

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

UNIVERSITE M'HAMED BOUGARA-BOUMERDES



Faculté de Technologie

Thèse de Doctorat

Présentée par :

Nadia AMROUNI

En vue de l'obtention du diplôme de **DOCTORAT - LMD** en :

Filière : Télécommunications

Spécialité : Système des Télécommunications

Identification des Empreintes Palmaires Sans Contact

Devant le jury composé de :

Pr. ACHELI	Dalila	Professeur	Université de Boumerdes	Président
Pr. BENZAOUI	Amir	Professeur	Université de Skikda	Directeur de thèse
Pr. MERAIHI	Yassine	Professeur	Université de Boumerdes	Examineur
Pr. HARRAR	Khaled	Professeur	Université de Boumerdes	Examineur
Dr. BRIK	Youcef	MCA	Université de M'sila	Examineur

Année Universitaire 2023/2024

REMERCIEMENTS

Je ne pourrai commencer mes remerciements sans d'abord exprimer ma gratitude à notre bon dieu de m'avoir donné courage, motivation, force et surtout ambition pour que je puisse commencer ce travail de recherche et le clôturer, de m'avoir placé parmi les personnes chanceuses, de m'avoir offert cette opportunité, de m'avoir éclairé le chemin et m'a permis d'acquérir un savoir et des connaissances.

Tout travail fait, tout travail finit et tout travail qui prône la réussite est sans doute le fruit d'efforts individuels mais surtout d'efforts collectifs.

*Ce travail de thèse n'aurai pu être guidé, trouver son sens, apporter des résultats et arriver à une fin, qu'en la présence, l'encadrement, le partage de savoir, les conseils et l'orientation du professeur **Amir BENZAOUI**. Qu'il trouve ici l'expression de mes sincères remerciements et mon profond respect.*

*Mes remerciements vont aussi au professeur **Yassine MERAIHI** pour son aide et toutes ses orientations.*

Je souhaite également remercier chaque membre du jury pour le temps qu'il a accordé à analyser ce travail et à l'intérêt qu'il lui en porte :

*Madame **Dalila ACHELI**, Professeur à l'UMBB, Monsieur **Yassine MERAIHI**, Professeur à l'UMBB, **Khaled HARRAR**, Professeur à l'UMBB, et Monsieur **Youcef BRIK**, Maître de conférence à l'université de M'sila.*

Enfin, je tiens à remercier toute personne ayant contribué de près ou de loin à l'élaboration de ce travail de thèse.

DEDICACES

“You don’t have to be great to star, but you have to start to be great”

Zig Ziglar

À ma sœur Dalila et à son mari Khaled :

On dit que le chemin de l'apprentissage commence par 'vouloir',

Et pour arriver à destination on doit s'enrichir de 'savoirs',

Et entre vouloir et savoirs doit exister 'pouvoir',

*C'est ainsi que me rappeler qui est à l'origine du premier 'pouvoir' est à mon sens plus
qu'un devoir...*

Car sans vous, je n'aurai pu partir là où ce chemin allait commencer et enfin y croire.

Merci mon père et ma mère de m'avoir toujours soutenu, depuis le jour de ma naissance à ce jour, vous êtes ceux qui m'ont offert la vie, ceux qui sont toujours là pour moi et ceux qui boostent ma motivation en exprimant votre encouragement et on me disant que vous êtes fières de moi. J'espère que ce travail vous apportera joie et satisfaction.

Merci à mon frère Rachid, à mes sœurs Zahia, Amina et Célia d'avoir été là pour moi durant toutes ces années de thèse, de m'avoir encouragé et poussé à continuer. Je vous dois ma sincère gratitude.

Mon beau-frère Tarik ainsi que ma belle-sœur Yasmine, je tiens à vous exprimer mon grand respect et mes remerciements pour vos encouragements et pour avoir donné intérêt à mon avancement durant la réalisation de ce travail.

Mes nièces : Maria, Numidia, Thiziri, Camélia, Léa et Nesrine et aussi mes neveux : Mohamed et Ithri merci d'exister dans ma vie avec votre douceur et amour je vous souhaite un avenir plein de réussite et que tous vos rêves se réalisent.

Résumé

Au cours des dernières années, la reconnaissance des empreintes palmaires a gagné un grand intérêt et a fait l'objet de recherches importantes en tant que méthode d'identification personnelle digne de confiance. Les performances de n'importe quel système de reconnaissance par empreintes palmaires dépendent principalement de l'efficacité de l'approche d'extraction des caractéristiques utilisée. Cette thèse présente une étude expérimentale sur la reconnaissance des empreintes palmaires et propose différentes approches pour en extraire les caractéristiques. Trois contributions ont été abordées dans cette thèse. Première contribution, présente le descripteur binaire local LBP (Local Binary Pattern en anglais) évalué dans plusieurs configurations afin d'extraire de manière optimale et efficace les caractéristiques de l'empreinte palmaire. La deuxième contribution, propose une nouvelle approche d'extraction des caractéristiques basé sur le descripteur LBP intitulée triangular and orthogonal local binary pattern (TAO-LBP) qui est plus robuste aux changements de rotation et d'orientation par rapport au LBP classique. Enfin, la troisième contribution, une méthode d'extraction basée sur une analyse en multi-résolution est proposée à l'aide de la transformation en ondelettes DWT (Discrete Wavelet Transform en anglais) et du descripteur BSIF (Binarized Statistical Images Features en anglais) multi-échelle. Cette approche a impliqué une analyse d'image à plusieurs niveaux de résolution, permettant l'extraction d'informations pertinentes à partir de différentes échelles. Les résultats obtenus pour chacune des contributions de cette thèse ont démontré des performances excellentes par rapport aux autres méthodes existantes.

Mots clés: Biométrie; reconnaissance palmaire; analyse par ondelettes; analyse multi-résolution; descripteurs de texture; caractéristiques d'images statistiques binarisées (BSIF); motifs binaires locaux (LBP).

الملخص

في السنوات الأخيرة، اكتسب الاعتراف ببصمات الكف اهتمامًا وكان موضوع بحث كبير كوسيلة جديرة بالثقة لتحديد الهوية الشخصية. يعتمد أداء أي نظام التعرف على طباعة راحة اليد بشكل أساسي على فعالية نهج استخراج الميزات المستخدم. تقدم هذه الأطروحة دراسة مقارنة حول التعرف على بصمات راحة اليد باستخدام مناهج مختلفة لاستخراج خصائصها. وتناولت هذه الأطروحة ثلاثة مساهمات: المساهمة الأولى، تعرض الوصف الثنائي المحلي (LBP) الذي تم تقييمه في عدة تكوينات من أجل استخراج خصائص طباعة راحة اليد بطريقة مثلى وفعالة. تقترح المساهمة الثانية نهجًا جديدًا لاستخراج الميزات بناءً على النمط الثنائي المحلي المثلث والمتعامد (TAO-LBP) الذي يكون أكثر قوة لتغيرات الدوران والتوجيه مقارنة بـ LBP التقليدي. أخيرًا، يتم اقتراح المساهمة الثالثة، وهي طريقة استخراج تستند إلى تحليل متعدد الدقة باستخدام تحويل موجة منفصلة (DWT) وواصف BSIF متعدد المقاييس. وشمل هذا النهج تحليل الصور على عدة مستويات من الدقة، مما سمح باستخراج المعلومات ذات الصلة من نطاقات مختلفة. أظهرت النتائج التي تم الحصول عليها لكل مساهمة من مساهمات هذه الأطروحة أداءً ممتازًا مقارنة بالطرق الأخرى الموجودة.

الكلمات المفتاحية: القياسات الحيوية؛ التعرف على الكف؛ تحليل الموجات؛ تحليل متعدد الدقة؛ واصفات النسيج؛ خصائص الصورة الإحصائية الثنائية (BSIF)؛ الواصف الثنائي المحلي (LBP).

Abstract

In recent years, the recognition of palmprints has gained interest and has been the subject of significant research as a trustworthy personal identification method. The performance of any palmprint recognition system depends primarily on the effectiveness of the feature extraction approach used. This thesis presents a comparative study on the recognition of palmprints and proposes different approaches to extract their characteristics. Three contributions were addressed in this thesis. First contribution, presents the local binary pattern (LBP) evaluated in several configurations in order to extract the characteristics of the palmprint in an optimal and efficient way. The second contribution proposes a new feature extraction approach based on the LBP descriptor called triangular and orthogonal local binary pattern (TAO-LBP) which is more robust to rotation and orientation changes compared to the conventional LBP. Finally, the third contribution, an extraction method based on a multi-resolution analysis is proposed using the discrete wavelet transform (DWT) and a multi-scale binarized statistical image features (BSIF) descriptor. This approach involved image analysis at several levels of resolution, allowing the extraction of relevant information from different scales. The results obtained for each of the contributions of this thesis demonstrated excellent performances compared to other existing methods.

Key words: Biometrics; palmprint recognition; wavelet analysis; multi-resolution analysis; texture descriptors; binarized statistical image features (BSIF); local binary patterns (LBP).

Table des Matières

Remerciements	II
Dédicaces	III
Résumé	IV
Table des Matières	VII
Notations	X
Liste des Tableaux	XII
Liste des Figures	XIII
Introduction Générale.....	15
Chapitre I : Généralités sur la biométrie et les systèmes biométriques	18
1.1. Introduction	19
1.2. Définition de la biométrie	19
1.3. Systèmes biométriques	20
1.3.1. L'enrôlement	20
1.3.2. La vérification	20
1.3.3. L'identification.....	21
1.4. Fonctionnement d'un système biométrique	21
1.5. Mesures et performances d'un système biométrique.....	22
1.5.1. Taux d'erreurs fondamentales.....	22
1.5.2. Les taux d'erreurs d'authentification du système	23
1.5.3. Les taux d'erreurs d'identification du système	24
1.6. Applications des systèmes biométriques	25
1.7. Présentations de quelques modalités biométriques	26
1.8. Comparaison entre les différentes modalités biométriques	35
1.9. Pourquoi nous nous sommes intéressés a l'empreinte palmaire dans le cadre de cette thèse ?	36
1.10. Conclusion.....	37
Chapitre II : Etat de l'art de la reconnaissance biométrique par empreinte palmaire.....	38
2.1. Introduction.....	39
2.2. Qu'est-ce qu'une empreinte palmaire	39
2.2.1. Caractéristiques de l'empreinte palmaire	39

2.3. Défis ouverts de la reconnaissance biométrique par empreintes palmaires.....	40
2.4. Pourquoi l'empreinte palmaire ?.....	41
2.5. Structure d'un système de reconnaissance par empreintes palmaires	42
2.5.1. Acquisition des images palmaires	43
2.5.2. Prétraitement.....	43
2.5.3. Extraction des caractéristiques des images palmaires	44
2.5.3.1. Méthodes basées sur le codage	44
2.5.3.2. Méthodes fondées sur les descripteurs de texture.....	45
2.5.3.3. Méthodes basées sur l'apprentissage profond	46
2.5.4. Classification	49
2.6. Conclusion	49
 Chapitre III : Reconnaissance biométrique par empreintes palmaires en utilisant le motif binaire local triangulaire et orthogonal	50
3.1. Introduction.....	51
3.2. Motif binaire local.....	51
3.2.1. Présentation	51
3.2.1. Limite de la méthode LBP	54
3.3. Présentation des variantes proposées.....	54
3.3.1. Motif binaire local triangulaire.....	55
3.3.2. Motif binaire local orthogonal.....	57
3.3.3. Motif binaire local triangulaire et orthogonal	59
3.4. Phases du système de reconnaissance proposé	60
3.4.1. Prétraitement des données.....	60
3.4.2. Extraction des caractéristiques.....	60
3.4.3. Correspondance.....	61
3.5. Analyses expérimentales.....	61
3.5.1. Les bases d'images d'empreintes palmaires.....	61
3.5.1.1. La base d'images IITD	61
3.5.1.2. La base d'images CASIA	62
3.5.2. Protocoles d'évaluation	63
3.5.3. Résultats obtenus	63
3.5.3.1. Expérience #1 : Effet du prétraitement	63
3.5.3.2. Expérience #2 : Effet des distances	64

3.5.3.3. Expérience #3 : Effet des descripteurs.....	64
3.5.4. Etude comparative	65
3.6. Conclusion	66
 Chapitre IV : Reconnaissance par empreintes palmaires sans contact en utilisant une analyse en multi-résolution et les caractéristiques d'image statistiques binaires	67
4.1. Introduction	68
4.2. Méthode proposée.....	69
4.2.1. Prétraitement.....	69
4.2.2. Extraction des caractéristiques	70
4.2.2.1. Principe théorique des méthodes utilisées	70
4.2.2.2. Approche d'extraction des caractéristiques proposée-Analyse en multi-résolution.....	75
4.2.3. Classification	76
4.2.3.1. Classificateur des K plus proches voisins (KNN)	76
4.2.3.2. Déplacement de centroïde base sur KNN (CDNN).....	77
4.3. Analyse expérimentale.....	78
4.3.1. Experimentation#1(Effets des paramètres du BSIF).....	78
4.3.2. Experimentation#2 (Effets de l'analyse en multi-résolutions).....	80
4.3.3. Experimentation#3 (Effets de la famille des ondelettes).....	81
4.3.4. Experimentation#4 (Effets du prétraitement).....	82
4.3.5. Experimentation #5 (Effets de la classification).....	83
4.3.6. Etude comparative	84
4.4. Conclusion	86
Conclusion Générale	87
Références Bibliographiques.....	89

Acronymes

FTA	Failure-To-Acquire
FTE	Failure-To-Enroll
FNMR	False Non-Match Rate
FMR	False Match Rate
FAR	False-Acceptance Rate
FRR	False Rejection Rate
EER	Equal Error Rate
ROC	Receiver Operating Characteristic
IR	Identification Rate
CMC	Cumulative Match Characteristic
ADN	Acide désoxyribonucléique
LBP	Local Binary Patterns
BOCV	Binary Orientation Co-occurrence Vector
E-BOCV	Extend Binary Orientation Co-occurrence Vector
DOC	Double Orientation Code
ROI	Region Of Interest
OLOF	Orthogonal Line Ordinal Features
SIFT	Scale Invariant Feature Transform
RANSAC	RANdom SAMple Consensus
LPD	Local Palmprint Descriptor
I-RANSAC	Iterative-RANdom SAMple Consensus
LLDP	Local Line Directional Pattern
MFRAT	Modified Finite Radon Transform
CNN	Convolutional Neural Network
DDR	Deep Discriminative Representation
DDCN	Discriminative Deep Convolutional Networks
CRC	Collaborative Representation Classification
DRCC	Discriminative And Robust Competitive Code
DGLBP	Directional Gradient with LBP
TFD	Triple-type Feature Descriptor
FEM	Feature Extraction Module

SVM	Support Vector Machine
DWT	Discret Wavelet Transform
CASIA	Chinese Academy Of Sciences, Institute of Automation
IITD	Indian Institute of Technology, Delhi
TLBP	Triangular Local Binary Pattern
OLBP	Orthogonal Local Binary Pattern
TAO-LBP	Triangular And Orthogonal- Local Binary Pattern
K-NN	K- Nearest Neighbors
CLAHE	Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization
HOG	Histogram Oriented Gradients
LPQ	Local Phase Quantization
BSIF	Binarized Statistical Invariant Features
DWT	Discrete Wavelet Transform
CDNN	Centroid Displacement –based k-Nearest Neighbor
ICA	Independent Component Analysis
JPEG	Joint Photographic Experts Group

Liste des Tableaux

Tableau 1.1. Avantages et inconvénients des différentes technologies biométriques ainsi que leurs domaines d'application.....	32
Tableau 1.2. Comparaison entre les différentes modalités biométriques.....	36
Tableau 2.1. Résumé des méthodes utilisées pour l'extraction des caractéristiques.	48
Tableau 3.1. Résultats de notre expérience sans et avec prétraitement.	63
Tableau 3.2. Résultats de notre expérience en utilisant plusieurs distances du classificateur K-NN.	64
Tableau 3.3. Résultats du taux de reconnaissance sur différentes variantes du LBP.....	65
Tableau 3.4. Comparaison de nos résultats avec différentes approches de l'état de l'art.....	66
Tableau 4.1. Taux d'identification obtenus en utilisant différents paramètres du descripteur BSIF sur la base de données CASIA (%).....	81
Tableau 4.2. Taux d'identification à l'aide de tous les paramètres du descripteur BSIF appliqués à la base de données IITD (%).....	81
Tableau 4.3. Taux d'identification obtenus en appliquant plusieurs familles de DWT sur à la base de données IITD (%).....	84
Tableau 4.4. Taux d'identification obtenus en appliquant plusieurs familles de DWT sur la base de données CASIA (%).....	84
Tableau 4.5. Les performances de notre système sans et avec prétraitement (filtrage médian ou CLAHE) appliquées aux bases de données IITD et CASIA (%).....	85
Tableau 4.6. Performances de notre système en utilisant le classificateur KNN comparé à CDNN sur les bases de données IITD et CASIA (%).....	86
Tableau 4.7. Comparaison de nos résultats avec différentes approches de l'état de l'art.....	87

Liste des Figures

Figure 1.1. Architecture d'un système biométrique.	22
Figure 1.2. La distribution théorique des taux de probabilités d'utilisateurs authentiques et imposteurs.	24
Figure 1.3. Représentation de la courbe ROC.	24
Figure 1.4. Représentation de la courbe CMC.	25
Figure 1.5. Empreinte digitale.	27
Figure 1.6. Reconnaissance du visage.	27
Figure 1.7. Exemple de l'iris	28
Figure 1.8. Caractéristiques de l'empreinte palmaire.	28
Figure 1.9. La rétine	29
Figure 1.10. L'oreille.	29
Figure 1.11. La signature dynamique	30
Figure 1.12. Analyse de la démarche	30
Figure 1.13. L'ADN	31
Figure 2.1. Caractéristiques de l'empreinte palmaire: (a) à basse résolution. (b) à haute résolution	40
Figure 2.2. Structure d'un système de reconnaissance par empreintes palmaires.	43
Figure 2.3. Deux approches caractéristiques pour l'acquisition d'images d'empreintes palmaires. (a) Méthode d'acquisition d'images d'empreintes palmaires par contact. (b) Modèle d'acquisition d'images d'empreintes palmaires sans contact	43
Figure 2.4. Les étapes du prétraitement d'une image d'empreinte palmaire	44
Figure 3.1. Diagramme d'un pixel central avec un niveau de gris g_c et des voisins P équidistants sur un cercle de rayon R	52
Figure 3.2. Exemple de LBP appliqué à une image en niveaux de gris	53
Figure 3.3. Le voisinage circulaire (8,1), (8,2) et (16,2)	53
Figure 3.4. Exemple de calcul d'une configuration binaire locale triangulaire	57
Figure 3.5. Exemple de calcul un modèle binaire local orthogonal	59
Figure 3.6. Organigramme graphique du modèle TAO-LBP suggéré	60
Figure 3.7. Exemples des empreintes palmaires de la base IITD.	62
Figure 3.8. Exemple d'images des empreintes palmaires de la base CASIA.	62

Figure 4.1. La décomposition 2D des ondelettes. (a) Concept de composants au niveau 1. (b) Concept de composants au niveau 2. (c) Image originale de l’empreinte palmaire de la base d’images IITD. (d) La 2D-DWT au niveau 1. (e) La 2D-DWT au niveau 2	71
Figure 4.2. (a) Image d’empreinte palmaire, (b) filtre pré-appris avec une taille de $l = 11 \times 11$ et longueur de chaîne de bits $n = 8$, (c) caractéristiques BSIF, et (d) caractéristiques BSIF finales codées	74
Figure 4.3. Exemple de résultats de conversion BSIF pour (a) image originale, (b) $l \times l = 17 \times 17, n = 8$, (c) $l \times l = 9 \times 9, n = 12$, et (d) $l \times l = 3 \times 3, n = 8$	74
Figure 4.4. Organigramme graphique de la méthode d’extraction des caractéristiques proposée	76
Figure 4.5. Taux de reconnaissance obtenus à l’aide de plusieurs décompositions de la DWT appliquées aux bases de données CASIA et IITD (%).....	80

Introduction Générale

L'authentification d'une personne pour vérifier son identité est un problème important dans la société. Il existe trois façons courantes d'effectuer une authentification. La première repose sur ce qu'une personne possède, comme des clés, des cartes d'identité, etc., tandis que la deuxième est basée sur ce qu'une personne sait, comme des mots de passe, des codes d'identification personnels (PIN), etc. La troisième façon d'authentification repose sur ce qu'une personne porte, c'est-à-dire les caractéristiques uniques d'un être humain (biométrie). Même si les deux premières méthodes sont bien établies et acceptées dans la société, elles peuvent échouer à réaliser une authentification correcte dans de nombreuses occasions. Par exemple, il existe une possibilité que les objets en possession puissent être perdus, égarés ou volés. De même, on peut oublier des mots de passe, etc. En conséquence, l'authentification peut ne pas être correcte. Cependant, cela n'est pas vrai dans le cas de la biométrie. Ainsi, la plupart des limitations des méthodes traditionnelles d'authentification, basées sur la possession et la connaissance, peuvent être surmontées par l'utilisation de la biométrie. Étant donné qu'elle utilise les caractéristiques du corps ou du comportement d'une personne qu'elle porte toujours, il n'y a aucune chance de l'oublier ou de la perdre. De plus, les caractéristiques corporelles utilisées pour l'authentification sont beaucoup plus complexes et difficiles à falsifier par rapport à la mémorisation d'une chaîne (comme un mot de passe), même de très grande taille. La principale motivation derrière l'utilisation de la biométrie est de fournir un mécanisme pratique d'authentification des personnes avec l'aide de leurs caractéristiques morphologiques (telles que le visage, l'empreinte palmaire, l'oreille..) ou comportementales (telles que la démarche, la signature...), et d'éliminer l'utilisation de méthodes d'authentification beaucoup plus contraignantes, telles que celles basées sur la carte d'identité, le mot de passe, les clés physiques, les PIN, etc.

La reconnaissance de l'empreinte palmaire est une modalité biométrique essentielle et couramment employée, qui présente une fiabilité, une stabilité et une acceptabilité élevées pour les utilisateurs.

L'empreinte de la paume, qui est le motif unique présent à la surface interne de la main humaine, comprend différentes caractéristiques distinctives telles que les lignes principales, les ridules, les crêtes, les points minutieux et la texture. En plus d'applications courantes telles que le contrôle d'accès et le paiement électronique, l'empreinte palmaire trouve également des

applications cruciales dans des domaines tels que la criminalistique. Elle peut être utilisée pour l'identification de criminels en détectant des empreintes latentes ou en analysant des images de paumes capturées par des caméras de surveillance.

L'étape cruciale de l'extraction des caractéristiques dans un système de reconnaissance a suscité beaucoup d'intérêt dans la recherche. Parmi les descripteurs locaux basés sur l'image, Binarized Statistical Image Features (BSIF) a attiré une attention particulière car il dépasse les performances de plusieurs autres descripteurs tels que Local Binary Pattern (LBP) et Local Phase Quantization (LPQ).

Cette thèse se repose sur trois contributions :

- Dans la première contribution, nous avons présenté le descripteur binaire local LBP (Local Binary Pattern en anglais) que nous avons évalué dans plusieurs configurations afin d'extraire de manière optimale et efficace les caractéristiques de l'empreinte palmaire.
- Dans notre deuxième contribution, nous avons proposé une nouvelle approche d'extraction des caractéristiques basé sur le descripteur LBP intitulée en anglais triangular and orthogonal local binary pattern (TAO-LBP) qui est plus robuste aux changements de rotation et d'orientation par rapport au LBP classique.
- Dans la troisième contribution, nous avons introduit une méthode d'extraction basée sur une analyse multi-résolution à l'aide de la transformation d'ondelettes DWT (Discrete Wavelet Transform en anglais) et d'un descripteur BSIF multi-échelle. Cette approche a impliqué une analyse d'image à plusieurs niveaux de résolution, permettant l'extraction d'informations pertinentes à partir de différentes échelles.

Notre thèse est organisée en quatre chapitres :

- Le premier chapitre, nous présentons une vue d'ensemble des biométries et décrivons en détail la méthode de reconnaissance basée sur les caractéristiques biométriques, tout en examinant les différentes méthodes utilisées pour évaluer les performances des systèmes biométriques.
- Le deuxième chapitre, nous explorons l'état de l'art de la reconnaissance par empreintes palmaires, examinons les recherches connexes dans ce domaine et les catégorisent en plusieurs classes basés sur l'extraction de caractéristiques.

- Le troisième chapitre, nous exposons notre méthode d'extraction de caractéristiques, intitulée motif binaire local triangulaire et orthogonal qui repose sur le LBP. Nous procédons à l'évaluation de ses performances et à la comparaison de ses résultats avec ceux du LBP et de ses variantes, ainsi qu'avec des méthodes considérées comme état de l'art.
- Le quatrième chapitre, nous détaillons le descripteur DWT-BSIF, qui représente la contribution majeure de cette thèse, évaluons ses performances et comparons ses résultats avec d'autres méthodes décrites dans la littérature.

En conclusion, nous présentons une synthèse de nos résultats et discutons des possibilités d'étendre cette recherche à l'avenir.

Chapitre I

Généralités sur la biométrie et les systèmes biométriques

Chapitre I : Généralités sur la biométrie et les systèmes biométriques

1.1. Introduction

De nos jours, la biométrie est largement utilisée dans notre vie quotidienne et est considérée comme le moyen le plus fiable pour l'authentification par rapport aux méthodes traditionnelles, telles que les mots de passe, les codes PIN ou les badges.

Ce chapitre présente la signification de la biométrie, détaille le mode de fonctionnement et l'architecture d'un système biométrique, et examine les critères pour évaluer ses performances. Il présente également les techniques biométriques les plus couramment employées, en soulignant leurs points forts et faiblesses respectifs. En conclusion, il aborde le choix de recherche effectué dans le cadre de cette thèse.

1.2. Définition de la biométrie

La biométrie est une discipline scientifique qui permet l'identification et la vérification des personnes en se basant sur certaines de leurs caractéristiques physiques, comportementales ou biologiques, telles que l'empreinte digitale, l'empreinte palmaire, le visage, la voix, la dynamique de la frappe au clavier, l'ADN ou encore l'odeur. L'utilisation de la biométrie est de plus en plus courante aujourd'hui dans de nombreuses applications [1].

