

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique
Université 8Mai 1945 – Guelma
Faculté des sciences et de la Technologie
Département d'Electronique et Télécommunications



**Mémoire de fin d'étude
pour l'obtention du diplôme de Master Académique**

Domaine : **Sciences et Technologie**
Filière : **Electronique**
Spécialité : **Instrumentation**

Identification des personnes par leurs empreintes palmaire

Présenté par :

BOURENEB AZIZA

Sous la direction de :

Dr. Bourouba Hocine

Juillet 2019

Remerciements

Tout d'abord nous tenons à remercier « ALLAH » pour nous avoir donné le courage, la force et la volonté pour réussir et de nous avoir éclairci le chemin tout au long de notre vie.

*Je remercie chaleureusement notre encadreur Professeur : **bourouba hocine** pour son aide, sa disponibilité, son sérieux ainsi que ses encouragements et ses conseils.*

*Je remercie également monsieur **bendjoudi**, pour sa disponibilité, sa patience, son suivi constant de ce travail.*

Nous tenons aussi à remercier les membres du jury pour leur précieux temps accordé à l'étude de notre mémoire.

Je tiens à exprimer tout au fond de mon cœur mes reconnaissances à département d'électronique et télécommunication pour toutes les années de spécialité et ce que je pris de la science et de la connaissance.

*Nos vifs remerciements vont à Mr **Boualague** Le chef de département pour ses conseils judicieux.*

Nos remerciements les plus vifs à tous les enseignants du département d'électronique et tous les collègues de la promotion.

Nous aimerions aussi dire un gros merci à nos familles pour leurs patiences et leurs encouragements tout au long de ces années d'études et de recherche.

Je remercie enfin toute personne ayant participé de loin ou de près à la réalisation de ce travail.

AZIZA BOURENEB

Dédicace

Je dédie ce modeste travail à celle qui m'a donné la vie, le symbole de tendresse, qui s'est sacrifiée pour mon bonheur et ma réussite, à ma mère. A mon père, école de mon enfance, qui a été mon ombre durant toutes les années des études, et qui a veillé tout au long de ma vie à m'encourager, à me donner l'aide et à me protéger.

À Ma chère grand-mère.

*A Mon sœurs « **Rahma** » et « **Bochra** » et Mon petite frère « **Mohemed** »*

À mes tantes et leurs enfants.

À mes oncles et leurs enfants.

Aux amis de mon frère qui m'ont soutenu et aidé.

A toute ma famille.

*À mon encadreur « **Mr Bourouba** » et « **Mr Bendjoudi** » et « **Mr doghmane** » envers qui je dois le plus grande respect et la profende gratitude.*

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

*A mes meilleurs amis : **Rahma, Mouna, Hana, Zeyneb, Imene***

A mes collègues de la promo 2019 de Master

A tous ceux qui m'ont soutenu et encouragé pendant mes études

Et à tous ceux qui me connaissent de près ou de loin.

AZIZA BOURENEB

RESUME

Depuis ces dernières années, l'authentification humaine joue un rôle important dans l'environnement temps réel. La raison principale de l'application de solutions biométriques est la sécurité. Entre autres, les empreintes palmaires sont de plus en plus utilisées comme une nouvelle modalité biométrique pour l'identification et la vérification humaines. Les images d'empreintes palmaires multispectrales capturées dans le visible et l'infrarouge ne contiennent pas seulement les rides et la structure des crêtes de l'épiderme mais aussi le motif sous-jacent des veines, ce qui les rend un identifiant biométrique très discriminant.

Dans notre travail, nous essayons d'évaluer l'utilité des images d'empreintes palmaires multispectrales pour améliorer un système d'identification des personnes basés sur les empreintes palmaires. Pour ce faire, nous proposons un système d'identification d'empreintes palmaires basé sur le filtre de BSIF qui s'applique sur chaque image spectrale. L'idée est d'extraire les caractéristiques texturales de chaque image spectrale d'empreinte palmaire pour traiter les caractéristiques uniques inhérentes à l'empreinte palmaire. Ces caractéristiques sont ensuite encodées sous forme d'histogramme dont la dimension des caractéristiques est réduite à l'aide de l'analyse discriminante (LDA) avant d'effectuer la classification. Le système proposé est appliquée à la base de données MS-CASIA. Les résultats obtenus montrent que la stratégie proposée donne des performances très encourageantes avec un taux de reconnaissance de 99%.

Mots clés: Biométrie, Empreintes palmaires, Multispectral, Identification, Système biométrie, Apprentissage, LDA, BSIF.

Abstract

In recent years, human authentication has played an important role in the real-time environment. The main reason for applying biometric solutions is security. Among other features, palmprint is increasingly being used as a new biometric modality for human identification and verification. Multispectral palmprint images captured in the visible and infrared range contain not only wrinkles and the structure of epidermal ridges but also the underlying pattern of the veins, making them a highly discriminating biometric identifier.

In our work, we are trying to evaluate the usefulness of multispectral palmprint images to improve a person identification system based on palmprint. To do this, we propose a palmprint identification system based on the BSIF filter that applies to each spectral image. The idea is to extract the textural characteristics of each spectral palmprint image to process the unique characteristics inherent in the palmprint. These characteristics are then encoded in the form of a histogram whose characteristics are reduced in size using discriminant analysis (LDA) before classification is performed. The proposed system is applied to the MS-CASIA database. The results obtained show that the proposed strategy is performing very well with a 99% recognition rate.

Key words: Biometrics, Palm Prints, Multispectral, Identification, Biometric system, Apprenticeship, LDA, BSFI.

الملخص

في السنوات الاخيرة، لعبت المصادقة البشرية دورًا مهمًا في البيئة. السبب الرئيسي في تطبيق الحلول البيومترية هو الأمن. من جهة اخرى، يتم استخدام بصمات كف اليد بشكل متزايد كطريقة بيو مترية جديدة لتحديد الهوية البشرية والتحقق منها. صور بصمات كف اليد متعددة الاطراف التي تم التقاطها في الصورة المرئية والأشعة تحت الحمراء لا تحتوي فقط على التجاعيد و هياكل قمة البشرة، و انما على النمط الاساسي للأوردة ، مما يجعلها معرفة بيو مترية شديدة التمييز.

في عملنا، نحاول تقييم فائدة صور بصمة كف اليد متعددة الاطراف لتحسين نظام تحديد هوية الشخص القائم على كف اليد، للقيام بذلك، نقترح نظام تحديد هوية البصمات القائمة على مرشح خصائص الصورة الإحصائية الثنائية الذي ينطبق على كل صورة طيفية. والفكرة الاساسية هي استخراج الخصائص التركيبية لكل صورة طيفية لبصمة الكف لمعالجة الخصائص الفريدة الكامنة في بصمة كف اليد. ثم يتم تشفير هذه الميزات كرسم بياني يتم تقليل حجمه باستخدام التحليل الخطي للتمييز قبل التصنيف. يتم تطبيق النظام المقترح على قاعدة بيانات أكاديمية العلوم الصينية لمعهد الأتمتة. أظهرت النتائج التي تم الحصول عليها أن الاستراتيجية المقترحة تقدم أداءً مشجعًا للغاية بمعدل فائدة يبلغ 99%.

الكلمات المفتاحية: البيومترية، بصمة الكف، متعددة الاطراف، تحديد نظام القياسات الحيوية، التعلم، خصائص الصورة الإحصائية الثنائية، التحليل الخطي للتمييز.

TABLE DES MATIERES

Remerciement	i
Dédicace	ii
Résumé	iii
Table des matières	v
Liste des figures	Viii
Liste des tableaux	x
Liste des abréviations	ix
Introduction générale	1
CHAPITRE I – LA BIOMETRIE	
I.1. Introduction	3
I.2. Les caractéristiques d'une modalité biométrique	3
I.3. Les modalités biométriques	4
I.3.1. Modalités morphologiques	4
I.3.1.1. L'empreinte palmaire	4
I.3.1.2. Empreinte digitale	5
I.3.1.3. La géométrie de main	5
I.3.1.4. Visage	6
I.3.1.5. L'iris	7
I.3.1.6. La rétine	8
I.3.2. Modalités comportementales	8
I.3.2.1. L'écriture (la signature)	9
I.3.2.2. La dynamique de frappe au clavier	9
I.3.2.3. La voix (Reconnaissance vocale)	10
I.3.2.4. La démarche	10
I.3.3. Modalités biologiques	11
I.3.3.1. L'ADN	11
I.3.3.2. Veines de la main	11
I.3.3.3. L'odeur corporelle	12
I.3.3.4. Les cheveux et les poils	12
I.3.3.5. Thermo gramme faciale	12
I.4. Etude comparative entre les modalités biométriques	13
I.5. Domaine d'Applications	15
I.5.1. Service public	15
I.5.2. Pouvoir judiciaire	15
I.5.3. Secteurs des banques	15
I.5.4. Accès physique et logique	15
I.6. Conclusion	16
CHAPITRE II - L'EMPREINTE PALMAIRE	
II.1. Introduction	17
II.2. Les différentes empreintes palmaires	17
II.2.1. Empreinte palmaire avec contact	18
II.2.2. Empreinte palmaire sans contact	19
II.3. Les différents types d'images	21
II.3.1. La reconnaissance d'empreintes palmaires à haute résolution	21
II.3.2. La reconnaissance d'empreintes palmaires à basse résolution	21
II.3.3. La reconnaissance d'empreintes palmaires à trois dimensions (3D)	22
II.3.4. La reconnaissance d'empreintes palmaires multispectrale	22
II.4. L'état de l'art sur empreinte palmaire multi spectrale	22
II.4.1. Apprentissage sous-espace	23

II.4.2. Extraction de lignes principales	23
II.4.3. Codage de texture	23
II.4.4. Statistique des caractéristiques	24
II.5. Conclusion	24
CHAPITRE III – LES SYSTEMES BIOMETRIQUES	
III.1. Introduction	25
III.2. Systèmes de reconnaissance biométrique en ligne et hors ligne	25
III.2.1. Système de reconnaissance en ligne	25
III.2.2. Système de reconnaissance Hors Ligne	25
III.3. Système de vérification et identification	25
III.3.1. La vérification	26
III.3.2. L'identification	26
III.4. La structure d'un système biométrique	26
III.4.1. Module capteur biométrique	26
III.4.2. Module d'extraction des caractéristiques	27
III.4.3. Le module de correspondance	27
III.4.4. Le module de décision	27
III.5. Architecture d'un Système Biométrique	27
III.5.1. La phase d'entraînement (d'enrôlement)	28
III.5.2. La phase de reconnaissance	29
III.6. Evaluation des performances des systèmes biométriques	29
III.6.1. Taux de reconnaissance	30
III.6.2. Taux d'erreur	30
III.6.3. Taux de fausses acceptations (false acceptance rate, FAR)	30
III.6.4. Taux de faux rejets (false rejection rate, FRR)	31
III.6.5. Taux d'égale erreur (Equal Error Rate, EER)	31
III.6.6. La courbe ROC (Receiver Operating Characteristics)	32
III.6.7. La courbe DET (Detection error tradeoff)	33
III.7. L'architecture du système proposée	33
III.7.1. Acquisition des images palmaires	34
III.7.2. Détection du ROI	35
III.7.3. Représentation de l'empreinte palmaire par BSIF	36
III.7.3.1. Descripteur BSIF	36
III.7.3.2. Décomposition de l'image BSIF	37
III.7.4. Analyse Discriminante Linéaire (LDA)	37
III.8. Conclusion	39
CHAPITRE IV – RESULTATS EXPERIMENTAUX ET DISCUSSION	
IV.1. Introduction	40
IV.2. Résultats expérimentaux et discussion	40
IV.2.1. Base de données MS-CASIA	40
IV.2.2. Séparation de base de données	41
IV.2.3. Résultats expérimentaux	41
IV.2.3.1. Les résultats identification pour la première proposition (sans réduction)	41
IV.2.3.2. L'influence de la décomposition d'image (nombre de blocs) pour le premier système	44
IV.2.3.3 L'influence du choix du filtre BSIF pour le deuxième système (avec réduction)	48
IV.2.3.4. L'influence de la décomposition d'image (nombre de blocs) pour le deuxième système	51
IV.3. Comparaison entre les différents résultats obtenus des différents spectres pour les	55

deux cas (sans et avec réduction)	
IV.4. Conolusion	56
Conclusion générale	57
Bibliographie	58

LISTE DES FIGURES

Figure I.1	Classification d'un certain nombre de modalités biométriques	4
Figure I.2	Empreinte palmaire [8]	5
Figure I.3	L'empreinte digitale [8]	5
Figure I.4	La reconnaissance de la main [7]	6
Figure I.5	La reconnaissance de visage [6]	7
Figure I.6	Image de l'iris [10]	8
Figure I.7	La reconnaissance de la rétine [7]	8
Figure I.8	Système de reconnaissance de signature [6]	9
Figure I.9	Frappe dynamique sur le clavier [14]	10
Figure I.10	La voix [8]	10
Figure I.11	Démarche [15]	11
Figure I.12	Exemple de l'ADN [14]	11
Figure I.13	Veines de la main	12
Figure I.14	Thermo gramme faciale [10]	12
Figure II.1	Le dispositif d'acquisition CCD bidimensionnel à base contact: (a) le dispositif; (b) exemple d'acquisition [20]	19
Figure II.2	Le dispositif d'acquisition CCD bidimensionnel à base contact: (a) le dispositif; (b) exemple d'acquisition [20]	19
Figure II.3	Vue extérieure du système d'acquisition d'images palmaire et main posée sur la plate-forme [21]	20
Figure II.4	Le dispositif d'acquisition d'empreintes palmaires [22]	21
Figure II.5	L'empreinte palmaire est présente dans (a) une image haute résolution et (b) une image basse résolution [26].	22
Figure III.1	Principaux modules d'un système biométrique ainsi que les différentes modes [34].	27
Figure III.2	Architecture d'un système biométrique [24]	28
Figure III.3	(a) Densités de scores (de similarité) pour un système biométrique idéal. (b) Densités de scores pour un système biométrique réel [11].	30
Figure III.4	Diagramme FAR et FRR [4]	31
Figure III.5	Graphe démonstratif de l'EER [6]	32
Figure III.6	Exemple d'une courbe ROC.	33
Figure III.7	Exemple d'une courbe DET	33
Figure III.8	Les différentes étapes de l'approche proposée « BSIF-Block »	34
Figure III.9	Six images de la base MS-CASIA PalmprintV1	35
Figure III.10	Détection de la région d'intérêt (ROI)	35
Figure III.11	Le filtre BSIF à échelle unique de taille 11x11 avec huit filtres (11 x 11x8).	37
Figure IV.1	La base MS-CASIA- Palmprint V1 a. 001_1_ 460_01 b.001_1_630_01 c. 001_1_ 700_01 d. 001_1_850_01 e. 001_1_940_01 f. 001_1_ WHT_01	40

Figure IV.2	Taux de reconnaissance utilisant tous les filtres BSIF pour les spectres 460nm et WHT pour $k=1$	42
Figure IV.3	Taux de reconnaissance utilisant tous les filtres BSIF pour les spectres 630nm et 700nm pour $k=1$	42
Figure IV.4	Taux de reconnaissance utilisant tous les filtres BSIF pour les spectres 850nm et 940nm pour $k=1$	43
Figure IV.5	Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour le spectre 460nm pour différents valeur de k	46
Figure IV.6	Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour le spectre 630nm pour différents valeur de k	46
Figure IV.7	Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour le spectre 700nm pour différents valeur de k	47
Figure IV.8	Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour le spectre 850nm pour différents valeur de k	47
Figure IV.9	Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour le spectre 940nm pour différents valeur de k	48
Figure IV.10	Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour le spectre WHT pour différents valeur de k	48
Figure IV.11	Taux de reconnaissance utilisant tous les filtres BSIF pour les spectres 460nm et WHT pour $k=1$	49
Figure IV.12	Taux de reconnaissance utilisant tous les filtres BSIF pour les spectres 630nm et 700nm pour $k=1$	49
Figure IV.13	Taux de reconnaissance utilisant tous les filtres BSIF pour les spectres 850nm et 940nm pour $k=1$	50
Figure IV.14	Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour le spectre 460nm pour différents valeur de k	53
Figure IV.15	Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour le spectre 630nm pour différents valeur de k	53
Figure IV.16	Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour le spectre 700nm pour différents valeur de k	54
Figure IV.17	Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour le spectre 850nm pour différents valeur de k	54
Figure IV.18	Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour le spectre 940nm pour différents valeur de k	55
Figure IV.19	Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour le spectre WHT pour différents valeur de k	55

Liste des Tableaux

Tableau I.1	Comparaison entre les modalités biométriques [6][10][14][15]	13
Tableau IV.1	Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour les spectres 460nm, 630nm, 700nm, 850nm et 940nm et WHT pour k=1	43
Tableau IV.2	Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour les spectres 460nm, 630nm, 700nm, 850nm et 940nm et WHT pour k=2	44
Tableau IV.3	Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour les spectres 460nm, 630nm, 700nm, 850nm et 940nm et WHT pour k=3	44
Tableau IV.4	Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour les spectres 460nm, 630nm, 700nm, 850nm et 940nm et WHT pour k=4	44
Tableau IV.5	Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour les spectres 460nm, 630nm, 700nm, 850nm et 940nm et WHT pour k=5	45
Tableau IV.6	Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour les spectres 460nm, 630nm, 700nm, 850nm et 940nm et WHT pour k=6	45
Tableau IV.7	Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour les spectres 460nm, 630nm, 700nm, 850nm et 940nm et WHT pour k=1	50
Tableau IV.8	Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour les spectres 460nm, 630nm, 700nm, 850nm et 940nm et WHT pour k=2	51
Tableau IV.9	Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour les spectres 460nm, 630nm, 700nm, 850nm et 940nm et WHT pour k=3	51
Tableau IV.10	Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour les spectres 460nm, 630nm, 700nm, 850nm et 940nm et WHT pour k=4	52
Tableau IV.11	Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour les spectres 460nm, 630nm, 700nm, 850nm et 940nm et WHT pour k=5	52
Tableau IV.12	Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour les spectres 460nm, 630nm, 700nm, 850nm et 940nm et WHT pour k=6	52

Liste des abréviations

ADN: Acide Désoxyribose Nucléique

AUC: ("Area Under the Curve")

BSIF: ("Binarized Statistical Image Features")

CCD: Récepteurs à transferts de charge ("charge coupled device")

CMC: ("Cumulative Match Characteristic")

DC: Courant Continu

DET: Courbes représentant les taux d'erreurs en échelle logarithmique ("Detection Error Trade-off curve")

EER: Taux d'erreurs égales ("Equal Error Rate")

ER: Taux d'Erreur ("Error Rate ")

FA: Fausse Acceptation

FAR: Taux de Fausses Acceptations ("False Acceptance Rate")

FR: Faux Rejets

FRR: Le taux de Faux Rejets ("False Rejection Rate")

ICA: Analyse en composantes indépendantes ("Independent Component Analysis")

IITD: ("Indian Institute of Technology Delhi")

LDA: Analyse Discriminante Linéaire ("Linear Discriminate Analysis")

LED: Diode électroluminescente ("Light- Emitting Diode")

MS-CASIA: Multispectrales CASIA ("Chana Academy of Sciences Institute of Automation")

NC: Nombre de Client

NI: Nombre Imposteurs

NRIT: Nombre d'Image de Test Reconnues ("Number of Recognized Test Images")

NTIC : Nouvelles Technologies de l'Information et de la Communication

PCA: Analyse en Composantes Principales ("Principal Component Analysis")
ROC: Courbe représentant les taux d'erreur ("Receiver Operating Characteristic")
ROI : ("Region Of Interest")
RR: Taux de reconnaissance ("Recognition rate ")
TMC : Taux des Mots corrects ("Word Correct Rate")
TNTI : Nombre Totale d'Image de Test ("Total Number of Test Images")
WHT: Lumière Blanche.

A decorative border resembling a scroll, with a thick black line and small circular flourishes at the corners, framing the text.

Introduction générale

Introduction générale

Dans un monde fortement interconnecté et avec la mise en place de réseaux mondiaux de production et d'information, notamment les NTIC (Nouvelles Technologies de l'Information et de la Communication), on est souvent confrontés aux mêmes constants : la mutation des transports, les outils de communication et le rôle stratégique de l'innovation. Compte tenu de toutes ces questions, l'établissement de l'identité d'une personne est devenu un besoin crucial et croissant. Ainsi, la reconnaissance biométrique s'est progressivement intégrée dans différentes applications [1]. De nos jours, la biométrie est un domaine de recherche en pleine expansion en raison d'une demande croissante en matière de sécurité et de sûreté et constitue un outil important à cet égard [2]. Ces outils sont largement utilisés par les agences gouvernementales et les industries privées [3].

