

République Algérienne Démocratique et Populaire
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

Boumazza Abdennour

Intitulé

Identification des personnes par les empreintes palmaires

Sous la direction de :

Dr. Boualleg Abdelhalim

Année Universitaire : 2022/2023

Remerciements

D'abord je tiens à remercier Dieu de m'avoir donné le courage et la capacité de terminer ce mémoire de fin d'étude.

Je tiens à exprimer ma plus profonde gratitude à mon encadreur Docteur Boualleg Abdelhalim, Professeur à l'Université 8 Mai 1945 de Guelma. C'est avec beaucoup d'humilité et d'appréciation que je reconnais son immense contribution dans la direction de ce travail et dans ses conseils et son soutien inestimables. L'honneur qu'il m'a fait et sa disponibilité sans faille tout au long du processus ont été vraiment inestimables.

J'exprime ma plus profonde gratitude à mes parents bien-aimés et au reste de ma famille, dont le soutien indéfectible a été une source constante de force. Leurs conseils et leur motivation ont contribué à faire de moi la personne que je suis aujourd'hui, et pour cela, je leur en suis vraiment reconnaissant.

Avec la plus grande gratitude, j'adresse mes sincères remerciements à mes chers amis qui ont toujours été à mes côtés. Leur fidélité inébranlable et leurs encouragements indéfectibles ont été pour moi une source de force inestimable.

Dédicace

Je dédie ce travail à :

- A ma famille, elle qui m'a doté d'une éducation digne, son amour a fait de moi ce que je suis aujourd'hui.
- À mon encadreur « Dr. Boualleg » envers qui je dois le plus grand respect et la profonde gratitude.
- À tous les éducateurs estimés qui m'ont accompagné dans mon parcours académique et m'ont permis de m'épanouir dans mes études.
 - A tous mes amis et collègues de la promo 2023 de Master.

Résumé

Cette étude vise à évaluer l'utilité des images d'empreintes palmaires multispectrales pour améliorer les systèmes d'identification personnelle basés sur les empreintes palmaires. Pour cela, nous proposons un système de reconnaissance d'empreintes palmaires, qui est basé sur le descripteur et les filtres BSIF. Pour chaque image spectrale, l'idée est d'extraire les caractéristiques de texture de chaque image spectrale de l'empreinte palmaire afin de traiter les particularités uniques de cette empreinte. Ces propriétés sont ensuite encodées sous forme d'histogramme avant d'être classifiées à l'aide d'un classifieur KNN. Le système proposé est testé sur les bases de données MS-CASIA et MS-POLYU. Les résultats obtenus démontrent que la méthode proposée offre des performances très satisfaisantes.

Mots clés : Biométrie, Empreintes palmaires, Multispectral, Identification, classification et Descripteurs locaux.

Abstract

The aim of this study is to assess the usefulness of multispectral palmprint images for improving palmprint-based personal identification systems. To this end, we propose a palmprint recognition system based on the descriptor and BSIF filters. For each spectral image, the idea is to extract textural features from each spectral image of the palmprint in order to process the unique features of that palmprint. These properties are then encoded as a histogram before being classified using a KNN classifier. The proposed system is tested on the MS-CASIA and MS-POLYU databases. The results obtained show that the proposed method offers very satisfactory performance.

Keywords: Biometrics, Palmprint, Multispectral, Identification, Classification and Local Descriptors.

ملخص

الهدف من هذه الدراسة هو تقييم فائدة صور بصمات اليد متعددة الأطياف لتحسين أنظمة تحديد الهوية الشخصية القائمة على بصمة اليد. تحقيقاً لهذه الغاية، نقترح نظام التعرف على بصمة اليد على أساس الواصف ومرشحات BSIF. بالنسبة لكل صورة طيفية، تكمن الفكرة في استخراج السمات التركيبية من كل صورة طيفية لبصمة راحة اليد من أجل معالجة السمات الفريدة لتلك البصمة. يتم بعد ذلك ترميز هذه الخصائص كرسم بياني قبل تصنيفها باستخدام مصنف KNN. تم اختبار النظام المقترح على قاعدتي بيانات MS-CASIA و MS-POLYU. تظهر النتائج التي تم الحصول عليها أن الطريقة المقترحة تقدم أداءً مرضياً للغاية.

الكلمات المفتاحية: القياسات الحيوية، بصمات الكف، متعدد الأطياف، تحديد الهوية، التصنيف والواصفات المحلية.

LISTE DES FIGURES

Figure 1 : Une vue simplifiée du processus de comparaison biométrique [3]	19
Figure 2 : Classification d'un certain nombre de modalités biométriques [6]	21
Figure 3 : illustration de quelques modalités biométriques [7].....	22
Figure 4 : Les caractéristiques de l’empreinte palmaire [83].....	23
Figure 5 : Différents types d'empreintes digitales [10].....	24
Figure 6 : les caractéristiques des systèmes de géométrie de la main [4].....	24
Figure 7 : <i>modèle de visage</i> [2]	25
Figure 8 : L'anatomie de l'iris [11].....	26
Figure 9 : Un cycle de démarche [2]	27
Figure 10 : Signal de voix [10].....	28
Figure 11 : Biométrie de la signature [12]	29
Figure 12 : La structure de l'ADN [10].....	30
Figure 13 : Fonctionnement d'un système d'identification biométrique vasculaire typique [2]. ..	31
Figure 14 : Les quatre étapes du système biométrique [4]	33
Figure 15 : Éléments de base d'un système biométrique générique [11].....	34
Figure 16 : les étapes d'un système biométrique [2].....	36
Figure 17 : La courbe ROC pour différentes applications biométriques [4]	38
Figure 18 : Les systèmes biométriques dans diverses applications [11]	39
Figure 19 : Caractéristiques de la modalité d’empreinte palmaire [17]	42
Figure 20 : Structure du dispositif d'imagerie multispectrale d'empreintes palmaires [20]	44
Figure 21 : Trois catégories de types d'empreintes palmaires [21]	45
Figure 22 : Processus de reconnaissance palmaire [15]	49
Figure 23 : Exemples de dispositifs d'acquisition d'empreintes palmaires [30]	50
Figure 24 : Exemple d'un extrait ROI [15]	51
Figure 25 : Extraction des caractéristiques de l'empreinte palmaire [36].....	52
Figure 26 : Correspondance de modèles basée sur les caractéristiques [39]	53
Figure 27 : Système de vérification sans contact des empreintes digitales et palmaires basé sur des caractéristiques de texture locale [42]	58
Figure 28 : (a) La procédure relative aux histogrammes LBP (b) les étapes du processus de calcul de la LBP [47]	59
Figure 29 : Quantification locale de la <i>phase</i> (LPQ) [54]	61
Figure 31 : Temps de calcul de LBP, LPQ et BSIF sur un processeur Intel 3.4GHz avec différentes résolutions d'images [43].....	64
Figure 32 : Les algorithmes de classification [58]	65
Figure 33 : Un exemple simple de classification par 3 plus proches voisins [60]	66
Figure 34 : Classification des réseaux neuronaux [62].....	68
Figure 35: Algorithme machine à vecteur de support (SVM) [67]	70
Figure 36 : Six images d'empreintes palmaires typiques dans la base de données MS-CASIA [71].....	74

Figure 37 : Échantillons de ROI d'empreintes palmaires provenant de la base de données multispectrales PolyU (a) : bleu, (b) : vert, (c) : NIR, (d) : rouge	75
Figure 38 : Méthode proposée 1	78
Figure 39 : Méthode proposée 2	78
Figure 40 : Taux de reconnaissance MS-CASIA utilisant tous les filtres BSIF pour le spectre 460L	79
Figure 41 : Taux de reconnaissance MS-CASIA pour le spectre 460L avec k=5	80
Figure 42 : Taux de reconnaissance MS-CASIA pour le spectre 630L avec k=5	81
Figure 43 : Taux de reconnaissance MS-CASIA pour le spectre 700L avec k=5	81
Figure 44 : Taux de reconnaissance MS-CASIA pour le spectre 850L avec k=5	82
Figure 45 : Taux de reconnaissance MS-CASIA pour le spectre 940L avec k=5	82
Figure 46 : Taux de reconnaissance MS-CASIA pour le spectre WHT_L avec k=5	83
Figure 47 : Taux de reconnaissance MS-CASIA pour le spectre 460L avec k=6	83
Figure 48 : Taux de reconnaissance MS-CASIA pour le spectre 630L avec k=6	84
Figure 49 : Taux de reconnaissance MS-CASIA pour le spectre 700L avec k=6	84
Figure 50 : Taux de reconnaissance MS-CASIA pour le spectre 850L avec k=6	85
Figure 51 : Taux de reconnaissance MS-CASIA pour le spectre 940L avec k=6	85
Figure 52 : Taux de reconnaissance MS-CASIA pour le spectre WHT_L avec k=6	86

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1 : Comparaison des technologies biométriques [10]	32
Tableau 2: Techniques de reconnaissance palmaire [25]	46
Tableau 3 : Résumé de l'extraction et de la correspondance des caractéristiques [15]	54
Tableau 4 : Résultats de fusion [43]	63
Tableau 5 : Différence entre les bases de données	76
Tableau 6 : Filtres BSIF utilisés et leurs paramètres	80
Tableau 7 : Taux de reconnaissance MS-POLY 386 dans le filtre 26 avec k=4	87
Tableau 8 : Résumé des taux de reconnaissance des méthodes proposées	88
Tableau 9 : Comparaison de notre méthode avec d'autres approches dans la base de données MS-CASIA	88
Tableau 10 : Comparaison de notre méthode avec d'autres approches spécifiant le spectre dans la base de données MS-CASIA	89
Tableau 11 : Comparaison de notre méthode avec d'autres approches dans la base de données MS-POLYU	89
Tableau 12 : Comparaison de notre méthode avec d'autres approches spécifiant le spectre dans la base de données MS-POLYU	90

Liste des abréviations

ADN : Acide Désoxyribose Nucléique.

ID3D : Three-Dimensional Identification.

CCD : Charge Coupled Device : Récepteurs à transferts de charge.

PIN : Personal Identification Number.

EER : Equal Error Rate : Taux d'erreurs égales.

ER : Error Rate : Taux d'erreur

FA : Fausse Acceptation.

FAR : False Acceptance Rate : Taux de fausses acceptations.

FR : Faux Rejets.

FRR : False Rejection Rate : Taux de faux rejets.

ROC : Receiver Operating Characteristic : Courbe représentant les taux d'erreur

ROI : Region Of Interest.

LDA : Linear Discriminate Analysis : Analyse discriminante linéaire.

LBP: Local Binary Pattern.

2DLPP: Two-Dimensional Locality Preserving Projections.

PCA : Principal Component Analysis : Analyse en Composantes Principales.

CSA: Sub-space Simultaneous Analysis.

PPI: Pixels Per Inch.

BPNN: Back Propagation in Neural Network.

ICA : Independent Component Analysis : Analyse en composantes indépendantes.

LPQ: Local phase quantization.

BSIF: Binarized Statistical Image Features.

SVM : Support Vector Machine

KNN : K-Nearest Neighbour : Algorithme K-plus proche voisin

ANN : Artificial Neural Networks : Réseaux neuronaux artificiels.

MS-CASIA: MultiSpectral Chinese Academy of Sciences Institute of Automation.

MS-POLYU: MultiSpectral POLYtechnic University: The Hong Kong Polytechnic University.

RR : Recognition Rate : Taux de reconnaissance

WHT : WHiTe : Lumière Blanche.

NIR: Near InfraRed: proche infrarouge

WF : Weber-Face.