Cependant, avant qu'un trait physique ou comportemental puisse être utilisé en biométrie, de nombreux critères doivent être pris en compte pour assurer l'exactitude, la sécurité et la fiabilité de l'identification. Ces critères sont [2] :

- **L'universalité** : Toute personne doit posséder cette modalité biométrique.
- **L'unicité** : Deux personnes doivent être différentes pour pouvoir distinguer les caractéristiques sans ambiguïté.
- **La permanence** : La stabilité de la modalité au cours du temps quel que soient les conditions d'acquisition (conditions externes ou conditions émotionnelles de la personne).
- **La mesurabilité** : La quantification de la modalité biométrique de manière pratique.
- **La performance** : La reconnaissance biométrique doit être précise, rapide et robuste en ce qui concerne les changements opérationnels et environnementaux.
- **L'acceptabilité** : La modalité doit être acceptée par les utilisateurs du système.
- **La circonvension** : La modalité biométrique ne doit pas être facilement falsifiée.

Chaque modalité biométrique possède un ensemble unique de critères de performance. Certaines modalités peuvent répondre à certains critères mieux que d'autres. Il n'y a pas de modalité biométrique parfaite qui répondrait à tous les critères de manière optimale. Le choix de la modalité biométrique dépend des besoins spécifiques du système et nécessite un compromis entre les critères de performance importants pour chaque cas d'utilisation.

1.3. Systèmes biométriques

Un système biométrique est conçu pour authentifier une personne en utilisant une ou plusieurs modalités biométriques, telles que l'empreinte digitale, le visage ou l'iris. Il est composé de trois éléments principaux : le dispositif d'entrée, le logiciel biométrique et la base de données [3-4].

Le dispositif d'entrée varie en fonction de la modalité biométrique utilisée et est généralement un capteur qui enregistre les entrées, qui sont ensuite traitées par le logiciel biométrique. Ce dernier est le cœur du système, car il traite les entrées, les convertit en données numériques, puis compare ses caractéristiques avec des données stockées dans la base de données. La qualité du logiciel biométrique est cruciale, car la précision de l'ensemble du système dépend principalement de sa qualité. La base de données stocke les données, telles que les caractéristiques extraites des échantillons d'entrée, qui sont ensuite utilisées pour la comparaison.

Le système biométrique peut être divisé en deux phases distinctes (voir Figure 1.1): la phase d'apprentissage (enrôlement) et la phase de reconnaissance (vérification ou identification).

1.3.1. L'enrôlement : L'inscription est l'étape initiale dans laquelle les données biométriques d'une personne sont saisies et enregistrées dans le système. Pendant l'inscription, l'échantillon biométrique de la personne (comme les empreintes digitales, l'image faciale ou le balayage de l'iris) est acquis au moyen de capteurs biométriques. L'échantillon saisi est traité pour extraire les caractéristiques pertinentes et créer un modèle ou une représentation du caractère biométrique. Ce modèle est ensuite stocké dans la base de données du système, ainsi que d'autres informations pertinentes, telles que le nom de la personne, le numéro d'identification et les identifiants associés. L'inscription est généralement un processus unique pour chaque personne.

1.3.2. La vérification : Dans le mode de vérification, le système biométrique est actif. Après avoir capturé l'image ou le signal biométrique d'entrée, il procède au traitement de cette donnée et extrait les caractéristiques spécifiques qui permettent de créer un vecteur de caractéristiques. Ensuite, le système compare ce vecteur de caractéristiques avec ceux préalablement enregistrés dans la base de données. Cette comparaison est effectuée de manière

individuelle, c'est-à-dire un à un. Si le système trouve une correspondance entre le vecteur de caractéristiques de l'individu présenté et ceux enregistrés, il authentifiera donc son identité. En revanche, si aucune correspondance n'est trouvée, le système rejettera l'individu et ne l'identifiera pas. En d'autres termes, le système dans ce mode répond à cette question: « Ces données biométriques correspondent-elles vraiment à M. Rachid ? ».

1.3.3. L'identification : Dans le mode d'identification, le système biométrique effectue une comparaison un à N, c'est-à-dire qu'il recherche une correspondance entre les caractéristiques numérisées et les modèles enregistrés dans la base de données. Son objectif est d'associer les données biométriques à une identité spécifique. Si le système trouve une correspondance significative, il identifiera la personne en question. En d'autres termes, ce mode de fonctionnement répond à la question suivante : "À quelle personne ces données biométriques correspondent-elles ?".

1.4. Fonctionnement d'un système biométrique

En général, un système biométrique peut être représenté par quatre modules fondamentaux [5] :

- **Le module de capture :** Cette étape implique la capture des données biométriques de l'utilisateur à l'aide d'un capteur biométrique. Les capteurs peuvent utiliser différentes technologies, telles que la reconnaissance de l'iris, la reconnaissance de la rétine, la capture d'image du visage, la capture d'empreintes digitales ou la capture d'empreintes palmaires.
- **Le module d'extraction des caractéristiques :** C'est une composante essentielle de l'architecture du système biométrique. C'est le processus d'identification et d'extraction des caractéristiques des données biométriques afin d'obtenir un modèle numérique qui doit être unique pour chaque individu.
- **Le module de correspondance :** Il consiste à comparer les caractéristiques extraites des données biométriques avec les données stockées dans la base de données pour déterminer s'il y a une correspondance.
- **Le module de décision :** Une fois la comparaison effectuée, le module de correspondance génère une décision ou une note indiquant le niveau de similarité entre l'échantillon saisi et les modèles stockés. Si la note de similarité dépasse le seuil prédéterminé, le système considère qu'il s'agit d'une correspondance, et la personne est authentifiée. Sinon, il est considéré comme non-correspondance ou un rejet.

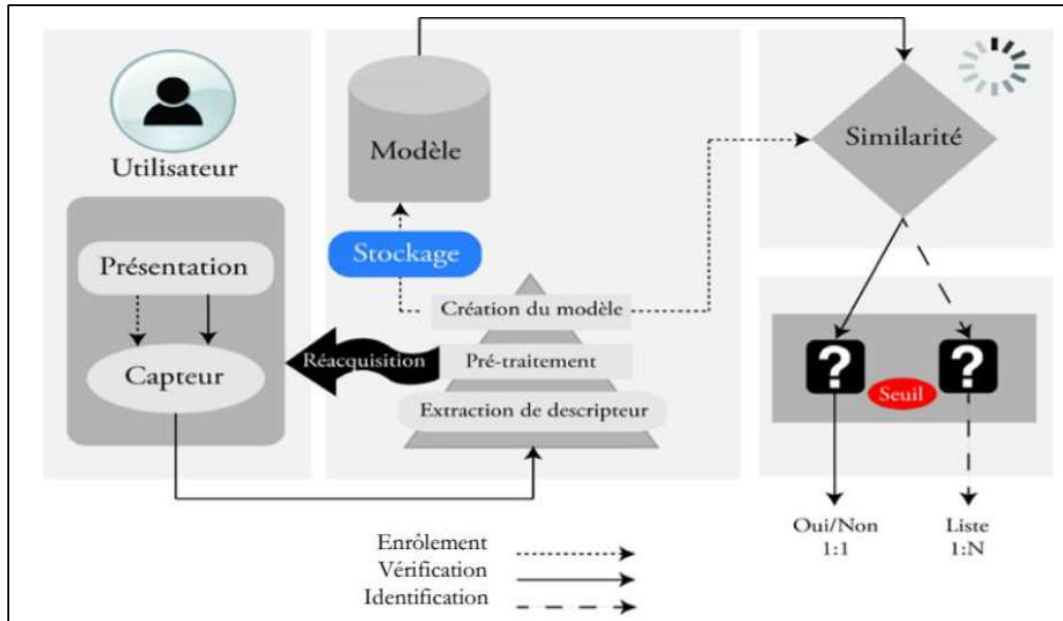


Figure 1.1. Architecture d'un système biométrique.

1.5. Mesures de performances d'un système biométrique

Les mesures de performances d'un système biométrique sont utilisées pour évaluer l'efficacité et l'exactitude du système dans l'identification ou la vérification des individus. Les mesures de performances sont essentielles pour déterminer la qualité et la fiabilité d'un système biométrique. Les mesures du taux d'erreur sont généralement classées en trois catégories distinctes [6]: les taux d'erreurs fondamentales, les taux d'erreurs d'authentification du système et les taux d'erreurs d'identification du système.

1.5.1. Taux d'erreurs fondamentales

- a- Taux d'échec d'acquisition (Failure-to-acquire), ou FTA :** Ce type d'erreur se produit généralement lorsque l'appareil n'est pas en mesure de localiser un signal biométrique de qualité suffisante (ex., une empreinte digitale extrêmement faible). Cette erreur est appelée échec de capture et la fraction des tentatives d'authentification dans lesquelles le capteur biométrique ne peut pas capturer l'échantillon qui lui est présenté est connue sous le nom de taux d'échec de capture (FTC) ou d'échec d'acquisition (FTA).
- b- Taux d'échec à l'enregistrement (Failure-to-enroll), ou FTE :** Les erreurs d'FTE se produisent habituellement lorsque le système rejette des données de mauvaise qualité pendant l'enregistrement. Par conséquent, si le seuil de qualité est élevé, la base de données du système ne contient que des modèles de bonne qualité et la perception de l'exactitude du système s'améliore.

- c- **Taux de fausses non-correspondances (False non-match rate), ou FNMR:** Il fait référence à la probabilité prévue que deux échantillons du même caractère biométrique obtenus du même utilisateur sont faussement déclarés comme étant non correspondantes.
- d- **Taux de fausses correspondances (False match rate), ou FMR:** Il représente la probabilité prévue que deux échantillons différents soient incorrectement reconnus comme correspondants.

1.5.2. Les taux d'erreurs d'authentification du système

- a. **Le taux de fausses acceptations (False acceptance rate), ou FAR :** Il est défini comme la fraction de candidats faussement acceptés par un système biométrique. Cela signifie que c'est le taux auquel un imposteur est incorrectement accepté comme personne authentique. Le FAR est défini mathématiquement comme suit :

$$FAR = \frac{\text{nombre de fausses acceptations}}{\text{nombre total d'accès de personnes imposteurs}} * 100 \quad (1.1)$$

- b. **Le taux de faux rejets (False rejection rate), ou FRR :** Il représente la fraction de candidats faussement rejetés par un système biométrique. En d'autres termes, c'est le taux auquel une personne authentique est rejetée à titre d'imposteur. Il est défini comme suit :

$$FRR = \frac{\text{nombre de faux rejets}}{\text{nombre total d'accès de personnes authentiques}} * 100 \quad (1.2)$$

- c. **Taux d'équivalence d'erreurs (Equal error rate), ou EER :** Il est défini comme le taux auquel les erreurs FAR et FRR sont égales. Il s'agit d'un bon indicateur d'évaluation et de comparaison des systèmes biométriques. En d'autres termes, plus l'EER est faible, plus le système est précis.

La Figure 1.2 représente la distribution théorique des taux de probabilités d'utilisateurs authentiques et imposteurs. Le seuil utilisé pour la décision joue un rôle important dans la détermination des valeurs optimales de FAR et de FRR. Toute modification de la valeur du seuil entraîne des modifications de FAR et FRR. Une combinaison de FAR et FRR optimale est choisie pour définir la précision. Souvent, la combinaison de FAR et de FRR qui donne la plus grande précision est considérée comme optimale.

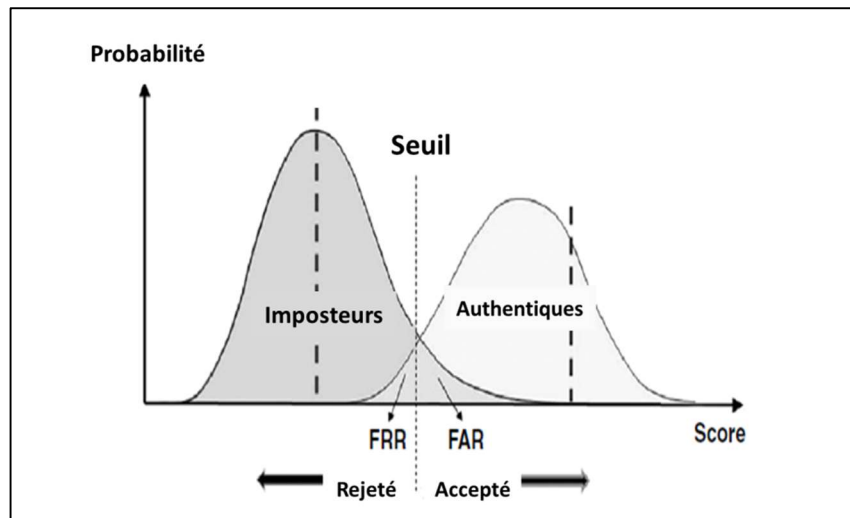


Figure 1.2. La distribution théorique des taux de probabilités d'utilisateurs authentiques et imposteurs.

d. La courbe 'Receiver Operating Characteristic' (ROC) : La courbe ROC est largement utilisée pour évaluer les performances générales d'un système biométrique de vérification d'identité. Elle montre la relation entre le taux de fausses acceptations (FAR) et le taux de faux rejets (FRR) pour différentes valeurs de seuils de décision, représentées respectivement sur l'axe des abscisses et des ordonnées. Un exemple de courbe ROC est présenté dans la Figure 1.3. Cette méthode présente l'avantage d'offrir une représentation brève des performances d'un système biométrique pour différentes configurations, à travers une seule courbe. Cela permet une comparaison objective entre différents systèmes biométriques.

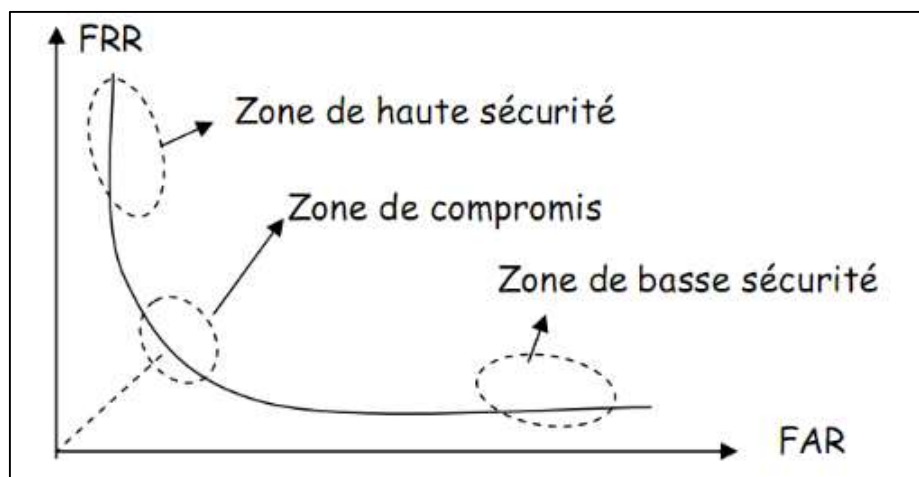


Figure 1.3. Représentation de la courbe ROC.

1.5.3. Les taux d'erreurs d'identification du système

a. Le taux d'identification (Identification rate), ou IR: Il peut être utilisé pour mesurer la performance d'un système d'identification. Les informations de l'IR sont simples: proportion

de participants précédemment inscrits dont l'identité a été correctement reconnue; ceci est exprimé mathématiquement dans l'équation (1.3).

$$IR = \frac{\text{nombre de personnes correctement identifiées}}{\text{nombre total de personnes}} * 100 \quad (1.3)$$

b. La courbe 'Cumulative Match Characteristic' (CMC): La Caractéristique Cumulative Match (CMC) est une mesure d'évaluation des performances couramment utilisée dans les systèmes de reconnaissance biométriques. C'est une représentation graphique de la probabilité qu'une correspondance correcte soit trouvée dans les K premières positions d'une liste de candidats triée par ordre de classement. En d'autres termes, la courbe CMC montre le pourcentage d'identités correctement appariées lorsque le système est invité à retourner les K meilleures correspondances, où K est représenté sur l'axe des abscisses. L'axe des ordonnées représente le pourcentage de correspondances correctes. Un exemple de cette courbe est donné à la Figure 1.4.

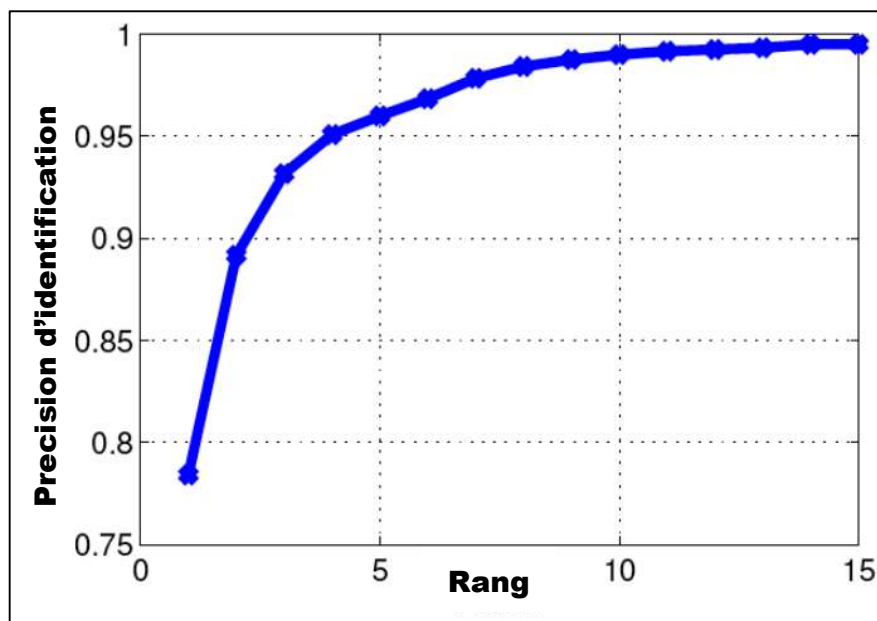


Figure 1.4. Représentation de la courbe CMC.

1.6. Applications des systèmes biométriques

Les champs d'application de la biométrie couvrent potentiellement tous les domaines de la sécurité où il est nécessaire de connaître l'identité d'une personne. La biométrie est maintenant utilisée dans les domaines suivants [7-8] :

- **Applications gouvernementales :** Le public accepte largement l'utilisation de la biométrie dans diverses applications gouvernementales telles que la carte d'identité nationale biométrique, le passeport biométrique, le contrôle des frontières, la sécurité sociale, le vote

électronique, etc. Le programme Schiphol Privium à l'aéroport Schiphol d'Amsterdam est un exemple concret de cette utilisation. Ce programme utilise des cartes à puce avec un balayage de l'iris pour accélérer les procédures d'immigration. Les passagers volontaires insérant leur carte à puce à la porte et regardant une caméra qui prend l'image de leur œil, la traite pour localiser l'iris et calcule un ensemble de caractéristiques. Cet ensemble est ensuite comparé aux données stockées sur la carte à puce pour terminer la vérification de l'utilisateur. Un système similaire est également utilisé pour vérifier l'identité des employés travaillant dans des zones de haute sécurité de l'aéroport de Schiphol [9].

- **Applications commerciales:** Il existe de nombreux exemples d'applications commerciales. A ce jour, la biométrie a été introduite dans la plupart des appareils personnels tels que les smartphones et les ordinateurs augmentant leur niveau de sécurité et protégeant la vie privée des utilisateurs. Elle est également utilisée dans la sécurité privée, car les systèmes biométriques peuvent être mis en œuvre presque n'importe où, d'une porte de maison ou de voiture. La biométrie s'est également révélée utile dans les finances, car elle peut rendre les transactions beaucoup plus sûres, elle aide beaucoup dans la gestion bancaire et des comptes, la sécurisation des comptes personnels et des informations bancaires, ce qui aiderait beaucoup contre la fraude.
- **Applications médico-légales:** Elles utilisent généralement la biométrie pour identifier les corps des victimes, attraper un criminel, détermination de la parentalité, etc. L'avancement de la biométrie a toujours servi les forces de l'ordre car c'est ici que tout a commencé.

1.7. Présentations de quelques modalités biométriques

Les modalités biométriques sont des caractéristiques physiques, comportementales ou biologiques uniques et distinctives qui peuvent être utilisées pour l'identification ou la vérification des individus. Ces modalités peuvent être utilisées seules ou combinées pour créer des systèmes biométriques plus fiables et plus précis. Ci-dessous quelques modalités fréquemment utilisées dans la construction des systèmes d'authentification :

- a. **L'empreinte digitale :** C'est l'une des plus anciennes méthodes d'authentification biométriques. Les empreintes digitales consistent en un motif de texture régulière composé de crêtes et de vallées (Voir Figure 1.5). Ces crêtes sont caractérisées par plusieurs points de repère, appelés minuties, qui se présentent principalement sous la forme de terminaisons de crêtes et de bifurcations de crêtes. La distribution spatiale de ces points de minuties est prétendue à être unique pour chaque doigt; la collection de points de minuties dans une

empreinte digitale est principalement utilisée pour faire correspondre entre deux empreintes digitales [10-11].



Figure 1.5. Empreinte digitale.

- b. Le visage :** La reconnaissance faciale présente de nombreux avantages en termes de sécurité et de convivialité. Contrairement aux autres systèmes d'identification, tels que les lecteurs d'iris ou les lecteurs d'empreintes digitales, la reconnaissance faciale est un système passif et non intrusif [12]. Elle ne nécessite pas la coopération des utilisateurs, ce qui la rend plus naturelle et conviviale. La reconnaissance faciale est également plus adaptée aux applications de surveillance et de sécurité à grande échelle car elle peut être effectuée à distance à l'aide d'une caméra vidéo (Voir Figure 1.6) [13]. Les algorithmes de reconnaissance faciale peuvent alors traiter les images capturées pour détecter, suivre et enfin reconnaître des personnes recherchées telles que des terroristes ou des trafiquants de drogue.

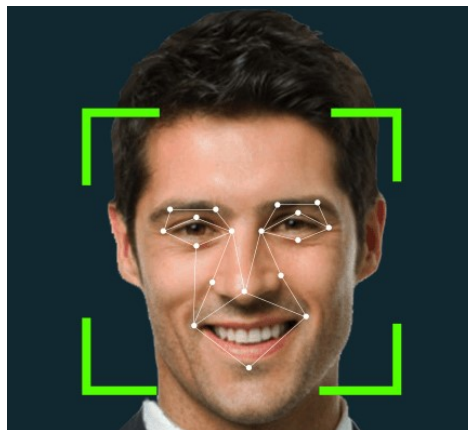


Figure 1.6. Reconnaissance du visage.

- c. L'iris :** La partie colorée de l'œil située entre le blanc de l'œil et la pupille est appelée Iris (voir Figure 1.7). L'iris est un élément-clé de l'identification des individus en raison de sa texture complexe contenant des informations distinctives. Pour capturer une image de l'iris, une caméra de haute définition avec une lumière infrarouge est nécessaire pour assurer un

éclairage adéquat. Cette méthode permet d'avoir une grande fiabilité dans l'identification des individus [14].

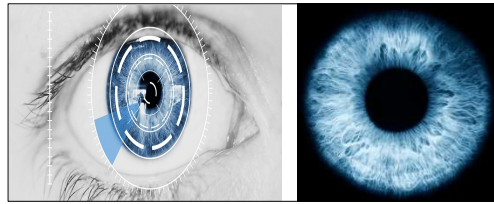


Figure 1.7. Exemple de l'iris.

- d. **L'empreinte palmaire:** Elle se compose de lignes principales, rides, crêtes et de texture [15] comme illustré dans la Figure 1.8. L'identification des empreintes palmaires latentes a connu une importance croissante dans les applications médico-légales, car environ de 30% des empreintes latentes relevées sur les scènes de crime (de couteaux, d'armes à feu, de volants) sont des paumes plutôt que des doigts [16]. Semblables aux empreintes digitales, les systèmes d'empreintes palmaires latentes utilisent des détails et des plis pour la correspondance.

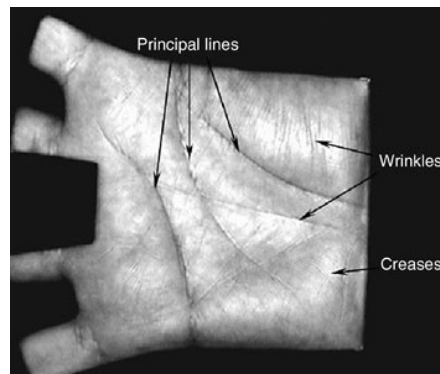


Figure 1.8. Caractéristiques de l'empreinte palmaire.

- e. **La rétine :** La rétine est une modalité biométrique qui permet d'identifier les individus en utilisant les caractéristiques uniques de leur rétine. Cette modalité biométrique se base sur la reconnaissance des vaisseaux sanguins de la rétine (voir Figure 1.9), qui ont une structure et une disposition spécifiques pour chaque individu [17]. La rétine est photographiée à l'aide d'un scanner rétinien qui utilise une lumière infrarouge pour capturer une image de haute résolution de la rétine. Cette image est ensuite comparée à une base de données contenant les images rétinienne des individus pour effectuer une identification précise et fiable. La modalité biométrique de la rétine est considérée comme très fiable car elle offre des taux de faux positifs et de faux négatifs très faibles.



Figure 1.9. La rétine.

- f. L'oreille :** C'est une caractéristique biométrique qui offre une richesse d'informations et qui se situe sur une surface incurvée en 3D (Figure 1.10). Des études médicales ont montré que la forme de l'oreille subit des transformations importantes avant l'âge de huit ans et après l'âge de soixante-dix ans. Bien que l'oreille continue de croître avec l'âge, la forme de ses composants reste généralement la même [18]. Contrairement à d'autres caractéristiques biométriques, comme le visage, l'oreille n'est pas significativement affectée par les changements liés à l'âge, l'utilisation de cosmétiques ou les styles de coupe de cheveux. Les images de l'oreille peuvent être acquises simultanément avec les images du visage et utilisées ensemble pour améliorer de manière significative la précision de la reconnaissance. [19].



Figure 1.10. L'oreille.

- g. La signature dynamique :** Elle analyse la façon dont une personne signe. Les données relatives à la signature peuvent être enregistrées à l'aide d'un stylo lecteur et d'une tablette graphique (voir Figure 1.11) [20]. La signature est considérée comme une modalité biométrique comportementale, qui peut varier au fil du temps et qui est influencée par des facteurs physiques et émotionnels de l'individu signataire. Certaines personnes présentent une grande variabilité dans leur signature, même lorsqu'elles signent plusieurs fois de suite. De plus, les fraudeurs peuvent reproduire des signatures de manière professionnelle et tromper le système de vérification de signatures [21].