La reconnaissance biométrique fait allusion à l'identification d'une personne par l'analyse de ses caractéristiques physiologiques, comportementales ou biologiques telles que les empreintes digitales, le visage, les empreintes palmaires. Ces techniques sont plus fiables que les systèmes traditionnels (clé, mot de passe, etc.) pour identifier une personne car ils sont difficiles à falsifier. C'est pourquoi les systèmes biométriques sont actuellement fortement demandés [2]. Les caractéristiques biométriques doivent au moins garantir les conditions suivantes : l'universalité, la persistance, l'acceptabilité et la facilité d'utilisation.

L'empreinte palmaire est une caractéristique biométrique importante, avec un caractère unique, stable et très différenciable, et son étude a suscité beaucoup d'intérêt au cours des dernières années. Bien que de nombreuses méthodes de reconnaissance basées sur les empreintes palmaires aient été proposées et appliquées avec succès pour l'authentification de l'identité, la plupart des recherches précédentes n'utilisent généralement que les images capturées à la lumière naturelle. Il est difficile, voire impossible, d'améliorer encore la précision de la reconnaissance basée sur ces images d'empreintes palmaires en raison des limitations de l'utilisation de la lumière naturelle.

Afin d'obtenir un taux de reconnaissance élevé avec des informations plus discriminantes, nous proposons d'utiliser l'empreinte multispectrale au lieu de l'empreinte palmaire naturelle dans cette mémoire, et de développer un système d'identification basé sur des images multispectrales.

La reconnaissance d'empreintes palmaires multispectrales a été étudiée pour de nombreux problèmes et applications au cours de la dernière décennie. Elle est devenu l'un, des systèmes de reconnaissance biométrique les plus connus. Son succès est dû à la richesse des caractéristiques qui peuvent être extraites et exploitées à partir des images multispectrales d'empreintes palmaires capturées dans des plages de longueurs d'onde spécifiques dans le spectre électromagnétique.

Notre mémoire est structuré en quatre chapitres :

- **Le premier chapitre** : est consacré à une introduction à la notion de biométrie, aux différentes modalités biométriques ainsi qu'aux caractéristiques des modalités biométriques. Enfin, nous terminons ce chapitre par une étude comparative entre les différentes techniques biométriques en résumant les avantages et les inconvénients de ces méthodes, et nous présentons les différents domaines d'applications qui en découlent.
- **Le deuxième chapitre** : est dédié à la présentation générale des différentes empreintes palmaires, à savoir avec ou sans contact et aux différentes technologies de reconnaissance des empreintes palmaires, nous terminons ce chapitre par la présentation de l'état de l'art sur la reconnaissance d'empreinte palmaire multispectrale.
- **Le troisième chapitre** : Dans ce chapitre intitulé « les systèmes biométriques », nous avons présenté en premier lieu les systèmes biométriques en ligne et hors ligne, utilisés comme systèmes de vérification ou d'identification des identités des personnes et leur architecture. Enfin, nous avons achevé ce chapitre avec la présentation des différentes techniques d'évaluation des performances de ces systèmes, et la description de notre système proposé pour l'exploitation de l'empreinte palmaire multispectrale utilisé dans les étapes de reconnaissance de notre système.
- **Le quatrième chapitre** intitulé « Résultats expérimentaux et discussion », Après la présentation de la base de données MS-CASIA utilisée, nous récapitulons les résultats expérimentaux obtenus lors de nos simulations.
- Nous terminons ce manuscrit par une conclusion générale dans laquelle nous présentons une synthèse sur les résultats obtenus au cours de ce mémoire et les perspectives qui peuvent en découler.



Chapitre I

La biométrie

I.1. Introduction

La biométrie est une alternative qui se base sur l'identification des personnes à partir de leurs caractéristiques physiques (empreinte digitale, forme de la main, empreinte palmaire), comportementales (voix, signature dynamique) et/ou biologique (ADN, Veines de la main). La biométrie tend à réaliser deux buts importants dans notre vie courante. Le premier but est de garantir la sécurité en éliminant le doute sur l'identité d'une personne et le second est de faciliter l'identification des individus. En effet, la biométrie est de plus en plus préférée par rapport aux méthodes traditionnelles impliquant les mots de passe ou les badges [4].

Dans ce chapitre, on donne les différentes modalités biométriques et une étude comparative qui résume leurs avantages et inconvénients. Ensuite nous donnons un aperçu sur les différents domaines d'application et enfin une conclusion.

I.2. Les caractéristiques d'une modalité biométrique

Les caractéristiques biométriques avec lesquelles il est possible de vérifier l'identité d'un individu sont appelées modalités biométriques. Ces modalités sont basées sur l'analyse des données liées à l'individu. Pratiquement, n'importe quelle caractéristique morphologique, comportementale ou biologique peut être considérée comme une modalité biométrique, dans la mesure où elle vérifie les propriétés suivantes [16] :

- Universalité : doit être présent chez tous les individus à identifier,
- Unicité : l'information doit être la plus différente possible entre les différents individus,
- Permanence : les informations collectées doivent rester présentes et stables durant toute la vie d'une personne,
- La collectabilité : les informations doivent être collectables et mesurables afin d'être utilisées pour les comparaisons,
- Acceptabilité : acceptation par les utilisateurs.

I.3. Les modalités biométriques

Il existe plusieurs modalités biométriques utilisées dans divers secteurs, on peut les trier en trois catégories [5] :

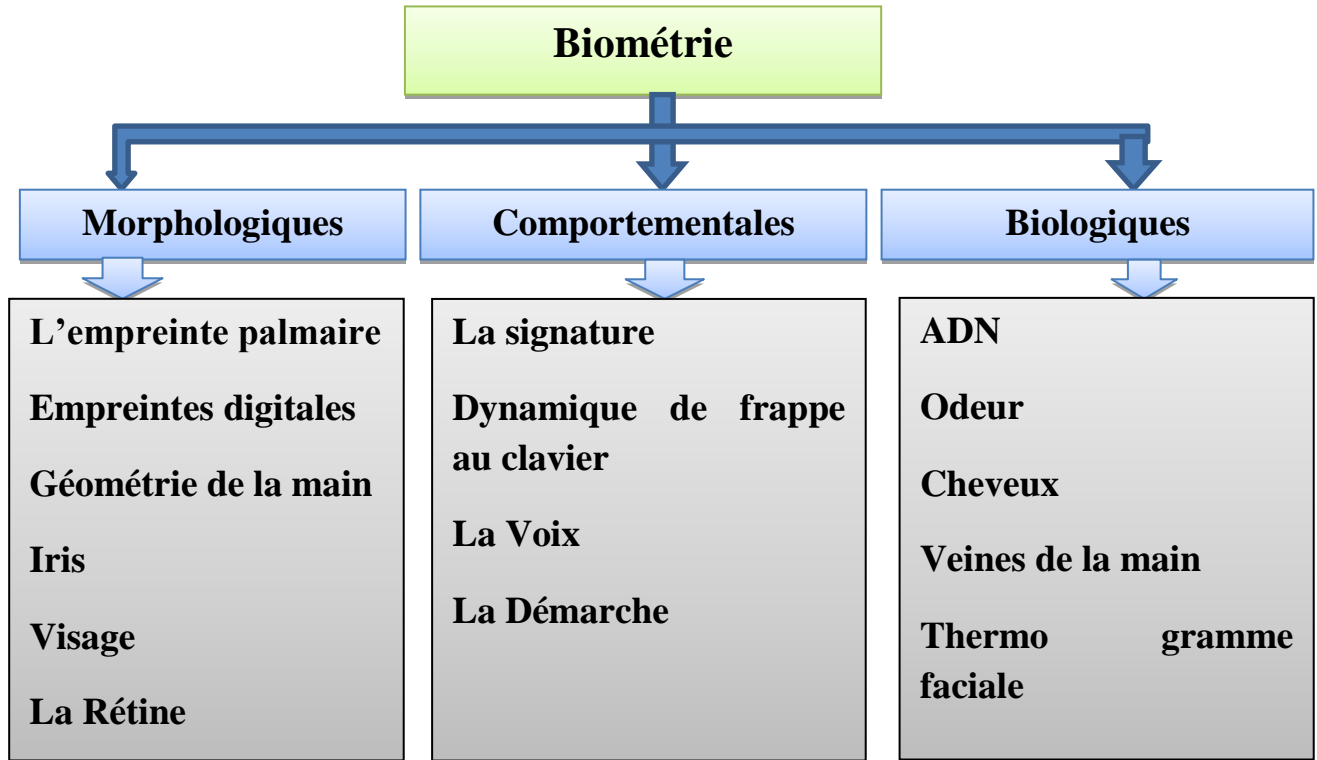


Figure I.1: Classification d'un certain nombre de modalités biométriques

I.3.1. Modalités morphologiques

Cette catégorie regroupe les empreintes palmaires ou digitales, l'iris, la forme de la main, les traits du visage, etc [6].

I.3.1.1. L'empreinte palmaire

Cette technique utilise la surface intérieure de la paume pour l'identification et/ou la vérification des personnes. Elle est bien adaptée pour les systèmes de moyenne sécurité telle que le contrôle d'accès physique ou logique [8].

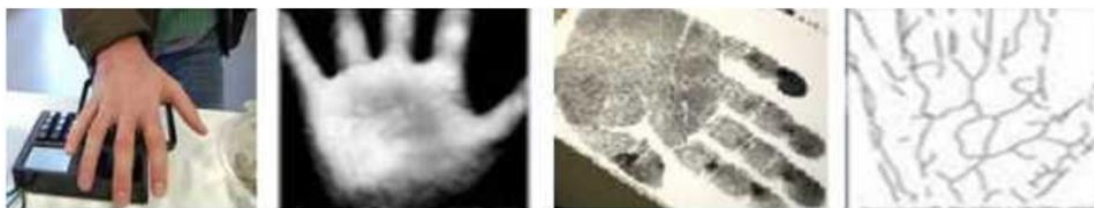


Figure I.2: Empreinte palmaire [8]

I.3.1.2. Empreinte digitale

L'identification à l'aide des empreintes digitales est l'une des premières techniques biométriques qui se base sur le fait que chaque personne a des empreintes uniques. Les lecteurs d'empreintes digitales scannent puis relèvent des éléments permettant de différencier les empreintes. Ces éléments sont appelés minuties [5]. Il existe plusieurs types de minuties : lac, bifurcation, delta ou impasse...etc. Ce type de technique biométrique est utilisé par les institutions financières pour leurs clients et on le trouve aussi dans les hôpitaux, les écoles et les aéroports... etc. [8].

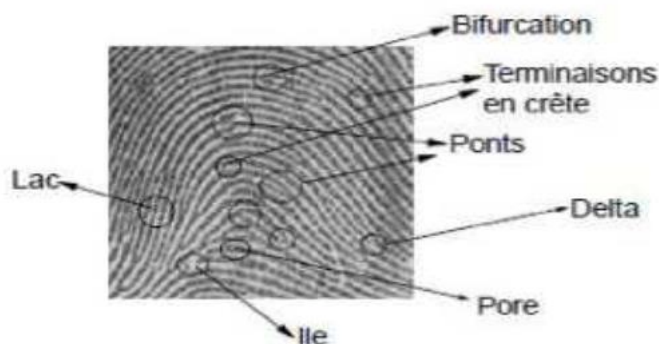


Figure I.3: L'empreinte digitale [8]

I.3.1.3. La géométrie de main

La reconnaissance de la forme de la main est considérée comme une des premières techniques biométriques. A la fin des années soixante, Robert P. Miller déposa un brevet pour un appareil permettant de mesurer des caractéristiques de la main et de les enregistrer pour une comparaison ultérieure, l'utilisateur place sa main sur un gabarit. Le tout est éclairé par une lumière infrarouge et l'image est captée par une caméra digitale. Prés d'une centaine de

caractéristiques sont extraites de l'image et converties en données stockées en mémoire, lors de la phase d'enrôlement ou comparées lors de la phase d'identification. Ces données concernent la longueur, la largeur et l'épaisseur de la main, de même que la forme des articulations et la longueur inter articulations [7].



Figure I.4: La reconnaissance de la main [7]

I.3.1.4. Visage

Le développement de systèmes biométriques basés sur la reconnaissance de la forme du visage est des plus récents. En 1982, deux chercheurs Hay et Young affirment que l'humain, pour reconnaître un visage, utilise les caractéristiques globales et locales qui le composent [7].

Les systèmes actuels de reconnaissance du visage sont composés d'un module d'acquisition d'images avec une caméra et d'un système de traitement qui procède d'abord à une détection du visage dans l'image acquise, puis et grâce à des algorithmes il extrait du visage une signature.

Finalement, cette signature est comparée, à l'aide d'un classificateur, avec les signatures déjà existantes dans une base de données locale, afin d'identifier l'individu [6].



Figure I.5: la reconnaissance de visage [6]

I.3.1.5. l'iris

La reconnaissance d'iris est une modalité biométrique assez récente puisqu'elle ne s'est véritablement développée que dans les années 80, principalement grâce aux travaux de John Daugman [9]. L'iris est la partie colorée de l'œil qui entoure la pupille noire [5]. La reconnaissance par l'iris est très utilisée dans les applications d'identification et de vérification suite à la stabilité de sa forme, plus distinctive, et unique [5].

L'iris se compose de vaisseaux sanguins et ceux-ci sont organisés différemment d'un individu à un autre. Chaque œil est unique, il est prouvé que la probabilité de trouver deux iris identiques est inférieure à l'inverse du nombre d'humains ayant vécu sur terre. Une fois que l'image de la configuration des vaisseaux sanguins est obtenue par le système biométrique, le fonctionnement est quasi identique à celui du système analysant l'empreinte digitale. La grosseur des vaisseaux, leur positionnement et les bifurcations qui les caractérisent font partie des éléments, les minutiers, qui seront étudiés par le système dans le but d'en dégager un algorithme particulier.

La comparaison avec le fichier référence pourra s'ensuivre. Le point faible de ce type de système utilisant l'œil à des fins d'identification ou de vérification est qu'il éprouve beaucoup de difficultés à lire l'image de l'œil d'une personne aveugle ou d'un individu ayant un problème de cataracte [6].

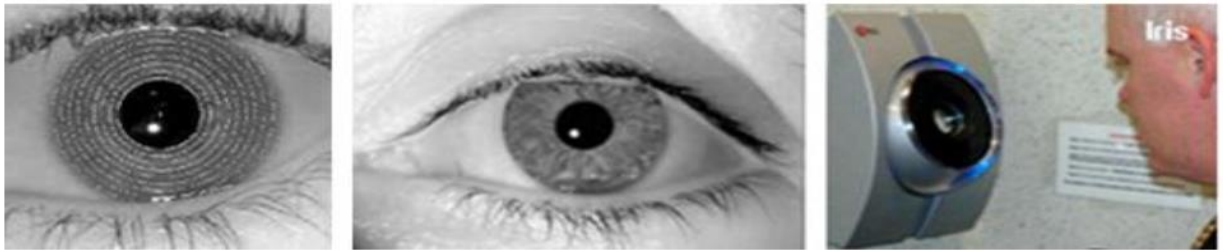


Figure 1.6: Image de l'iris [10]

I.3.1.6. La rétine

La rétine est la « pellicule photographique » de l'œil. Elle est constituée de 4 couches de cellules et est située au fond de l'œil [7].

Cette mesure biométrique se base sur le fait que les vaisseaux sanguins d'une rétine sont différents d'une personne à une autre et stable durant la vie, Cette technologie est la plus complexe à falsifier, mais probablement à cause de son coût élevé, elle n'est utilisée que dans les cas où la sécurité est primordiale. L'analyse biométrique de la rétine est la technologie la plus difficile à mettre en œuvre [6].

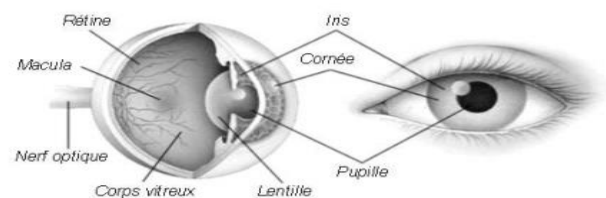


Figure I.7: la reconnaissance de la rétine [7]

I.3.2. Modalités comportementales

Elles sont basées sur l'analyse de certains comportements d'une personne.

I.3.2.1. L'écriture (la signature)

Des 1929, Osborn établit que l'écriture dépend de plusieurs facteurs caractéristiques. Pour imiter une signature, il faut donc non seulement imiter la forme de l'écriture mais aussi tenir compte de ces facteurs liés notamment à la vitesse, aux conditions environnementales et à la dextérité musculaire [7].

Où les systèmes de reconnaissance de l'écriture consistent à analyser les caractéristiques spécifiques d'une signature comme la vitesse, la pression sur le crayon, le mouvement, les points et les intervalles de temps où le crayon est levé. Elle se base généralement sur le fait que l'utilisateur de cette technologie signe avec un stylo électronique sur palette graphique et au même temps elle examine l'ensemble de dynamique comme la vitesse, la direction, et la pression de l'écriture, le temps pendant lequel le stylo est en contact avec le papier, le temps pris pour faire la signature et les positions où le stylo est relevé et abaissé sur le papier [6].



Figure I.8: Système de reconnaissance de signature [6]

I.3.2.2. La dynamique de frappe au clavier

La dynamique de frappe au clavier est un attribut pour l'individu, et en quelque sorte la transposition de la graphologie aux moyens électroniques [6].

Les frappes au clavier sont affectées par plusieurs facteurs : durée entre frappes, fréquence des erreurs ou durée globale nécessaire pour taper un texte. Cependant, bien que ce comportement ne soit pas unique pour chaque individu, mais il fournit suffisamment d'informations discriminatoires permettant d'identifier un individu [13].



Figure I.9: Frappe dynamique sur le clavier [14]

I.3.2.3. La voix (Reconnaissance vocale)

Les données utilisées par la reconnaissance vocale proviennent à la fois de facteurs physiologiques et comportementaux. L'identification par la voix basée sur la forme et la taille des appendices (bouche, cavités nasales et les lèvres) utilisées dans la synthèse du son. Les caractéristiques de la voix d'un individu sont invariantes mais les caractéristiques comportementales changent avec le temps et avec l'âge, selon les conditions sanitaires et des états émotionnels, etc...ce qui diminue l'exactitude du taux d'identification [13].

La reconnaissance des locuteurs est particulièrement utilisée par les téléphones, les corps policiers, dans les hôpitaux...etc. [8].



Figure I.10: La voix [8]

I.3.2.4. la démarche

Il s'agit de reconnaître un individu par sa façon de marcher et de bouger (vitesse, accélération, mouvements du corps...), en analysant des séquences d'images. La démarche serait en effet étroitement associée à la musculature naturelle et donc très personnelle. Mais des vêtements simples, par exemple, peuvent compromettre une bonne identification [7].

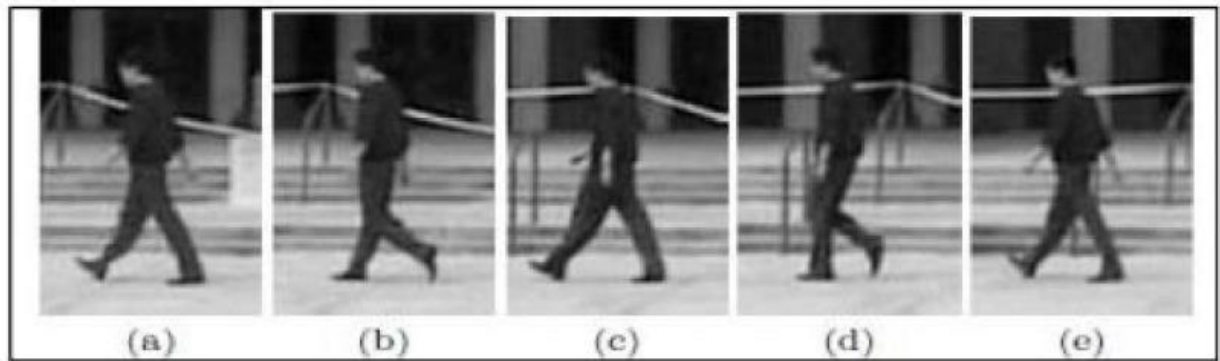


Figure I.11: Démarche [15]

I.3.3. Modalités biologiques

Elles sont basées sur l'identification des traits biologique particuliers.