TABLE DES MATIERES

LISTE DES FIGURES.....	6
LISTE DES TABLEAUX.....	8
INTRODUCTION GENERALE.....	15
CHAPITRE 1 LA BIOMETRIE.....	18
1.1 INTRODUCTION	18
1.2 DEFINITIONS.....	18
1.3 LES CARACTERISTIQUES D'UNE MODALITE BIOMETRIQUE	20
1.4 LES MODALITES BIOMETRIQUES	21
1.4.1 <i>Les modalités morphologiques</i>	22
1.4.1.1 L'empreinte palmaire	22
1.4.1.2 Les empreintes digitales	23
1.4.1.3 Géométrie de la main.....	24
1.4.1.4 Visage	25
1.4.1.5 L'iris	26
1.4.2 <i>Les modalités comportementales</i>	27
1.4.2.1 La démarche	27
1.4.2.2 Voix (reconnaissance vocale).....	27
1.4.2.3 La signature.....	28
1.4.3 <i>Modalités biologiques</i>	29
1.4.3.1 L'ADN.....	29
1.4.3.2 Vasculaire de la main	30
1.4.3.3 L'odeur.....	31
1.4.4 <i>Comparaison des technologies biométriques</i>	32
1.5 LES SYSTEMES BIOMETRIQUES.....	32
1.5.1 <i>Fonctionnement d'un système biométrique</i>	33
1.5.1.1 InSCRIPTION	33
1.5.1.2 Identification.....	34
1.5.1.3 Vérification	35
1.5.1.4 Vérification versus identification	35
1.5.2 <i>Performance d'un système biométrique</i>	36
1.5.2.1 Taux de fausses acceptations (FAR)	37
1.5.2.2 Taux de faux rejets (FRR)	37
1.5.2.3 Taux d'égale erreur (EER)	37
1.5.3 <i>Applications des systèmes biométriques</i>	38
1.6 CONCLUSION.....	39
CHAPITRE 2 LA RECONNAISSANCE PALMAIRE	41

2.1	INTRODUCTION	41
2.2	CARACTERISTIQUES DE LA MODALITE D'EMPREINTE PALMAIRE	41
2.3	AVANTAGES DE L'EMPREINTE PALMAIRE	42
2.4	EMPREINTE PALMAIRE MULTISPECTRALE	43
2.4.1	<i>Imagerie et acquisition multispectrales d'empreintes palmaires</i>	43
2.5	TYPES D'EMPREINTES PALMAIRES.....	44
2.5.1	<i>Empreinte palmaire latente</i>	45
2.5.2	<i>Empreinte palmaire brevetée</i>	45
2.5.3	<i>Empreinte palmaire en plastique</i>	45
2.6	TECHNIQUES DE RECONNAISSANCE PALMAIRE	46
2.7	PROCEDURES DU SYSTEME DE RECONNAISSANCE PALMAIRE	48
2.7.2	<i>Pré-traitement</i>	50
2.7.3	<i>Extraction des caractéristiques</i>	51
2.7.4	<i>La correspondance</i>	52
2.7.5	<i>Résumé de l'extraction et de la mise en correspondance des caractéristiques</i>	54
2.8	CONCLUSION.....	55
CHAPITRE 3 DESCRIPTEURS ET CLASSIFICATIONS		57
3.1	INTRODUCTION	57
3.2	DESCRIPTEURS LOCAUX	57
3.2.1	<i>Motifs binaires locaux (LBP)</i>	59
3.2.2	<i>Quantification de phase locale (LPQ)</i>	60
3.2.3	<i>Caractéristiques statistiques des images binarisées (BSIF)</i>	61
3.2.4	<i>Fusion de descripteurs locaux</i>	62
3.2.5	<i>L'analyse de la complexité des calculs</i>	64
3.3	LES ALGORITHMES DE CLASSIFICATION.....	65
3.3.1	<i>Algorithme du K-voisin le plus proche (KNN)</i>	66
3.3.1.1	Applications de l'algorithme	66
3.3.1.2	Avantages et inconvénients de l'algorithme	67
3.3.2	<i>Classifieur de réseaux neuronaux</i>	67
3.3.3	<i>Machine à vecteurs de support (SVM)</i>	69
3.4	CONCLUSION.....	71
CHAPITRE 4 RESULTATS EXPERIMENTAUX ET DISCUSSION.....		73
4.1	INTRODUCTION	73
4.2	RESULTATS EXPERIMENTAUX ET DISCUSSION	73
4.2.1	<i>Les bases de données</i>	74
4.2.1.1	Base de données MS-CASIA.....	74
4.2.1.2	Base de données multispectrale PolyU (MS-PolyU)	75
4.2.1.3	La séparation des bases de données	76
4.2.2	<i>Les méthodes de prétraitement utilisées</i>	76

4.2.2.1	La méthode WeberFace (WF)	76
4.2.2.2	La méthode Retina (rétinex)	77
4.2.3	<i>La méthode proposée et résultats expérimentaux</i>	77
4.2.3.1	Apprentissage des filtres BSIF	79
4.2.3.2	Résultats dans la base de données MS-CASIA	80
4.2.3.3	Discussion du résultat de la base de données MS-CASIA	86
4.2.3.4	Résultats dans la base de données MS-POLYU	87
4.2.3.5	Discussion du résultat de la base de données MS-POLYU	87
4.2.4	<i>Comparaison de notre méthode avec d'autres approches</i>	88
4.3	CONCLUSION	90
	CONCLUSION GENERALE	92
	BIBLIOGRAPHIE	93

INTRODUCTION

GENERALE

Introduction générale

La biométrie est un domaine technologique qui se concentre sur l'identification et la vérification des individus sur la base de leurs caractéristiques physiques ou comportementales uniques. Elle constitue un moyen d'authentification fiable et sûr, car ces caractéristiques sont difficiles à falsifier ou à reproduire. Une modalité spécifique de la biométrie est la reconnaissance des empreintes palmaires, qui implique l'analyse et la reconnaissance des motifs et des caractéristiques présents dans la paume de la main d'une personne [1].

La reconnaissance des empreintes palmaires s'impose de plus en plus comme une technique biométrique efficace en raison des caractéristiques riches et distinctives que l'on trouve dans les images de la paume de la main. La paume contient divers motifs tels que des lignes, des crêtes et des plis qui sont propres à chaque individu. En outre, le motif vasculaire formé par les veines sous la peau ajoute une couche supplémentaire d'unicité aux empreintes palmaires. Cela fait de la reconnaissance des empreintes palmaires une option intéressante pour l'identification et la vérification des personnes dans diverses applications, notamment les systèmes de contrôle d'accès, les enquêtes médico-légales et les transactions financières [2].

Bien que des progrès aient été réalisés dans le domaine de la reconnaissance des empreintes palmaires, il y a encore des défis et des opportunités de recherche futures. Il s'agit notamment de développer des algorithmes d'extraction de caractéristiques plus efficaces, de rechercher de nouvelles méthodes de fusion, de collecter des bases de données multimodales à grande échelle sur les empreintes palmaires et d'intégrer la reconnaissance multispectrale des empreintes palmaires avec d'autres modalités biométriques.

Les travaux et la méthode décrits dans ce mémoire visent à résoudre certains des problèmes associés à la reconnaissance des empreintes palmaires, En se concentrant sur les caractéristiques uniques offertes par l'imagerie multispectrale.

Structure de la mémoire

La structure de ce mémoire est la suivante :

Dans le chapitre 01 nous allons donner une définition de la biométrie, discutée des différentes modalités biométriques. Nous donnerons ensuite un aperçu des systèmes biométriques, leurs architectures et leurs différentes applications.

Le chapitre 02 examine la définition de l'empreinte palmaire, ainsi que ses différentes caractéristiques, avantages et types. Ensuite, nous aborderons les méthodes de reconnaissance palmaire et les processus impliqués dans ses systèmes. Enfin, nous arriverons à la conclusion.

Le chapitre 03 examine les motifs binaires locaux (LBP : Local Binary Pattern), la quantification de phase locale (LPQ : Local Phase Quantization) et les caractéristiques statistiques des images binarisées (BSIF : Binarized Statistical Image Features). De plus, nous aborderons les différents algorithmes de classification, tels que l'algorithme K-plus proche voisin (KNN : K-Nearest Neighbour), le classificateur de réseau de neurones et la machine à vecteurs de support (SVM : Support Vector Machine).

Dans le chapitre 4, nous commençons par présenter les bases de données de test développées dans le cadre de ce mémoire. Ceci est suivi d'une présentation des résultats obtenus par les méthodes proposées, avec une étude comparative avec d'autres approches.

Enfin, nous terminons ce travail par une conclusion.

CHAPITRE 1

LA BIOMETRIE

CHAPITRE 1 LA BIOMETRIE

1.1 Introduction

Avec les progrès technologiques rapides d'aujourd'hui, les problèmes de sécurité qui se posent dans notre société sont devenus plus complexes et plus préoccupants que jamais. Les cyberattaques, les fraudes, les vols d'identité et les intrusions non autorisées sont devenus monnaie courante, mettant en péril les informations et les données sensibles des individus et des organisations. Face à cette réalité, il est impératif de développer de nouvelles techniques de contrôle et de protection pour faire face à ces défis.

Dans cette optique, les systèmes biométriques ont émergé comme l'une des meilleures solutions disponibles pour renforcer la sécurité et protéger les informations sensibles. Les systèmes biométriques utilisent des caractéristiques physiques ou comportementales uniques et intrinsèques à chaque individu pour vérifier leur identité. Parmi les modalités biométriques couramment utilisées, on trouve les empreintes digitales, les empreintes palmaires, la reconnaissance faciale, l'iris, la voix, etc.

Dans ce chapitre, nous allons donner une définition de la biométrie, discutée des différentes modalités biométriques. Nous donnerons ensuite un aperçu des systèmes biométriques, leurs architectures et leurs différentes applications.

1.2 Définitions

La biométrie est la science qui permet d'établir l'identité d'une personne en fonction des attributs physiques, chimiques ou comportementaux de la personne. La pertinence de la biométrie dans la société moderne a été renforcée par les systèmes de gestion de l'identité dont la fonctionnalité repose sur la cessation de l'identité d'un individu dans le contexte de plusieurs applications [2].

La biométrie offre certains avantages tels que la reconnaissance négative et répudiation qui ne peut être fournie par des jetons et des mots de passe.

La reconnaissance négative est le processus par lequel un système détermine qu'un individu est en fait inscrit dans le système alors que l'individu peut le nier. Cela est particulièrement critique dans des applications telles que le versement de l'aide sociale où un imposteur peut tenter de réclamer plusieurs prestations les différents noms [2].

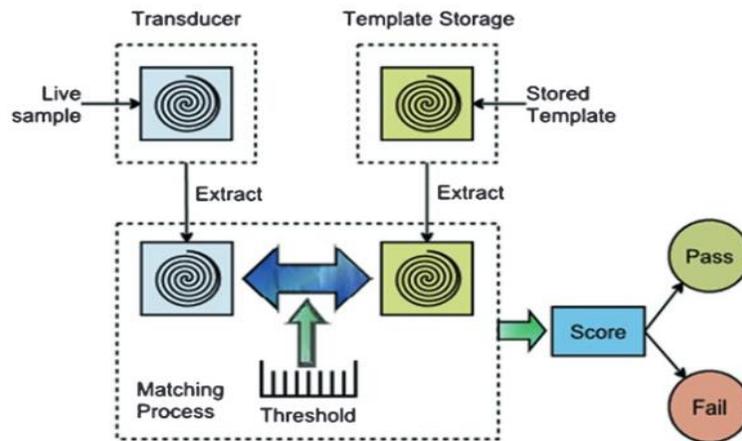


Figure 1 : Une vue simplifiée du processus de comparaison biométrique [3]

L'authentification biométrique consiste à utiliser les statistiques biologiques pour calculer la probabilité que deux personnes présentent les mêmes caractéristiques biologiques. Avec d'autres facteurs d'authentification, la biométrie est avantageuse d'une série d'attributs, notamment :

Convivialité : Les utilisateurs ne seront plus tenus de mémoriser une longue liste de mots de passe ou de porter un ensemble de clés. Tout ce qu'ils doivent faire est de présenter leurs données biométriques et laisser le système gérer le reste.

Compréhensibilité : L'identification des personnes au moyen de la biométrie intrinsèque telle que le visage et la voix est essentiellement une habitude instinctive de l'homme, qui rend l'auteur biométrique. . .

Il est facile de comprendre et d'interpréter.

Sécurité : Contrairement aux mots de passe et aux clés, l'authentification biométrique a été largement considéré comme le plus difficile à falsifier.

Exactitude : Une précision d'identification de niveau supérieur peut être assurée au maximum par l'intégration de la biométrie multimodale [4].