Figure 1.11. La signature dynamique.

- h. La démarche :** La reconnaissance de la démarche est une méthode qui permet d'identifier une personne en se basant sur sa manière de marcher et de se déplacer, en analysant des séquences d'images qui capturent des informations sur la vitesse et le mouvement de son corps [22]. Cette technique repose sur le fait que la démarche est une caractéristique personnelle unique, associée à la musculature naturelle de l'individu (voir Figure 1.12).

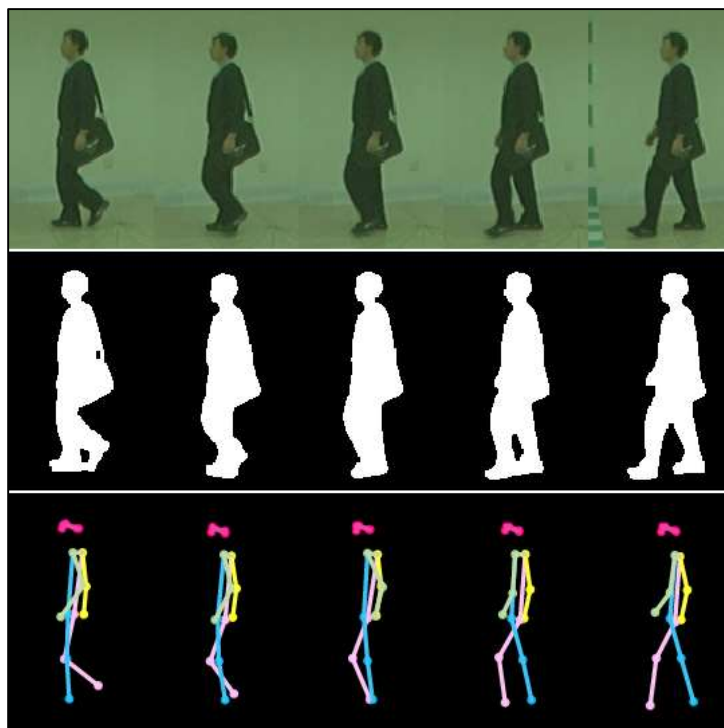


Figure 1.12. Analyse de la démarche.

- i. L'ADN :** La modalité biométrique de l'ADN utilise des caractéristiques génétiques uniques pour identifier les individus. L'ADN est une molécule complexe qui contient l'ensemble du code génétique d'un individu, ce qui en fait une empreinte biométrique extrêmement fiable [23]. La modalité biométrique de l'ADN est utilisée dans les enquêtes criminelles pour identifier les suspects à partir de traces biologiques laissées sur les lieux du crime, telles que des échantillons de sang, de salive, de cheveux ou de peau. Cette modalité biométrique peut

également être utilisée dans les tests de paternité pour déterminer les liens familiaux entre les individus. Cependant, l'utilisation de l'ADN en tant que modalité biométrique soulève des questions éthiques et de confidentialité, car elle peut révéler des informations personnelles et génétiques sensibles.



Figure 1.13. L'ADN.

Le Tableau 1.1 présente les avantages et inconvénients des modalités biométriques susmentionnées ainsi que leurs domaines d'application.

Tableau 1.1. Avantages et inconvénients des différentes technologies biométriques ainsi que leurs domaines d'application.

Modalités	Avantages	Inconvénients	Applications
<i>Modalités morphologiques</i>			
L'empreinte digitale	- Facile à utiliser avec un traitement rapide. - Caractéristique unique de la personne. - Faible coût des capteurs. - Les empreintes digitales ne varient pas beaucoup au fil du temps, sauf en cas de blessure ou de maladie.	- Risque de contamination par contact. - Les empreintes digitales peuvent être altérées ou endommagées en raison de l'âge, de l'occupation ou d'autres facteurs, ce qui peut affecter leur qualité et leur fiabilité. - Certaines personnes peuvent avoir des empreintes digitales difficiles à lire ou à enregistrer en raison de leur état de santé ou de l'environnement dans lequel elles travaillent.	- Toutes applications de vérification et d'identification. - Les empreintes digitales sont utilisées pour l'identification des citoyens dans les cartes d'identité, les passeports et autres documents officiels.
Le visage	- La reconnaissance faciale est non intrusive et ne nécessite pas de contact physique avec la personne à identifier. - Le visage est une caractéristique biométrique facilement identifiable et mémorisable, ce qui facilite sa reconnaissance. - Elle est mieux acceptée socialement.	- La reconnaissance faciale peut être affectée par des changements de coiffure, de barbe, de maquillage ou d'autres changements physiques temporaires. - Elle peut poser des problèmes de confidentialité et de sécurité, car les images faciales peuvent être facilement collectées et stockées sans le consentement de la	- Elle est utilisée pour la surveillance de la sécurité dans les lieux publics, tels que les aéroports, les gares, les centres commerciaux et les banques. - Elle est utilisée pour l'identification des citoyens dans les cartes d'identité, les passeports et autres documents officiels.

		personne concernée.	
L'iris	- Aucun contact avec le capteur. - Très précise et difficile à tromper.	- Peut-être affectée par les conditions environnementales, comme la lumière ambiante, la distance entre l'utilisateur et le capteur, ou même les lunettes portées par l'utilisateur, ce qui peut réduire la précision de la reconnaissance. - Très coûteuse. - Certaines personnes peuvent considérer la reconnaissance d'iris comme une intrusion dans leur vie privée.	- Peut-être utilisée pour sécuriser les données sensibles, telles que les dossiers médicaux, les informations financières, les données gouvernementales, etc. - Elle permet de s'assurer que seule la personne autorisée peut accéder à ces informations. - Contrôle d'accès physique et logique.
L'empreinte palmaire	- Facile à utiliser. - Les traits des lignes sont plus stables. - En combinant toutes les caractéristiques d'une paume, telles que les caractéristiques des plis et lignes principales, il est possible d'établir un système biométrique robuste. - Elle n'est pas coûteuse.	- Peut-être plus lente que celle de l'empreinte digitale, car elle nécessite l'enregistrement d'une quantité d'informations supplémentaires liées aux caractéristiques spécifiques de la paume de la main. - Elle n'est pas permanente en matière de changement, spécialement le vieillissement naturel.	- Elle est utilisée typiquement dans les applications légales criminelles. - Plusieurs études montrent que l'identification de l'empreinte palmaire est sans doute le prochain grand domaine d'investigation dans le cadre des lois de la sécurité [24]. - Elle est utilisée pour contrôler l'accès à des bâtiments sécurisés, des laboratoires, des

			centres de données, etc.
La rétine	- Technique extrêmement précise. - Considérée comme l'une des technologies de sécurité les plus sûres, car la structure de la rétine est unique pour chaque individu et ne peut pas être modifiée ou dupliquée.	- Système intrusif. - Technique très coûteuse. - Quelques maladies modifient le réseau veineux rétinien (ex, le diabète).	- Réservée aux applications de la haute sécurité : militaires ou nucléaires. - Peut-être utilisée pour surveiller la santé des patients atteints de maladies oculaires et pour suivre l'efficacité des traitements.
L'oreille	- Très précise et peut identifier une personne avec une grande précision en analysant les caractéristiques uniques de son oreille. - Facile à utiliser et ne nécessite pas de contact physique avec l'utilisateur, ce qui la rend plus confortable pour les utilisateurs.	- Peut-être affectée par les conditions environnementales: la température, la lumière ambiante ou même les accessoires portés par l'utilisateur, comme les boucles d'oreilles ou les casques audio, ce qui peut réduire la précision de la reconnaissance. - Le processus de numérisation de l'oreille peut être plus difficile, car il nécessite un scanner spécialisé et des instructions précises pour obtenir un scan précis.	- Peut-être utilisée dans les applications de surveillance. - Peut-être utilisée pour identifier les personnes dans des situations d'urgence, telles que des accidents, des catastrophes naturelles, etc. - Elle peut également être utilisée pour identifier les criminels recherchés ou les personnes disparues.
Modalités comportementales			

Signature dynamique	- Bonne acceptabilité. - Facile à utiliser	- Sensible aux émotions de la personne. - Besoin d'une tablette graphique.	Les banques, les hôpitaux et les compagnies d'assurance utilisent cette technique pour authentifier des documents électroniques.
La démarche	- Peut-être repérée à grande distance à l'aide d'une caméra à faible résolution.	- Sensible aux changements (ex, habits, chaussures, surfaces).	- Installation militaire.
Modalités biologiques			
L'ADN	- La modalité la plus distinctive. - Différencier des individus avec une très grande fiabilité.	- Coût très élevé. - Analyse trop lente pour donner des résultats. - Facilement volé.	- Très utilisé dans le domaine médico-légal pour le problème de reconnaissance des personnes.

1.8. Comparaison entre les différentes modalités biométriques

Le Tableau ci-dessous compare les modalités biométriques en se basant sur sept critères qui sont [25-26] :

- a. L'universalité** : Chaque personne doit avoir cette modalité.
- b. L'unicité** : Permet de différencier une personne par rapport à une autre.
- c. La permanence** : La modalité doit être stable au cours du temps.
- d. La mesurabilité** : La modalité doit être mesurable.
- e. La performance** : La modalité doit être rapide, précise et robuste.
- f. L'acceptabilité** : La modalité doit être admise par les individus à authentifier.
- g. La circonvention** : Indique si la modalité est facilement falsifiable ou non.

Tableau 1.2. Comparaison entre les différentes modalités biométriques.

Modalité	Universalité	Unicité	Stabilité	Mesurabilité	Performance	Acceptabilité	Circonvension
Modalités morphologiques							
Empreinte digitale	moyenne	élevée	élevée	moyenne	élevée	moyenne	élevée
Visage	élevée	faible	moyenne	élevée	faible	élevée	élevée
Iris	élevée	élevée	élevée	moyenne	élevée	faible	élevée
Empreinte palmaire	moyenne	élevée	élevée	moyenne	élevée	moyenne	moyenne
Rétine	élevée	élevée	moyenne	faible	élevée	faible	faible
Oreille	moyenne	moyenne	élevée	moyenne	moyenne	élevée	moyenne
Géométrie de la main	moyenne	moyenne	moyenne	élevée	moyenne	moyenne	moyenne
Veine de la main	moyenne	moyenne	moyenne	moyenne	moyenne	moyenne	faible
Modalités comportementales							
Signature dynamique	faible	faible	faible	élevée	faible	élevée	élevée
Démarche	moyenne	faible	faible	élevée	faible	élevée	moyenne
Voix	moyenne	faible	faible	moyenne	faible	moyenne	moyenne
Dynamique de frappe	faible	faible	faible	moyenne	faible	moyenne	moyenne
Modalités biologiques							
ADN	élevée	élevée	élevée	faible	faible	moyenne	faible
Odeur	élevée	élevée	élevée	faible	faible	moyenne	faible

1.9. Pourquoi nous nous sommes intéressés à l’empreinte palmaire dans le cadre de cette thèse ?

L’empreinte palmaire est une modalité de reconnaissance biométrique qui présente une haute précision, stabilité et un haut niveau de sécurité par rapport à d’autres modalités biométriques. Elles contiennent des caractéristiques riches, stables et uniques, telles que les lignes principales, les rides, les crêtes, les minuties, les points singuliers et la texture. Certaines de ses caractéristiques, comme les minuties, les crêtes et les points singuliers, nécessitent des images d’empreintes palmaires à haute résolution d’au moins 400 dpi, ce qui les rend appropriées pour les applications médico-

légales, comme l'identification des criminels ou l'utilisation des empreintes latentes pour la reconnaissance hors ligne.

D'un autre côté, les images d'empreintes palmaires à basse résolution, inférieures à 150 dpi, conviennent aux applications civiles et commerciales, comme le contrôle d'accès et l'authentification en temps réel où la reconnaissance se fait en ligne. Bien que les minuties, les crêtes et les points singuliers ne puissent pas être révélés dans les images à basse résolution, les lignes principales, les rides et la texture peuvent être facilement extraites de ces images. Un système fiable d'identification par empreintes palmaires est capable de reconnaître les personnes en utilisant la majorité des informations disponibles, même avec des images à basse résolution.

1.10. Conclusion

Ce chapitre fournit une introduction générale à la biométrie et aux systèmes biométriques, ainsi qu'aux techniques d'évaluation de sa performance et leurs domaines d'application. Nous avons également mis en évidence que toutes les modalités biométriques ne sont pas de la même efficacité. Enfin, nous avons expliqué pourquoi nous avons choisi d'étudier l'empreinte palmaire comme modalité biométrique dans le cadre de cette thèse.

Nous présenterons dans le deuxième chapitre une étude bibliographique sur les méthodes de reconnaissance biométriques par empreintes palmaires, ainsi que le principe de fonctionnement d'un système de reconnaissance d'empreinte palmaire.

Chapitre II

Etat de l'art de la reconnaissance biométrique par empreintes palmaires

Chapitre II : Etat de l'art de la reconnaissance biométrique par empreintes palmaires

2.1. Introduction

Au fil du temps, l'empreinte palmaire a suscité un intérêt croissant par rapport à d'autres caractéristiques biométriques. Ce chapitre présente cette modalité en explorant sa structure de reconnaissance et en mettant particulièrement l'accent sur les méthodes d'extraction des caractéristiques.

La structure restante de ce chapitre est organisée comme suit: tout d'abord, nous introduisons l'empreinte palmaire ainsi que ses caractéristiques distinctives. Ensuite, nous abordons les défis qui lui sont associés et expliquons pourquoi nous avons choisi de l'étudier en détail. Par la suite, nous détaillons la structure sous-jacente de l'empreinte palmaire en nous appuyant sur les diverses méthodes d'extraction des caractéristiques. Enfin, nous terminant ce chapitre par une conclusion.

2.2. Qu'est-ce qu'une empreinte palmaire

Une empreinte palmaire désigne le motif formé par les crêtes et les vallées sur la face interne de la main, entre le poignet et les doigts. Il s'agit d'une caractéristique biométrique propre à chaque individu, similaire aux empreintes digitales.

En 1998, Shu et Zhang [27] ont entrepris une étude sur l'utilisation de l'empreinte palmaire comme méthode d'identification personnelle, laquelle est devenue une forme de biométrie physique. Leur recherche a révélé que les empreintes palmaires présentent des caractéristiques distinctives telles que les principales lignes (vie, cœur et tête), les rides, le point delta et les minuties. Chaque empreinte palmaire est unique, et la surface de la paume offre davantage d'espace informatif que l'empreinte digitale, renfermant ainsi plus d'informations.

2.2.1. Caractéristiques de l'empreinte palmaire

Il est largement reconnu que les caractéristiques de l'empreinte palmaire se déclinent en plusieurs niveaux, chacun de ces niveaux étant perceptible dans différents types d'images de l'empreinte palmaire. En règle générale, les images de résolution plus basse, environ 100 pixels par pouce (ppp) [28-29], présentent une texture prononcée, où les lignes sombres revêtent une importance et une visibilité particulièrement marquées. Parmi celles-ci, les trois lignes les plus larges et les plus longues sont désignées sous le nom de lignes principales (vie, cœur et tête), tandis que les autres

lignes sont qualifiées de rides [30] comme le montre la Figure 2.1. Ainsi, dans les images de faible résolution, les caractéristiques prédominantes sont les lignes principales, les rides et la texture.

Cependant, les crêtes de l'empreinte palmaire demeurent invisibles dans les images de résolution plus basse, mais elles deviennent visibles dans les images à haute résolution, généralement autour de 500 ppp. Les crêtes, qui forment les fondements des caractéristiques des images de l'empreinte palmaire à haute résolution, englobent les schémas de crêtes, les vallées, les plis et les minuties [30]. En outre, certaines caractéristiques locales spécifiques de l'empreinte palmaire, telles que les pores, ne peuvent être discernées que dans les images de très haute résolution, dépassant 500 ppp, voire atteignant 1000 ppp.

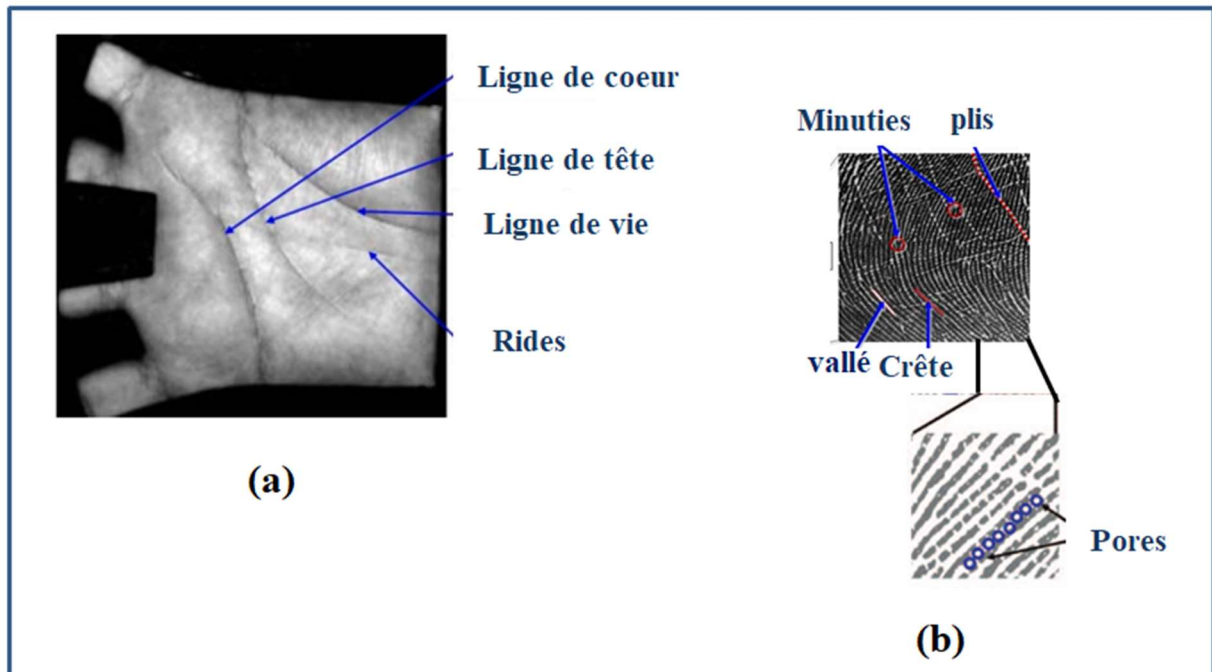


Figure 2.1. Caractéristiques de l'empreinte palmaire: (a) à basse résolution. (b) à haute résolution.

2.3. Défis ouverts de la reconnaissance biométrique par empreintes palmaires

La reconnaissance des empreintes palmaires présente un ensemble de défis complexes, résultant notamment de la qualité réduite des motifs, des variations de distance focale, des déformations non linéaires provenant des systèmes d'acquisition d'images sans contact, ainsi que des complexités de calcul induites par les grandes tailles d'images typiques des empreintes. Par ailleurs, la recherche dans le domaine des empreintes palmaires sans contact fait face à des problèmes spécifiques [31]. Tout d'abord, la précision de l'appariement des empreintes palmaires sans contact a tendance à se dégrader par rapport aux images de contact en raison de variations d'imagerie plus marquées. Cela

exige le développement de techniques d'appariement avancées pour améliorer la précision. Deuxièmement, la détection automatisée des images d'empreintes palmaires sans contact à partir des mains présentées est complexe en raison des arrière-plans dynamiques ou instables. La recherche existante aborde ce problème en utilisant des arrière-plans fixes pour l'acquisition d'images et en exploitant des opérateurs pixelaires pour la détection des points clés.

La reconnaissance des empreintes palmaires partage plusieurs points communs avec les empreintes digitales traditionnelles, notamment les crêtes, les vallées et les points de détail [32]. Cependant, les empreintes palmaires sont plus vastes et complexes, ce qui ralentit leur reconnaissance en haute résolution. La déformation, en particulier due aux variations articulaires, est une problématique critique et plus complexe que pour les empreintes digitales.

Les différentes régions des empreintes palmaires présentent des qualités et des niveaux d'unicité variables. Les défis computationnels émergent du fait que les bases de données ne sont pas toujours maintenues dans le même système de coordonnées lors des opérations sur les empreintes palmaires [33]. Ceci affecte les algorithmes de correspondance des minuties, qui deviennent moins efficaces pour les empreintes palmaires en raison de leur densité plus élevée.

Les systèmes biométriques font face à des enjeux d'exactitude, d'évolutivité et d'utilisabilité, et l'amélioration de l'exactitude repose sur des stratégies telles que l'utilisation de systèmes biométriques multimodaux [34]. Dans le domaine de la reconnaissance des empreintes palmaires sans contact, les enjeux incluent la dégradation de la précision de l'appariement et la détection automatique des images. Les approches avancées et les arrière-plans fixes sont des moyens à répondre à ces problèmes.

2.4. Pourquoi l'empreinte palmaire ?

Dans le domaine de la reconnaissance biométrique, l'identification faciale présente encore des limitations en raison de défis persistants tels que les variations de pose, d'éclairage et d'orientation [35]. Par contre, les empreintes digitales sont largement adoptées pour leur efficacité, bien que certaines populations, comme les travailleurs manuels et les personnes âgées, puissent rencontrer des difficultés à acquérir des détails dactyloscopiques. Dans un contexte de société interconnectée, une authentification personnelle fiable demeure cruciale pour la sécurité [36].

Comparativement à d'autres modalités biométriques, les empreintes palmaires se sont révélées plus économiques et acceptables. Le système biométrique basé sur les empreintes palmaires présente une précision supérieure à celui des empreintes digitales et une acceptabilité accrue par rapport à la reconnaissance faciale. Les empreintes palmaires, dotés de caractéristiques distinctives

telles que l'unicité, la fiabilité et la sécurité, sont largement adoptés par les agences de sécurité, offrant ainsi une option rentable et non intrusive pour le développement de systèmes biométriques précis et efficaces.

La reconnaissance des empreintes palmaires sans contact vise à améliorer la convivialité et la confidentialité pour les utilisateurs. Cependant, l'absence de guide de cheville peut entraîner des variations d'images d'empreintes palmaires dues aux mouvements de la main. Des recherches avancées en extraction de caractéristiques d'empreintes palmaires [37-38] ont été menées pour les systèmes sans contact. Différentes méthodes, telles que l'utilisation de descripteurs de texture tels que le modèle binaire local (LBP) [39] et les filtres de Gabor [40], ont été proposées pour surmonter ces défis.

L'empreinte de paume présente des avantages en termes d'appariement d'identité par rapport à d'autres méthodes biométriques, notamment l'iris et l'empreinte digitale. Elle peut être capturée facilement avec des dispositifs à basse résolution, évitant ainsi les coûts élevés associés aux autres modalités. De plus, les empreintes de paume ont été largement utilisées par les forces de l'ordre pour l'identification criminelle en raison de leurs caractéristiques uniques et stables [41-42]. Ces empreintes comportent diverses caractéristiques, telles que les lignes principales, les points minutieux, les crêtes et la texture, qui sont essentielles pour représenter et identifier une empreinte de paume. Cette flexibilité permet une adaptation aux besoins de sécurité spécifiques des individus et des entreprises.

2.5. Structure d'un système de reconnaissance par empreintes palmaires

La configuration d'un système de reconnaissance par empreintes palmaires est similaire à celle d'autres systèmes biométriques, comme illustré dans la Figure 2.2. Il se compose de quatre modules: acquisition d'images, prétraitement, extraction des caractéristiques et classification. L'objectif de la phase de prétraitement est d'améliorer la qualité de l'image et d'éliminer les parties non pertinentes.

Une fois cette étape est terminée, l'image prétraitée est transmise à l'étape d'extraction des caractéristiques, qui se charge d'extraire les caractéristiques de l'image de la paume. Enfin, l'image est envoyée à l'étape de classification pour classer les échantillons d'images des individus et trouver la correspondance la plus proche dans la base de données avec l'empreinte palmaire utilisée lors des tests. Ces étapes sont expliquées en détail ci-dessous.

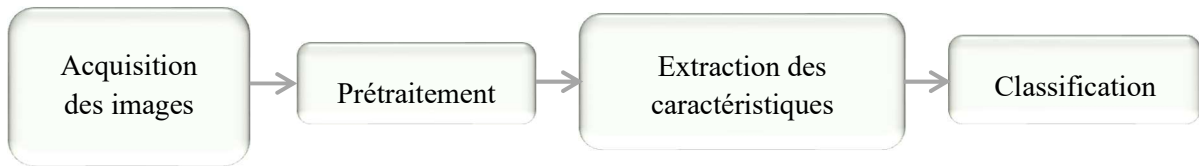


Figure 2.2. Structure d'un système de reconnaissance par empreintes palmaires.

2.5.1. Acquisition des images palmaires

Les images d'empreintes palmaires peuvent également être classées en fonction de la méthode d'acquisition d'image de l'empreinte palmaire, ce qui les divise en images d'empreintes palmaires par contact [43] et en images d'empreintes palmaires sans contact. La différence principale réside dans le fait de savoir si la main est en contact avec le dispositif d'acquisition. Plus précisément, dans le premier cas, les images sont capturées avec les paumes posées sur l'appareil et les mains assistées par des repères de positionnement pour l'utilisateur. En revanche, dans le second cas, les images sont collectées sans que les mains ne touchent l'appareil. La Figure 2.3 illustre deux modes d'acquisition d'images d'empreintes palmaires avec et sans contact [29, 44], respectivement.