I.3.3.1. L'ADN

Présent dans les cellules du corps, il est spécifique d'un individu à un autre, l'analyse des empreintes génétiques est une méthode d'identification d'individus extrêmement précise, elle est issue directement de l'évolution de la biologie moléculaire.

L'information génétique d'un individu est unique, car aucun membre de l'espèce ne possède la même combinaison de gènes codés dans l'acide désoxyribonucléique(ADN) [15].

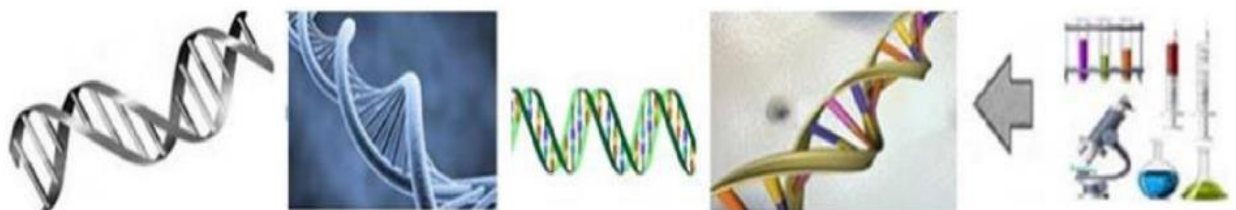


Figure I.12: exemple de l'ADN [14]

I.3.3.2. Veines de la main

Avec la biométrie du réseau veineux, la reconnaissance de l'identité est réalisée avec la paume de la main, et plus précisément le motif et le flux veineux. Le motif et le flux restent identiques de la petite enfance à la mort, et sont clairement identifiables. Grâce à un scanner

infrarouge et une caméra grand angle intégrée, le système capte, en quelques millisecondes, la structure veineuse et donc l'identité univoque d'une personne enregistrée [17].



Figure I.13: Veines de la main

I.3.3.3. L'odeur corporelle

Chaque personne dégage une odeur qui lui est particulière. Les systèmes biométriques qui exploitent cette technologie analysent les composantes chimiques contenues dans l'odeur pour ensuite les transformer en données comparatives [7].

I.3.3.4. Les cheveux et les poils

Rudolf Virchow, médecin et anthropologue allemand, étudia pour la première fois en 1869 des poils humains. En 1910, V. Balthazar, professeur de médecine à la Sorbonne, et M. Lambert publièrent la première étude approfondie. En effet, l'examen de cheveux ou de poils permet d'identifier certaines caractéristiques propres à chaque individu, et d'apporter des éléments d'identification intéressants [14].

I.3.3.5. Thermo-gramme faciale

Chaque individu est caractérisé par la quantité de chaleur émise par les différentes parties de son visage. Cela dépend de l'emplacement des veines, mais aussi de l'épaisseur du squelette, la quantité de tissu, de muscles, de graisse, etc.

La caméra infrarouge capte la chaleur émise par la peau dans des conditions d'éclairage différentes même dans le noir complet, contrairement à la reconnaissance faciale, ce qui est un outil supplémentaire sur la reconnaissance de visage classique [18].

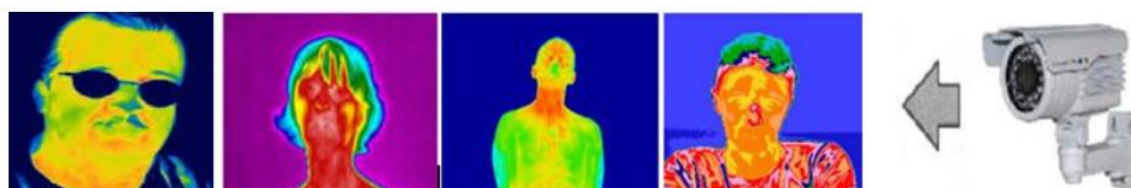


Figure I.14: Thermo gramme faciale [10]

I.4. Etude comparative entre les modalités biométriques

Il existe plusieurs techniques biométriques qui sont utilisées dans différentes applications. Chaque technique biométrique a ses forces et faiblesses, alors le choix dépend de l'application. Aucune technique biométrique ne répond efficacement aux exigences de toutes les applications [5].

Chaque technologie possédant des avantages et des inconvénients, acceptables ou inacceptables suivant les applications. Ces solutions ne sont pas concurrentes, elles n'offrent ni les mêmes niveaux de sécurité ni les mêmes facilités d'emploi [6].

Le tableau I.1 résume une comparaison des modalités biométriques.

Tableau I.1: Comparaison entre les modalités biométriques [6][10][14][15]

Les modalités biométriques	Avantages	Inconvénients
L'empreinte palmaire	<ul style="list-style-type: none"> -Facile à utiliser, il a une grande acceptation. -Après l'utilisation, la main resté propre et ne laisser aucune trace. -Presque disponible par tous les individus. 	<ul style="list-style-type: none"> -Pourrait être similaire dans des jumeaux ou des membres de la famille. -Il n'est pas permanent en termes de changements tels que le vieillissement.
Empreintes digitales	<ul style="list-style-type: none"> -Cout. -Ergonomie moyenne. -La plus éprouvée. -Facilité d'utilisation et traitement rapide. 	<ul style="list-style-type: none"> -Perturbation possible par des blessures. -Système encombrant.
Iris	<ul style="list-style-type: none"> -Fiabilité. -Contient grande quantité d'information. -Pas de confusion pour les vrais jumeaux. 	<ul style="list-style-type: none"> -Acceptabilité moyenne. -Possibilité d'attaque. -Sensible en cas d'humidité ou malpropreté des doigts.
Visage	<ul style="list-style-type: none"> -cout. - Bonne acceptabilité. 	<ul style="list-style-type: none"> -Technologie sensible à l'environnement (éclairage, position...). - Jumeaux identiques.

Géométrie de la main	<ul style="list-style-type: none"> -Très Ergonomique. -Bonne acceptabilité. -Pas d'effet en cas d'humidité ou d'impropriété des doigts. 	<ul style="list-style-type: none"> -Perturbation possible par des blessures. -Système encombrant.
Rétine	<ul style="list-style-type: none"> -Fiabilité. -Pérennité. 	<ul style="list-style-type: none"> - Acceptabilité très faible. - Coûteuse
La signature	<ul style="list-style-type: none"> -Acceptation forte par l'utilisateur. 	<ul style="list-style-type: none"> -Dépendant de l'état émotionnel de la personne peu fiable. -Coûteuse
La dynamique de frappe au clavier	<ul style="list-style-type: none"> - Acceptation forte par l'utilisateur. 	<ul style="list-style-type: none"> - Dépendant de l'état physique de la personne peu fiable
La voix	<ul style="list-style-type: none"> -Facilité. 	<ul style="list-style-type: none"> -Sensible à l'état physique et émotionnel de l'individu. -Vulnérabilité aux attaques.
La démarche	<ul style="list-style-type: none"> -Peut être repérée à grande distance à l'aide d'une caméra à faible résolutions. -Observée ainsi de n'importe quel angle. 	<ul style="list-style-type: none"> -Il est sensible aux changements d'habits, chaussures et surface.
ADN	<ul style="list-style-type: none"> -Distinguer les individus avec une grande précision. -Il facilite la détection des délinquants. 	<ul style="list-style-type: none"> -Analyse trop lente à donner des résultats. -Coût élevé.
Veines de la main	<ul style="list-style-type: none"> -Ne nécessite pas de contact. - Difficile à falsifier. 	<ul style="list-style-type: none"> -Très cher
Thermo gramme faciale	<ul style="list-style-type: none"> -Pouvez reconnaître les visages, même dans l'obscurité. -Pouvez distinguer des jumeaux. 	<ul style="list-style-type: none"> -Influencée par des facteurs tels que la température du corps et l'état émotionnel.

I.5. Domaine d'Applications

Les domaines d'applications de la biométrie peuvent être classés en quatre groupes [10].

I.5.1. Service public

La biométrie est fréquemment utilisée dans plusieurs services de type gouvernementale telles que :

- ✓ Le contrôle et la sécurité des bâtiments gouvernementaux, les frontières,
- ✓ Contrôle les immigrants qui entrent et sortent du pays,
- ✓ Utilisés dans les aéroports et santé,
- ✓ Aidant à passer de la d'assurance sociale.

I.5.2. Pouvoir judiciaire

L'identification judiciaire utilise de depuis longtemps la biométrie telle que :

- ✓ L'utilisation des empreintes digitales pour prouver certains faits concernant les infractions pénales,
- ✓ L'utilisation de l'ADN extrait du sang ou des cheveux dans la scène du crime pour arrêter les criminels.

I.5.3. Secteurs des banques

Les techniques biométriques peuvent être utilisées dans :

- ✓ Les transactions bancaires (retraits en espèces, les cartes bancaires, paiement par le téléphone et Internet).
- ✓ La réduction de la proportion de la fraude grâce à l'intégration des cartes à puce avec reconnaissance des empreintes digitales.

I.5.4. Accès physique et logique

Ceci se rapporte au contrôle d'accès physique comme la sécurisation des lieux (bâtiment ou une pièce) ou le contrôle d'accès logique comme la sécurisation d'une session informatique (ordinateur ou base de données).

I.6. Conclusion

De nos jours la biométrie est considéré comme le moyen le plus sûr pour la sécurité. Elle est de plus en plus appliquée dans la réalité grâce à ses avantages. Dans ce chapitre, nous avons présenté les différentes modalités biométriques pour l'identification des personnes, et la comparaison entre les différents techniques biométriques ce qui résume les avantages et les inconvénients de chacun d'eux, à la fin nous avons présenté les domaines d'applications biométrique.



Chapitre II

L'empreinte palmaire

II.1. Introduction

Ces dernières années, la reconnaissance des empreintes palmaires a suscité un intérêt croissant de la part de beaucoup de chercheurs [19,20]. Probablement, la raison principale de cet intérêt est que cette modalité biométrique renferme beaucoup d'informations d'un caractère unique, et qu'elle est aussi très prometteuse pour l'authentification d'identité. Une image d'empreinte palmaire à faible résolution se compose généralement de lignes principales et de rides [23].

En général, la plupart des personnes ont trois lignes principales : la ligne du cœur, la ligne de tête et la ligne de vie. Les rides sont considérées comme les modèles de ligne les plus fins et les plus irrégulières [24].

D'autres informations telles que la texture, les indentations et les marques sont aussi adoptées lorsqu'on compare des empreintes palmaires.

En général, les méthodes d'extraction d'éléments d'empreinte palmaire comportent principalement la ligne principale, la méthode de codage, la méthode de texture, l'apprentissage sous-espace, le descripteur local et le réseau convolutionnel. Ces méthodes permettent normalement d'obtenir un taux de reconnaissance extraordinaire sur les bases de données d'empreintes palmaires avec ou sans contact [23].

Au cours des 15 dernières années, diverses technologies de reconnaissance d'empreintes palmaires ont été développées, telles que la reconnaissance d'empreintes palmaires à basse résolution, à haute résolution, à trois dimensions (3D) et multispectrale. Différents types de technologies de reconnaissance d'empreintes palmaires se concentrent essentiellement sur différents niveaux de fonctionnalités d'empreintes palmaires [25].

Dans ce chapitre, on donne les différentes empreintes palmaires, avec contact et sans contact, Ensuite nous allons donner les types d'images, L'état de l'art sur empreinte palmaire multi spectrale, et enfin une conclusion.

II.2. Les différentes empreintes palmaires

L'attention de la recherche récente s'est concentrée sur l'amélioration de l'empreinte palmaire [19].

La reconnaissance d'empreintes palmaires peut être réalisée par des méthodes avec ou sans contact, en fonction du type de contact avec le capteur requis pour réaliser l'acquisition. De plus, ces approches peuvent être regroupées en méthodes fondées sur des échantillons bidimensionnels et tridimensionnels [20].

II.2.1. Empreinte palmaire avec contact

À l'heure actuelle, la majorité des approches présentées dans la documentation font appel à la reconnaissance par acquisition bidimensionnelle au contact avec des scanners à plat ou des dispositifs à base de CCD. Les scanners à plat sont particulièrement utiles pour les systèmes peu coûteux, tandis que les appareils à base de CCD offrent des échantillons de bonne qualité et des temps d'acquisition minimums. Des dispositifs d'acquisition tridimensionnels au contact basés sur des caméras CCD et des caméras ont été proposés afin d'accroître la précision de la reconnaissance, même s'ils exigent une installation complexe et plus coûteuse [20].

Les principaux inconvénients des méthodes au contact sont la déformation, la saleté et l'acceptabilité par l'utilisateur. Les déformations sont causées par une pression non uniforme de la main sur le capteur. La saleté s'accumule après des acquisitions répétées et peut réduire la qualité des acquisitions. L'acceptabilité par l'utilisateur peut être problématique si les personnes n'aiment pas toucher des surfaces qui ont été touchées par d'autres personnes pour des raisons d'hygiène [20].

D'autres dispositifs d'acquisition bidimensionnelle avec contact basés sur des caméras numériques ont été décrits. Par exemple, un dispositif comprenant une caméra CMOS à faible coût, un illuminateur annulaire et un boîtier qui fournit un support transparent pour la paume de la main est décrit dans la figure (figure II.1a). L'appareil a été conçu pour être petit afin de pouvoir être utilisé comme dispositif d'identification personnelle pour les applications en ligne. Les appareils capturent des images avec une résolution de 65 dpi (Figure II.1b). En plus la (Figure II.2) [20] décrit un autre dispositif similaire de reconnaissance à faible coût.

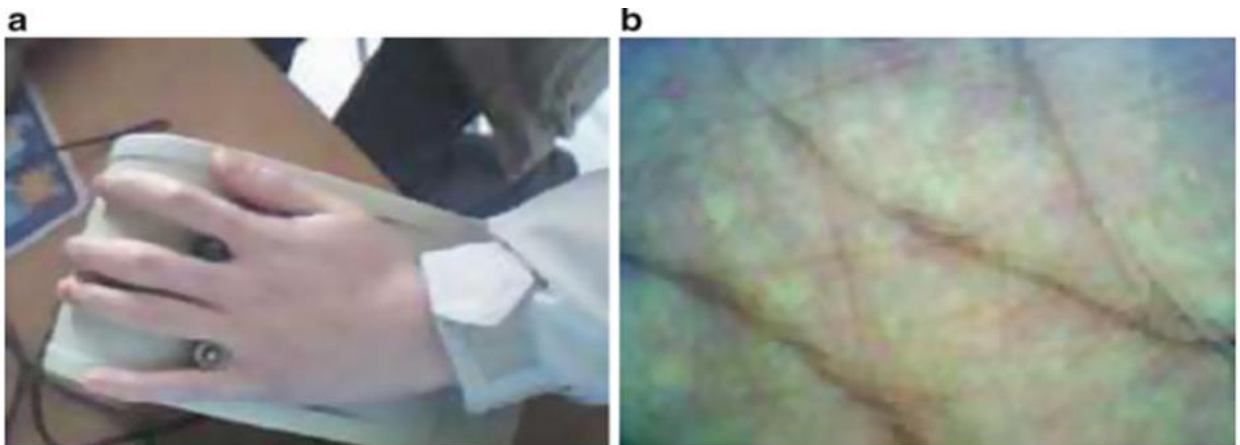


Figure II.1: Le dispositif d'acquisition CCD bidimensionnel à base contact: (a) le dispositif; (b) exemple d'acquisition [20]

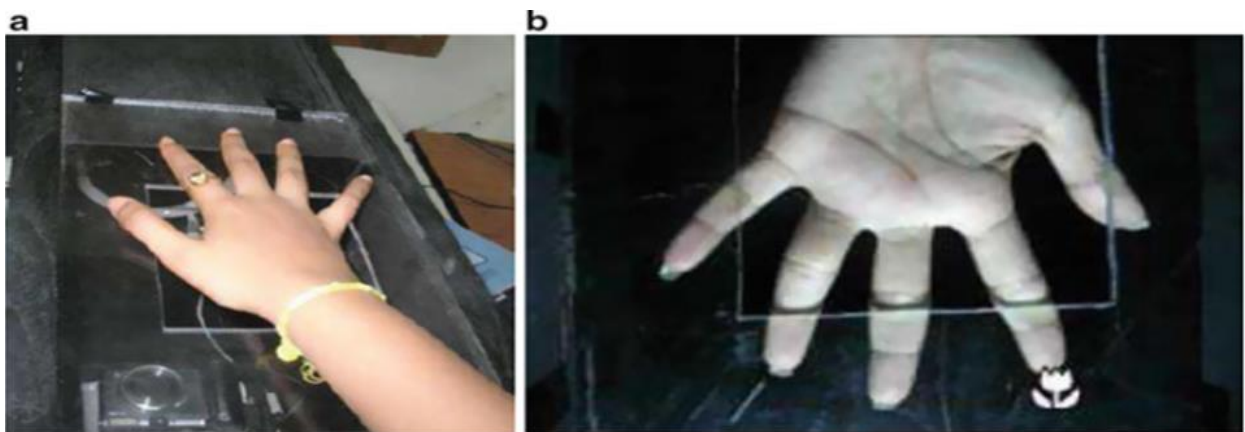


Figure II.2: Le dispositif d'acquisition CCD bidimensionnel à base contact: (a) le dispositif; (b) exemple d'acquisition [20]

II.2.2. Empreinte palmaire sans contact

Pour surmonter les inconvénients ci-dessus, des dispositifs d'acquisition sans contact ont été mis au point. Etudié. Cependant, les méthodes sans contact peuvent être influencées par des inconvénients, notamment un contraste plus faible, un arrière-plan plus complexe et des distances d'acquisition non uniformes. De plus, les approches sans contact sont sensibles aux conditions d'éclairage. Pour répondre aux questions suivantes ces problèmes, des méthodes tridimensionnelles sans contact ont dernièrement été étudiées [20].

Ces méthodes sont plus efficaces et peuvent prendre en compte différentes distances d'acquisition, les conditions d'éclairage, les arrière-plans, le bruit et les attaques par spoofing.

Cependant, ils exigent des installations plus complexes et plus coûteuses que les méthodes bidimensionnelles sans contact [20].

Au cours de la dernière décennie, de grandes quantités de nouvelles bases de données ont été créées. Sauf que certaines bases de données utilisent des appareils photo traditionnels et des méthodes d'acquisition classiques, c'est-à-dire des scanners à CCD (dispositif à couplage de charge), des appareils photo numériques, des caméras vidéo, pour recueillir des images d'empreintes palmaires, de nombreuses bases de données sont construites en choisissant des dispositifs qui saisissent des images sur diverses plateformes. Par exemple, l'auteur [21] utilisait une caméra CCD, un objectif à diaphragme automatique à courant continu (DC), une plate-forme de placement manuel et des sources lumineuses LED (diode électroluminescente) uniformes pour réaliser l'acquisition d'images en ligne, ce qui a été révélé à la figure (II.3) [21].



Figure II.3: Vue extérieure du système d'acquisition d'images palmaire et main posée sur la plateforme [21]

Il existe aussi un appareil photo numérique qui a été adopté pour acquérir des images d'empreintes palmaires sur un fond foncé. Dans leur système, deux lampes 3U de 23 watts ont été utilisées pour fournir l'éclairage et étaient disposées dans des lieux choisis (Figure II.4) [22].



Figure II.4: Le dispositif d'acquisition d'empreintes palmaires [22]

II.3. Les différents types d'images

Au cours des 15 dernières années, diverses technologies de reconnaissance d'empreintes palmaires ont été développées, telles que la reconnaissance d'empreintes palmaires à basse résolution, à haute résolution, à trois dimensions (3D) et multispectrale. Différents types de technologies de reconnaissance d'empreintes palmaires se concentrent essentiellement sur différents degrés de fonctionnalités d'empreintes palmaires [25].

II.3.1. La reconnaissance d'empreintes palmaires à haute résolution

La haute résolution signifie que la résolution d'une image peut atteindre 400 dpi ou plus, comme l'illustre la figure (II.5), ce qui est tout indiqué pour la criminalistique et les applications légitimes. Il existe deux méthodes principales pour la reconnaissance d'empreintes palmaires à haute résolution : les méthodes basées sur les détails et les méthodes basées sur la fusion régionale [26]. La reconnaissance d'images d'empreintes palmaires haute résolution consomme beaucoup de temps en raison de la grande capacité de l'image et du prétraitement complexe [25].