1.3 Les caractéristiques d'une modalité biométrique

Chaque type de mesure biométrique peut être classé avec un certain nombre de caractéristiques qui devraient être prises en compte dans un processus de sélection. Être coutumier avec ces caractéristiques vous aidera à mieux comprendre comment penser objectivement sur chaque type. Les caractéristiques sont :

L'universalité : Il s'agit de savoir si chaque personne possède la caractéristique mesurée. Par exemple, presque tout le monde dans votre organisation au moins un doigt pour la biométrie des empreintes digitales, mais la biométrie basée sur la marche peut être plus difficile si certains membres du personnel sont en fauteuil roulant.

Unicité : Dans quelle mesure la biométrie particulière permet de distinguer les personnes. L'ADN est le meilleur, et les empreintes digitales et les scans d'iris sont également assez bons.

Permanence : Un bon système biométrique doit mesurer quelque chose qui change lentement (voire pas du tout) dans le temps. L'ADN et les empreintes digitales sont très bonnes sur le long terme ; l'écriture manuscrite et la voix changent quelque peu de décennie en décennie.

Collectable : Il s'agit de la facilité avec laquelle les données biométriques peuvent être mesurées.

Les scores d'ADN sont très faibles. Le taux de biométrie par les empreintes digitales est très élevé. La démarche exige qu'une personne marche sur une distance, ce qui serait difficile à faire en étant assise à un poste de travail. Le balayage rétinien exige que le sujet s'approche vraiment d'un appareil photo numérique.

Performance : Il s'agit de la charge technologique globale : combien d'équipement, de temps et de calculs sont requis pour effectuer une comparaison. La méthode des empreintes digitales fonctionne très bien ; les lecteurs d'empreintes digitales sont petits, compacts et précis. La biométrie de l'ADN a tendance à être coûteuse, lente et laborieuse.

Exactitude : Dans quelle mesure un système biométrique fait-il une distinction entre les sujets et quels sont les taux d'acceptation et de rejet faux ?

Acceptabilité : Les utilisateurs feront-ils disposés à utiliser la technologie biométrique ? L'ADN aura un score faible pour des raisons de confidentialité. Les scans de la rétine auront un score faible car certaines personnes seront mal à l'aise à l'idée d'approcher leur œil de quelque chose qui semble intrusif.

Contournement : Il s'agit de la facilité avec laquelle on peut fabriquer une contrefaçon qui va tromper le système biométrique. Mais le contournement fait également référence au fait que quelqu'un peut attaquer un système biométrique d'une autre manière, par exemple en jouant des informations d'identification connues et valables via une connexion réseau [5].

1.4 Les modalités biométriques

Il existe trois grandes familles de modalités biométriques permettant de vérifier ou déterminer l'identité d'un individu, les modalités **biologiques**, **comportementales** et **morphologiques** :

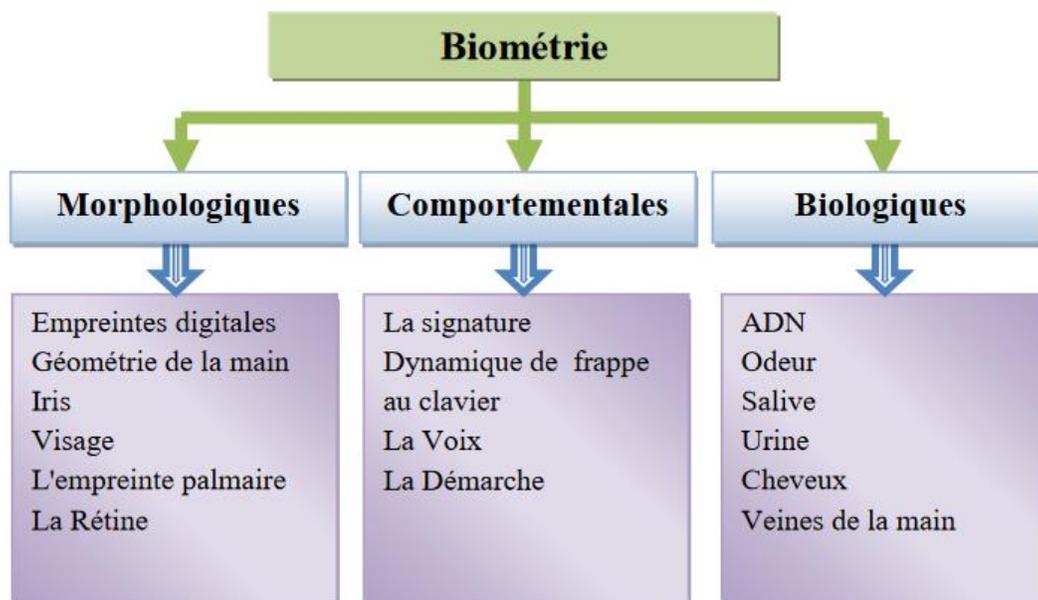


Figure 2 : Classification d'un certain nombre de modalités biométriques [6]

Les modalités biologiques : consistent en l'analyse de données biologiques liées à une personne, par exemple l'analyse ADN, l'odeur, les signaux physiologiques.

Les modalités comportementales : analysent les comportements d'un individu comme par exemple la dynamique de signature, la dynamique de frappe au clavier, la façon de marcher ou encore, la manière d'utiliser son téléphone portable.

Les modalités morphologiques : consistent à identifier les traits physiques particuliers d'un individu, qui sont uniques et permanents tels que les empreintes [7]



Figure 3 : illustration de quelques modalités biométriques [7]

1.4.1 Les modalités morphologiques

1.4.1.1 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 [8].

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 [9].

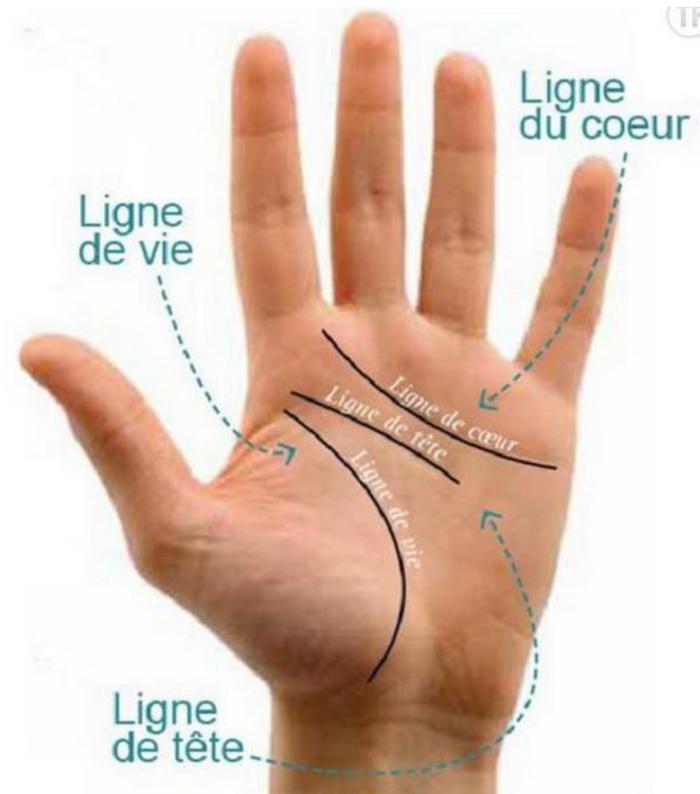


Figure 4 : Les caractéristiques de l’empreinte palmaire [83]

1.4.1.2 Les empreintes digitales

Les empreintes digitales sont des crêtes graphiques en forme de flux présentes sur les doigts humains. Leur formation dépend des conditions initiales du développement embryonnaire et on pense qu'elles sont uniques à chaque personne (et à chaque doigt). Les empreintes digitales sont l'une des technologies biométriques les plus utilisées dans les divisions médico-légales du monde entier pour les enquêtes criminelles et sont donc associées à un stigmate de criminalité. En général, l'image d'une empreinte digitale est capturée de deux manières : en scannant une empreinte encrée d'un doigt ou en utilisant un scanner d'empreintes digitales [10].



Figure 5 : Différents types d'empreintes digitales [10]

1.4.1.3 Géométrie de la main

La géométrie de la main est l'une des premières techniques biométriques pionnières qui, à l'origine, mesurait la position et la longueur des doigts lorsqu'ils étaient placés sur la surface d'un plateau. Le dispositif d'origine était plutôt grand et encombrant, mais il a rapidement été amélioré pour devenir le dispositif de géométrie de la main ID3D (de Recognition Systèmes Inc., le principal défenseur de la géométrie de la main), qui était beaucoup plus net et, comme son nom l'indique, introduisait un facteur tridimensionnel grâce à l'utilisation de miroirs. Ce dispositif présentait de nombreux atouts, notamment une relative facilitée d'utilisation et un modèle exceptionnellement petit d'environ 9 octets, ce qui facilitait son stockage sur des supports portables et permettait une faible utilisation des ressources système s'il était stocké de manière centralisée ou, comme cela était possible, dans le dispositif lui-même [3].

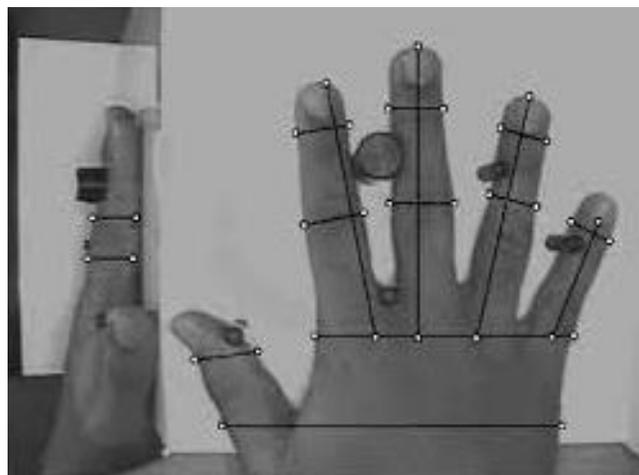


Figure 6 : les caractéristiques des systèmes de géométrie de la main [4]

La géométrie de la main présente plusieurs avantages par rapport à d'autres éléments biométriques, notamment la petite taille des caractéristiques et le faible coût de calcul dû à l'utilisation d'images à faible résolution. Malgré son utilisation répandue, le système actuel de géométrie de la main souffre d'un coût élevé et d'une faible précision. Sur le site En outre, l'unicité des caractéristiques de la main n'est pas garantie. L'utilisation dans des applications d'identification de type "un à plusieurs" [4].

1.4.1.4 Visage

Le visage est l'un des éléments biométriques les plus acceptés car c'est l'une des méthodes d'identification les plus courantes que les gens utilisent dans leurs interactions visuelles. De plus, la méthode de capture d'images faciales est non intrusive.

Deux principales approches d'identification basées sur la reconnaissance faciale sont les suivantes :

Approche par transformation : L'univers des images de visage est représenté par un ensemble de vecteurs de base orthonormés. Actuellement, les vecteurs de base les plus populaires sont les faces propres : chaque face propre est issue de l'analyse de covariance de la population d'images de visages ; deux visages sont considérés comme identiques s'ils sont suffisamment "proches" dans l'espace des propriétés des visages réels. Il existe un certain nombre de variantes d'une telle approche existent.

Approche basée sur les attributs : les attributs faciaux tels que le nez, les yeux, etc. sont extraits de l'image faciale et l'invariance des propriétés géométriques entre les caractéristiques des marqueurs faciaux est utilisée pour reconnaître les caractéristiques [10].



Figure 7 : modèle de visage [2]

1.4.1.5 L'iris

La texture visuelle de l'iris humain est déterminée par des processus morphogénétiques chaotiques au cours du développement embryonnaire et est unique pour chaque personne. L'image de l'iris est généralement capturée par un processus d'imagerie sans contact. L'image est obtenue à l'aide d'une caméra CCD ordinaire avec une résolution de 512 dpi. La capture d'une image de l'iris implique la coopération de l'utilisateur, à la fois pour recaler l'image de l'iris dans la zone d'imagerie centrale et pour disposer l'iris à une distance prédéterminée du plan focal de la caméra.

Le taux d'erreur d'identification utilisant la technologie de l'iris est considéré comme extrêmement faible et le code invariant à position de longueur constante permet un taux d'erreur d'identification extrêmement faible. L'invariant de position permet une méthode extrêmement rapide de reconnaissance de l'iris [10].

