

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université 8 Mai 1945 Guelma

Faculté des Sciences et de la Technologie

Département d'Électronique et Télécommunications



MÉMOIRE

EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLOME DE

MASTER ACADEMIQUE

Domaine : Sciences et Technologie

Filière : Electronique

Spécialité : Instrumentation

Présenté par

Larafa Adra

Intitulé

Reconnaissance multi spectrales des empreintes palmaires basée sur

Le descripteur local BSIF

Sous la direction de :

Dr. Boualleq Abdelhalim

Année Universitaire : 2023/2024

Dédicace

Je tiens, de prime abord, à me prosterner en remerciant Allah le Tout-Puissant de m'avoir donné le courage et la patience pour mener à bien ce travail.

Je tiens à exprimer ma gratitude à ceux qui m'ont donné la chance de reprendre mes études à l'université après vingt ans d'absence. Leur confiance en moi a été une source d'inspiration et de motivation inestimable.

*À mon mari **Toufik**, dont le soutien indéfectible m'a accompagné tout au long de ce parcours.*

*Je remercie mon encadreur, Monsieur **Dr. Boualleg Abdelhalim**, Professeur à l'Université 8 Mai 1945 de Guelma, pour m'avoir fait l'honneur de diriger ce travail. Je lui suis reconnaissante pour ses précieux conseils, sa disponibilité, sa confiance scientifique en moi et ses discussions enrichissantes.*

À ceux qui m'ont tant donné sans rien demander, qui m'ont toujours offert leur soutien, n'ont épargné aucun effort pour m'aider, et m'ont inculqué mes principes. Aucun mot ne serait suffisant pour les remercier :

« Mes très chers parents ».

Je tiens également à remercier les membres du jury d'avoir accepté d'y participer et pour l'honneur qu'ils me font en expertisant mon travail.

Larafa Adra 

Résumé

Cette étude explore l'amélioration des systèmes d'identification personnelle en utilisant des images d'empreintes palmaires multispectrales. Notre objectif est de proposer un système de reconnaissance d'empreintes palmaires basé sur le descripteur local caractéristique des images statistiques binaires (BSIF : Binarized Statistical Image Features). Nous extrayons les caractéristiques de texture spécifiques afin de capter les particularités uniques de l'empreinte palmaire. Nous appliquons des méthodes de prétraitements pour diminuer ou bien éliminer l'effet de l'éclairage ou de l'ombre ; les images traitées sont ensuite encodées sous forme d'histogrammes à l'aide du descripteur BSIF, puis classifiées à l'aide d'un classifieur KNN (K-Nearest Neighbors). Le processus de reconnaissance commence par l'acquisition d'images multispectrales de l'empreinte palmaire après prétraitement d'élimination de lumière. Chaque spectre permet de révéler différentes couches et textures de la peau, offrant ainsi une richesse d'informations impossible à obtenir avec une seule image spectrale. Les descripteurs BSIF sont appliqués pour extraire des caractéristiques de texture fines et discriminantes, cruciales pour une identification précise. Une fois les caractéristiques extraites, elles sont représentées sous forme d'histogrammes qui capturent les variations texturales de l'empreinte. Ces histogrammes servent de vecteurs de caractéristiques pour le classifieur KNN, qui attribue ensuite une identité en comparant les caractéristiques extraites avec celles d'une base de données de référence. Nous avons testé notre système sur les bases de données MS-CASIA et MS-POLYU. Les résultats montrent que notre approche offre des performances remarquables en termes de précision et de robustesse. Les images multispectrales permettent une meilleure distinction des empreintes palmaires, réduisant ainsi le taux de fausses acceptations et de faux rejets. En conclusion, l'utilisation d'empreintes palmaires multispectrales et de descripteurs BSIF, combinée à un classifieur KNN, représente une avancée significative dans le domaine de l'identification biométrique. Ce système démontre une grande efficacité et pourrait être appliqué dans divers contextes nécessitant une identification personnelle fiable et sécurisée.

Mots clés : *Biométrie, Empreintes palmaires, Multispectral, Identification, Classification, Descripteurs locaux, KNN, BSIF*

Abstract

This study explores the improvement of personal identification systems using multispectral palm print images. Our objective is to propose a palm print recognition system based on the local characteristic descriptor of binary statistical images (BSIF: Binarized Statistical Image Features). We extract specific texture characteristics in order to capture the unique features of the palm print. We apply pre-treatment methods to reduce or eliminate the effect of lumination or shadow; the processed images are then encoded as histograms using a BSIF descriptor and then classified using a K-Nearest Neighbors (KNN) classifier. The recognition process begins with the acquisition of multispectral images of the palm print after light removal pretreatment. Each spectrum helps reveal different layers and textures of the skin, thus offering a wealth of information impossible to obtain with a single spectral image. BSIF descriptors are applied to extract fine, discriminating texture features, crucial for accurate identification. Once the features are extracted, they are represented as histograms that capture textural variations in the footprint. These histograms serve as feature vectors for the KNN classifier, which then assigns an identity by comparing the extracted features with those in a reference database. We tested our system on the MS-CASIA and MS-POLYU databases. The results show that our approach offers remarkable performance in terms of accuracy and robustness. Multispectral images allow for better distinction of palm prints, thus reducing the rate of false acceptances and false rejections. In conclusion, the use of multispectral palm prints and BSIF descriptors, combined with a KNN classifier, represents a significant advance in the field of biometric identification. This system demonstrates great efficiency and could be applied in various contexts requiring reliable and secure personal identification.

Keywords : *Biometrics, Palm prints, Multispectral, Identification, Classification, Local descriptors, KNN, BSIF.*

ملخص

تستكشف هذه الدراسة تحسين أنظمة تحديد الهوية الشخصية باستخدام صور بصمة راحة اليد متعددة الأظياف. هدفنا هو اقتراح نظام التعرف على بصمة راحة اليد على أساس واصف الخصائص المحلية للصور الإحصائية الثنائية (BSIF) ميزات الصور الإحصائية الثنائية. (نستخرج خصائص نسيج محددة من أجل التقاط الميزات الفريدة لبصمة راحة اليد. نحن نطبق طرق ما قبل المعالجة لتقليل أو القضاء على تأثير الإضاءة أو الظل. ثم يتم ترميز الصور المعالجة كرسوم بيانية باستخدام واصف BSIF ثم تصنيفها باستخدام مصنف K-Nearest Neighbors (KNN) تبدأ عملية التعرف بالحصول على صور متعددة الأظياف لبصمة راحة اليد بعد المعالجة المسبقة لإزالة الضوضاء. يساعد كل طيف في الكشف عن طبقات وأنسجة مختلفة من الجلد، بالتالي تقديم ثروة من المعلومات التي يستحيل الحصول عليها باستخدام صورة طيفية واحدة. يتم تطبيق واصفات BSIF لاستخراج ميزات نسيج دقيقة وتمييزية، وهي ضرورية لتحديد دقيق. بمجرد استخراج المعالم، يتم تمثيلها كرسوم بيانية تلتقط الاختلافات التركيبية في المساحة. تعمل هذه الرسوم البيانية كمتجهات معالم لمصنف KNN، والذي يقوم بعد ذلك بتعيين هوية من خلال مقارنة الميزات المستخرجة مع تلك الموجودة في قاعدة بيانات مرجعية. اختبرنا نظامنا على قواعد بيانات MS-CASIA و-MS POLYU تظهر النتائج أن نهجنا يقدم أداء راعا من حيث الدقة والمتانة. تسمح الصور متعددة الأظياف بتمييز أفضل لبصمات راحة اليد، وبالتالي تقليل معدل القبول الخاطئ والرفض الخاطئ. في الختام، يمثل استخدام بصمة راحة اليد متعددة الأظياف وواصفات BSIF، جنبا إلى جنب مع مصنف KNN، تقدما كبيرا في مجال تحديد الهوية البيومترية. ويظهر هذا النظام كفاءة كبيرة ويمكن تطبيقه في سياقات مختلفة تتطلب تحديد هوية شخصية موثوقة وآمنة.

الكلمات المفتاحية: القياسات الحيوية، بصمة راحة اليد، متعدد الأظياف، تحديد الهوية، التصنيف، الواصفات المحلية، استخدام

المصنف KNN

Liste des figures

Figure 1.1 : Mode de fonctionnement des systèmes biométriques (vérification).....	20
Figure 1.2 : Mode de fonctionnement des systèmes biométriques (identification) ...	21
Figure 1.3 : Catégories des modalités biométriques.....	22
Figure 1.4 : Dispositif de reconnaissance de la géométrie de main (a), géométrie de la main (b) et (c)...	22
Figure 1.5 : Empreinte digitale (a), Dispositif de reconnaissance d'une empreinte digital (b).....	22
Figure 1.6 : L'empreinte palmaire.....	23
Figure 1.7 : Le visage	23
Figure 1.8 : La rétine	24
Figure 1.9 : L'iris	24
Figure 1.10 : L'empreinte de l'oreille.....	24
Figure 1.11 : L'écriture (la signature)	25
Figure 1.12 : La dynamique de frappe au clavier.....	25
Figure 1.13 : La voix (Reconnaissance vocale).....	25
Figure 1.14 : La démarche.....	26
Figure 1.15 : Image d'ADN.....	27
Figure 1.16 : Reconnaissance des veines.....	27
Figure 1.17 : Diagramme de FAR et FRR.....	33
Figure 1.18 : Courbe ROC.....	34
Figure 1.19 : Les applications des systèmes biométriques.....	35
Figure 2.1 : Paume de la main.	38
Figure 2.2 : Caractéristique géométrique de palmprint.....	39
Figure 2.3 : Les plis de flexions de la paume de la main.....	39
Figure 2.4 : Les minuties de palmprint.....	40
Figure 2.5 : Les points de référence de l'empreinte palmaire.....	40
Figure 2.6 : Identification -a- hors ligne -b- en ligne.....	41
Figure 2.7 : Structure du dispositif d'imagerie multispectrale d'empreintes palmaires.....	42
Figure 2.8 : Prototypé du système proposé multispectral.....	42
Figure 2.9 : Echantillon d'une empreinte palmaire multispectrale.....	43
Figure 2.10 : Processus du système de reconnaissance palmaire	46
Figure 3.1 : Construction d'un motif binaire et calcul du code LBP.....	54
Figure 3.2 : Organigramme du Descripteur LPQ.....	56
Figure 3.3 : Un exemple simple de classification par 3 plus proches voisins.....	59

Figure 3.4 : SVM linéaire séparation par une ligne droite(a), SVM non linéaire séparation par une courbe (b)	60
Figure 3.5 : Algorithme machine à vecteur de support (SVM)	61
Figure 3.6 : Classification des réseaux neuronaux	62
Figure 4.1 : Dispositif d'imagerie Multi Spectrale.....	65
Figure 4.2 : Six images d'empreintes palmaires typiques dans la base de données MS-CASIA.....	66
Figure 4.3 : Échantillons de ROI d'empreintes palmaires de la base MS-PolyU.....	67
Figure 4.4 : Architecture générale du système de reconnaissance d'empreintes palmaires	69
Figure 4.5 : Image capturée en lumière Bleue.	69
Figure 4.6 : La distribution Gaussienne	70
Figure 4.7 : Réponse fréquentielle d'une Différence de Gaussienne -DoG-	71
Figure 4.8 : Systèmes de reconnaissance d'empreintes palmaires proposés... ..	73
Figure 4.9 : Taux de reconnaissance MS-CASIA utilisant tous les filtres BSIF pour le spectre 460L pour k=5 sans prétraitement.....	74
Figure 4.10 : Taux de reconnaissance MS-CASIA utilisant tous les filtres BSIF pour le spectre 460L pour k=5 avec Tan-Triggs	75
Figure 4.11 : Taux de reconnaissance MS-CASIA utilisant tous les filtres BSIF pour le spectre 630L pour k=5 avec Tan-Triggs	75
Figure 4.12 : Taux de reconnaissance MS-CASIA utilisant tous les filtres BSIF pour le spectre 460L pour k=5 avec DOG.....	76
Figure 4.13 : Résultats des taux de reconnaissance multispectral MS -CASIA après l'ajustement de gamma sur l'ensemble des filtres pour tous les spectres	77
Figure 4.14 : Résultats des taux de reconnaissance multispectral MS CASIA après l'ajustement DOG pour tous les spectres.....	78
Figure 4.15 : Taux de reconnaissance MS-CASIA utilisant tous les filtres BSIF pour le spectre 460L pour k=5 avec la méthode Tan-Triggs et DOG	79
Figure 4.16 : Taux de reconnaissance MS-CASIA utilisant tous les filtres BSIF pour le spectre 630L pour k=5 avec la méthode Tan-Triggs et DOG	79
Figure 4.17 : Taux de reconnaissance MS-CASIA utilisant tous les filtres BSIF pour le spectre 940L pour k=5 avec la méthode Tan-Triggs et DOG.....	79
Figure 4.18 : Taux de reconnaissance MS-CASIA utilisant tous les filtres BSIF pour le spectre 850L pour k=5 avec la méthode Tan-Triggs et DOG	80
Figure 4.19 : Taux de reconnaissance MS-CASIA utilisant tous les filtres BSIF pour le spectre 700L pour k=5 avec la méthode Tan-Triggs et DOG	80

Figure 4.20 : Taux de reconnaissance MS-CASIA utilisant tous les filtres BSIF pour le spectre WHT pour $k=5$ avec la méthode Tan-Triggs et DOG	80
Figure 4.21 : Taux de reconnaissance MS-CASIA utilisant tous les filtres BSIF pour le spectre 460 pour $k=6$ avec la méthode Tan-Triggs et DOG	81
Figure 4.22 : Taux de reconnaissance MS-CASIA utilisant tous les filtres BSIF pour le spectre 630 pour $k=6$ avec la méthode Tan-Triggs et DOG	81
Figure 4.23 : Taux de reconnaissance MS-CASIA utilisant tous les filtres BSIF pour le spectre 700 pour $k=6$ avec la méthode Tan-Triggs et DOG	81
Figure 4.24 : Taux de reconnaissance MS-CASIA utilisant tous les filtres BSIF pour le spectre 700 pour $k=6$ avec la méthode Tan-Triggs et DOG	82
Figure 4.25 : Taux de reconnaissance MS-CASIA utilisant tous les filtres BSIF pour le spectre 940 pour $k=6$ avec la méthode Tan-Triggs et DOG	82
Figure 4.26 : Taux de reconnaissance MS-CASIA utilisant tous les filtres BSIF pour le spectre WHT pour $k=6$ avec la méthode Tan-Triggs et DOG	82

Liste des tableaux

Tableau 1.1 : Avantages et inconvénients des différentes technologies biométriques et leurs domaines d'application.....	29
Tableau 1.2 : Comparaison entre les différentes caractéristiques des modalités biométriques.....	32
Tableau 4.1 : Différence entre les bases de données.....	67
Tableau 4.2 : Les meilleurs taux de reconnaissance multispectral MS CASIA Pour ($\gamma = 0.1$) Pour ($\gamma = 0.1$)	77
Tableau 4.3 : Les meilleurs taux de reconnaissance multispectral MS CASIA Pour ($\text{DOG} = 1.8$) ...	78
Tableau 4.4 : Taux de reconnaissance MS-CASIA dans le filtre 26 avec $k=5$ $k=6$	84
Tableau 4.5 : Résultat final des Taux de reconnaissance MS CASIA.....	84
Tableau 4.6 : Taux de reconnaissance MS-POLY	85
Tableau 4.7 : Recapitulatif Resultat Final MS- POLYU et MS- CASIA	86
Tableau 4.8 : Comparaison de notre méthode avec d'autres approches spécifiant le spectre dans la base de MS-CASIA.....	87
Tableau 4.9 : Comparaison de notre méthode avec d'autres approches spécifiant le spectre dans la base de POLYU.....	87

Liste des abréviations

FBI	:	Fédéral Bureau of Investigation : Bureau fédéral d'investigation
IAFIS	:	Integrated Automated Fingerprint Identification System : Système automatisé intégré d'identification par empreintes digitales
ANSI	:	American National Standards Institute : Institut national américain de normalisation
NIST	:	National Institute of Standards and Technologie : Institut national des normes et de la technologie
PIN	:	Personal Identification Number : Numéro d'identification personnel
ADN	:	Acide Désoxyribose Nucléique
FRR	:	False Rejection Rate : Taux de faux rejets
FAR	:	False Acceptance Rate : Taux de fausse acceptation
ROC	:	Receiver Operating Characteristic : Caractéristiques de Fonctionnement du Récepteur
EER	:	Equal Error Rate : Taux d'erreur égal
NIR	:	Near InfraRed : Proche infrarouge
CCD	:	Charge Coupled Device : Dispositif à couplage de charge
CAN	:	Convertisseur Analogique-Numérique
ROI	:	Region Of Interest : Région d'intérêt
LBP	:	Local Binary Pattern : Modèle binaire local
LPQ	:	Local phase quantization : Quantification de phase locale.
BSIF	:	Binarized Statistical Image Features : Caractéristiques des images statistiques binarisées
DFT	:	Discrete Fourier Transform : Transformée de fourier discrète
ACP	:	Analyse en Composantes Principales
LDA	:	Analyse Discriminante Linéaire
CHVD	:	Competitive Hand Valley Detection : Détection compétitive de la vallée de la main
PPI	:	Pixels Per Inch : Pixels par pouce
NND	:	Nearest Neighbour Distance : Distance du voisin le plus proche
BPNN	:	BackPropagation Neural Network : Réseau neuronal à rétropropagation
KNN	:	K-Nearest Neighbour : Algorithme K-plus proche voisin

- DWT** : Discrete Wavelet Transform : Transformée en ondelettes discrète
- 2DWFT** : Two-dimensional Windowed Discrete Fourier Transform : transformée de Fourier discrète fenêtrée bidimensionnelle
- SVM** : Support Vector Machine : Machine à vecteurs de support
- RNA** : Réseaux neuronaux artificiels
- MS-CASIA** : MultiSpectral Chinese Academy of Sciences Institute of Automation
- MS-POLYU** : MultiSpectral POLYtechnic University: The Hong Kong Polytechnic University
- WHT** : WHITE: Lumière Blanche
- NIR** : Near InfraRed: Proche infrarouge
- TT** : Tan et Triggs
- DOG** : Différence Of Gaussien : Différence de gaussien
- KFA** : Kernel Fisher Analysis : Analyse de Fisher du noyau

TABLE DES MATIÈRES

LISTE DES FIGURES	06
LISTE DES TABLEAUX	08
LISTE DES ABREVIATION	09
INTRODUCTION GENERALE	15
CHAPITRE 1 : LA BIOMRTRIE	18
1.1 Introduction	18
1.2 Présentation générale de la biométrie	18
1.3 Structure des systèmes biométriques	19
1.3.1 Modules des systèmes biométriques	19
1.3.1.1 Module d'acquisition.....	19
1.3.1.2 Module de prétraitement.....	19
1.3.1.3 Module d'extraction des caractéristique.....	19
1.3.1.4 Module de comparaison et décision.....	19
1.3.2 Mode de fonctionnement des systèmes biométriques	20
1.3.2.1 Mode de vérification.....	20
1.3.2.2 Mode d'identification.....	20
1.4 Modalités biométriques émergentes	21
1.4.1 Modalités morphologiques (physiologiques)	22
1.4.1.1 La géométrie de main	22
1.4.1.2 Empreinte digitale.....	22
1.4.1.3 L'empreinte palmaire.....	23
1.4.1.4 Le visage.....	23
1.4.1.5 l'iris.....	23
1.4.1.6 La rétine	24
1.4.1.7 L'empreinte de l'oreille.....	24
1.4.2 Modalités comportementale	24
1.4.2.1 L'écriture (la signature).....	24
1.4.2.2 La dynamique de frappe au clavier.....	25
1.4.2.3 La voix (Reconnaissance vocale).....	25
1.4.2.4 La démarche.....	26
1.4.3 Modalités biologiques	26
1.4.3.1 L 'ADN	26
1.4.3.2 Veines de la main	26

1.5	Représentation comparative entre quelques modalités Biométriques	27
1.6	Performance des systèmes biométriques	29
1.7	Evaluation d'un système biométrique	32
1.7.1	Evaluation de l'identification	32
1.7.2	Evaluation de la vérification.....	32
1.8	Champ d'application des systèmes biométriques	34
1.8.1	Contrôle d'accès physiques aux locaux	34
1.8.2	Contrôle d'accès logiques aux systèmes d'informations	34
1.8.3	Applications légales (juridique).....	35
1.9	Les avantages et les inconvénients de la biométrie	35
1.9.1	Les avantages de la biométrie.....	35
1.9.2	Les inconvénients de la biométrie.....	36
1.10	Conclusion	36
	CHAPITRE 2 : SYSTEME DE RECONNAISSANCE DES EMPREINTES	
	PALMAIRES	38
2.1	Introduction	38
2.2	Définition de l'empreinte palmaire	38
2.3	Les caractéristiques d'une empreinte palmaire	38
2.3.1	Caractéristiques géométriques	39
2.3.2	Caractéristiques des lignes principales	39
2.3.3	Caractéristiques des minuties	39
2.3.4	Caractéristiques des rides.....	40
2.3.5	Les points de référence.....	40
2.4	Catégories d'identification par l'empreinte palmaire	40
2.4.1	L'identification hors ligne.....	41
2.4.2	L'identification en ligne.....	41
2.5	Empreinte palmaire multi spectrale	41
2.6	Dispositif de capture des images d'empreinte palmaire en ligne	42
2.7	Techniques de reconnaissance palmaire	43
2.7.1	Approche basée sur la texture.....	43
2.7.2	Approche basée sur les statistiques.....	44
2.7.3	Approche basée sur le sous-espace	44
2.7.4	Approche basée sur les lignes.....	45
2.8	Système de reconnaissance d'empreinte palmaire	45
2.8.1	Acquisition	46

2.8.2	Prétraitement	47
2.8.3	Extraction des caractéristiques.....	48
2.8.4	Classification (Matching).....	49
2.9	Avantages et Inconvénients d'empreinte palmaire	50
2.9.1	Avantages	50
2.9.2	Inconvénients	50
2.10	Conclusion	51
	CHAPITRE 3 : DESCRIPTEURS LOCAUX ET CLASSIFICATION	53
3.1	Introduction	53
3.2	Descripteur locaux	53
3.2.1	Motifs binaires locaux (LBP).....	53
3.2.2	Quantification de phase locale (LPQ)	54
3.2.3	Fonctionnalités d'image statistique binaires (BSIF).....	56
3.2.4	Analyse en Composantes Principales (ACP)	57
3.3	Les Algorithmes de classification	58
3.3.1	Algorithme du K-voisin le plus proche (KNN).....	58
3.3.1.1	Les étapes d'une classification.....	59
3.3.1.2	Classification par mesure de distance.....	59
3.3.2	Classification par SVM	60
3.3.3	Classifieur de réseaux neuronaux.....	61
3.4	Conclusion	63
	CHAPITRE 4 : METHODOLOGIE, EXPERIMENTATIONS ET RESULTATS ...	64
4.1	Introduction	65
4.2	Les bases de données	65
4.2.1	Base de données de l'empreinte palmaire MS-CASIA.....	65
4.2.2	Base de données multi spectrale (MS-PolyU)	67
4.3	Vue générale du processus et méthode de reconnaissance palmaires	68
4.4	Les Méthodes de prétraitement	69
4.4.1	La méthode Tan et Triggs (TT).....	69
4.4.2	L'analyse de Fisher par noyau (KFA).....	72
4.5	Méthode proposée et résultats expérimentaux	73
4.6	Résultats et Discussion	74
4.6.1	Méthode proposée sans prétraitement.....	74
4.6.2	Méthode proposée avec prétraitement.....	74
4.7	Discussion Résultats de la base de données MS-CASIA	83

4.8	Discussion du résultat de la base de données MS-POLYU.....	85
4.9	Comparaison de notre méthode avec d'autres approches.....	86
4.10	Conclusion.....	88
	CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVE.....	90
	BIBLIOGRAPHIE	91

INTRODUCTION GENERALE

Le besoin d'accès sécurisés automatisés à des environnements physiques ou virtuels, notamment pour des services personnalisés, est en pleine croissance. Ces besoins requièrent des moyens fiables pour vérifier l'identité d'une personne qui se présente au système d'accès. Or les moyens classiques reposant sur des mots de passe ou des cartes magnétiques associées à un code personnel présentent un certain nombre d'inconvénients. Un mot de passe peut être oublié ou volé par un autre individu, ou même cédé à quelqu'un d'autre, les cartes d'accès peuvent également être perdues ou volées. C'est ainsi que l'exploitation de caractéristiques ou mesures liées à la physiologie même de l'individu (sa voix, son visage, sa signature, ses empreintes digitales, la forme de sa main,) est apparue naturellement comme la solution la plus fiable, chacune de ces différentes mesures est appelée "modalité biométrique". Les systèmes biométriques constituent un instrument efficace de lutte contre la fraude, pour assurer la sécurité des échanges financiers et commerciaux, l'accès légitime aux services gouvernementaux, et contrer le vol d'identité sous toutes ses formes. Parmi les nouvelles modalités biométriques utilisées en ce moment nous nous intéressons aux empreintes palmaires des individus (palmprints) [1]. Les travaux réalisés, jusqu'à présent, sur la reconnaissance des individus par leurs palmprints se sont basés sur le prétraitement et l'extraction des caractéristiques principales des images de palmprints afin d'avoir une meilleure classification. Notre objectif à travers ce travail est de se baser sur la classification en utilisant l'apprentissage automatique, notamment une méthode robuste de classification. Historiquement, L'idée de la reconnaissance des paumes pour l'identification des personnes est suggérée pour la première fois en 1858 par Mr William Herschel qui travaille en Inde auprès des personnes qui ne savent pas écrire leur nom et qui se serrent la main à l'encre pour imprimer une forme de main sur le contrat comme une sorte de pièce d'identité [2]. Fin 1994, le premier système automatisé d'identification des empreintes digitales (AFIS) semble imprimer la paume de la main [3], lors de la Entre 2002 et 2004, le Fédéral Bureau of Investigation (FBI) a pu développer les services nationaux Des empreintes palmaires qui améliorent la capacité des forces de l'ordre à identifier les criminels et réduisent le temps de résolution Crimes et améliorer l'exactitude de l'identification grâce à l'identification automatisée intégrée des empreintes digitales Système (IAFIS) [4]. Aujourd'hui, l'Australie possède la plus grande bibliothèque d'empreintes de palmiers au monde, où le National Le système automatisé d'identification d'empreintes digitales compte 4,8 millions d'empreintes, ce système est compatible avec le National Normes de l'American National Standards Institute (ANSI)/National Institute of Standards and Technologie (NIST) pour l'échange de données qui rendra le processus d'échange des ensembles de données d'impression avec l'Interpol ou le FBI lorsque cela est nécessaire [5].

Le système de reconnaissance de la paume de la main est un système développé qui peut être utilisé dans de nombreux domaines de travail et institutions pour identifier les personnes. Ce travail a examiné les méthodes et les techniques utilisées dans la reconnaissance à l'aide de techniques d'intelligence artificielle basées sur les recherches antérieures dans la littérature : le processus de reconnaissance se fait brièvement en quatre étapes ; la première étape est le prétraitement des données, la deuxième est le traitement, la troisième est l'extraction des caractéristiques, la quatrième et la dernière est la reconnaissance ou la mise en correspondance des données d'entrée avec les données enregistrées dans le système. [6]

ce manuscrit est composé de quatre chapitres encadrés par une introduction générale et une Conclusion générale.

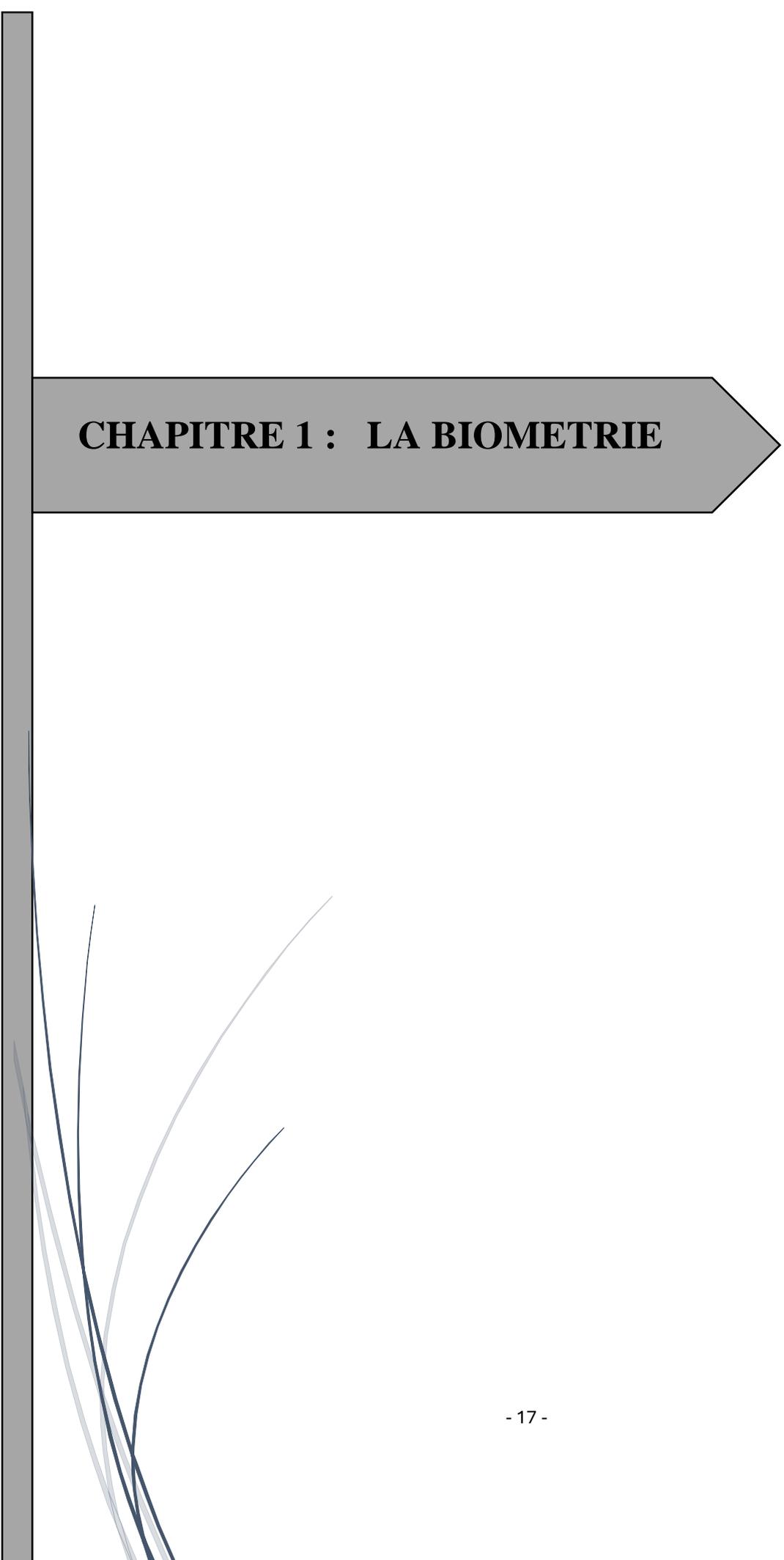
Le premier chapitre en introduisant la notion de la biométrie la structure d'un système biométrique ainsi que ses critères d'évaluation. La description des modalités biométriques et le champ d'application de la biométrie. Nous insistons plus particulièrement sur l'utilisation des empreintes Palmaires.

Le deuxième chapitre est consacré à introduire la notion de la biométrie des empreintes palmaire, leur Principes de reconnaissances ainsi les différent Technique d'acquisition des empreintes palmaires. Ensuite nous détaillons le Traitement et le prétraitement des images palmaires. On a cité quelque Défis et solution dans la reconnaissance des empreintes palmaires.

Le troisième chapitre, nous explorerons en détail l'importance des descripteurs locaux dans le domaine spécifique de la reconnaissance des empreintes palmaires. Nous examinerons les différentes techniques de descripteurs locaux, leurs avantages et leurs limitations, ainsi que leur intégration dans les systèmes de reconnaissance d'empreintes palmaires.

Le quatrième chapitre nous entamons par une présentation détaillée des bases de données de test élaborées dans le cadre de ce mémoire. Cette section est suivie d'une exposition des résultats obtenus grâce aux méthodes proposées, accompagnée d'une analyse comparative avec d'autres approches existantes. Nous concluons ensuite ce chapitre par une réflexion sur les implications de ces résultats et par des suggestions pour des recherches futures. En, nous terminons par une conclusion dans laquelle nous dressons un bilan et une synthèse global. du travail effectue, et nous discutons un ensemble de perspectives qui peuvent être considérées

Comme des directions de recherche future.