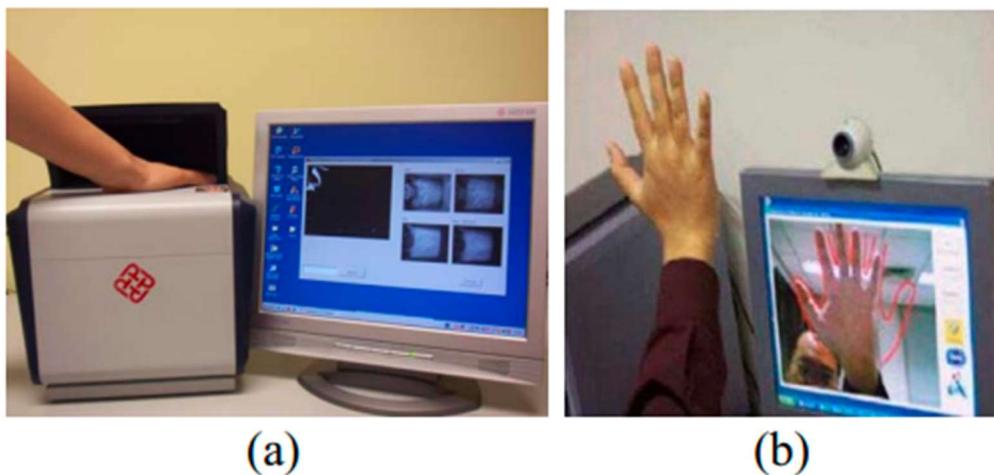


Figure. 2.3. Deux approches caractéristiques pour l'acquisition d'images d'empreintes palmaires. (a) Méthode d'acquisition d'images d'empreintes palmaires par contact. (b) Modèle d'acquisition d'images d'empreintes palmaires sans contact.

2.5.2. Prétraitement

Le prétraitement de l'image consiste à éliminer le bruit et à lisser la région d'intérêt dans l'image requise avant d'extraire les caractéristiques significatives des images d'empreintes palmaires. La Figure 2.4 illustre le module de prétraitement du système de reconnaissance de l'empreinte palmaire, comprenant cinq étapes essentielles: (a) binarisation de l'image, (b) extraction du contour de la paume, (c) détection des points clés, (d) mise en place d'un système de coordination, et (e) extraction des parties centrales [37].

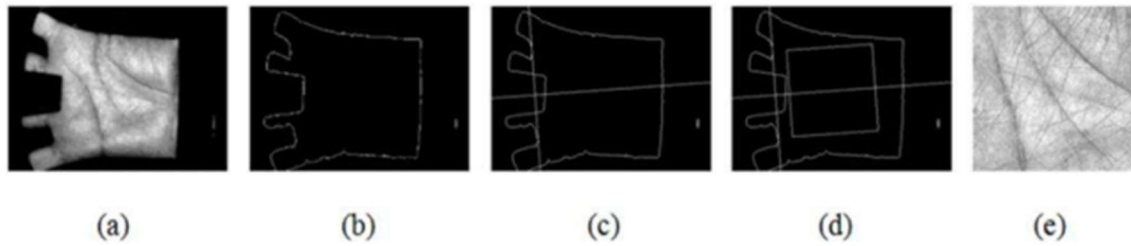


Figure 2.4. Les étapes du prétraitement d'une image d'empreinte palmaire.

2.5.3. Extraction des caractéristiques des images palmaires

Les méthodologies suivantes sont les plus souvent utilisées dans la recherche en reconnaissance des empreintes de la paume: les méthodes basées sur le codage (en anglais, coding-based), les méthodes basées sur les descripteurs de texture (en anglais, texture-descriptor-based) et les méthodes basées sur l'apprentissage profond (en anglais, deep learning-based).

2.5.3.1. Méthodes basées sur le codage

Les méthodes basées sur le codage impliquent l'utilisation de filtres pour extraire des caractéristiques des images d'empreintes palmaires, qui sont ensuite encodées en codes numériques. Plus précisément, les réponses d'une banque de filtres sont converties en codes binaires, et différentes mesures de distance sont utilisées pour comparer et appairer les images d'empreintes palmaires.

Kong et Zhang [45] ont introduit le *Code-Compétitif*, une méthode d'identification des empreintes palmaires basée sur un codage compétitif et une correspondance angulaire. Ils ont appliqué la partie réelle des filtres de Gabor 2D, inspirés de la neurophysiologie, aux empreintes palmaires pour capturer l'information sur l'orientation. Dans un cadre proposé par Sun et al. [44], des mesures ordinales ont été utilisées pour résoudre le problème de représentation. Ils ont introduit une stratégie de représentation distincte appelée "*caractéristiques ordinales de lignes orthogonales*" qui unifie plusieurs algorithmes existants d'empreintes palmaires dans le cadre proposé. Cette méthode génère un code de caractéristiques en bits en comparant qualitativement deux régions d'image allongées et de forme linéaire qui sont orthogonales. Des dizaines de milliers de codes de caractéristiques ordinales constituent un modèle d'empreinte palmaire.

Zhang et al. [46] ont analysé les phénomènes de bits fragiles dans la représentation vectorielle du vecteur de co-occurrence d'orientation binaire (BOCV) pour les empreintes palmaires. Si la valeur d'un bit fluctue dans les cartes de codes créées à partir de nombreuses images de la même empreinte palmaire, on dit qu'il est fragile. Ils ont ensuite étendu le BOCV à l'E-BOCV en intégrant de manière appropriée des informations sur les bits fragiles.

Fei et al. [47] ont abordé les défis liés à l'extraction des caractéristiques d'orientation et à l'appariement efficace des images d'empreintes palmaires. Ils ont développé un nouveau schéma de code d'orientation double (DOC) pour décrire les caractéristiques d'orientation des empreintes palmaires. Un score robuste d'appariement angulaire non linéaire a été établi pour évaluer la similarité des DOC. Xu et al. [48] ont proposé une nouvelle approche d'authentification des empreintes palmaires basée sur un codage compétitif discriminant et fiable, en utilisant une représentation d'orientation dominante plus précise des images d'empreintes palmaires. Les auteurs ont recommandé de pondérer les données d'orientation d'une région voisine pour renforcer la robustesse et la stabilité du code d'orientation discriminant et dominant.

2.5.3.2. Méthodes fondées sur les descripteurs de texture

Dans cette catégorie de méthodes, l'image d'empreinte de paume est divisée en plusieurs blocs, auxquels on applique des descripteurs de texture pour extraire des informations discriminantes. Les histogrammes des descripteurs extraits de chaque bloc sont ensuite concaténés pour former un vecteur de caractéristiques représentant l'image d'empreinte de paume. Les images d'empreintes de paume sont comparées et appariées en utilisant différentes mesures de distance.

Guidés par la quête d'une technologie biométrique non intrusive et conviviale, Michael et al. [49] ont proposé un modèle d'empreinte de paume sans contact pour la biométrie, utilisant une caméra web de basse résolution pour acquérir des images. Ils ont appliqué une méthode de seuillage de la couleur de la peau pour délimiter la région d'intérêt (ROI). Ensuite, un processus de détection des vallées a été utilisé pour localiser les vallées des doigts, servant de points de référence pour localiser la zone d'empreinte de paume. Les caractéristiques distinctives de l'empreinte de paume ont été obtenues en appliquant le descripteur de texture LBP (local binary pattern) aux réponses du gradient directionnel de l'empreinte.

Morales et al. [43] ont analysé les défis de deux techniques d'empreintes de paume sans contact, à savoir les caractéristiques ordinales de lignes orthogonales (OLOF) et les caractéristiques de transformation invariante d'échelle (SIFT). Leur évaluation a porté sur la robustesse de ces méthodes face aux variations d'échelle, de rotation, d'occultation et de translation.

Hammami et al. [50] ont focalisé leur attention sur les zones de l'image contenant les caractéristiques les plus discriminantes pour l'identification. Ils ont localisé, extrait et prétraité la région d'intérêt (ROI) de l'empreinte de paume. Cette ROI a été subdivisée en sous-régions où le descripteur de texture LBP a été appliqué pour l'extraction des caractéristiques. Les histogrammes LBP ainsi obtenus ont été concaténés pour former un histogramme global.

Wu et al. [51] ont suggéré une méthode basée sur le descripteur SIFT (scale-invariant feature transform) pour extraire et appairier les caractéristiques dans le contexte de l'identification sans contact des empreintes de paume. Leur approche inclut deux étapes d'appariement, dont la première utilise la méthode RANSAC (random sample consensus) en association avec SIFT. Dans la seconde étape, des descripteurs locaux de palmprint (LPD) ont été employés.

Une autre approche de reconnaissance sans contact des empreintes de paume a été proposée par Luo et al. [52], fondée sur l'extraction de caractéristiques SIFT. Leur méthode prétraite les images d'empreintes de paume avec un filtre isotropique avant la détection et l'appariement des points SIFT. Ils ont utilisé l'algorithme itératif-RANSAC (I-RANSAC) pour éliminer les points non appariés ne satisfaisant pas aux relations topologiques. Les descripteurs locaux de palmprint (LPD) ont été fusionnés avec SIFT pour exclure les données non appariées.

De même, Wu et al. [53] ont proposé une variation du descripteur LBP, appelée motifs directionnels de lignes locales (LLDP), pour la reconnaissance des empreintes de paume. LLDP code la structure d'un voisinage en examinant les données directionnelles des lignes. Ils ont calculé les réponses des lignes dans 12 directions différentes en utilisant la transformation aléatoire finie modifiée (MFRAT) ou des filtres de Gabor.

2.5.3.3. Méthodes basées sur l'apprentissage profond

Dans cette catégorie, les méthodes se basent souvent sur l'utilisation de réseaux neuronaux convolutifs (CNN). Ces réseaux se composent de couches convolutionnelles, de couches de pooling et de couches entièrement connectées, ce qui permet une extraction de caractéristiques et une classification simultanées.

Les auteurs de [54] ont développé une approche heuristique pour l'identification des empreintes de paume, qui extrait trois types de caractéristiques à partir des images. Ces caractéristiques incluent la texture, le gradient et la direction, qui sont ensuite codées en tant que codes de caractéristiques triple-type. Ils créent ensuite des descripteurs de caractéristiques triples en utilisant des histogrammes par bloc des codes de caractéristiques. La similarité entre deux images d'empreintes de paume appariées est déterminée en fusionnant de manière pondérée les scores de correspondance.

Dans une étude récente menée par Fei et al. [55], les auteurs synthétisent l'extraction de caractéristiques et la reconnaissance des empreintes de paume en utilisant un cadre unifié pour classer les empreintes de paume en quatre catégories. Ils analysent ensuite les méthodes d'extraction

et de correspondance représentatives, en mettant en avant l'efficacité des modèles basés sur l'apprentissage profond pour la reconnaissance des empreintes de paume.

Zhao et Zhang [56] ont introduit une nouvelle stratégie de représentation discriminative profonde (DDR) pour la reconnaissance des empreintes de paume. Cette méthode repose sur l'apprentissage de réseaux de convolution profonds discriminatifs (DDCN). Les DDCN sont formés en utilisant des données contraintes afin d'extraire des motifs discriminatifs profonds, à la fois globaux et locaux, à partir des images d'empreintes de paume. Une représentation collaborative basée sur un classificateur (CRC) est employée pour la phase de classification.

Le Tableau 2.1 récapitule les travaux synthétisés dans cette section par approches, bases de données utilisées et protocoles expérimentaux.

Tableau 2.1. Résumé des méthodes utilisées pour l'extraction des caractéristiques.

Approche	Publication	Méthode	Base d'images utilisées			Protocole d'évaluation	
			Nom	#per.	#img.		
Codage	Kong and Zhang [45]	Comp Code	IITD	230	2600	4 img/per aléat Train, reste Test	
			CASIA	312	5500		
	Sun et al. [44]	Ordinal Code	IITD	230	2601	4/5 img/per Train, reste Test	
			CASIA	312	5502		
	Zhang et al. [46]	E-BOCV	IITD	230	2601	2 img/per Train et reste Test	
			CASIA	312	5502	3 img/per Train et reste Test	
	Fei et al. [47]	DOC	IITD	230	2601	4/5 img/per Train, reste Test	
			CASIA	312	5502		
	Xu et al. [48]	DRCC	IITD	230	2600	4 img/per Train, reste Test	
			PolyU	193	7752		
			MPolyU	250	6000		
Descripteurs de texture	Michael et al. [49]	DGLBP	CASIA	312	5500	4 img/per Train et reste Test	
			IITD	230	2601		
	Morales et al. [43]	SIFT OLOF	CASIA	312	5500	4 img/per Train et 4 img/per reste Test	
			IITD	230	2601		
	Hammami et al. [50]	LBP	CASIA	282	5412	4 img/per Train, 4 img/per reste Test	
			PolyU	193	7752		
	Wu et al. [51]	SIFT IRANSAC OLOF	CASIA	312	5500	4 img/per Train, 4 img/per reste Test	
			IITD	230	2601		
	Luo et al. [52]	LLDP MFRAT	CASIA	312	5500	4 img/per Train, 4 img/per reste Test	
			IITD	230	2601		
		LLDP Gabor	CASIA	312	5500		
			IITD	230	2601		
	Wu et al. [53]	TFD	CASIA	312	5502	4 img/per Train, reste Test	
			IITD	230	2601		
Apprentissage profond	Izadpanahkah et al. [54]	FEM	IITD	230	2600	4 img/per Train, reste Test	
			HKPU	193	7752	Sess 1 Train, Sess 2 Test	
	Fei et al. [55]	AlexNet	IITD	230	2600	4 img/per aléat Train, reste Test	
		VGG-16	GPDS	100	1000		
		Inception-V3	CASIA	312	5500		
		ResNet-50					
	Zhao and Zhang [56]	DDR	IITD	230	2600	4 img/per Train, reste Test	
			CASIA	312	5500		

2.5.4. Classification

Les méthodes de classification des empreintes palmaires peuvent être regroupées en plusieurs catégories, notamment:

- **Méthodes basées sur la géométrie:** Ces méthodes utilisent la géométrie et la structure globale des empreintes palmaires pour effectuer la correspondance. Elles peuvent inclure des techniques telles que l'alignement et la mise en correspondance des lignes principales, des plis et des caractéristiques géométriques [57-58].
- **Méthodes basées sur les distances:** Ces méthodes calculent des mesures de distance ou de similarité entre les empreintes palmaires, telles que la distance Euclidienne, la distance de Manhattan, la distance de Mahalanobis, etc. [59-60].
- **Méthodes basées sur l'apprentissage automatique:** Ces méthodes utilisent des techniques d'apprentissage automatique, telles que les machines à vecteurs de support (SVM), les arbres de décision, les méthodes de forêts aléatoires, etc., pour apprendre à discriminer entre les empreintes palmaires de différentes personnes [61-62].
- **Méthodes basées sur les réseaux neuronaux:** Les réseaux neuronaux, tels que les réseaux de neurones profonds, sont utilisés pour apprendre automatiquement les relations complexes entre les empreintes palmaires et effectuer la correspondance. Les réseaux neuronaux convolutifs (CNNs) sont souvent utilisés pour extraire et comparer les caractéristiques des empreintes palmaires [63].

2.6. Conclusion

Ce chapitre a mis en lumière la richesse des caractéristiques de l'empreinte palmaire et a abordé les défis et les raisons de notre choix pour cette modalité. En outre, une revue de l'état de l'art des méthodes d'extraction des caractéristiques de l'empreinte palmaire a été présentée.

Inspirés par les succès des approches de la deuxième classe qui reposent sur des descripteurs de texture, nous avons développé une méthode pratique intitulée « analyse en multi-résolution des caractéristiques d'images statistiques binarisées » pour aborder le problème de la reconnaissance des empreintes palmaires. Contrairement aux méthodes classiques de décomposition d'images en multi-blocs, notre approche repose sur l'analyse en multi-résolution en utilisant la transformée en ondelettes discrète (DWT) pour extraire efficacement des informations pertinentes à différents niveaux. Les détails spécifiques de cette approche seront présentés dans le prochain chapitre.

Chapitre III

Reconnaissance

biométrique par

empreintes palmaires en

utilisant le motif binaire

local triangulaire et

orthogonal

Chapitre III : Reconnaissance biométrique par empreintes palmaires en utilisant le motif binaire local triangulaire et orthogonal

3.1. Introduction

Ce chapitre est structuré en trois sections distinctes. La première section se consacre à la présentation et à la définition du descripteur local de texture, nommée motif binaire local (LBP, pour Local Binary Pattern), tel qu'il est défini dans la littérature. La deuxième section expose trois nouvelles variantes de descripteurs de texture basés sur la méthode LBP, développées dans le cadre de cette thèse. La troisième section présente une étude expérimentale et comparative entre le descripteur LBP original établi dans la littérature et ceux proposés dans le cadre de cette thèse. Cette analyse a été conduite dans le contexte de la reconnaissance biométrique par empreintes palmaires, en utilisant deux bases de données largement reconnues dans ce domaine, à savoir la base CASIA (Chinese Academy of Sciences, Institute of Automation) et la base IITD (Indian Institute of Technology, Delhi).

3.2. Motif binaire local

3.2.1. Présentation

Le motif binaire local (en anglais, Local Binary Pattern (LBP)) est un descripteur de texture efficace présenté dans [64], visant à caractériser la texture au niveau des voisins locaux. La méthode LBP encode les pixels de l'image en utilisant des régions de petite taille, soit 3×3 pixels, en fixant les pixels du voisinage par rapport au pixel central. Supposons que le pixel central a une valeur d'intensité g_c et que les pixels du voisinage ont des intensités g_p ($p = 0, 1, \dots, 7$) comme illustré dans la Figure 3.1, alors les pixels sont comparés selon le processus suivant :

$$s(g_p - g_c) = \begin{cases} 1, & \text{if } g_p \geq g_c \\ 0, & \text{if } g_p < g_c \end{cases} \quad (3.1)$$

Ainsi, pour chaque pixel, un nombre binaire à huit chiffres est généré. Ce nombre est ensuite converti en décimal en multipliant les valeurs binaires par un facteur binomial de 2^p , puis en les additionnant (dans le sens des aiguilles d'une montre ou dans le sens contraire des aiguilles d'une montre tout en maintenant l'ordre cohérent). Ainsi, le code LBP est obtenu selon:

$$LBP = \sum_{p=0}^7 s(g_p - g_c) \times 2^p \quad (3.2)$$

Le descripteur d'image est représenté par la fréquence d'apparition (c'est-à-dire l'histogramme) pour tous les motifs obtenus sur l'ensemble de l'image. Sur une image d'entrée avec une résolution spatiale de $W \times H$ pixels, après calcul de la LBP pour tous les pixels, un histogramme représentant leur distribution sur l'image entière est construit comme suit :

$$H = \sum_{i=0}^{W-1} \sum_{j=0}^{H-1} f(LBP(i, j), p), p \in [0, N], \quad (3.3)$$

Sachant que :

$$f(x, y) = \{1, \text{ if } x = y, 0, \text{ if } x \neq y\} \quad (3.4)$$

Où N indique la valeur maximale pour un motif LBP. Pour un carré d'une région d'image de 3×3 avec huit voisins, il y a un total de $2^8 = 256$ motifs distincts représentés par des valeurs entières dans $[0, 255]$. L'histogramme final est un vecteur de 256 dimensions, qui peut être utilisé comme descripteur d'image. Un avantage de l'opérateur LBP original est sa capacité à capturer des détails d'image à grain fin. Cependant, le fait d'être limité à une échelle de 3×3 , ceci limite le descripteur pour capturer les détails de l'image à des échelles variables. En outre, il est sensible à la rotation et au bruit.

La Figure 3.2 illustre une application du LBP sur une image d'empreinte palmaire en niveaux de gris.

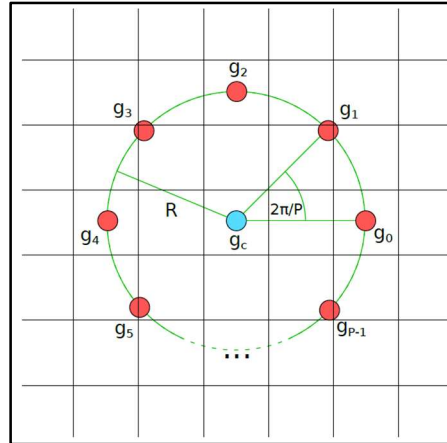


Figure 3.1. Diagramme d'un pixel central avec un niveau de gris g_c et des voisins P équidistants sur un cercle de rayon R .

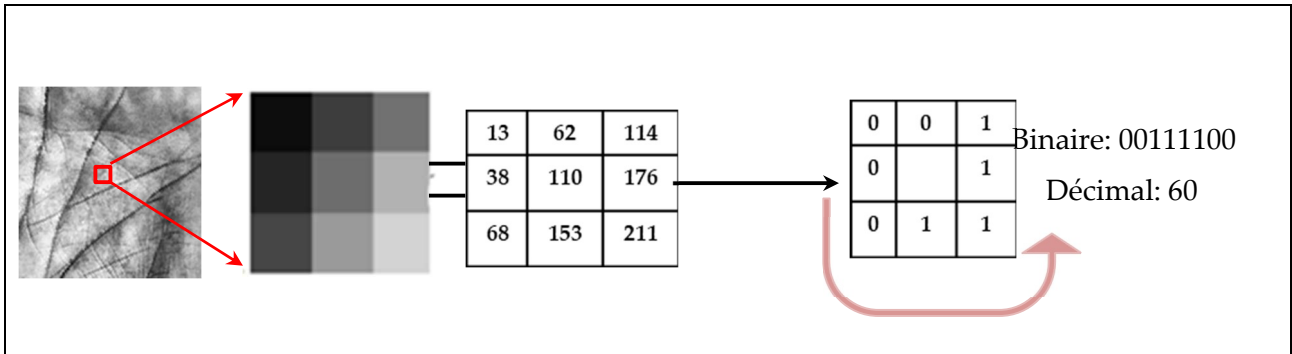


Figure 3.2. Exemple de LBP appliqué à une image en niveaux de gris.

Plusieurs variantes de l'opérateur LBP sont proposées dans la littérature pour répondre aux limitations de la LBP et améliorer sa spécificité et sa robustesse contre les distorsions d'image. Par exemple, Ojala et al. [39] ont introduit deux contributions clés à l'opérateur LBP original. Premièrement, calculer l'opérateur LBP pour des tailles de voisinage variables à l'aide d'un ensemble de pixels P espacés également sur un cercle de rayon variable R , comme le montre la Figure 3.3. Deuxièmement, ils ont défini certains motifs appelés « uniformes », qui sont fondamentaux dans la texture de l'image locale. Le motif est considéré comme uniforme s'il a au plus deux transitions de $0 \rightarrow 1$ ou $1 \rightarrow 0$. Par exemple, 11001111 et 10000011 (deux transitions) sont des schémas uniformes, alors que 11011101 et 1010111 (quatre transitions) ne le sont pas. En général, il existe des motifs uniformes $(P(P - 1) + 3)$ où P est le nombre de pixels de voisinage. En conséquence, la longueur de l'histogramme construit est réduite de 2^P à $(P(P - 1) + 3)$ dimensions, ce qui augmente l'efficacité grâce à un espace mémoire plus petit et moins de calculs. La Figure 3.3 montre trois ensembles voisins pour différentes valeurs de P et R .

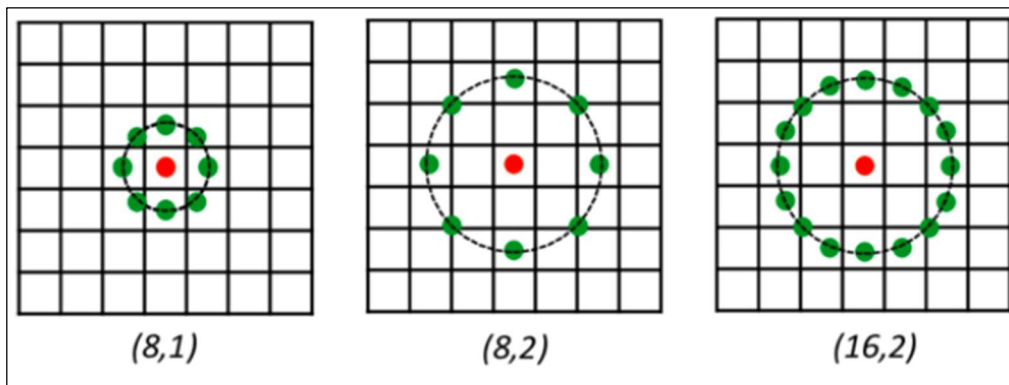


Figure 3.3. Le voisinage circulaire (8,1), (8,2) et (16,2)

3.2.2. Limites de la méthode LBP

Bien que le motif binaire local soit une technique puissante d'extraction de caractéristiques pour l'analyse d'images, son utilisation comporte certaines limites [65, 66]:

- a. Sensibilité au bruit de l'image:** LBP peut être sensible au bruit dans une image, ce qui entraîne des erreurs d'extraction des caractéristiques. En effet, LBP compare les valeurs d'intensité des pixels voisins, et le bruit peut entraîner une distorsion de ces valeurs.
- b. Pouvoir discriminant limité:** Les caractéristiques de LBP peuvent ne pas être suffisamment discriminantes pour les tâches complexes de reconnaissance d'image. Bien que LBP puisse capturer l'information de texture locale d'une image, il ne peut pas capturer l'information sémantique de niveau supérieur qui est nécessaire pour des tâches de reconnaissance plus complexes.
- c. Taille de quartier fixe:** LBP utilise une taille de quartier fixe pour calculer les motifs binaires, ce qui ne peut pas être optimal pour tous les types d'images. En particulier, les images avec des textures complexes ou irrégulières peuvent nécessiter une taille de voisinage différente pour une extraction précise des fonctionnalités.
- d. Absence d'invariance de rotation:** L'opérateur LBP standard n'est pas invariant de rotation, ce qui signifie que le vecteur de caractéristiques résultant peut changer en fonction de l'orientation de l'image. Cela peut être problématique pour certaines applications où l'invariance rotationnelle est essentielle.

Pour surmonter certaines limitations de la méthode LBP, nous avons proposé dans le cadre de cette thèse trois nouvelles variantes de LBP, à savoir: le motif binaire local triangulaire (TLBP), le motif binaire local orthogonal (OLBP), et le motif binaire local triangulaire et orthogonal (TAO-LBP).

3.3. Présentation des variantes proposées

LBP est reconnu comme l'un des descripteurs locaux les plus performants dans la représentation de textures. Cependant, diverses lacunes ont été observées dans LBP, notamment la taille spatiale finie et la grande taille de la caractéristique. Ces lacunes persistent également dans de nombreuses variantes de LBP. Pour remédier à ces limitations, le travail proposé présente deux variantes de LBP appelées LBP Triangulaire (TLBP) et LBP Orthogonal (OLBP), afin de traiter les variations de pose et de taille. Les caractéristiques TLBP sont extraites dans les directions horizontale et verticale en utilisant des patches d'image de taille

3×5 et 5×3, en faisant pivoter le triangle dans les directions de 0° et 180° pour les deux patches. Les caractéristiques OLBP sont extraites à partir de positions orthogonales du patch respectif. La taille de la caractéristique dérivée des descripteurs TLBP et OLBP est fusionnée pour générer un descripteur robuste pour l'empreinte palmaire appelé LBP Triangulaire et Orthogonal (TAO-LBP). En fait, le problème de la taille spatiale finie est éliminé en utilisant deux patches différents, à partir desquels des caractéristiques d'échelle inférieure et supérieure sont extraites sous forme d'histogrammes, en utilisant des méthodologies innovantes telles qu'introduites dans TLBP et OLBP.