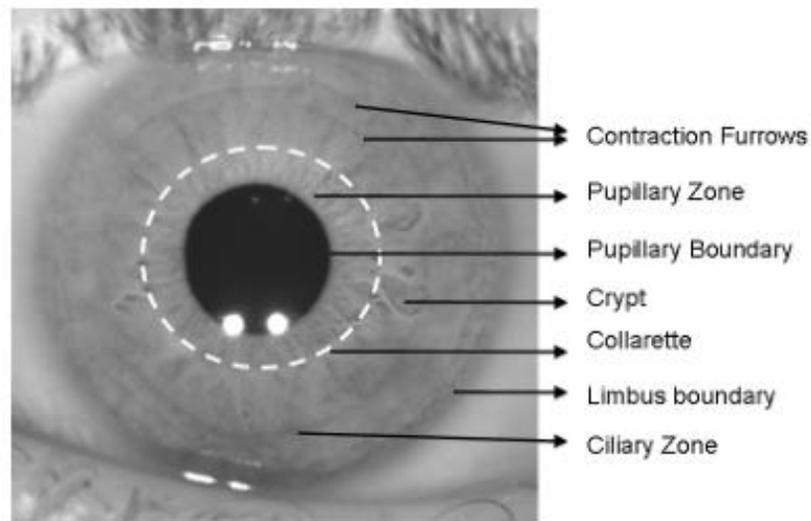


Figure 8 : L'anatomie de l'iris [11]

L'iris est divisée en deux zones : la zone pupillaire centrale et la zone ciliaire périphérique. Ces zones sont divisées par une ligne de crête circulaire en zigzag, appelée la collerette. De nombreuses structures irrégulières en forme de fosses apparaissent principalement dans la région autour de la collerette. Ces structures sont appelées cryptes (cryptes de Fuchs) et permettent aux fluides d'entrer et de sortir rapidement de l'iris pendant la dilatation et la contraction de la pupille. Près de la partie externe de la zone ciliaire, on peut observer des lignes concentriques, surtout en cas d'iris pigmentés foncés. Ces lignes deviennent plus profondes à mesure que la pupille se

dilate et sont appelées sillons de contraction. Dans la zone pupillaire, des sillons radiaux sont observés [11].

1.4.2 Les modalités comportementales

1.4.2.1 La démarche

La reconnaissance de la marche est considérée comme une solution intéressante pour l'identification à distance pour un certain nombre de raisons, la principale d'entre elles étant le fait que la marche humaine est unique à chaque personne [11].

La démarche est une biométrie comportementale qui peut être utilisée pour authentifier l'identité d'un individu. La démarche n'est pas unique à chaque individu, mais est suffisamment caractéristique pour permettre l'authentification. La démarche peut changer avec le temps, en raison de fortes fluctuations du poids corporel, d'un changement majeur du poids corporel, d'une blessure articulaire importante ou d'une intoxication cérébrale [10].



Figure 9 : Un cycle de démarche [2]

1.4.2.2 Voix (reconnaissance vocale)

L'authentification vocale est une biométrie discrète qui est acceptée dans presque toutes les sociétés. Certaines applications impliquent une authentification d'identité par téléphone et, dans de telles situations, la voix peut être la seule biométrie possible. La voix est une biométrie comportementale et est affectée par l'état de santé d'une personne (par exemple le froid), le stress, les émotions, etc. Il est très difficile d'extraire des caractéristiques qui restent invariantes dans de tels cas. Cependant, certaines personnes semblent être extraordinairement douées pour imiter les autres. Une autre méthode pour lutter contre ce problème consiste à demander au sujet (dont l'identité doit être authentifiée) de dire une phrase différente à chaque fois [10].

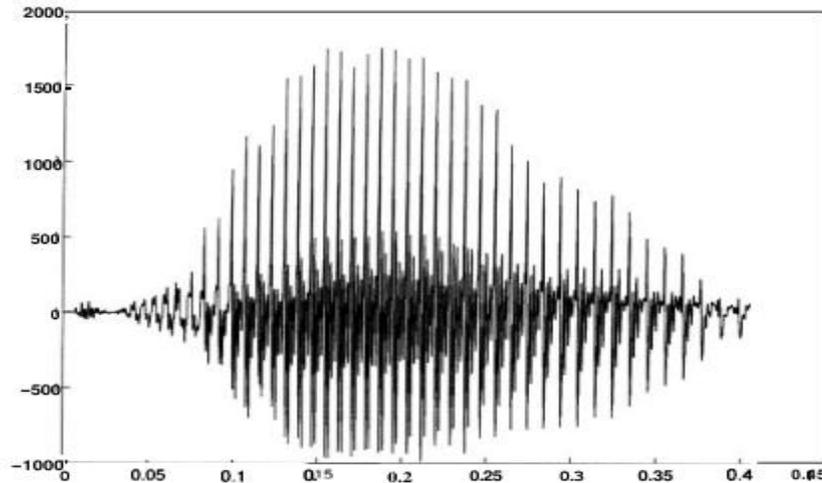


Figure 10 : Signal de voix [10]

La biométrie vocale est utilisée dans de nombreuses applications différentes, dont certaines sont énumérées ci-dessus. Par exemple, l'authentification vocale est utilisée pour contrôler l'accès à des éléments tels que votre téléphone, et la reconnaissance en arrière-plan est utilisée pour s'assurer que la personne que vous êtes censée vous parler. La détection du locuteur est utilisée pour voir si une personne parle au téléphone, et la reconnaissance médico-légale est utilisée pour identifier quelqu'un dans une enquête criminelle [2].

1.4.2.3 La signature

La signature est la façon dont une personne signe son nom. De cette façon, ils peuvent être facilement identifiés. Le système de reconnaissance de signature examine la manière unique dont la signature est écrite. Il est également vérifié en estimant comment la signature a été créée. Parfois, ce type de données biométriques peut changer avec le temps [12].

La vérification de signature est couramment utilisée pour approuver le contenu d'un document ou pour authentifier une transaction financière. Avec le développement rapide et la large application d'Internet, la vérification de signature en ligne devient un sujet brûlant dans le domaine de la sécurité Internet. De nombreuses personnes sont engagées dans des recherches sur la vérification des signatures en ligne, et un large éventail de méthodes ont été introduites au cours de la dernière décennie [13].



Figure 11 : Biométrie de la signature [12]

1.4.3 Modalités biologiques

1.4.3.1 L'ADN

L'ADN (acide désoxyribonucléique) est le seul code unidimensionnel de la personnalité d'une personne, c'est juste que des jumeaux identiques ont le même schéma d'ADN. Cependant, il est actuellement principalement utilisé pour l'identification dans les applications médico-légales. Des problèmes limitent l'utilité de cette technologie biométrique pour d'autres applications :

Contamination et sensibilité : Il est facile de voler un morceau d'ADN à un sujet sans méfiance et de l'utiliser à d'autres fins.

Problème d'identification automatique en temps réel : la technologie actuelle n'est pas adaptée à une identification en ligne discrète. La plupart de l'ADN humain est identique dans toute l'espèce humaine, et seul un nombre relativement restreint de positions spécifiques (polymorphismes) peut être identifié. Il existe relativement peu d'emplacements spécifiques (locus polymorphes) dans l'espèce humaine et l'ADN qui présentent des différences individuelles.

Questions de confidentialité : La susceptibilité d'une personne à certaines maladies peut être apprise à partir de l'ADN. On craint que l'utilisation abusive par inadvertance des informations du code génétique ne conduise à une discrimination en matière de santé. Par exemple, une discrimination dans les pratiques d'emploi peut en résulter [10].



Figure 12 : La structure de l'ADN [10]

1.4.3.2 Vasculaire de la main

Le domaine de la technologie des motifs vasculaires de la main ou de la technologie des motifs veineux utilise le réseau vasculaire sous-cutané du dos de la main pour vérifier l'identité des personnes dans les applications biométriques. Le principe de cette technologie repose sur le fait que le schéma des vaisseaux sanguins est unique pour chaque individu, même entre jumeaux identiques. Par conséquent, le schéma des vaisseaux sanguins de la main est un élément hautement distinctif qui peut être utilisé pour vérifier l'identité d'un individu.

Les modèles vasculaires de la main sont la représentation des réseaux de vaisseaux sanguins à l'intérieur du dos de la main. Le système de reconnaissance de schéma vasculaire de la main fonctionne en comparant le schéma vasculaire de la main d'un utilisateur en cours d'authentification avec un schéma préenregistré déjà stocké dans la base de données [2].

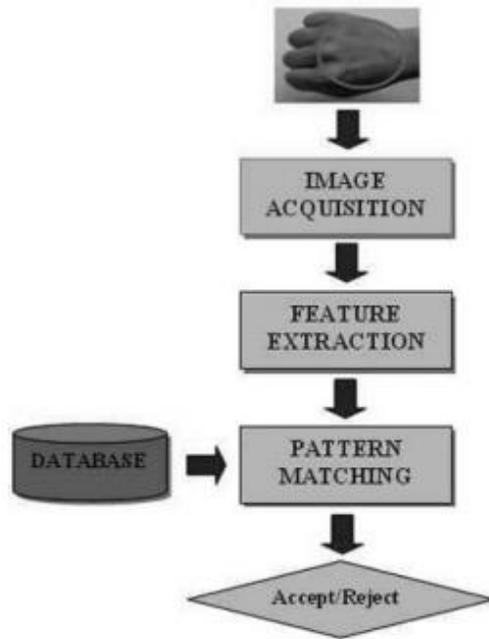


Figure 13 : Fonctionnement d'un système d'identification biométrique vasculaire typique [2].

1.4.3.3 L'odeur

On sait que chaque objet émet une odeur caractéristique de sa composition chimique et qui pourrait être utilisée pour distinguer divers objets. Entre autres, des recherches sont en cours sur le développement d'une technologie de détection automatique des odeurs qui pourrait être utilisée pour détecter les mines terrestres. Une bouffée d'air est soufflée sur un réseau de capteurs chimiques, dont chacun est sensible à un certain groupe de composés (aromatiques). Après chaque acte de détection, les capteurs doivent être initialisés par un flux d'air propre [10].

1.4.4 Comparaison des technologies biométriques

Tableau 1 : Comparaison des technologies biométriques [10]

Biométriques	Unive rsalité	Unicité	Perma nence	Collect able	Performa nce	L'acceptab ilité	Contour nement
Visage	Haut	Faible	Moyen	Haut	Faible	Haut	Faible
Empreintes digitales	Moyen	Haut	Haut	Moyen	Haut	Moyen	Haut
Démarche	Moyen	Faible	Faible	Haut	Faible	Haut	Moyen
Géométrie de la main	Moyen	Moyen	Moyen	Haut	Moyen	Moyen	Moyen
ADN	Haut	Haut	Haut	Faible	Haut	Faible	Faible
La signature	Faible	Faible	Faible	Haut	Faible	Haut	Faible
Voix	Moyen	Faible	Faible	Moyen	Faible	Haut	Faible

1.5 Les systèmes biométriques

Un système biométrique mesure les caractéristiques physiques ou comportementales d'un individu pour vérifier son identité. Ces caractéristiques sont désignées par différents termes, tels que traits, indicateurs, identifiants ou modalités [11].

Un système biométrique est un système de reconnaissance de formes qui collecte les données biométriques d'un individu. Ces données sont ensuite utilisées pour extraire des caractéristiques importantes, et ces informations sont comparées aux données stockées pour déterminer les mesures à prendre. Un système biométrique générique comprendrait quatre modules principaux : un module de capteur, un module d'évaluation de la qualité et d'extraction de caractéristiques, un module de comparaison et un module de base de données [2].

Chacun de ces modules est décrit ci-après.

L'acquisition de données : est le processus d'obtention de données biométriques à partir d'un périphérique d'entrée. La qualité des signaux est très importante puisqu'ils constituent l'entrée brute pour un traitement ultérieur.

Le prétraitement des signaux/images : comprend l'amélioration des signaux/images, comme la segmentation, la réduction du bruit et la normalisation de la rotation et de la translation. La normalisation est également effectuée à ce stade.