CHAPITRE 1 : LA BIOMETRIE

1.1 Introduction :

Dès le jeune âge, la plupart des humains se reconnaissent facilement. un voix, un visage ou une façon de se déplacer familiers aident à identifier les membres de la famille, procurant ainsi un sentiment de réconfort et de sécurité. Lorsque nous nous retrouvons parmi des étrangers, lorsque nous ne reconnaissons pas les personnes qui nous entourent, nous sommes plus enclins à prudence concernant notre sécurité. Cette faculté de reconnaître les autres ne sont pas infaillible. Nous pouvons être induits en erreur par une ressemblance physique ou extérieure, une connaissance occasionnelle peut être incapable de détecter les différences entre des jumeaux identiques. bien que ce mécanisme puisse parfois conduire à des confusions, il reste un moyen pour des membres des petites communautés de s'identifier les uns des autres. Quand nous cherchons à reconnaître des individus appartenant à une large communauté, nous devons trouver des moyens d'automatiser cette reconnaissance, c'est la raison pour laquelle la biométrie est née. Actuellement, l'utilisation des systèmes biométriques est en expansion. La valeur du marché de la biométrie a atteint 5 milliards de dollars en 2011, et plus de 12 milliards de dollars en 2015, [7] ce qui reflète l'engouement vers l'utilisation de la biométrie de par sa robustesse et son efficacité par rapport à d'autres techniques traditionnelles

1.2 Présentation générale de la biométrie : Le terme biométrie se compose du terme « bio » (du grec ancien βίος qui signifie « vie » et du terme « métrie » (du grec ancien μέτρον, qui signifie « mesure ». Ainsi, dans son sens premier, biométrie signifie « mesure du vivant » et fait référence à l'étude scientifique et quantitative du monde vivant et des êtres vivants. La biométrie fait maintenant surtout référence à l'ensemble des techniques utilisées pour identifier un individu grâce à certaines de ses caractéristiques physiologiques et comportementales [8].

Les méthodes basiques d'identification d'individus reposent en général, sur ce que l'on sait (code PIN, mot de passe) ou sur ce que l'on possède (badge, carte à puce, carte d'identité) [9]. De telles méthodes sont en général très insatisfaisantes, car peu fiables. Par exemple, la gestion d'un trop grand nombre de mots de passe ou de codes peut être un véritable casse-tête pour les individus. Par souci de simplicité, beaucoup de personnes sont amenées à choisir des mots de passe trop basiques, donc facilement décodables par des logiciels dédiés. Par ailleurs, les mots de passe sont très souvent gardés en mémoire des moyens de communications (ordinateurs, téléphones portables, ...). Ils peuvent donc être facilement détournés. Plus simplement, un mot de passe peut être oublié. En ce qui concerne les cartes à puces, les badges et les cartes d'identités, ceux-ci peuvent être perdus, volés, ou falsifiés. Avec de telles méthodes, ce n'est pas l'individu qui est directement identifié mais un objet physique ou virtuel [10]. C'est bien qu'on peut définir la biométrie comme étant « la reconnaissance automatique d'une personne en utilisant des traits distinctifs ». La biométrie peut regrouper « toutes les caractéristiques morphologiques et comportementales et

biologique ou traits personnels automatiquement mesurables, robustes et distinctives qui peuvent être utilisées pour identifier un individu ou pour vérifier l'identité prétendue d'un individu » telles que : l'empreinte digitale, le visage, l'iris, la géométrie de la main , la démarche, la frappe au clavier, la signature ext. [11]

1.3 Structure des systèmes biométriques : Les systèmes biométriques se composent généralement de plusieurs modules essentiels, dont le module d'acquisition, le module de prétraitement, le module d'extraction des caractéristiques et le module de comparaison et décision, et fonctionnent en modes de vérification et d'identification .

1.3.1 Modules des systèmes biométriques

1.3.1.1 Module d'acquisition : c'est le premier composant d'un système biométrique, il permet l'acquisition des données biométriques d'un individu à partir d'un capteur biométrique. Pour les images de visage et de l'iris, le capteur est généralement une caméra, pour les empreintes digitales, le capteur est généralement un scanner, pour les données vocales, le capteur est un microphone. La qualité du module d'acquisition a un impact significatif sur la performance du système et sensible aux conditions environnementales (changements de luminosité d'une image), qualité de capteur (dpi de l'image), facteur humain (variation de la pose).

1.3.1.2 Module de prétraitement : Afin de résoudre les problèmes liés à la mauvaise qualité, il est possible d'effectuer divers prétraitements avant l'étape d'extraction des paramètres. La qualité de l'image joue un rôle important afin d'améliorer les performances de reconnaissance. Une bonne qualité d'image assure un taux de reconnaissance plus élevé que les images bruitées ou mal alignées. Ces prétraitements permettent généralement de réduire les variations de formes (rotation, taille) et de rendre l'image uniformément éclairée telles que la normalisation de l'éclairage, le débruitage et le lissage de l'image, ...etc. Ainsi, l'image apparaît comme une image acquise dans de bonnes conditions, comparables à celles de l'image de référence.

1.3.1.3 Module d'extraction des caractéristiques : Le rôle du processus d'extraction des caractéristiques est d'extraire des valeurs biométriques qui idéalement doivent décrire uniquement un individu, afin que les données biométriques collectées auprès d'un même individu, à des instants différents, soient «similaires», tandis que celles recueillies auprès de différents individus soient «dissemblables». L'objectif essentiel est de concentrer l'information présente dans la forme biométrique en un ensemble réduit de données, discriminantes et représentatives, le résultat de ce module est un vecteur de caractéristique.

1.3.1.4 Module de comparaison et décision : C'est le module le plus important et le plus complexe, l'intégration des techniques de reconnaissance des formes se situe d'ailleurs à ce niveau. Après que toutes les formes ont été apprises dans la phase d'enregistrement, ce module permet de confirmer ou de rejeter l'identité revendiquée sur la base du score de ressemblance en mode vérification ou bien de donner l'identité qui correspond à la forme soumise lors de l'identification. [27]

1.3.2 Mode de fonctionnement des systèmes biométriques : Les systèmes biométriques fonctionnent selon deux modes vérification et Identification.

1.3.2.1 Mode de vérification : Appelée souvent reconnaissance positive, une personne soumet sa propre biométrie au système et revendique une identité particulière au moyen d'un code PIN, d'un nom de connexion, etc. Le système compare les caractéristiques de la biométrie soumise avec celle qui présume l'avoir dans la base de références en effectuant une comparaison : la question à poser est « est-ce que cette biométrie provient de moi ? », le système répond par oui ou non. La vérification de l'identité est utilisée dans le but d'empêcher plusieurs personnes de s'attribuer une même identité. Les applications comprennent les connexions de l'ordinateur, les guichets automatiques, le commerce électronique, le contrôle d'accès et l'authentification des utilisateurs sur les appareils mobiles [12]. Au moment du test, deux situations peuvent se produire : On parle d'accès légitime ou accès client lorsqu'une personne x clame sa propre identité x auprès du système de vérification biométrique. On parle d'accès illégitime ou accès imposteur lorsqu'une personne x clame une identité y différente de la sienne ($x \neq y$). La personne y est la cible de l'imposteur x. **Figure 1.1**

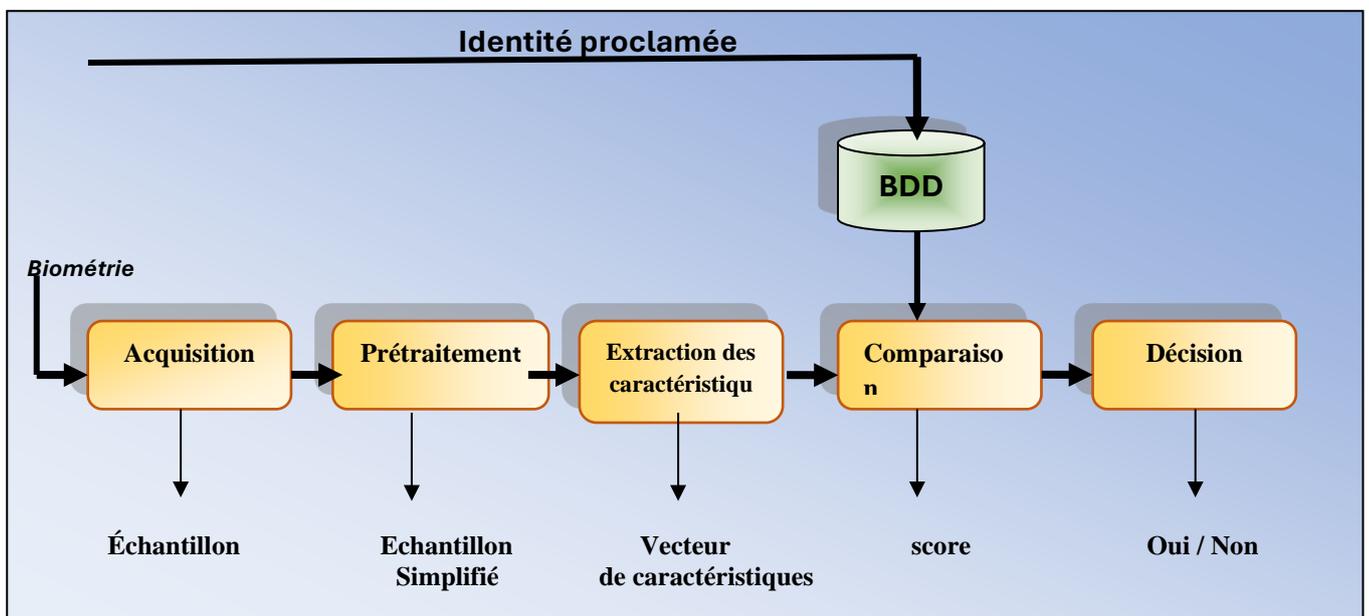


Figure 1.1 : Mode de fonctionnement des systèmes biométriques (vérification)

1.3.2.2 Mode d'identification : Dans ce mode, le système tente de reconnaître l'utilisateur en comparant la signature biométrique soumise à toutes les signatures inscrites dans la base de données en effectuant une comparaison 1 : N (un-à-plusieurs) sans revendication d'identité spécifique de la part de l'utilisateur. L'identification est un élément crucial de la reconnaissance négative lorsque l'utilisateur refuse de détenir une identité particulière. En fait, la reconnaissance négative empêche un individu d'utiliser plusieurs identités. Les applications incluent l'utilisation des cartes d'identité, de passeports, de permis de conduire, les passages frontaliers et de remboursement des assurances **Figure 1.2.** [14]

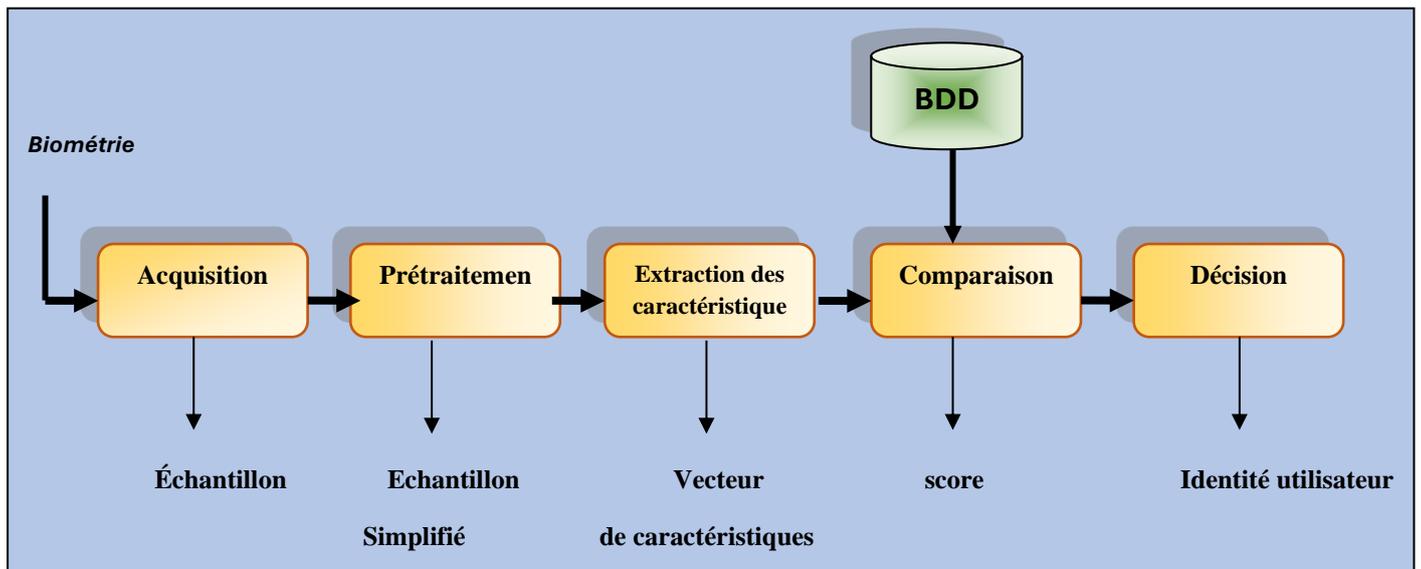


Figure 1.2: Mode de fonctionnement des systèmes biométriques (identification)

1.4 Modalités biométriques émergentes : Dans cette section nous nous intéressons aux différentes modalités biométriques instaurées d'une manière relativement récente. Ces modalités constituent une orientation vers des nouvelles tendances des travaux de recherche en biométrie. On peut distinguer trois Catégories **Figure 1.3.**

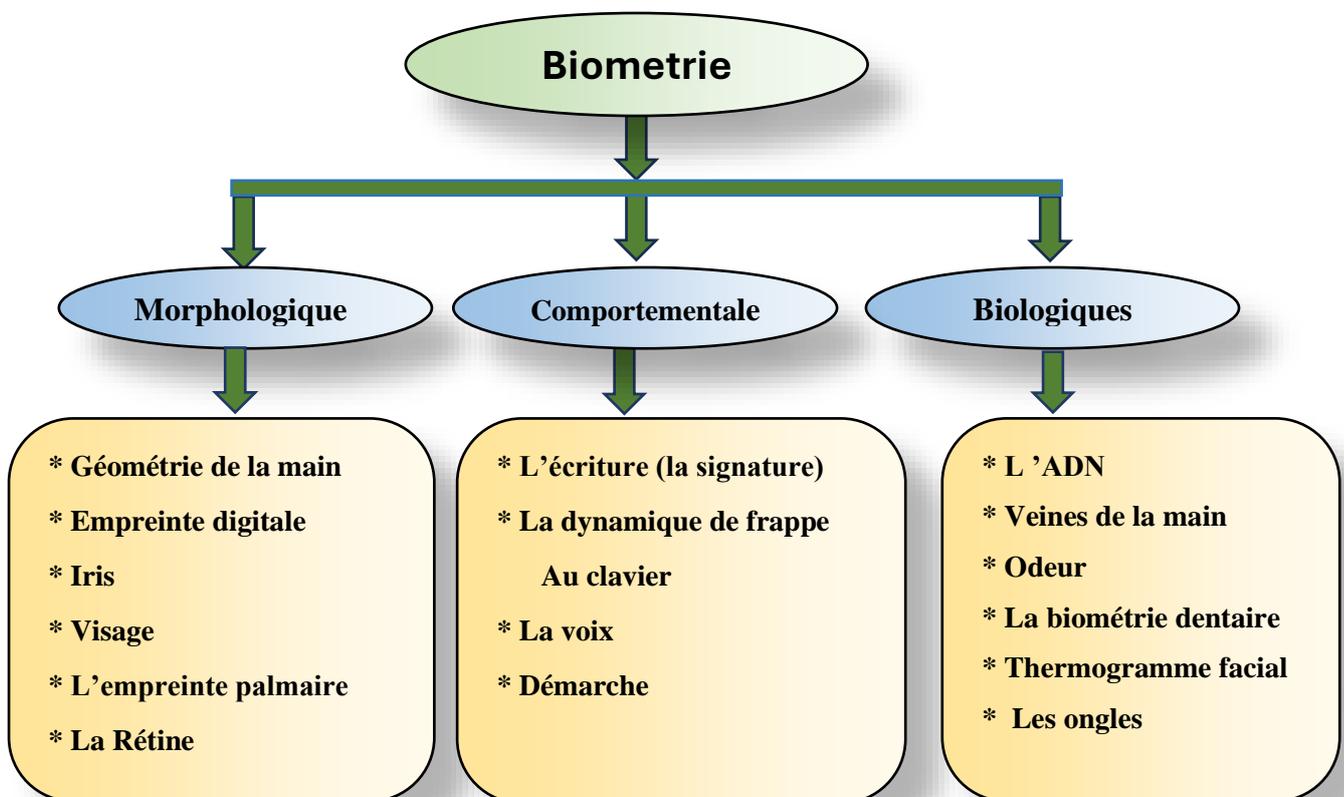
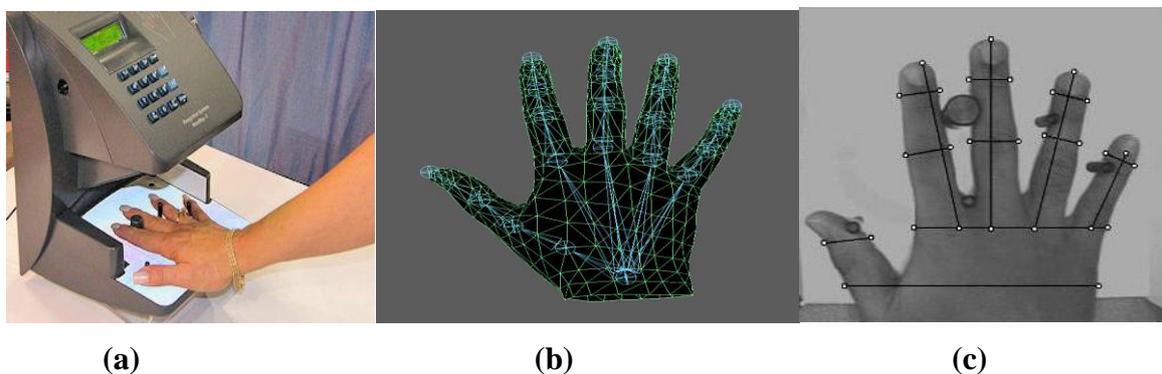


Figure1.3 : Catégories des modalités biométriques

1.4.1 Modalités morphologiques (physiologiques) : Elle est basée sur l'identification de traits physiologique particuliers qui sont uniques et permanents pour toute personne. Cette catégorie regroupe la géométrie de main, l'iris de l'œil, l'empreinte palmaire, les empreintes digitales, les traits du Visage, etc.

1.4.1.1 La géométrie de main : Cette modalité est habituellement employée pour le contrôle d'accès physique, ainsi que pour le pointage horaire, notamment dans certaines administrations. Cette forme de biométrie consiste en l'analyse de 90 caractéristiques de la main, dont la longueur et la largeur des doigts, mais aussi de la paume, la forme des articulations ou encore le dessin des lignes de la main. Pour la phase de capture, la personne pose sa main sur une platine. Les emplacements du pouce, de l'index et du majeur sont matérialisés comme sur la photo ci-dessus. Une analyse sous deux angles différents est réalisée, afin d'obtenir un rendu en trois dimensions **Figure 1.4.** [13]



**Figure 1.4 : Dispositif de reconnaissance de la géométrie de main (a),
Géométrie de la main (b) &(c)**

1.4.1.2 Empreinte digitale : Une empreinte digitale est le dessin formé par les lignes de la peau des doigts, des paumes des mains, des orteils ou de la plante des pieds. Ce dessin se forme durant la période fœtale. Il existe deux types d'empreintes : l'empreinte directe (qui laisse une marque visible) et l'empreinte latente (sauté, sueur ou autre résidu déposé sur un objet). Elles sont uniques et immuables, elles ne se modifient donc pas au cours du temps (sauf par accident comme une brûlure par exemple). La probabilité de trouver deux empreintes digitales similaires est de 1 sur 10 puissances 24. Les jumeaux, par exemple, venant de la même cellule, auront des empreintes très proches mais pas identiques **Figure 1.5.** [15]



Figure 1.5 : Empreinte digital (a), Dispositif de reconnaissance d'une empreinte digitale (b)

1.4.1.3 L’empreinte palmaire : On appelle paume de la main la partie intérieure de la main (partie non visible lorsque la main est fermée) du poignet aux racines des doigts. Ainsi, l’empreinte palmaire n’est autre que l’impression (image) de la paume de la main faite par la pression de cette dernière sur une surface donnée. En d’autres termes, elle peut être définie comme étant le modèle de la paume de la main illustrant les caractéristiques physiques du motif de sa peau tel que les lignes (principales et rides), points, minutie et texture [9].

Les principales caractéristiques de l’empreinte palmaire sont les trois lignes principales, appelées : « ligne du cœur », « ligne de la tête » et « ligne de vie », ainsi que les rides et les crêtes **Figure 1.6.** [10]

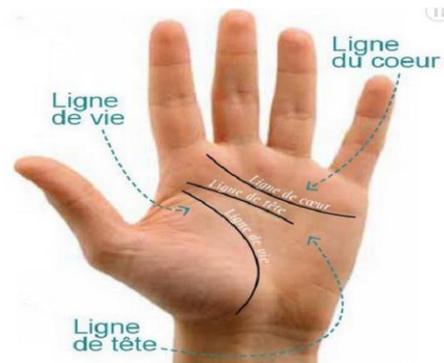


Figure 1.6 : L’empreinte palmaire

1.4.1.4 Le visage : On peut identifier un individu en fonction de ses caractéristiques faciales en effectuant des mesures : écartement des yeux, arêtes du nez, commissures des lèvres, oreilles, menton. Ces différentes caractéristiques sont analysées par les systèmes de reconnaissance faciale et comparées à une base de données existante. Cette méthode permet d’identifier une personne ou de vérifier une identité **Figure1.7.** [15]



Figure 1.7 : Le visage

1.4.1.5 l’iris : Est la membrane colorée située entre le blanc de l’œil et la pupille, l’iris est composé d’une multitude de tubes très fins qui s’entrecroisent, procurant à l’iris une forme particulière et unique qui ne varie que très peu au cours d’une vie. La capture de l’iris se fait à l’aide d’une caméra qui va dans un premier temps positionner l’iris par rapport à l’ensemble de l’œil. Ensuite, la caméra scannell’image de l’iris pour en analyser les points caractéristiques. Le dispositif analyse notamment

la position, la longueur et le relief des tubes qui composent l'iris. Enfin, en ayant retenu au-dessus de 200 points distinctifs, l'ordinateur relié à la caméra procède à la comparaison de l'iris avec la banque de données des identifiants possibles. Le processus d'identification ne prend que quelques secondes. Spécifions que l'image analysée est captée en noir et blanc. La couleur de l'oeil n'est ainsi pas prise en compte dans l'analyse, ce qui annule les biais causés par les changements de couleur de l'iris chez certaines personnes **Figure 1.8.** [16]

1.4.1.6 La rétine : La rétine est la paroi interne et opposée de l'œil sur laquelle se projettent les images que nous voyons. Cette paroi est tapissée par un réseau de vaisseaux sanguins, qui forment un motif unique pour chaque individu **Figure 1.9.** [17]

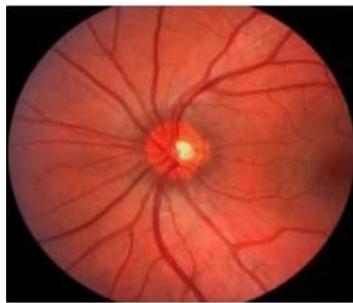


Figure 1.8 : La rétine.



Figure 1.9 : L'iri

1.4.1.7 L'empreinte de l'oreille : L'utilisation des oreilles pour identifier les personnes a fait l'objet d'investigations depuis au moins 100 ans. Les recherches discutent encore, si les oreilles sont uniques, ou assez uniques pour être utilisées comme modalité biométrique. Les applications utilisant la forme de l'oreille ne sont pas encore couramment utilisées, mais le sujet est intéressant, en particulier dans les enquêtes criminelles. Burge et Burger pensent que la biométrie de l'oreille est une « nouvelle approche passive et prometteuse de l'identification humaine automatisée **Figure 1.10.** [16]

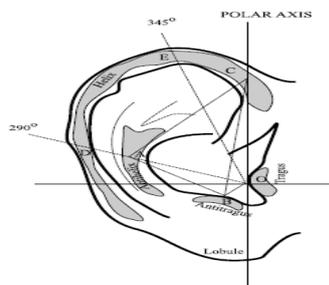


Figure 1.10 : L'empreinte de l'oreille

1.4.2 Modalités comportementale : Elle est basée sur l'analyse de certains comportements d'une personne.

1.4.2.1 L'écriture (la signature) : Les systèmes de reconnaissance de l'écriture consistent à analyser les caractéristiques spécifiques d'une signature comme la vitesse, la pression sur le crayon, le mouvement, les points et les intervalles de temps où le crayon est levé. Elle se base généralement sur le fait que l'utilisateur signe avec un stylo électronique sur une palette graphique et au même temps elle examine l'ensemble de dynamique comme la vitesse, la direction, et la pression de l'écriture, le

temps Pendant lequel stylo est en contact avec le papier, le temps pris pour faire la signature et les Positions où le stylo est relevé et abaissé sur le papier **Figure 1.11.** [23]



Figure 1.11 : L'écriture (la signature).

1.4.2.2 La dynamique de frappe au clavier : Il s'agit d'une technique de reconnaissance des personnes basée sur le rythme de frappe qui leur est propre. Elle est appliquée au mot de passe qui devient ainsi beaucoup plus difficile à « imiter » lors de la mise en place de cette technique, il est demandé à l'utilisateur de saisir son mot de passe

Une dizaine de fois de suite. A l'aide d'un algorithme qui exploite le temps d'appui sur chaque touche et le temps entre chaque touche, la dizaine de saisie est « moyennée » pour bâtir un Profil de frappe » de l'utilisateur qui Servira de référence. Aux accès suivants, en suivant la même approche, la saisie du mot de passe Donnera sera couplée à un profil de frappe qui sera comparé au profil de référence

Figure 1.12. [18]



Figure 1.12 : La dynamique de frappe au clavier.

1.4.2.3 La voix (Reconnaissance vocale) : La reconnaissance par voix utilise les caractéristiques vocales pour identifier les personnes en utilisant des phrases mot de passe. L'identification de la voix est considérée par les utilisateurs comme une des formes les plus normales de la technologie biométrique, car elle n'est pas intrusive et n'exige aucun contact physique avec le lecteur du système.

Figure 1.13 [19].



Figure 1.13 : La voix (Reconnaissance vocale)

1.4.2.4 la démarche : On peut aussi modéliser la démarche d'une personne à travers plusieurs techniques, mais le Problème c'est qu'on peut tromper ce système facilement. La biométrie de la marche est une Biométrie basée sur la marche de la personne. Ça devrait être Mentionné que la marche n'est pas affectée par la vitesse de la marche de la personne. Certains scientifiques distinguent la démarche de la reconnaissance de la démarche, soulignant que la démarche peut être Considérée comme une combinaison cyclique de mouvements qu'entraîne la locomotion humaine et la reconnaissance de la démarche est la reconnaissance de certain style de propriété de la marche, la pathologie, etc.les paramètres communs de l'analyse de la marche sont **Figure 1.14** [20] :

- Paramètres cinématiques tels que le genou, les mouvements de la cheville et les angles.
- Paramètres spatiotemporels tels que la longueur et la largeur des marches, la vitesse de Marche.

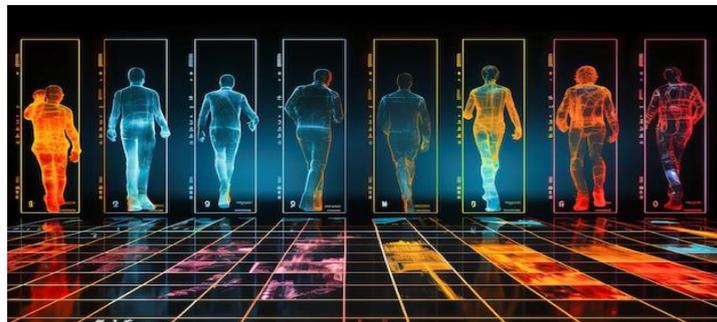


Figure 1.14 : La démarche

1.4.3 Modalités biologiques : Elle est basée sur l'identification de traits biologique particuliers.

1.4.3.1 L'ADN : L'analyse des empreintes génétiques est une méthode extrêmement précise

L'identification, issue directement de l'évolution de la biologie moléculaire. L'information Génétique d'un individu est unique car aucun membre de l'espèce ne possède la même combinaison De gènes codés dans l'acide Désoxyribonucléique. L'ADN est l'outil d'identification par Excellence. L'analyse des empreintes génétiques est devenue en quelques années l'un des outils majeurs de la Criminalistique, la science de l'identification des indices matériels. L'analyse de l'ADN est couramment utilisée en criminologie pour identifier une personne à partir d'un morceau de peau d'un cheveu ou d'une goutte de sang **Figure 1.15**. [21]

1.4.3.2 Veines de la main : On a longtemps considéré que le modèle des veines dans l'anatomie humaine peut être unique aux individus. En conséquence, il y a eu de diverses réalisations du balayage de veine au cours des années, du balayage de main, au Balayage de poignet et, plus récemment, au balayage de doigt. La plupart de ces techniques ont été utilisées sur terrain et ont pu certainement former la base d'un système biométrique viable de vérification d'identité. Le problème auquel elles font face n'est pas un problème de possibilités ou d'efficacité technique, mais plutôt un problème de réalité du marché. La prépondérance de système d'empreinte digitale, de visage et d'iris, facilement

disponibles à une large gamme de couts, ne permet pas à une technique distincte de gagner la part de marché sans avantage Clair et irrésistible.

Même les techniques primaires, telles que la géométrie de main, ont une base qui est peu susceptible d'être réalisée par une technique plus récente de performance comparable. En conséquence, pour n'importe quelle nouvelle technique biométrique prenant place dans le marché, elle doit gagner le terrain et offrir des avantages clairs qui ne peuvent pas être réalisés par des méthodes contemporaines. Les diverses réalisations de balayage des veines. Bien qu'assurément intéressantes, ne peuvent lutter que peu dans ce contexte. Cependant, le temps peut s'avérer un niveleur intéressant dans ces contextes et les demandes de la technique de balayage de veines peuvent s'accroître [22].



Figure 1.15 : Image d'ADN

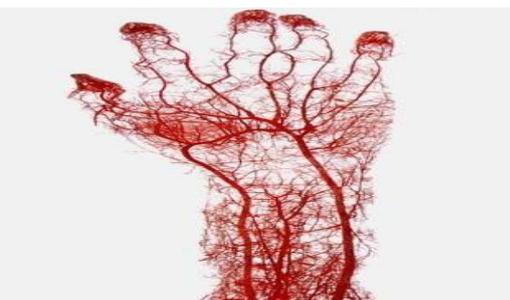


Figure 1.16 : Reconnaissance des veines.

1.5 Représentation comparative entre quelques Techniques Biométriques : Chaque technologie possédant des avantages et des inconvénients, acceptables et inacceptables suivant les applications. Ces solutions ne sont pas concurrentes, elles n'offrent ni les mêmes niveaux de sécurité ni les mêmes facilités d'emploi. Le **tableau suivant** résume une comparaison des traits biométriques :

Modalités	Avantages	Inconvénients	Application
<i>Modalités morphologiques</i>			
L'empreinte digitale	<ul style="list-style-type: none"> - 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 de maladie. 	<ul style="list-style-type: none"> - 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 se qui 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. 	<ul style="list-style-type: none"> - Toutes application 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.

<p>Le visage</p>	<ul style="list-style-type: none"> - La reconnaissance facile 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. 	<ul style="list-style-type: none"> - La reconnaissance faciale peut être affectée par des changements de coiffure, de barbe, de maquillage ou d'autres changements physique temporaires. - Elle peut poser des problèmes de confidentialité et de sécurité car les images faciales peuvent être facilement collectée et stockées sans le consentement de la personne concerné. 	<ul style="list-style-type: none"> - Elle est utilisée pour la surveillance de la sécurité dans les lieux public, tel que les aéroports, les gares les centres commerciaux et les banques.
<p>L'iris</p> <p>L'empreinte palmaire</p>	<p>Aucun contact avec le capteur</p> <ul style="list-style-type: none"> - Très précise et difficile à tromper - 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. 	<ul style="list-style-type: none"> - Peut être affectée par les condition 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. - peut être plus lente que celle de l'empreinte digitale car elle nécessite l'enregistrement d'une quantité d'information supplémentaires liées aux caractéristiques spécifiques de la paume de la main - elle n'est pas permanente en matière de changement, spécialement le vieillissement naturel. 	<ul style="list-style-type: none"> - 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. - 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. - Elle est utilisée pour contrôler l'accès à des bâtiments sécurisée, des laboratoires, des entres de données, etc.
<p>La rétine</p>	<ul style="list-style-type: none"> - 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. 	<ul style="list-style-type: none"> - Système intrusif - Technique très coûteuse. - Quelques maladies modifient le réseau veineux rétinien (ex, le diabète). 	<ul style="list-style-type: none"> - Réservée aux applications de la haute sécurité : militaires ou nucléaires. Peut être utilisée par surveiller la santé des patients atteints de maladies oculaires et pour suivre l'efficacité des traitements.