II.3.2. La reconnaissance d'empreintes palmaires à basse résolution

La reconnaissance d'empreintes palmaires à faible résolution a une large gamme d'applications civiles et commerciales en raison de ses nombreux avantages. Par exemple, les images d'empreintes palmaires à faible résolution peuvent être facilement capturées à l'aide d'appareils photo ordinaires [25].

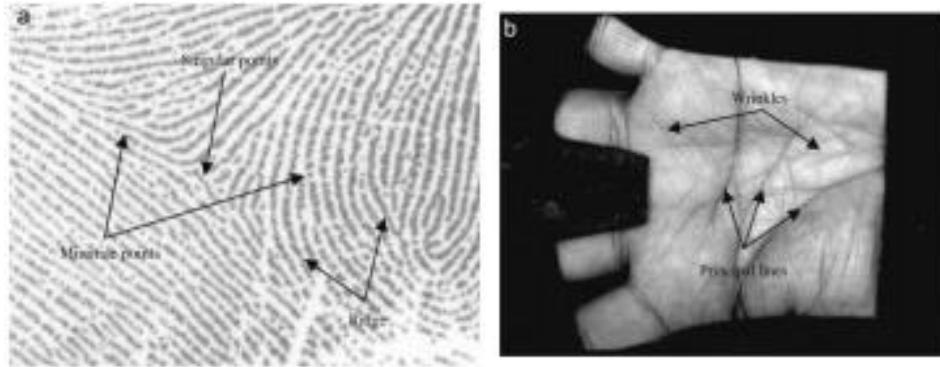


Figure II.5: L'empreinte palmaire est présente dans (a) une image haute résolution et (b) une image basse résolution [26].

II.3.3. La reconnaissance d'empreintes palmaires à trois dimensions (3D)

La reconnaissance d'empreintes palmaires en 3D a également connu des progrès essentiels [26].

Les travaux existants montrent que l'information 3D sur la carte palmaire peut être convertie en images 2D basées sur la texture pour la reconnaissance. Par conséquent, les méthodes conventionnelles de reconnaissance d'empreintes palmaires en deux dimensions ont également été adoptées avec succès pour la reconnaissance d'empreintes palmaires en trois dimensions [25].

II.3.4. La reconnaissance d'empreintes palmaires multispectrale

En ce qui concerne les méthodes multispectrales, elles utilisent des caractéristiques extraites sous des longueurs d'onde spectrales distinctes pour l'identification afin d'améliorer la précision et la capacité anti-spoof. Guo et al. ont analysé les données d'empreintes palmaires hyper-spectrales pour déterminer le nombre optimal de bandes spectrales et ont déterminé les bandes les plus caractéristiques pour établir leur système de reconnaissance [26].

II.4. L'état de l'art sur empreinte palmaire multi spectrale

En général, les méthodes de reconnaissance d'empreintes palmaires peuvent être largement divisées en deux catégories, y compris les méthodes holistiques et les méthodes basées sur les caractéristiques locales [25]. Les méthodes holistiques de reconnaissance d'empreintes palmaires peuvent être regroupées en quatre catégories [27] :

- Les méthodes sous-espace
- Les méthodes d'extraction de ligne principale
- Les méthodes de codage de texture
- Statistique des caractéristiques.

II.4.1. Les méthodes sous-espace

Les méthodes sous-espaces couramment utilisées considèrent l'image d'empreinte palmaire comme une matrice ou un vecteur de grande dimension et la convertissent en une image de petite dimension par projection ou transformation mathématique. En général, différents ensembles de formation de différents types d'empreintes palmaires doivent être établis, et la matrice ou le vecteur de projection optimal a été choisi pour représenter l'image palmaire sous forme d'un vecteur de caractéristiques. Comme nous le savons, lors de la création d'un ensemble de formation, chaque classe est dérivée avec des informations sur l'étiquette [21]. Les méthodes traditionnelles comme l'ACP et l'analyse en composantes indépendantes (ICA) [28]. N'utilisaient pas de telles informations alors que l'analyse discriminante linéaire (LDA) l'a fait. Par la suite, les chercheurs ont combiné l'ACP et l'ADL pour examiner à la fois la discrimination et la représentation de l'empreinte palmaire.

II.4.2. Les méthodes d'extraction de ligne principale

Les approches basées sur les lignes sont proposées pour détecter les lignes d'empreintes palmaires à l'aide de méthodes de détection des contours [28].

Les opérateurs morphologiques et filtre de Sobel pour la détection de contour sont employés pour obtenir les traits de ligne de l'empreinte palmaire. Même si ces caractéristiques permettent d'obtenir des performances précises, ces méthodes nécessitent l'acquisition d'images à haute résolution, ce qui entraîne une augmentation du coût des capteurs [28].

II.4.3. Codage de texture

Les méthodes de codage basées sur les textures sont les plus fiables et permettent d'obtenir la plus grande précision de reconnaissance et la vitesse d'adaptation la plus rapide parmi ces algorithmes [27].

Certaines méthodes de codage sont utilisées pour générer des codes d'empreintes palmaires tels que le code de palme, le code de fusion, le code ordinal, le code concurrentiel et le code Log-Gabor [28].

II.4.4. Statistique des caractéristiques

Les approches statistiques sont également proposées dans différentes études et ont donné des résultats acceptables. Plusieurs statistiques ont été utilisées dans ce groupe d'approches, comme les moments Hu, les moments Zernike, la variance, la moyenne, l'écart-type, l'énergie et les histogrammes des modèles binaires locaux. Un certain nombre de transformations ont également été utilisées pour extraire les caractéristiques utiles des images d'empreintes palmaires [28].

Par exemple, utilisé une transformée en ondelettes pour convertir l'image d'empreinte palmaire en un petit nombre de coefficients d'ondelettes, puis calculer la variance et la moyenne de ces coefficients, et générer un vecteur caractéristique d'image d'empreinte palmaire [28].

II.5. Conclusion

La reconnaissance d'empreintes palmaires est une méthode promise pour l'authentification d'identité avec la plus grande sécurité et la plus grande stabilité. Dans ce chapitre, nous avons présenté les différentes empreintes palmaires, les différents types d'images et l'état de l'art sur empreinte palmaire multi spectrale. En bref, la méthode empreinte palmaire sans contact reste la méthode la plus précise de reconnaissance comparable à celle des méthodes avec contact les plus récentes, mais sans les problèmes de distorsion et de saleté qui sont typiques des acquisitions avec contact.



Chapitre III

Les systèmes biométriques

III.1. Introduction

Un système biométrique est essentiellement un système de reconnaissance de formes qui utilise les données biométriques d'un individu [33]. A partir desquelles il extrait un ensemble de caractéristiques, puis les compare à un ensemble de données stockées au préalable pour pouvoir enfin exécuter une action ou prendre une décision à partir du résultat de cette comparaison [32]. Un système biométrique peut fonctionner en mode d'apprentissage, en mode de vérification, ou bien en mode d'identification [33].

Un système biométrique peut également commettre deux types d'erreurs. Il peut rejeter un utilisateur légitime et dans ce premier cas on parle de faux rejet (false rejection). Il peut aussi accepter un imposteur et on parle dans ce second cas de fausse acceptation (false acceptance). La performance d'un système se mesure donc à son taux de faux rejet (False Rejection Rate ou FRR) et à son taux de fausse acceptation (False Acceptance Rate ou FAR) [6].

Dans ce chapitre, nous donnons les architectures des systèmes biométriques en ligne et hors ligne, les systèmes de vérification et d'identification. Par la suite, nous expliquons comment est établie l'évaluation des performances de ces systèmes biométriques. Finalement, une conclusion.

III.2. Systèmes de reconnaissance biométrique en ligne et hors ligne

Les systèmes de reconnaissance biométrique sont divisés en deux groupes : à savoir ceux à reconnaissance en ligne et hors ligne.

III.2.1. Système de reconnaissance en ligne

Dans ce type de systèmes, les images de modalités sont capturées par un appareil de capture spécifique et ces images numériques acquises sont traitées en temps réel [29].

III.2.2. Système de reconnaissance Hors Ligne

Ce type de système traite les images de chaque modalité précédemment capturée par un scanner numérique. Ces méthodes fournissent des images à haute résolution, mais ne conviennent pas aux systèmes de sécurité en temps réel [29].

III.3. Systèmes de vérification et identification

Les systèmes biométriques sont destinés à répondre à deux opérations :

III.3.1. La vérification

La vérification consiste à vérifier si l'identité réclamée par une personne est la même que celle prétendue. Deux cas peuvent être envisagés. Dans le premier cas, l'identité de la personne est utilisée pour comparer les informations biométriques obtenues lors de l'enregistrement avec celles stockées préalablement dans une base de données. Dans le deuxième cas, les informations obtenues après l'enregistrement sont comparées aux informations cryptées stockées sur un badge, ou tout autre support physique personnel. Dans les deux cas, si les deux informations coïncident, l'identité de la personne est confirmée. Il s'agit d'un mode de fonctionnement 1:1 ou d'un mode test (comparaison 1 à 1) [11].

III.3.2. L'identification

L'identification consiste à déterminer l'identité d'une personne inconnue. Les informations biométriques obtenues lors de l'enregistrement sont comparées à celles enregistrées dans une base de données. Les informations biométriques les plus similaires (toujours évaluées en fonction de la valeur du score correspondant) fournissent ensuite des informations sur l'identité de la personne concernée. C'est ce qu'on appelle un mode de fonctionnement 1:N (comparaison 1 entre N). L'identification nécessite la mise en œuvre de techniques spécifiques pour la recherche rapide d'informations à partir de grandes bases de données. En général, la recherche d'identité n'est pas effectuée sur l'ensemble de la base de données mais seulement sur une partie de celle-ci. Afin de limiter l'ensemble de recherche, une première étape de classification est mise en œuvre pour déterminer les échantillons biométriques les plus grossièrement similaires dans la base de données à l'échantillon testé (par exemple, à partir de modules de comparaison toujours plus sélectifs, utilisés en cascade) [11].

III.4. La structure d'un système biométrique

Le système biométrique typique peut être divisé en quatre modules principaux

III.4.1. Module capteur biométrique

C'est le responsable de l'acquisition des données biométriques d'une personne (il peut être un appareil photo, un capteur d'empreintes digitales etc.) [6]. La qualité du capteur peut grandement influencer les performances de système [32].

III.4.2. Le module d'extraction des caractéristiques

Ce module traite les données biométriques acquises par le module de capture en entrée et n'extrait que les informations pertinentes pour former une nouvelle représentation des données. Idéalement, cette nouvelle représentation est censée être unique pour chaque personne et relativement invariable aux variations intra-classe [7].

III.4.3. Le module de correspondance

Ce dernier compare l'ensemble des caractéristiques extraites avec le modèle préenregistré dans la base de données et détermine le degré de similitude entre les deux [5].

III.4.4. Le module de décision

Il vérifie l'identité affirmée par un utilisateur ou détermine l'identité d'une personne en fonction du degré de similitude entre les caractéristiques extraites et le(s) modèle(s) stocké(s) [6].

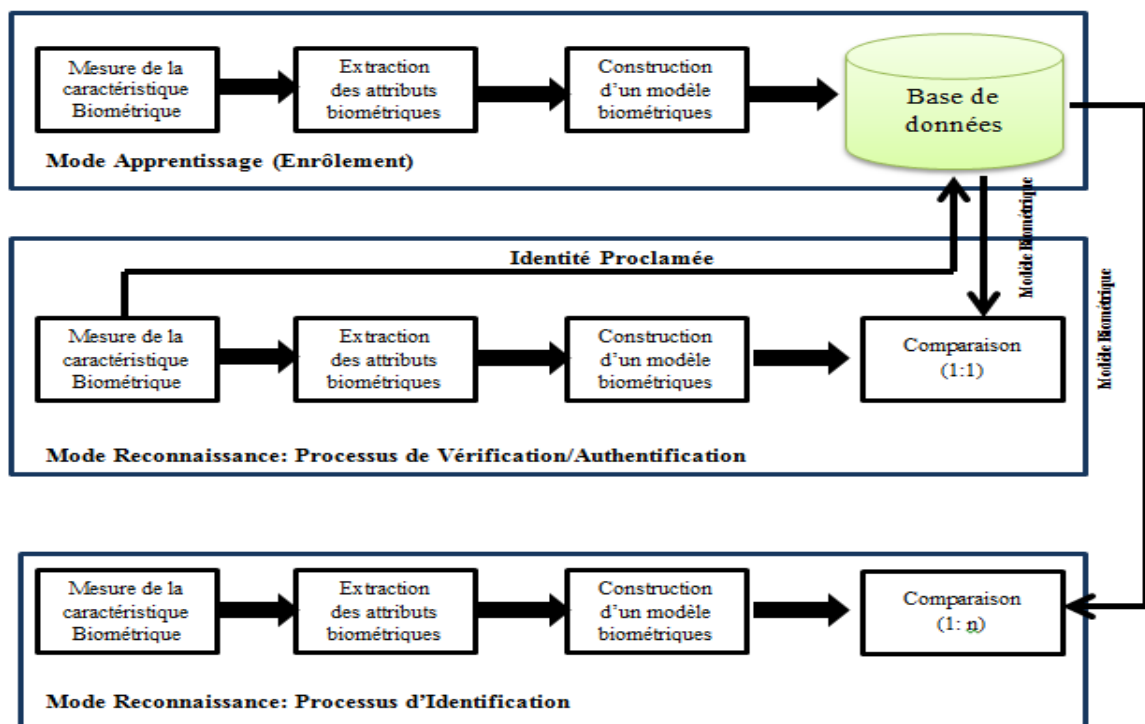


Figure III.1: Principaux modules d'un système biométrique ainsi que les différents modes [34].

III.5. Architecture d'un système biométrique

Un système de reconnaissance biométrique est un système de reconnaissance de formes. Lors de la reconnaissance biométrique, les caractéristiques biométriques sont

mesurées et analysées pour établir l'identité d'une personne [30]. L'architecture d'un système biométrique est illustrée sur la Figure (III.2).

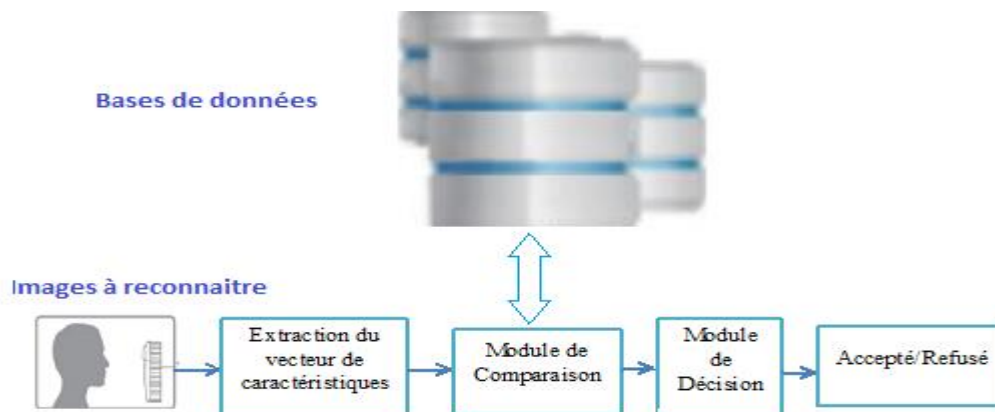


Figure III.2: Architecture d'un système biométrique [24]

Comme tout système de reconnaissance biométrique, notre système de reconnaissance palmaire est constitué des modules suivants :

- **L'acquisition d'image:** consiste à capturer l'image de la paume de la main,
- **Le prétraitement:** où un système de coordonnées est établi pour aligner l'image et segmenter la partie nécessaire à l'extraction de ses caractéristiques de l'empreinte palmaire (cette étape dépend du type d'application).
- **L'extraction des caractéristiques, et la comparaison:** L'extraction d'entités est établie par un processus de conversion d'une image d'empreinte palmaire capturée et prétraitée en une forme unique, distinctive et compacte afin qu'elle puisse être comparée avec un enregistrement de référence [35].
- **La classification:** Qui va comparer cet ensemble de caractéristiques extraites de l'étape précédente avec les enregistrements de référence existants dans la base de données spécifique et ainsi repérer la classe à laquelle peut appartenir cette image [35]. En effet, il existe deux phases : la phase d'entraînement et la phase de test.

III.5.1. La phase d'entraînement (d'enrôlement)

Cette étape est utilisée pour générer la base de données de référence [7]. Lors de l'enrôlement, le trait physique ou comportemental d'un utilisateur est capturé avec une caméra

ou un capteur et placé dans un système électronique. Ces traits sont stockés en toute sécurité dans une base de données centrale ou sur une carte à puce délivrée à l'utilisateur [30].

III.5.2. La phase de reconnaissance

Cette étape permet de comparer les données d'un utilisateur avec des données de référence [7].

Pendant la reconnaissance, un capteur capture un trait biométrique. Le trait est ensuite analysé à l'aide d'un algorithme qui extrait les caractéristiques mesurables, telles que les minuties d'empreintes palmaire ou la forme de visage. Un comparateur prend ces caractéristiques et les compare à un modèle existant dans la base de données de l'enrôlement [30]. Un système biométrique peut fonctionner soit en mode vérification ou identification [24].

III.6. Evaluation des performances des systèmes biométriques

Dans un système biométrique, nous avons vu que les informations biométriques obtenues du capteur lors de l'inscription sont comparées aux informations enregistrées à l'avance. Un score de similarité (ou de dissimilarité) est ensuite calculé pour quantifier la similarité (ou dissimilarité) entre les deux informations biométriques [11].

L'évaluation des systèmes biométriques est un enjeu majeur de la biométrie pour plusieurs motifs. Premièrement, elle permet aux chercheurs de mieux tester et évaluer leurs systèmes par rapport à ceux de la littérature. Elle permet ainsi de prendre en compte le comportement des utilisateurs au cours du processus d'évaluation. De plus, elle permet d'identifier les applications industrielles de chaque système en fonction de ces performances [31].

Les densités de scores pour les comparaisons client et imposteur sont générées à partir de la base de données entière. La précision du système biométrique est alors évaluée par la capacité à séparer ces deux densités. Cette séparation se fait grâce au seuil τ à partir duquel la décision d'acceptation ou de rejet d'identité sera prise. Quand le score est supérieur au seuil, la décision est considérée comme positive et l'identité de l'individu est acceptée. Dans le cas contraire, la décision est considérée comme négative et l'identité de l'individu est rejetée [11].

Pour un système biométrique idéal (figure III.3.a), les deux densités de scores ne se chevauchent pas. Cependant, pour un système biométrique réel (figure III.3.b), les deux

densités se chevauchent et il n'y a pas de valeur seuil pour les séparer complètement. Ce recouvrement reflète ensuite des erreurs de décision [11].

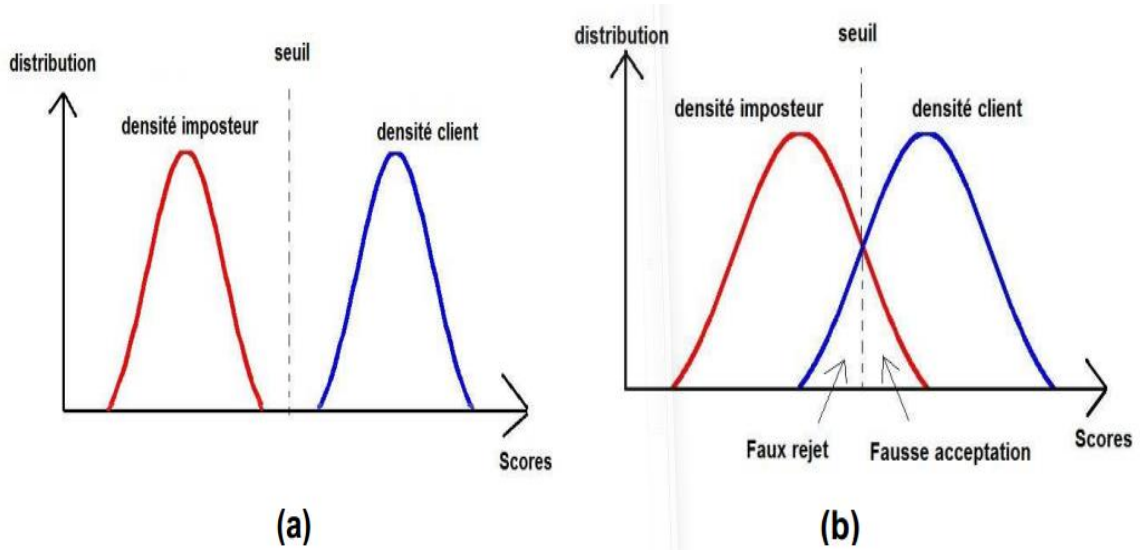


Figure III.3: (a) Densités de scores (de similarité) pour un système biométrique idéal. (b) Densités de scores pour un système biométrique réel [11].