L'extraction de caractéristiques : comprend l'identification des caractéristiques qui ont des propriétés stables et uniques de petite différence intra-classe et de grande différence inter-classe. Ces caractéristiques sont utilisées pour créer un modèle maître qui est stocké dans la base de données du système.

La correspondance des caractéristiques : comprend la comparaison du motif d'identification aux motifs maîtres. Si le score est inférieur à un seuil donné, l'utilisateur est authentifié [4].

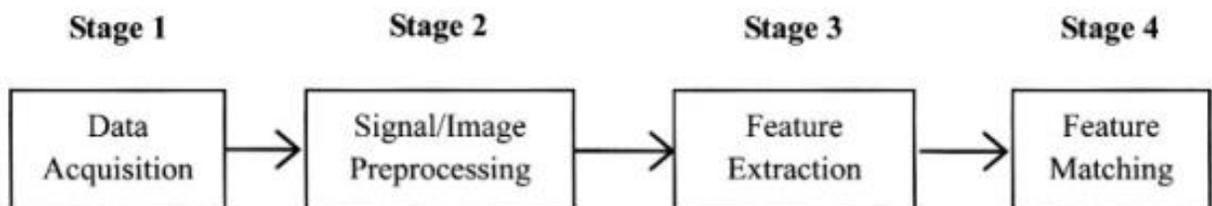


Figure 14 : Les quatre étapes du système biométrique [4]

1.5.1 Fonctionnement d'un système biométrique

1.5.1.1 Inscrition

Un système biométrique est un système de reconnaissance de formes composé de quatre composants de base : le capteur, l'extracteur de caractéristiques, la base de données et le comparateur [11].

Avant qu'un utilisateur puisse être vérifié ou identifié par le système, le système doit l'inscrire. Les données biométriques de l'utilisateur sont saisies, prétraitées et extraites de ses

caractéristiques. Le modèle de l'utilisateur est ensuite stocké dans une base de données ou un système de fichiers [4].

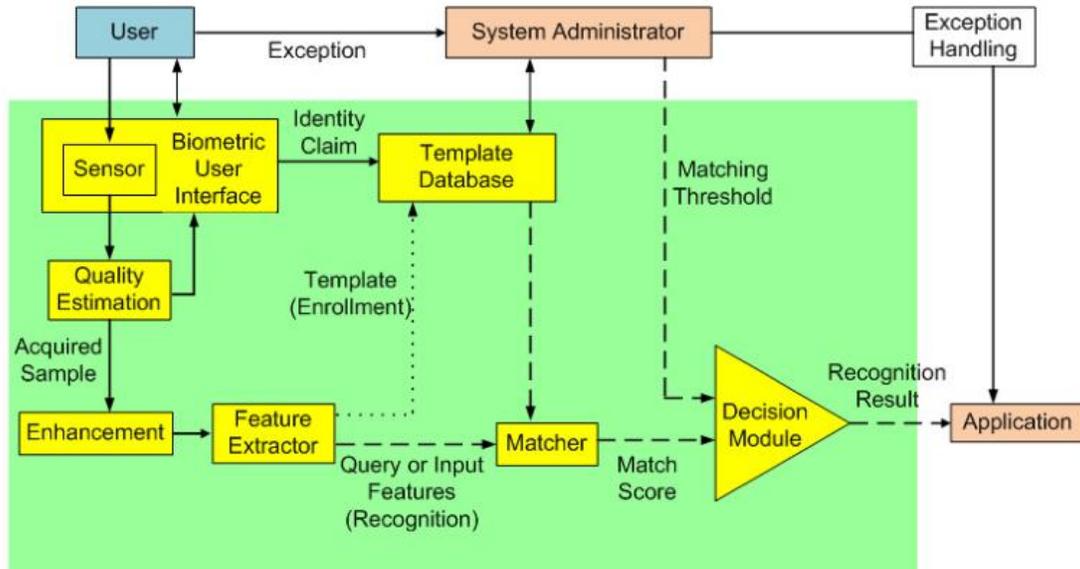


Figure 15 : Éléments de base d'un système biométrique générique [11]

1.5.1.2 Identification

Il s'agit du processus d'identification d'un utilisateur uniquement sur la base de ses informations biométriques. Cela peut être fait sans connaissance préalable de l'identité de l'utilisateur. Le système compare ensuite les caractéristiques de l'utilisateur à des modèles connus pour trouver une correspondance. Si une correspondance est trouvée, le système peut déterminer l'exactitude de la correspondance [4].

La fonctionnalité d'identification peut être classée en identification positive et négative. Dans le cas de l'identification positive, l'utilisateur tente de s'identifier positivement par le système sans revendiquer explicitement une identité. Un système d'identification positive répond à la question "Êtes-vous quelqu'un de connu du système ?" en déterminant l'identité de l'utilisateur parmi un ensemble connu d'identités. En revanche, dans une application d'identification négative, on considère que l'utilisateur dissimule sa véritable identité (de manière explicite ou implicite) au système. L'identification négative est également connue sous le nom de

filtrage et l'objectif de ces systèmes est de découvrir "Êtes-vous celui que vous prétendez ne pas être ?

En cas d'identification positive ou négative, l'entrée biométrique de l'utilisateur est comparée aux modèles de toutes les personnes enregistrées dans la base de données et le système produit soit l'identité de la personne dont le modèle présente le plus haut degré de similitude avec l'entrée de l'utilisateur ou une décision que l'utilisateur présentant l'entrée n'est pas un utilisateur enregistré [11].

1.5.1.3 Vérification

Cela suppose qu'une identité (carte d'identité, carte à puce ou numéro d'identification) soit revendiquée. Un modèle de vérification est ensuite comparé à un modèle primaire pour vérifier l'affirmation d'identité de la personne. La déclaration d'identité de la personne est alors vérifiée [4].

La vérification est un processus utilisé pour déterminer si quelqu'un est bien celui qu'il prétend être. Si la demande de la personne correspond au modèle d'une identité déjà enregistrée dans le système, elle est considérée comme authentique. S'il existe un degré élevé de similitude entre l'entrée de l'utilisateur et le modèle d'une identité déjà enregistrée, la demande est acceptée comme authentique. S'il n'y a pas un degré élevé de similitude, la demande est rejetée et l'utilisateur est considéré comme un imposteur [11].

1.5.1.4 Vérification versus identification

Selon le contexte de l'application, un système biométrique peut fonctionner en mode vérification ou identification. En mode vérification, le système valide l'identité d'une personne en comparant les données biométriques capturées avec ses propres modèles biométriques stockés dans la base de données du système

En mode d'identification, le système reconnaît un individu en recherchant une correspondance entre les modèles de tous les utilisateurs de la base de données. Par conséquent, l'identification est un élément essentiel dans les applications de reconnaissance négative où le système établit si la personne est bien celle qu'elle nie (implicitement ou explicitement) être. Le but de la reconnaissance négative est d'empêcher une même personne d'utiliser plusieurs

identités. L'identification peut également être utilisée en reconnaissance positive par commodité (l'utilisateur n'est pas tenu de revendiquer une identité) [2].

Alors que les méthodes traditionnelles de reconnaissance personnelle telles que les mots de passe, les codes PIN, les clés et les jetons peuvent fonctionner pour une reconnaissance positive, la reconnaissance négative ne peut être établie que par la biométrie [2].

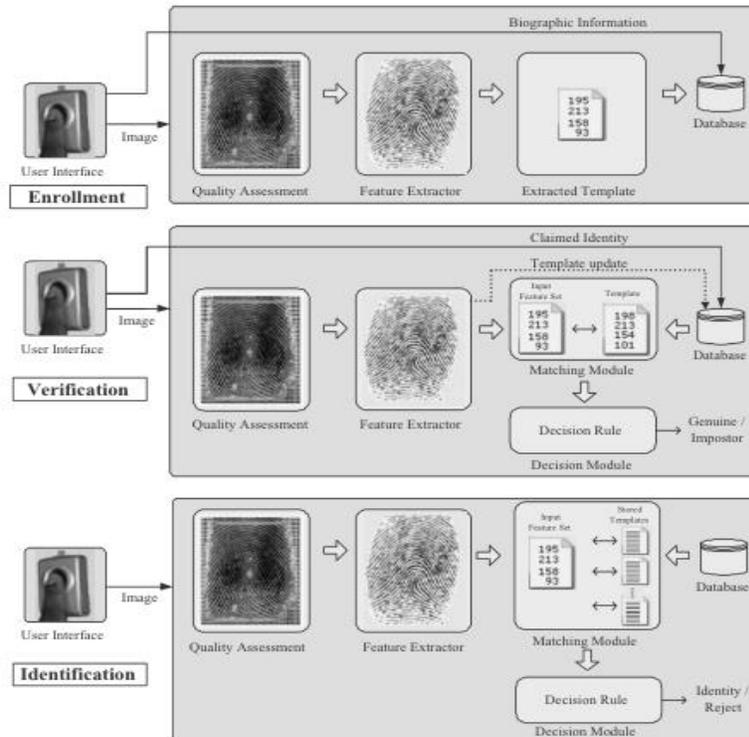


Figure 16 : les étapes d'un système biométrique [2]

1.5.2 Performance d'un système biométrique

Contrairement aux mots de passe, qui nécessitent que deux chaînes alphanumériques correspondent exactement pour être valides, les systèmes biométriques rencontrent souvent des variations dans les caractéristiques biométriques d'un utilisateur qui rendent difficiles la comparaison de deux échantillons du même trait.

Cela est dû à des facteurs tels que le bruit du capteur, les modifications des caractéristiques biométriques d'un utilisateur au fil du temps et les variations de l'environnement de l'utilisateur. Dans la reconnaissance faciale, par exemple, les variations d'éclairage peuvent rendre l'iris

différent à différents moments de la journée, tandis que les variations dans la façon dont une empreinte digitale est numérisée peuvent faire en sorte que l'empreinte d'une personne soit différente de celle d'une autre personne. Ainsi, il est rare que deux ensembles de caractéristiques du même trait dans la biométrie d'un utilisateur soient identiques [2].

L'évaluation des performances d'un système biométrique se réfère généralement à son taux de fausse acceptation (FAR), son taux de faux rejet (FRR) et son taux d'erreur égal (EER).

1.5.2.1 Taux de fausses acceptations (FAR)

La sécurité biométrique utilise le taux de fausses acceptations (FAR) pour déterminer la proportion de fois où un système accorde l'accès à une personne non autorisée. En termes statistiques, le FAR est une erreur de type II. Également connu sous le nom de False Match Rate (FRM) [14]. FAR désigne une situation dans laquelle un utilisateur non enregistré accède à un système protégé par des données biométriques [4].

1.5.2.2 Taux de faux rejets (FRR)

Le taux de faux rejets (FRR) est la proportion de fois où un système biométrique n'accorde pas l'accès à une personne autorisée. En termes statistiques, le FRR correspond à l'erreur de type I. Le FRR est également connu sous le nom de False Non Match Rate (FNMR) [14].

FRR désigne une situation dans laquelle un utilisateur enregistré ne parvient pas à obtenir un accès légitime à un système protégé par des données biométriques à la première tentative [4].

1.5.2.3 Taux d'égale erreur (EER)

L'EER est représenté par un pourcentage dans lequel le FAR et le FRR sont égaux. EER est une mesure unique qui permet de comparer équitablement les performances de différents systèmes biométriques. Dans un "système idéal", il n'y a pas de faux rejets ni de fausses acceptations mais aucun système de ce type n'a encore été développé. En général, un système biométrique peut fonctionner à différents niveaux de sécurité : élevé, moyen ou faible [4].

La courbe ROC d'un système illustre le taux de faux rejets (FRR) et le taux de fausse acceptation (FAR) d'un à tous les points de fonctionnement.