Cette section présente la description des trois descripteurs proposés pour la reconnaissance des empreintes palmaires. Ces descripteurs intègrent complètement des concepts novateurs, dont les idées sont issues de méthodes d'extraction de caractéristiques locales. La motivation derrière la proposition de ces descripteurs découle des descripteurs locaux; certaines études de la littérature suggèrent quand il y a une incorporation des caractéristiques à échelle plus basse et plus élevée, il y aura une amélioration considérable dans les taux de reconnaissance. De plus, la fusion et la compaction au niveau des caractéristiques augmentent progressivement la précision.

3.3.1. Motif binaire local triangulaire

Parmi les trois descripteurs proposés, le premier est TLBP (en anglais, Triangular Local Binary Pattern). Dans TLBP, les caractéristiques sont extraites dans les directions horizontale et verticale en utilisant des patches d'image de taille 3×5 et 5×3, en faisant tourner le triangle dans les directions de 0° et 180° pour les deux patches. L'idée est de capturer autant d'informations que possible à partir des patches 3×5 et 5×3, en utilisant les pixels dans les directions horizontale et verticale, alignés de manière triangulaire dans les directions de 0° et 180°. Dans TLBP, les détails à plus basse et plus haute échelle sont capturés de manière effective en utilisant deux patches différents contenant les pixels des deux échelles.

La description conceptuelle de TLBP est la suivante: Dans TLBP, les 8 intensités du voisinage environnant sont comparées, selon l'alignement triangulaire (des pixels dans les directions de 0° et 180°), dans les directions horizontale et verticale, avec l'intensité centrale. Pour accomplir cela, des patches d'image de taille 3×5 et 5×3 sont utilisés. Les intensités du voisinage qui ont une valeur supérieure ou égale à l'intensité centrale reçoivent l'étiquette 1, sinon l'étiquette attribuée est 0. En assignant des poids binomiaux et en sommant les valeurs, on obtient 4 codes TLBP (2 de chaque direction) pour une position donnée. Ces codes sont

appelés TLBP-1, TLBP-2, TLBP-3, et TLBP-4. Les deux premiers codes concernent la direction horizontale et les deux derniers concernent la direction verticale. Après la formation du code à chaque position, on génère les images TLBP-1, TLBP-2, TLBP-3 et TLBP-4, également appelées images transformées. L'histogramme global génère une taille de caractéristique de 256 à partir de toutes les images transformées. Par conséquent, la taille de la caractéristique TLBP est la concaténation des histogrammes de toutes les images, formant ainsi une taille TLBP de 1024. La Figure 3.4 montre l'illustration de TLBP pour une position donnée. Les équations (3.5), (3.6), (3.7) et (3.8) génèrent les 4 codes TLBP. L'équation (3.10) concatène tous les codes pour former le TLBP global. Dans les équations (3.5) et (3.6), $S, H_1, H_2, V_{H_1, H_2, S}$ et V_c précisent la taille du voisinage des voisins environnants, le rayon (H_1), le rayon (H_2), l'emplacement individuel des voisins environnants (à H_1 et H_2) et l'intensité centrale. Dans les équations (3.7) et (3.8), $M, B_1, B_2, V_{B_1, B_2, m}$ et V_c précisent la taille du voisinage des voisins environnants, le rayon (B_1), le rayon (B_2), l'emplacement individuel des voisins environnants (à B_1 et B_2) et l'intensité centrale.

$$TLBP1_{S, H_1, H_2}(x_c) = \sum_{s=0}^{S-1} v(V_{H_1, H_2, s} - V_c) 2^s \quad (3.5)$$

$$TLBP2_{S, H_1, H_2}(x_c) = \sum_{s=0}^{S-1} v(V_{H_1, H_2, s} - V_c) 2^s \quad (3.6)$$

$$TLBP3_{M, B_1, B_2}(x_c) = \sum_{m=0}^{M-1} v(V_{B_1, B_2, m} - V_c) 2^m \quad (3.7)$$

$$TLBP4_{M, B_1, B_2}(x_c) = \sum_{m=0}^{M-1} v(V_{B_1, B_2, m} - V_c) 2^m \quad (3.8)$$

Sachant que:
$$v(a) = \begin{cases} 1 & a \geq 0 \\ 0 & a < 0 \end{cases} \quad (3.9)$$

$$TLBP = [TLBP1 \ TLBP2 \ TLBP3 \ TLBP4] \quad (3.10)$$

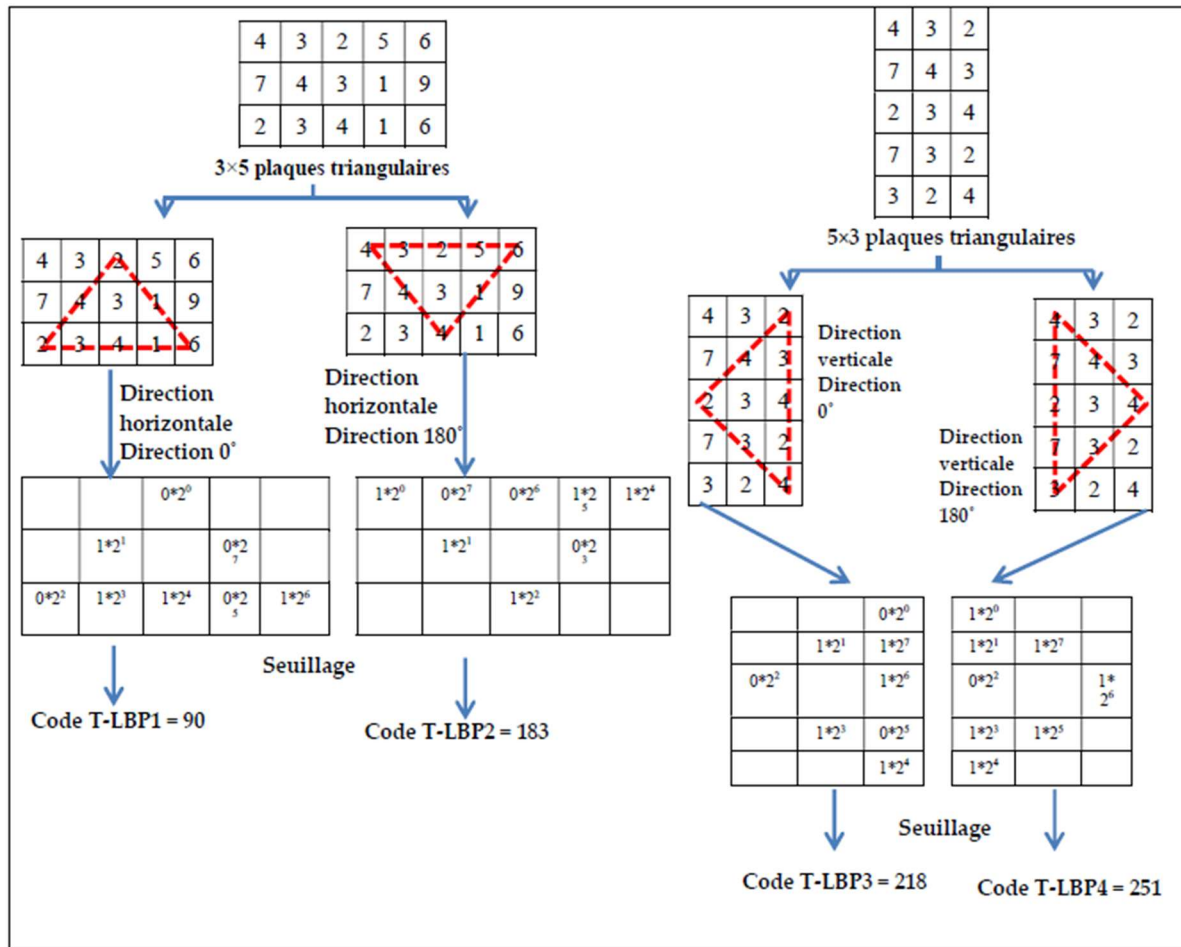


Figure 3.4. Exemple de calcul d'une configuration binaire locale triangulaire.

3.3.2. Motif binaire local orthogonal

OLBP est le deuxième descripteur proposé. Dans OLBP, l'information orthogonale est extraite des pixels d'échelle inférieure et supérieure en utilisant des patches d'image de taille 3x5 et 5x3. Les descripteurs basés sur la position orthogonale dans la littérature utilisent un patch de taille 3x3 pour l'extraction des caractéristiques, ce qui limite la robustesse. Ce travail intègre l'information orthogonale provenant de deux patches (3x5 et 5x3), dont l'objectif est de capturer plus d'informations complémentaires par rapport aux méthodes traditionnelles.

La description conceptuelle de OLBP est la suivante: Dans OLBP, les intensités du voisinage orthogonal sont comparées avec l'intensité du pixel central dans des patches d'image de taille 3x5 et 5x3. Les intensités du voisinage qui ont une valeur supérieure ou égale à l'intensité centrale reçoivent l'étiquette 1, sinon l'étiquette attribuée est 0. En assignant des poids binomiaux et en sommant les valeurs, deux codes OLBP sont générés pour une position donnée (par rapport à deux patches). Après la formation du code à chaque position, il y a génération

des images OLBP1 et OLBP2, également appelées images transformées. Les deux images OLBP produisent la taille de caractéristique globale de l'histogramme de 256. Par conséquent, la taille OLBP est la concaténation des caractéristiques des deux, c'est-à-dire 512. La Figure 3.5 montre l'illustration de l'OLBP pour une position donnée. Dans les équations (3.11) et (3.12), les codes OLBP1 et OLBP2 sont générés par rapport aux patches d'image 3×5 et 5×3 . L'équation (3.14) concatène les codes OLBP1 et OLBP2 pour former l'OLBP global. Dans l'équation (3.11), $S, H_1, H_2, V_{H_1, H_2, S}$ et V_c précisent la taille du voisinage des voisins environnants, le rayon (H_1), le rayon (H_2), l'emplacement individuel des voisins environnants (à H_1 et H_2) et l'intensité centrale. Dans l'équation (3.12), $M, B_1, B_2, V_{B_1, B_2, m}$ et V_c précisent la taille du voisinage des voisins environnants, le rayon (B_1), le rayon (B_2), l'emplacement individuel des voisins environnants (à B_1 et B_2) et l'intensité centrale.

$$OLBP1_{S, H_1, H_2}(x_c) = \sum_{s=0}^{S-1} v(V_{H_1, H_2, s} - V_c) 2^s \quad (3.11)$$

$$OLBP2_{M, B_1, B_2}(x_c) = \sum_{m=0}^{M-1} v(V_{B_1, B_2, m} - V_c) 2^m \quad (3.12)$$

Sachant que:

$$v(a) = \begin{cases} 1 & a \geq 0 \\ 0 & a < 0 \end{cases} \quad (3.13)$$

$$OLBP = [OLBP1 \quad OLBP2] \quad (3.14)$$

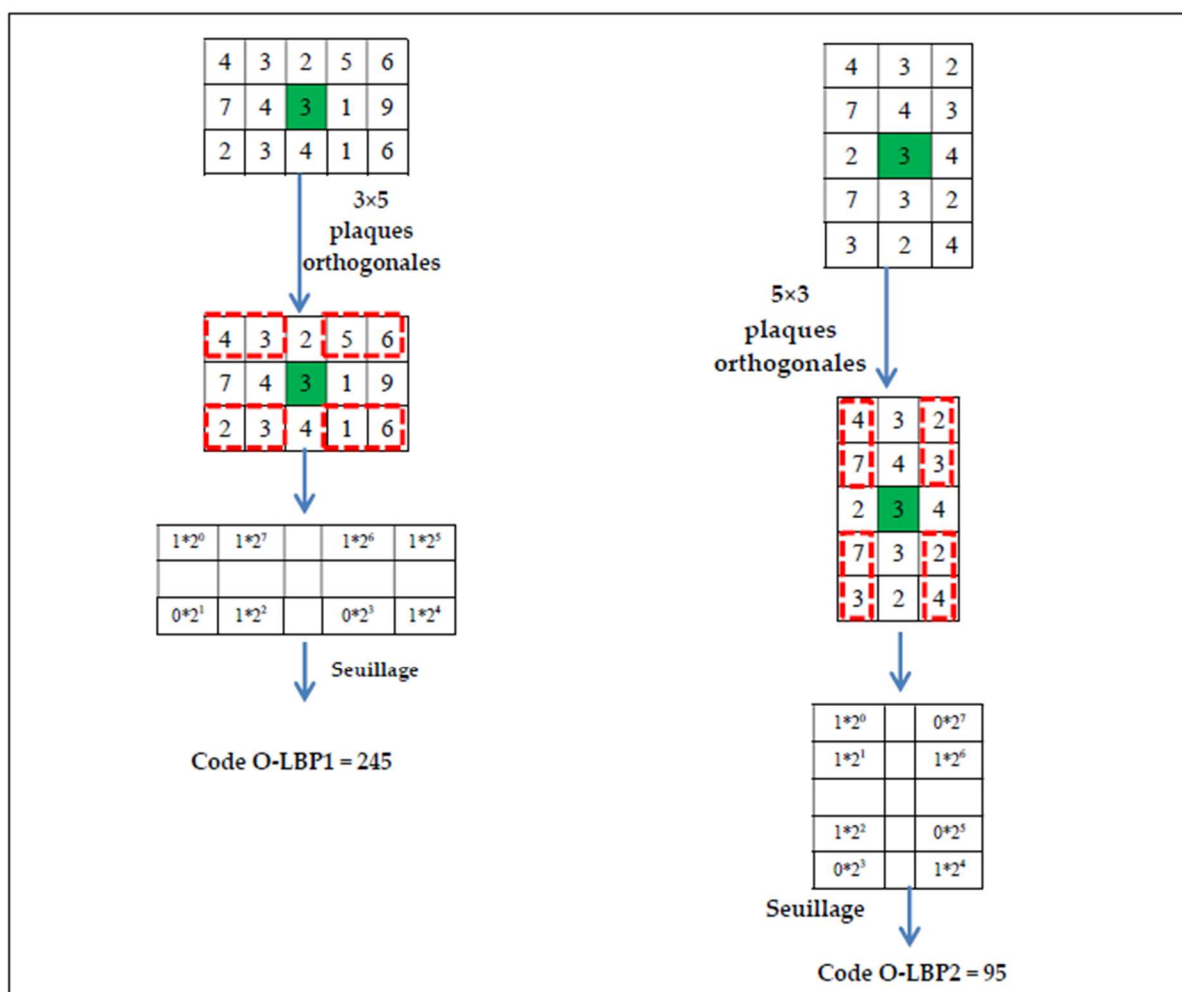


Figure 3.5. Exemple de calcul un modèle binaire local orthogonal.

3.3.3. Motif binaire local triangulaire et orthogonal

Il a été observé dans la littérature que la fusion de caractéristiques améliore la précision. Par conséquent, les caractéristiques de TLBP et OLBP sont fusionnées au niveau des caractéristiques. Le descripteur fusionné est appelé TAO-LBP. Par conséquent, TAO-LBP a une taille de caractéristique de $[1024 \ 512] = 1536$. Comme à la fois TLBP et OLBP extraient des informations plus complémentaires en utilisant des patches d'image de taille 3x5 et 5x3, leur intégration va conduire à des résultats discriminants par rapport à diverses méthodes persistantes. La Figure 3.6 démontre notre modèle TAO-LBP suggéré sous forme d'organigramme graphique.

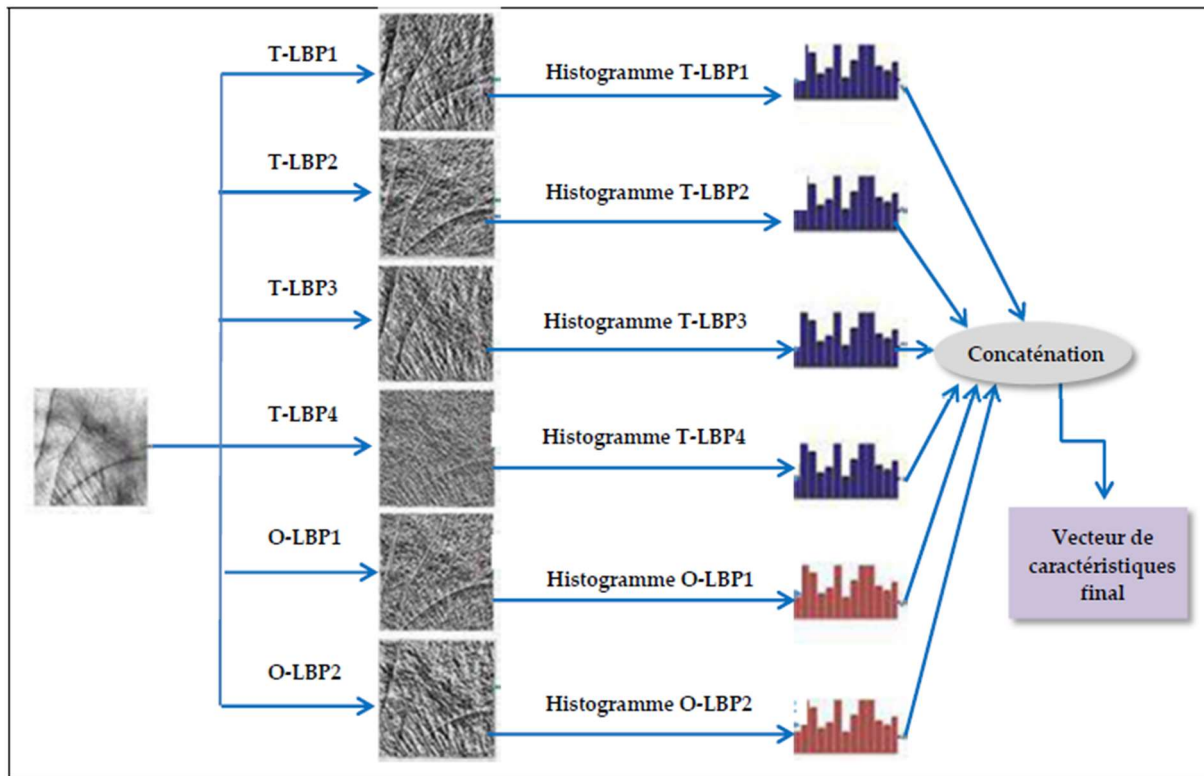


Figure 3.6. Organigramme graphique du modèle TAO-LBP suggéré.

3.4. Phases du système de reconnaissance proposé

Comme tout système de reconnaissance biométrique, l'approche que nous proposons, fondé sur les empreintes palmaires, comporte plusieurs phases, à savoir :

3.4.1. Prétraitement des données

Les images de l'empreinte palmaire sont d'abord prétraitées pour améliorer la qualité de l'image et supprimer tout bruit. Pour atteindre cet objectif, nous avons utilisé un filtrage médian basé sur le prétraitement pour éliminer les bruits potentiels et appliqué l'égalisation adaptative d'histogramme limitée par contraste (CLAHE) pour améliorer la qualité visuelle des images de paume.

3.4.2. Extraction des caractéristiques

Les caractéristiques sont ensuite extraites des images prétraitées. Ceux-ci peuvent inclure l'application des descripteurs de texture existants, tels que LBP, T-LBP, O-LBP, ou notre descripteur suggéré TAO-LBP. Le principe de ce dernier descripteur consiste à appliquer simultanément les quatre versions du T-LBP et les deux versions de l'O-LBP. Ensuite, chaque variante génère automatiquement un vecteur d'entités sous forme d'histogramme. Enfin, les six histogrammes générés sont concaténés pour former le descripteur de fonction final. Le principal

descripteur TAO-LBP est expliqué par le diagramme graphique présenté à la Figure 3.6. Afin d'obtenir de meilleures performances, TAO-LBP doit être appliqué à l'image globale, l'image décomposée en blocs 2x2 et l'image décomposée en blocs 4x4.

3.4.3. Correspondance

Les caractéristiques extraites sont ensuite utilisées pour comparer des paires d'images de l'empreinte palmaire. Les modèles stockés sont comparés à ceux des utilisateurs qui présentent leurs caractéristiques biométriques au système. Dans notre travail, nous avons utilisé le classificateur des K- proches voisins (en anglais, K-Nearest Neighbors (K-NN)) avec une distance de cityblock pour obtenir l'opération de correspondance.

3.5. Analyse expérimentale

Nous avons évalué l'efficacité de notre méthode en utilisant les bases de données IITD [67] et CASIA [44]. Dans cette partie du chapitre, nous préciserons les caractéristiques spécifiques de chaque base de données utilisée, ainsi que les protocoles d'évaluation effectués. De plus, nous présenterons les résultats obtenus en appliquant notre approche proposée et les comparerons aux taux de reconnaissance de Rang-1 obtenus par d'autres méthodes utilisées dans la littérature.

3.5.1. Les bases d'images d'empreintes palmaires

Les bases d'images IITD et CASIA sont largement utilisées dans la recherche sur la reconnaissance des empreintes palmaires et sont considérées parmi les ensembles de données de référence les plus importants dans ce domaine. Elles ont été utilisées pour évaluer la performance de divers algorithmes de reconnaissance des empreintes palmaires, y compris des méthodes d'extraction de caractéristiques et des modèles de classification. Les bases de données contiennent des images des surfaces dorsales et surfaces des paumes, ainsi que des métadonnées associées telles que l'âge et le sexe.

3.5.1.1. La base d'images IITD

La base d'images des empreintes palmaires de l'IITD [67] est développée par des chercheurs de l'institut indien de technologie de Delhi (en anglais, Indian Institute of Technology, Delhi (IITD)). Elle se compose de 2601 images d'empreintes palmaires recueillies auprès de 230 personnes. Cinq à six images ont été acquises pour les paumes gauche et droite de chaque individu. Par conséquent, les échantillons de la base de données de l'IITD proviennent de 460 paumes différentes. La résolution de l'image originale est de 800×600 pixels, pour l'image

normalisée elle est de 150×150 pixels. Toutes les images de l'empreinte palmaire de cette base sont enregistrées sous le format .bmp. Certaines des images de palmes capturées par le dispositif de reconnaissance de d'empreinte palmaire IITD sont présentées dans la Figure 3.7.

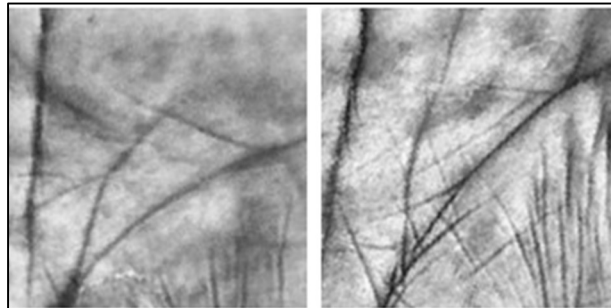


Figure 3.7. Exemples des empreintes palmaires de la base IITD.

3.5.1.2. La base d'images CASIA

La base d'images des empreintes palmaires CASIA [44] est développée par l'institut d'automatisation de l'académie chinoise des sciences (en anglais, Chinese Academy of Science's Institute of Automation (CASIA)). La base de données contient 5502 images d'empreintes palmaires capturées auprès de 312 individus, avec 8 échantillons par individu. Pour chaque personne, des images des paumes gauche et droite ont été capturées. Celles-ci ont été prises à l'aide de leur dispositif de reconnaissance de l'empreinte palmaire auto-développé. Sur cet appareil, il n'y a pas de broches pour restreindre les postures et positions des paumes. La résolution de l'image normalisée est de 128×128 pixels. Toutes les images de l'empreinte palmaire de cette base sont enregistrées sous le format .bmp. Certaines des images de palmes capturées par le dispositif de reconnaissance d'empreinte palmaire CASIA sont présentées dans la Figure 3.8.

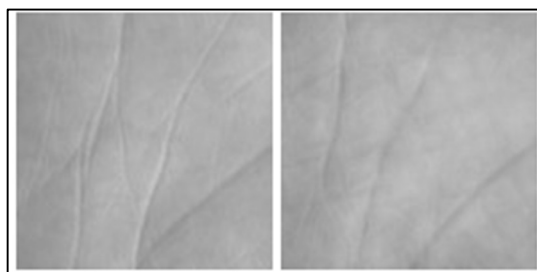


Figure 3.8. Exemple d'images des empreintes palmaires de la base CASIA.

3.5.2. Protocoles d'évaluation

Dans l'ensemble des expériences menées au sein de ce chapitre, nous avons opté pour le mode d'identification qui extrait les caractéristiques biométriques et les compare avec celles de la base de données afin de déterminer l'identité de la personne parmi l'ensemble des utilisateurs enregistrés. La performance d'identification a été évaluée à l'aide de la mesure du taux d'identification donnée par la formule suivante :

$$\text{Taux d'identification} = \frac{\text{nombre de predictions correctes}}{\text{nombre total d'échantillons de test}} \times 100 \quad (3.15)$$

La base de données de l'IITD contient 230 individus, chaque individu a des images des deux mains (c.-à-d., gauche et droite), nous avons 460 classes parce que les mains gauche et droite sont considérées comme des classes différentes. Chaque classe a entre 5-6 images. Ainsi, le protocole d'évaluation de la base de données IITD consiste à utiliser N=3 images pour former l'ensemble d'entraînement, tandis que les images restantes (N=2 ou N=3) sont utilisées pour former l'ensemble de test. De même, la base de données CASIA a été développée avec l'aide de 312 personnes utilisant les deux mains. Par conséquent, elle comprend 624 classes, et chaque classe a 8 images. Le protocole d'évaluation de la base de données CASIA consiste à utiliser les N=4 premières images pour former l'ensemble d'entraînement et les N=4 restantes pour former l'ensemble de test.

3.5.3. Résultats obtenus

3.5.3.1. Expérience #1 : Effet du prétraitement

Dans cette 1^{ère} expérience, nous avons testé les performances du LBP en premier sans utiliser le prétraitement puis deux différents types de prétraitement en utilisant la distance euclidienne du classificateur K-NN et les résultats du taux d'identification sont présentés dans le tableau suivant :

Tableau 3.1. Résultats de notre expérience sans et avec prétraitement.