L'oreille	<ul style="list-style-type: none"> - 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. 	<ul style="list-style-type: none"> - Peut être affectée par les conditions environnementales : la température, la lumière ambiante ou même les accessoires portés par l'utilisateur, comme les boucles d'oreille ou les casques audio, ce qui peut réduire la précision de la reconnaissance. - Le processus de la numérisation de l'oreille peut être plus difficile, car il nécessite un scanner spécialisé et des instructions précises pour obtenir un scan précis. 	<ul style="list-style-type: none"> - Peut être utilisée dans les applications de surveillance. - Peut être utilisée pour identifier les personnes dans les situations d'urgence, telle que des accidents des catastrophes naturelles, etc. - Elle peut également être utilisée pour identifier les criminels recherchés ou les personnes disparues.
------------------	---	---	--

<i>Modalités comportementales</i>			
Signature dynamique	<ul style="list-style-type: none"> - Bonne acceptabilité - Facile à utiliser 	<ul style="list-style-type: none"> - Sensible aux émotions de la personne - Besoin d'une tablette graphique 	<ul style="list-style-type: none"> - Les banques, les hôpitaux et les compagnies d'assurance utilisent cette technique pour authentifier des documents électroniques.
La démarche	<ul style="list-style-type: none"> - Peut être repérée à grande distance à l'aide d'une caméra à faible résolution. 	<ul style="list-style-type: none"> - Sensible aux changements (ex, habits, chaussures, surfaces) 	<ul style="list-style-type: none"> - Installation militaire.
<i>Modalités biologiques</i>			
L'ADN	<ul style="list-style-type: none"> - La modalité la plus distinctive. - Différencier des individus avec une très grande fiabilité 	<ul style="list-style-type: none"> - Coût très élevé. - analyse trop lente pour donner des résultats. - Facilement volé. 	<ul style="list-style-type: none"> - Très utilisé dans le domaine médico-légal pour le problème de reconnaissance des personnes.

Tableau 1.1 : Avantage et inconvénients des différentes technologies biométriques ainsi que leurs domaines d'application [57]

1.6 Performance des systèmes biométriques : Plusieurs aspects peuvent être pris en compte dans l'évaluation des systèmes biométriques, tels que la précision, la rapidité, la facilité d'utilisation, le coût, la confidentialité, l'acceptation sociale, l'évolutivité, l'interopérabilité et la sécurité. En outre, les méthodes utilisées pour évaluer les différents aspects appartiennent à de nombreux domaines différents, allant de l'ingénierie et de l'informatique, aux sciences sociales et à l'économie. La précision désigne généralement le moyen le plus connu pour l'évaluation des systèmes biométriques,

elle est utilisée dans toutes les modalités biométriques. Cependant, autres aspects sont nécessaires pour compléter cette métrique. En particulier, neuf aspects différents doivent être pris en compte [7].

- **La précision** : est une mesure de capacité du système biométrique à distinguer les individus en fonction du trait biométrique utilisé.
- **La vitesse** : est la quantité de temps nécessaire pour effectuer le processus d'enregistrement et d'authentification. La vitesse est particulièrement importante pour les systèmes biométriques d'identification. De plus, le temps nécessaire pour les différentes étapes du système biométrique doit être considéré séparément. Par exemple, une longue période pour l'étape d'acquisition peut entraîner un système moins utilisable.
- **L'utilisabilité** : décrit la facilité d'utilisation du système ainsi que la facilité avec laquelle les utilisateurs peuvent apprendre à l'utiliser. L'utilisabilité est mesurée en utilisant le temps d'acquisition et le nombre d'échantillons capturés de manière incorrecte. Cependant, autres facteurs sociaux et personnels peuvent influencer la facilité d'utilisation d'un système.
- **Le coût** : englobe le coût de la conception, du développement du système matériel et de la mise en œuvre des algorithmes de reconnaissance. Les systèmes biométriques coûteux ont généralement une précision et une vitesse supérieures à celles des systèmes moins coûteux, mais un coût moindre peut favoriser une plus grande utilisation d'un système biométrique.
- **La confidentialité** : correspond à la possibilité qu'un trait biométrique puisse être volé ou mal utilisé par le système biométrique. Comme les traits biométriques ne peuvent pas être modifiés, un système biométrique doit être en mesure de protéger les données personnelles, et protéger aussi la vie privée des utilisateurs.
- **L'acceptation sociale** : fait référence à la façon dont le système est perçu par les utilisateurs. Cette mesure peut être liée aux connaissances du public sur la performance du système, les risques perçus sur la vie privée, son caractère invasif et sa facilité d'utilisation. Les facteurs humains peuvent également jouer un rôle important dans l'acceptation sociale d'un système biométrique.
- **L'évolutivité** : décrit la capacité du système à fonctionner efficacement lorsque la charge augmente, par exemple, un plus grand nombre d'utilisateurs inscrits ou une augmentation du nombre de requêtes à la base de données biométrique centrale. Cet aspect peut être lié à l'architecture matérielle choisie (par exemple, la fréquence du processeur, la vitesse du disque dur, la bande passante du réseau) ou l'efficacité de la mise en œuvre logicielle des algorithmes de reconnaissance biométrique.
- **L'interopérabilité** : fait référence à la compatibilité de différents systèmes biométriques basés sur le même trait biométrique. Ce facteur peut être influencé par le type et la qualité des échantillons (par exemple, un appareil peu coûteux produira un échantillon différent d'un

appareil haut de gamme), le format de données utilisé pour stocker les modèles, la mesure de similarité calculée lors de phase de comparaison, etc. Pour pallier à ces problèmes, des normes biométriques sont utilisées.

- **La sécurité** : est la robustesse du système contre les attaques. En particulier, la sécurité contre les fausses biométries doit être étudiée pour concevoir un système biométrique efficace. De plus, la robustesse de l'architecture informatique et de l'infrastructure du réseau aux attaques et aux logiciels malveillants doit être prise en compte. [7]

Le tableau suivant présente la Comparaison entre les différentes caractéristiques des modalités biométriques.

* les caractéristiques (Universalité, Unicité, Permanence, collectable, Performance, précision et sécurité) pour les modalités biométriques les plus utilisées par niveau (E=Elevé, M=Moyen et B= bas).

Modalité	Universalité	Unicité	Stabilité	Mesurabilité	Performance	Acceptabilité	Circonvension
Modalité 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
Modalité 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
Modalité biologiques							
ADN	Élevée	Élevée	Élevée	Faible	Faible	Moyenne	Faible
Odeur	Élevée	Élevée	Élevée	Faible	Faible	Moyenne	Faible

Tableau1.2 : Comparaison entre les différentes caractéristiques des modalités biométriques [12].

1.7 Evaluation d'un système biométrique : La performance du système biométrique peut se mesurer principalement à l'aide de trois critères : - la précision. L'efficacité (vitesse d'exécution). Le volume de données qui doit être stocké pour chaque individu. L'identification et la vérification sont des modes opératoires différents, elles nécessitent donc des mesures de précision différentes [13].

1.7.1 Evaluation de l'identification : Le taux d'identification est la mesure la plus couramment utilisée mais il n'est pas toujours suffisant. En effet, en cas d'erreur, il peut être utile de savoir si le bon choix se trouve dans les N premiers. On trace alors le score cumulé (cumulative match score) qui représente la probabilité que le bon choix se trouve parmi les N premiers [12]. Dans le cas où il existe plusieurs modèles pour chaque individu dans la base de données, les mesures classiques des systèmes de recherche dans une base de données (data base retrie val system) peuvent être utilisées. La précision est le rapport entre le nombre de modèles correctement retrouvés par le système dans la base de données et le nombre total de modèles retrouvés. Le rappel (recall) est le rapport entre le nombre de modèles correctement retrouvés dans la base de données et le nombre total de modèles qui auraient dû être retrouvée .

1.7.2 Evaluation de la vérification : Lorsqu'un système fonctionne en mode vérification, celui-ci peut faire deux types d'erreurs. Il peut rejeter un utilisateur légitime et dans ce premier cas on parle de faux rejet (false rejection). Il peut aussi accepter un imposteur et on parle dans ce second cas de fausse acceptation (false acceptance). La performance d'un système se mesure donc à son taux de faux rejet (False Rejection Rate ou FRR) et a son taux de fausse acceptation (False Acceptance Rate ou FAR). La vérification est un problème de décision similaire à la détection d'un signal dans le bruit en Théorie de l'information. Il peut être formulé de la manière suivante ;

Soit H_0 l'hypothèse : « la capture C provient d'un imposteur »

Soit H_1 l'hypothèse : « la capture C provient de l'utilisateur légitime ».

Il faut donc choisir l'hypothèse la plus probable.

On considère que la capture C provient d'un utilisateur légitime si : $P \left[\frac{H_1}{c} \right] > p \left[\frac{H_0}{c} \right]$ (1.1)

En appliquant la loi de Bayes on obtient :
$$\frac{P\left[\frac{c}{H_1}\right]P[H_1]}{P[c]} > \frac{P\left[\frac{c}{H_0}\right]P[H_0]}{P[c]} \quad (1.2)$$

Ce qui implique :
$$\frac{P\left[\frac{c}{H_1}\right]}{P\left[\frac{c}{H_0}\right]} > \frac{P[H_0]}{P[H_1]} \quad (1.3)$$

Le taux de vraisemblance :
$$\frac{P\left[\frac{c}{H_1}\right]}{P\left[\frac{c}{H_0}\right]} \quad (1.4)$$

Est comparé à un seuil 0 appelé seuil de décision. Les valeurs P(H0) et P(H1) qui représentent respectivement la probabilité pour qu'un imposteur ou un utilisateur légitime essayent d'accéder au système sont des valeurs difficiles à estimer. Nous avons représenté sur la **Figure1.17**, la distribution hypothétique des taux de Vraisemblance qu'obtiendraient les utilisateurs légitimes et les imposteurs d'un système de vérification donné. Les FAR et FRR sont représentés en hachuré. Idéalement

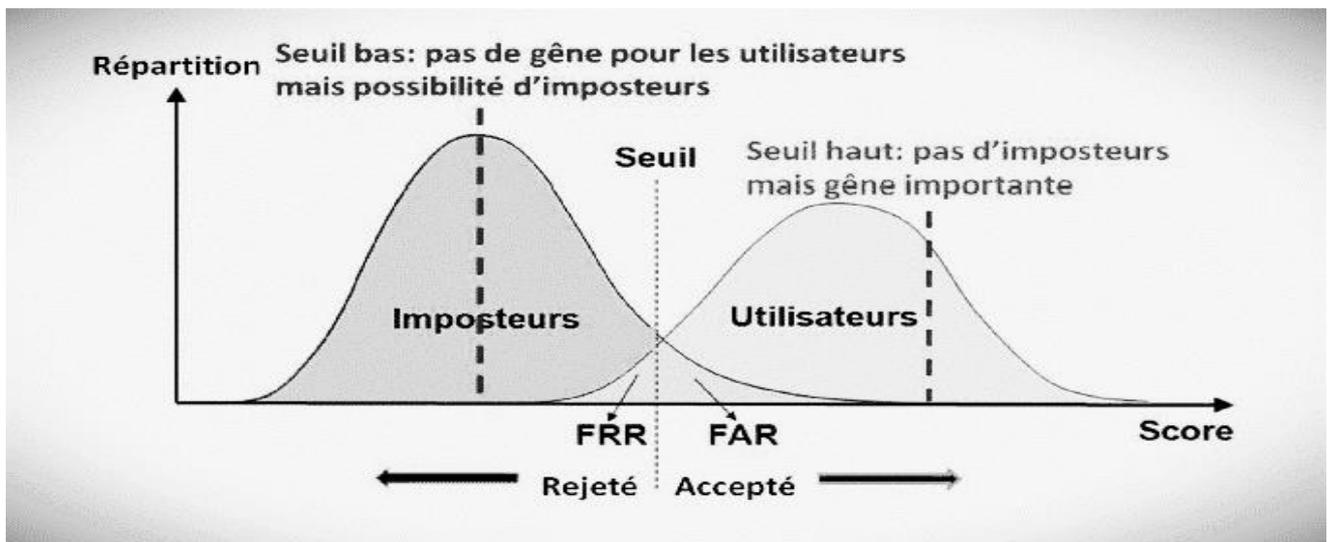


Figure 1.17 : Diagramme de FAR et FRR

Diagramme de FAR et FRR qui montrent la Distributions du taux de vraisemblance des utilisateurs légitimes et imposteurs. Il est donc impossible en faisant varier le seuil de décision de faire diminuer les deux types d'erreurs en même temps

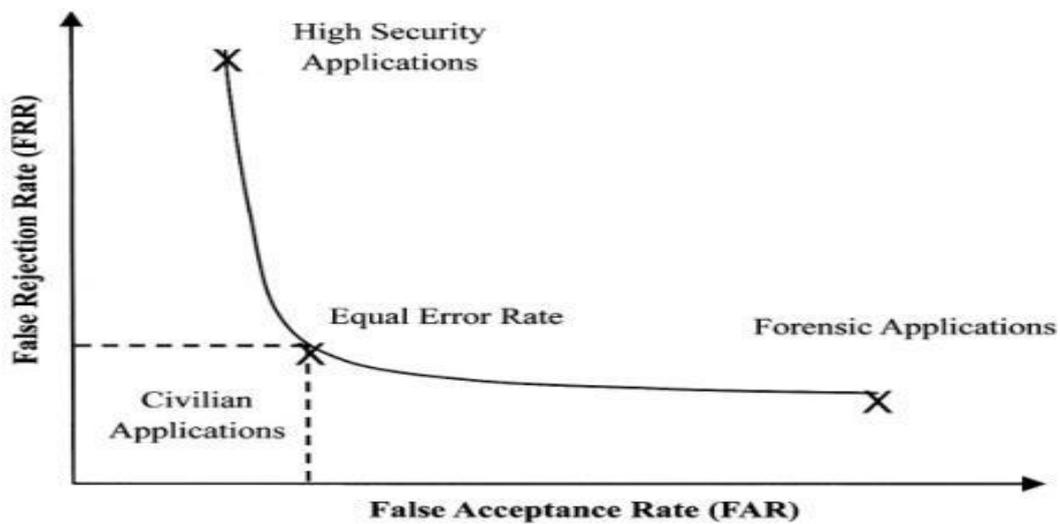


Figure 1.18 : Courbe ROC

La courbe dite ROC, représentée sur la **Figure 1.18** permet de représenter graphiquement la performance d'un système de vérification pour les différentes valeurs de θ . Le taux d'erreur égal (Equal Error Rate ou EER) correspond au point $FAR=FRR$, c'est-à-dire graphiquement à l'intersection de la courbe ROC avec la première bissectrice. Il est fréquemment utilisé pour donner un aperçu de la performance d'un système. Cependant, il est important de souligner que l'EER ne résume en aucun cas toutes les caractéristiques d'un système biométrique. Le seuil θ doit donc être ajusté en fonction de l'application ciblée : haute sécurité, basse sécurité ou compromis entre les deux.

1.8 champ d'application des systèmes biométriques : En ce qui concerne les applications, l'authentification de l'utilisateur par les systèmes biométriques est utilisée dans tous les domaines nécessitant un accès contrôlé tels que celui des applications bancaires, les endroits hautement sécurisés comme les sièges du gouvernement, parlement, armée, service de sécurité etc. Quant à la reconnaissance, elle est souvent utilisée par la police et les services d'immigration dans les aéroports, ainsi que dans la recherche de bases de données criminelles. On la retrouve aussi dans les applications civiles où l'authentification des cartes de crédit, de permis de conduire et des passeports. Parmi les applications pouvant utiliser système biométrique pour contrôler tout accès, nous citons [28] [29]

1.8.1 Contrôle d'accès physiques aux locaux : Salle informatique, site sensible (service de recherche, site nucléaire, bases militaires...). Coffre-fort avec serrure électronique, distributeur automatique de billets, contrôle des adhérents dans un club, carte de fidélité, gestion et contrôle des temps de présence, voiture (anti démarrage) , la carte d'identité nationale, le permis de conduire, la sécurité sociale, le contrôle des frontières, le contrôle des passeports etc.

1.8.2 Contrôle d'accès logiques aux systèmes d'informations : Lancement du système d'exploitation, accès au réseau informatique, commerce électronique, transaction (financière pour les banques, données entre entreprises), tous les logiciels utilisant un mot de passe, terminaux d'accès à internet, téléphones portables. -

1.8.3 Applications légales (juridique) : Telles que l'identification de corps et l'identification de cadavre, la recherche criminelle, l'identification de terroriste, etc.



Figure 1.19 : Les applications des systèmes biométrique

1.9 Les avantages et les inconvénients de la biométrie : Les systèmes biométriques offrent aux utilisateurs divers avantages comme il ya des inconvinients par rapport aux systèmes traditionnels, notamment [30] :

1.9.1 Les avantages de la biométrie

- Répondre aux exigences de sécurité dans le monde numérique.
- Les systèmes sont utilisés pour l'authentification et l'identification dans les applications complexes comme les banques, la défense, la police scientifique, l'identification des personnes et la surveillance.
- Sur la base des informations provenant des traits humains, seule la réalisation des systèmes biométriques est possible.
- Les techniques de reconnaissance biométrique surmontent sans aucun doute les complexités et les échecs des technologies d'identification traditionnelles. Néanmoins, de nouveaux algorithmes et des solutions pour des taux de précision plus élevés sont encore en attente.
- Les systèmes multi-biométriques fusionnent de multiples caractéristiques biométriques provenant de deux sources distinctes ou plus. En conséquence, les chances de succès sont plus grandes avec moins d'effet de spoofing.

- Moins de menaces pour la sécurité et la fraude financière.
- Personnalisation des caractéristiques et commodité facilitées.

1.9.2 Les inconvénients de la biométrie : sont résumés dans ce qui suit :

- Sensibilité des données biométriques aux conditions d'acquisition.
- Fuite des informations sur l'identité des personnes.
- En raison de la présence de l'huile, de la saleté, de l'humidité sur le capteur d'extraction d'images, le contact direct du doigt avec ce capteur entraîne un déficit en performance.
- Dans les systèmes de reconnaissance Iris/Rétine, la petite distance entre l'œil et le scanner produit des effets inconfortables et nuisibles pour l'utilisateur.
- Dans le cas de la reconnaissance de la forme de la main, des problèmes surviennent avec les maladies arthritiques ou rhumatismales qui affectent la précision du système.
- Le manque de distinction, la faible précision de la reconnaissance, la variation des données et les attaques par spoofing sont les problèmes rencontrés par les systèmes biométriques monomodaux. Le problème de la haute dimensionnalité entraîne des difficultés dans la classification et rend les exigences de calcul et de stockage très complexes.
- Le problème de reconnaissance des échantillons de petites tailles
- La sécurité dans le cas de modèles multi-biométriques est complexe et cruciale en raison de la manipulation de multiples traits.
- Les risques en matière de confidentialité et de sécurité donnent un accès non autorisé au système
- **1.10 Conclusion :** Dans ce chapitre nous avons décrit le contexte général de notion de la biométrie qui est considérée actuellement non pas comme une technologie mais comme une discipline à part entière. Nous avons décrit la structure d'un système biométrique ainsi que ses critères d'évaluation. La description des modalités biométriques et le champ d'application de la biométrie. Nous avons constaté, en survolant les différents travaux de recherche, qu'il y a de plus en plus d'orientation vers ces biométries émergentes plutôt que les biométries traditionnelles ; En plus, actuellement, la communauté des chercheurs en biométrie tente de rendre publique les bases de données relatives à chaque biométrie afin de permettre une meilleure évaluation des approches proposées. On s'intéresse aux avantages des trait biométrique de la main c'est pourquoi que nous allons étudier la reconnaissance biométrique basées sur l'empreinte palmaire dans le chapitre suivant. [7]

CHAPITRE 2 : SYSTEME DE RECONNAISSANCE DES EMPREINTES PALMAIRES

2.1 Introduction : Comme nous avons introduit dans le premier chapitre, il existe plusieurs modalités Biométriques appliquées dans le domaine d'identification et d'authentification, Parmi ces modalités, on s'intéresse à une biométrie relativement nouvelle qui est l'empreinte palmaire. Chaque individu est unique, porteur d'une empreinte qui lui est propre, une signature biologique inscrite dans la palmaire de sa main. Les empreintes palmaires, souvent considérées comme des témoins silencieux de notre identité, offrent une fenêtre fascinante sur la complexité et la diversité de l'être humain. Cette introduction vise à plonger dans l'univers des empreintes palmaires, explorant leur origine, leur structure et leur utilisation dans divers domaines. Des premières découvertes de leur utilité dans les transactions commerciales de l'Antiquité à leur rôle central dans les enquêtes criminelles modernes, les empreintes palmaires ont parcouru un long chemin dans leur voyage vers la reconnaissance et la compréhension.

2.2 Définition de l'empreinte palmaire : L'empreinte palmaire représente le modèle de la paume de la main humaine illustrant, les caractéristiques physiques du motif de sa peau tels que : les lignes (principales et rides), les points, les minuties et sa texture. En d'autres termes, si la partie intérieure de la main Qui est non visible lorsque la main est fermée, du poignet aux racines des doigts, comme La montre [1] [25]. **Figure 2.1**

2.3 Caractéristique d'empreinte palmaire : L'empreinte palmaire est une surface très large et interne dans la main, elle contient plusieurs traits de caractéristiques qui peuvent être exploités dans la reconnaissance des individus. Grace à cette large surface et la richesse des traits de caractéristiques, nous prévoyons que les empreintes palmaires sont très robustes aux bruits et uniques pour chaque individu. En comparaison aux autres caractéristiques physiques, l'identification par les empreintes palmaires à plusieurs avantages [1] [26]. **Figure 2.1**

- Traitement d'image à basse résolution.
- Peu de risque d'intrusion.
- Les traits des lignes sont stables.
- Taux élevé d'acceptation par les utilisateurs



Figure 2.1 : Paume de la main

2.3.1 Caractéristiques Géométriques : Comme toute image, l'empreinte palmaire présente des caractéristiques géométriques telles que la longueur, la largeur, et la surface. Ces caractéristiques ne sont pas distinctives mais peuvent tout de même être utiles pour une première vérification **Figure 2.2**

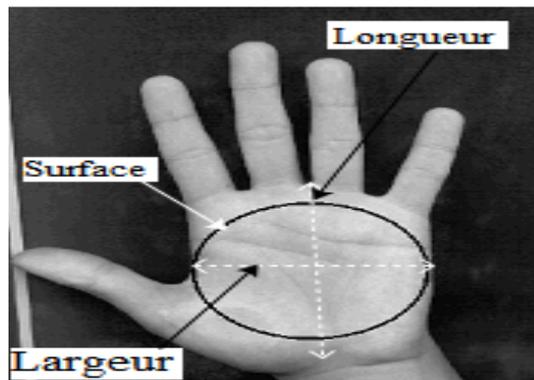


Figure 2.2 : Caractéristique géométrique de palmprint

2.3.2 Caractéristiques des lignes principales : L'empreinte palmaire est caractérisée par trois plis sont appelées les lignes principales, Ces caractéristiques sont importantes pour la reconnaissance de l'image palmprint car elles présentent une grande capacité de collecte et de permanence qu'elles peuvent être capturées par des appareils à faible résolution. [31]

- 1- La ligne de tête.
- 2- La ligne de vie.
- 3- La ligne de cœur.

Sont des caractéristiques physiologiques très importantes pour identifier les individus parce qu'ils Varient peu au fil du temps **Figure 2.3**

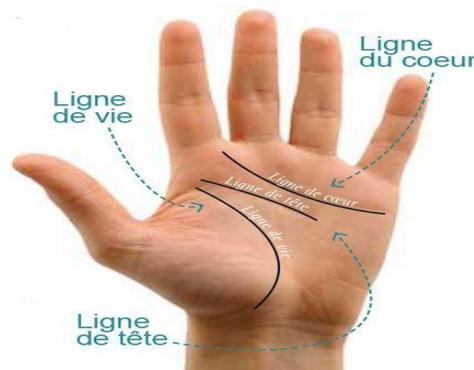


Figure 2.3 : Les plis de Flexions de la paume de la main.

2.3.3 Caractéristiques des minuties : Les minuties de palmprint sont généralement similaires aux minuties de l'empreinte digitale. Elles sont utilisées pour la reconnaissance et correspondent aux points suivants : Delta, Fin de ligne, Lac, Bifurcation. **Figure 2.4** [32]

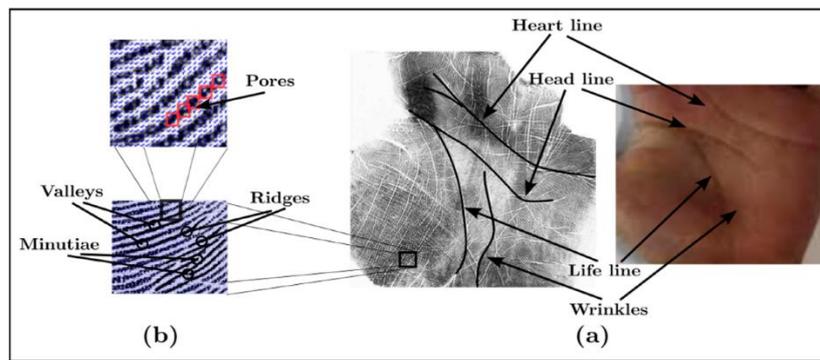


Figure 2.4 : Les minuties des empreintes palmaires.

2.3.4 Caractéristiques des rides : L'empreinte palmaire contient de nombreux autres plis qui diffèrent de ceux de flexion du fait qu'ils sont plus minces et plus irréguliers. Certains d'entre eux sont congénitaux, d'autres sont dus aux activités musculaires. Les lignes principales et les rides peuvent être observées facilement sur les images capturées à basse résolution. Comme les lignes Principales seules ne fournissent pas une information distinctive suffisante, les rides jouent un rôle important dans la reconnaissance palmaire. Combinées aux lignes principales, elles fournissent une information distinctive pour la reconnaissance. [32]

2.3.5 Les points de référence : Les points de référence représentant les deux extrémités de la paume de la main a et b comme montré dans la **Figure 2.5**

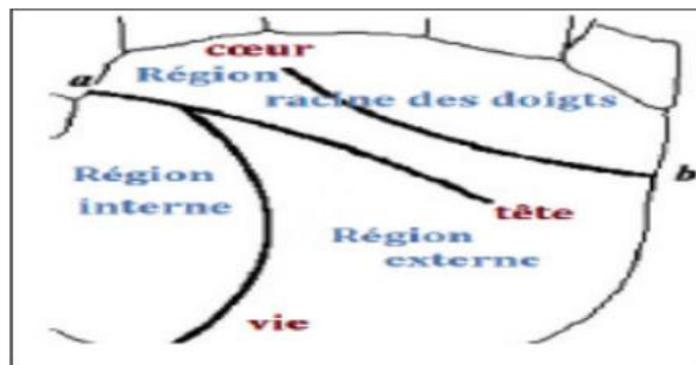


Figure 2.5 : Les points de référence de l'empreinte palmaire.

Ils servent de point de repère lors de l'alignement et l'extraction des caractéristiques de l'empreinte palmaire. [32]

La paume peut être divisée en trois régions selon les points de référence a et b ces régions sont :

- 1- la région de la racine des doigts.
- 2- la région interne.
- 3- la région externe.

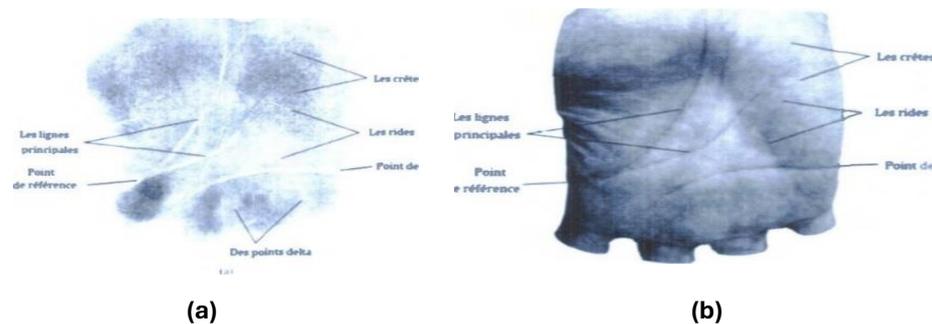
2.4 Catégories d'identification par l'empreinte palmaire : Il existe 2 catégories principales d'identification par l'empreinte palmaire : l'identification hors ligne et l'identification en ligne.

2.4.1 L'identification hors ligne : L'identification hors ligne de l'empreinte palmaire utilise les étapes suivantes :

1-Encreur la paume sur une feuille de papier.

2-Utiliser un scanner pour numériser les données et il est stocké dans un ordinateur pour un traitement ultérieur. [1]

2.4.2 L'identification en ligne : Pour l'identification en ligne des empreintes palmaires, les échantillons d'images sont directement obtenus par un appareil de capture d'empreinte palmaire. Il est évident que l'identification en ligne par les empreintes palmaires est beaucoup plus appropriée pour les applications en temps réel, c'est pour cela que notre intérêt est porté sur ce type d'identification. [1]



**Figure 2.6 : (a) Identification hors ligne
(b) Identification en ligne**

2.5 Empreinte palmaire multispectrale : Les recherches récentes tendent de plus en plus à utiliser des images multispectrales plutôt qu'une seule image spectrale pour améliorer la précision d'un système de reconnaissance d'empreintes palmaires [33] [24]. Les images sont capturées respectivement dans les bandes spectrales bleu, verte, rouge et proche infrarouge (NIR), chacune d'entre elles mettant généralement en évidence différentes caractéristiques spécifiques et complémentaires de la paume. Il est démontré que l'utilisation d'images multispectrales a fait de la reconnaissance des empreintes palmaires l'une des méthodes d'identification personnelle les plus fiables et les plus efficaces.

L'analyse multispectrale des empreintes palmaires est principalement axée sur deux directions distinctes, à savoir la fusion d'informations multispectrales soit au niveau de l'image, soit au niveau du score de correspondance. Pour la première approche, l'idée de base est d'effectuer une décomposition multi-échelle sur chaque image source, puis d'intégrer toutes ces décompositions pour former une représentation composite, et enfin de reconstruire l'image fusionnée à reconnaître en effectuant une transformation inverse. Deux types principaux de techniques multi-échelles, à savoir la décomposition pyramidale et la décomposition par ondelettes, ont été étudiés dans le cadre de la fusion d'images d'empreintes palmaires multispectrales [34].

2.6 Dispositif de capture des images d'empreinte palmaire en ligne : Comment les images multispectrales d'empreintes palmaires sont-elles acquises et comment les zones d'intérêt sont-elles localisées ? La figure ci-dessous montre la structure du dispositif d'imagerie.

Le dispositif comprend une source d'anneau, une caméra à dispositif à couplage de charge (CCD), une lentille, une carte d'acquisition d'images et un convertisseur analogique-numérique (CAN), une source lumineuse multispectrale et un contrôleur de lumière. Un CCD monochrome est placé en bas de l'appareil, le CAN connecte la CCD à l'ordinateur et transmet l'image capturée par la caméra, le contrôleur de lumière est utilisé pour contrôler la lumière multispectrale. Afin d'obtenir une image stable d'empreinte palmaire, un environnement semi-fermé est formé en utilisant un boîtier et un couvercle, et la source d'anneau fournit des conditions d'éclairage uniformes pendant la capture d'image de la paume de la main. De plus, les six chevilles de la plate-forme sont utilisées comme des points de contrôle pour placer les mains de l'utilisateur. **Figure 2.7** montre un diagramme schématique de l'appareil de capture palmaire en ligne. [35] ce système peut capturer des images de la paume de la main avec une résolution de 352×288 ou 704×576 *pixel*. L'utilisateur met sa main sur la plate-forme **Figure 2.8**. Plusieurs piquets sont utilisés comme points de contrôle pour placer la main de l'utilisateur. Quatre images des empreintes sont capturées sous différents spectres. Le temps de commutation entre les deux lumières consécutives est très court et les quatre images peuvent être capturées en très peu de temps. La **Figure 2.9** montre un exemple d'un échantillon des empreintes palmaires multispectrales dans le bleu, vert, rouge et infrarouge.

