; Zhang, D. *Palmprint authentication using multiple classifiers*. In Proceedings of SPIE Symposium on Defence and Security- Biometric Technology for Human Identification, pp. 20-29, 2004.
- [175]. Han, C. C.; Cheng, H. L.; Lin, C. L.; Fan, K. C. *Personal authentication using palm-print features*. Pattern Recognition. Vol. 36, no. 2, pp. 371-381, 2003.
- [176]. Kong, A. W. K.; Zhang, D. *Competitive coding scheme for palmprint verification*. In Proceedings of International Conference on Pattern Recognition. Vol. 1, pp. 520-523, 2004.
- [177]. Kong, A.; Zhang, D.; Kamel, M. *Palmprint identification using feature-level fusion*. Pattern Recognition. Vol. 39, no. 3, pp. 478-487, 2006.
- [178]. Kong, A.; Zhang, D.; Kamel, M. *An anatomy of IrisCode for precise phase representation*. In Proceedings of International Conference on Pattern Recognition. Vol. 4, pp. 429-432, 2006.

- [179]. Daugman, J.G. *High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. Vol. 15, no. 11, pp. 1148-1161, 1993.
- [180]. Wu, X.; Zhang, D.; Wang, K. *Fusion of phase and orientation information for palmprint authentication*. Pattern Analysis and Applications. Vol. 9, no. 2-3, pp. 103-111, 2006.
- [181]. Han, C.C. *A hand-based personal authentication using a coarse-to-fine strategy*. Image and Vision Computing. Vol. 22, no. 11, pp. 909-918, 2004.
- [182]. Dong, K.; Feng, G.; Hu, D. *Digital curvelet transform for palmprint recognition*. Lecture Notes in Computer Science, Springer. Vol. 3338, pp. 639-645, 2004.
- [183]. Chen, J. S.; Moon, Y. S.; Yeung, H. W. *Palmprint authentication using time series*. In Proceeding of 5th International Conference on Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication, pp. 20-22, 2005.
- [184]. Hennings, P.; Kumar, B. V. K. V. *Palmprint recognition using correlation filter classifiers*. Conference Record of the 38th Asilomar Conference on Signal, Systems and Computers. Vol. 1, pp. 567-571, 2004.
- [185]. Wayman, J. L. *Technical testing and evaluation of biometric identification devices*. In Biometrics Personal identification in Networked Society, edited by A.K. Jain, R. Bolle and S. Pankanti, Kluwer Academic Publisher, 1999.
- [186]. Wu, X.; Zhang, D.; Wang, K. *Fisherpalms based palmprint recognition*. Pattern Recognition Letters. Vol. 24, no. 15, pp. 2829-2838, 2003.
- [187]. Lu, G.; Zhang, D.; Wang, K. *Palmprint recognition using eigenpalms features*. Pattern Recognition Letters. Vol. 24, no. 9, pp. 1463-1467, 2003.
- [188]. Jing, X.Y.; Zhang, D. *A face and palmprint recognition approach based on discriminant DCT feature extraction*. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics. Vol. 34, no. 6, pp. 2405-2415, 2004.
- [189]. Gibbons, M.; Yoon, S.; Cha, S. H.; Tappert, C. *Evaluation of biometric identification in open systems*. Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication (AVBPA 2005) LNCS 3546, pp. 823-831, 2005.
- [190]. Zhang, L.; Zhang, D. *Characterization of palmprints by wavelet signatures via directional context modeling*. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part B. Vol. 34, no. 3, pp. 1335-1347, 2004.

- [191]. Cheung, K.H.; Kong, A.; Zhang, D.; Kamel, M.; You, J. *Does EigenPalm work? A system and evaluation perspective*. In Proceedings of International Conference on Pattern Recognition. Vol. 4, pp. 445-448, 2006.
- [192]. Cannon, M. Byrne, M.; Cotter, D.; Sham, P.; Larkin, C.; O'Callaghan, E. *Further evidence for anomalies in the hand-prints of patients with schizophrenia: a study of secondary creases*. Schizophrenia Research. Vol. 13, pp. 179-184, 1994.
- [193]. Nigam, A., Khan, P., & Gupta, P. (2015, December). *Fusion of Palmprint and Finger-Knuckle-Print for Human Personal Recognition*. In Computational Intelligence, 2015 IEEE Symposium Series on (pp. 341-348). IEEE.
- [194]. Srikantaswamy, R. (2016, July). *Fusion of fingerprint, palmprint and hand geometry for an efficient multimodal person authentication system*. In Applied and Theoretical Computing and Communication Technology (iCATccT), 2016 2nd International Conference on (pp. 565-570). IEEE.
- [195]. Wu, X., Zhang, F., Wang, K., & Zhang, D. (2005, August). *Fusion of the textural feature and palm-lines for palmprint authentication*. In International Conference on Intelligent Computing (pp. 1075-1084). Springer, Berlin, Heidelberg.
- [196]. Chaudhuri, B. B.; Kundu, P.; Sarkar, N. *Detection and gradation of oriented texture*. Pattern Recognition Letters. 14(2), 147-153, 1993.
- [197]. <http://sipi.usc.edu/database/database.php?volume=textures>
- [198]. <http://www.nada.kth.se/cvap/databases/kth-tips/>
- [199]. Harwood, D.; Ojala, T.; Pietikäinen, M.; Kelman, S.; Davis, L. *Texture classification by center-symmetric auto-correlation, using Kullback discrimination of distributions*. Pattern Recognition Letters, 16(1), 1-10, 1995.
- [200]. Ojala, T.; Pietikäinen, M.; Harwood, D. *A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions*. Pattern recognition, 29(1), 51-59, 1996.
- [201]. Chen, J.; Shan, S.; He, C. *WLD: A robust local image descriptor*. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence. 32(9), 1705-1720, 2010.
- [202]. Jain, A.K. *Fundamentals of Digital Signal Processing*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1989.