	Aucun prétraitement	Prétraitement avec filtrage médian	Prétraitement avec CLAHE
IITD	67.39	66.70	82.50
CASIA	56.98	45.04	78.66

D'après les résultats ci-dessus, nous constatons que le prétraitement de l'image joue un rôle important dans l'affinement du taux d'identification, et nous notons que le taux de reconnaissance a été considérablement amélioré (de 67.39% à 82.50% pour le IITD et de 56.98% à 78.66% pour le CASIA) en utilisant le prétraitement : CLAHE.

3.5.3.2. Expérience #2 : Effet des distances

À partir des meilleurs paramètres obtenus lors de notre expérience précédente, nous sommes joués sur la partie classification; en fait, nous avons examiné et testé plusieurs types de distances du classificateur K-NN. Le tableau suivant représente les résultats obtenus avec différentes distances utilisées dans cette expérience :

Tableau 3.2. Résultats de notre expérience en utilisant plusieurs distances du classificateur K-NN.

	CASIA	IITD
Distance euclidienne	78.66	82.50
Distance cityblock	94.05	86.07
Distance cosine	90.21	79.32

L'influence des distances sur le taux de reconnaissance est remarquable dans le tableau, donc la meilleure distance qui améliore le taux de reconnaissance est la distance de cityblock, combiné avec le filtre CLAHE offrant les meilleurs résultats, le taux a été amélioré de 78.66% à 94.05% et de 82.50% à 86.07% pour le CASIA et le IITD, respectivement ; cependant, ce résultat est encore insuffisant et nécessite des efforts supplémentaires pour le maximiser.

3.5.3.3. Expérience #3 : Effet des descripteurs

Dans l'analyse expérimentale, nous avons évalué et comparé les performances de plusieurs descripteurs à base de LBP et de l'extracteur de fonctionnalités TAO-LBP suggéré. Nous avons d'abord testé les performances de l'opérateur LBP original. Ensuite, nous avons évalué les performances des quatre variantes du descripteur T-LBP. De plus, nous avons concaténé les caractéristiques extraites de chaque variante T-LBP (T-LBP (1+2+3+4)) et testé les performances du descripteur O-LBP qui sont également testées séparément (O-LBP1 et O-LBP2) et dans une combinaison (O-LBP1 + O-LBP2). Enfin, les performances de notre extracteur de fonctionnalités TAO-LBP sont également prises en compte. Toutes ces

expériences sont menées dans un environnement virtuel en utilisant les bases de données sans contact IITD et CASIA. Les résultats de ces expériences sont présentés dans le tableau 3.3.

Tableau 3.3. Résultats du taux de reconnaissance sur différentes variantes du LBP.

Descripteur	IITD (%)	CASIA (%)
LBP	86.07	94.05
T-LBP1	86.00	93.85
T-LBP2	86.49	93.53
T-LBP3	85.75	93.77
T-LBP4	85.83	93.73
T-LBP (1+2+3+4)	86.49	94.35
O-LBP1	85.75	94,54
O-LBP2	85.67	94.94
O-LBP (1+2)	86.24	95.02
TAO-LBP	87.31	97.13

Le tableau 3.3. montre que les performances des versions triangulaires, circulaires, ou orthogonales du descripteur LBP sont similaires, avec quelques variations marginales. En outre, la combinaison de deux ou quatre descripteurs (par exemple, T-LBP (1+2+3+4) ou O-LBP (1+2)) améliore marginalement les performances de reconnaissance par rapport à l'application de descripteurs uni-modaux. Enfin, le descripteur suggéré TAO-LBP, qui combine des informations triangulaires et orthogonales, donne les performances de reconnaissance les plus élevées par rapport à toutes les autres combinaisons ou implémentations uni-modales.

3.5.4. Étude comparative

Nous avons comparé notre méthode proposée TAO-LBP avec plusieurs méthodes d'état de l'art. Pour assurer une comparaison adéquate, nous avons adapté le même protocole expérimental à toutes les méthodes comparées. Le tableau 3.4. présente les résultats finaux de classification des bases d'images CASIA et IITD.

Tableau 3.4. Comparaison de nos résultats avec différentes approches de l'état de l'art.

Référence	Approches	IITD	CASIA
Kong et Zhang [45] (2004)	CompCode	77.79	79.27
Sun et al. [44] (2005)	OrdinalCode	73.26	73.32
Dalal et Triggs [68] (2005)	HOG	84.43	82.40
Michael et al. [49] (2008)	DGLBP	76.44	78.86
Ojansivu et Heikkilä [69] (2008)	LPQ	81.32	89.15
Zhang et al. [46] (2012)	E-BOCV	85.93	84.06
Kannala et Rahtu [70] (2012)	BSIF	95.00	95.87
Notre approche (2023)	TAO-LBP	87.31	97.13

Comme nous pouvons le voir dans le tableau 3.4, les résultats obtenus dans cette expérimentation démontrent clairement une avancée significative par rapport aux états de l'art existants. Nous remarquons aussi que le descripteur BSIF (Kannala et Rahtu [70] (2012)) surpasse notre approche avec la base de données IITD.

3.6. Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre un descripteur basé sur l'opérateur LBP conceptuellement simple et hautement discriminant pour la reconnaissance individuelle à l'aide d'images palmaires sans contact. Au lieu d'utiliser des voisins circulaires comme dans le LBP classique, nous avons suggéré d'utiliser des voisins triangulaires et orthogonaux dans ce travail, formant un nouveau descripteur appelé motif binaire local triangulaire et orthogonal (TAO-LBP), qui a surmonté certaines limites de LBP comme la robustesse contre la rotation. Une analyse expérimentale a été menée pour évaluer les performances de l'approche suggérée en utilisant deux bases de données bien connues : IITD et CASIA. Les résultats ont montré que les performances du TAO-LBP dépassaient les performances du LBP classique et de certaines approches récemment publiées dans les mêmes conditions, ce qui nous a conduits à la conclusion que le descripteur BSIF se distingue comme le meilleur. C'est cette constatation qui a guidé notre choix lors de la réalisation du travail présenté dans le chapitre 4.

Chapitre IV

**Reconnaissance par
empreintes palmaires
sans contact en
utilisant une analyse
en multi-résolution et
les caractéristiques
d'image statistiques
binarisées**

Chapitre IV : Reconnaissance par empreintes palmaires sans contact en utilisant une analyse en multi-résolution et les caractéristiques d'image statistiques binarisées

4.1. Introduction

Ce chapitre se fonde sur une approche d'extraction de caractéristiques pour la reconnaissance des empreintes palmaires sans contact. Cette méthode repose sur l'analyse multi-résolution réalisée grâce à la DWT (en anglais, discrete wavelet transform) [71] conjointement avec le descripteur BSIF (en anglais, binarized statistical image features) en multi-échelle. L'analyse multi-résolution basée sur les ondelettes offre une technique puissante pour explorer l'image et extraire des informations pertinentes à différentes échelles ou résolutions. Par la suite, le descripteur BSIF est appliqué à l'image originale ainsi qu'aux coefficients d'approximation (c'est-à-dire aux sous-images) obtenus à chaque niveau de DWT.

Le processus de description par le descripteur BSIF génère un vecteur de caractéristiques sous forme d'histogramme qui représente l'image. Étant donné que le descripteur BSIF est appliqué à l'image originale ainsi qu'à plusieurs niveaux DWT, chaque niveau produit un histogramme correspondant. Dans ce travail, nous combinons tous ces histogrammes extraits d'une même image, formant ainsi un histogramme global représentant l'image à diverses échelles. Cela nous permet d'effectuer une analyse multi-résolution de l'image et d'extraire des informations significatives provenant de plusieurs niveaux de résolution. Concernant la phase de classification, nous mettons en œuvre et évaluons la performance de notre approche en utilisant deux classificateurs: les K-plus proches voisins (KNN) et le déplacement du centroïde basé sur les KNN (CDNN). De plus, nous entreprenons une analyse expérimentale approfondie pour déterminer les paramètres optimaux qui garantissent la plus haute précision de reconnaissance à l'aide de deux bases d'images: IITD (the Indian Institute of Technology) [72] et CASIA (the Chinese Academy of Sciences - Institute of Automatisation) [44].

La suite de ce chapitre est structurée de la manière suivante: nous débutons en détaillant la méthodologie que nous avons proposée, ainsi que chaque technique utilisée dans cette étude. Par la suite, nous exposons en détail nos résultats expérimentaux et effectuons une analyse comparative approfondie. Enfin, nous clôturons ce chapitre par une conclusion.

4.2. Méthode proposée

Afin de résoudre le défi complexe de la reconnaissance des empreintes palmaires sans contact, nous avons développé une approche en trois étapes:

- **Prétraitement:** Nous avons mis en place un prétraitement en utilisant le filtrage médian et l'égalisation adaptative par contraste d'histogramme limitée (CLAHE). Cette étape vise à éliminer les éventuels bruits et à égaliser l'éclairage des images, créant ainsi une base propre et uniforme pour les étapes ultérieures.
- **Analyse multi-résolution:** Nous avons appliqué une analyse multi-résolution pour extraire les caractéristiques BSIF à différentes échelles à l'aide de la transformée en ondelettes discrète (DWT). Cette étape permet de capturer des détails significatifs à différentes résolutions, ce qui contribue à une représentation robuste des empreintes palmaires.
- **Classification:** Une étape de classification est exécutée pour attribuer les caractéristiques extraites à la classe correspondante. Pour ce faire, nous avons utilisé soit le classificateur KNN ou bien le classificateur CDNN. Cette phase de classification permet d'associer de manière précise les caractéristiques aux catégories appropriées.

La section actuelle expose en détail les principes fondamentaux de ces approches. Notons que nous avons positionné la phase de prétraitement avant la phase d'extraction des caractéristiques et de classification. Ce choix ayant un impact significatif sur la performance et la robustesse du taux de reconnaissance. Pour la phase de prétraitement, nous avons utilisé le filtrage médian et de l'égalisation adaptative par contraste d'histogramme limitée (CLAHE).

4.2.1. Prétraitement

Nous avons introduit la phase de prétraitement avant d'entamer les procédures d'extraction et de classification des caractéristiques, un choix qui exerce une influence significative sur les performances du taux de reconnaissance. Dans cette phase de prétraitement, nous avons utilisé le filtrage médian ainsi que de la méthode CLAHE.

Le filtrage médian, une mise en œuvre simple d'un filtre non linéaire, joue un rôle essentiel dans le traitement d'image. Il est largement reconnu pour sa capacité à préserver les contours d'image tout en réduisant le bruit, notamment le bruit de type "sel et poivre" [73]. Le principe du filtre médian consiste à substituer la valeur de chaque pixel par la valeur médiane des niveaux de gris observés dans son voisinage [65].

Quant à la méthode CLAHE (contrast limited adaptive histogram equalization), elle sert à améliorer le contraste des régions locales de l'image. Cette technique réalise une égalisation d'histogrammes sur des zones disjointes de l'image, puis applique une interpolation pour corriger les éventuelles discontinuités entre ces zones [74]. Le processus de CLAHE suit ces étapes: (1) subdivision de l'image initiale en blocs non chevauchants, (2) création d'histogrammes pour chaque bloc, (3) utilisation de la notion de "limite de clip"; cette limite représente un multiple de la moyenne du contenu de l'histogramme (chaque histogramme est ajusté de sorte à ne pas dépasser une limite prédéterminée), (4) calcul de l'histogramme cumulatif pour réaliser l'égalisation, et (5) enfin, mise en œuvre d'une interpolation bilinéaire entre les blocs pour atténuer les distorsions de bloc [75].

4.2.2. Extraction des caractéristiques

Dans cette section, nous décrivons d'abord les fondements théoriques des méthodes utilisées dans cette étude, puis nous présentons en détail le déroulement de notre approche pour l'extraction des caractéristiques.

4.2.2.1. Principe théorique des méthodes utilisées

A. Transformée en ondelettes discrète (DWT)

Les ondelettes ont trouvé une multitude d'applications, couvrant des domaines tels que l'extraction d'informations, la compression, la réduction de bruit et la détection des contours. La transformée en ondelettes discrète (DWT) opère en divisant un signal donné en plusieurs trames, chacune constituée d'une série chronologique de coefficients caractérisant l'évolution temporelle du signal dans une plage de fréquence spécifique [76-77]. La DWT fonctionne avec de nombreuses ondelettes mères, y compris Haar, Daubechies, Coiflets, symlet, etc. [76-78].

Le cadre théorique pour l'application de la DWT à une image bidimensionnelle est formulé mathématiquement à travers les équations (4.1) à (4.7) et est explicité de la manière suivante:

Supposons que $\psi(t)$ est une fonction de l'ondelette mère. La fonction d'ondelette famille $\psi(s, p)(t)$ peut être obtenue comme suit [79-80]:

$$\psi(s, p)(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \Psi\left(\frac{t-p}{s}\right) \quad (4.1)$$

où s est le paramètre d'échelle, t est une instance, et p est le paramètre position.

Soit $f(x, y)$ une image d'une taille $M \times N$. La 2D-DWT est exprimée comme suit:

$$W_{\varphi}(j_0, m, n) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \varphi_{j_0, m, n}(x, y) \quad (4.2)$$

$$W_{\psi}^i(j, m, n) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \psi_{j, m, n}^i(x, y) \quad (4.3)$$

où $i = \{horizontal, vertical, diagonal\}$, $W_{\varphi}(j_0, m, n)$ sont les coefficients qui définissent une approximation de $f(x, y)$ à une échelle j_0 , $W_{\psi}^i(j, m, n)$ sont les coefficients qui ajoutent des détails horizontaux, verticaux et diagonaux pour une échelle $j \geq j_0$, φ définit la fonction d'échelle, et ψ définit la fonction d'ondelette.

Dans le contexte d'une image, plusieurs résolutions sont exprimées à travers des séquences cycliques de mises à l'échelle (passe bas) et de transformations par ondelettes (passe haut), comme illustrées dans la Figure 4.1. La mise à l'échelle saisit les composantes de basse fréquence de l'image, tandis que l'ondelette collecte les éléments de haute fréquence de celle-ci. À chaque itération de la transformation par ondelettes, deux images sont générées: une image à basse résolution ainsi qu'une image détaillée, chacune ayant une taille égale à la moitié de celle de l'image originale.

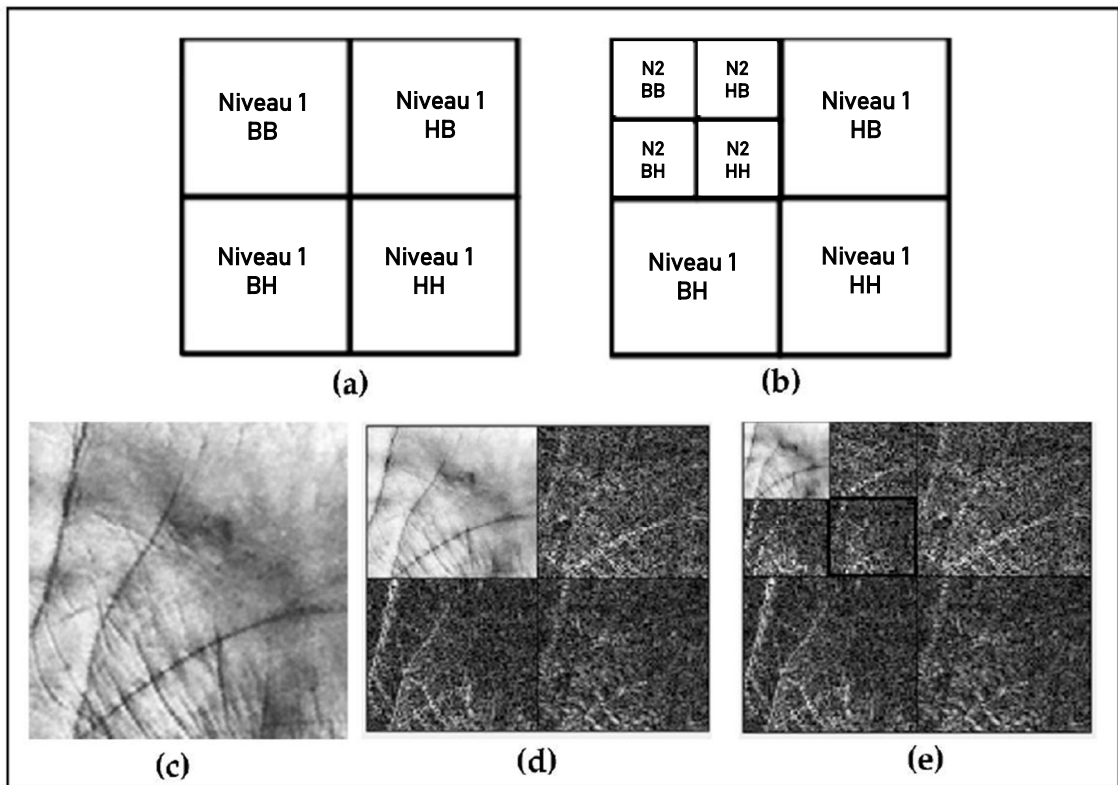


Figure 4.1. La décomposition 2D des ondelettes. (a) Concept de composants au niveau 1. (b) Concept de composants au niveau 2. (c) Image originale de l'empreinte palmaire de la base d'images IITD. (d) La 2D-DWT au niveau 1. (e) La 2D-DWT au niveau 2.

Du fait que les informations contenues dans les images détaillées sont souvent restreintes, la version à basse résolution capture la majeure partie des informations présentes dans l'image originale. Cette dynamique se traduit par une efficacité notable dans la représentation des images [81-82].

La transformation en ondelettes 2D décompose une image en quatre sous-bandes d'images distinctes: Basse-Basse (BB), Basse-Haute (BH), Haute-Basse (HB) et Haute-Haute (HH), comme illustré dans la Figure 4.1. Dans ce contexte, la composante à basse fréquence correspond aux coefficients d'approximation, tandis que la composante à haute fréquence représente les coefficients de détail, couvrant les aspects horizontaux, verticaux et diagonaux. D'un point de vue mathématique, cette procédure peut être formulée de la manière suivante:

Soit φ la fonction d'échelle, et ψ la fonction d'ondelette. Comme indiqué dans les équations (4.4)-(4.7), la DWT produit quatre images de la taille d'un quart à chaque niveau de décomposition: image d'aperçu $\varphi(x, y)$, image des détails horizontaux $\psi^H(x, y)$, image des détails verticaux $\psi^V(x, y)$ et image des détails en diagonale $\psi^D(x, y)$ [79, 81-82].

$$\varphi(x, y) = \varphi(x)\varphi(y) \rightarrow BB \quad (4.4)$$

$$\psi^H(x, y) = \varphi(x)\psi(y) \rightarrow HB \quad (4.5)$$

$$\psi^V(x, y) = \psi(x)\varphi(y) \rightarrow BH \quad (4.6)$$

$$\psi^D(x, y) = \psi(x)\psi(y) \rightarrow HH \quad (4.7)$$

Dans l'exemple précédent, les composantes de fréquence obtenues par la DWT pour deux échelles distinctes sont générées. Les parties de basse fréquence (BB et BBBB (c'est-à-dire N_2 BB)) de ces composantes sont ensuite utilisées dans les étapes subséquentes du processus.

B. Binarized statistical image features (BSIF)

Le descripteur BSIF, introduit par Kannala et Rahtu [70], a été utilisé pour la description et la classification des textures. Il repose sur les concepts des modèles binaires locaux (LBP) [83] et de la quantification de phase locale (LPQ) [69]. L'idée centrale derrière ce descripteur est de créer des filtres appris à partir de l'analyse en composantes indépendantes (ICA) [84] au lieu d'utiliser des filtres prédéfinis. Ces filtres appris sont ensuite utilisés pour générer une séquence de codes binaires pour chaque pixel dans une image, permettant ainsi de maintenir une représentation efficace sous forme d'un histogramme.

L'approche BSIF fonctionne en générant une séquence de codes binaires basée sur les valeurs des pixels d'une image, où chaque code binaire représente localement le modèle d'intensité de l'image dans le voisinage du pixel. Les histogrammes des valeurs de ces codes binaires peuvent également quantifier les caractéristiques de texture dans les sous-espaces de l'image. En appliquant une binarisation à la réponse d'un filtre linéaire avec un seuil de zéro, la valeur de chaque bit dans la séquence du code binaire est déterminée [12]. Chaque bit est associé à un filtre unique, et le nombre de filtres utilisés est déterminé par la longueur appropriée de la séquence de bits. Les filtres sont créés à partir d'un ensemble de patchs d'images naturelles. Le processus d'apprentissage vise à maximiser l'indépendance statistique des réponses des filtres [85-86].

Pour un patch d'image donné X de taille $l \times l$ pixels et un filtre linéaire W_i de la même taille, la réponse du filtre s_i est calculée comme suit [87]:

$$s_i = \sum_{u,v} W_i(u, v) X(u, v) = w_i^T x \quad (4.8)$$

où s_i indique la réponse du filtre, W_i indique un filtre linéaire, (u, v) indique les coordonnées spatiales, i indique le numéro du filtre, et les vecteurs w et x contiennent les pixels de W_i et X , respectivement. La caractéristique binarisée b_i est produite par:

$$b_i = \begin{cases} 1 & \text{si } s_i > 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (4.9)$$

Étant donné n filtres linéaires W_i , qui peuvent être empilés sur une matrice W de taille $n \times l^2$, et le calcul de toutes les réponses à la fois, c.-à-d., $s = Wx$, la chaîne de bits b est obtenue en binarisant chaque élément s_i de s comme décrit ci-dessus.

Enfin, les caractéristiques du BSIF sont obtenues en traitant chaque pixel individuel comme une combinaison de valeurs binaires déterminées à partir du n nombre de filtres linéaires. Les fonctions codées du BSIF β sont obtenues comme suit :

$$\beta = \sum_{i=0}^{n-1} b_i 2^i \quad (4.10)$$

La Figure 4.2 détaille la méthode complète d'extraction des caractéristiques à l'aide du descripteur BSIF en utilisant un filtre BSIF de dimension 11×11 avec une longueur de chaîne de bits = 8. Dans cette illustration, la Figure 4.2.a met en évidence la région d'intérêt (ROI) d'une image de type empreinte palmaire. La Figure 4.2.b présente les filtres pré-appris de dimension 11×11 et de longueur de chaîne de bits = 8. Les fonctions BSIF résultantes de la convolution de la

ROI avec les filtres BSIF sont représentées dans la Figure 4.2.c, et les fonctions BSIF codées et achevées sont visualisées dans la Figure 4.2.d.

Quant à la Figure 4.3, elle présente plusieurs résultats obtenus avec le descripteur BSIF en variant les tailles de filtres et les longueurs de chaînes de bits. Les filtres W_i sont appris en optimisant l'indépendance statistique des réponses s_i via l'utilisation de l'ICA. Le descripteur BSIF dépend de deux paramètres: la taille du filtre l et la longueur de la chaîne n [12, 87]. Les premiers filtres W_i , présentés initialement par [70], ont été obtenus en échantillonnant de manière aléatoire 50 000 modèles d'images issus de 13 photographies naturelles distinctes.

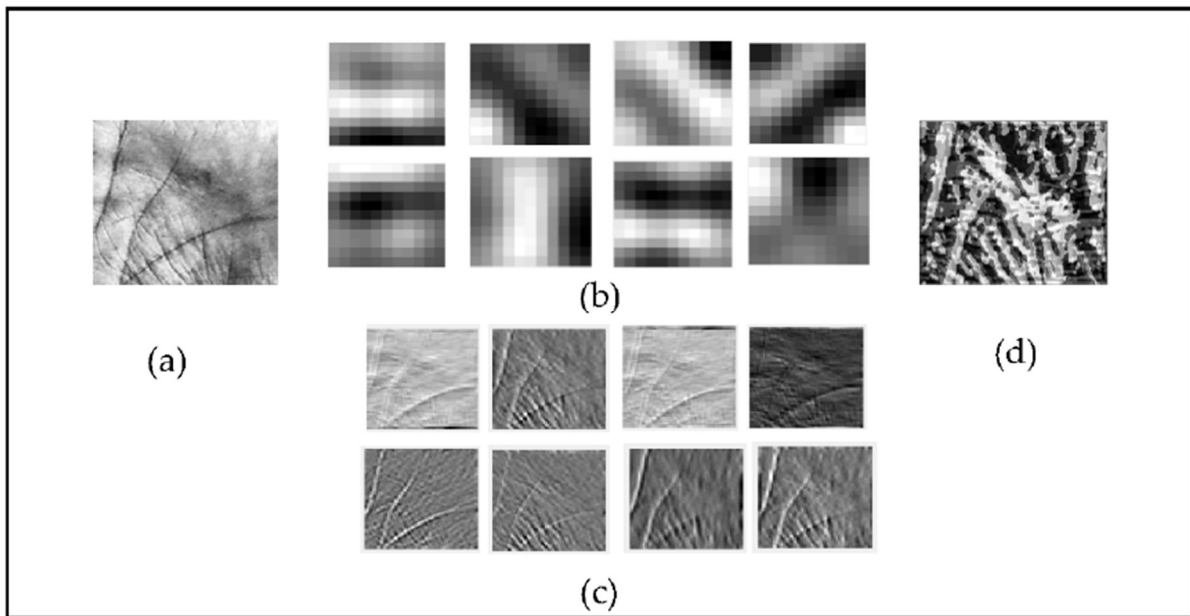


Figure 4.2. (a) Image d'empreinte palmaire, (b) filtre pré-appris avec une taille de $l = 11 \times 11$ et longueur de chaîne de bits $n = 8$, (c) caractéristiques BSIF, et (d) caractéristiques BSIF finales codées.