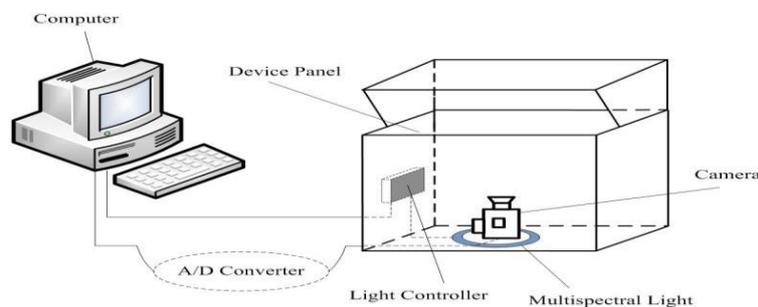


Figure 2.7 : Structure du dispositif d'imagerie multispectrale d'empreintes palmaires



Figure 2.8 : Prototype du système proposé multispectral

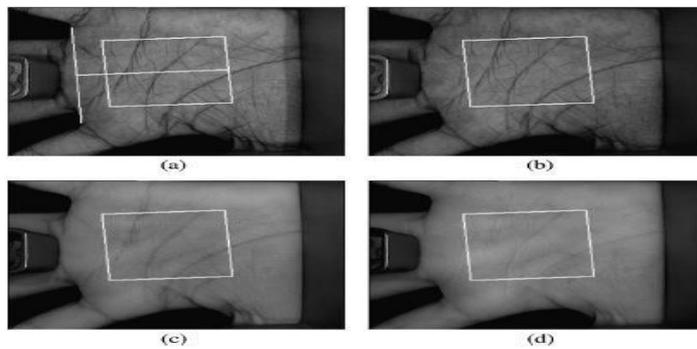


Figure 2.9 : Echantillon d'une empreinte palmaire multispectrale, (a)bleu, (b) vert, (c) rouge et(d) infrarouge (NIR). Le carré blanc représente la région d'intérêt [35]

2.7 Techniques de reconnaissance palmaire : la région d'intérêt (ROI) est un élément très important de l'image d'empreinte palmaire à extraire. Dans cette petite zone, il y a de nombreuses caractéristiques à détecter. Pour détecter ces caractéristiques, il existe de nombreuses techniques qui dépendent du type de caractéristique que l'on souhaite extraire. Ces techniques sont divisées en quatre catégories : les techniques basées sur les lignes, les techniques basées sur les statistiques, les techniques basées sur la texture et les techniques basées sur le sous-espace [36] la reconnaissance des empreintes palmaires repose sur diverses approches permettant d'extraire et d'analyser les caractéristiques uniques présentes dans ces empreintes.

2.7.1 Approche basée sur la texture : L'approche basée sur la texture pour la reconnaissance des empreintes palmaires vise à capturer les détails texturaux spécifiques présents dans ces empreintes, qui sont caractéristiques et uniques à chaque individu. Les empreintes palmaires présentent une diversité de textures, allant des motifs fins des crêtes papillaires aux structures plus larges des plis palmaires. Cette approche utilise des méthodes sophistiquées telles que le filtre de Gabor, la transformée de Fourier discrète et les techniques basées sur les ondelettes pour extraire des caractéristiques texturales à différentes échelles et orientations. Par exemple, le filtre de Gabor est sensible aux variations locales de texture et permet de détecter des motifs spécifiques dans les empreintes palmaires. Les descripteurs locaux comme LBP, LPQ et BSIF codent la structure texturale pour représenter de manière concise et discriminante chaque empreinte palmaire, facilitant ainsi leur comparaison et leur identification.

- Filtre de Gabor : Utilisé pour détecter les orientations et les textures locales dans les empreintes palmaires en utilisant une famille de filtres réactifs aux fréquences et aux orientations.
- Transformée de Fourier discrète (DFT) : Permet d'analyser les variations de fréquence dans les empreintes palmaires, notamment pour détecter les textures périodiques ou les motifs répétitifs.
- Ondelettes : Offrent une analyse multi-échelle des caractéristiques texturales, en capturant les détails fins et les structures locales des empreintes.

- LBP, LPQ, BSIF : Descripteurs locaux qui codent la structure et la texture locales des empreintes, en fournissant des représentations robustes et discriminantes [37]

2.7.2 Approche basée sur les statistiques : L'approche basée sur les statistiques se concentre sur l'exploitation des propriétés statistiques des empreintes palmaires pour en extraire des caractéristiques informatives. Les empreintes palmaires peuvent être considérées comme des ensembles de données complexes avec des variations locales et globales. Cette approche utilise des mesures statistiques telles que la moyenne, la variance, l'écart-type pour quantifier les variations locales de luminosité et de texture. Les moments de Zernike et les moments invariants de Hu permettent de décrire la forme et la symétrie des empreintes palmaires de manière invariante aux transformations géométriques. En combinant ces mesures statistiques locales et globales, une représentation robuste et distinctive des empreintes palmaires peut être obtenue, ce qui facilite leur identification fiable dans les systèmes biométriques.

- Mesures locales : Comprend la moyenne, la variance, l'écart-type, qui quantifient les variations locales de luminosité et de texture.
- Moments de Zernike : Décrivent la forme et la symétrie des empreintes palmaires en utilisant des polynômes orthogonaux.
- Moments invariants de Hu : Proposent des caractéristiques robustes aux transformations géométriques, basées sur les moments d'intensité.
- Centre de gravité, densité : Mesures globales qui caractérisent la répartition spatiale des pixels dans les empreintes. [38]

2.7.3 Approche basée sur le sous-espace : L'approche basée sur le sous-espace est une méthode de réduction de dimensionnalité qui vise à simplifier la représentation des empreintes palmaires tout en préservant leur information discriminante. Cette approche repose sur des techniques telles que l'Analyse en Composantes Principales (ACP) et l'Analyse Discriminante Linéaire (LDA). L'ACP identifie les directions principales de variation dans les données des empreintes palmaires, permettant de représenter les empreintes avec moins de dimensions tout en conservant les caractéristiques les plus informatives. L'analyse discriminante linéaire cherche quant à elle à trouver une transformation linéaire qui maximise la séparation entre les empreintes palmaires appartenant à différentes classes (individus), améliorant ainsi la capacité des systèmes biométriques à distinguer les empreintes similaires.

- Analyse en Composantes Principales (ACP) : Identifie les directions principales de variation dans les données, permettant de représenter les empreintes palmaires avec moins de dimensions.

- Analyse Discriminante Linéaire (LDA) : Trouve une transformation linéaire qui maximise la séparation entre les classes d'empreintes palmaires, améliorant ainsi la capacité de discrimination. [39]

2.7.4 Approche basée sur les lignes : L'approche basée sur les lignes s'intéresse à l'analyse des caractéristiques linéaires des empreintes palmaires, qui incluent les crêtes papillaires, les lignes principales et les plis palmaires. Les empreintes palmaires sont caractérisées par des motifs linéaires qui sont uniques à chaque individu. Cette approche utilise des techniques de détection de contours et des opérateurs morphologiques pour extraire les lignes et les contours pertinents des empreintes. La détection des lignes principales, des plis et des orientations des lignes permet de capturer les aspects structurels essentiels des empreintes palmaires, contribuant ainsi à leur représentation biométrique précise et à leur utilisation efficace dans les systèmes d'identification et de vérification.

- Détection des lignes : Utilise des opérateurs morphologiques et des techniques de détection de contour (comme Canny, Prewitt) pour identifier les structures linéaires.
- Détection des plis : Localise les plis caractéristiques dans les empreintes, qui sont importants pour l'identification biométrique.
- Orientation des lignes : Capture les directions et les arrangements des lignes dans les empreintes, fournissant des informations précieuses pour la comparaison et la reconnaissance. [40]

2.8 Systèmes de reconnaissance d'empreinte palmaire : Le processus se déroule en deux phases : La formation (enrôlement) et le test (reconnaissance). Au cours de la phase d'apprentissage (enrôlement), chaque paume est capturée par un capteur ou un lecteur biométrique qui génère une image numérique. Cette image est utilisée comme données d'apprentissage, puis un prétraitement est appliqué aux données d'apprentissage pour supprimer les données indésirables, le bruit, les reflets, etc. Le prétraitement est utilisé pour améliorer la clarté de l'image et extraire la région d'intérêt (ROI). Le résultat du prétraitement est transmis à l'étape d'extraction des caractéristiques pour chaque donnée d'apprentissage, les données relatives aux caractéristiques peuvent être extraites et stockées dans la base de données. Dans le cas de l'étape de test (reconnaissance), le processus est identique à celui de l'étape d'apprentissage, avec en plus des étapes de mise en correspondance entre les caractéristiques d'apprentissage et les caractéristiques de test, le résultat est une correspondance ou une non-correspondance, ou une reconnaissance ou une non-reconnaissance [36]

En général, un système biométrique comprend les quatre étapes suivantes **Figure 2.10 :**

- 1- Acquisition.
- 2- Prétraitement.
- 3- Extraction des caractéristiques.
- 4-Classification

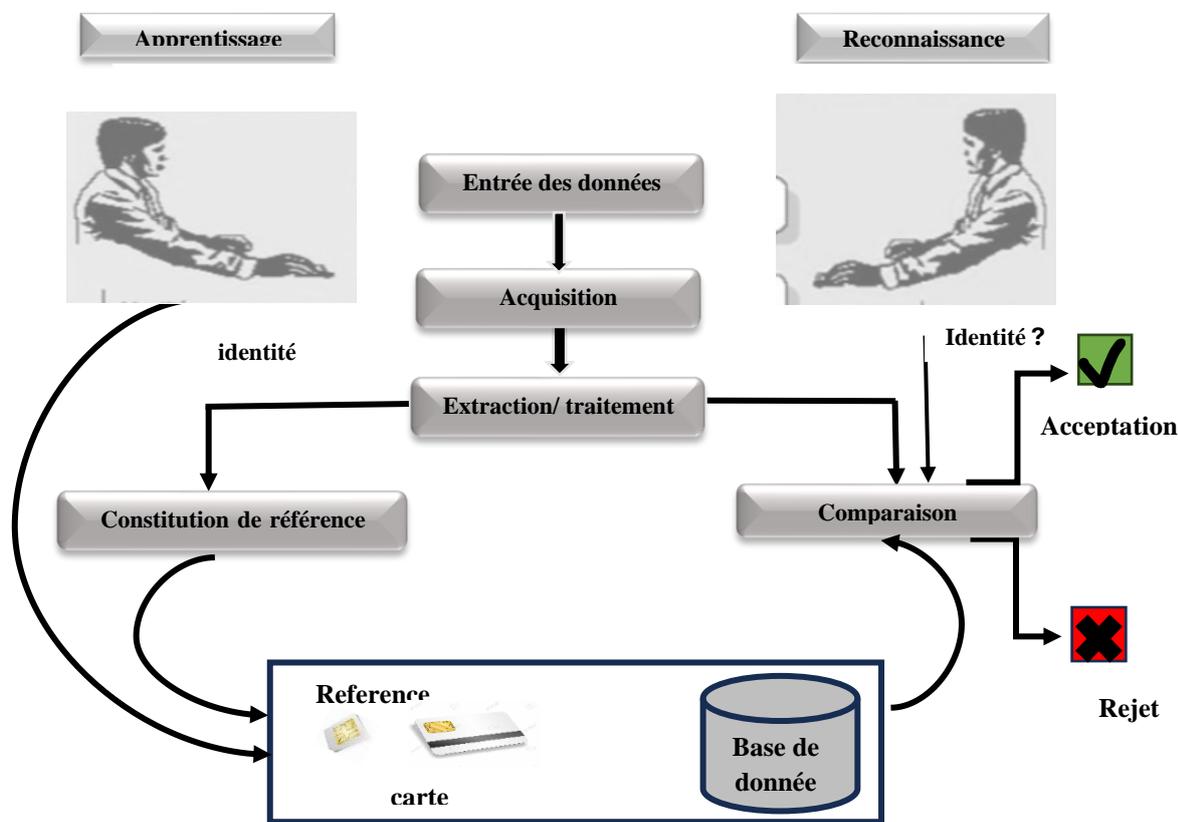


Figure 2.10 : Processus du système de reconnaissance palmaire

2.8.1 Acquisition : L'acquisition d'images d'empreintes palmaires peut être effectuée avec contact ou sans contact direct avec le dispositif de capture, chaque méthode présentant ses propres avantages et considérations techniques. Dans le cas d'une acquisition par contact, la paume de la main est placée directement sur la surface du dispositif d'acquisition. Ce dispositif peut être un scanner commercial spécialement conçu pour les empreintes palmaires ou simplement une webcam ou un appareil photo numérique capable de capturer des images de haute résolution. L'empreinte palmaire est enregistrée lorsque la main est en contact physique avec la surface du capteur. Cette méthode de capture est souvent utilisée pour obtenir des images détaillées et précises des empreintes palmaires, ce qui peut être essentiel pour les applications de sécurité et de biométrie. D'un autre côté, l'acquisition sans contact implique la capture de l'empreinte palmaire sans qu'il y ait de contact direct entre la main et le dispositif de capture. Cette approche peut être réalisée à l'aide de technologies telles que des caméras infrarouges ou des capteurs de profondeur qui sont sensibles aux caractéristiques thermiques ou tridimensionnelles de la main. Ces dispositifs permettent de capturer des images sans perturber la surface de la peau, offrant ainsi un confort supplémentaire et éliminant le risque de déformation de l'empreinte due à la pression exercée lors du contact. Initialement, des méthodes impliquant l'utilisation de chevilles sur la plate-forme du dispositif étaient proposées pour stabiliser la position de la main lors de l'acquisition tactile. Ce pendant, des études ultérieures ont révélé que cette approche pouvait entraîner des distorsions et limiter la flexibilité du positionnement de la paume. par conséquent, de nouveaux dispositifs ont été développés pour permettre une acquisition sans contact

direct ni guide physique, favorisant ainsi une acquisition plus naturelle et libre des images d'empreintes palmaires. ces avancées dans les techniques d'acquisition d'images d'empreintes palmaires visent à améliorer la qualité des données biométriques recueillies, garantissant ainsi des performances optimales pour les systèmes de reconnaissance et d'authentification basés sur les empreintes palmaires. [35]

2.8.2 Prétraitement : Le prétraitement des images d'empreintes palmaires est une étape cruciale dans le développement de systèmes biométriques, visant à améliorer la qualité des données en éliminant le bruit et en mettant en évidence la région d'intérêt (ROI) contenant les informations biométriques essentielles. Les principales étapes du prétraitement des empreintes palmaires comprennent :

- Conversion en niveaux de gris : La première étape consiste à convertir l'image couleur de l'empreinte palmaire en une image en niveaux de gris. Cette conversion simplifie le traitement ultérieur en réduisant la complexité des données et en se concentrant sur les variations d'intensité lumineuse plutôt que sur les couleurs.
- Amélioration de l'image : Cette étape implique l'application de filtres ou de techniques de correction pour améliorer la qualité de l'image. Cela peut inclure la réduction du flou, l'ajustement du contraste ou la suppression du bruit pour rendre les caractéristiques de l'empreinte plus discernables.
- Binarisation : La binarisation convertit l'image en niveaux de gris en une image binaire, où les pixels d'intérêt (comme les crêtes papillaires de la paume) sont séparés du fond. Cette étape est critique pour isoler les caractéristiques importantes de l'image.
- Détection des limites : La détection des limites consiste à identifier les contours et les frontières des objets dans l'image, en particulier les contours de la paume. Cela permet de délimiter clairement la ROI à extraire.
- Détection des points de référence : Cette étape localise des points clés tels que les points extrêmes (extrémités des doigts) et les points de vallée (creux entre les crêtes papillaires). Ces points servent de repères pour définir précisément la ROI.
- Mise à l'échelle : La mise à l'échelle consiste à normaliser la taille de la ROI pour assurer une cohérence dans les dimensions des empreintes palmaires à travers différentes images. Cela garantit une comparaison précise entre les empreintes pour l'identification biométrique.
- Recadrage de la région d'intérêt (ROI) : Enfin, la ROI est extraite et recadrée à partir de l'image d'empreinte palmaire en utilisant les coordonnées des points de référence détectés. la ROI contient les informations essentielles de l'empreinte, prête à être utilisée pour l'extraction de caractéristiques et la comparaison biométrique.

Il existe différentes approches pour extraire la ROI, y compris des méthodes directes de recadrage et des techniques plus avancées comme la méthode de détection concurrentielle de la vallée de la main (CHVD), qui utilise des calculs basés sur la distance euclidienne pour localiser avec précision les

points clés de la paume. Ces étapes de prétraitement sont essentielles pour garantir la qualité et la fiabilité des données d'empreintes palmaires utilisées dans les systèmes biométriques pour l'identification et la vérification. [36] [34]

2.8.3 Extraction des caractéristiques : L'extraction des caractéristiques des empreintes palmaires est une étape critique qui intervient après le prétraitement des images et qui vise à identifier et à quantifier les traits distinctifs de chaque empreinte pour permettre une comparaison et une identification précises. Les caractéristiques des empreintes palmaires se manifestent à différents niveaux et peuvent varier en fonction du type d'empreinte. Les images d'empreintes palmaires à basse résolution, généralement avec une résolution d'environ 100 pixels par pouce (PPI), mettent en évidence des lignes foncées qui constituent les traits les plus visibles et marqués. Une approche courante d'extraction des caractéristiques consiste à identifier les lignes principales, les crêtes, les rides et les points caractéristiques de l'empreinte palmaire. Wei et Zhang ont travaillé sur la détection des lignes principales en utilisant un algorithme de projection directionnelle pour localiser les extrémités des lignes. Ils ont également amélioré un algorithme de gabarit pour extraire les crêtes et les rides sous forme de lignes droites à partir de l'image de l'empreinte palmaire. Pour renforcer l'unicité de l'empreinte palmaire, l'utilisation d'algorithmes plus avancés comme le filtre à pile et l'algorithme de Gabor 2D est proposée. Le filtre à pile permet d'extraire les lignes principales, mais il est complété par l'algorithme de Gabor 2D qui se concentre sur l'extraction des caractéristiques de texture même à partir d'images à basse résolution, améliorant ainsi la capacité d'identification. Par ailleurs, J. Gan et D. Zhou ont adopté une approche utilisant l'ondelette multi-échelle bidimensionnelle pour décomposer l'image de l'empreinte palmaire en sous-images. Cette méthode permet d'obtenir plusieurs sous-images représentant différentes composantes fréquentielles de l'empreinte palmaire. En segmentant chaque sous-image en blocs, ils ont pu capturer des informations détaillées à différentes échelles spatiales, ce qui contribue à une représentation plus complète et discriminante de l'empreinte. En résumé, l'extraction des caractéristiques des empreintes palmaires fait appel à des techniques avancées telles que la détection de lignes, l'extraction de crêtes et de rides, ainsi que l'utilisation d'algorithmes de traitement d'image sophistiqués comme les filtres à pile et les transformées de Gabor. Ces approches visent à capturer les aspects distinctifs des empreintes palmaires nécessaires à une identification précise dans les systèmes biométriques : [41]

- Détection des lignes principales : La détection des lignes principales dans les empreintes palmaires est réalisée en utilisant des techniques telles que l'algorithme de projection directionnelle. Cette méthode identifie les orientations dominantes des crêtes et des lignes sur la paume, permettant ainsi de déterminer les extrémités et les intersections des lignes principales.
- Extraction des crêtes et des rides : Wei et Zhang ont amélioré l'algorithme de gabarit pour extraire les crêtes et les rides sous forme de lignes droites à partir de l'image de

l'empreinte palmaire. Les crêtes représentent les crêtes papillaires visibles sur la paume, tandis que les rides correspondent aux motifs texturaux plus fins. L'extraction précise de ces caractéristiques est cruciale pour l'identification biométrique. [42]

- Filtre à pile : L'algorithme du filtre à pile est utilisé pour extraire les lignes principales de l'empreinte palmaire en recherchant les lignes continues et les discontinuités dans l'image. Cependant, les lignes seules ne suffisent pas à garantir l'unicité de l'empreinte, d'où la nécessité d'autres techniques complémentaires.
- Algorithme de Gabor 2D : Pour capturer les caractéristiques de texture même à partir d'images à basse résolution, l'algorithme de Gabor 2D est appliqué. Cette technique utilise des filtres Gabor bidimensionnels pour extraire des informations sur la texture des empreintes palmaires, en mettant l'accent sur les détails subtils qui peuvent être perdus dans des images de qualité inférieure.
- Décomposition par ondelettes multi-échelle : J. Gan et D. Zhou utilisent une approche basée sur l'ondelette multi-échelle bidimensionnelle pour décomposer l'image de l'empreinte palmaire en sous-images. Ces sous-images représentent différentes composantes fréquentielles de l'empreinte, y compris les basses et les hautes fréquences. La segmentation ultérieure en blocs permet de capturer des informations détaillées à différentes échelles spatiales, ce qui améliore la robustesse de la représentation des caractéristiques. [43]
- En combinant ces différentes approches, les chercheurs visent à obtenir une représentation exhaustive et discriminante des empreintes palmaires, capable de distinguer de manière fiable entre les individus. L'extraction des caractéristiques constitue ainsi une étape clé dans le processus de reconnaissance biométrique des empreintes palmaires, permettant une comparaison efficace et précise pour l'identification et la vérification. [44]

2.8.4 Classification (Matching) : La phase de mise en correspondance dans les systèmes de reconnaissance des empreintes palmaires est une étape critique qui vise à comparer les caractéristiques extraites d'une empreinte en cours de vérification avec les modèles enregistrés dans une base de données pour identifier une correspondance potentielle. Les distances euclidiennes sont utilisées pour évaluer la similarité entre les caractéristiques extraites des empreintes palmaires. Ce processus implique le calcul des paramètres (pente, interception et angle) de chaque segment de ligne extrait des empreintes et détermine les lignes correspondantes sont considérées comme équivalentes ou non. Cette méthode de comparaison permet de mesurer de manière précise la similitude entre les caractéristiques structurelles des empreintes. D'autres méthodes utilisent des techniques plus avancées pour la mise en correspondance, Ces approches exploitent la différence d'énergie et la distance de Hausdorff pour évaluer la similarité entre les empreintes palmaires. La différence

d'énergie mesure les variations locales entre les caractéristiques extraites, tandis que la distance de Hausdorff compare les formes globales des empreintes pour déterminer leur degré de correspondance. Gan et Zhou utilisent la distance euclidienne entre les vecteurs de caractéristiques extraits des empreintes pour évaluer leur similitude. La règle NND (Nearest Neighbour Distance) est également utilisée pour identifier les meilleures correspondances en comparant les distances entre les vecteurs de caractéristiques de différentes empreintes. D. Zhang a proposé d'évaluer la similarité entre deux empreintes palmaires en utilisant la distance de Hamming, qui mesure le nombre de positions où les symboles correspondants diffèrent entre deux chaînes de données. Cette approche est efficace pour comparer les vecteurs de caractéristiques binaires extraits des empreintes. En outre, propose deux mécanismes de vérification pour la mise en correspondance des empreintes palmaires. La fonction de corrélation est utilisée pour mesurer la similarité entre les vecteurs de caractéristiques extraits, en évaluant la corrélation linéaire entre les composantes. De plus, un réseau neuronal à rétropropagation (BPNN) avec l'algorithme du gradient conjugué mis à l'échelle est utilisé pour optimiser la précision de la correspondance en ajustant les poids du réseau neuronal pour minimiser l'erreur de prédiction. [44][43][45]

2.9 Avantages et Inconvénients d'empreinte palmaire :

En plus d'être riches en fonctionnalités l'empreinte palmaire a :

2.9.1 Avantages : Sur d'autres technologies biométriques à la main :

* Par rapport à l'empreinte digitale la paume offre une plus grande surface de sorte que plus de caractéristiques peuvent être extraites. -

*Une personne est moins susceptible d'endommager une paume qu'une empreinte digitale et les traits d'une paume sont stables tout au long de sa vie. -

*Par rapport à la géométrie de la main 3D la technologie d'empreinte palmaire a plus de caractéristiques uniques qui peuvent être utilisés pour l'identification personnelle afin d'une meilleure performance peut être attendu.

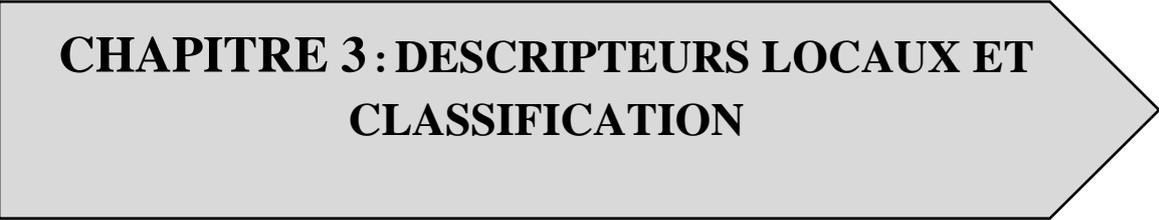
2.9.2 Inconvénients : Les scanners palmaires sont généralement volumineux et coûteux, car ils doivent capturer une plus grande surface que les scanners d'empreintes digitales.

* Les vrais jumeaux ont les mêmes lignes principales. -

* Nécessitant un contact physique En résumé, de nombreuses caractéristiques uniques d'une image d'empreinte palmaire peut être utilisées pour l'identification personnelle, notamment les lignes principales, les rides, les crêtes, les points de minutie, les points singuliers et la texture. Toutes ces caractéristiques sont utiles dans la représentation des empreintes palmaires [46].

2.10 Conclusion : Dans ce chapitre dédié à la reconnaissance palmaire, nous avons exploré en profondeur les aspects essentiels de cette modalité biométrique. Nous avons étudié les propriétés uniques des empreintes palmaires, qui offrent une combinaison complexe de lignes, de crêtes et de

rides, permettant ainsi une identification précise des individus. Les caractéristiques distinctives des empreintes palmaires en font une modalité biométrique très efficace, complémentaire aux empreintes digitales et faciales. Nous avons passé en revue les avantages de la reconnaissance palmaire, notamment sa résistance à la contrefaçon, sa capacité à fournir des informations détaillées sur la texture de la peau et sa facilité d'acquisition à l'aide de dispositifs simples comme les scanners ou les caméras. De plus, nous avons exploré les techniques avancées utilisées dans la reconnaissance palmaire, telles que les filtres de Gabor, les transformées en ondelettes et les méthodes statistiques, qui permettent d'extraire efficacement les caractéristiques pertinentes des empreintes palmaires. Nous avons également détaillé les différentes étapes du processus de reconnaissance palmaire, de l'acquisition des images à la mise en correspondance des caractéristiques extraites avec les modèles enregistrés dans une base de données. Chaque étape de ce processus contribue à assurer la fiabilité et la précision du système de reconnaissance. Dans le prochain chapitre, nous approfondirons notre étude en explorant les descripteurs locaux et les méthodes de classification appliquées à la reconnaissance palmaire. Les descripteurs locaux sont cruciaux pour représenter de manière efficace les caractéristiques extraites des empreintes palmaires, tandis que les méthodes de classification permettent de prendre des décisions éclairées basées sur ces caractéristiques



**CHAPITRE 3 : DESCRIPTEURS LOCAUX ET
CLASSIFICATION**

3.1 Introduction

Comme on a vu que La reconnaissance des empreintes palmaires est une branche essentielle de la biométrie, est devenue une technologie cruciale pour l'identification et la vérification d'identité dans un large éventail d'applications, allant de la sécurité des systèmes informatiques à la gestion des frontières et à la criminalistique. Au cœur de cette technologie réside l'utilisation de descripteurs locaux, qui permettent de représenter de manière distinctive et efficace les caractéristiques uniques des empreintes palmaires.

Contrairement aux empreintes digitales, les empreintes palmaires offrent une surface plus étendue et complexe à analyser, comprenant une variété de caractéristiques telles que les lignes principales, les plis, les rides et les creux. Les descripteurs locaux sont conçus pour extraire ces caractéristiques à différentes échelles et orientations, offrant ainsi une représentation robuste et invariante des empreintes palmaires face à des variations telles que les déformations mineures, les rotations et les distorsions.

Dans le domaine de la reconnaissance des empreintes palmaires, plusieurs techniques de descripteurs locaux ont été développées et appliquées avec succès. Les méthodes telles que motifs binaires locaux (LBP), quantification de phase locale (LPQ) et caractéristiques statistiques des images binarisées (BSIF). Nous décrivons également les algorithmes de classification : algorithme K-plus proche voisin (KNN), la transformée en ondelettes discrète (DWT), les descripteurs basés sur les gradients et les descripteurs basés sur les orientations sont parmi les plus utilisées. Ces descripteurs captent des informations locales pertinentes tout en maintenant un niveau élevé de précision et de robustesse face aux variations inter et intra-classe des empreintes palmaires.

3.2 Descripteurs locaux : Les Descripteurs locaux sont des méthodes d'analyse d'images permettant de représenter les caractéristiques locales de manière distinctive. Ils extraient des informations spécifiques à des régions restreintes de l'image, facilitant ainsi la reconnaissance d'objets et l'analyse de texture. Ces techniques sont conçues pour être robustes aux transformations tout en étant sensibles aux variations significatives dans les régions d'intérêt.

3.2.1 Motif Binaire Local LBP

- **Définition :** Cette méthode a initialement été proposé par Ojala en 1996 ; assigne à chaque pixel d'une image un code binaire en fonction des niveaux de gris de ses voisins, permettant de capturer les textures locales.
- **Formulation :** Les motifs binaires locaux ont consisté à attribuer à chaque pixel P de l'image à analyser, une valeur caractérisant le motif local autour de ce pixel. Ces valeurs sont calculées en comparant le niveau de gris du pixel central P aux valeurs des niveaux de gris des pixels voisins. [47] Le concept du LBP est simple, il propose d'assigner un code binaire à un pixel

en fonction de son voisinage. Ce code décrivant la texture locale d'une région est calculé par seuillage d'un voisinage avec le niveau de gris du pixel central.

Afin de générer un motif binaire, tous les voisins prendront alors une valeur "1" si leur valeur est supérieure ou Égale au pixel courant et "0" autrement (**Figure3.1**).

Les pixels de ce motif binaire sont alors multipliés par des poids et sommés afin d'obtenir un code LBP du pixel courant.

On obtient donc pour toute l'image, des pixels dont l'intensité se situe entre 0 et 255 comme dans une image à 8 bits ordinaire. Plutôt que de décrire l'image par la séquence des motifs LBP, On peut choisir comme descripteur de texture un histogramme de dimension 255. [47]

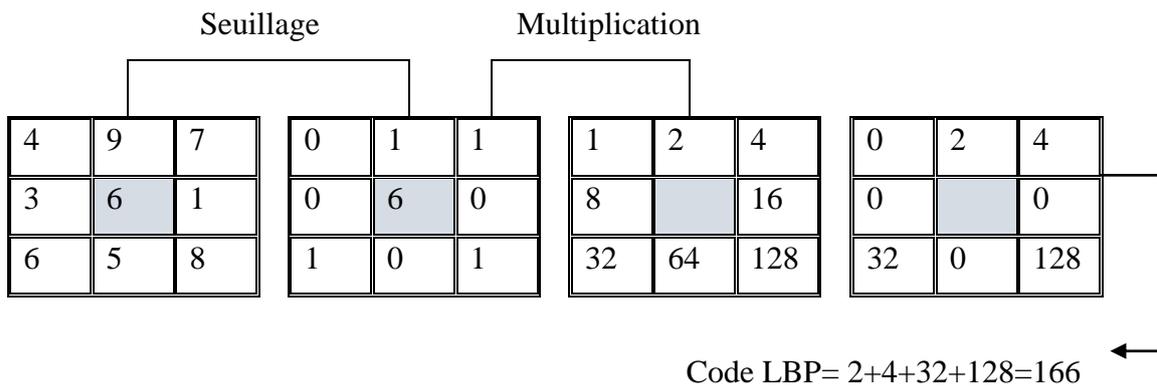


Figure 3.1: Construction d'un motif binaire et calcul du code LBP.

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

$$LBP(x_c, y_c) = \sum_{n=1}^{P-1} U(g_i - g_c) \times 2^n \quad (3.1)$$

Où x_c, y_c les coordonnées du pixel central, $U()$ est la fonction signe et où g_i et g_c sont respectivement les niveaux de gris d'un pixel voisin et du pixel central.

$$U = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{autrement} \end{cases} \quad (3.2)$$

3.2.2 Descripteur de base LPQ (Local phase quantization) :

- **Définition :** Cette technique a été introduit pour la première fois par *Ojansivuet al.* [48]. il permet d'extraire les caractéristiques en analysant la variation de la phase locale dans des régions spécifiques de l'image.
- **Formulation :** Il permet d'améliorer la classification de textures tout en étant robuste aux artefacts générés par différentes formes de flou présents dans une image. L'information de

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

$$\mathbf{F}_u(\mathbf{x}) = \sum_{\mathbf{m} \in \mathbf{N}_x} h(\mathbf{m} - \mathbf{x}) (\mathbf{m})^{-j2\pi\mathbf{u} \wedge (\mathbf{t})\mathbf{m}} = \mathbf{E}_u^t \mathbf{f} \mathbf{x}^2 \quad (3.3)$$

Où \mathbf{E}_u , de taille = $1 \times M^2$,

Est un vecteur de base de 2DWFT avec la fréquence \mathbf{u} , et $\mathbf{f} \mathbf{x}$, taille = $M^2 \times N$, est un vecteur contenant les valeurs des pixels d'image dans \mathbf{N}_x à chaque position \mathbf{x} . La fonction fenêtre, $h(\mathbf{x})$ est une fonction rectangulaire.