- [203]. Kannala, J.; Rahtu, E. *BSIF: binarized statistical image features*. In Proceedings of the 21st International IEEE Conference on Pattern Recognition (ICPR). pp.1363-1366, Tsukuba (Japan), 2012.
- [204]. Hyvarinen, A.; Oja, E. *Independent component analysis: algorithms and applications*. Neural Networks. Vol.13, No.4, pp.411-430, 2000.
- [205]. Haghghat, M.; Abdel-Mottaleb, M.; Alhalabi, W. *Fully automatic face normalization and single sample face recognition in unconstrained environments*, Expert Systems with Applications. 47, pp. 23–34, 2016.
- [206]. Sun, Q. S.; Zeng, S. G.; Liu, Y.; Heng, P. A.; Xia, D. S. A new method of feature fusion and its application in image recognition. Pattern Recognition, 38(12), 2437-2448, 2005.
- [207]. Krzanowski, W. J. *Principles of multivariate analysis: a user's perspective*. Oxford University Press Inc, 1988.
- [208]. Ajay, K.; Chenye, W. *Automated human identification using ear imaging*, Pattern Recognition. 41, pp. 956–968, 2012.
- [209]. Ajay, K. *Incorporating cohort information for reliable palmprint authentication*. Computer Vision, Graphics and Image Processing Conf., Bhubneshwar, India, 16–19, pp. 583–590, December 2008.
- [210]. Hurley, D. J.; Nixon, M. S.; Carter, J. N. *Force field feature extraction for ear biometrics*. Computer Vision and Image Understanding. 98, (3), pp. 491–512, 2005.
- [211]. Kumar, A.; Chenye, W. *Automated human identification using ear imaging*, Pattern Recognition. 45, (3), pp. 956–968, 2012.
- [212]. Kumar, A.; Singh, G.; Kumar, A. R. S. *An improved method for designing quadrature mirror filter banks via unconstrained optimization*, Journal of Mathematical Modelling and Algorithms. 9, (1), pp. 99–111, 2010.
- [213]. Kumar, A.; Chan, T. S. T. *Robust ear identification using sparse representation of local texture descriptors*, Pattern Recognition. 46, (1), pp. 73–85, 2013.
- [214]. Mamta; Hanmandlu, M. *Robust ear based authentication using local principal independent components*. Expert Systems with Applications. 40, (16), pp.6478–6490, 2013.

- [215]. A. Basit, M. Shoaib, *A human ear recognition method using nonlinear curvelet feature subspace*, International Journal of Computer Mathematics. 91, (3), pp. 616–624, 2014.
- [216]. Hu, D.; Feng, G.; Zhou, Z. *Two-dimensional locality preserving projections (2DLPP) with its application to palmprint recognition*. Pattern Recognition, 40, pp. 339–342, 2007.
- [217]. Hanmandlu, M; Gupta, H. M.; Mittal, N. *An authentication system based on palmprint*. Proc. Int. Conf. IEEE Information Technology: New Generations, Las Vegas, USA, 27–29, pp. 399–404, April 2009.
- [218]. Parihar, A. S; Kumar, A.; Verma, O. P. *Point based features for contactless palmprint images*. Proc. Int. Conf. IEEE Technologies for Homeland Security, Waltham, USA, pp. 165–170, 12–14 November 2013.
- [219]. Kumar, A.; Shekhar, S. *Personal identification using multi-biometrics ranklevel fusion*. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics. Part C, Applications and Reviews. 41, pp. 743–752, 2010.
- [220]. John, S.; Raimond, K. *Palmprint identification based on adaptive neurofuzzy inference system*. Int. J. Res. Appl. Sci. Eng. Technol. 2, pp. 138–142, 2014.
- [221]. Zhang, L.; Shen, Y.; Li, H.; Lu, J. *3D palmprint identification using blockwise features and collaborative representation*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 37, (8), pp. 1730–1736, 2015.