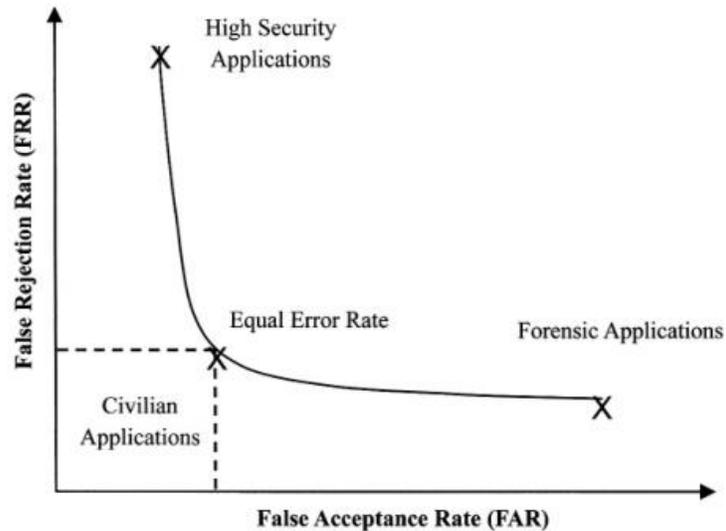


Figure 17 : La courbe ROC pour différentes applications biométriques [4]

1.5.3 Applications des systèmes biométriques

Il existe un besoin croissant de techniques d'authentification utilisateur fiables dans un certain nombre de scénarios différents en raison des problèmes de sécurité croissants et des progrès en matière de réseau, de communication et de mobilité. Cela peut se faire par diverses méthodes, telles que la reconnaissance biométrique. Ceci est intégré dans plusieurs applications différentes, qui peuvent être classées en trois groupes principaux [11].

Applications commerciales : telles que la connexion à un réseau informatique, la sécurité des données électroniques, le commerce électronique, l'accès à l'internet, l'utilisation de guichets automatiques ou de cartes de crédit, le contrôle d'accès physique, le téléphone mobile, l'assistant numérique personnel, la gestion des dossiers médicaux, l'enseignement à distance, etc.

Applications gouvernementales : telles que la carte d'identité nationale, la gestion des détenus dans un établissement pénitentiaire, le permis de conduire, la sécurité sociale, le versement de l'aide sociale, le contrôle des frontières, le contrôle des passeports, etc. contrôle des frontières, contrôle des passeports, etc.

Applications médico-légales : telles que l'identification de cadavres, les enquêtes criminelles, les enfants disparus, la détermination de la filiation, etc.



Figure 18 : Les systèmes biométriques dans diverses applications [11]

1.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons appris la biométrie. Nous avons déterminé ses propriétés, et nous avons expliqué ce qu'est un système biométrique, son architecture et ses différentes applications. Nous avons constaté que la performance d'un système biométrique dépend d'un certain nombre de facteurs, et qu'ils varient d'un système à l'autre.

Dans le chapitre suivant, nous allons étudier la reconnaissance palmaire.

CHAPITRE 2

RECONNAISSANCE PALMAIRE

CHAPITRE 2 LA RECONNAISSANCE PALMAIRE

2.1 Introduction

La définition de l'empreinte palmaire est la suivante : il s'agit d'une petite zone de la surface de la paume de la main qui contient des informations utiles pour le système d'authentification des personnes. En outre, l'empreinte palmaire présente une caractéristique unique (l'unicité signifie qu'il n'y a pas deux personnes qui présentent la même caractéristique) et elle est dite permanente, c'est-à-dire qu'elle ne changera pas au cours de la vie. C'est pourquoi les empreintes palmaires sont une modalité fiable et sûre parmi les catégories d'empreintes palmaires telles que les empreintes digitales, le visage, etc... [15].

Le premier système de reconnaissance des empreintes palmaires a été inventé en 1998 (Shu et Zhang). Depuis, de nombreux systèmes ont été créés et ont obtenu de bonnes performances. Cependant, limitées par la structure de l'imagerie, les dimensions des dispositifs de ces systèmes ne peuvent être réduites davantage. En outre, l'interaction avec l'utilisateur et les applications sont limitées à la situation actuelle [16].

Dans ce chapitre, nous aborderons la définition de l'empreinte palmaire, les différentes caractéristiques, avantages et types de cette modalité. Nous décrirons ensuite les techniques de reconnaissance palmaire et les procédures de ses systèmes. Enfin, nous concluons.

2.2 Caractéristiques de la modalité d'empreinte palmaire

L'empreinte palmaire est présentée par plusieurs caractéristiques qui sont classées en trois catégories selon leur échelle : lignes principales, rides, crêtes et détails. Il est à noter que les principales rides et ridules peuvent être extraites d'une résolution inférieure à 100 dpi, alors que les crêtes et les détails peuvent être extraits d'une résolution de 400 dpi. L'avantage de ces caractéristiques est qu'elles sont uniques et invariables dans le temps [17].

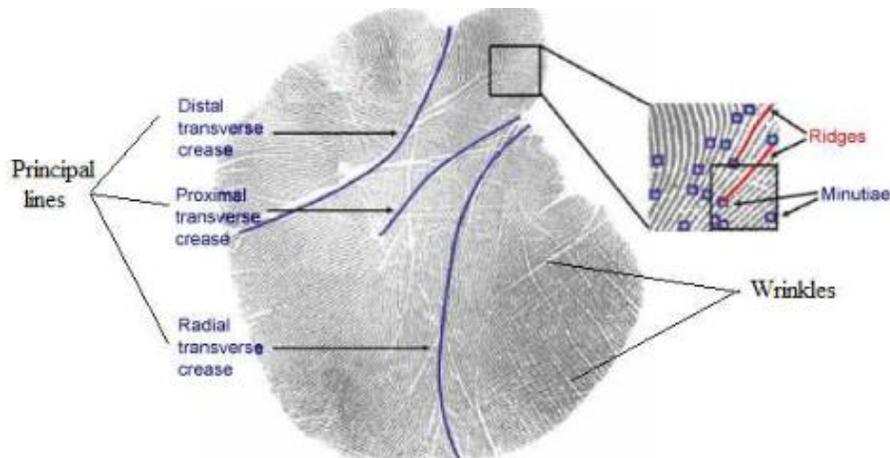


Figure 19 : Caractéristiques de la modalité d’empreinte palmaire [17]

2.3 Avantages de l'empreinte palmaire

En plus d’être riches en fonctionnalités l’empreinte palmaire a des 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.

En résumé, de nombreuses caractéristiques uniques d'une image d'empreinte palmaire peuvent 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 [4].

2.4 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 [18][19]. Les images sont capturées respectivement dans les bandes spectrales bleue, 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 [20].

2.4.1 Imagerie et acquisition multispectrales d'empreintes palmaires

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, qui se compose d'un ordinateur, d'un convertisseur A/N, d'une caméra CCD, d'une source de lumière annulaire multispectrale et d'un contrôleur de lumière. Grâce aux signaux émis par le contrôleur de lumière, la source de lumière circulaire peut générer successivement quatre types d'éclairages uniformes sur plusieurs bandes spectrales, à savoir le bleu (470 nm), le vert (525 nm), le rouge (660 nm) et le proche infrarouge (880 nm). Ces quatre illuminateurs sont commutés entre eux si rapidement que les images multispectrales de l'empreinte palmaire d'un utilisateur peuvent être capturées presque en même temps [20].

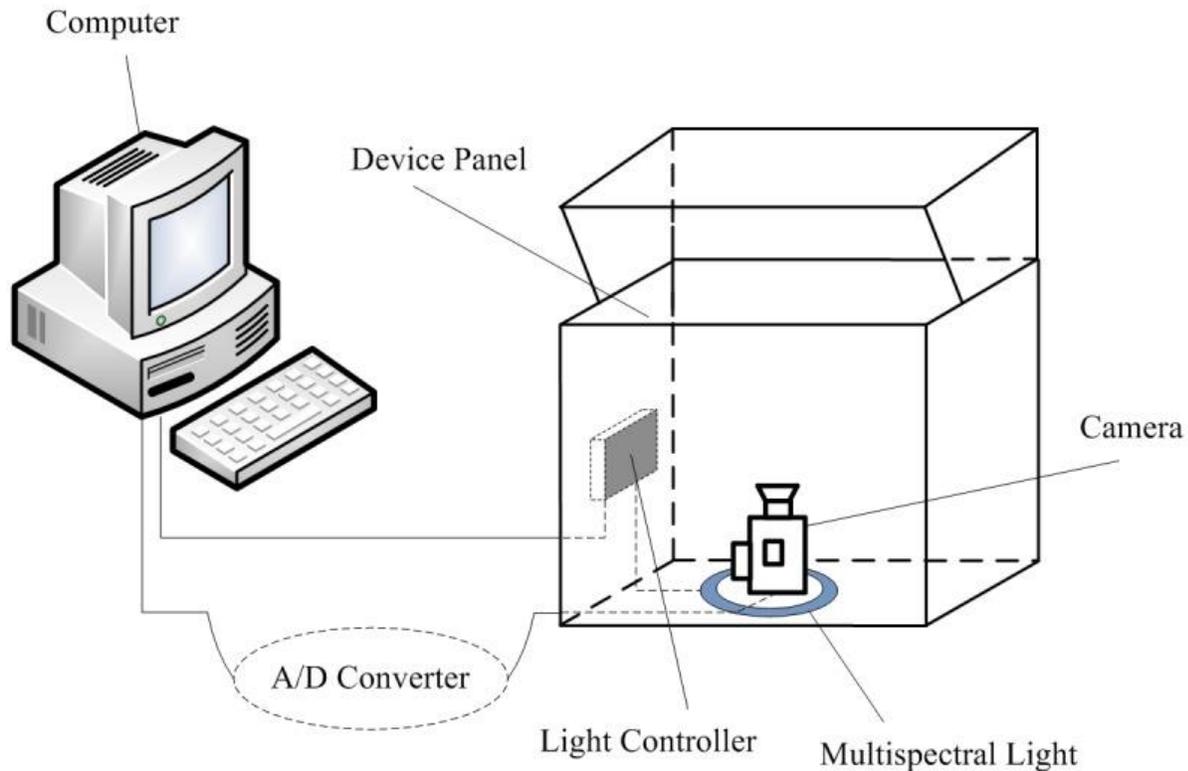


Figure 20 : Structure du dispositif d'imagerie multispectrale d'empreintes palmaires [20]

Par conséquent, la translation ou la rotation entre deux images est très faible, de sorte que l'enregistrement n'est plus nécessaire pour la fusion d'images. Au cours du processus d'acquisition, les utilisateurs doivent poser leurs paumes sur le panneau de l'appareil où plusieurs chevilles sont utilisées pour fixer le positionnement des mains. La caméra CCD acquiert ensuite les images d'empreintes palmaires sous les éclairages générés. Ensuite, grâce à un convertisseur A/N, les signaux analogiques des images sont convertis en signaux numériques stockés dans l'ordinateur [20].

2.5 Types d'empreintes palmaires

Les empreintes palmaires ont été classées en trois groupes :

- Empreinte palmaire latente
- Empreinte palmaire brevetée
- Empreinte palmaire en plastique

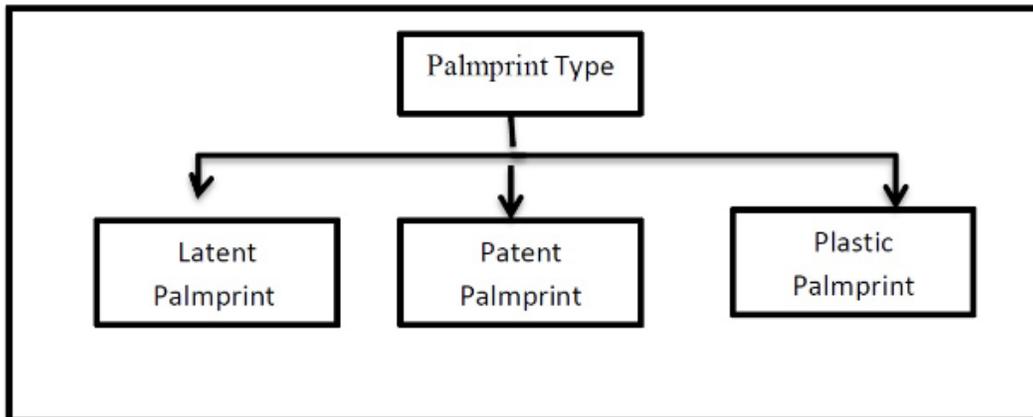


Figure 21 : Trois catégories de types d'empreintes palmaires [21]

2.5.1 Empreinte palmaire latente

La surface de la paume est considérée comme invisible lorsque les empreintes de la paume sont laissées par accident par la peau des crêtes de frottement sur une surface, qu'elles soient visibles ou non au moment de l'épreuve. De nombreuses méthodes peuvent être appliquées pour afficher la fraction ou la totalité de la paume, comme le traitement électronique, physique ou chimique. L'empreinte palmaire latente peut également être créée par l'extraction de la glande eccrine, du sang, de l'huile, de la peinture et de l'encre. Elle peut être partielle, déficiente, déformée, se chevaucher ou se combiner avec d'autres types d'empreintes [22].