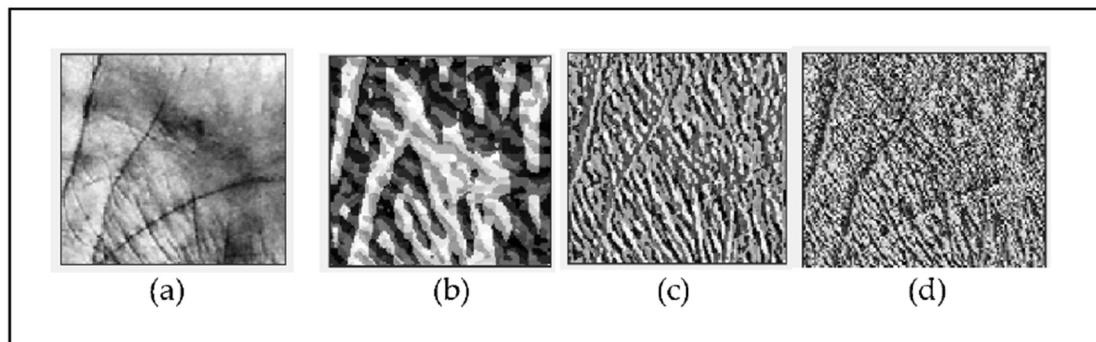


Figure 4.3. Exemple de résultats de conversion BSIF pour (a) image originale, (b) $l \times l = 17 \times 17, n = 8$, (c) $l \times l = 9 \times 9, n = 12$, et (d) $l \times l = 3 \times 3, n = 8$.

4.2.2.2. Approche d'extraction des caractéristiques proposée - Analyse en multi-résolution

L'étape d'extraction des caractéristiques, qui constitue la contribution majeure de cette étude, repose sur une analyse en multi-résolution de l'image de l'empreinte palmaire en entrée. Comme présenté dans le schéma de la Figure 4.4, le concept consiste en premier lieu à appliquer le descripteur BSIF à l'image originale et à extraire son histogramme correspondant, ce qui forme le vecteur des caractéristiques de l'image originale. Ensuite, la décomposition DWT est appliquée à l'image originale, la divisant en quatre sous-images ou sous-bandes: Basse-Basse (BB), Basse-Haute (BH), Haute-Basse (HB) et Haute-Haute (HH), comme décrit dans la Section 4.2.2.1. Cette décomposition représente le premier niveau, ou résolution, de la DWT. Il est reconnu que les informations significatives sont principalement concentrées dans les coefficients d'approximation (notamment la sous-bande BB), tandis que les coefficients de détail, qui capturent les hautes fréquences, renferment souvent des informations moins pertinentes, voire des bruits ou des contours indésirables.

De plus, l'image de la sous-bande BB résultante remplace et compresse l'image originale, fournissant ainsi un accès à des représentations plus précises de l'image originale. Au niveau de cette première décomposition, le descripteur BSIF est également appliqué à la sous-bande N1-BB (c'est-à-dire le premier niveau de Basse-Basse) pour générer son histogramme correspondant. De manière similaire, le processus de décomposition DWT est appliqué à la sous-bande N1-BB, créant ainsi la représentation N2-BB (c'est-à-dire le deuxième niveau de Basse-Basse) qui contient des informations plus compactes et utiles, notamment les coefficients d'approximation de la deuxième résolution.

Cette procédure est répétée avec l'application du descripteur BSIF pour générer l'histogramme de la deuxième résolution. Le processus de décomposition DWT est itéré pour les niveaux de décomposition N, en fonction de la taille de l'image. Finalement, les histogrammes obtenus à chaque niveau sont fusionnés pour créer un vecteur global des caractéristiques représentant l'empreinte palmaire à différentes résolutions. En d'autres termes, une analyse en multi-résolution a été appliquée à l'image de l'empreinte palmaire, comme illustré dans la Figure 4.4.

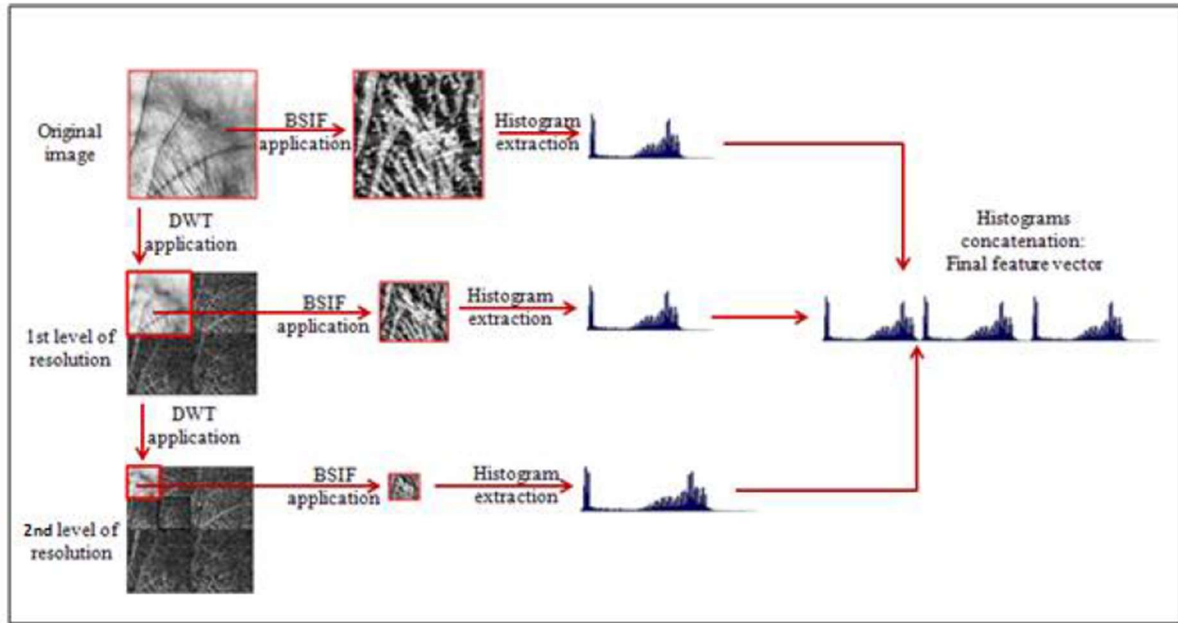


Figure 4.4. Organigramme graphique de la méthode d'extraction des caractéristiques proposée.

4.2.3. Classification

Pour l'étape de classification, nous avons implémenté, testé et comparé les performances de deux classificateurs, à savoir KNN et CDNN.

4.2.3.1. Classificateur des K plus proches voisins (KNN)

Le classificateur des K plus proches voisins (KNN) représente une approche de classification aisément compréhensible et simple à implémenter. Cet algorithme est largement utilisé dans la classification, la reconnaissance des motifs et le traitement d'images. Sa méthode est composée de trois éléments clés: un ensemble d'éléments étiquetés, une fonction de distance évaluant la similitude ou la différence entre deux éléments, et la valeur K, qui indique le nombre de voisins les plus proches à considérer. Pour classifier un objet non étiqueté, la distance entre cet objet et les éléments étiquetés est d'abord calculée afin d'identifier ses K voisins les plus proches. Ensuite, l'objet est classé en fonction de la classe majoritaire parmi ses K voisins les plus proches [88-89]. Dans le cadre de cette étude, deux mesures de distance ont été utilisées: la distance *Euclidienne* et la distance de *Manhattan* (nommée aussi la distance de *City Block*).

La distance Euclidienne $D(A, B)$ entre deux échantillons A et B est formellement définie comme suit [90]:

$$D(A, B) = \sqrt{\sum_{i=1}^N (a_i - b_i)^2} \quad (4.11)$$

La distance de Manhattan est calculée comme suit:

$$D(A, B) = \sum_{i=1}^N (a_i - b_i) \quad (4.12)$$

où $D(A, B)$ est la distance entre l'échantillon d'essai A et l'échantillon d'entraînement spécifié B , a_i sont les caractéristiques de l'échantillon d'essai de A , b_i sont les caractéristiques de l'échantillon d'entraînement spécifié de B , et N est le nombre total de caractéristiques.

4.2.3.2. Déplacement de centroïde basé sur KNN (CDNN)

Pour la phase de classification, nous avons aussi utilisé le CDNN, une méthode adaptée pour gérer les interférences dues au bruit et les disparités dans la distribution des classes. Le CDNN est une modification du KNN et a été introduit par Nguyen et al. [91]. Son objectif est de résoudre une problématique centrale du KNN, à savoir le dilemme du vote majoritaire: lorsque les distances entre l'échantillon de test et ses voisins varient de manière significative, les voisins les plus proches peuvent influencer de manière prépondérante la prédiction de l'étiquette de classe.

L'algorithme CDNN repose sur un principe fondamental: une fois que la liste des KNN pour un échantillon de test x (représentée par la liste D_x^k) est obtenue, les voisins les plus proches sont regroupés en ensembles partageant la même étiquette de classe: $S_x^j = \{(x_t, c_t) \in D_x^k \mid c_t = c^j, c^j \in C\}$, où C est l'étiquette de classe de x , x_t est le vecteur de caractéristiques dans l'instance t , $x_t = (x_{t1}, x_{t2}, \dots, x_{tN})$ et c_t est l'étiquette de la classe de x_t .

Le centroïde de chaque ensemble et son déplacement si l'échantillon de test x est ajouté au test sont calculés comme suit:

Le centroïde de S_x^j est calculé comme suit:

$$p_x^j = \frac{\sum_{x_t \in S_x^j} x_t}{|S_x^j|} \quad (4.13)$$

où p_x^j est le centroïde de S_x^j , $S_x^j = \{(x_t, c_t) \in D_x^k \mid c_t = c^j, c^j \in C\}$, C est l'étiquette de classe de x , x_t est le vecteur d'entités dans l'instance t , $x_t = (x_{t1}, x_{t2}, \dots, x_{tN})$, c_t est l'étiquette de classe de x_t , et D_x^k est la liste des K voisins les plus proches de x .

Le nouveau centroïde si x est inséré dans S_x^j est calculé comme suit:

$$q_x^j = \frac{(\sum_{x_t \in S_x^j} x_t) + x}{|S_x^j| + 1} \quad (4.14)$$

où q_x^j est un nouveau centroïde si x est inséré dans S_x^j , $S_x^j = \{(x_t, c_t) \in D_x^k \mid c_t = c^j, c^j \in C\}$, C est l'étiquette de classe de x , x_t est le vecteur de caractéristiques dans l'instance t , $x_t = (x_{t1}, x_{t2}, \dots, x_{tN})$, c_t est l'étiquette de classe de x_t , et D_x^k est la liste des K voisins les plus proches de x .

Le déplacement du centroïde est calculé comme suit :

$$disp_x^j = \sqrt{(p_x^j - q_x^j)^2} \quad (4.15)$$

où $disp_x^j$ est le déplacement du centroïde, p_x^j est le centroïde de S_x^j , q_x^j est un nouveau centroïde si x est inséré dans S_x^j . Enfin, l'échantillon d'essai est affecté à l'assortiment avec le plus faible centroïde de déplacement.

4.3. Analyse expérimentale

La performance de notre méthode a été évaluée en utilisant les bases de données IITD [72] et CASIA [44]. Dans cette section, nous détaillerons les caractéristiques spécifiques de chaque base de données utilisée, ainsi que les protocoles d'évaluation mis en place. En outre, nous présenterons les résultats obtenus en appliquant notre approche proposée et les comparerons aux taux de reconnaissance de Rang-1 obtenus par d'autres méthodes de l'état de l'art récentes. Plus précisément, nous analyserons les performances de notre approche et les confronterons aux résultats de reconnaissance de Rang-1 de diverses méthodes de l'état de l'art qui ont été récemment publiées: cinq méthodes basées sur le codage, y compris Compcode [45], Ordinal-Code [44], E-OCV [46], DOC [47], et DRCC [48]; six méthodes fondées sur l'analyse de texture, dont DGLBP [49], SIFT_OLOF [43], LBP [50] SIFT_IRANSAC_OLOF [51], LLDP_MFRAT [52], LLDP_Gabor [52] et TFD [53]; en plus de trois méthodes fondées sur l'apprentissage profond, dont FEM [54], AlexNet [55], VGG-16 [55], Inception-V3 [55], ResNet-50 [55] et DDR [56].

4.3.1. Expérimentation #1 (Effets des paramètres du BSIF)

Dans la première série d'expérimentations, nous avons évalué l'approche suggérée en explorant divers paramètres du descripteur BSIF dans le but de déterminer la configuration optimale, c'est-à-dire celle générant la plus haute précision de reconnaissance. L'opérateur BSIF repose sur deux paramètres: la longueur de chaîne de bits n et la taille du noyau de filtre $l \times l$, tels qu'expliqués dans la section 4.2.2. Pour cette expérience, aucune étape de prétraitement n'a été appliquée; le descripteur BSIF a été directement employé sur l'image originale, sans décomposition d'image ou

application de l'analyse en multi-résolution. En tant que classificateur, nous avons utilisé le KNN classique avec la distance Euclidienne. Les résultats détaillés de cette première série d'expérimentations pour les deux bases de données utilisées sont présentés dans les Tableaux 4.1 et 4.2. Les valeurs les plus élevées sont mises en évidence en caractères gras.

Tableau 4.1. Taux d'identification obtenus en utilisant différents paramètres du descripteur BSIF sur la base de données CASIA (%).

	5 bits	6 bits	7 bits	8 bits	9 bits	10 bits	11 bits	12 bits
3×3	49.15	60.11	62.37	63.99	/	/	/	/
5×5	56.99	70.26	74.47	77.02	78.51	78.76	78.76	77.10
7×7	67.07	76.53	82.92	87.05	85.47	87.62	89.03	90.69
9×9	70.55	80.09	85.59	86.40	89.64	92.96	93.85	94.25
11×11	71.88	82.76	88.83	88.47	91.30	93.97	94.61	95.63
13×13	73.70	81.39	88.87	89.23	92.47	95.34	94.98	96.03
15×15	75.20	83.09	89.40	90.77	93.32	94.29	95.67	96.60
17×17	75.44	83.37	89.07	91.70	93.68	94.53	95.95	96.35

Tableau 4.2. Taux d'identification à l'aide de tous les paramètres du descripteur BSIF appliqués à la base de données IITD (%).

	5 bits	6 bits	7 bits	8 bits	9 bits	10 bits	11 bits	12 bits
3×3	25.88	34.64	38.49	37.59	/	/	/	/
5×5	35.87	46.35	53.56	53.56	51.51	51.67	52.17	52.66
7×7	45.53	58.72	58.72	66.09	67.15	72.48	72.48	75.18
9×9	48.81	62.65	72.89	75.51	76.65	82.47	82.88	84.93
11×11	53.48	67.97	78.70	79.93	84.93	88.20	89.84	90.58
13×13	57.08	69.20	79.52	82.96	86.81	91.31	92.38	93.77
15×15	57.73	71.99	80.34	83.94	89.02	91.15	93.85	94.67
17×17	57.08	71.90	80.83	85.58	89.68	91.64	94.34	95.49

Les données présentées dans les tableaux 4.1 et 4.2 révèlent une tendance d'augmentation des taux de reconnaissance en corrélation avec l'accroissement de la taille du noyau de filtre $l \times l$ et de la valeur de la chaîne de bits (n). Plus spécifiquement, la combinaison $l \times l = 17$ et $n = 12$ affiche les

performances les plus élevées. Dans ce contexte, les taux de reconnaissance atteignent respectivement 96.35 % et 95.49 % pour le CASIA et l'IITD.

4.3.2. Expérimentation #2 (Effets de l'analyse en multi-résolutions)

Dans la deuxième expérience, nous avons examiné l'impact de l'exploitation de l'information en multi-résolutions sur les performances de la reconnaissance en appliquant l'extracteur de caractéristiques BSIF à différents niveaux de décomposition de la DWT. Cette démarche vise à déterminer si l'utilisation de l'analyse en multi-résolutions améliore les résultats de la reconnaissance. Pour ce faire, nous avons évalué la performance de la reconnaissance à différents niveaux de décomposition de la DWT. La configuration BSIF adoptée pour cette expérience était une longueur de chaîne de bits $n = 12$ et une taille de noyau de filtre $l \times l = 17 \times 17$ pixels (la meilleure configuration trouvée dans l'expérience précédente). La famille *Haar* d'ondelettes a été utilisée pour la décomposition DWT. Aucun prétraitement d'image n'a été appliqué, et le classificateur KNN classique avec la distance Euclidienne a été utilisé en classification. Les résultats détaillés de cette deuxième expérience sur les deux bases de données utilisées sont présentés dans la Figure 4.5.

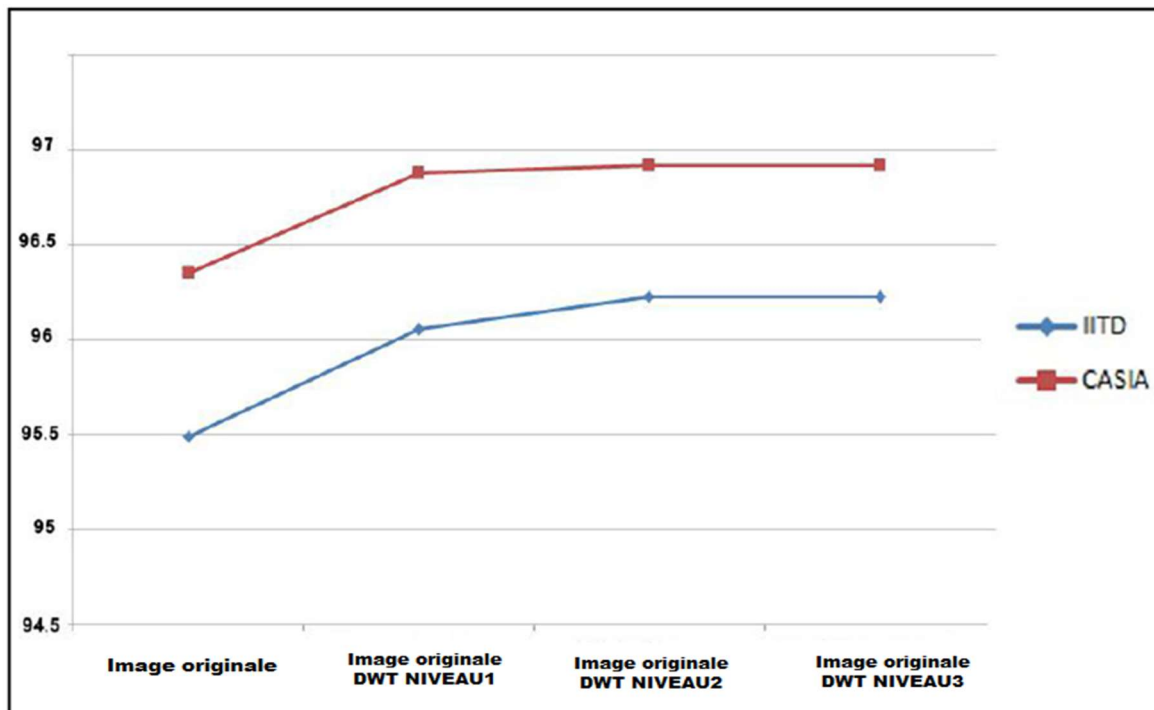


Figure 4.5. Taux de reconnaissance obtenus à l'aide de plusieurs décompositions de la DWT appliquées aux bases de données CASIA et IITD (%).

La Figure 4.5 montre que les décompositions de la DWT permettent d'obtenir des résultats plus élevés jusqu'à ce qu'ils convergent au niveau 2. Cette observation suggère que la décomposition DWT joue un rôle significatif dans l'extraction d'informations pertinentes qui contribuent à l'amélioration de la précision de la reconnaissance. Le niveau 2 de décomposition s'est avéré être la configuration la plus performante, affichant les taux de reconnaissance les plus élevés pour les deux bases de données. De plus, cette configuration présente une complexité algorithmique réduite par rapport au niveau 3, ce qui en fait un choix favorable en termes de calcul. En comparaison avec les expériences précédentes, les taux de reconnaissance ont été augmentés de 95.49 % à 96.23 % pour la base de données IITD et de 96.35 % à 96.92 % pour la base de données CASIA.

4.3.3. Expérimentation #3 (Effets de la famille des ondelettes)

En utilisant les paramètres optimaux déterminés dans les expériences précédentes, à savoir: $l \times l = 17 \times 17$, $n = 12$ et le 2^{ème} niveau de décomposition DWT, nous avons réalisé une troisième expérience visant à évaluer les performances de reconnaissance en testant et comparant plusieurs familles d'ondelettes. Les familles d'ondelettes évaluées incluent: Haar, Daubechies (db), Biorthogonal (bior), Coiflets (coif), Symlets (sym), Filtres Fejer-Korovkin (fk), Biorthogonal Inverse (rbio) et Discrete Meyer. Pour plus de détails sur les familles d'ondelettes, veuillez-vous référer à [92]. Les Tableaux 4.3 et 4.4 présentent en détail les résultats de cette troisième expérience sur les deux bases de données testées. Il convient de noter que cette expérience a été menée en utilisant le KNN classique avec la distance Euclidienne comme classificateur et sans aucun prétraitement d'image.

L'analyse du Tableau 4.3 révèle que les ondelettes de la famille Coiflets (coif2 et coif4) ainsi que la famille Daubechies (db4) obtiennent la meilleure performance avec un taux de reconnaissance de 96.39%. Cela représente une amélioration par rapport au taux de reconnaissance de 96.23% sur la base de données IITD. En outre, le Tableau 4.4 met en évidence que l'ondelette Biorthogonale Inverse (rbio3.9) présente les performances les plus élevées, avec un taux de reconnaissance de 97.12%. Ceci représente une amélioration par rapport au taux de reconnaissance de 96.92% sur la base de données CASIA. Pour les expériences ultérieures, la famille d'ondelettes Coiflets (coif4) est considérée comme le paramètre optimal, car elle offre un bon compromis en termes de taux de reconnaissance entre les deux bases de données.

Tableau 4.3. Taux d'identification obtenus en appliquant plusieurs familles de DWT sur à la base de données IITD (%).

Familles DWT	Haar	db		bior		coif		sym		fk		rbio		Discrete Meyer
Résultats	96.23	db1	96.23	bior1.1	96.23	coif1	96.15	sym2	96.15	fk4	96.06	rbio1.1	96.23	96.15
		db2	96.15	bior2.2	96.23	coif2	<u>96.39</u>	sym3	96.06	fk6	96.15	rbio2.2	96.15	
		db3	96.06	bior3.1	96.15	coif3	96.15	sym4	96.15	fk8	96.31	rbio3.1	96.15	
		db4	<u>96.39</u>	bior3.9	96.31	coif4	<u>96.39</u>	sym5	96.15	fk14	96.31	rbio3.9	96.31	

Tableau 4.4. Taux d'identification obtenus en appliquant plusieurs familles de DWT sur la base de données CASIA (%).

Familles DWT	Haar	db		bior		coif		sym		fk		rbio		Discrete Meyer
Résultats	96.92	db1	96.92	bior1.1	96.92	coif1	96.88	sym2	96.92	fk4	96.96	rbio1.1	96.92	96.19
		db2	96.92	bior2.2	96.92	coif2	97.04	sym3	96.88	fk6	96.92	rbio2.2	96.88	
		db3	96.88	bior3.1	96.96	coif3	97.08	sym4	96.92	fk8	97.00	rbio3.1	96.92	
		db4	97.04	bior3.9	97.04	coif4	97.08	sym5	97.04	fk14	97.00	rbio3.9	<u>97.12</u>	

4.3.4. Expérimentation #4 (Effets du prétraitement)

Cette expérience vise à déterminer si le prétraitement des images peut influencer ou améliorer les performances de notre système d'identification par empreintes palmaires. Il est couramment reconnu dans le domaine du traitement d'images que le prétraitement englobe deux types d'opérations: le filtrage qui implique la réduction du bruit ou des informations non pertinentes et la restauration qui vise à améliorer ou équilibrer l'éclairage de l'image. Dans notre première tentative, nous avons appliqué un filtrage médian avant la phase d'extraction des caractéristiques. Le filtrage médian est considéré comme l'un des meilleurs opérateurs de filtrage d'images, car il élimine les bruits d'impulsion tout en préservant le contenu de l'image. Dans la deuxième tentative, nous avons utilisé la technique CLAHE pour améliorer et restaurer l'éclairage des images (voir la section 4.2.1 pour plus de détails sur le prétraitement CLAHE).

Les résultats d'identification sont présentés dans le Tableau 4.5, en tenant compte des meilleurs paramètres trouvés lors des expériences précédentes. L'observation issue du Tableau 4.5 révèle que l'utilisation du filtrage médian comme prétraitement a eu un impact négatif sur le taux d'identification. En effet, ce taux est passé de 96.39% à 95.99% pour la base de données IITD, et de 97.12% à 96.60% pour la base de données CASIA. En outre, l'application d'une opération de filtrage basée sur le filtrage médian à notre système ne s'est pas avérée bénéfique.

Tableau 4.5. Les performances de notre système sans et avec prétraitement (filtrage médian ou CLAHE) appliquées aux bases de données IITD et CASIA (%).

Bases d'images	Aucun Prétraitement	Prétraitement avec filtrage median	Prétraitement avec CLAHE
IITD	96.39	95.99	<u>97.13</u>
CASIA	97.12	96.60	<u>97.21</u>

Le Tableau 4.5 résume également les résultats obtenus en appliquant le prétraitement CLAHE aux bases de données IITD et CASIA. Avec l'utilisation de CLAHE, les taux de reconnaissance ont augmenté de 96.39% à 97.13% pour la base de données IITD et de 97.12% à 97.21% pour la base de données CASIA. Contrairement au filtrage médian, il est clair que le prétraitement CLAHE a un impact positif sur les performances d'identification.

4.3.5. Expérimentation #5 (Effets de la classification)

Dans la dernière phase de notre étude, nous avons entrepris une exploration et une évaluation minutieuses des paramètres de classification. Notre objectif était de trouver la configuration optimale en utilisant deux classificateurs, à savoir KNN et CDNN (voir la section 4.2.3 pour plus de détails sur ces classificateurs). Comme il est bien établi que KNN nécessite une mesure de distance, nous avons testé et comparé deux mesures de distance: la distance Euclidienne et la distance City Block (expliquées dans la section 4.2.3). De plus, le choix de la valeur de K est crucial, car elle détermine le nombre de voisins les plus proches à considérer pour attribuer une classe à un échantillon. Par conséquent, nous avons expérimenté avec différentes valeurs de K , les avons examinées et comparées. Le Tableau 4.6 résume les résultats de cette expérience, en faisant varier le classificateur, la mesure de distance et la valeur de K pour les bases de données IITD et CASIA. Ces expériences ont été menées en utilisant les paramètres les plus performants identifiés lors des expériences précédentes.

Tableau 4.6. Performances de notre système en utilisant le classificateur KNN comparé à CDNN sur les bases de données IITD et CASIA (%).