Dans la littérature, Il existe plusieurs métriques et plusieurs types de courbes pour définir les performances d'un système biométrique [31].

III.6.1. Taux de reconnaissance

Ce taux représente le pourcentage d'individus acceptables. Il est égale au Nombre d'Image de Test Reconnues diviser par le Nombre Totale d'Image de Test [35].

$$RR = \frac{NRIT}{TNTI} \quad (III.1)$$

III.6.2. Taux d'erreur

Ce taux représente le pourcentage d'individus non acceptables.

$$ER = 1 - RR \quad (III.2)$$

III.6.3. Taux de fausses acceptations (false acceptance rate, FAR)

Ce taux représente le pourcentage d'individus que l'on s'attend à ne pas reconnaître mais qui sont néanmoins acceptés par le système [4]. Il est égal au nombre de fausses acceptations FA divisé par le nombre d'imposteurs NI dans la base de données [11]:

$$FAR = \frac{FA}{NI} \quad (III.3)$$

III.6.4. Taux de faux rejets (false rejection rate, FRR)

Ce taux représente le pourcentage de personnes qui ont fait l'objet d'un faux rejet que l'on s'attend à ce qu'elles soient reconnues, mais qui sont néanmoins rejetées par le système [4]. Il est égale au nombre de faux rejets FR divisé par le nombre de client NC dans la base

$$[11] \quad FRR = \frac{FR}{NC} \quad (III.4)$$

III.6.5. Taux d'égalité erreur (Equal Error Rate, EER)

Ce taux représente la mesure du rendement optimal et est calculé en fonction des deux premiers critères. Il est atteint lorsque $FAR = FRR$, c'est-à-dire le meilleur compromis entre les faux rejets et les fausses acceptations [4].

La figure III.4 montre le diagramme FAR et FRR en fonction de la distribution des scores réels et des scores d'imposteur. Le EER est représenté à la figure III.5.

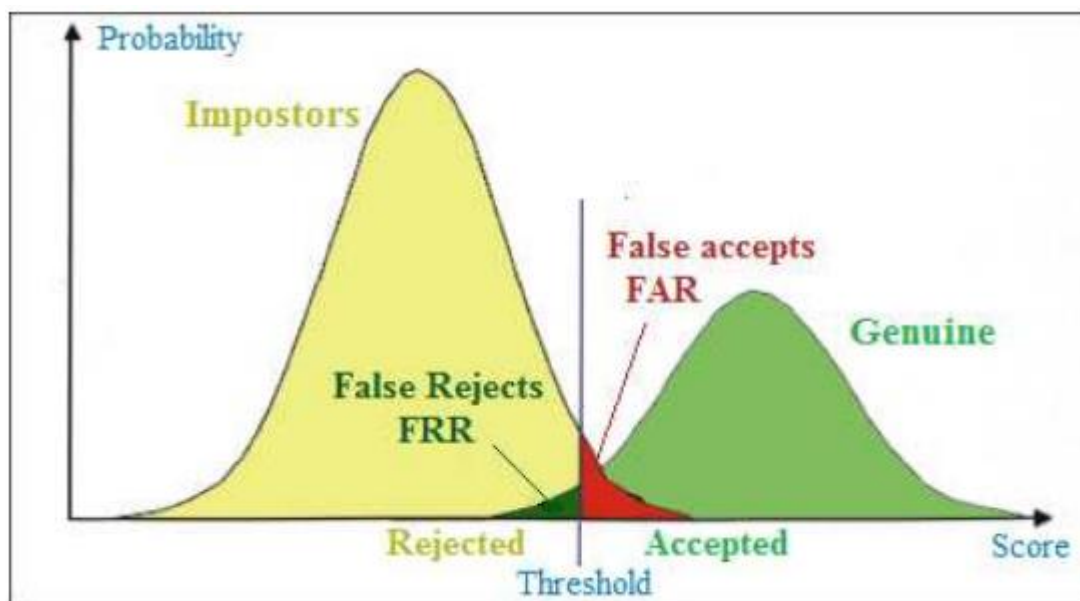


Figure III.4: Diagramme FAR et FRR [4]

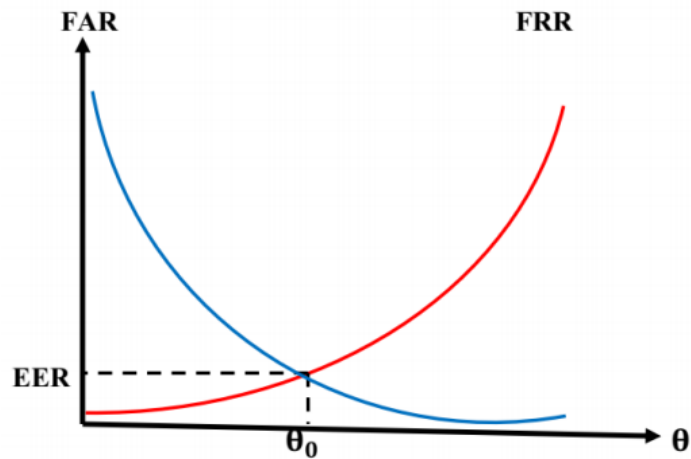


Figure III.5: Graphe démonstratif de l'EER [6]

À présent, nous allons définir deux types de courbes de performances :

III.6.6. 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 sur cette courbe, il est nécessaire de calculer la surface située sous la courbe ROC appelée AUC (Area Under the Curve). Ainsi, lorsque le test est exactement discriminant, la surface sous la courbe (AUC) est de 1 mais cela n'est jamais réalisable. La figure III.6 illustre un exemple de la courbe ROC [31].

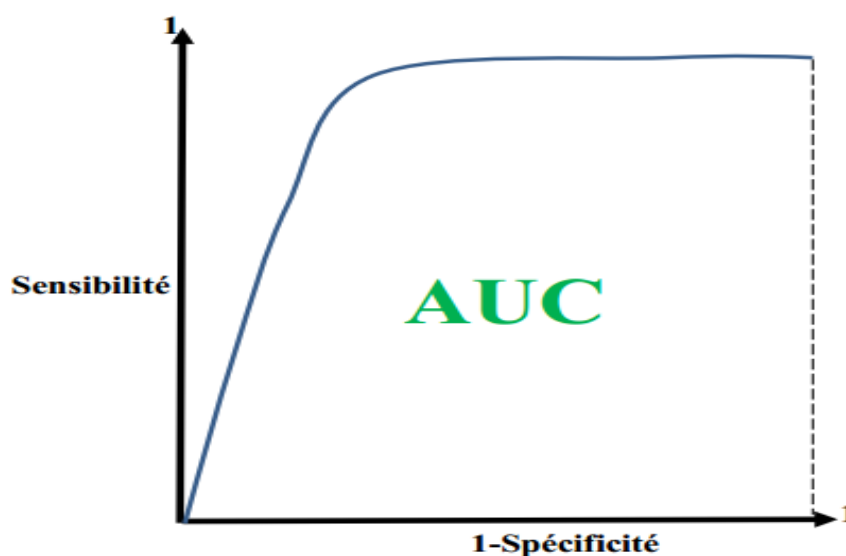


Figure III.6: Exemple d'une courbe ROC

III.6.7. La courbe DET (Detection error trade-off)

Cette courbe illustre la relation entre le FRR et le FAR. Elle est obtenue en faisant varier le seuil de décision et en calculant à chaque fois les deux valeurs FRR et FAR. La Figure III.7 illustre un exemple de la courbe DET [31].

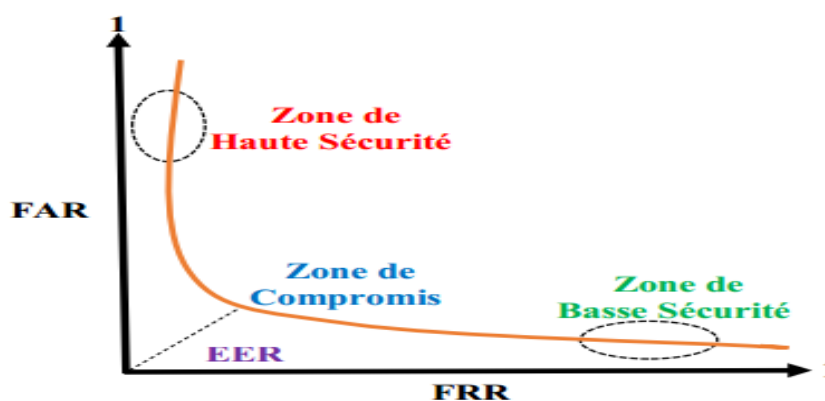


Figure III.7: Exemple d'une courbe DET

III.7. L'architecture du système proposé

Avec l'empreinte palmaire multispectrale, la reconnaissance d'une personne passe par quatre étapes essentielles après la phase de capture de l'empreinte palmaire. La figure (III.8) illustre l'architecture du système proposé qui comprend principalement les étapes suivantes :

capture d'images d'empreintes palmaires, extraction du retour sur investissement, extraction des histogrammes BSIF vectoriel, et appariement des caractéristiques.

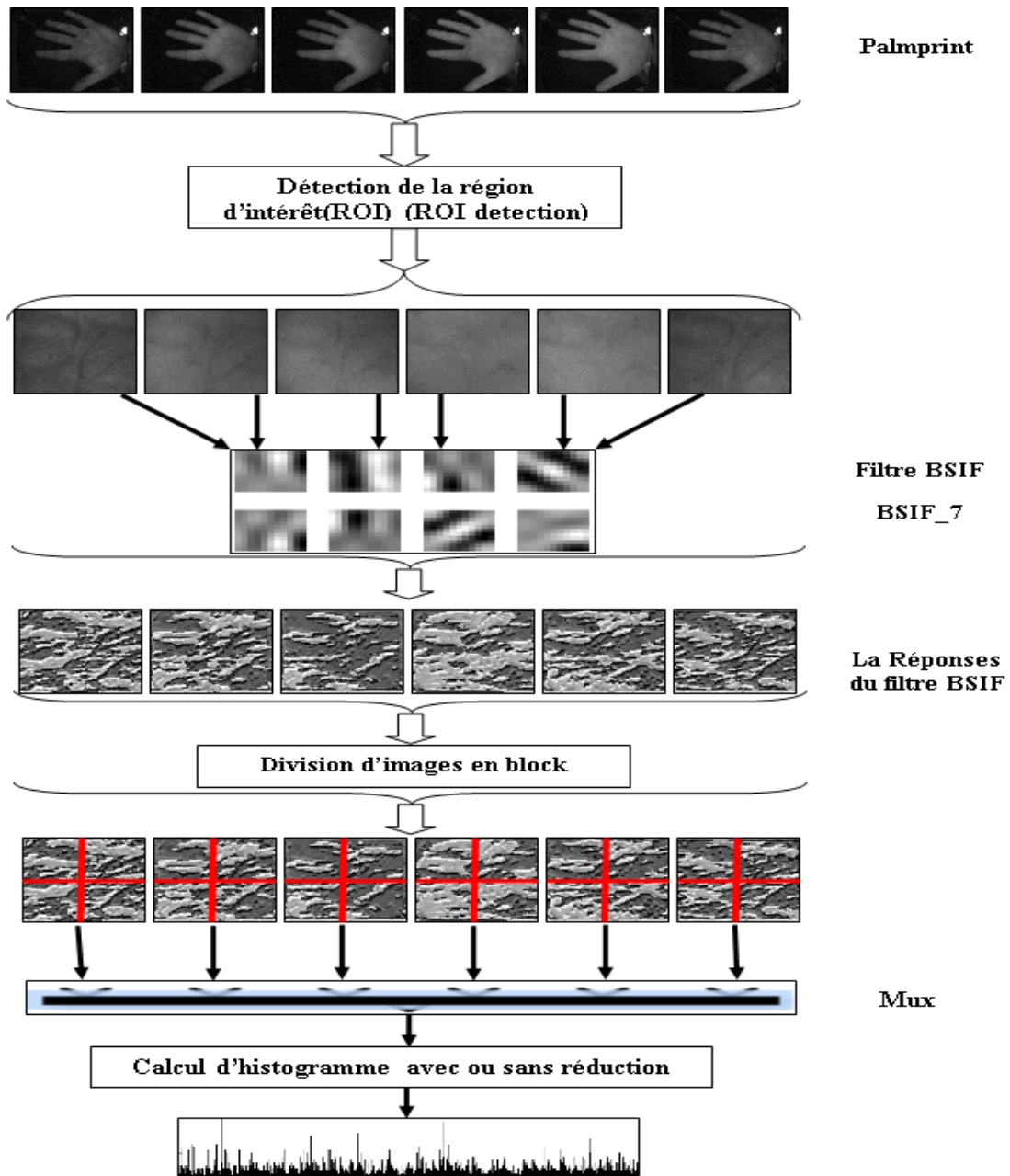


Figure III.8: Les différentes étapes de l'approche proposée « BSIF-Block »

III.7.1. Acquisition des images palmaires

L'acquisition des images est la première étape dans le processus de reconnaissance. Il faut réussir à capturer l'information pertinente sans bruit. Pour prendre une capture d'image de la main d'individu grâce à un appareil, la capture de cette image se fait sans contact, et utilisant la base de donnée MS-CASIA (cette base de donnée est bien détailler dans le chapitre IV). D'après l'acquisition d'image nous extrayons la région d'intérêt (ROI).

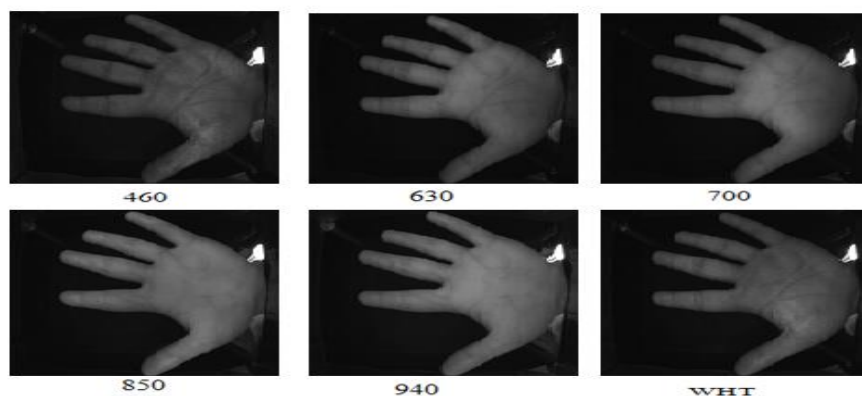


Figure IV.9: Six images de la base MS-CASIA Palmprint V1

III.7.2. Détection du ROI

Pour la détection du ROI on a utilisé l'algorithme avec son implémentation Matlab cité dans [36] sur les images de la main gauche, de la base de données MS-CASIA (figure III.10).

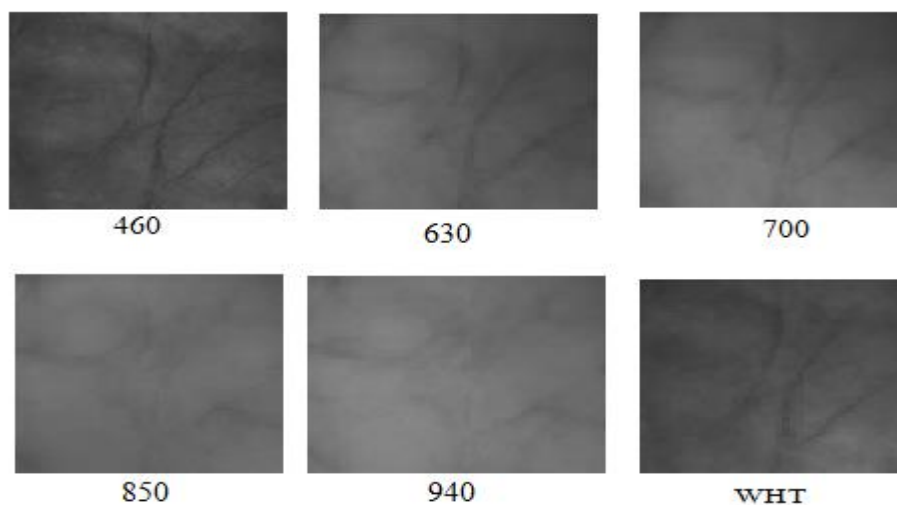


Figure III.10: Détection de la région d'intérêt (ROI)

La région d'intérêt (ROI) est extraite de la région significative de l'empreinte palmaire qui définit le riche ensemble de caractéristiques comme les lignes principales, les crêtes et les plis en compensant la rotation et la translation. L'extraction précise de la région d'intérêt joue un rôle essentiel dans l'amélioration de la performance de la reconnaissance de l'empreinte palmaire dans son ensemble [37].

III.7.3. Représentation de l'empreinte palmaire par BSIF

III.7.3.1. Descripteur BSIF

Les BSIF ont été utilisés en raison de leur habilité à tolérer la dégradation de l'image telle que la rotation et le flou. Le code binaire de l'image d'entrée est calculé pour chaque pixel en utilisant sa réponse sur un ensemble fixe du filtre linéaire qui est automatiquement appris à partir des propriétés statistiques d'un petit ensemble d'images naturelles. Les bits de la chaîne de code correspondent aux réponses binaires de différents filtres [38].

Les valeurs de code BSIF des pixels sont obtenues, puis leurs histogrammes sont utilisés pour représenter efficacement l'image. Supposons que X est l'image d'entrée et que w_i est un filtre linéaire de taille $l \times l$, la réponse du filtre s_i qui correspond à la valeur binaire b_i , est calculée par:

$$S_i = \sum_{u=1}^l \sum_{v=1}^l W_i(u, v)X(u, v) = \mathbf{w}_i^T \mathbf{x} \quad (\text{III.5})$$

En pratique, toutes les réponses sont calculées sous forme de n convolutions et les n filtres linéaires w_i , sont empilés dans une matrice W de taille $n \times l^2$, et. Chaque bit b_i de la chaîne de code binaire $b = [b_1, b_2, \dots, b_n]$ est obtenu en binarisant chaque élément s_i comme suit :

$$\mathbf{b}_i = \begin{cases} 1 & \text{if } S_i \geq 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (\text{III.6})$$

Afin d'obtenir un ensemble utile de filtres W_i nous appliquons les idées de [40] et évaluons les filtres en maximisant l'indépendance statistique du s_i . En général, cette approche donne de bonnes caractéristiques pour le traitement des images. De plus, dans notre cas, l'indépendance de s_i justifie la quantification indépendante proposée des éléments du vecteur de réponse s [41].

Cependant, afin d'utiliser les algorithmes standards d'analyse en composantes indépendantes (ICA) pour estimer les composantes indépendantes, il faut décomposer la matrice du filtre W en deux parties par :

$$\mathbf{s} = \mathbf{W}\mathbf{x} = \mathbf{U}\mathbf{V}\mathbf{x} = \mathbf{U}\mathbf{z} \quad (\text{III.7})$$

où $\mathbf{z} = \mathbf{V}\mathbf{x}$, et \mathbf{U} est une matrice carrée $n \times n$ qui sera évaluée par ICA, et la matrice \mathbf{V} effectue le prétraitement canonique, c'est-à-dire le blanchiment et la réduction dimensionnelle simultanément d'échantillons d'entraînement \mathbf{x} [41].

La figure III.11 présente un exemple d'un filtre BSIF à échelle réduite.

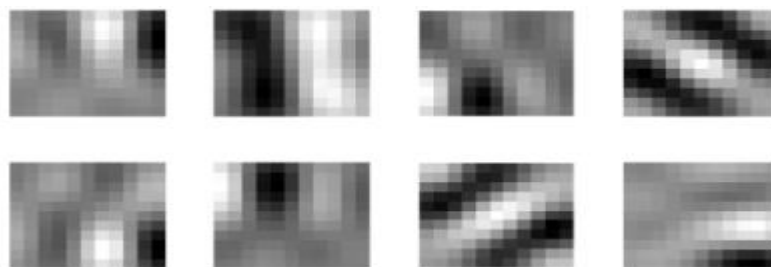


Figure III.11: Le filtre BSIF à échelle unique de taille 11x11 avec huit filtres (11 x 11x8)

III.7.3.2. Décomposition de l'image BSIF

La plupart des nouveaux systèmes de reconnaissance biométrique sont basés sur une technique de division de l'image entière en régions plus petites. Par la suite, une mesure de similarité est appliquée à chaque partie pour produire les notes des parties qui sont fusionnées afin d'obtenir la décision finale. Grâce à ce processus, davantage d'informations locales sont conservées. De plus, l'approche par composants est beaucoup plus robuste en termes d'éclairage que la représentation holistique. Ceci est dû au fait que la variation d'éclairage de chaque composant est beaucoup plus faible que celle de l'image entière.