La transformation est calculée à quatre valeurs de la fréquence, $\mathbf{u} = [\mathbf{u}_0, \mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \mathbf{u}_3]$

Où $\mathbf{u}_0 = [\mathbf{a}, \mathbf{0}] \mathbf{T}$, $\mathbf{u}_1 = [\mathbf{0}, \mathbf{a}]$, $\mathbf{u}_2 = [\mathbf{a}, \mathbf{a}] \mathbf{T}$ et $\mathbf{u}_3 = [\mathbf{a}, -\mathbf{a}] \mathbf{T}$. La valeur a est la plus haute fréquence

Scalaire pour laquelle $\mathbf{H} \mathbf{u}_i > \mathbf{0}$. Ainsi, seuls quatre fonctions complexes comme un banc de Filtres sont nécessaires pour produire huit images résultantes, composées de 4 images de La partie réelle et 4 images de la partie imaginaire de la transformée. Chaque pixel de l'image Complexe résultant peut-être codé en une valeur binaire représentée dans l'équation (3.4) en appliquant (thequadrant bit coding). [19]

$$\mathbf{B}_{U_i}^{Re}(\mathbf{x}) = \begin{cases} \mathbf{1} & \text{si } F_{U_i}^{Re}(\mathbf{x}) > \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \text{si } F_{U_i}^{Re}(\mathbf{x}) \leq \mathbf{0} \end{cases} \quad \mathbf{B}_{U_i}^{Im}(\mathbf{x}) = \begin{cases} \mathbf{1} & \text{si } F_{U_i}^{Im}(\mathbf{x}) > \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \text{si } F_{U_i}^{Im}(\mathbf{x}) \leq \mathbf{0} \end{cases} \quad (3.4)$$

Ce procédé de codage attribue deux bits pour chaque pixel pour représenter le quadrant dans lequel se trouve l'angle de phase. En fait, il fournit également la quantification de la fonction de phase de Fourier. En général, LPQ est une chaîne binaire, présentée dans l'expression (3.5), obtenue pour chaque pixel par la concaténation des codes quadrant bits réelles et imaginaires des huit coefficients de Fourier de \mathbf{u}_i

$$\mathbf{LPQ}(\mathbf{x}) = [\mathbf{B}_{U_0}^{Re}(\mathbf{x}), \mathbf{B}_{U_0}^{Im}(\mathbf{x}), \dots, \mathbf{B}_{U_3}^{Re}(\mathbf{x}), \mathbf{B}_{U_3}^{Im}(\mathbf{x})] \quad (3.5)$$

La chaîne binaire est convertie en nombre décimal par l'expression (3.6) pour produire une étiquette de LPQ.

La **Figure 3.2** résume l'ensemble de ces étapes.

$$\mathbf{LPQ}(\mathbf{x}) = [\mathbf{B}_{U_0}^{Re}(\mathbf{x}) + \mathbf{B}_{U_0}^{Im}(\mathbf{x}) \times 2^1 + \dots + \mathbf{B}_{U_3}^{Re}(\mathbf{x}) \times 2^{K-1} + (\mathbf{x}) \times 2^K] \quad (3.6)$$

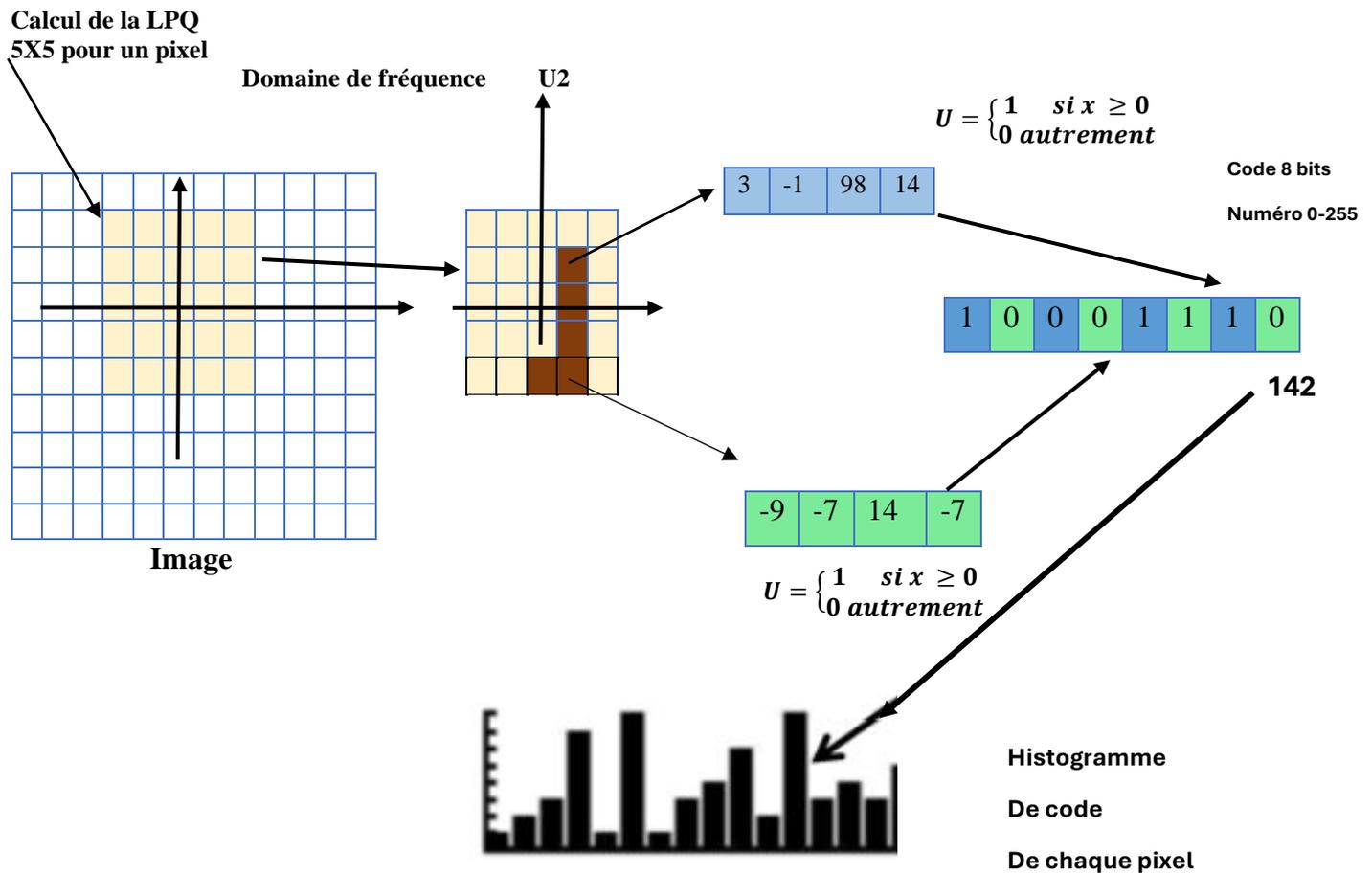


Figure 3.2 : Organigramme de l'ensemble des étapes nécessaires à la construction du Descripteur LPQ

3.2.3 Fonctionnalités d'image statistique binaires (BSIF):

- **Définition :** Cette approche utilise des filtres binaires pour extraire des caractéristiques locales basées sur la variation de l'intensité des pixels.
- **Formulation :** Contrairement à la LBP et la PLQ qui peuvent être utilisées pour calculer les statistiques d'étiquettes dans les voisinages des pixels locaux, le nouveau descripteur local appelé BSIF (Binarized Statistical Image Features). Le principe est de calculer une chaîne binaire pour les pixels d'une image d'entrée. La valeur de code d'un pixel est considérée comme un descripteur local du motif d'intensité d'image dans l'environnement du pixel plus loin. [50]

Les histogrammes des valeurs de code des pixels permettent de caractériser les propriétés de texture au sein des sous régions d'images.

La valeur de chaque élément (bit) dans la chaîne de code binaire est calculée en binarisation de la réponse d'un filtre linéaire avec un seuil à zéro. Chaque bit est associé à un filtre différent et la longueur souhaitée de la chaîne de bits détermine le nombre de filtres utilisés. L'ensemble de filtres est appris à partir d'un ensemble d'apprentissage de correctifs d'image naturelle en

maximisant l'indépendance statistique des réponses de filtre. Par conséquent, les propriétés statistiques des correctifs d'image naturels déterminent les descripteurs et par conséquent, les appelons caractéristiques d'image statistique binarisées (BSIF). Supposant une image d'entre XX de taille $ll * ll$ et un filtre linéaire WW_{xx} de la même taille la réponse de filtre et donnée par :

$$S_i = \sum_{u,v} W_i(u, v)X(u, v) = w_i x \quad (3.7)$$

D'où la notation de vecteur est introduite dans la dernière étape, à savoir, les vecteurs w et x contiennent les pixels de WW_{xx} et XX et. Et la caractéristique binarisée bb_{xx} est calculé par la proposition :

$$\begin{cases} b_i = 1, si S_i > 0 \\ b_i = 0, si S_i \leq 0 \end{cases} \quad (3.8)$$

Les filtres W_i sont appris en utilisant l'analyse en composantes indépendantes (ICA) en maximisant l'indépendance statistique. Le descripteur BSIF possède deux paramètres qui sont : la taille du filtre et la longueur n de la chaîne binaire [49].

3.2.4 Analyse en Composantes Principales (ACP) : Supposons qu'un jeu de données soit décrit par la matrice X de taille $(n \times D)$ où n est le nombre de vecteurs x_i de dimension D . Ce jeu de données possède une dimension propre (ou intrinsèque) d , où $d < D$ voire $d \ll D$. En termes mathématiques, la dimension intrinsèque signifie que le jeu de Données repose sur une variété de dimension d , contenu dans un espace de plus grande dimension D . Une technique de réduction de dimension transforme le jeu de données X en un nouvel ensemble Y de dimension d , en gardant au maximum l'essentiel de l'information de l'ensemble de départ.

Généralement, ni la géométrie de la variété, ni la dimension d sont connus. Les techniques de Réduction de dimension peuvent être classées en plusieurs groupes. Le principal critère de Classement est l'aspect linéaire ou non des méthodes. Les méthodes linéaires supposent que les Données reposent sur une variété linéaire de l'espace de grande dimension. Ces méthodes les plus Couramment utilisées sont : L'analyse en composantes principales (ACP) ou Principal Component Analysis (PCA) est une méthode mathématique qui peut être utilisée pour simplifier un ensemble de données, en réduisant sa dimension et pour représenter efficacement les données (images de palma par exemple). (2.8)

Ainsi, au lieu de stocker une vectrice image de taille N , on stocke un vecteur de taille $R \leq$ nombre d'images d'apprentissage P . Les étapes principales pour calculer la matrice de projection de PCA sont :

Chaque image est représentée par un vecteur de taille N .

$$x^i = [x_1^i, x_2^i, \dots, x_N^i]^T \quad (3.9)$$

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

$$\bar{x}^i = x^i - m, m = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p x^i \quad (3.10)$$

m : moyenne de toutes les images d'apprentissage.

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

$$C = \bar{X}\bar{X}^T \quad (3.11)$$

On calcule ensuite les vecteurs propres V et les valeurs propres D de la matrice C . Les valeurs propres de la matrice C représentent le taux de variation le long de l'axe du vecteur propre associé. La matrice de transformation de PCA est donc les R premiers vecteurs propres ordonnés par ordre décroissant des valeurs propres correspondantes [23].

3.3 Les Algorithmes de classification : Les Algorithmes de classification est une composante importante de la reconnaissance des empreintes palmaires principalement utilisée pour trouver la distribution des données utiles et les modèles de données dans les données potentielles. À l'heure actuelle, elle fait l'objet d'études plus approfondies dans les domaines des bases de données, de l'exploration des données, des statistiques et autres. Elle a connu un grand succès. La classification peut être définie comme suit : Étant donné n points de données dans un espace à d dimensions, ils sont divisés en k groupes, qui présentent la plus grande similarité avec le groupe et la plus petite similarité entre les groupes. Les points de données au sein d'un groupe sont plus similaires les uns aux autres que ceux qui se trouvent dans des groupes différents. Tout d'abord, on obtient la k -partition initiale, puis on utilise la technologie de positionnement itératif, en essayant de déplacer un objet d'une classe à l'autre afin d'améliorer la qualité de la classification [57].

3.3.1 Algorithme Des k plus proches voisins (KNN) : La méthode des k plus proches voisins est une méthode d'apprentissage supervisé. En abrégé k -NN ou KNN, de l'anglais *k-nearest neighbors*. Dans ce cadre, on dispose d'une base de données d'apprentissage constituée de N couples « entrée-sortie ». Pour estimer la sortie associée à une nouvelle entrée x , la méthode des k plus proches voisins consiste à prendre en compte (de façon identique) les k échantillons d'apprentissage dont l'entrée est la plus proche de la nouvelle entrée x , selon une distance à définir. Par exemple, dans un problème de classification, on retiendra la classe la plus représentée parmi les k sorties associées aux k entrées les plus proches de la nouvelle entrée x . En reconnaissance de forme, l'algorithme des k plus proches voisins (k -NN) est une méthode non paramétrique utilisée pour la classification et la régression. Dans les deux cas, il s'agit de classer l'entrée dans la catégorie à laquelle appartiennent les k plus proches voisins dans l'espace des caractéristiques identifiées par apprentissage. Le résultat dépend si l'algorithme est utilisé à des fins de classification ou de régression : • en classification k -NN, le résultat

est une classe d'appartenance. Un objet d'entrée est classifié selon le résultat majoritaire des statistiques de classes d'appartenance de ses k plus proches voisins, (k est un nombre entier positif généralement petit). Si $k = 1$, alors l'objet est assigné à la classe d'appartenance de son proche voisin. en régression k -NN, le résultat est la valeur pour cet objet. Cette valeur est la moyenne des valeurs des k plus proches voisins. La méthode k -NN est basée sur l'apprentissage préalable, ou l'apprentissage faible, ou la fonction est évaluée localement, le calcul définitif étant effectué à l'issue de la classification. L'algorithme k -NN est parmi les plus simples des algorithmes de machines apprenantes.

Que ce soit pour la classification ou la régression, une technique efficace peut être utilisée pour pondérer l'influence contributive des voisinages, ainsi les plus proches voisins contribuent-ils plus à la moyenne que les voisins plus éloignés. Pour exemple, un schéma courant de pondération consiste à donner à chaque voisin une pondération de $1/d$, où d est la distance de l'élément, à classer ou à pondérer, de ce voisin. Les voisins sont pris depuis un ensemble d'objets pour lesquels la classe (en classification k -NN) ou la valeur (pour une régression k -NN) est connue. Ceci peut être considéré comme l'ensemble d'entraînement pour l'algorithme, bien qu'un entraînement explicite ne soit pas particulièrement requis. Une particularité des algorithmes k -NN est d'être particulièrement sensible à la structure locale des données [53]. **Figure 3.3**

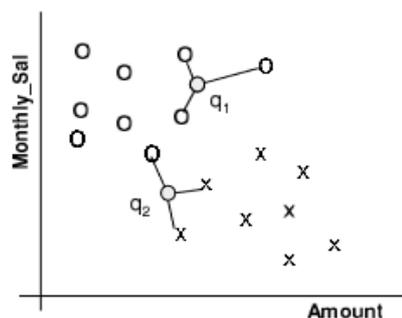


Figure 3.3 : Un exemple simple de classification par 3 plus proches voisins [53]

3.3.1.1 Les étapes d'une classification :

1. Choix des données.
2. Calcul des similarités entre les n individus à partir des données initiales.
3. Choix d'un algorithme de classification et exécution.
4. L'interprétation des résultats.

3.3.1.2 Classification par mesure de distance : Soit deux vecteurs $V_i = V_1, \dots, v_n$, et $Y_j = Y_1,$

Y_2, \dots, y_n La distance Euclidienne : la distance Euclidienne (Eu) est obtenue par la relation suivante

$$[54] D_{Eu}(v_i, y_j) = \sqrt{(v_i - y_j)^T (v_i - y_j)} \quad (3.12)$$

La distance de Mahalanobis : la distance de Mahalanobis (Ma) est obtenue par l'équation suivante

Où C la matrice de covariance

$$d_{Ma}(v_i, y_j) = (v_i - y_j)^T C^{-1} (v_i - y_j) \quad (3.13)$$

La distance de Cosinus : (Cos)est donnée par :

$$d_{cos}(v_i, y_j) = \left(1 - \frac{v_i^t v_j^t}{\sqrt{(v_i^t v_i^t)(y_j^t y_j^t)}}\right) \quad (3.14)$$

3.3.2 Classification par SVM :

Le SVM est une nouvelle technique d'apprentissage statistique utilisée pour l'analyse des données et la reconnaissance des formes. Le SVM est utilisé comme une méthode de classification binaire basé sur un problème à deux classes. Le SVM binaire cherche à trouver l'hyperplan de séparation optimale entre les deux classes en maximisant la marge entre l'hyperplan et les deux classes qui sont étiquetées avec -1 et 1. Supposons A est un ensemble de données $x_i (i = 1, 2, \dots, K)$ sont les vecteurs caractéristiques d'apprentissage en k-dimension et y_i sont les étiquettes(labels) :

$$A = (x_i, y_i) \quad \mathbf{1} \quad x_i \in \mathbf{R}^k \quad y_i \in \{-1, +1\}$$

Pour le SVM linéaire, l'hyperplan de séparation optimale peut être exprimé par la fonction suivante

$$f(x) = [(w \cdot x) + b] \quad (3.15)$$

Enfin, Y Jing et D. Zhang ont développé une méthodologie spécifique pour l'apprentissage et la vérification des empreintes palmaires, en utilisant des échantillons d'entraînement et de test sélectionnés à partir d'une base de données. Cette approche permet d'identifier les caractéristiques discriminantes à partir des composantes principales extraites, facilitant ainsi la comparaison et l'identification des empreintes palmaires avec une précision accrue.

But des SVM est de déterminer la frontière linéaire entre les objets positifs et les objets négatifs, où w représente le vecteur normal à ce séparateur linéaire, et b le biais. **Figure 3.4**

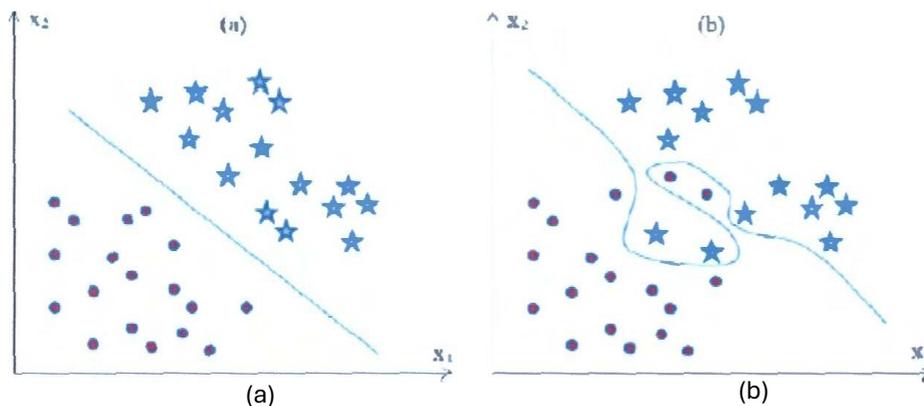


Figure 3.4 : SVM linéaire séparation par une ligne droite (a), SVM non linéaire Séparation par une courbe (b) [55]

Les machines à vecteurs de support (SVM, ou réseaux de vecteurs de support) sont des modèles d'apprentissage supervisé avec des algorithmes d'apprentissage associés qui analysent les données utilisées pour la classification et l'analyse de régression. Étant donné un ensemble d'exemples d'apprentissage, chacun marqué comme appartenant à l'une ou l'autre de deux catégories, un

algorithme d'apprentissage SVM construit un modèle qui affecte les nouveaux exemples à l'une ou l'autre catégorie, ce qui en fait un classificateur linéaire binaire non probabiliste.

Un modèle SVM est une représentation des exemples sous forme de points dans l'espace, cartographiés de manière à ce que les exemples des différentes catégories soient divisés par un espace clair aussi large que possible. Les nouveaux exemples sont ensuite cartographiés dans ce même espace et leur appartenance à une catégorie est prédite en fonction du côté de l'écart où ils se situent voir Figure 3.5 [52]

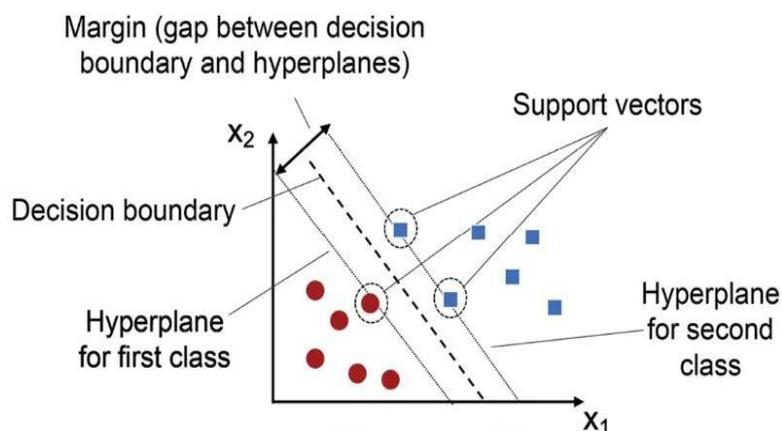


Figure 3.5 : Algorithme machine à vecteur de support (SVM) [52]

Outre la classification linéaire, les SVM peuvent effectuer efficacement une classification non linéaire en utilisant ce que l'on appelle l'astuce du noyau, en cartographiant implicitement leurs entrées dans des espaces de caractéristiques à haute dimension. Lorsque les données ne sont pas étiquetées, l'apprentissage supervisé n'est pas possible et une approche d'apprentissage non supervisé est nécessaire, qui tente de trouver des regroupements naturels de données en groupes, puis de faire correspondre les nouvelles données à ces groupes formés [51].

L'algorithme de regroupement qui améliore les machines à vecteur de support est appelé regroupement à vecteur de support et est souvent utilisé dans les applications industrielles, soit lorsque les données ne sont pas étiquetées, soit lorsque seules certaines données sont étiquetées, en tant que prétraitement pour une passe de classification

3.3.3 Classifieur par réseaux neuronaux :

Un classifieur de réseaux de neurones est un système sophistiqué de classification de données, inspiré du fonctionnement complexe des réseaux neuronaux biologiques et implémenté à l'aide de réseaux neuronaux artificiels (RNA). Ces systèmes tirent parti de la structure en couches et de la capacité d'apprentissage des réseaux de neurones pour effectuer des tâches de classification hautement complexes. Dans un classifieur de réseaux de neurones, les données d'entrée sont présentées à la couche d'entrée du réseau, où chaque nœud représente une caractéristique spécifique des données. Ces données sont ensuite propagées à travers une série de couches cachées, où des opérations de

transformation non linéaires sont appliquées à l'aide de fonctions d'activation telles que ReLU (Rectified Linear Unit) ou tanh (tangente hyperbolique). Les transformations des données dans les couches cachées sont modulées par des poids ajustables associés aux connexions entre les neurones. Ces poids sont initialement définis de manière aléatoire et sont progressivement ajustés pendant la phase d'apprentissage à l'aide d'algorithmes d'optimisation tels que la descente de gradient stochastique ou l'algorithme d'Adam. Cette optimisation vise à minimiser une fonction de perte définie, qui mesure l'écart entre les prédictions du classifieur et les étiquettes réelles des données d'entraînement. Une fois les données traitées par les couches cachées, elles sont propagées à la couche de sortie du réseau, où la classification finale est effectuée. Selon le problème de classification, la couche de sortie peut comporter un ou plusieurs nœuds, chaque nœud représentant une classe possible. La classification est généralement réalisée en utilisant des fonctions d'activation spécifiques à la tâche, telles que la fonction sigmoïde pour la classification binaire ou la fonction softmax pour la classification multi-classes. [50]

- En résumé, les classifieurs de réseaux de neurones exploitent des architectures complexes et des mécanismes d'apprentissage sophistiqués pour réaliser des tâches de classification de données, en adaptant dynamiquement leur comportement en fonction des caractéristiques des données d'entrée et des exigences de la tâche de classification.

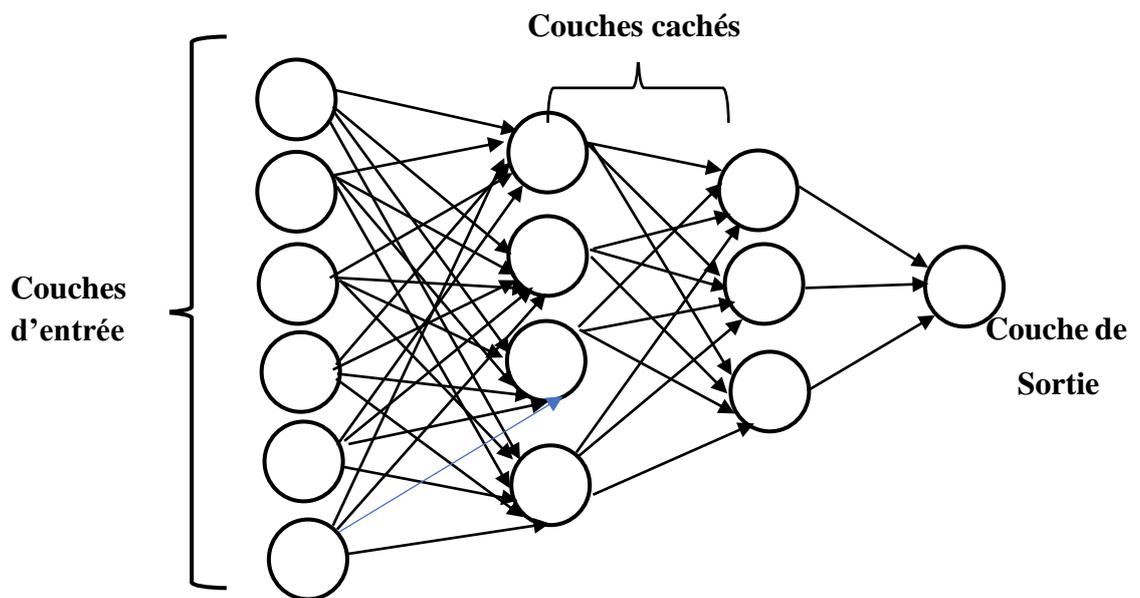
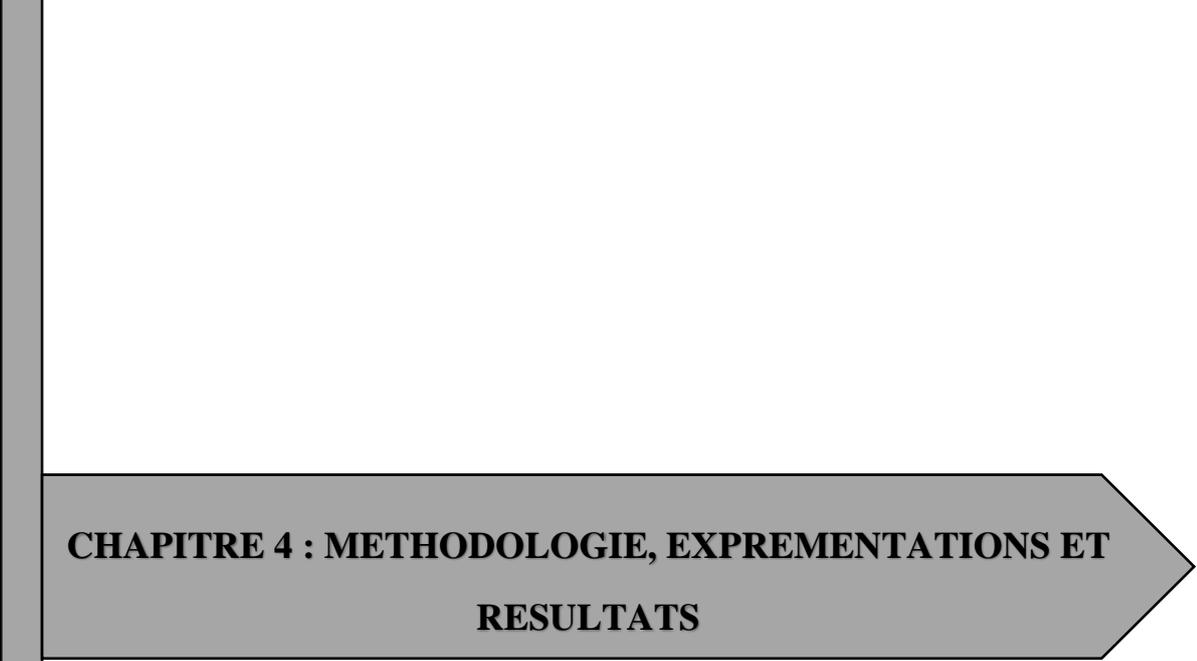


Figure3.6: Classification des réseaux neuronaux [50]

3.4 CONCLUSION :

Ce chapitre a abordé le sujet des descripteurs locaux en détail. Nous avons identifié trois principaux types de descripteurs : les modèles binaires locaux (LBP), la quantification de phase locale (LPQ) et les caractéristiques statistiques des images binarisées (BSIF). Chacun de ces descripteurs offre des avantages uniques en termes de représentation des caractéristiques locales dans les images. En outre, nous avons abordé les algorithmes de classification qui sont souvent utilisés en conjonction avec ces descripteurs pour effectuer des tâches de reconnaissance et de classification d'images. Parmi ces algorithmes, nous avons examiné l'algorithme des k plus proches voisins (KNN), les réseaux de neurones et les machines à vecteurs de support (SVM), en soulignant les caractéristiques et les applications spécifiques de chacun dans le contexte de l'analyse d'images. Le prochain chapitre se concentrera sur l'analyse des résultats expérimentaux obtenus à partir de l'application de ces techniques, ainsi que sur une discussion approfondie des conclusions tirées de ces résultats.



**CHAPITRE 4 : METHODOLOGIE, EXPERIMENTATIONS ET
RESULTATS**

4.1 Introduction : Dans cette étude, nous explorons l'efficacité des descripteurs locaux après application des méthodes de prétraitement pour diminuer l'effet de la lumière. Puis sur la classification pour la reconnaissance des empreintes palmaires, en utilisant deux bases de données renommées : MS-CASIA et MS-PolyU. Le descripteur local étudié est basé sur les caractéristiques statistiques des images binarisées (BSIF), tandis que l'algorithme de classification évalué est le k plus proches voisins (KNN).

Nous avons choisi ces bases de données et ces techniques pour leurs caractéristiques distinctes et leur pertinence dans la recherche en vision par ordinateur. Notre objectif est de développer des systèmes de reconnaissance d'empreintes palmaires robustes et précis, capables de fonctionner efficacement dans des environnements réels et variés. En évaluant ces méthodes sur des bases de données diversifiées, nous visons à surmonter les défis liés à la variabilité des conditions de collecte des données et à améliorer la fiabilité et la performance des systèmes de reconnaissance d'empreintes palmaires.

4.2 Les bases de données :

4.2.1 Base de données de l'empreinte palmaire MS-CASIA : La base de données que nous avons utilisée dans nos expérimentations est MS-CASIA multi spectral qui contient 7 200 images de paume capturées par 100 personnes différentes à l'aide d'un périphérique d'imagerie spectrale multiple conçu par l'utilisateur, comme illustré à **Figure 4.1**. Toutes les images palm sont des fichiers JPEG de niveau de gris 8 bits. Pour chaque main, nous capturons deux sessions d'images de la paume. L'intervalle de temps entre les deux sessions est supérieur à un mois. Dans chaque session, il y a trois échantillons. Chaque échantillon contient six images de paume qui sont capturées en même temps avec six spectres électromagnétiques différents. Les longueurs d'onde de l'illuminateur correspondant aux six spectres sont respectivement de 460 nm, 630 nm, 700 nm, 850 nm, 940 nm et de la lumière blanche. Entre deux échantillons, nous autorisons un certain degré de variation des postures des mains. Grâce à cela, nous souhaitons augmenter la diversité des échantillons intra-classe et simuler une utilisation pratique.