2.5.2 Empreinte palmaire brevetée

Elles sont visuelles, évidentes et peuvent se former à la suite du transfert d'un objet étrange sur la surface de la paume. L'empreinte palmaire brevetée est visible et il n'est pas nécessaire de l'améliorer, comme c'est le cas pour le premier type d'empreintes, principalement photographiées [23].

2.5.3 Empreinte palmaire en plastique

L'empreinte palmaire plastique est l'empreinte des crêtes de frottement de la peau de la paume sur un article ou un instrument qui conserve la texture de la paume et la forme des crêtes. Ce type d'empreinte est visible et ne nécessite pas d'amélioration ; elle peut être photographiée et améliorée, comme une empreinte non plastique, et recouverte de la sécrétion naturelle d'un doigt.

Comme le type de matière est rarement disponible sur la scène de crime, cette forme de paume est rarement possible [24].

2.6 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 [15].

Tableau 2: Techniques de reconnaissance palmaire [25]

L'approche	Description	Méthodes
Basé sur la texture	<p>Cette approche d'extraction de caractéristiques a été utilisée pour extraire les caractéristiques texturales des photographies d'empreintes palmaires. Les empreintes palmaires présentent un grand nombre de caractéristiques de texture qui peuvent être extraites, et il s'agit d'une modalité très riche avec de nombreuses caractéristiques de texture. Ces caractéristiques de texture peuvent être extraites de différentes manières, à la fois localement et globalement, et nous pouvons créer un vecteur de caractéristiques dans l'empreinte palmaire</p> <p>En extrayant les informations de texture de l'image de l'empreinte palmaire et en les stockant sous la forme d'un vecteur de caractéristiques [26].</p>	<ul style="list-style-type: none"> - Filtre de Gabor - Masque de lois Basé sur la texture - Transformée de Fourier discrète - Transformée en cosinus discrète Ondelettes - LBP, LPQ et BSIF

Basé sur des statistiques	<p>Les techniques statistiques sont classées en deux catégories : les approches statistiques locales et les approches statistiques globales. Ces deux méthodes sont utilisées pour extraire des informations statistiques des photos d'empreintes palmaires. L'approche statistique locale consiste à transformer une image dans un domaine différent, à la diviser en plusieurs blocs ou régions, puis à calculer les caractéristiques statistiques locales de chaque région, telles que la moyenne, la variance et l'écart-type, qui sont utilisées comme points caractéristiques dans le vecteur de caractéristiques de l'empreinte palmaire. Dans le cas des approches statistiques globales qui convertissent les images et calculent des caractéristiques globales telles que les moments, les centres de gravité et la densité [27].</p>	<ul style="list-style-type: none"> - Moyenne et écart-type - Moments de Zernike - Moments invariants de Hu - Le centre de gravité, la densité, la passivité spatiale et l'énergie - Énergie de la norme L1, variance
Basé sur le sous-espace	<p>La technique basée sur le sous-espace, également connue sous le nom d'approche basée sur l'apparence, consiste à utiliser l'analyse du sous-espace pour localiser des objets de faible dimension dans un espace d'entrée de haute dimension [28].</p>	<ul style="list-style-type: none"> - Analyse en composantes principales (ACP) - Analyse discriminante linéaire (LDA) - Analyse des sous-espaces simultanés (CSA)
Basé sur les lignes	<p>Cette technique permet d'extraire les lignes de l'empreinte palmaire, qui constituent l'un des aspects les plus essentiels des empreintes palmaires. Ces</p>	<ul style="list-style-type: none"> - Correspondance des lignes - Basé sur les lignes

lignes, en particulier les lignes principales et les lignes de plis, constituent une caractéristique unique des images d'empreintes palmaires utilisées dans les systèmes biométriques pour reconnaître les personnes. Cette méthodologie se concentre également sur l'orientation des lignes de l'empreinte palmaire, des lignes principales et des lignes de plis, ainsi que sur les points de bord, pour lesquels de nombreuses méthodes de détection de bord, telles que Canny, Prewitt et d'autres, sont employées [29].

- Détection des lignes
- Détection des plis
- Opérateurs morphologiques

2.7 Procédures du système de reconnaissance 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 [15].

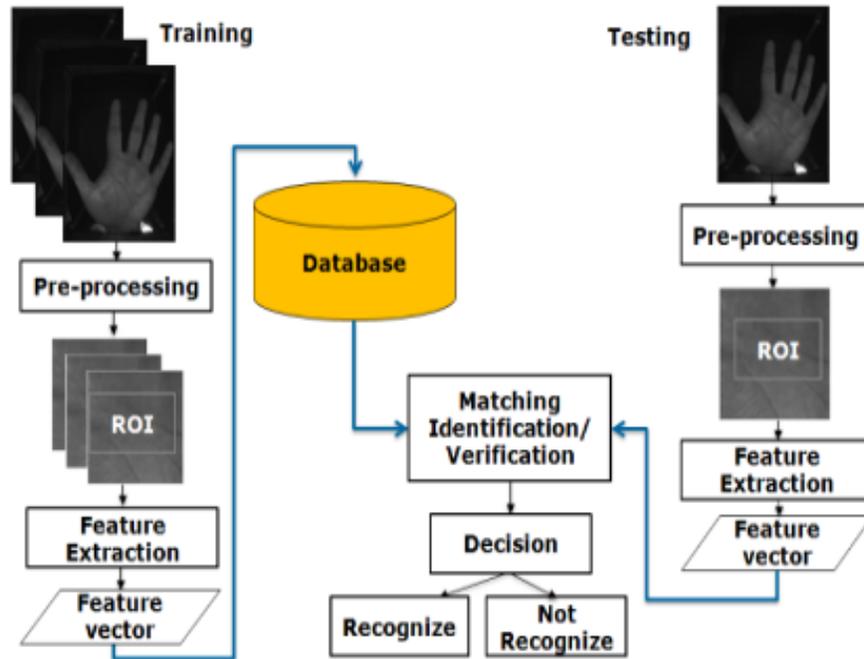


Figure 22 : Processus de reconnaissance palmaire [15]

2.7.1 Acquisition d'images

Comme pour l'acquisition de la main, l'acquisition de l'empreinte palmaire peut être réalisée en plaçant la paume directement sur la surface du dispositif, ce qui constitue une acquisition d'empreinte palmaire par contact à l'aide, par exemple, d'un scanner commercial, ou devant un dispositif simple tel qu'une webcam ou un appareil photo numérique sans contact direct, ce qui constitue un dispositif d'acquisition d'empreinte palmaire sans contact ou sans effleurement. Les premières études ont proposé d'intégrer des chevilles à la plate-forme du dispositif d'acquisition afin de fixer la position de la paume.

Toutefois, d'autres études ont démontré par la suite que l'utilisation de chevilles pouvait entraîner la déformation des paumes et limiter le positionnement de la paume. Pour ces raisons, d'autres dispositifs ont été conçus sans contact direct ni piquet de guidage afin d'acquérir librement des images d'empreintes palmaires [17].



Figure 23 : Exemples de dispositifs d'acquisition d'empreintes palmaires [30]

2.7.2 Pré-traitement

Les étapes de prétraitement sont les deuxièmes et très importantes étapes de la construction de tout système biométrique (identification ou vérification) qui servent à éliminer le bruit et à clarifier l'image de la paume. Le prétraitement de l'empreinte palmaire permet d'extraire la partie très importante de la surface de la paume qui contient davantage d'informations et qui est également appelée région d'intérêt (ROI), définie comme une zone rectangulaire sur la paume de la main. En général, les principales étapes du prétraitement de l'empreinte palmaire commencent par la conversion de l'image de la paume en niveaux de gris, l'amélioration, la binarisation, la détection des limites, la détection des points de référence, des points extrêmes, des points de vallée, la mise à l'échelle et enfin le recadrage de la région d'intérêt.

Il s'agit de toutes les étapes nécessaires pour effectuer le processus de prétraitement des images d'empreintes palmaires. Il existe de nombreuses méthodes pour extraire le retour sur investissement, comme le recadrage directement à partir de l'image d'empreinte palmaire sans appliquer d'algorithme [31].

La deuxième méthode, appelée méthode de détection concurrentielle de la vallée de la main (CHVD), est une autre méthode qui utilise la distance euclidienne, la différence entre les deux pour obtenir le point de référence. Cette méthode ROI est utilisée pour améliorer la performance de la correspondance des empreintes palmaires [15].

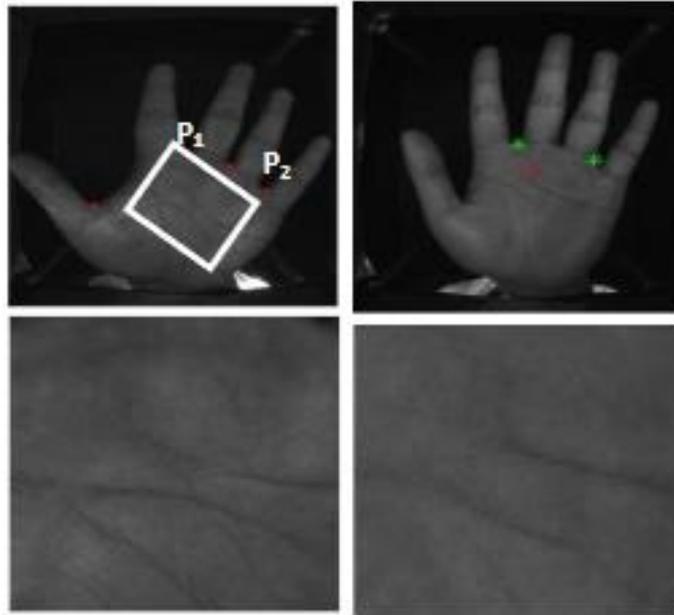


Figure 24 : Exemple d'un extrait ROI [15]

2.7.3 Extraction des caractéristiques

On sait que les caractéristiques des empreintes palmaires existent à plusieurs niveaux et qu'elles sont plus ou moins marquées selon les types d'empreintes. Les photographies d'empreintes palmaires à basse résolution, qui ont une résolution d'environ 100 pixels par pouce (PPI), sont des images à base de texture dont les parties les plus visibles et les plus saillantes sont des lignes foncées [32].

L'extraction des caractéristiques est appliquée à la sortie de la phase de prétraitement, qui est une taille fixe de l'image. Elle permet d'extraire les caractéristiques des paumes telles que les lignes principales, les rides et les points caractéristiques, chaque caractéristique appartenant à une résolution différente.

Wei et Zhang ont extrait les points de référence et les caractéristiques des lignes de l'image de l'empreinte palmaire. Les points de référence sont définis comme les points d'enregistrement de l'empreinte palmaire. Ils ont donc détecté les lignes principales et leurs extrémités à l'aide de l'algorithme de projection directionnelle. En outre, les auteurs ont amélioré l'algorithme de gabarit pour extraire les crêtes et les rides sous forme de lignes droites [33].

L'algorithme du filtre à pile permet d'extraire les lignes principales d'une empreinte palmaire, mais ces lignes ne suffisent pas à prouver l'unicité de l'empreinte palmaire. C'est pourquoi l'auteur a proposé de représenter l'empreinte palmaire à l'aide de l'algorithme de Gabor 2D afin d'extraire les caractéristiques de texture de l'empreinte palmaire à partir d'une faible résolution [34].

J. Gan et D. Zhou ont décomposé l'image de l'empreinte palmaire en sous-images en utilisant l'ondelette multi échelle bidimensionnelle, puis quatre images sont obtenues ; l'une de ces sous-images est l'image d'approximation pour les composantes à basse fréquence, et les autres sous-images sont démontrées pour la composante à haute fréquence. Ensuite, on segmente chaque sous-image d'ondelette en n^2 blocs [35].