Dans notre travail, nous appliquons une méthode de décomposition sans chevauchement pour diviser l'image en block après avoir appliqué l'opérateur BSIF. Nous divisons l'image BSIF en block L. Pour chaque block, les statistiques du BSIF sont résumées par histogramme. Le descripteur final de l'image de l'empreinte palmaire est établi en concaténant les histogrammes des différents blocks.

III.7.4. Analyse Discriminante Linéaire (LDA)

L'analyse discriminatoire linéaire (LDA) en anglais « Linear Discriminant Analysis » est une méthode de classification supervisée basée sur des modèles probabilistes qui permet de modéliser statiquement la classification optimale à partir d'un ensemble de descripteurs prédictifs. L'essentiel de cette méthode est de trouver une base de projection réduite qui optimise la fonction Fisher. La projection sur cette base dimensionnelle inférieure par rapport à l'espace multidimensionnel original réduit considérablement la complexité des calculs tout en conservant les informations discriminantes.

LDA utilisée pour trouver la combinaison linéaire des caractéristiques qui séparent mieux les classes d'objets. Les combinaisons résultantes peuvent être utilisées comme

classificateur linéaire, ou pour la réduction des caractéristiques avant la classification qui aboutit à un maximum de distance entre les moyennes des différentes classes [33].

Soit la matrice d'entraînement $\mathbf{X}_T = [\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_q]$. \mathbf{X}_j désigne le vecteur caractéristique de l'image (j). Chaque \mathbf{X}_j appartenant à l'une des N classes $\mathbf{C}_1, \mathbf{C}_2, \dots, \mathbf{C}_N$ avec $1 \leq j \leq q$.

Le sous espace LDA se construira de sorte qu'il minimise la variance intra-classe \mathbf{S}_B «*between class scatter matrix*» et maximise la variance inter-classe \mathbf{S}_W «*within-class scatter matrix*» où:

$$\mathbf{S}_B = \sum_{i=1}^N \mathbf{n}_i (\mathbf{X}_i - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{X}_i - \boldsymbol{\mu})^T \quad (\text{III.8})$$

$$\mathbf{S}_W = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{n_i} (\mathbf{X}_{ij} - \boldsymbol{\mu}_i)(\mathbf{X}_{ij} - \boldsymbol{\mu}_i)^T \quad (\text{III.9})$$

avec \mathbf{n}_i : le nombre d'échantillons dans l'ième classe, $\boldsymbol{\mu}_i$: désigne la moyenne des données d'apprentissage appartenant à la i^{ème} classe, N: le nombre de classes, et $\boldsymbol{\mu}$: représente la moyenne globale de toutes les données d'entraînement. Et puis on dérive la matrice de transformation W qui maximise le critère discriminant de Fisher :

$$T(W) = \mathbf{W}_{opt} = \mathit{arg} \mathit{max}_W \frac{|\mathbf{W}^T \mathbf{S}_B \mathbf{W}|}{|\mathbf{W}^T \mathbf{S}_W \mathbf{W}|} = [\mathbf{W}_1 \mathbf{W}_2 \dots \mathbf{W}_d] \quad (\text{III.10})$$

La solution optimale de ce problème d'optimisation est donnée par la résolution du problème généralisé des vecteurs propres

$$\mathbf{S}_B = \gamma \mathbf{S}_W \mathbf{W} \quad (\text{III.11})$$

Ça revient à la recherche des vecteurs propres de la matrice $\mathbf{S}_W^{-1} \mathbf{S}_B$. La représentation graphique de ces vecteurs propres s'appelle en anglais Fisherpalms. La longueur des vecteurs caractéristiques après l'application de LDA au plus N-1. Avec N est le nombre total des classes [24].

III.8.Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les systèmes en ligne et hors ligne, les systèmes de vérification et identification. Nous avons rappelé aussi l'architecture d'un système biométrique. Ensuite, défini les différentes techniques utilisées pour l'évaluation des performances de ces systèmes et l'architecture du système proposé qui comprend principalement les étapes suivantes : capture d'images d'empreintes palmaires, extraction du retour sur investissement, extraction des histogrammes BSIF vectoriel, et appariement des caractéristiques.



Chapitre IV

Résultats expérimentaux et discussion

IV.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous donnons en plus des résultats expérimentaux obtenus par l'application de nos algorithmes sur la base de données MS-CASIA des discussions et enfin une conclusion. Il est à noter que notre étude expérimentale a pour objectif final l'identification des personnes par leurs empreintes palmaires.

IV.2. Résultats expérimentaux et discussion

En générale, dans la littérature, pour évaluer les performances du système biométrique multispectral par l'empreinte palmaire plusieurs bases des données sont utilisées, parmi elles nous citons MS-CASIA, MS-PolyU, IITD. Dans nos expériences, nous utilisons la base de données d'empreintes palmaires multispectrales MS-CASIA.

IV.2.1. Base de données MS-CASIA :

La base de données d'images d'empreintes palmaires MS- CASIA contient un total de 7200 images obtenues à partir de 100 personnes.

Cette base de données, regroupe les images de chaque main captée en deux sessions séparées. L'intervalle de temps entre deux séances est supérieur à 1 mois. Dans chaque session, il y a trois échantillons. Chaque échantillon contient six images d'une main qui sont capturées en même temps avec six spectres électromagnétiques différents. Les longueurs d'onde de l'illuminateur correspondant aux six spectres sont 460, 630, 700, 850, 940 nm et la lumière blanche respectivement [42]. Entre deux échantillons, on permet un certain degré de variation des postures des mains. Cette manière de faire a pour but d'accroître la diversité des échantillons intra-classe et à simuler leur utilisation pratique [43].

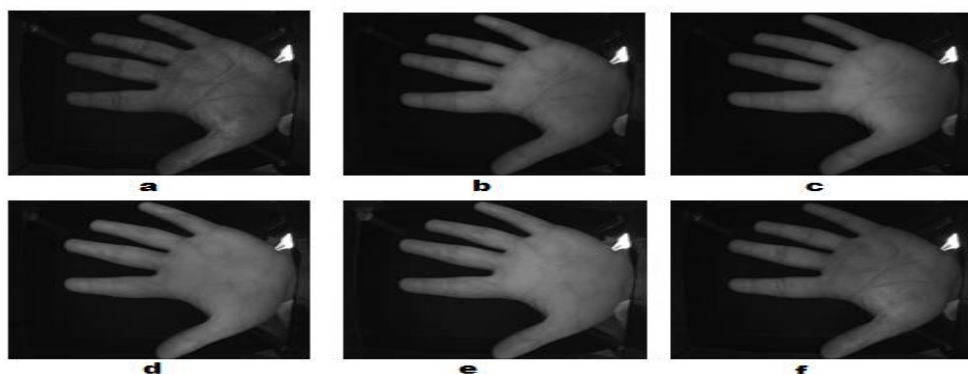


Figure IV.1: La base MS-CASIA- Palmprint V1 a. 001_1_460_01 b.001_1_630_01 c. 001_1_700_01 d. 001_1_850_01 e. 001_1_940_01 f. 001_1_WHT_01

IV.2.2. Séparation de base de données

Pour tester notre système et déterminer ses performances, l'ensemble des images de la main gauche de la base de données est divisé en deux parties : l'ensemble d'apprentissage et l'ensemble de test.

Dans les séries de tests que nous avons effectuées, la base a été divisée comme suit :

Paume gauche :

- **Images d'apprentissages** : les images de la première session (1, 2 et 3) de chaque personne servent pour la phase d'apprentissage.
- **Images Tests** : Les images restantes (4, 5 et 6) de chaque personne vont servir pour la réalisation des différents tests.

Notre système est évalué par le taux de reconnaissance :

$$\text{taux de reconnaissance} = \frac{\text{Nombre d'images de test reconnues}}{\text{Nombre total d'images de test}}$$

IV.2.3. Résultats expérimentaux

Dans cette section l'influence du choix du filtre BSIF sur les deux systèmes proposées (sans et avec réduction) pour différentes valeurs de k (le nombre de block) et les différents spectres est étudiée. Dans notre système on a utilisé deux approches sans et avec réduction.

IV.2.3.1. l'influence du choix du filtre BSIF pour le premier système (sans réduction)

Dans ce cas, nous cherchons les meilleurs taux de reconnaissance qui correspondent aux meilleurs paramètres des filtres BSIF pour chaque spectre. Les figures 2, 3 et 4 montrent les taux de reconnaissance pour tous les filtres BSIF avec les différents spectres pour k=1.

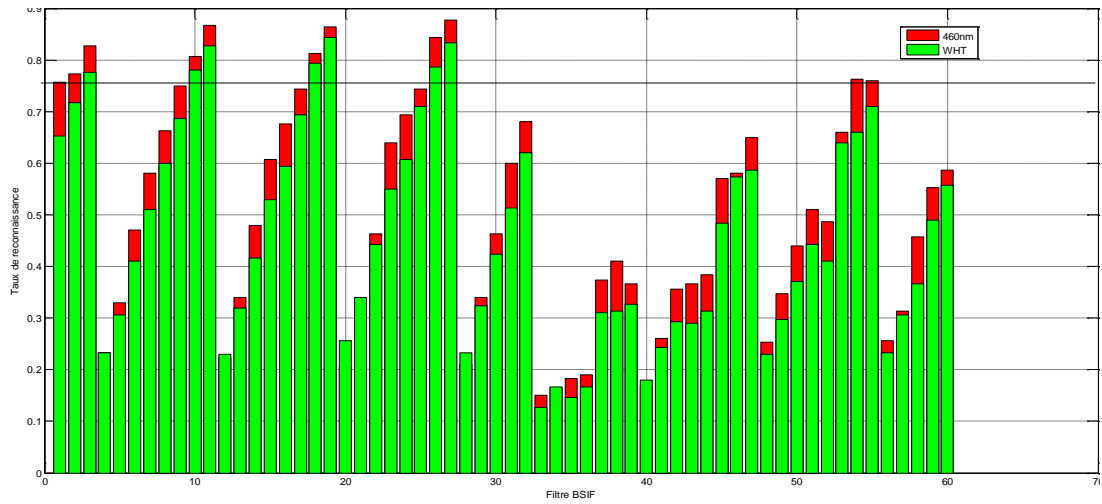


Figure IV.2: Taux de reconnaissance utilisant tous les filtres BSIF pour les spectres 460nm et WHT pour $k=1$

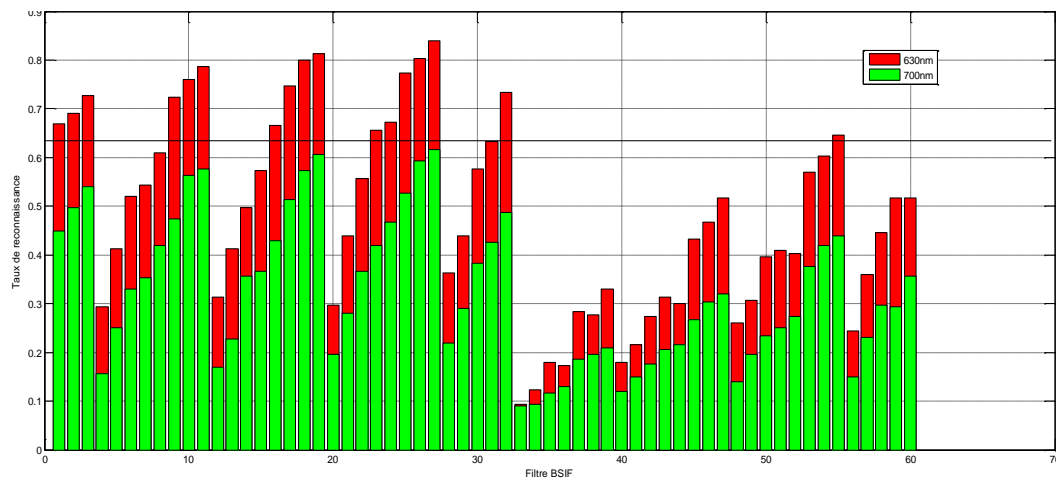


Figure IV.3: Taux de reconnaissance utilisant tous les filtres BSIF pour les spectres 630 et 700 nm pour $k=1$

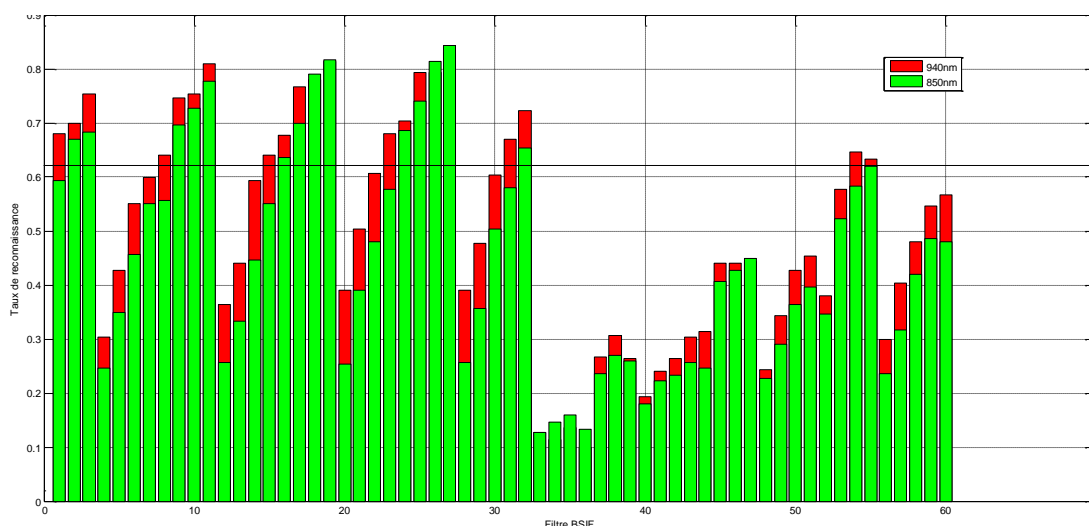


Figure IV.4: Taux de reconnaissance utilisant tous les filtres BSIF pour les spectres 850 et 940 nm pour $k=1$

On a choisi neuf filtres BSIF à échelle unique qui fournissent un taux de reconnaissance supérieur à 60% pour les spectres 630, 700, 850, 940 nm, et supérieur à 70% pour la lumière blanche (WHT) et le spectre 460nm. Ces filtres sont BSIF_2, BSIF_3, BSIF_10, BSIF_11, BSIF_18, BSIF_19, BSIF_26, BSIF_27, BSIF_55.

On constate que tous les filtres sélectionnés ont de grandes fenêtres d'analyse (9×9 à 17×17) avec un nombre de filtres égale à 11 ou 12. Les taux de reconnaissance et les filtres BSIF correspondants sont présentés dans le tableau 1.

Tableau IV.1: Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour les spectres 460, 630, 700, 850 et 940 nm et WHT pour $k=1$

Filtre BSIF	$l \times l \times n$	Taux de reconnaissance %					
		460	630	700	850	940	WHT
2	$11 \times 11 \times 11$	77.30	69.00	49.70	67.00	70.00	71.70
3	$11 \times 11 \times 12$	82.70	72.70	54.00	68.30	75.30	77.70
10	$13 \times 13 \times 11$	80.70	76.00	56.30	72.70	75.30	78.00
11	$13 \times 13 \times 12$	86.70	78.70	57.70	77.70	81.00	82.70
18	$15 \times 15 \times 11$	81.30	80.00	57.30	79.00	79.00	79.30
19	$15 \times 15 \times 12$	86.30	81.30	60.70	81.70	81.70	84.30
26	$17 \times 17 \times 11$	84.30	80.30	59.30	81.30	81.30	78.70
27	$17 \times 17 \times 12$	87.70	84.00	61.70	84.30	84.30	83.30
55	$9 \times 9 \times 12$	76.00	64.70	44.00	62.00	63.30	71.00

IV.2.3.2. L'influence de la décomposition d'image (nombre de blocs) pour le premier système

Les tableaux 2 à 6 résument les taux de reconnaissance pour les différents spectres 460, 630, 700, 850 et 940 nm et WHT avec différentes valeurs de k (k=2 à 6).

Tableau IV.2: Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour les spectres 460, 630, 700, 850 et 940 nm et WHT pour k=2

Filtre BSIF	l×l×n	Taux de reconnaissance %					
		460	630	700	850	940	WHT
2	11×11×11	89.70	83.30	60.70	76.70	84.30	83.70
3	11×11×12	90.30	82.70	59.00	76.00	81.30	84.00
10	13×13×11	90.00	85.70	66.70	80.70	86.70	84.30
11	13×13×12	90.70	84.30	62.00	81.00	85.00	85.00
18	15×15×11	89.00	87.70	63.30	86.00	87.00	83.30
19	15×15×12	90.00	87.30	63.70	84.70	85.00	84.00
26	17×17×11	89.30	88.30	67.30	86.70	86.70	85.00
27	17×17×12	91.00	88.70	68.30	89.00	89.00	86.00
55	9×9×12	90.70	80.00	53.70	70.70	77.70	83.30

Tableau IV.3: Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour les spectres 460, 630, 700, 850 et 940 nm et WHT pour k=3

Filtre BSIF	l×l×n	Taux de reconnaissance %					
		460	630	700	850	940	WHT
2	11×11×11	93.70	88.30	64.30	85.00	87.00	91.70
3	11×11×12	95.00	87.30	66.30	84.70	84.70	91.30
10	13×13×11	95.00	89.30	67.70	87.30	89.00	91.70
11	13×13×12	95.00	89.30	67.30	87.00	88.30	92.70
18	15×15×11	92.30	91.00	66.70	89.00	90.70	91.00
19	15×15×12	93.70	90.70	69.30	89.00	89.70	92.30
26	17×17×11	93.30	91.70	71.00	91.70	91.70	92.30
27	17×17×12	93.70	92.00	72.30	91.70	92.00	93.30
55	9×9×12	94.00	83.70	59.00	79.00	79.00	89.00

Tableau IV.4: Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour les spectres 460, 630, 700, 850 et 940 nm et WHT pour k=4

Filtre BSIF	l×l×n	Taux de reconnaissance %					
		460	630	700	850	940	WHT
2	11×11×11	95.30	89.30	72.00	88.00	89.30	93.30
3	11×11×12	96.00	90.00	74.30	86.70	88.30	95.00

10	13×13×11	95.70	91.70	76.70	91.00	91.00	94.30
11	13×13×12	96.00	91.30	75.70	91.00	91.00	95.30
18	15×15×11	94.70	91.30	74.70	90.30	90.30	94.70
19	15×15×12	95.30	92.30	78.00	91.00	91.00	95.30
26	17×17×11	94.00	92.30	78.00	93.70	93.70	94.00
27	17×17×12	96.30	93.30	79.70	93.00	93.00	96.30
55	9×9×12	95.70	86.30	66.00	81.70	84.30	93.00

Tableau IV.5: Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour les spectres 460, 630, 700, 850 et 940 nm et WHT pour k=5

Filtre BSIF	l×l×n	Taux de reconnaissance %					
		460	630	700	850	940	WHT
2	11×11×11	96.70	91.70	79.00	92.30	92.30	96.30
3	11×11×12	97.70	92.30	78.70	91.00	91.70	96.70
10	13×13×11	96.70	93.00	80.00	93.70	93.70	96.70
11	13×13×12	97.70	93.00	79.70	93.70	93.70	97.70
18	15×15×11	96.30	91.70	78.70	93.00	93.00	96.30
19	15×15×12	96.70	93.00	79.00	93.00	93.30	96.70
26	17×17×11	97.30	93.30	81.00	95.00	95.00	97.30
27	17×17×12	98.30	94.30	82.00	94.00	94.00	98.30
55	9×9×12	96.30	89.70	70.30	87.00	88.30	95.30

Tableau IV.6: Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour les spectres 460, 630, 700, 850 et 940 nm et WHT pour k=6

Filtre BSIF	l×l×n	Taux de reconnaissance %					
		460	630	700	850	940	WHT
2	11×11×11	97.30	92.30	81.00	93.70	93.70	97.30
3	11×11×12	98.00	93.70	81.70	93.70	93.70	97.30
10	13×13×11	97.00	93.30	83.00	94.30	94.30	97.00
11	13×13×12	97.30	93.70	82.30	95.70	95.70	97.30
18	15×15×11	97.00	93.70	83.00	94.70	94.70	97.00
19	15×15×12	97.70	94.70	80.70	94.30	95.00	97.70
26	17×17×11	97.00	93.70	83.70	96.00	96.00	97.00
27	17×17×12	97.70	95.70	83.30	95.00	96.00	97.70
55	9×9×12	98.30	92.00	74.30	90.30	90.30	97.30

on peut remarquer que le grand taux de reconnaissance correspond au filtre BSIF ayant une grande taille de fenêtre ($l=9, 11, 13, 15$ et 17) pour les spectres $460, WHT, 630, 700, 850$ et 940 nm et un nombre de filtres égale 11 et 12 .