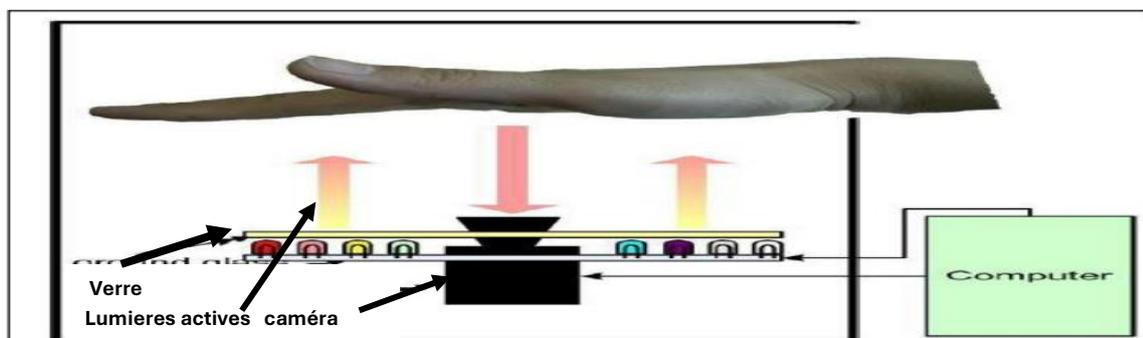


Figure 4.1 : Dispositif d'imagerie Multi Spectrale

Dans notre appareil, il n'y a pas de piquets pour limiter les postures et les positions des paumes. Les sujets doivent créer un fond uniforme et coloré. L'appareil fournit un éclairage uniformément réparti et capture des images palm à l'aide d'une caméra CCD située au bas de l'appareil. Nous Résultats expérimentaux et discussions concevons un circuit de contrôle pour ajuster les spectres automatiquement. **La Figure 4.2.** Montre six images typiques de l'empreinte palmaire dans la base de données.

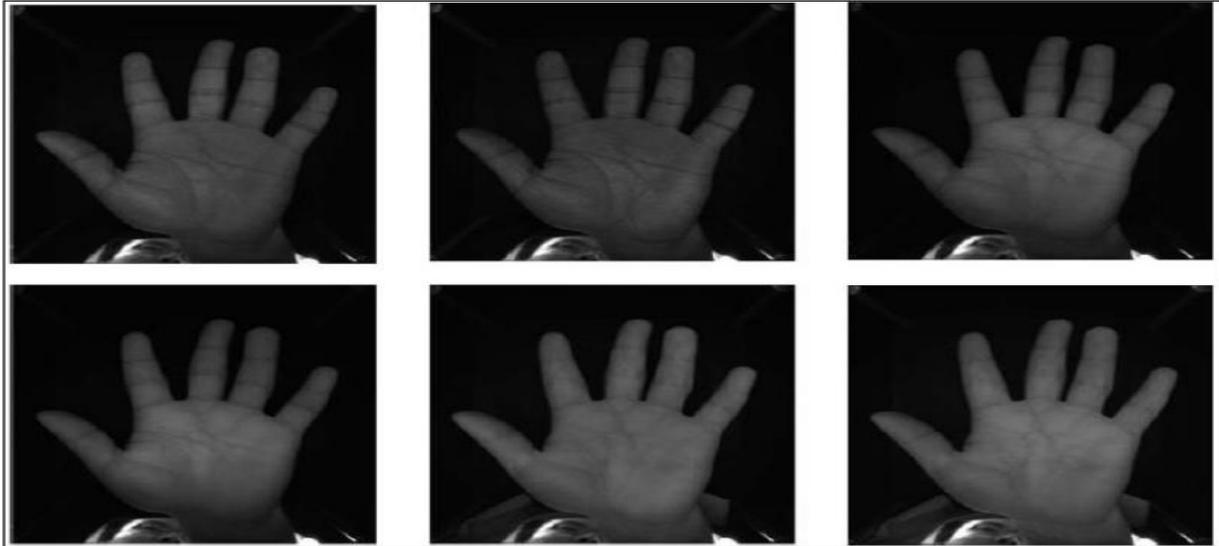


Figure 4.2 : Six images d'empreintes palmaires typiques dans la base MS-CASIA [56]

4.2.1.1 Formats d'image : Les images de la base de données MSCASIA sont stockées en tant que:

- XXX_ (L / R) _ YYY_ZZ .jpg
- XXX : l'identifiant unique de personnes, varie de 000 à 100.
- (L / R): le type de palme, de « L » désigne la paume gauche et « R » désigne paume droite.
- YYY : Spectres électromagnétiques. « WHT » représente la lumière blanche.
- ZZ : l'indice des échantillons allant de 01 à 06. 01 au 03 appartiennent à la première session. 04-06 appartiennent à la deuxième session.

4.2.2 Base de données multi-spectrale (MS-PolyU) : La base de données MS-PolyU a été créée par l'université polytechnique de Hong Kong. Elle se compose de 6000 images d'empreintes digitales recueillies auprès de 500 volontaires. L'âge de chaque volontaire était compris entre 20 et 60 ans. Au cours du processus d'acquisition, chaque volontaire a été échantillonné 12 fois en deux sessions distinctes pour ses paumes gauche et droite [58] [59].

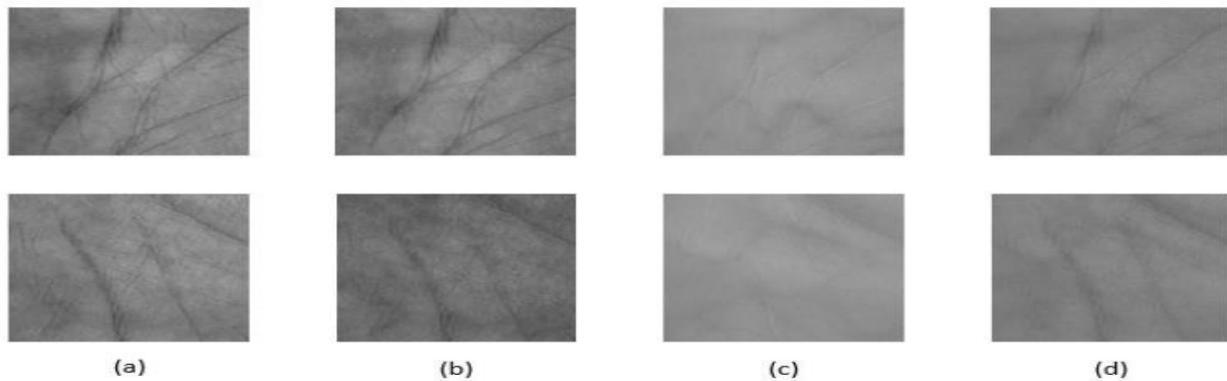


Figure 4.3 : Échantillons de ROI d'empreintes palmaires de la base MS-PolyU (a) : bleu, (b) : vert, (c) : NIR, (d) : rouge

Les images d'empreintes palmaires ont été acquises dans quatre bandes spectrales, à savoir le rouge (RED), le vert (GREEN), le bleu (BLUE) et le proche infrarouge (NIR). Pour la commodité des chercheurs, l'université polytechnique de Hong Kong fournit les images de la région d'intérêt (ROI) de taille 128×128. La figure ci-dessus montre quelques échantillons d'empreintes palmaires multispectrales dans la base de données PolyU [58] [59].

Base de données	Base de données MS-CASIA	Base de données MS-POLYU
Nombre de personnes	100	500
Nombre d'images	7200	6000

Tableau 4.1 : Différence entre les bases de données.

4.2.3 Protocole Expérimental : L'ensemble des images de la main gauche de la base de données MS-CASIA et l'ensemble des images de la base de données MS-POLYU est divisé en deux parties :

- **Images d'apprentissages** : trois images de chaque personne servir pour la phase d'apprentissage.
- **Images Tests** : le reste des trois images de chaque personne servent pour la réalisation des différents tests.

4.3 Vue générale du processus et méthode de reconnaissance palmaire : Le processus de reconnaissance palmaire, illustré dans la figure 4.4, suit un flux bien défini comprenant l'acquisition de l'image, l'extraction des caractéristiques, l'enrôlement, la classification et la prise de décision. Les techniques d'extraction des caractéristiques telles que LPQ, BSIF et LBP jouent un rôle crucial en fournissant des représentations discriminatives de l'image de la paume, facilitant ainsi une identification précise et fiable. Illustre les étapes clés d'un système de reconnaissance palmaire. Voici une explication de chaque étape du processus :

4.3.1 Acquisition de l'image : La première étape consiste à capturer une image de la paume de la main. Cela peut être réalisé à l'aide de différents types de capteurs, tels que des scanners optiques, infrarouges ou capacitifs. L'image capturée sert de point de départ pour le reste du processus.

4.3.2 Prétraitement : Le prétraitement des images est une étape cruciale dans le processus de reconnaissance des empreintes palmaires. Il vise à améliorer la qualité des images et à extraire les caractéristiques pertinentes, facilitant ainsi les étapes ultérieures de classification.

4.3.3 Extraction des caractéristiques : Après l'acquisition de l'image, l'étape suivante est l'extraction des caractéristiques. Différentes techniques peuvent être utilisées pour extraire les caractéristiques distinctives de la paume. Dans le diagramme, trois techniques citées à titre d'exemple sont mentionnées LPQ (Local Phase Quantization), BSIF (Binarized Statistical Image Features) LBP (Local Binary Patterns) ...etc. Ces techniques génèrent des histogrammes des caractéristiques extraites, qui servent de représentation compacte et discriminative de l'image de la paume.

4.3.4 Enrôlement : L'enrôlement est le processus d'enregistrement des caractéristiques extraites dans une base de données (DB). Lors de cette étape, les histogrammes des caractéristiques extraites sont stockés pour une utilisation ultérieure lors de la phase de classification.

4.3.5 Classification : Pendant la classification, les caractéristiques extraites de l'image de la paume sont comparées avec celles stockées dans la base de données. Cette étape utilise divers algorithmes pour effectuer la comparaison et déterminer l'identité de l'individu.

4.3.6 Decision : La dernière étape du processus est la prise de décision, où le système détermine si l'individu est identifié ou vérifié avec succès. Si la comparaison des caractéristiques extraites avec celles de la base de données dépasse un certain seuil de confiance, l'identification est considérée comme réussie. **Figure 4.4**

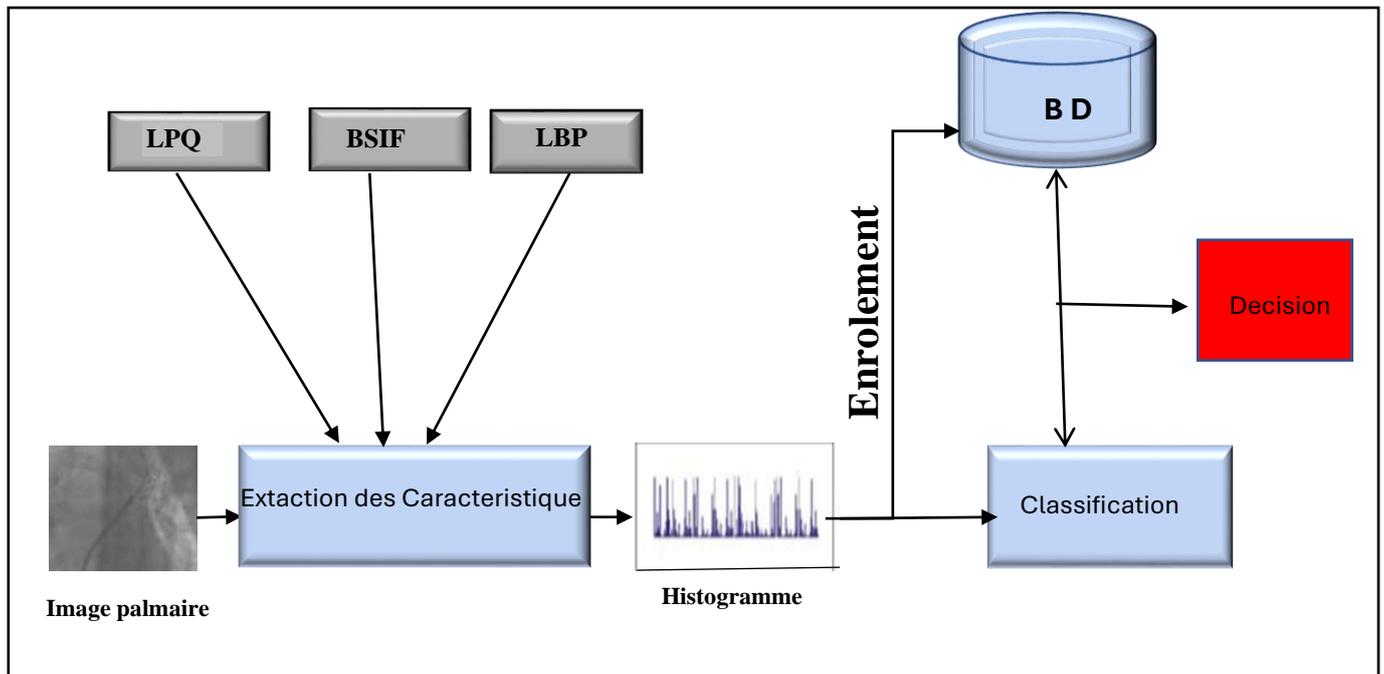


Figure 4.4 : Architecture général du système de reconnaissance d'empreintes palmaires.

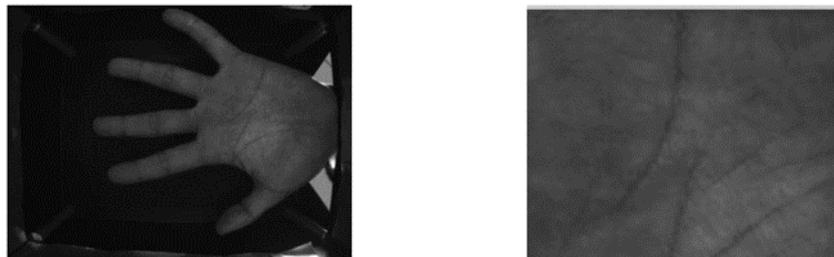


Figure 4.5 : Image capturé en lumière Bleu

4.4 Les Méthodes de prétraitement et classification : Dans cette section, nous détaillerons deux méthodes de prétraitement : le prétraitement par Tan-Triggs et le traitement par DOG et classification KFA

4.4.1 La méthode Tan et Triggs (TT) : La méthode Tan-Triggs est conçue pour atténuer les variations d'illumination et renforcer les caractéristiques importantes des images d'empreintes palmaires. Cela améliore la robustesse des systèmes de reconnaissance en réduisant l'influence des conditions de capture variées on fait la correction a laide de la variation des ces parametres

- **La correction gamma :** Est une transformation de niveau de gris non linéaire qui remplace le niveau de gris I aveci

$$I^\gamma \text{ (pour } \gamma > 0) \text{ ou } \log(I) \text{ (pour } \gamma = 0), \text{ où } \gamma \in [0,1] \quad (4.1)$$

avec (γ pour > 0) ou $\log(I)$ (pour $\gamma = 0$), où $\gamma \in [0,1]$ est un paramètre défini par l'utilisateur. Cela améliore la plage dynamique locale de l'image dans les régions sombres ou ombragées tout en la compressant dans les régions claires et dans les hautes lumières.

Le principe sous-jacent est que l'intensité de la lumière réfléchiée par un objet est le produit de l'éclairage incident et de la réflectance de surface locale. On veut récupérer des informations au niveau de l'objet indépendamment de l'éclairage, et la prise de logs facilite la tâche en convertissant le produit en une somme : pour un éclairage local constant, Une étape de réflexion donnée produit une étape particulière dans $(\log I)$ indépendamment de l'intensité réelle de l'éclairage. En pratique, une transformation (\log) complète est souvent trop forte, tendant à suramplifier le bruit dans les zones sombres de l'image, mais une loi de puissance avec un exposant dans la plage $[0, 0,5]$ est un bon compromis. Ici, nous utilisons γ comme paramètre par défaut. [60]

- **La technique Différence Of Gaussien (DOG) :** Afin de rendre l'image capturée lisible par le système de reconnaissance, un pré-traitement sur l'image originale est nécessaire, certaines images prises dans des conditions d'éclairage non contrôlés dégradent considérablement le taux de la reconnaissance, et pour rendre l'image exploitable on utilise des filtres de lissage tels que le filtre gaussien.
- **Filtre Gaussien :** Le filtre gaussien est un filtre linéaire, il signifie moyenne pondérée. Parce que les poids dans le filtre sont calculés selon une distribution gaussienne, il est nommé d'après le célèbre scientifique Carl Gauss. Ce filtre a un autre nom est flou gaussien. Nous pouvons lisser l'image en prenant un pixel comme valeur moyenne de ses pixels environnants. Si nous supposons que le point central est 2, les points environnants sont 1 et le point central prendra la valeur moyenne de ses points environnants, ce sera 1. La fonction de densité appelée la fonction gaussienne. La forme 1-D est représentée dans l'équation suivante :

$$G(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-(x-a)^2/2\sigma^2} \quad (4.2)$$

Ici, a est la moyenne de x , car le point central est à la fois l'origine du point lors de calcul d'une valeur moyenne, donc a est égal à 0, la fonction sera comme suit :

$$G(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-x^2/2\sigma^2} \quad (4.3)$$

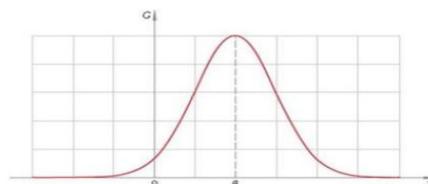


Figure4.6: la distribution Gaussienne [61].

Si chaque point obtenait la valeur moyenne des points environnants, comment devrions nous attribuer le poids ? Si nous utilisons simplement une moyenne simple, ce n'est pas raisonnable, car les images sont continuées, plus les points sont proches, plus la relation entre les points est proche. La moyenne pondérée est donc plus logique que la moyenne simple, plus les points sont proches de la distance, plus le poids est important [62].

- **Principe de La technique Différence de Gaussienne (DOG) :** La technique de normalisation basée sur le filtrage (DOG) est une technique de normalisation qui s'appuie sur la différence de filtre de Gaussiens pour produire l'image normalisée. Fondamentalement, il applique un filtre passe-bande à l'image d'entrée et en produit une version normalisée [63].
- **Formulation de Différence Of Gaussien (DOG) :** Les DOGs ont été introduites initialement comme une représentation mathématique de la forme des champs récepteurs des cellules ganglionnaires de la rétine Le profil de luminance de la DOG issu de la différence de deux Gaussiennes est montré suit **Figure4.7** :

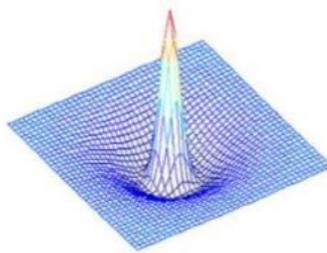


Figure 4.7: Réponse fréquentielle d'une Différence de Gaussienne -DOG- [64]

Dans le plan spatial, aussi appelé plan d'image, la fonction de la DOG est donnée par l'équation

$$G_{\sigma_1\sigma_2}(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_1} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma_1^2} - \frac{1}{2\pi\sigma_2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma_2^2} \quad (4.4)$$

Où x et y sont les coordonnées du pixel d'une image de taille a ; a est l'échelle de la DoG, la fréquence maximale des filtres étant proportionnelle à $\frac{1}{a}$; $\sigma_1^2 - \sigma_2^2$ représente la différence d'entendue spatiale entre les deux gaussiennes et la valeur choisie (telle que $\sigma_2^2 = 2.25$) correspond aux données neurophysiologiques sur les réponses des champs récepteurs des cellules ganglionnaires selon des travaux antérieurs sur la modélisation du système visuel humain ,les valeurs $C_1= 1.8$ et $C_2 =0.8$ sont déterminées de telle façon que la transformée de Fourier des DoG soit nulle pour la fréquence spatiale nulle ($u=v=0$) . Pour passer d'une échelle a l'échelle suivante ; une multiplication par 2 de l'échelle initiale permet l'augmentation octave par octave, en pratique l'intervalle des échelles de décomposition

dépend de la taille de l'image. Etant donnée une échelle initiale, le nombre total d'échelles est donné par l'équation (9) les échelles de la DOG sont des puissances de 2 appartenant à l'intervalle $[a_1, M/2]$; ou peut être inférieur à 1. La valeur de l'échelle a_m relative à m^{ime} 1

$$m_t = \log_2(M/a_1) \quad (4.5)$$

$$a_m = 2^{\log_2(a_1)+m-1} \quad (4.6)$$

Ici, nous faisons un calcul direct dans le plan de Fourier en utilisant la formule analytique de la DOG.

$$DOG(u, v) = K \left[\exp\left(-\frac{2(\pi a)^2}{\left(\frac{u}{f}\right)^2 - \left(\frac{v}{h}\right)^2}\right) - \exp\left(-\frac{2(\pi a)^2}{\sigma^2\left(\left(\frac{u}{f}\right)^2 - \left(\frac{v}{h}\right)^2\right)}\right) \right] \quad (4.7)$$

Avec $K = -1$ une constante utilisée pour la normalisation des ondelettes dans le plan de Fourier, et $(h \times l)$ la taille de l'image [64].

4.4.2L'analyse de Fisher par noyau (KFA) : Est une technique puissante pour réaliser une analyse discriminante non linéaire, particulièrement utile dans des applications comme la reconnaissance des empreintes palmaires. Cette technique combine les principes de l'analyse discriminante linéaire (LDA) avec des méthodes de projection dans des espaces de caractéristiques de haute dimension à l'aide de noyaux.

- **Principe de l'Analyse de Fisher par Noyau :** L'analyse de Fisher par noyau vise à projeter les données d'entrée (dans ce cas, les caractéristiques des empreintes palmaires) dans un espace de caractéristiques de dimension supérieure où les classes (différentes personnes) deviennent plus séparables. Ce processus améliore la capacité du modèle à distinguer entre les différentes classes. Les données des empreintes palmaires sont projetées dans un espace de caractéristiques de haute dimension FF en utilisant une fonction de noyau non linéaire $\Phi\Phi$. Matériellement, cela signifie que chaque vecteur de caractéristiques x de l'empreinte palmaire est transformé en $\Phi(x)\Phi(x)$.
- **Calcul du Produit Scalaire :** Dans cet espace FF , le produit scalaire entre deux vecteurs xx et yy est défini comme $k(x,y)=\Phi(x) \cdot \Phi(y)$, où $k(x,y)$ est la fonction de noyau. Définition des Matrices de Dispersion : Pour appliquer l'analyse discriminante, il est nécessaire de définir les matrices de dispersion intra-classe (SWS) et inter-classe (SBS) dans l'espace de caractéristiques [71].

$$(SW) = \sum_{i=1}^C p(w_i) \sum_{x_k \in w_i} (\Phi(x_k) - \mu_i)(\Phi(x_k) - \mu_i)^T \quad (4.8)$$

$$(SB) = \sum_{i=1}^C p(w_i) (\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T \quad (4.9)$$

4.5 Methode proposée et resultats expérimentaux :

Premièrement, nous appliquons une combinaison des techniques de prétraitement TanTriggs et DOG pour diminuer les variations d'illumination. **Deuxièmement**, l'image palmaire résultante est divisée en régions ($k \times k$) non chevauchantes, sur lesquelles le descripteur BSIF est appliqué. **Troisièmement**, pour chacune de ces régions, un histogramme local est calculé, collectant les occurrences des codes BSIF. Ensuite, les histogrammes obtenus pour toutes les régions sont normalisés et concaténés en un vecteur de caractéristiques, qui sera **finalement** utilisé comme descripteur final de l'image palmaire. Lors de l'étape de classification, nous utilisons KFA (Kernel Fisher Analysis) pour réduire la dimension du vecteur de caractéristiques. Le vecteur résultant est comparé à une galerie d'histogrammes à l'aide d'un classificateur des k -plus proches voisins basé sur la distance cosinus. Nous utilisons un classificateur simple pour évaluer correctement les performances de l'approche proposée, mais d'autres classificateurs plus avancés peuvent également être utilisés afin d'améliorer davantage les performances de cette méthode.

Cette approche vise à améliorer la robustesse et la précision des systèmes de reconnaissance d'empreintes palmaires, en prenant en compte les variations d'illumination et en exploitant des techniques avancées de traitement et de classification des images. **Voir Figure 4.8**

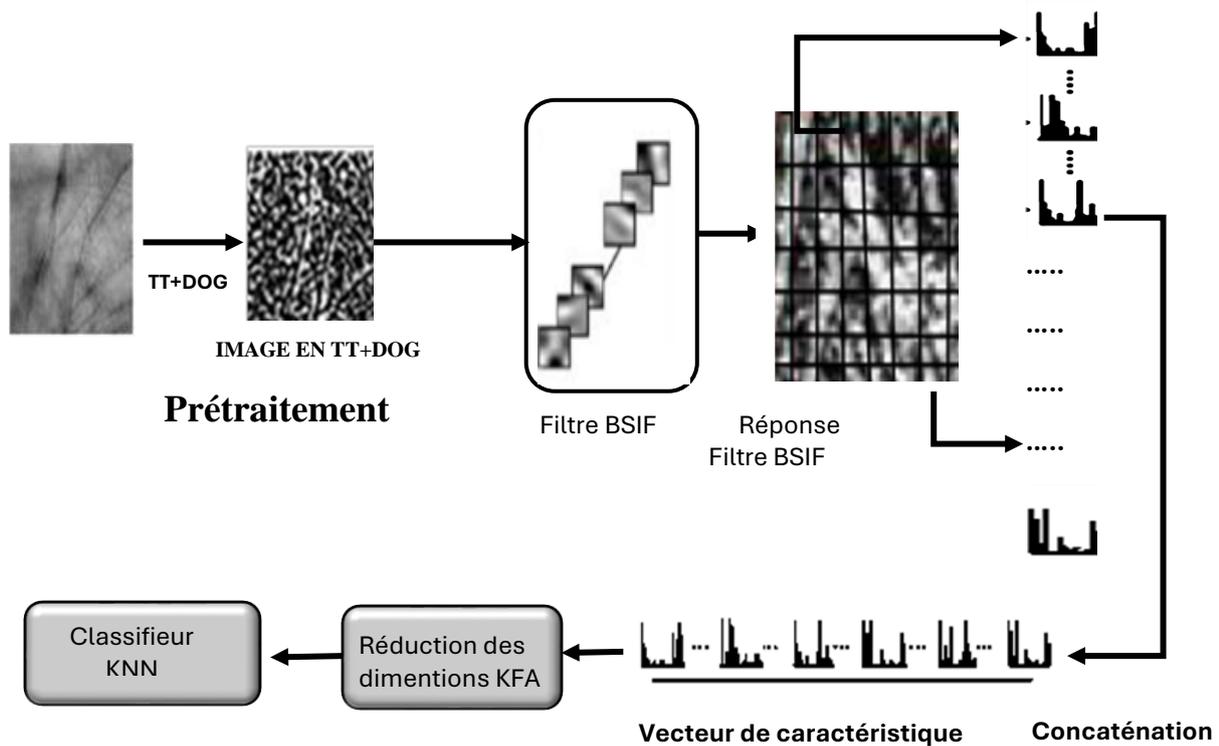


Figure 4.8 : Systèmes de reconnaissance d'empreintes palmaires proposées

4.6 Résultats et Discussion :

4.6.1 Méthode proposée sans prétraitement : Nous analysons les performances de chaque filtre du descripteur BSIF, de 0 à 60, et la variation de division de bloc K de 2 à 10, sans prétraitement. les performances sont définies expérimentalement. en utilisant la base de données multispectrale MS CASIA pour tous les spectres, à titre d'exemple, nous analysons l'histogramme du spectre 460L. la **Figure 4.9** illustre les taux de reconnaissance pour tous les filtres BSIF. Sans prétraitement, nous remarquons que pour le filtre 16 ($7 \times 7 \times 8$ bits), le taux de reconnaissance est de 96,67 %.

Après avoir analysé les résultats de la variation de la division de bloc, nous obtenons que $K=5$ est la meilleure valeur commune entre tous les spectres. Nous essayons maintenant d'appliquer des méthodes de prétraitement pour améliorer ces taux de reconnaissance.

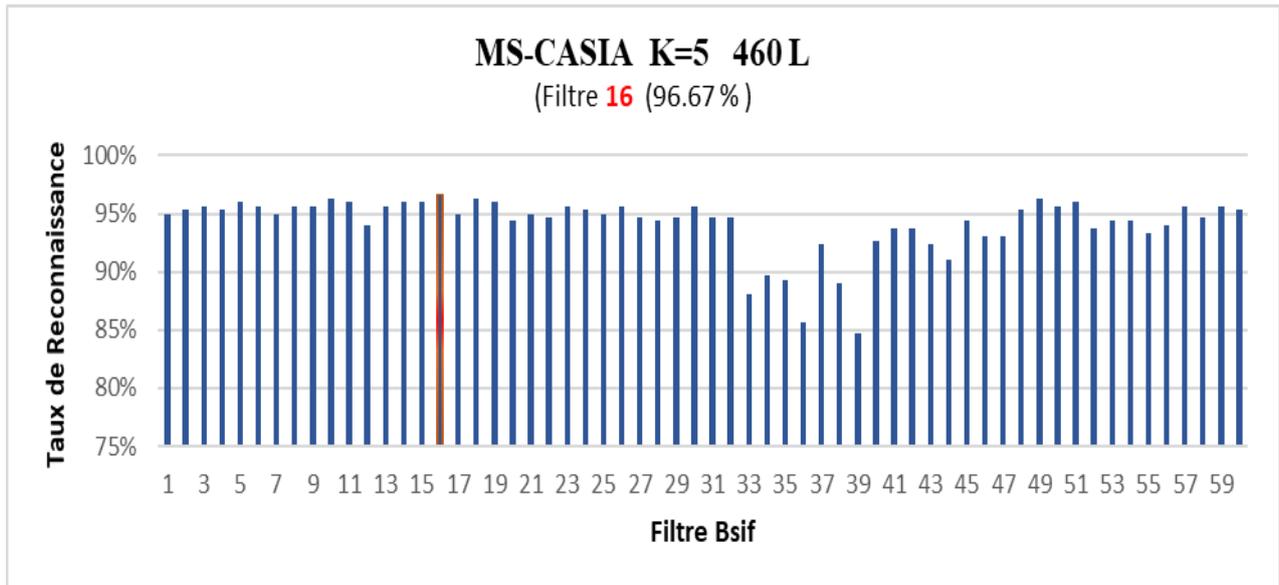


Figure 4.9 : Taux de reconnaissance MS-CASIA utilisant tous les filtres BSIF pour le spectre 460L Sans prétraitement.

4.6.2 Méthode proposée avec prétraitement : Nous proposons trois approches de prétraitement pour améliorer le taux de reconnaissance : approche Tan-Triggs, approche DOG (Difference of Gaussians) et approche de combinaison Tan-Triggs et DOG

4.6.2.1 Approche Tan-Triggs (TT) :

Pour améliorer le taux de reconnaissance, nous utilisons la méthode Tan-Triggs, qui est spécialement conçue pour diminuer l'effet de la lumière ou de l'ombre. Nous avons recherché les meilleurs taux de reconnaissance avec tous les spectres de la base de données MS CASIA en utilisant tous les filtres BSIF. à titre d'exemple, nous analysons l'histogramme du spectre 460L La **Figure 4.10** présente les taux de reconnaissance pour le spectre 460L avec $K=5$

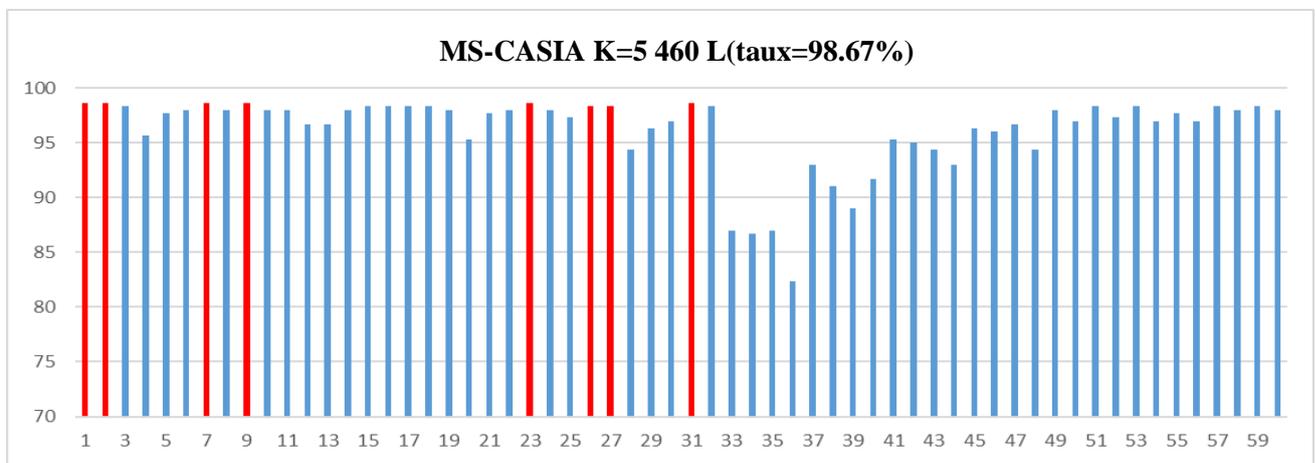


Figure 4.10 : Taux de reconnaissance MS-CASIA utilisant tous les filtres BSIF pour le spectre 460L pour k=5 avec Tan-Triggs.