Abstract:

Biometrics is a constantly evolving technology that has been widely used in many official and commercial identification applications. Increased security concerns over the last few years have led to a greater focus on biometric identification techniques. A biometric identification is basically a pattern recognition problem that makes a recognition decision of people to determine authority based on specific physiological or behavioral characteristics. Most biometric systems currently used generally use only one biometric modality. These systems are called monomodal or unimodal biometric systems. Despite considerable progress over the past few years, there are still identification challenges based on a single biometric modality. In this thesis, we support the idea that robust and secure biometric recognition requires hybrid modalities and descriptors. The term hybrid herein is used to refer to a multibiometric system, which incorporates several image descriptors or modalities. Hybrid methods allow to combine the advantages of different methods, combining several modalities or image descriptors. In this study, we are interested in the combination of two biometric modalities, which are the palm of the hand and the ear, recognition by these modalities has several advantages over other technologies; their main advantages lie in their wealth of information and their stability over time. In addition, they are easy to use. However, rapid and accurate identification by these modalities still presents a number of challenges particularly in uncontrolled environments. Moreover, the human ear is considered a very recent modality in this field. Identification by ear remains until now under exploration. In this thesis, we discuss several important points concerning multimodal biometry, we propose a fusion approach of two modalities i.e. palm-and-ear at the characteristic level, in order to identify individuals from a multimodal biometric system; two fusion methods at the characteristic level were tested and compared, namely: serial functionality and CCA (canonical correlation analysis). In the feature extraction phase, local texture descriptors were used, namely Local Binary Pattern (LBP), WLD (Weber Local Descriptor) and BSF (Binarized Statistical Image Features). The results obtained show that the proposed strategy gives very encouraging performances where a recognition rate of 100% has been obtained. Beside, this thesis aims at making a contribution in the field of iris recognition; we presented an approach for automatic iris recognition, based on the BSIFH.

المخلص

تعتبر الأنظمة البيومترية من التكنولوجيات المستمرة في التطور والتي تستخدم على نطاق واسع في العديد من تطبيقات التعرف على الهوية سواء كانت رسمية أو تجارية. الزيادة في المخاوف الأمنية في السنوات الأخيرة أدى أساساً إلى إعطاء اهتمام أكبر لتقنيات التعرف على الهوية. يصنف التعرف على الهوية بالاعتماد على الأنظمة البيومترية ضمن مشكل التعرف على الأنماط و ينتج قرار التعرف على الأشخاص لتحديد الأولويات من خلال الخصائص الفسيولوجية والسلوكية المحددة. عموماً تعتمد نظم التحقق البيومترية الحالية على وسيط وحيد في التعرف على هوية الأشخاص. وتسمى هذه الأنظمة بالأنظمة البيومترية أحادية الوسيط. وعلى الرغم من التقدم الكبير في السنوات الأخيرة، لا تزال هناك صعوبات تواجه الأنظمة البيومترية أحادية الوسيط في هذه الأطروحة، نؤيد فكرة أن النظام البيومتري الآمن يتطلب ميزات و واصفات صور هجينة. ويستخدم هذا المصطلح هنا على أنه يعني نظام بيومتري متعدد الميزات أو تلك التي تدمج العديد من واصفات الصور. كان اهتمامنا في هذه الدراسة بمزج ميزتين بيومتريتين والتي هي كف اليد والأذن. استخدام هاتين الميزتين ينطوي على العديد من الإيجابيات من أهمها غناها بالمعلومات واستقرارها على مر الزمن. وبالإضافة إلى ذلك، فهي سهلة الاستخدام. ومع ذلك، التعرف السريع والدقيق بواسطة هاتين الميزتين لا يزال يشكل عدداً من التحديات والصعوبات، وخاصة في البيئات غير الخاضعة للرقابة. و علاوة على ذلك، تعتبر الأذن البشرية كميزة بيومترية حديثة جداً في هذا المجال. تحديد الهوية عن طريق الأذن لا يزال حتى الآن قيد الاستكشاف. في هذه الدراسة، ناقشنا العديد من القضايا الهامة المتعلقة بالأنظمة البيومترية المتعددة الوسائط حيث قمنا باقتراح مقارنة لدمج الميزتين أي كف اليد و الأذن من أجل تحديد هوية الأفراد من خلال نظام بيومتري متعدد الوسائط. في الواقع، تم اختبار طريقتين للدمج على مستوى الخصائص ومقارنتها، وهي: دمج الخصائص في سلسلة تحليل الارتباط المشترك. في مرحلة استخراج الخصائص، استخدمنا واصفات النسيج الموضعي، وهي النمط الثنائي الموضعي (LBP)، الوصف الموضعي لويبر (WLD)، الخصائص الإحصائية لصورة الثنائية (BSIF) وأظهرت النتائج أن المقارنة المقترحة تعطي أداءً مشجعاً جداً والتي أسفرت عن معدل تعرف بنسبة 100٪. إلى جانب ذلك، تهدف هذه الرسالة إلى تقديم مساهمة في مجال التعرف على قزحية العين؛ قدمنا نهجاً للتعرف الثنائي على قزحية العين، استناداً إلى BSIFH.