Les figures 5 à 10 montrent les représentations graphiques des tableaux précédents.

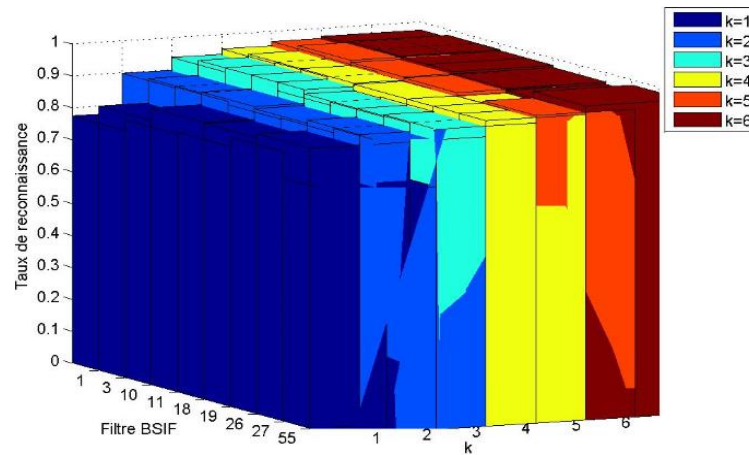


Figure IV.5: Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour le spectre 460nm pour différents valeur de k

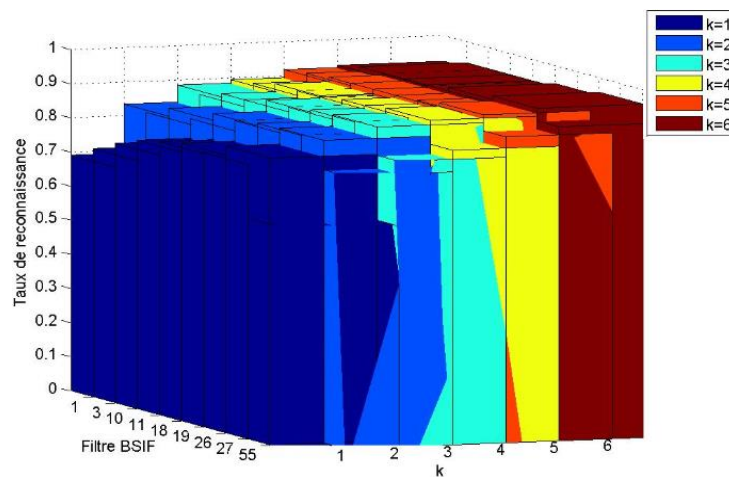


Figure IV.6: Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour le spectre 630nm pour différents valeur de k

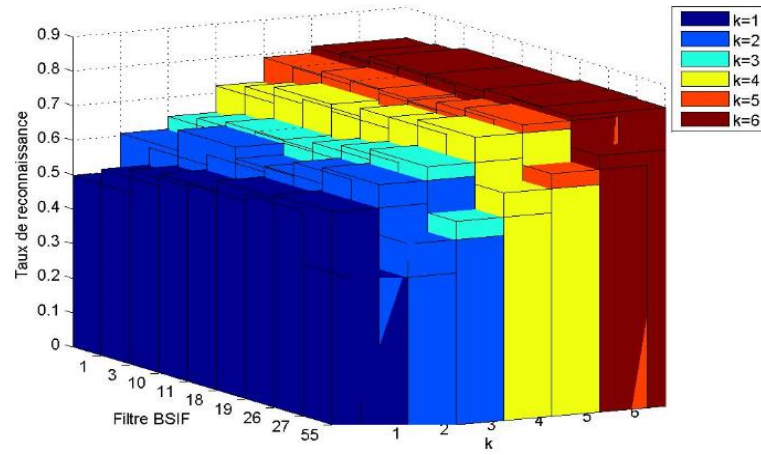


Figure IV.7: Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour le spectre 700nm pour différents valeur de k

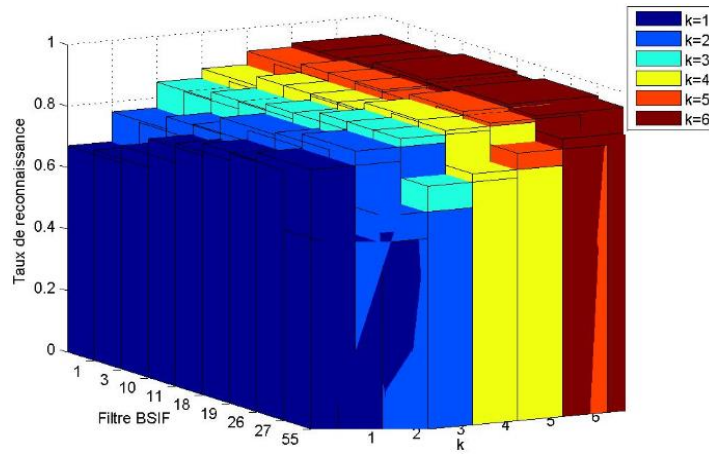


Figure IV.8: Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour le spectre 850nm pour différents valeur de k

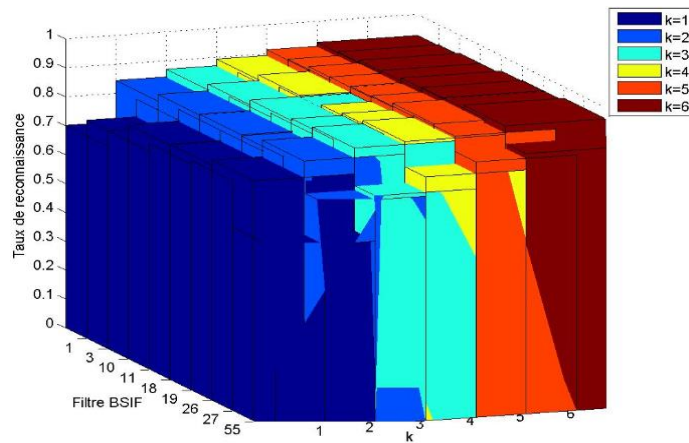


Figure IV.9: Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour le spectre 940nm pour différents valeur de k

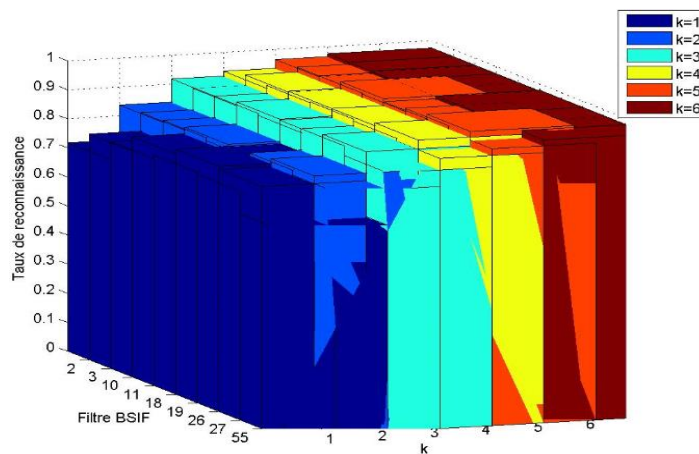


Figure IV.10: Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour le spectre WHT pour différents valeur de k

IV.2.3.3 L'influence du choix du filtre BSIF pour le deuxième système (avec réduction)

Dans ce cas, nous cherchons les meilleurs taux de reconnaissance qui correspondent aux meilleurs paramètres de filtre BSIF pour chaque spectre. Les figures 11, 12 et 13 montrent les taux de reconnaissance pour tous les filtres BSIF avec les différents spectres pour $k=1$.

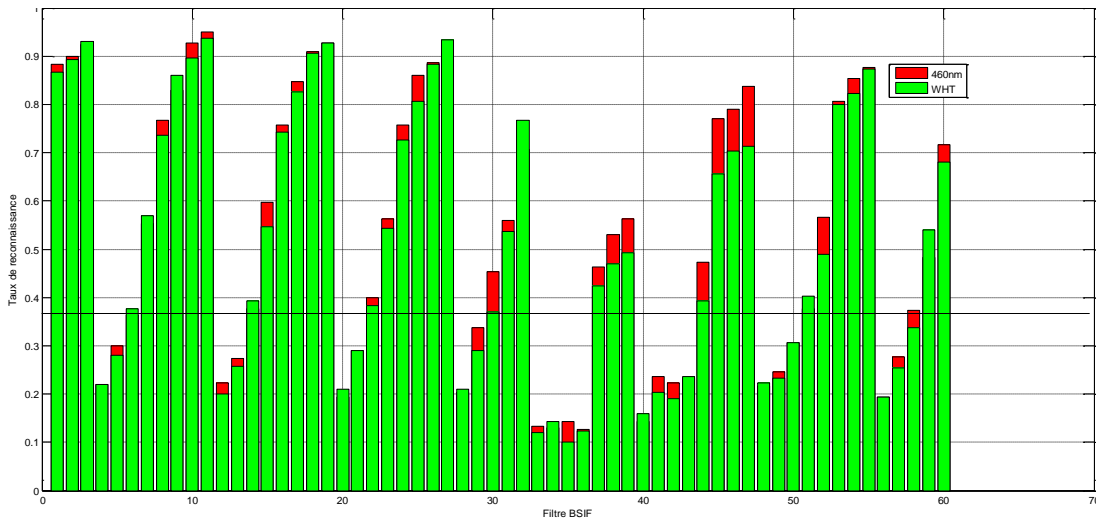


Figure IV.11: Taux de reconnaissance utilisant tous les filtres BSIF pour les spectres 460nm et WHT pour k=1

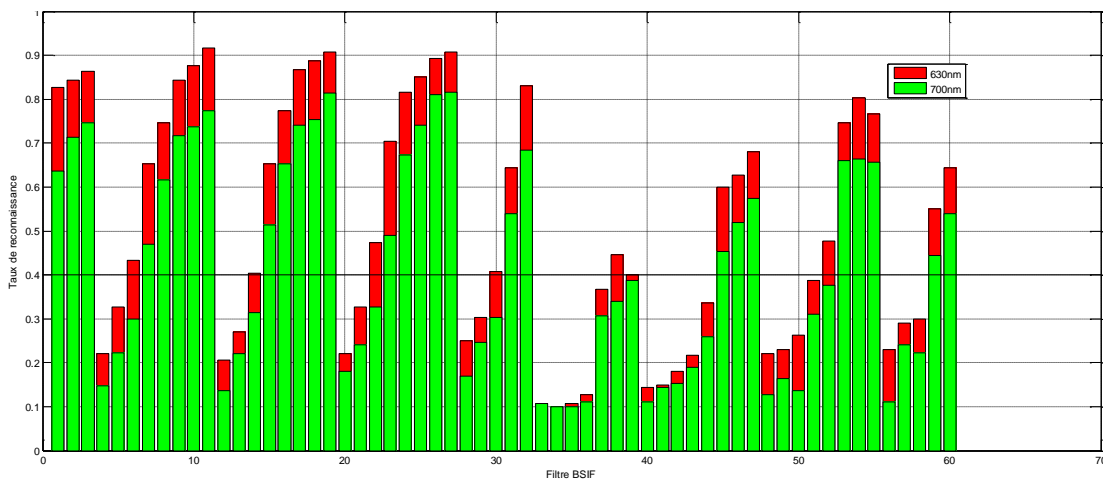


Figure IV.12: Taux de reconnaissance utilisant tous les filtres BSIF pour les spectres 630nm et 700nm pour k=1

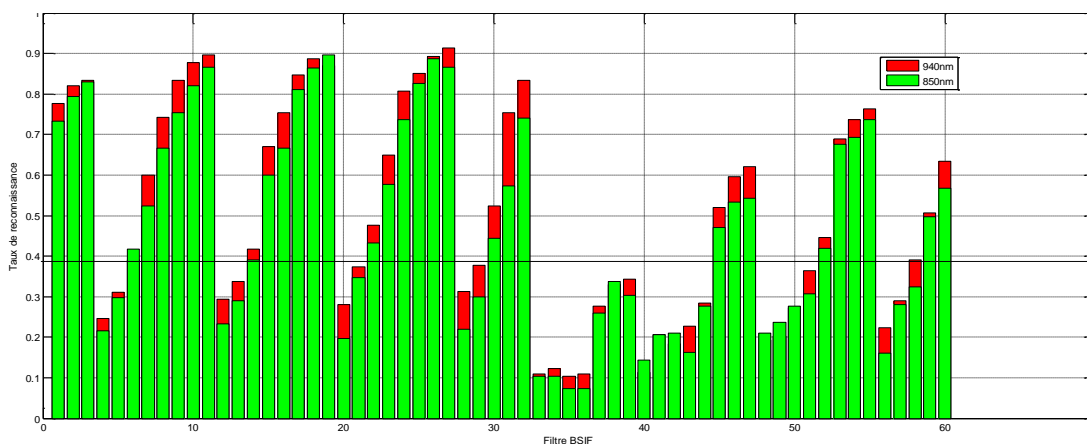


Figure IV.13: Taux de reconnaissance utilisant tous les filtres BSIF pour les spectres 850nm et 940nm pour $k=1$

On peut choisir onze filtres BSIF à échelle unique qui fournissent un taux de reconnaissance supérieur à 30% pour les spectres 460, 630, 700, 850, 940 nm et WHT, ces filtres sont BSIF_1, BSIF_3, BSIF_10, BSIF_11, BSIF_18, BSIF_19, BSIF_25, BSIF_26, BSIF_27, BSIF_31, BSIF_58.

On constate que tous les filtres sélectionnés ont de grandes fenêtres d'analyse (9×9 à 17×17) avec un nombre de filtres égale à $n=7, 8, 10, 11$ ou 12 , les filtres BSIF correspondants et les taux de reconnaissance sont récapitulés dans le tableau 7 et font référence aux filtres BSIF de taille $l \times l \times n$.

Tableau IV.7: Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour les spectres 460nm, 630nm, 700nm, 850nm et 940nm et WHT pour $k=1$

Filtre BSIF	$l \times l \times n$	Taux de reconnaissance %					
		460	630	700	850	940	WHT
1	$11 \times 11 \times 10$	88.30	82.70	63.70	73.30	77.70	86.70
3	$11 \times 11 \times 12$	93.00	86.30	74.70	83.00	83.30	93.00
10	$13 \times 13 \times 11$	92.70	87.70	73.70	82.00	87.70	89.70
11	$13 \times 13 \times 12$	95.00	91.70	77.30	86.70	89.70	93.70
18	$15 \times 15 \times 11$	91.00	88.70	75.30	86.30	88.70	90.70
19	$15 \times 15 \times 12$	92.70	90.70	81.30	89.70	89.70	92.70
25	$17 \times 17 \times 10$	86.00	85.00	74.00	82.70	85.00	80.70
26	$17 \times 17 \times 11$	88.70	89.30	81.00	88.70	89.30	88.30
27	$17 \times 17 \times 12$	93.30	90.70	61.70	86.70	91.30	93.30
31	$17 \times 17 \times 8$	56.00	64.30	54.00	57.30	75.30	53.70
58	$9 \times 9 \times 7$	37.30	30.00	22.30	49.70	50.70	33.70

IV.2.3.4 L'influence de la décomposition d'image (nombre de blocs) pour le deuxième système

Les tableaux 8 à 12 résument les taux de reconnaissance pour les différents spectres 460, 630, 700, 850 et 940 nm et WHT pour différentes valeur de k (k=2 à 6).

Tableau IV.8: Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour les spectres 460, 630, 700, 850 et 940 nm et WHT pour k=2

Filtre BSIF	l×l×n	Taux de reconnaissance %					
		460	630	700	850	940	WHT
1	11×11×10	96.70	91.70	82.70	92.70	92.70	95.70
3	11×11×12	97.00	92.00	82.30	89.70	92.00	96.30
10	13×13×11	96.30	92.70	87.00	93.70	94.30	96.00
11	13×13×12	98.30	93.00	86.30	91.30	93.30	98.30
18	15×15×11	97.00	92.70	82.70	92.70	92.70	96.00
19	15×15×12	96.70	93.00	86.00	92.30	93.70	96.70
25	17×17×10	94.70	91.00	82.70	93.30	93.30	94.30
26	17×17×11	96.00	93.70	84.70	93.00	93.30	96.00
27	17×17×12	97.00	93.00	87.00	92.30	93.70	97.00
31	17×17×8	88.70	90.70	80.00	91.00	91.00	87.00
58	9×9×7	88.70	85.30	77.30	82.70	87.00	87.00

Tableau IV.9: Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour les spectres 460, 630, 700, 850 et 940 nm et WHT pour k=3

Filtre BSIF	l×l×n	Taux de reconnaissance %					
		460	630	700	850	940	WHT
1	11×11×10	98.00	94.30	88.70	95.00	95.00	98.00
3	11×11×12	98.30	93.30	86.70	93.00	95.00	98.30
10	13×13×11	99.00	95.00	90.00	95.00	95.00	97.70
11	13×13×12	99.00	93.30	89.00	94.00	94.00	97.70
18	15×15×11	98.70	94.30	88.00	95.00	95.00	98.70
19	15×15×12	98.00	94.30	90.00	93.70	95.30	98.00
25	17×17×10	97.30	93.70	87.00	94.30	94.30	96.30
26	17×17×11	98.00	94.00	89.00	94.00	94.70	98.00
27	17×17×12	98.00	94.30	90.00	95.00	95.00	97.30
31	17×17×8	95.70	94.30	87.70	95.00	95.00	95.70
58	9×9×7	97.70	93.70	83.70	91.70	91.70	96.30

Tableau IV.10: Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour les spectres 460, 630, 700, 850 et 940 nm et WHT pour k=4

Filtre BSIF	l×l×n	Taux de reconnaissance %					
		460	630	700	850	940	WHT
1	11×11×10	97.70	94.70	88.30	95.00	96.00	97.7
3	11×11×12	98.00	94.70	89.30	93.70	95.00	97.70
10	13×13×11	97.70	96.00	92.00	96.30	96.30	97.30
11	13×13×12	98.00	95.00	89.70	95.70	96.30	97.70
18	15×15×11	97.70	95.30	89.70	95.00	96.00	97.70
19	15×15×12	97.70	95.30	92.00	95.70	95.70	97.30
25	17×17×10	97.70	94.00	90.30	96.30	96.30	97.70
26	17×17×11	97.70	96.00	89.70	95.70	95.70	97.70
27	17×17×12	98.00	96.30	92.00	95.30	95.70	98.00
31	17×17×8	96.70	96.30	90.00	96.00	96.00	96.70
58	9×9×7	98.00	94.70	90.30	92.70	93.30	98.00

Tableau IV.11: Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour les spectres 460, 630, 700, 850 et 940 nm et WHT pour k=5

Filtre BSIF	l×l×n	Taux de reconnaissance %					
		460	630	700	850	940	WHT
1	11×11×10	98.00	95.30	92.30	96.30	96.30	97.70
3	11×11×12	98.70	95.00	90.30	94.70	95.00	97.30
10	13×13×11	98.30	96.30	91.70	96.30	96.30	97.70
11	13×13×12	98.30	95.70	91.30	95.70	95.70	98.00
18	15×15×11	98.30	95.70	92.30	96.00	96.00	98.30
19	15×15×12	98.30	96.30	72.00	96.00	96.00	98.30
25	17×17×10	99.00	95.30	90.00	96.70	96.70	99.00
26	17×17×11	98.00	95.30	91.30	96.00	96.00	98.00
27	17×17×12	98.70	96.00	91.00	96.00	96.00	98.70
31	17×17×8	98.00	95.70	91.00	97.30	97.30	98.00
58	9×9×7	97.70	97.00	93.30	96.00	96.00	97.70

Tableau IV.12: Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour les spectres 460, 630, 700, 850 et 940 nm et WHT pour k=6