Les filtres (1, 2, 7, 9, 23, 26, 27, 31) ont donné un taux de reconnaissance de 98,67 %. L'ajout de la méthode Tan-Triggs améliore considérablement ce taux de reconnaissance par rapport à la méthode précédente, indiquant que le prétraitement Tan-Triggs des images est bénéfique pour la performance des filtres BSIF. Nous avons obtenu les meilleurs taux de reconnaissance pour le Filtre 27 (9x9 x 11 bits), qui s'est révélé être le filtre commun le plus performant entre tous les spectres. Ce qui apparait dans la **Figure 4.11** (titre d'exemple spectre 630L)

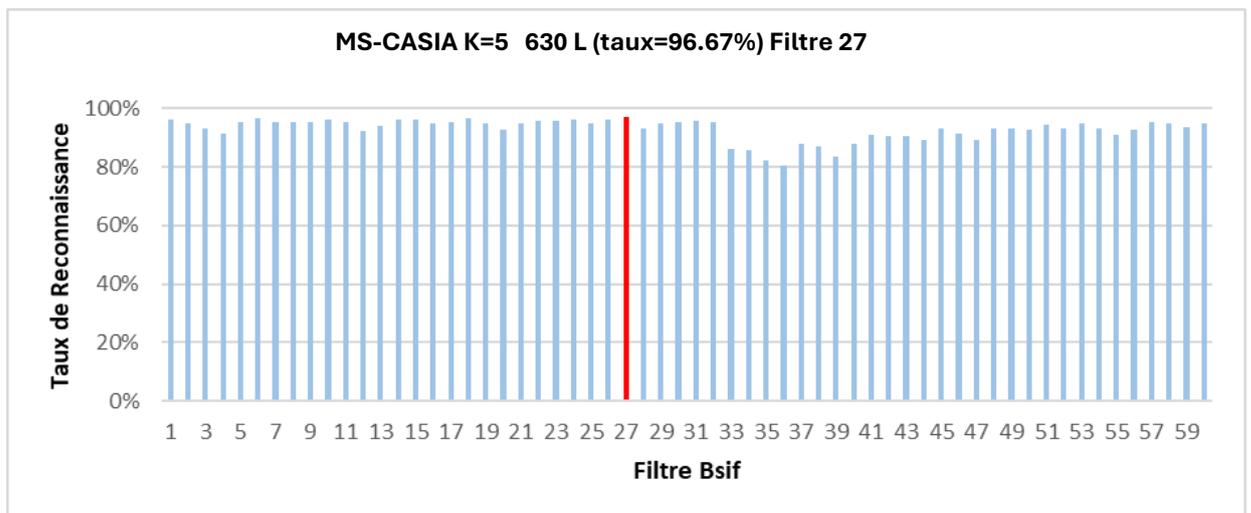


Figure 4.11 : Taux de reconnaissance MS-CASIA utilisant tous les filtres BSIF pour le spectre 630L pour k=5 avec Tan-Triggs. Filtre 27

4.6.2.2 Approche DOG : la méthode DOG est particulièrement efficace pour diminuer les effets indésirables de la lumière et des ombres. En appliquant DOG, nous visons à améliorer les performances des filtres BSIF.

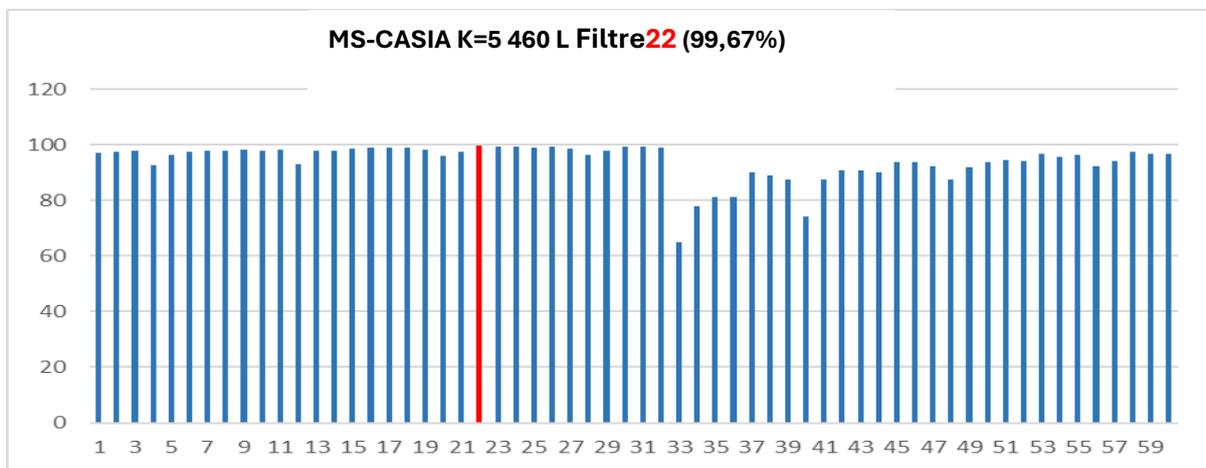


Figure 4.12 : Taux de reconnaissance MS-CASIA utilisant tous les filtres BSIF pour le spectre 460L pour k=5 avec DOG.

Le Filtre 22 a donné un taux de reconnaissance de 99,67 %. L'utilisation de la méthode DOG améliore considérablement le taux de reconnaissance par rapport à la méthode précédente (TT) **Figure 4.12**, indiquant que le prétraitement DOG est particulièrement bénéfique pour les performances des filtres BSIF

4.6.2.3 Approche de combinaison Tan-Triggs et DOG : Combinaison des techniques : Bien que chaque technique de prétraitement puisse améliorer les résultats, la combinaison de Tan-Triggs et DOG on va les testée pour obtenir des résultats encore meilleurs, nous appliquons l'ajustement des paramètres à l'aide de la méthode TanTriggs,

➤ **Ajustement des paramètres de la méthode Tan-Triggs :**

Nous varions la valeur de gamma de l'équation (4.1) de 0.1 à 3 nous obtenons les meilleurs taux de reconnaissance multispectrale avec la base de données MS CASIA. D'après les résultats, les meilleurs taux de reconnaissance ont été obtenus pour les valeurs de gamma= 0.1 **La Figure 4.13** présente les taux de reconnaissance multispectrale MS CASIA en fonction des différentes, pour tous les spectres, en particulier pour le Filtre 27. Ces ajustements montrent l'importance l'ajustement gamma précis des paramètres de TT pour améliorer significativement la reconnaissance palmaire dans un contexte multispectral.

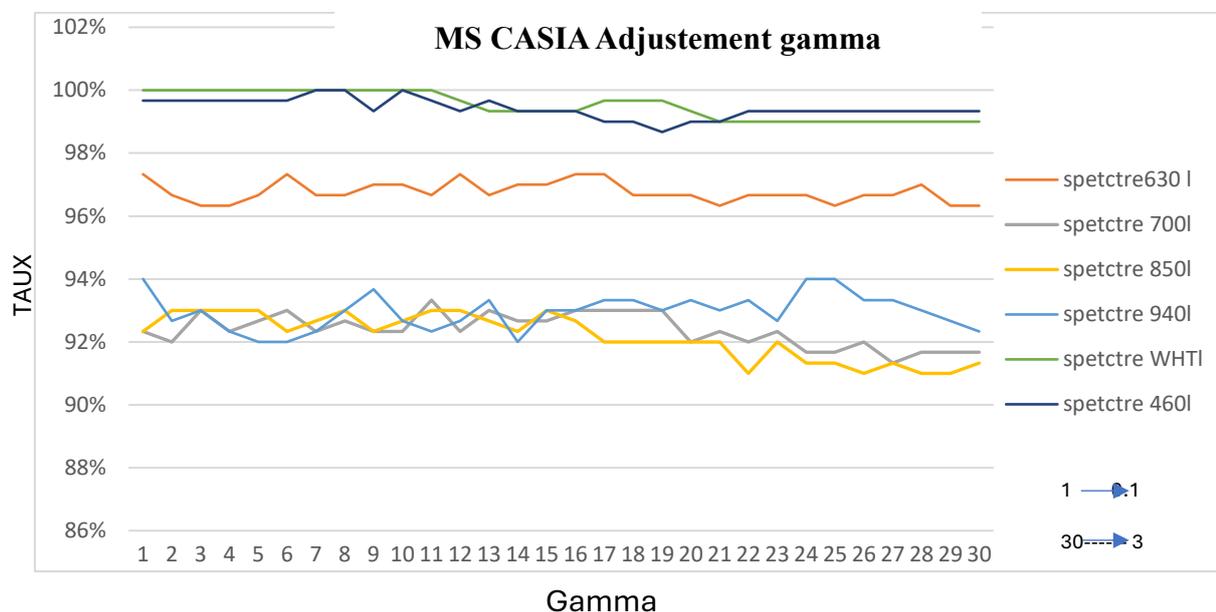


Figure 4.13 : Résultats des taux de reconnaissance multispectral MS CASIA après l’ajustement de gamma (0.1 :3) pour l’ensembles des filtres pour tous les spectres.

SPECTRE	630L	700L	850L	940L	WHT	460L
gamma=0.1	97.33%	92.33 %	92.33%	94%	100%	99.67%

Tableau 4.2 : Les meilleurs taux de reconnaissance multispectral MS CASIA Pour (gamma =0.1)

- **Ajustement de paramètre DOG :** Après avoir fixé la valeur de gamma à 0,1, nous ajustons les taux de reconnaissance multispectrale MS CASIA en modifiant les valeurs de sigma (σ_1) de l'équation (4.4) de 0,5 à 1,99. Cette étape vise à trouver les valeurs optimales de σ_1 qui maximisent le taux de reconnaissance. Les résultats expérimentaux montrent que les meilleurs taux de reconnaissance ont été obtenus pour la valeur (σ_1)=1,8. **La Figure 4.14** présente les taux de reconnaissance multispectrale MS CASIA en fonction des différentes valeurs de (σ_1) pour tous les spectres, et en particulier pour le filtre 27.

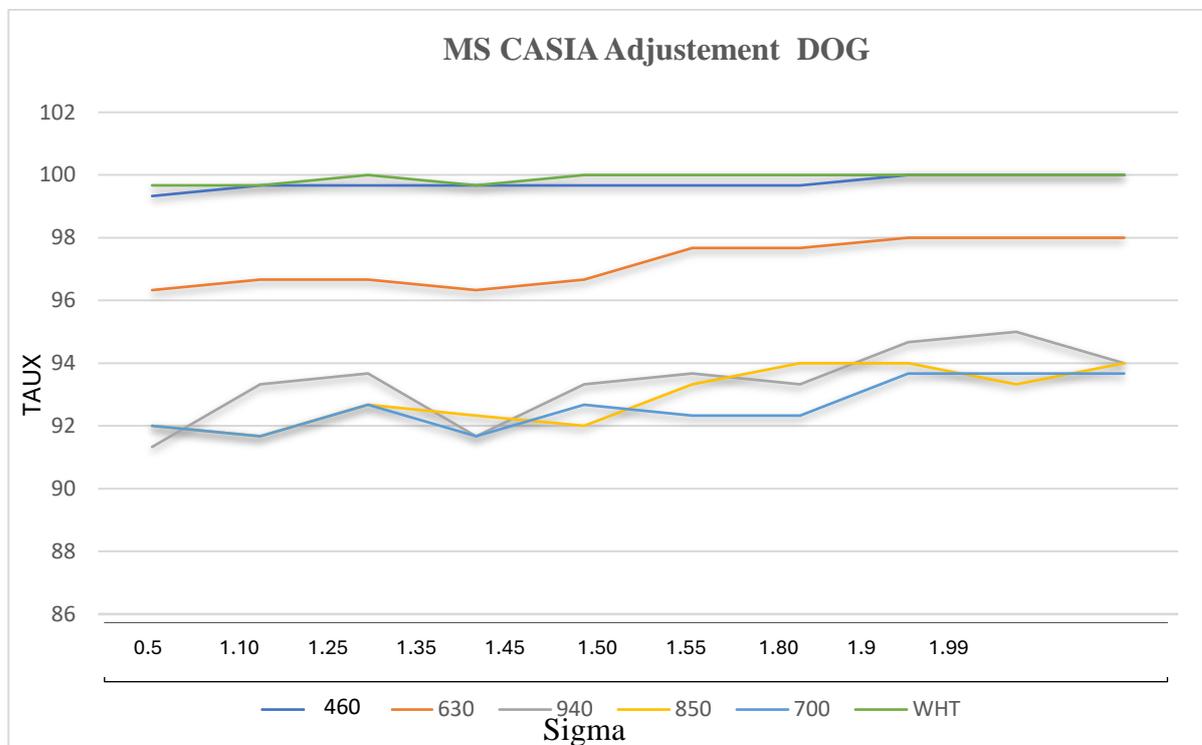


Figure 4.14 : Résultats des taux de reconnaissance multispectral MS CASIA après l’ajustement DOG pour tous les spectres

SPECTRE	630L	700L	850L	940L	WHT	460L
DOG=1.8	98%	93.67%	94%	94.67%	100%	100%

Tableau 4.3 : les meilleurs taux de reconnaissance multispectral MS CASIA Pour (sigma=1.8)

- **Ajustement de la division en Bloc :** Dans cette expérience, après avoir fixé les meilleures valeurs $\gamma = 0.1$, et de $\sigma (\sigma_1) = 1.8$, nous avons reajuster la division en blocs pour obtenir un meilleur taux de reconnaissance. Nous divisons l'image en blocs de taille k variant de 2 à 10. Les résultats montrent que $k=5$ et $k=6$ offrent les meilleurs taux de reconnaissance pour les filtres de 0 à 60. Pour finaliser notre expérience, nous appliquons les meilleurs réglages : $\gamma = 0.1$, $\sigma (\sigma_1) = 1.8$, et une division en blocs avec $k=5$ et $k=6$. Les histogrammes suivant illustrent la variation des taux pour l'ensemble des filtres :

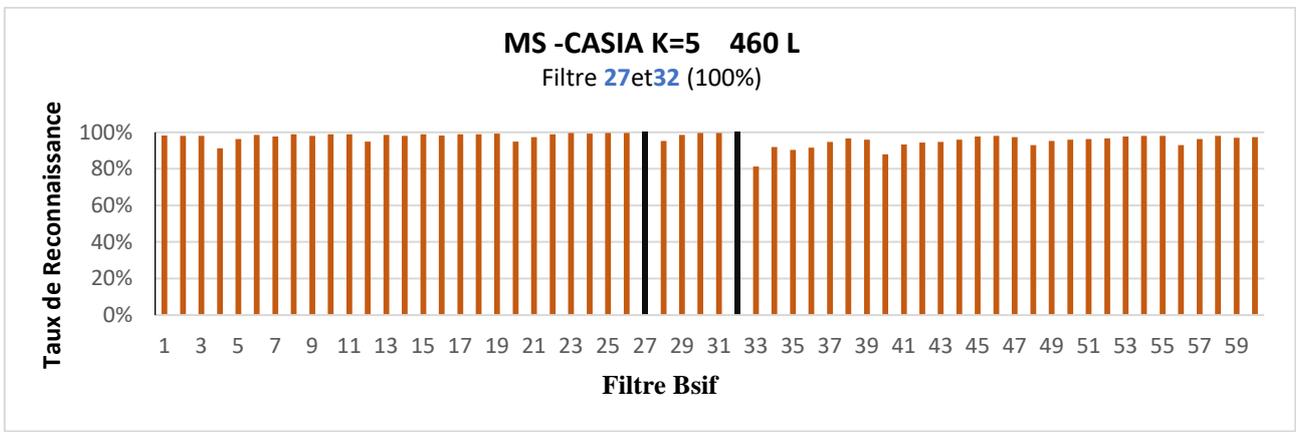


Figure 4.15 : Taux de reconnaissance MS-CASIA utilisant tous les filtres BSIF pour le spectre 460L pour k=5 avec la méthode Tan-Triggs et DOG

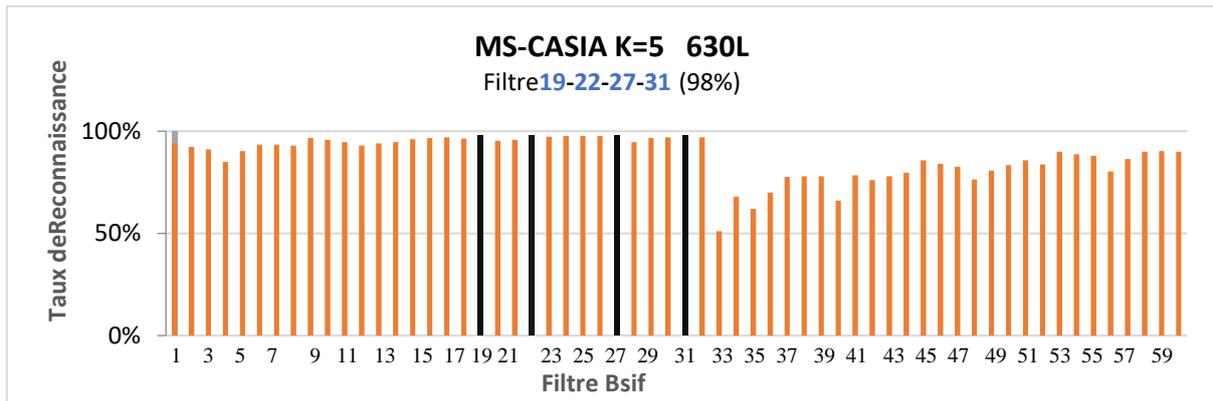


Figure 4.16 : Taux de reconnaissance MS-CASIA utilisant tous les filtres BSIF pour le spectre 630L pour k=5 avec la méthode Tan-Triggs et DOG

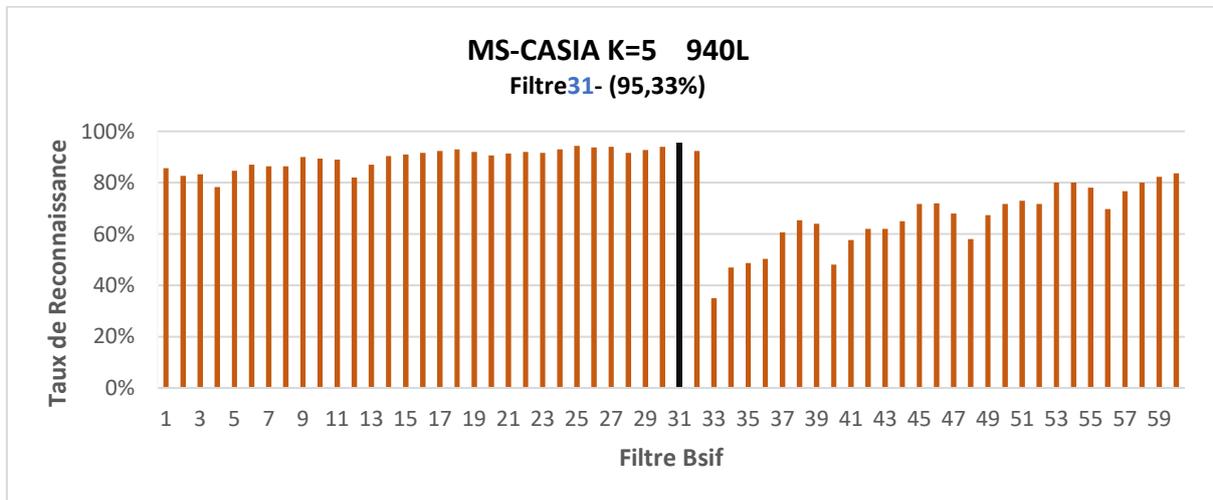


Figure 4.17 : Taux de reconnaissance MS-CASIA utilisant tous les filtres BSIF pour le spectre 940L pour k=5 avec la méthode Tan-Triggs et DOG

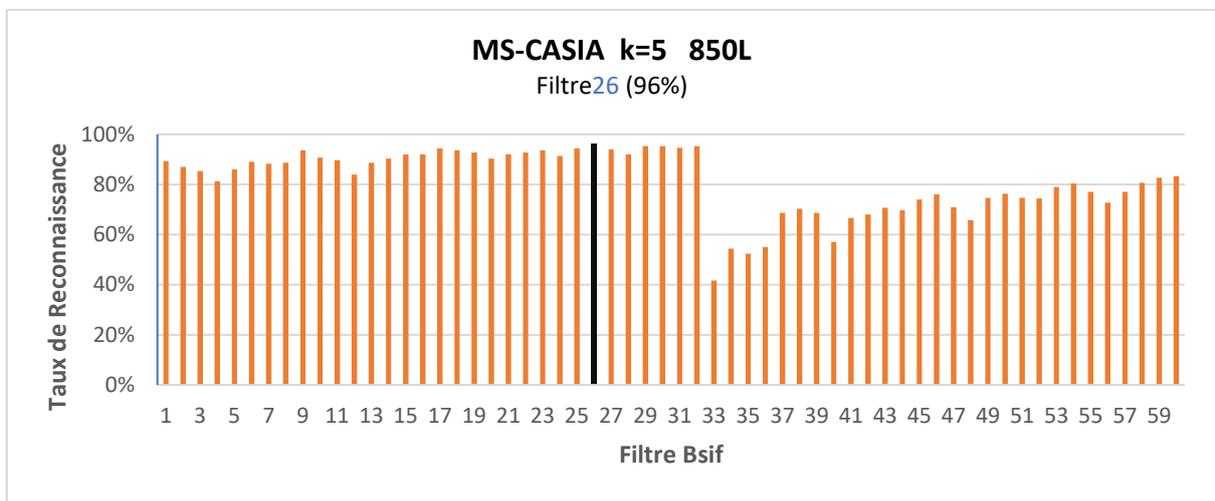


Figure 4.18 : Taux de reconnaissance MS-CASIA utilisant tous les filtres BSIF pour le spectre 850L pour k=5 avec la méthode Tan-Triggs et DOG

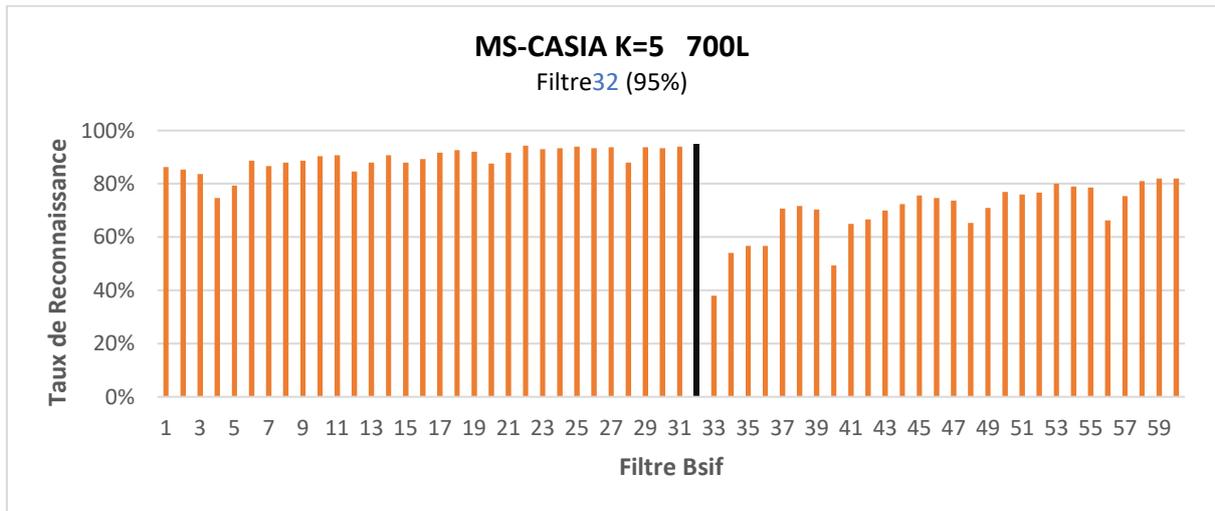


Figure 4.19 : Taux de reconnaissance MS-CASIA utilisant tous les filtres BSIF pour le spectre 700L pour k=5 avec la méthode Tan-Triggs et DOG

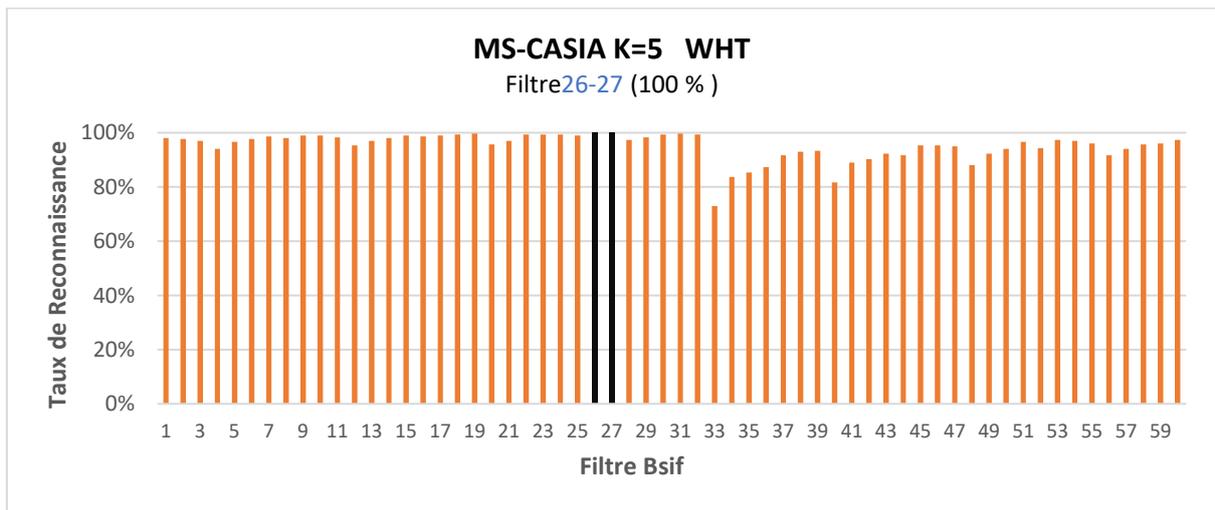


Figure 4.20 : Taux de reconnaissance MS-CASIA utilisant tous les filtres BSIF pour le spectre WHT pour k=5 avec la méthode Tan-Triggs et DOG

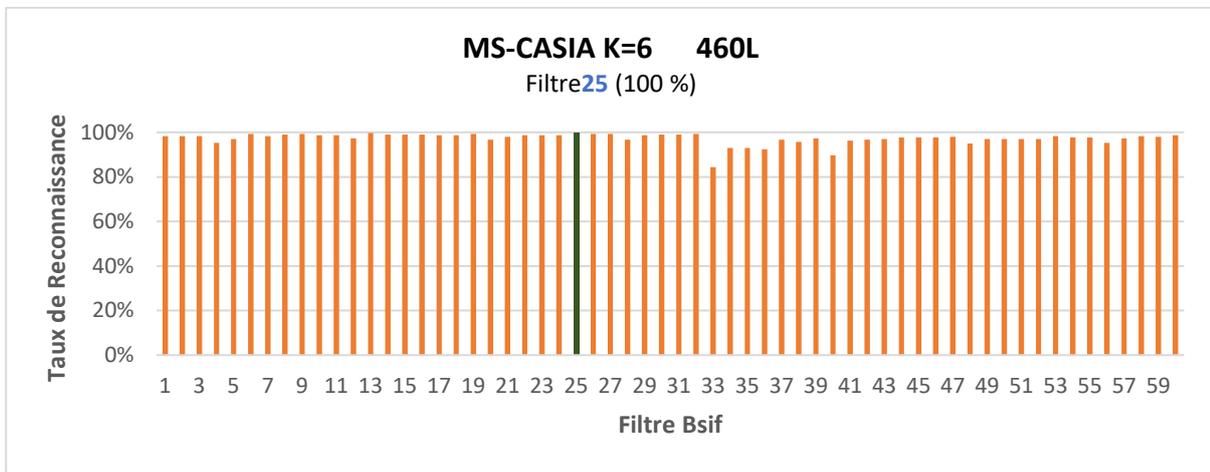


Figure 4.21 : Taux de reconnaissance MS-CASIA utilisant tous les filtres BSIF pour le spectre 460 pour $k=6$ avec la méthode Tan-Triggs et DOG

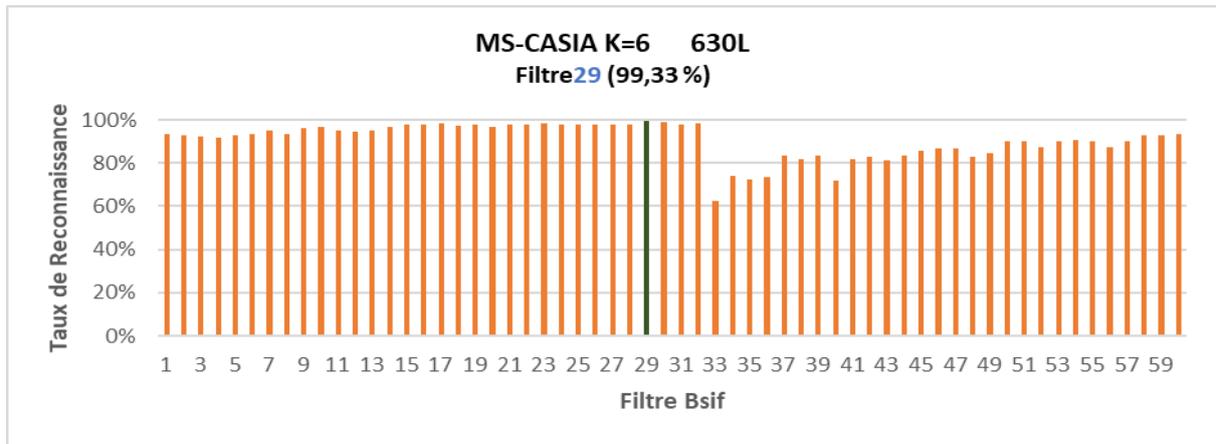


Figure 4.22 : Taux de reconnaissance MS-CASIA utilisant tous les filtres BSIF pour le spectre 630 pour $k=6$ avec la méthode Tan-Triggs et DOG

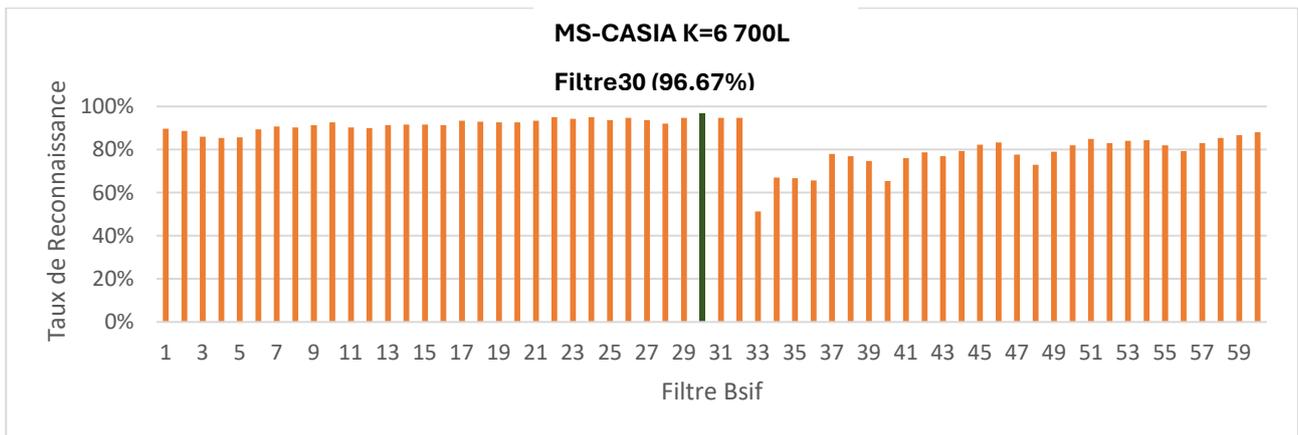


Figure 4.23 : Taux de reconnaissance MS-CASIA utilisant tous les filtres BSIF pour le spectre 700 pour $k=6$ avec la méthode Tan-Triggs et DOG