	CASIA				IITD			
K	KNN		CDNN		KNN		CDNN	
	Euclidienne	City Block	Euclidienne	City Block	Euclidienne	City Block	Euclidienne	City Block
1	97.21	98.10	97.21	98.10	97.13	98.77	97.13	98.77
3	96.68	97.73	96.68	97.69	95.91	98.28	95.91	98.12
5	96.08	97.29	96.60	97.41	93.78	97.13	94.02	97.13
7	95.15	96.68	95.71	97.01	92.63	96.48	93.12	96.64
9	94.50	96.08	95.50	96.76	90.91	95.33	91.89	95.74

Les observations issues du Tableau 4.6 mettent en évidence certaines tendances significatives. Notamment, l'augmentation de la valeur de K a un effet négatif sur les taux de reconnaissance; avec $K = 1$ se révélant être le choix optimal pour les deux classificateurs ainsi que pour les deux mesures de distance. Par ailleurs, pour $K > 1$, le KNN surpasse les performances du CDNN, mais à $K = 1$, les deux classificateurs donnent des résultats équivalents, se positionnant comme la meilleure configuration. Enfin, il est important de noter que la distance de Manhattan (City Block) fonctionne aussi bien, voire mieux que la distance Euclidienne pour les deux bases de données.

Pour récapituler, l'ajustement minutieux des paramètres de classification a nettement amélioré les taux de reconnaissance, les faisant passer de 97.13% à 98.77% pour la base de données IITD et de 97.21% à 98.10% pour la base de données CASIA. Ces résultats illustrent l'impact positif de l'optimisation des paramètres de classification sur les performances globales du système d'identification par empreintes palmaires.

4.3.6. Etude comparative

Le Tableau 4.7 présente les résultats finaux de classification des bases de données IITD et CASIA en utilisant notre approche combinant BSIF et DWT, et les compare avec diverses méthodes récemment publiées. Pour assurer une comparaison équitable, le même protocole expérimental a été appliqué à toutes les méthodes comparées.

Une observation notable est que notre approche surpasse les méthodes basées sur l'apprentissage profond (comme FEM [54] et ResNet-50[55]), ainsi que les méthodes axées sur la texture (telle que

SIFT_IRANSAC_OLOF [81]) et d'autres approches. Nos résultats se démarquent avec une précision maximale de 98.77% pour la base de données IITD et de 98.10% pour la base de données CASIA. Il est toutefois important de noter que le travail de Zhao et Zhang [56], nommé DDR, a atteint un taux exceptionnel de 99.41% pour la base de données CASIA.

Tableau 4.7. Comparaison de nos résultats avec différentes approches de l'état de l'art.

	Publication	Année	Méthode	IITD (%)	CASIA (%)
Méthodes basées sur le Codage	Kong and Zhang [45]	2004	CompCode	77.79	79.27
	Sun et al. [44]	2005	OrdinalCode	73.26	73.32
	Zhang et al. [46]	2012	E-BOCV	85.93	84.06
	Fei et al. [47]	2016	DOC	89.99	78.51
	Xu et al. [48]	2018	DRCC	88.82	/
Méthodes basées sur la Texture	Michael et al. [49]	2008	DGLBP	76.44	78.86
	Morales et al. [43]	2011	SIFT_OLOF	89.44	89.99
	Hammami et al. [50]	2014	LBP	/	96.66
	Wu et al. [51]	2014	SIFT_IRANSAC_OLOF	93.28	91.46
	Luo et al. [52]	2016	LLDP_MFRAT	92.75	90.77
			LLDP_Gabor	95.17	93.00
	Wu et al. [53]	2021	TFD	97.47	96.88
Méthodes basées sur le Deep learning	Izadpanahkakhk et al. [54]	2018	FEM	94.70	/
	Fei et al. [55]	2019	AlexNet	88.18	94.91
			VGG-16	92.12	94.01
			Inception-V3	96.22	93.85
			ResNet-50	95.57	95.21
	Zhao and Zhang [56]	2020	DDR	98.70	<u>99.41</u>
	Notre Approche	2022	BSIF + DWT	<u>98.77</u>	<u>98.10</u>

La supériorité de notre approche peut être expliquée par les caractéristiques suivantes:

- L'extracteur de texture BSIF analyse l'image de manière pixel par pixel, ce qui signifie que nous exploitons les avantages de l'information locale.
- L'analyse de l'image est effectuée à plusieurs niveaux à l'aide de la DWT, ce qui permet d'exploiter l'information à différentes échelles.
- Les caractéristiques extraites à partir de chaque niveau sont agrégées dans un histogramme, ce qui implique une manipulation de l'information globale de l'image.

4.4. Conclusion

La reconnaissance biométrique basée sur les empreintes palmaires représente un défi complexe que nous avons entrepris de résoudre en introduisant une stratégie novatrice d'extraction de caractéristiques, connue sous le nom d'analyse en multi-résolution, qui se différencie de l'approche classique de décomposition en multi-échelles. Notre démarche a débuté par l'application de la DWT sur l'image originale de l'empreinte palmaire, créant ainsi plusieurs représentations d'images, appelées sous-bandes, avec des niveaux de résolution variés.

Ensuite, nous avons appliqué le descripteur de texture local BSIF à la fois sur l'image originale et sur les sous-bandes d'images à basse résolution engendrées par la DWT. Les histogrammes extraits de chaque niveau ont été ensuite combinés pour former un vecteur de caractéristiques global, représentant l'image d'entrée à différentes résolutions. La validation de cette approche d'extraction de caractéristiques a été menée à travers des expérimentations approfondies, en utilisant le taux de reconnaissance comme mesure statistique, ainsi que les bases de données IITD et CASIA.

Les résultats obtenus à partir de notre approche sont remarquables, avec des taux de reconnaissance au Rang-1 atteignant 98.77% et 98.10% respectivement pour les bases de données IITD et CASIA. Ces performances sont extrêmement compétitives et surpassent celles de nombreuses méthodes récemment publiées. En outre, notre stratégie innovante offre une solution prometteuse pour la reconnaissance biométrique basée sur les empreintes palmaires, en exploitant efficacement l'analyse en multi-résolution pour obtenir des résultats de reconnaissance exceptionnels.

Conclusion Générale

La biométrie englobe les caractéristiques physiques ou comportementales des individus, utilisées pour diverses applications allant de la reconnaissance des actions humaines à l'identification et la vérification des individus. L'exactitude biométrique a fait l'objet de recherches approfondies pendant plusieurs décennies. La reconnaissance biométrique basée sur l'empreinte palmaire représente un défi considérable que nous avons entrepris de résoudre en introduisant de nouvelles stratégies d'extraction de caractéristiques :

- Nous avons exploré l'utilisation du descripteur LBP pour extraire les caractéristiques des images d'empreintes palmaires, en testant différentes configurations de ce descripteur.
- Une proposition novatrice, le descripteur appelé "Motif Binaire Local Triangulaire et Orthogonal" (TAO-LBP), a été présentée pour l'extraction des caractéristiques des images d'empreintes palmaires. Contrairement au LBP classique, ce descripteur utilise des voisins triangulaires et orthogonaux, le rendant plus robuste aux changements de rotation et d'orientation.
- Une approche d'extraction de caractéristiques, nommée "analyse multi-résolution", a été introduite. Initialement, la transformation en ondelettes discrètes (DWT) a été appliquée à l'image originale de l'empreinte palmaire. Cette approche a permis la création de multiples représentations d'images, appelées sous-bandes, chacune ayant des résolutions distinctes. Par la suite, le descripteur de texture locale, connu sous le nom de "caractéristiques d'image statistique binarisée" (BSIF), a été appliqué non seulement à l'image originale, mais aussi aux sous-bandes générées par la DWT à des résolutions inférieures. Les histogrammes résultants de chaque niveau ont ensuite été fusionnés pour constituer un vecteur de caractéristiques final.

Bien que cette étude puisse être étendue à divers domaines de recherche, des pistes prometteuses pour les futures recherches pourraient se concentrer sur :

- L'exploration de l'analyse multi-résolution avec un modèle d'apprentissage profond, comme alternative au descripteur de texture locale BSIF.
- Examiner la possibilité d'intégrer d'autres modalités biométriques en plus de l'empreinte palmaire, telles que la reconnaissance faciale ou l'empreinte digitale, pour créer des systèmes biométriques multimodaux encore plus robustes.

- Étendez les analyses de performances en évaluant les modèles sur des bases de données plus vastes pour garantir la généralisation et la validité des résultats.

Références Bibliographiques

- [1] Jain, A. K., Ross, A., & Pankanti, S. (2006). Biometrics: a tool for information security. *IEEE transactions on information forensics and security*, 1(2), 125-143.
- [2] Jain, A. K., Ross, A., & Prabhakar, S. (2004). An introduction to biometric recognition. *IEEE Transactions on circuits and systems for video technology*, 14(1), 4-20.
- [3] Golfarelli, M., Maio, D., & Malton, D. (1997). On the error-reject trade-off in biometric verification systems. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 19(7), 786-796.
- [4] Ammour, B., Boubchir, L., Bouden, T., & Ramdani, M. (2020). Face-iris multimodal biometric identification system. *Electronics*, 9(1), 85.
- [5] Naït-Ali, A., & Fournier, R. (Eds.). (2012). *Signal and image processing for biometrics*. John Wiley & Sons.
- [6] Fernandez-Saavedra, B., Sanchez-Reillo, R., Alonso-Moreno, R., & Mueller, R. (2008, December). Evaluation methodology for analyzing environment influence in biometrics. In *2008 10th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision* (pp. 1342-1346). IEEE.
- [7] Xiao, Q. (2007). Technology review-biometrics-technology, application, challenge, and computational intelligence solutions. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 2(2), 5-25.
- [8] Faundez-Zanuy, M., Fierrez, J., Ferrer, M. A., Diaz, M., Tolosana, R., & Plamondon, R. (2020). Handwriting biometrics: Applications and future trends in e-security and e-health. *Cognitive Computation*, 12, 940-953.
- [9] Jain, A. K., Ross, A. A., Nandakumar, K., Jain, A. K., Ross, A. A., & Nandakumar, K. (2011). Fingerprint recognition. *Introduction to Biometrics*, 51-96.
- [10] Abdulrahman, S. A., & Alhayani, B. (2023). A comprehensive survey on the biometric systems based on physiological and behavioural characteristics. *Materials Today: Proceedings*, 80, 2642-2646.
- [11] Marasco, E., & Ross, A. (2014). A survey on antispooofing schemes for fingerprint recognition systems. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 47(2), 1-36.

- [12] Adjabi, I., Ouahabi, A., Benzaoui, A., & Jacques, S. (2021). Multi-block color-binarized statistical images for single-sample face recognition. *Sensors*, 21(3), 728.
- [13] Adjabi, I., Ouahabi, A., Benzaoui, A., & Taleb-Ahmed, A. (2020). Past, present, and future of face recognition: A review. *Electronics*, 9(8), 1188.
- [14] Daugman, J. (2007). New methods in iris recognition. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 37(5), 1167-1175.
- [15] Amrouni, N., Benzaoui, A., & Adjabi, I. (2022, December). Identity Recognition based on Palmprints: The Preliminary Results. In *2022 IEEE 21st international Ccnference on Sciences and Techniques of Automatic Control and Computer Engineering (STA)* (pp. 386-390). IEEE.
- [16] Jain, A. K., & Kumar, A. (2010). Biometrics of next generation: An overview. *Second generation biometrics*, 12(1), 2-3..
- [17] Lajevardi, S. M., Arakala, A., Davis, S. A., & Horadam, K. J. (2013). Retina verification system based on biometric graph matching. *IEEE transactions on image processing*, 22(9), 3625-3635.
- [18] Benzaoui, A., Khaldi, Y., Bouaouina, R., Amrouni, N., Alshazly, H., & Ouahabi, A. (2023). A comprehensive survey on ear recognition: databases, approaches, comparative analysis, and open challenges. *Neurocomputing*.
- [19] Benzaoui, A., Adjabi, I., & Boukrouche, A. (2016, October). Person identification based on ear morphology. In *2016 International Conference on Advanced Aspects of Software Engineering (ICAASE)* (pp. 1-5). IEEE.
- [20] Faundez-Zanuy, M. (2007). On-line signature recognition based on VQ-DTW. *Pattern Recognition*, 40(3), 981-992.
- [21] Minaee, S., Abdolrashidi, A., Su, H., Bennamoun, M., & Zhang, D. (2023). Biometrics recognition using deep learning: A survey. *Artificial Intelligence Review*, 1-49.
- [22] Wan, C., Wang, L., & Phoha, V. V. (Eds.). (2018). A survey on gait recognition. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 51(5), 1-35.
- [23] Sharma, A. K., Raghuwanshi, A., & Sharma, V. K. (2015). Biometric system-a review. *International Journal of computer science and information technologies*, 6(5), 4616-4619.
- [24] Zhong, D., Du, X., & Zhong, K. (2019). Decade progress of palmprint recognition: A brief survey. *Neurocomputing*, 328, 16-28.

- [25] Jain, A., Hong, L., & Pankanti, S. (2000). Biometric identification. *Communications of the ACM*, 43(2), 90-98.
- [26] Saini, R., & Rana, N. (2014). Comparison of various biometric methods. *International Journal of Advances in Science and Technology*, 2(1), 24-30.
- [27] Shu, W., & Zhang, D. (1998). Automated personal identification by palmprint. *Optical Engineering*, 37, 2359-2362.
- [28] Jia, W., Huang, D. S., & Zhang, D. (2008). Palmprint verification based on robust line orientation code. *Pattern Recognition*, 41(5), 1504-1513.
- [29] Zhang, D., Kong, W. K., You, J., & Wong, M. (2003). Online palmprint identification. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 25(9), 1041-1050.
- [30] Jain, A. K., & Feng, J. (2008). Latent palmprint matching. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 31(6), 1032-1047.
- [31] Liu, Y., & Kumar, A. (2020). Contactless palmprint identification using deeply learned residual features. *IEEE Transactions on Biometrics, Behavior, and Identity Science*, 2(2), 172-181.
- [32] Ali, M. M., & Gaikwad, A. T. (2016). Multimodal biometrics enhancement recognition system based on fusion of fingerprint and palmprint: a review. *Global Journal of Computer Science and Technology*, 16(2), 13-26.
- [33] Dai, J., Feng, J., & Zhou, J. (2011). Robust and efficient ridge-based palmprint matching. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 34(8), 1618-1632.
- [34] Owoyele, O., & Pal, P. (2021). A novel active optimization approach for rapid and efficient design space exploration using ensemble machine learning. *Journal of Energy Resources Technology*, 143(3), 032307.
- [35] Zou, W. W., & Yuen, P. C. (2011). Very low resolution face recognition problem. *IEEE Transactions on image processing*, 21(1), 327-340.
- [36] Ross, A., Banerjee, S., Chen, C., Chowdhury, A., Mirjalili, V., Sharma, R., ... & Yadav, S. (2019, June). Some research problems in biometrics: The future beckons. In *2019 International Conference on Biometrics (ICB)* (pp. 1-8). IEEE.
- [37] Alausa, D. W., Adetiba, E., Badejo, J. A., Davidson, I. E., Obiyemi, O., Buraimoh, E., ... & Oshin, O. (2022). Contactless palmprint recognition system: a survey. *IEEE Access*, 10, 132483-132505.

- [38] Zhang, L., Li, L., Yang, A., Shen, Y., & Yang, M. (2017). Towards contactless palmprint recognition: A novel device, a new benchmark, and a collaborative representation based identification approach. *Pattern Recognition*, 69, 199-212.
- [39] Ojala, T., Pietikainen, M., & Maenpaa, T. (2002). Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 24(7), 971-987.
- [40] Kong, W. K., Zhang, D., & Li, W. (2003). Palmprint feature extraction using 2-D Gabor filters. *Pattern recognition*, 36(10), 2339-2347.
- [41] Laadjel, M., Kurugollu, F., Bouridane, A., & Boussakta, S. (2009, November). Degraded partial palmprint recognition for forensic investigations. In *2009 16th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)* (pp. 1513-1516). IEEE.
- [42] Matkowski, W. M., Chai, T., & Kong, A. W. K. (2019). Palmprint recognition in uncontrolled and uncooperative environment. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 15, 1601-1615.
- [43] Morales, A., Ferrer, M. A., & Kumar, A. (2011). Towards contactless palmprint authentication. *IET computer vision*, 5(6), 407-416.
- [44] Sun, Z., Tan, T., Wang, Y., & Li, S. Z. (2005, June). Ordinal palmprint representation for personal identification [representation read representation]. In *2005 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition (CVPR'05)* (Vol. 1, pp. 279-284). IEEE.
- [45] Kong, A. K., & Zhang, D. (2004, August). Competitive coding scheme for palmprint verification. In *Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004.* (Vol. 1, pp. 520-523). IEEE.
- [46] Zhang, L., Li, H., & Niu, J. (2012). Fragile bits in palmprint recognition. *IEEE Signal processing letters*, 19(10), 663-666.
- [47] Fei, L., Xu, Y., Tang, W., & Zhang, D. (2016). Double-orientation code and nonlinear matching scheme for palmprint recognition. *Pattern Recognition*, 49, 89-101.
- [48] Xu, Y., Fei, L., Wen, J., & Zhang, D. (2016). Discriminative and robust competitive code for palmprint recognition. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics: systems*, 48(2), 232-241.
- [49] Michael, G. K. O., Connie, T., & Teoh, A. B. J. (2008). Touch-less palm print biometrics: Novel design and implementation. *Image and vision computing*, 26(12), 1551-1560.

- [50] Hammami, M., Ben Jemaa, S., & Ben-Abdallah, H. (2014). Selection of discriminative sub-regions for palmprint recognition. *Multimedia tools and applications*, 68, 1023-1050.
- [51] Wu, X., Zhao, Q., & Bu, W. (2014). A SIFT-based contactless palmprint verification approach using iterative RANSAC and local palmprint descriptors. *Pattern recognition*, 47(10), 3314-3326.
- [52] Luo, Y. T., Zhao, L. Y., Zhang, B., Jia, W., Xue, F., Lu, J. T., ... & Xu, B. Q. (2016). Local line directional pattern for palmprint recognition. *Pattern Recognition*, 50, 26-44.
- [53] Wu, L., Xu, Y., Cui, Z., Zuo, Y., Zhao, S., & Fei, L. (2021). Triple-type feature extraction for palmprint recognition. *Sensors*, 21(14), 4896.
- [54] Izadpanahkakhk, M., Razavi, S. M., Taghipour-Gorjikotaie, M., Zahiri, S. H., & Uncini, A. (2018). Deep region of interest and feature extraction models for palmprint verification using convolutional neural networks transfer learning. *Applied Sciences*, 8(7), 1210.
- [55] Fei, L., Lu, G., Jia, W., Teng, S., & Zhang, D. (2018). Feature extraction methods for palmprint recognition: A survey and evaluation. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 49(2), 346-363.
- [56] Zhao, S., & Zhang, B. (2020). Deep discriminative representation for generic palmprint recognition. *Pattern Recognition*, 98, 107071.
- [57] Wu, X., Zhang, D., Wang, K., & Huang, B. (2004). Palmprint classification using principal lines. *Pattern recognition*, 37(10), 1987-1998.
- [58] Fang, L., Leung, M. K., Shikhare, T., Chan, V., & Choon, K. F. (2006, October). Palmprint classification. In *2006 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics* (Vol. 4, pp. 2965-2969). IEEE.
- [59] Zhang, B., Li, W., Qing, P., & Zhang, D. (2013). Palm-print classification by global features. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 43(2), 370-378.
- [60] Lu, G., Zhang, D., & Wang, K. (2003). Palmprint recognition using eigenpalms features. *Pattern Recognition Letters*, 24(9-10), 1463-1467.
- [61] Kadhmi, M. S., Ayad, H., & Mohammed, M. J. (2021). Palmprint recognition system based on proposed features extraction and (c5. 0) decision tree, k-nearest neighbour (knn) classification approaches. *J. Eng. Sci. Technol*, 16(1), 816-831.

- [62] Michele, A., Colin, V., & Santika, D. D. (2019). Mobilenet convolutional neural networks and support vector machines for palmprint recognition. *Procedia Computer Science*, 157, 110-117.
- [63] Selvakumar, A. K., & George, C. (2023, May). Palm print identification and classification in the field of biometric in CNN using naive bayes. In *AIP Conference Proceedings* (Vol. 2655, No. 1). AIP Publishing.
- [64] Pietikäinen, M., Hadid, A., Zhao, G., & Ahonen, T. (2011). *Computer vision using local binary patterns* (Vol. 40). Springer Science & Business Media.
- [65] Ke-Chen, S., Yun-Hui, Y. A. N., Wen-Hui, C. H. E. N., & Zhang, X. (2013). Research and perspective on local binary pattern. *Acta Automatica Sinica*, 39(6), 730-744.
- [66] Ahonen, T., Hadid, A., & Pietikäinen, M. (2004). Face recognition with local binary patterns. In *Computer Vision-ECCV 2004: 8th European Conference on Computer Vision, Prague, Czech Republic, May 11-14, 2004. Proceedings, Part I 8* (pp. 469-481). Springer Berlin Heidelberg.
- [67] Kumar, A. (2008, December). Incorporating cohort information for reliable palmprint authentication. In *2008 Sixth Indian conference on computer vision, graphics & image processing* (pp. 583-590). IEEE.
- [68] Dalal, N., & Triggs, B. (2005, June). Histograms of oriented gradients for human detection. In *2005 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition (CVPR'05)* (Vol. 1, pp. 886-893). Ieee.
- [69] Ojansivu, V., & Heikkilä, J. (2008). Blur insensitive texture classification using local phase quantization. In *Image and Signal Processing: 3rd International Conference, ICISP 2008. Cherbourg-Octeville, France, July 1-3, 2008. Proceedings 3* (pp. 236-243). Springer Berlin Heidelberg.
- [70] 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.
- [71] Shensa, M. J. (1992). The discrete wavelet transform: wedding the trous and Mallat algorithms. *IEEE Transactions on signal processing*, 40(10), 2464-2482.
- [72] George, G., Oommen, R. M., Shelly, S., Philipose, S. S., & Varghese, A. M. (2018, March). A survey on various median filtering techniques for removal of impulse noise from digital

- image. In *2018 Conference on Emerging Devices and Smart Systems (ICEDSS)* (pp. 235-238). IEEE.
- [73] Tang, H., Ni, R., Zhao, Y., & Li, X. (2018). Median filtering detection of small-size image based on CNN. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 51, 162-168.
- [74] Yadav, G., Maheshwari, S., & Agarwal, A. (2014, September). Contrast limited adaptive histogram equalization based enhancement for real time video system. In *2014 international conference on advances in computing, communications and informatics (ICACCI)* (pp. 2392-2397). IEEE.
- [75] Chang, Y., Jung, C., Ke, P., Song, H., & Hwang, J. (2018). Automatic contrast-limited adaptive histogram equalization with dual gamma correction. *Ieee Access*, 6, 11782-11792.
- [76] Bendjillali, R. I., Beladgham, M., Merit, K., & Taleb-Ahmed, A. (2019). Improved facial expression recognition based on DWT feature for deep CNN. *Electronics*, 8(3), 324.
- [77] Hosseinzadeh, M. (2020). Robust control applications in biomedical engineering: Control of depth of hypnosis. In *Control Applications for Biomedical Engineering Systems* (pp. 89-125). Academic Press.
- [78] Parida, P., & Bhoi, N. (2017). Wavelet based transition region extraction for image segmentation. *Future Computing and Informatics Journal*, 2(2), 65-78.
- [79] Hardalac, F., Yaşar, H., Akyel, A., & Kutbay, U. (2020). A novel comparative study using multi-resolution transforms and convolutional neural network (CNN) for contactless palm print verification and identification. *Multimedia Tools and Applications*, 79, 22929-22963.
- [80] Le, N. T., Wang, J. W., Le, D. H., Wang, C. C., & Nguyen, T. N. (2020). Fingerprint enhancement based on tensor of wavelet subbands for classification. *IEEE Access*, 8, 6602-6615.
- [81] Arbaoui, A., Ouahabi, A., Jacques, S., & Hamiane, M. (2021). Concrete cracks detection and monitoring using deep learning-based multiresolution analysis. *Electronics*, 10(15), 1772.
- [82] Zhang, D., & Zhang, D. (2019). Wavelet transform. *Fundamentals of image data mining: Analysis, Features, Classification and Retrieval*, 35-44.
- [83] Timo, A. (2004). Face recognition with local binary patterns. In *Euro. Conf. on Computer Vision*.
- [84] Stone, J. V. (2002). Independent component analysis: an introduction. *Trends in cognitive sciences*, 6(2), 59-64.
- [85] Benzaoui, A., Hadid, A., & Boukrouche, A. (2014). Ear biometric recognition using local texture descriptors. *Journal of electronic imaging*, 23(5), 053008-053008.

- [86] Khaldi, Y., & Benzaoui, A. (2020, November). Region of interest synthesis using image-to-image translation for ear recognition. In *2020 International Conference on Advanced Aspects of Software Engineering (ICAASE)* (pp. 1-6). IEEE.
- [87] Benzaoui, A., Adjabi, I., & Boukrouche, A. (2017). Experiments and improvements of ear recognition based on local texture descriptors. *Optical Engineering*, 56(4), 043109-043109.
- [88] Jiang, L., Cai, Z., Wang, D., & Jiang, S. (2007, August). Survey of improving k-nearest-neighbor for classification. In *Fourth international conference on fuzzy systems and knowledge discovery (FSKD 2007)* (Vol. 1, pp. 679-683). IEEE.
- [89] Atia, N., Benzaoui, A., Jacques, S., Hamiane, M., Kourd, K. E., Bouakaz, A., & Ouahabi, A. (2022). Particle swarm optimization and two-way fixed-effects analysis of variance for efficient brain tumor segmentation. *Cancers*, 14(18), 4399.
- [90] Saleh, A. I., Shehata, S. A., & Labeeb, L. M. (2019). A fuzzy-based classification strategy (FBCS) based on brain–computer interface. *Soft Computing*, 23, 2343-2367.
- [91] Nguyen, B. P., Tay, W. L., & Chui, C. K. (2015). Robust biometric recognition from palm depth images for gloved hands. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, 45(6), 799-804.
- [92] Ouahabi, A. (2013). Image Denoising using Wavelets: Application in Medical Imaging. In *Advances in Heuristic Signal Processing and Applications* (pp. 287-313). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.