Filtre BSIF	l×l×n	Taux de reconnaissance %					
		460	630	700	850	940	WHT
1	11×11×10	98.70	95.30	92.00	96.70	97.30	97.70
3	11×11×12	99.00	94.70	90.70	94.70	95.70	97.30
10	13×13×11	98.70	94.30	92.30	96.70	96.70	98.00
11	13×13×12	98.70	94.70	91.00	96.70	96.70	98.00
18	15×15×11	98.00	94.30	92.00	97.00	97.00	98.00
19	15×15×12	98.70	96.00	92.00	96.00	95.00	98.00

26	17×17×11	98.00	95.30	92.00	96.70	96.70	97.70
27	17×17×12	98.30	96.00	92.00	96.30	96.30	98.00
31	17×17×8	97.70	96.30	92.30	97.70	97.70	97.70
58	9×9×7	98.70	94.30	92.30	96.00	96.00	98.70

On peut remarquer que le grande taux de reconnaissance correspond au filtre BSIF ayant une grande taille de fenêtre (l=9 a 17) pour les spectres 460 nm, WHT, 630, 700, 850 et 940 nm. Les figures 14 à 20 montrent les représentations graphiques des tableaux précédents

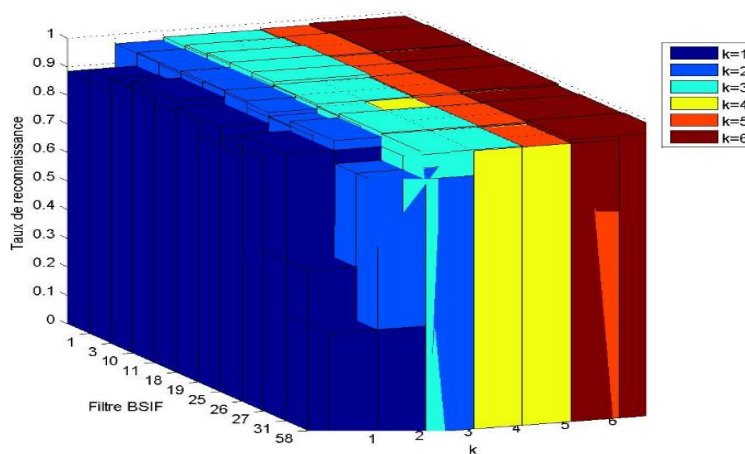


Figure IV.14: Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour le spectre 460 nm pour différentes valeurs de k

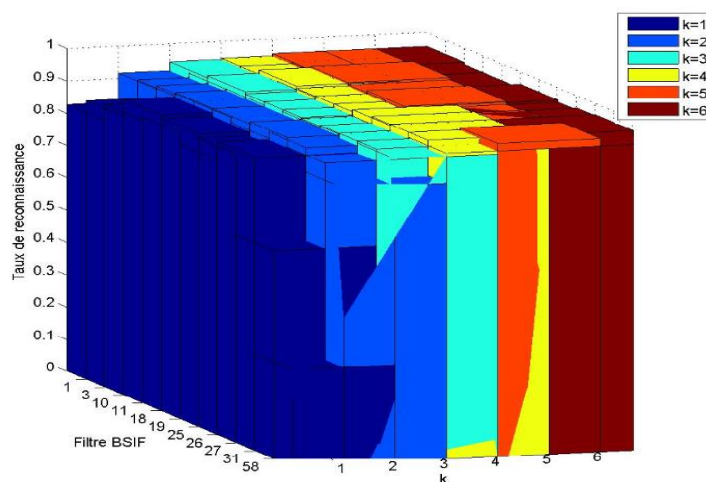


Figure IV.15 : Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour le spectre 630 nm pour différentes valeurs de k

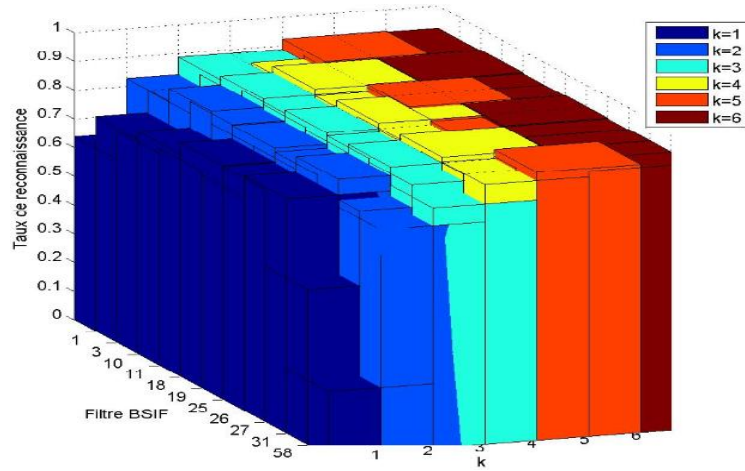


Figure IV.16: Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour le spectre 700 nm pour différentes valeurs de k

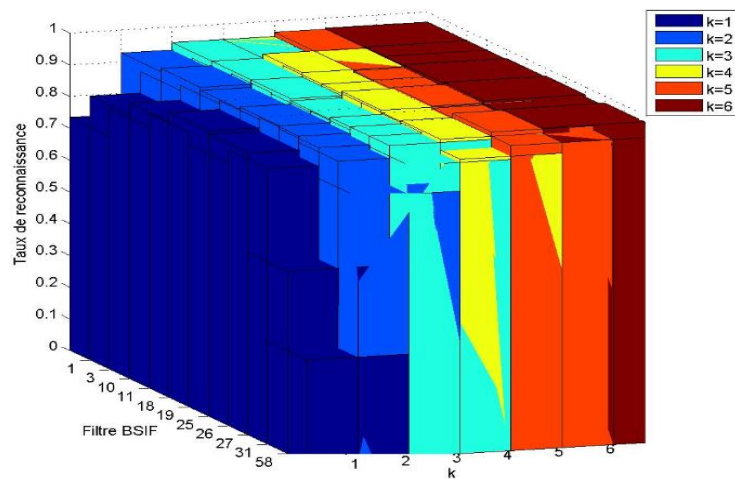


Figure IV.17: Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour le spectre 850nm pour différentes valeurs de k

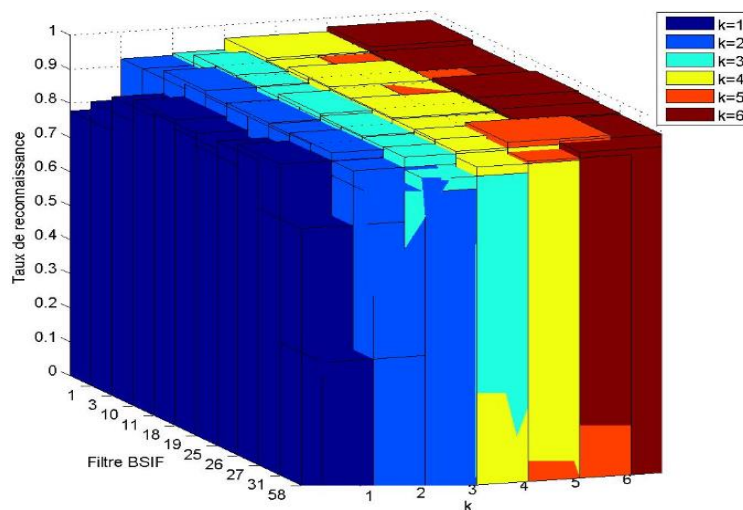


Figure IV.18: Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour le spectre 940nm pour différentes valeurs de k

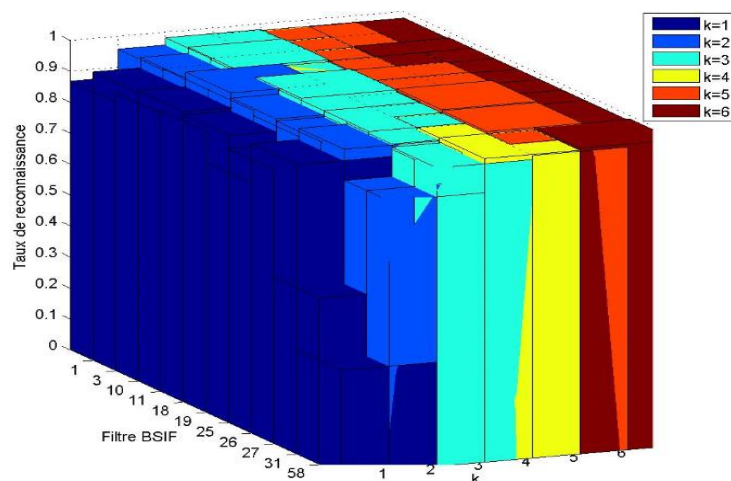


Figure IV.19: Taux de reconnaissance utilisant les filtres BSIF pour le spectre WHT pour différentes valeurs de k

IV.3. Comparaison entre les différents résultats obtenus des différents spectres pour les deux cas (sans et avec réduction)

D'après les résultats précédents, il s'avère que le meilleur taux de reconnaissance correspond au spectre 460 nm. On a constaté, qu'on peut extraire plus de détails utiles de l'image d'empreinte palmaire lorsque l'image est partitionnée en un nombre élevé de blocs.

La division de l'image en $(N \times M)/4$ blocs, donne un taux de reconnaissance de 96.30% pour le BSIF_27 et par rapport aux blocs $(N \times M)/5$ et blocs $(N \times M)/6$ en utilisant le

même taux de reconnaissance 98.30% pour le BSIF_27 et BSIF_55 respectivement (sans réduction).

Lorsque l'image est divisée en blocs $(N \times M)/4$, le taux de reconnaissance est élevés 98% pour le BSIF_3, BSIF_11, BSIF_27 et BSIF_58 et par rapport aux blocs $(N \times M)/5$ et blocs $(N \times M)/6$ en utilisant le même taux de reconnaissance taux de reconnaissance 99% pour le BSIF_25 et BSIF_3 respectivement (avec réduction).

Alors, à travers ce qui précède, nous remarquons que tous les spectres ont la même évaluation des filtres mais ils sont différents pour les taux de reconnaissance.

Les remarques précédentes permettent de tirer les conclusions suivantes :

- Le taux de reconnaissance augmente avec l'augmentation de k jusqu'à $k=6$.
- le meilleur taux de reconnaissance est obtenu avec le spectre 460.
- Le taux de reconnaissance du deuxième système est meilleur que celui du premier.

IV.4. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les résultats obtenus par les systèmes d'identification biométrique proposés évalué sur la base de données MS-CASIA. Les résultats obtenus montrent que la stratégie proposée donne des performances très encourageantes avec un taux de reconnaissance de 99%.



Conclusion générale

Conclusion Générale

L'identification des personnes par leurs empreintes palmaires considérée comme nouveau membre de la famille des modalités biométriques, est devenue un domaine de recherche très actif durant ces dernières années. Les travaux réalisés, jusqu'à présent, se sont basés sur les techniques de représentation des images palmprint pour une meilleure classification.

Cette étude nous a permis de valider la faisabilité de systèmes de reconnaissance biométriques de l'empreinte palmaire multispectrale.

- Pour le bon fonctionnement de l'approche proposée, nous avons d'abord introduit le prétraitement, 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 un filtre médian et l'histogramme.
- Décomposé l'image en plusieurs sous-images, pour mieux caractériser les détails en effet, plusieurs niveaux de décomposition ont été testés et comparés.
- Pour la caractérisation des données, le descripteur du BSIF a été appliqué à chaque bloc; un histogramme été extrait de chaque bloc. Les histogrammes extraits de chaque bloc ont été concaténés en un histogramme global.
- Nous pouvons noter que le descripteur du BSIF aide à mieux différencier et identifier les personnes. Des efforts supplémentaires ont été déployés pour améliorer les taux de reconnaissance, comme la recherche des paramètres optimaux du descripteur du BSIF, en ce qui concerne la taille et le nombre des filtres.
- Le système proposé est appliquée à la base de données MS-CASIA. Les résultats obtenus montrent que la stratégie proposée donne des performances très encourageantes avec un taux de reconnaissance assez élevé.

Bibliographie

- [1] Aberni, Y., Boubchir, L., & Daachi, B. (2018). Multispectral palmprint recognition: A survey and comparative study. *Journal of Circuits, Systems and Computers*, 1950107.
- [2] Aberni, Y., Boubchir, L., & Daachi, B. (2017, July). Multispectral palmprint recognition: A state-of-the-art review. In *2017 40th International Conference on Telecommunications and Signal Processing (TSP)* (pp. 793-797). IEEE.
- [3] Rida, I., Al-Maadeed, S., Mahmood, A., Bouridane, A., & Bakshi, S. (2018). Palmprint identification using an ensemble of sparse representations. *IEEE Access*, 6, 3241-3248.
- [4] Charfi, N. (2017). Reconnaissance biométrique basée sur les modalités de la forme de la main et de l'empreinte palmaire (Doctoral dissertation, Ecole nationale supérieure Mines-Télécom Atlantique Bretagne Pays de la Loire).
- [5] Zitouni Sif Eddine, Saci Abdelmoumen. Authentification et Identification biométrique des personnes par les empreintes palmaires. Mémoire Master Académique. Université Kasdi-Merbah.Ouargla. Algérie. 01/06/2016.
- [6] Bouzidi adel. Système de reconnaissance des empreintes palmaires. Mémoire Master Académique. Université Mohamed Khider de Biskra. Algérie. 2017/2018.
- [7] BENCHENNANE, I. (2015). Etude et mise au point d'un procédé biométrique multimodale pour la reconnaissance des individus (Doctoral dissertation, University of sciences and technology in Oran
- [8] Boussafeur Yousra, Yeddiou Idriss. La biométrie multimodale basée sur la fusion de la reconnaissance de visage et l'empreinte palmaire. Mémoire Master Académique. Université Larbi Ben M'hidi Oum El Bouaghi. Algérie. 2016/ 2017.
- [9] Aloui, K. (2012). Caractérisation du cerveau humain : application à la biométrie (Doctoral dissertation, Université Paris-Est).
- [10] BENAGGA Abderahmane, TELIB Lina. Reconnaissance des personnes basée sur l'empreinte de l'articulation de doigt. Mémoire Master Académique. Université Kasdi-Merbah.Ouargla. Algérie. 01/06/2016.
- [11] Lamare, F. (2016). OCT en phase pour la reconnaissance biométrique par empreintes digitales et sa sécurisation (Doctoral dissertation, Evry, Institut national des télécommunications).
- [12] A.Meraoumia. (2014). Modèle de Markov caché appliqué à la multi biométrie. USTHB.
- [13] Chantaf, S. (2011). Biométrie par signaux physiologiques (Doctoral dissertation, Université Paris-Est).
- [14] Abdelatif GHACHOUA, Ibrahim KAHLAOUI. Reconnaissance de personnes en utilisant L'empreintes Palmaires multispectral basés sur L'apprentissage approfondi. Mémoire Master Académique. Université Larbi Ben M'hidi Oum El Bouaghi. Algérie. Kasdi Marbah Ouargla. Algérie. 25/05/2016.
- [15] BENOUAER Aichouche, TAHRINE Soumia. Système biométrique basé sur les motifs locaux binaires orientés (LBP). Mémoire Master Académique. Université Larbi Ben M'hidi Oum El Bouaghi. Algérie. Kasdi Marbah Ouargla. Algérie. 25/05/2016.
- [16] El-Abed, M. (2011). Évaluation de système biométrique (Doctoral dissertation, Université de Caen).

- [17] <https://www.frank-tueren.ch/fr/biometrie-du-reseau-veineux-de-la-paume-de-la-main>
- [18] Guesmi, H. (2014). Identification de personnes par fusion de différentes modalités biométriques (Doctoral dissertation, Télécom Bretagne; Université de Rennes 1).
- [19] Aykut, M., & Ekin, M. (2015). Developing a contactless palmprint authentication system by introducing a novel ROI extraction method. *Image and Vision Computing*, 40, 65-74.
- [20] Genovese, A., Piuri, V., & Scotti, F. (2014). *Touchless palmprint recognition systems* (Vol. 60). Switzerland: Springer.
- [21] Zhong, D., Du, X., & Zhong, K. (2019). Decade progress of palmprint recognition: A brief survey. *Neurocomputing*, 328, 16-28.
- [22] Towards contactless palmprint recognition: A novel device, a new benchmark, and a collaborative representation based identification approach.
- [23] Zhou, K., Zhou, X., Yu, L., Shen, L., & Yu, S. (2019). Double biologically inspired transform network for robust palmprint recognition. *Neurocomputing*, 337, 24-45.
- [24] CHAA, M. (2018). *SYSTÈME DE RECONNAISSANCE DE PERSONNE PAR DES TECHNIQUES BIOMÉTRIQUES* (Doctoral dissertation).
- [25] Fei, L., Zhang, B., Zhang, W., & Teng, S. (2019). Local apparent and latent direction extraction for palmprint recognition. *Information Sciences*, 473, 59-72.
- [26] Hong, D., Liu, W., Su, J., Pan, Z., & Wang, G. (2015). A novel hierarchical approach for multispectral palmprint recognition. *Neurocomputing*, 151, 511-521.
- [27] Gumaei, A., Sammouda, R., Al-Salman, A. M. S., & Alsanad, A. (2018). An improved multispectral palmprint recognition system using autoencoder with regularized extreme learning machine. *Computational intelligence and neuroscience*, 2018.
- [28] Grover, J., & Hanmandlu, M. (2018). The fusion of multispectral palmprints using the information set based features and classifier. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 67, 111-125.
- [29] Ghachoua, A., & Kahlaoui, I. Reconnaissance de personnes en utilisant L'empreintes Palmaires multispectrales basés sur L'apprentissage approfondi. Mémoire Master Académique.
- [30] Zhang, D., Guo, Z., & Gong, Y. (2015). *Multispectral biometrics: systems and applications*. Springer.
- [31] Toufik, H. (2016). Reconnaissance Biométrique Multimodale basée sur la fusion en score de deux modalités biométriques: l'empreinte digitale et la signature manuscrite cursive en ligne (Doctoral dissertation, Université Badji Mokhtar-Annaba).
- [32] Souheila Benkhaira. Systèmes multimodaux pour l'identification et l'authentification biométrique. Université 20 Août 1955-Skikda. ALGERIE. 01/10/2010
- [33] Amel, Bouchemha. (2016). Etude et Application des transformées géométriques à la Compression des images hautes résolutions et à la Biométrie (Authentification/Vérification de l'empreinte palmaire) (Doctoral dissertation, Université de Annaba).
- [34] Guerfi, S. (2008). Authentification d'individus par reconnaissance de caractéristiques biométriques liées aux visages 2D/3D (Doctoral dissertation, Université d'Evry-Val d'Essonne).

- [35] BENDAOU Mohamed Saïd Ramzi, SOLTANI Sofiane. Reconnaissance biométrique multimodale basée sur la dimension fractale. Mémoire de Master. Université Larbi Ben M'hidi Oum El Bouaghi. Algérie. 2017 / 2018.
- [36] Khan, Z., Shafait, F., Hu, Y., & Mian, A. (2014). Multispectral palmprint encoding and recognition. arXiv preprint arXiv:1402.2941.
- [37] Raghavendra, R., & Busch, C. (2015). Texture based features for robust palmprint recognition: a comparative study. *EURASIP Journal on Information Security*, 2015(1), 5.
- [38] Ammar, C., Mebarka, B., Abdelmalik, O., & Salah, B. (2016). Evaluation of histograms local features and dimensionality reduction for 3D face verification. *Journal of information processing systems*, 12(3), 468-488.
- [39] Doghmane, H., Boukrouche, A., & Boubchir, L. (2019). A novel discriminant multiscale representation for ear recognition. *International Journal of Biometrics*, 11(1), 50-66.
- [40] Hyvärinen, A., Hurri, J., & Hoyer, P. O. (2009). Independent component analysis. In *Natural Image Statistics* (pp. 151-175). Springer, London.
- [41] Kannala, J., & Rahtu, E. (2012, November). Bsif: Binarized statistical image features. In *Proceedings of the 21st international conference on pattern recognition (ICPR2012)* (pp. 1363-1366). IEEE.
- [42] Jiang, R., Al-Maadeed, S., Bouridane, A., Crookes, D., & Beghdadi, A. (2017). *Biometric Security and Privacy*. Springer International Publishing AG.
- [43] Raghavendra, R., & Busch, C. (2014). Novel image fusion scheme based on dependency measure for robust multispectral palmprint recognition. *Pattern recognition*, 47(6), 2205-2221.