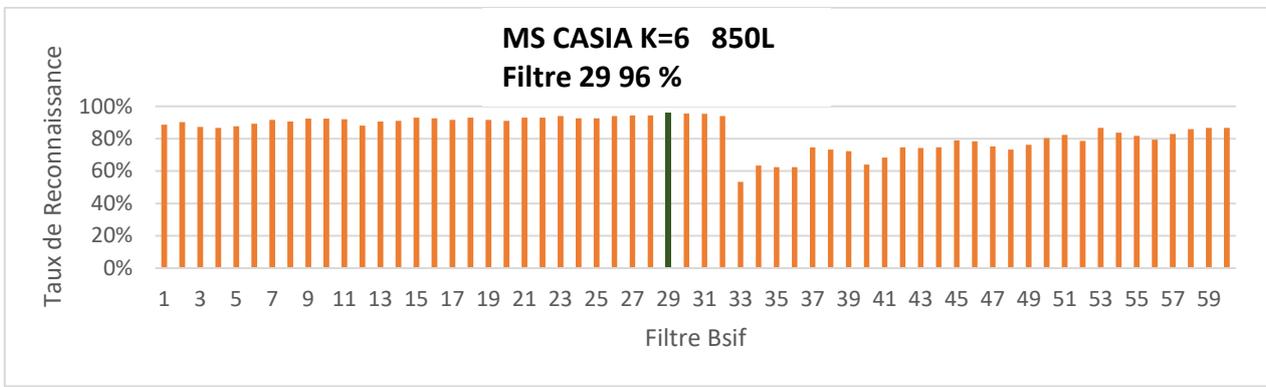


Figure 4.24 : Taux de reconnaissance MS-CASIA utilisant tous les filtres BSIF pour le spectre 850 pour $k=6$ avec la méthode Tan-Triggs et DOG

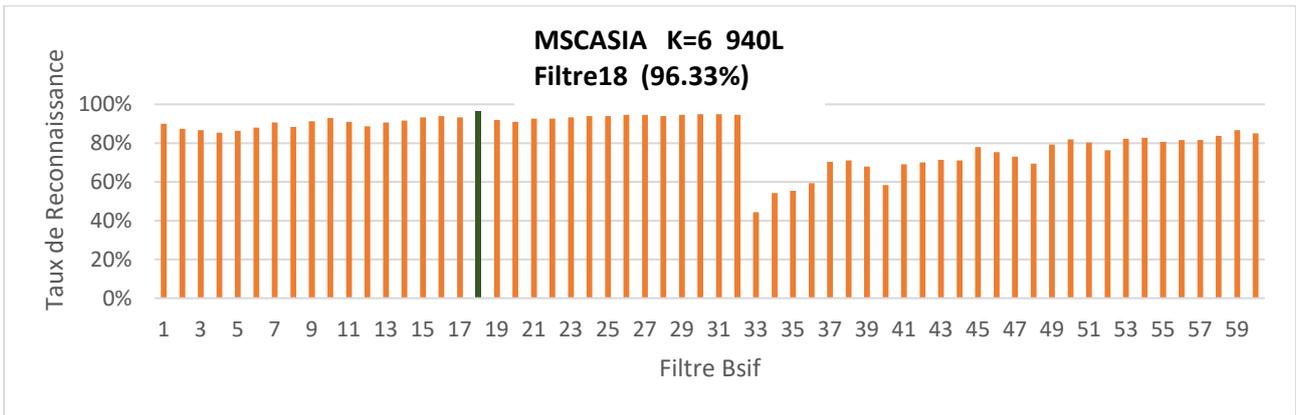


Figure 4.25 : Taux de reconnaissance MS-CASIA utilisant tous les filtres BSIF pour le spectre 940 pour $k=6$ avec la méthode Tan-Triggs et DOG

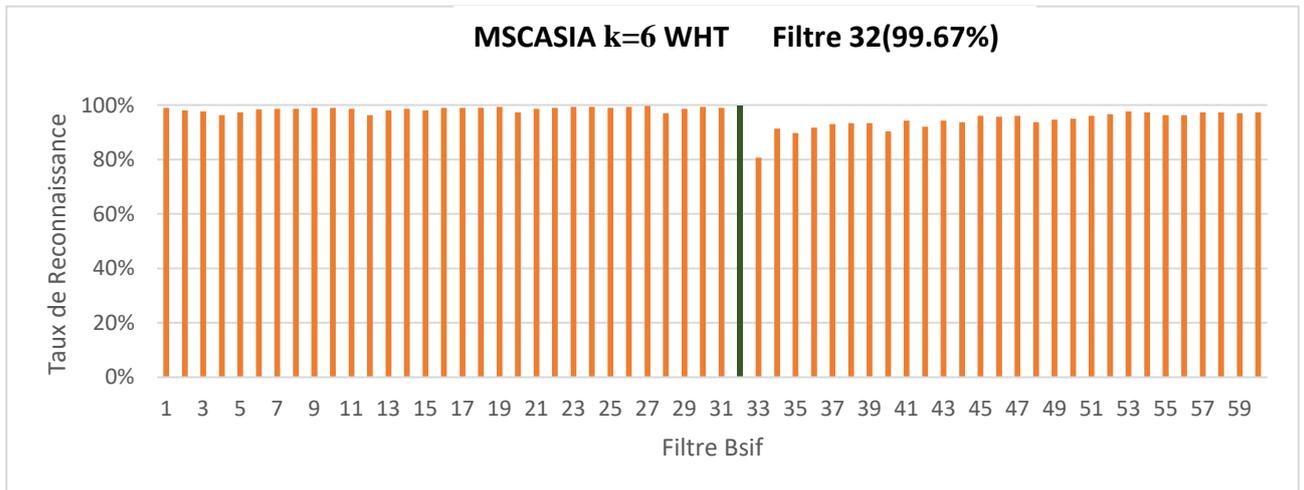


Figure 4.26 : Taux de reconnaissance MS-CASIA utilisant tous les filtres BSIF pour le spectre WHT pour $k=6$ avec la méthode Tan-Triggs et DOG

Nous concluons : que la variation des taux de reconnaissance après amélioration avec la méthode TanTriggs, incluant les ajustements de gamma, DOG, et de la division en blocs, est plus performante que sans ces améliorations. L'optimisation des paramètres montre une amélioration significative de la performance de la reconnaissance palmaire dans un contexte multispectral, confirmant l'efficacité de ces ajustements pour améliorer la qualité et la précision des résultats. Notamment, pour le spectre 630L, le taux de reconnaissance s'est amélioré de 98% à 99.33%

4.7 Discussion des Résultats de la base de données MS-CASIA : Les résultats montrent des améliorations significatives des taux de reconnaissance après l'application des étapes d'optimisation. On examine les résultats spectre par spectre et on discute des variations de taux de reconnaissance.

Spectre 460L : après prétraitement K=5 et K=6; taux=100%, variation entre K=5 & K=6 est 0%.

Spectre 630L : après prétraitement K=5 ; taux 98%, après prétraitement K=6, taux=99.33% variation entre K=5 et K=6 est +1.33%.

Spectre 940L : après prétraitement K=5 ; taux=95.33% après prétraitement K=6 taux=96.33% variation entre K=5 et K=6 est +1%.

Spectre 850L : après prétraitement K=5 et K=6; taux 96% variation entre K=5 et K=6 est 0%. **Spectre 700L :** après prétraitement K=5 le taux=95% ; après prétraitement K=6 le taux=96.67% Variation entre K=5 et K=6 est +1.67%.

Spectre WHT : après prétraitement K=5 ; taux=100% après prétraitement K=6 le taux=99.67% variation entre K=5 et K=6 est -0.33%

Ces variations spectre par spectre, on peut noter quelques tendances intéressantes.

Par exemple, pour les spectres 630L et 700L, nous observons une augmentation significative du taux de reconnaissance lors du passage de K=5 à K=6. Cela pourrait suggérer que pour ces spectres particuliers, un paramètre K légèrement plus élevé donne de meilleurs résultats. En revanche, pour le spectre WHT, nous voyons une légère diminution du taux de reconnaissance avec K=6 par rapport à K=5. Cela pourrait indiquer que le prétraitement avec K=5 est optimal pour ce spectre spécifique.

En général, Ces résultats confirment l'efficacité de la méthode TanTriggs par l'ajustement gamma et l'ajustement DOG et de la division en blocs dans l'amélioration des performances de la reconnaissance palmaire dans un contexte multispectral. Les gains significatifs observés dans les taux de reconnaissance valident la robustesse de l'approche proposée.

Spectre	K=5		K=6	
	Taux de reconnaissance	N°Filtre	Taux de reconnaissance	N°Filtre
460L	100%	27,32	100%	25
630L	98%	19,22,27,31	99.33%	29
940L	95.33%	31	96.33%	18,31
850L	96%	26	96%	29
700	95%	32	96,67%	30
WHT	100%	100	99.67%	32

**Tableau 4.4 : Taux de reconnaissance MS-CASIA avec
k=5 ; K=6 et les Filtre correspondant**

➤ **Finalemment** : Pour chacune des blocs de l'image de la paume, nous calculons les histogrammes. Ces histogrammes sont concaténés dans un vecteur caractéristique, qui servira un descripteur final. Ce descripteur passe alors à l'étape de classification. L'histogramme résultant est comparé à une galerie d'histogrammes à l'aide de différents classificateurs, notamment les), KFA (Analyse de Fisher à Noyau). K-plus proches voisins (KNN), Étant donné que notre étude se concentre principalement sur les étapes de prétraitement et d'extraction des caractéristiques, nous utilisons ces classificateurs simples pour évaluer correctement les performances de l'approche proposée. Cette évaluation nous permet d'obtenir des résultats finals différents et améliorés, comme indiqué dans le tableau c'est dessous

Spectres	TauxdeReconnaissances
460L	100%
630L	99.33%
940L	96.33%
850L	96%
700	96,67%
WHT	100%

Tableau 4.5 : Résultat final des Taux de reconnaissance MS-CASIA.

4.8 Discussion du résultat de la base de données MS-POLYU Le tableau suivant résume les taux de reconnaissance sans prétraitement et après prétraitements trouvés dans la base de données de MS-POLYU

Spectres	Taux de Reconnaissances sans prétraitement K=5	Taux de Reconnaissance après prétraitement K=5
Bleu	99.97%	100%
Green	99.97%	100%
Nir	100%	100%
Red	100%	100%

Tableau 4.6 : Taux de reconnaissance MS-POLYU

La discussion des résultats obtenus à partir de la base de données MS-POLYU révèle plusieurs points intéressants sur les performances des filtres et des méthodes de prétraitement utilisées. On peut analyser plus les résultats comme suit : Performance des filtres Le fait que tous les filtres testés donnent un taux de reconnaissance de 100% est un résultat très positif. Cela indique que le système de reconnaissance est extrêmement robuste et performant avec la méthode actuelles. Ce résultat peut être interprété de plusieurs manières : Qualité des filtres : Les filtres utilisés sont très efficaces pour extraire les caractéristiques pertinentes des images dans la base de données MS-POLYU. Qualité des données La base de données elle-même est de haute qualité, En augmentant le nombre de blocs k de 4 à 5, puis à 6, les résultats de reconnaissance n'ont pas diminué, ce qui est significatif. Plusieurs conclusions peuvent être tirées de cette observation -Densité de l'information : La subdivision en blocs permet de capturer suffisamment d'information discriminante pour la reconnaissance, même lorsque le nombre de blocs augmente. Équilibre entre complexité et performance : On résume que le système de reconnaissance sur la base de données MS-POLYU est particulièrement performant.

Base De Donné	Spectre	Taux de Reconnaissance Multispectraldes DES Empreintes Palmaires Baseés Sur le Dicripteur Local BSIF
MS-CASIA	460L	100.00%
	630L	99.33%
	940L	96.33%
	850L	96.00%
	700	96,67%
	WHT	100.00%
MS-POLYU	Bleu	100.00%
	Green	100% %
	Nir	100.00%
	Red	100.00%
	Bleu	100.00%

Tableau4.7 : Recapitulatif des Resultats Final MS- POLYU et MS- CASIA

4.9 Comparaison de notre méthode avec d'autres approches : Nous avons mené plusieurs expériences afin de comparer les méthodes que nous proposons avec certaines des approches les plus récentes. Pour cela, nous avons utilisé les bases de données MS-POLYU et MS-CASIA. Les résultats obtenus à partir de ces bases de données, ainsi que les protocoles utilisés, sont présentés dans le tableau ci-dessous. Il est important de noter que, dans nos expériences, nous avons utilisé un protocole différent de celui des approches comparatives. En effet, notre protocole se distingue par l'utilisation d'une trois images pour l'apprentissage, et trois images ont été réservées pour les tests

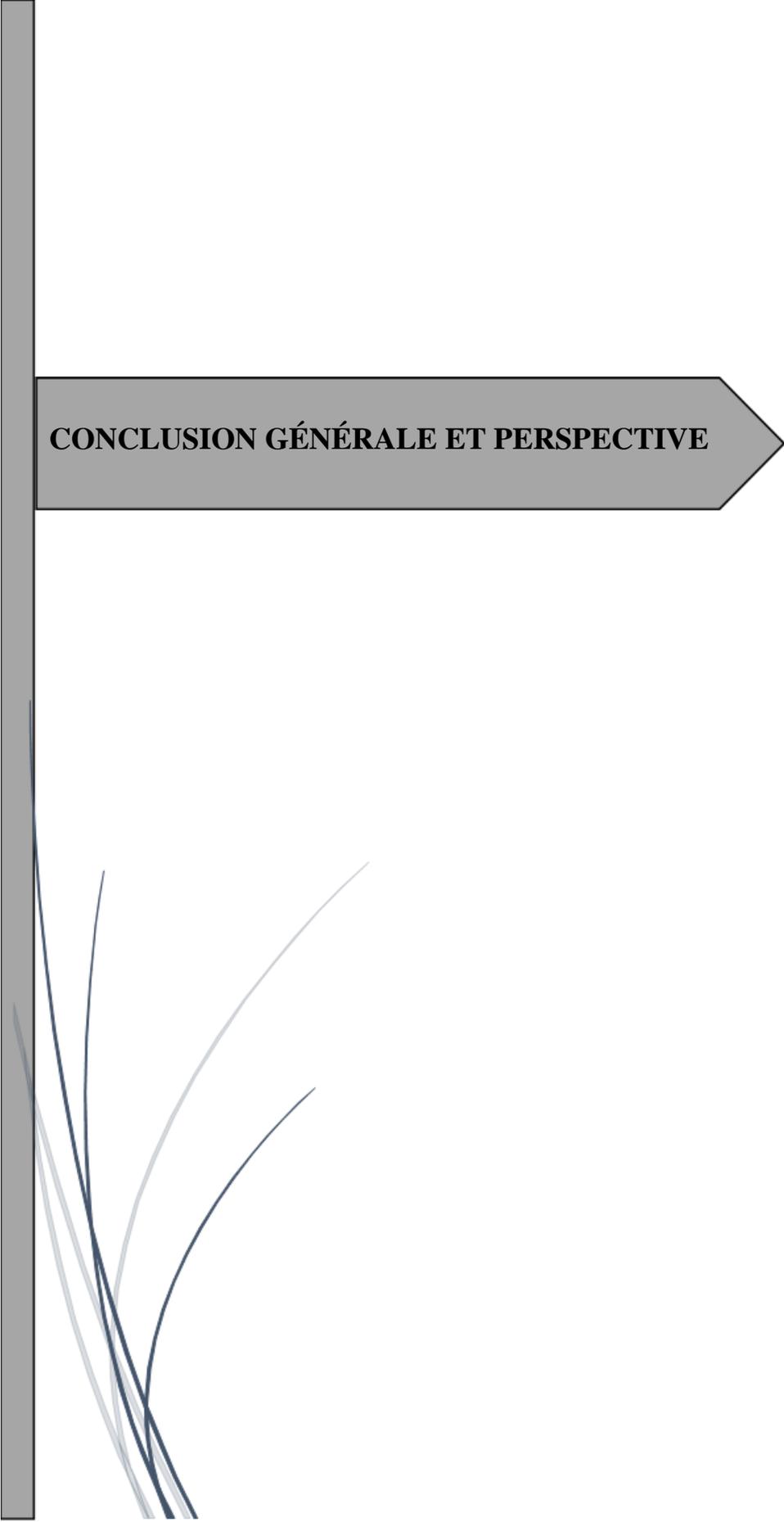
Référence	Années	Base de données	Descripteur / Classifieur	Taux de reconnaissance%					
				460L	630L	940	850	700	WHT
[69]	2019	MS-CASIA	transform (UDTCWT)	94.45	95.84	97.52	97.80	87.48	/
[68]	2022	MS-CASIA	Filter de gabor +KNN SVM	99.67	99.34	98.16	98.35	99.09	99.5
[67]	2023	MS-CASIA	BSIF26+KNN	100	97	96.33	97	95.33	99
[69]	2023	MS-CASIA	Siamese network (SNN)	95.6%					
Proposée	2024	MS-CASIA	BSIF26+KNN (Tantrrings)	100	99.33%	96.33	96	96.67	100

Tableau 4.8: Comparaison de notre méthode avec d'autres approches spécifiant le spectre dans la base de MS-CASIA

Référence	Années	Base de données	Descripteur / Classifieur	Taux de reconnaissance%			
				BLEU	RED	NIR	GREEN
[64]	2019	MS-Polyu	CNN	/	99.99	99.99	99.99
[69]	2019	MS-Polyu	Transform (UDTCWT)	99.49	99.67	99.98	99.93
[65]	2019	MS - Polyu	CNN-Alexnet	99.99	99.99	/	/
[66]	2021	MS - Polyu	MAHCO	99.33	99.96	99.50	99.46
		MS - Polyu	HP	99.93	100	99.90	99.73
[67]	2023	MS - Polyu	BSIF_26/KNN	100	100	100	100
Proposée	2024	MS - Polyu	BSIF26_/LDA KFA	100	100	100	100

Tableau 4.9 : Comparaison de notre méthode avec d'autres approches spécifiant le spectre dans la base de POLYU

4.10 Conclusion : Ce chapitre présente une évaluation approfondie des systèmes d'identification biométrique testés sur les bases de données MS-CASIA et MS-POLYU. Les systèmes ont été évalués avec et sans prétraitement, en utilisant diverses méthodes, et nos résultats ont été comparés à ceux d'approches récentes utilisant les mêmes bases de données. Nos résultats montrent que notre approche est extrêmement prometteuse, atteignant un taux de reconnaissance de 100% pour tous les tests sur la base de données MS-POLYU. En ce qui concerne la base de données MS-CASIA, notre approche a également montré une excellente performance après prétraitement. En conclusion, ces résultats confirment la robustesse et l'efficacité de notre stratégie d'identification biométrique. La performance exceptionnelle sur MS-POLYU et les résultats très compétitifs sur MS-CASIA, même sous différentes longueurs d'onde, indiquent que notre approche est bien adaptée à diverses conditions et configurations. Ces taux de reconnaissance élevés, atteignant 100% dans certains spectres et restant très élevés dans d'autres, soulignent l'efficacité de notre méthode. Les variations observées, bien que minimales, montrent l'importance du choix des paramètres et des spectres pour optimiser les performances. Ces résultats encourageants ouvrent la voie à des améliorations futures et à une application plus large de notre méthode dans des systèmes de reconnaissance biométrique.



CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVE

CONCLUSION GÉNÉRALE

En conclusion, le domaine de la reconnaissance multispectrale des empreintes palmaires a connu des avancées significatives, ouvrant la voie à des systèmes d'authentification biométrique plus précis et fiables. Notre étude a validé la faisabilité et l'efficacité des systèmes biométriques utilisant des empreintes palmaires multispectrales. Nous avons conclu notre travail en améliorant les performances du système de reconnaissance et en résolvant des problèmes critiques tels que les variations de luminosité, qui peuvent compromettre la précision des systèmes biométriques. Pour résoudre ces problèmes, nous avons appliqué des méthodes de prétraitement telles que Tan-Triggs et Difference of Gaussians (DoG). Qui sont spécifiquement utilisés pour normaliser la luminosité et réduire les effets indésirables ; Les images prétraitées ont ensuite été encodées sous forme d'histogrammes à l'aide du descripteur BSIF, puis classifiées à l'aide du classifieur KNN (K-Nearest Neighbors). Le processus de reconnaissance débute par l'acquisition d'images multispectrales de l'empreinte palmaire, après l'application de techniques de prétraitement pour standardiser la luminance. Chaque spectre révèle différentes couches et textures de la peau, offrant une richesse d'informations essentielle qui ne serait pas accessible avec une seule image spectrale. Les descripteurs BSIF ont été utilisés avec succès pour extraire des caractéristiques de texture fines et discriminantes, Cette approche a permis d'améliorer significativement les taux de reconnaissance d'empreintes palmaires multispectrales, En conclusion, notre étude a démontré comment l'imagerie multispectrale et les techniques avancées de prétraitement d'image peuvent transformer la biométrie, offrant des solutions innovantes pour répondre aux défis actuels en matière d'authentification et de sécurité.

PERSPECTIVE : Dans le domaine de la reconnaissance biométrique, des perspectives émergent comme des avenues prometteuses pour l'avenir : l'intégration de descripteurs locaux avancés comme LPB et LPQ avec des techniques de classification modernes comme SVM et les réseaux neuronaux, et la combinaison de plusieurs modalités biométriques telles que les empreintes palmaires multispectrales avec la reconnaissance faciale ou l'analyse de l'iris. Améliorant ainsi la précision et la robustesse des systèmes biométriques, ces descripteurs pourraient transformer la façon dont les systèmes biométriques gèrent et analysent les données, offrant des performances supérieures dans des environnements variés et sous des conditions d'imagerie complexes., les systèmes d'authentification pourraient bénéficier de multiples couches de sécurité et de résilience. Cette approche multidimensionnelle permettrait de renforcer la fiabilité des identifications biométriques en réduisant les risques de faux positifs et en augmentant la sécurité globale des systèmes.

Bibliographie

- [1]. **Boukhari, W.**, “Identification Biométrique des Individus par leurs Empreintes Palmaires (Palmprints) Mémoire de Magister, UST Oran, Octobre 2007.
- [2]. **L. Fei, B. Zhang, L. Zhang, W. Jia, J. Wen, and J. Wu**, “Learning Compact Multi feature Codes for Palmprint Recognition From a Single Training Image per Palm,” *IEEE Trans Multimedia*, vol. 23, pp. 2930–2942, 2021.
- [3]. **W. M. Matkowski, T. Chai, and A. W. K. Kong**, “Palmprint Recognition in Uncontrolled and Uncooperative Environment,” *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, vol. 15, pp. 1601–1615, 2020.
- [4]. **Y. Liu and A. Kumar**, “Contactless Palmprint Identification Using Deeply Learned Residual Features,” *IEEE Trans Biom Behav Identity Sci*, vol. 2, no. 2, pp. 172–181, 2020.
- [5]. **H. Shao and D. Zhong**, “Few shot palmprint recognition via graph neural networks,” *Electron Lett*, vol. 55, no. 16, pp. 890–892, 2019.
- [6]. <http://journal.uad.ac.id/index.php/Jiteki> Email: jiteki@ee.uad.ac.id Palm Print Recognition Using Intelligent Techniques.
- [7]. **Dehache Ismahèn** Thèse, Doctorat en Sciences Approches immunologique pour la reconnaissance des formes Option Intelligence Artificielle Année 2017-2018.
- [8]. **R. Bolle**, *Guide to Biometrics*, 2004.
- [9]. **S. Prabhakar, S. Pankanti, and A. K. Jain**, “Biometric recognition: security and privacy concerns,” *IEEE Securite. Priv. Mag.*, vol. 1, no. 2, 2003.
- [10]. **François Lamar** doctor de Telecom Sud Paris thèse OCT en phase pour la Reconnaissance Biométrique par empreintes digitales et sa sécurisation. 21 mars 2016.
- [11]. **John D. Woodward, Jr., Christopher Horn, Julius Gatune, and Aryn Thomas** “Biometrics A Look at Facial Recognition” Published 2003 by RAND.
- [12]. **D. Saigaa, N. Benoudjit, K. Benmahamed, S.Lelandais**, «Authentification d’individus par Reconnaissance de visages », *courrier du savoir – n°06*, Juin 2005, pp.61-66
- [13]. [http://biometrics.over-blog.com/pages/Liris-2019780.html\(2014\)](http://biometrics.over-blog.com/pages/Liris-2019780.html(2014))
- [14]. **Jain A. K., Kumar A.** (2010) ‘Biometrics of next generation: an overview’, Springer
- [15]. <https://fr.wikipedia.org/wiki/Biométrie>.

- [16]. <http://biometrics.over-blog.com/pages/Liris-2019780.html>.
- [17]. <http://www.linternaute.com/science/biologie/dossiers/06/0607-biometrie/retine.shtml>
- [18]. <https://www.biometrie-online.net/technologies/frappe-du-clavier>.
- [19]. <https://www.biometrie-online.net/technologies/voix>
- [20]. **Ibtissam, Benchenane**. Etude et mise au point d'un procédé biométrique multimodale pour La reconnaissance des individus. Université des Sciences et de la Technologie d'Oran Mohamed Boudiaf, 2016.
- [21]. <https://www.biometrie-online.net/technologies/modalites-comparatif> Adn.
- [22]. **Abes, A. Ben Khalif**. **Identification** d'individus par reconnaissance d'empreintes palmaires. Ouargla, Université Kasdi Merbah, 2008
- [23]. **Fatiha Saidat djemaa-Gueziz**. Identification des personnes par l'empreinte de l'articulation des Doigts. Ouargla, Université Kasdi Merbah, 2016.
- [24]. **A.Bouchemha, N.Doghmane**, MC.Naithamoud & A.Naitali. Multispectral palmprint recognition methodology based on multiscale representation : Journal of Electronic Imaging, 2015.
- [25]. **K. Barka et Y. Boukhris** . ' Système d'identification biométrique à base d'un modèle ou. Mémoire de Magister Université, Ouargla, 2016.
- [26]. **D. Santo Martine**. "biometric recognition based on the texture a long palmprint principal lines', thèse De masters, university de porto. July 2011.
- [27]. **D. Zhang & AK.Jain**. Palmprint Authentication. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2004.
- [28]. **Li, L., Tian, D., & Jiao, C.** (2000). Details of Holographic Medicine. Chinese Medicine Technology Publishe
- [29]. **HOLT, S. B.** (1961). Palm-prints and their Uses in Medical Biology. Developmental Medicine & Child Neurology, 3(4), 333-347
- [30]. **Sabhanayagam, T., Venkatesan, V.P. and SenthamaraiKannan, K.,** 2018. A comprehensive survey on various biometric systems. International Journal of Applied Engineering Research, 13(5), pp.2276-2297.
- [31]. **L.Lu, X.Zhang, X.Xu & D.Shang**. Multispectral image fusion for illumination-invariant palmprint recognition. : PloS one, 2017.
- [32]. **David D Zhang**. Palmprint authentication, volume 3. Springer Science & Business Media, 2004.
- [33]. **Z.Guo, D.Zhang, L.Zhang & W.Liu**. Feature Band Selection for Online Multispectral Palmprint Recognition: IEEE, 2012. 94
- [34]. **M.Ali, P.Yannawar & A.Gaikwad**. March. Study of edge detection methods based on palmprint lines: IEEE, 2016.
- [35]. **N.Charfi**. Biometric recognition based on hand schape and palmprint modalities. Thèse de doctorat : Ecole nationale supérieure Mines-Télécom Atlantique, 2017.

- [36]. **M.Ali, V. Mahale, L. Yannawar & A. Gaikwad.** Palmprint Recognition Process and Techniques. Marathwada University India: Research India Publication, 2018.
- [37]. **R. Raghavendra & C. Busch.** Texture based features for robust palmprint recognition: A comparative study: *Eurasip J. Inf. Secur*, 2015.
- [38]. **B.Attallah.** Histogram of gradient and binarized statistical image features of wavelet subband-based palmprint features extraction: *J. Electro. Imag*, 2021.
- [39]. **I.Rida, R. Herault, G. Marcialis & G. Gasso.** Palmprint recognition with an efficient data-driven ensemble classifier: *Pattern Recognit. Lett*, 2019.
- [40]. **M.Ali, V.Mahale, P. Yannawar & A.Gaikwad.** Study of edge detection methods based on palmprint lines: *IEEE*, 2016
- [41]. **L.Fei, G.Lu, W.Jia, S.Teng & D.Zhang.** Feature extraction methods for palmprint recognition: A survey and evaluation: *IEEE*, 2019.
- [42]. **D.Zhang & W.Shu.** Two novel characteristics in palmprint verification: datum point invariance and line feature matching: Elsevier science, 1999.
- [43]. **W.Zhang, J.Kong & M.Wong.** Online palmprint identification: *IEEE*, 2003. [35]. **J.Gan & D.Zhou.** A novel method for palmprint recognition based on wavelet transform: *IEEE*, 2006.
- [44]. **J.Gan & D.Zhou.** A novel method for palmprint recognition based on wavelet transform: *IEEE*, 2006.
- [45]. **CHan, H.Cheng, C.Lin & K.an.** Personal authentication using palmprint features: *PERGAMON*, 2003.
- [46]. **D. Zhang & AK.Jain.** Palmprint Authentication. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2004.
- [47]. **Soumia, BENOUAER Aichouche-TAHRINE.** Système biométrique basé sur les motifs locaux binaires orientés (LBP⁰). OUARGLA : UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA, 2016.
- [48]. **Amine Nait-Ali, Régis Fournier.** Traitement du signal et de l'image pour la biométrie. L'OUASIR: s.n., 2012
- [49]. **J. Kannala & E.Rahtu.** BSIF: binarized statistical image features: *IEEE*, 2012
- [50]. **P.Priya.** Classification of Neural Network. Educba. [Online] [Cited: 04 10, 2023.] www.educba.com
- [51]. **L.Marvin.** Machine Learning: Neural Networks, Decision Trees and Support Vector Machine with IBM SPSS Modeler: ÍNDICE, 2022.
- [52]. **K.Ajitesh.** Support Vector Machine (SVM) Python Example. Vitalflux. [Online] 01 28, 2023. [Cited: 04 10, 2023.] <https://vitalflux.com>
- [53]. **P.Cunningham & S.Delany.** K-Nearest Neighbour Classifiers: *ACM*
- [54]. **Feddaoui Nadia and Hamrouni Kamel.** Reconnaissance de l'iris par filtrage de gabor et deux variantes de descripteurs de texture, 2009.
- [55]. **Lahoucine Ballihi.** Biométrie faciale 3D par apprentissage des caractéristiques géométriques :

application à la reconnaissance des visages et à la classification du genre. PhD thesis, Université des Sciences et Technologie de Lille-Lille 1, 2012.

[56] **Z.Sun & T.Tan.** CASIA-MS-PalmprintV1: Chinese Academy of Sciences <http://biometrics.idealtest.org/>

[57] **Zhong, D., Du, X., & Zhong, K.** (2019). Decade progress of palmprint recognition: A brief survey. *Neurocomputing*, 328, 16-28.

[58]. **D.Zhang, Z.Guo & Y.Gong.** An online system of multispectral palmprint verification: IEEE, 2010.

[59]. **D.Han, Z.Guo & D.Zhang.** Multispectral palmprint recognition using wavelet-based image

[60] **X. Tan, B. Triggs.** «Enhanced local texture sets for face recognition under difficult lighting conditions», article, *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol.19, No. 6, str. 1635–1650, 2010

[61] **Oktiana, et al,** « Improved Cross Spectral Iris Matching Using Gradientface Based Normalization », article. Syiah Kuala University, 2018

[62] **Hameda Abd el FATEH et AL,** Article, « Edge Detection of an Image Based on Extended Difference of Gaussian », university Aswan, Egypt, 2019

[63] **Oktiana, et al,** « Improved Cross Spectral Iris Matching Using Gradientface Based Normalization », article. Syiah Kuala University, 2018

[64] **Nefissa Khiari Hili.** « Biométrie multimodale basée sur l'iris et le visage », These, Université Paris-Saclay; Université de Tunis El Manar, 2016

[64]. **S.Trabelsi, D.Samai, A.Meraoumia, K.Bensid & A.Taleb-Ahmed.** Improved Multispectral Palmprint System Using Deep CNN-based Palm-Features: ICAEE, 2019.

[65]. **W.Gong, X.Zhang, B.Deng & X.Xu.** Palmprint Recognition Based on Convolutional Neural Network-Alexnet: ISSN, 2019.

[66] **Rima Khelif & Asma Saidani.** Identification et reconnaissance biométrique par l'utilisation des empreintes palmaires par une approche hiérarchique. 2021

[67] **Boumazza Abdennour.** Identification des personnes par les empreintes palmaires Sous la direction de : Dr. Boualleg Abdelhalim 2022

[68] Efficient palmprint biometric identification systems using deeplearning and feature selection methods
Selma Trabelsi² • Djamel Samai² • Fadi Dornaika^{1,3,4} • Azeddine Benlamoudi² • Khaled Bensid² • Abdelmalik Taleb-Ahmed⁵
Received: 19 January 2021 / **Accepted:** 14 February 2022 / **Published online:** 14 March 2022.

[69] **B**Multispectral Palmprint Recognition Based on Multidirectional Transform *ALKAN JOURNAL OF ELECTRICAL & COMPUTER ENGINEERING*, Vol. 7, No. 2, April 2019 B. OZMEN and O. J. OLALEYE