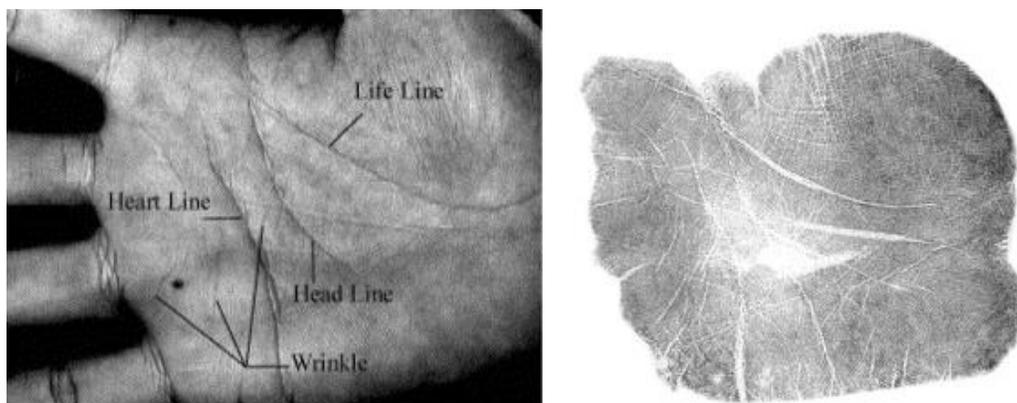


Figure 25 : Extraction des caractéristiques de l'empreinte palmaire [36]

2.7.4 La correspondance

L'étape de mise en correspondance consiste à comparer la caractéristique acquise avec le modèle de la base de données. Dans [33] proposé les distances euclidiennes pour faire correspondre les extrémités de deux lignes. Il a calculé les trois paramètres (pente, interception et angle) de chaque ligne segmentée dans les deux images d'empreintes palmaires et a décidé si les deux lignes étaient égales ou non.

Mais [37] utilise la différence d'énergie et la distance de Hausdroff pour faire correspondre les caractéristiques des deux paumes.

Gan et Zhou [35] utilisent la distance euclidienne entre les vecteurs de caractéristiques et la règle NND (Nearest Neighbour Distance).

D. Zhang [34] a déterminé la mesure de la similarité de deux empreintes palmaires en utilisant la distance de Humming. Dans [38], les auteurs ont proposé deux mécanismes de vérification : la fonction de corrélation pour mesurer la similarité entre les deux vecteurs de caractéristiques et le réseau neuronal à rétropropagation (BPNN) avec l'algorithme du gradient conjugué mis à l'échelle.

Y Jing et D. Zhang ont pris les cinq premiers échantillons de chaque individu de la base de données comme échantillons d'entraînement et les rappels comme échantillons de test, puis le nombre d'entraînements et de tests sera de 950 entraînements et de 2090 tests. Les vingt premières bandes de basse fréquence sont sélectionnées. Ainsi, les composantes principales sont au nombre de 210 et l'on obtient 181 vecteurs de discrimination.

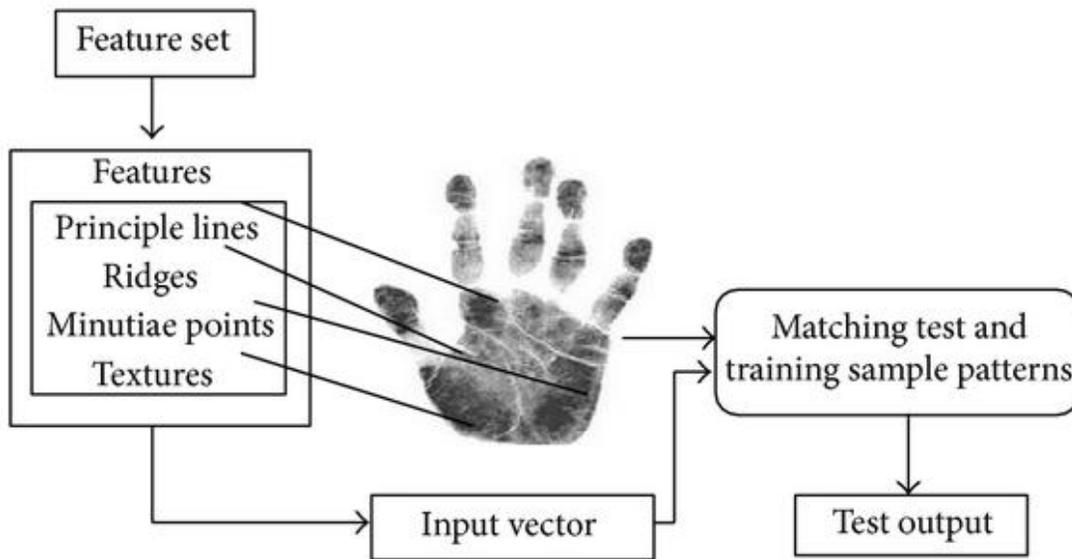


Figure 26 : Correspondance de modèles basée sur les caractéristiques [39]

2.7.5 Résumé de l'extraction et de la mise en correspondance des caractéristiques

Tableau 3 : Résumé de l'extraction et de la correspondance des caractéristiques [15]

Basé sur les caractéristiques	Extraction des caractéristiques	Technique de correspondance	Base de données
Lignes droites	Algorithme de projection directionnelle	La distance euclidienne	Hors ligne, 200 échantillons
Texture et caractéristiques des points	-----	Énergie différente et distance de Hausdroff	Hors ligne, 200 échantillons
Lignes et textures	Filtre en pile et 2D Gabor	Distance Humming	En ligne, 193*40 échantillons
Textures	LPQ	-----	PolyU 189*20
Caractéristiques des lignes	Opérateur de Sobel et morphologie	Fonction de corrélation et BPNN	-----
Caractéristiques du vecteur	Ondelette multi-échelle	Distance euclidienne et règles NND	En ligne, 100*60 échantillons
Texture	Transformation de Gabor et ICA	BPNN	-----
Caractéristiques d'orientation	Six filtres de Gabor sur les différentes directions	Distance Humming	-----
Caractéristiques DCT discriminantes	Améliorer la méthode Fisher Palm	Réseau neuronal	En ligne 190*16 échantillons

2.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons appris la reconnaissance palmaire. Nous avons déterminé ses propriétés et ses caractéristiques, et nous avons donné ses avantages, ses techniques et ses différents types. Nous avons détaillé les procédures du système de reconnaissance palmaire et expliqué ses différentes étapes.

Dans le chapitre suivant, nous étudierons les descripteurs locaux et les méthodes de classifications.

CHAPITRE 3

DESCRIPTEURS ET CLASSIFICATIONS

CHAPITRE 3 DESCRIPTEURS ET CLASSIFICATIONS

3.1 Introduction

L'empreinte palmaire présente de nombreux avantages par rapport à d'autres méthodes biométriques, notamment la stabilité, la richesse des informations et l'exclusivité des caractéristiques. Au fil des ans, les chercheurs en vision artificielle ont étudié de nombreuses approches de la reconnaissance des empreintes palmaires et ont mis au point plusieurs méthodes dans chacune des quatre catégories énumérées.

Alors que les méthodes basées sur les lignes sont coûteuses en termes de calcul, les méthodes basées sur les statistiques sont relativement efficaces. Les méthodes basées sur le sous-espace sont également utiles, car elles permettent de cartographier l'image originale dans un espace différent où moins de dimensions sont nécessaires. Les méthodes basées sur la texture sont également importantes, car elles peuvent être utilisées pour extraire les caractéristiques de la paume de la main à partir de régions localisées des images d'empreintes palmaires [40].

Dans ce chapitre, nous allons explorer les descripteurs locaux, leurs caractéristiques et leurs différents types : motifs binaires locaux (LBP), quantification de phase locale (LPQ) et caractéristiques statistiques des images binarisées (BSIF). Nous décrirons également les algorithmes de classification : algorithme K-plus proche voisin (KNN), classificateur de réseau de neurones et machine à vecteurs de support (SVM). Enfin nous terminons par une conclusion.

3.2 Descripteurs locaux

Les descripteurs locaux d'images et de vidéos constituent l'épine dorsale des approches actuelles de la reconnaissance visuelle d'objets. La fonction des descripteurs est de convertir les informations au niveau des pixels en une forme utile, qui capture les contenus les plus importants de l'image et de la vidéo tout en étant insensible aux aspects non pertinents causés par les variations de l'environnement.

Contrairement aux descripteurs globaux qui calculent les caractéristiques directement à partir de l'image entière, les descripteurs locaux, qui se sont avérés plus efficaces dans des

conditions réelles, représentent les caractéristiques dans de petites parcelles locales d'image et de vidéo.

Il est à noter que les méthodes globales ont récemment commencé à réapparaître partiellement pour compléter les descripteurs locaux [41].

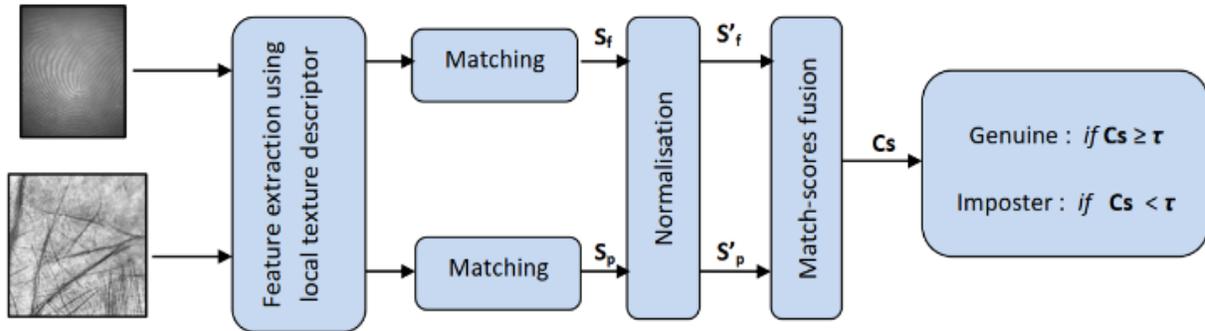


Figure 27 : Système de vérification sans contact des empreintes digitales et palmaires basé sur des caractéristiques de texture locale [42]

Parmi les descripteurs d'images locaux très populaires dans la littérature, on trouve les LBP (motifs binaires locaux), qui peuvent être considérés comme des statistiques d'étiquettes calculées dans les voisinages locaux des pixels. La méthode LBP décrit le voisinage de chaque pixel par un code binaire obtenu en convoluant d'abord l'image avec un ensemble prédéfini de filtres linéaires, puis en binarisant les réponses des filtres. Les bits de la chaîne de code correspondent aux réponses binarisées des différents filtres. Les méthodes de type LBP ont donné de très bons résultats dans différentes tâches de vision par ordinateur, y compris des problèmes de texture non traditionnels tels que la reconnaissance des visages, l'analyse des mouvements et l'analyse des données de distance [43].

Le succès des méthodes LBP dans divers problèmes et applications de vision par ordinateur a inspiré de nombreuses nouvelles recherches sur différentes variantes telles que le descripteur de quantification de phase locale (LPQ) et les caractéristiques d'image statistiques binarisées (BSIF) [43].

3.2.1 Motifs binaires locaux (LBP)

Le LBP est un type de niveau de gris dans le cadre de la mesure de la texture, initialement proposé par Ojala [44] pour soutenir la mesure du contraste local de l'image. Le LBP est initialement défini dans un voisinage de huit pixels, et la valeur de gris du pixel central est fixée comme seuil. Tous les voisins dont la valeur est supérieure ou égale à la valeur du pixel central se voient attribuer une valeur de 1, sinon ils sont fixés à 0. Les valeurs après le seuillage (à savoir 0 ou 1) seront respectivement multipliées par le poids du pixel correspondant, et leur résultat additif est la valeur LBP [45].

Étant donné que le LBP original est incapable d'extraire des caractéristiques de texture en grande taille et structure, Ojala [46] a modifié le LBP et formulé la théorie complète afin d'améliorer les limitations. Dans une image grise, un voisinage local est défini comme un ensemble de points d'échantillonnage régulièrement espacés sur un cercle centré sur le pixel à étiqueter [45].

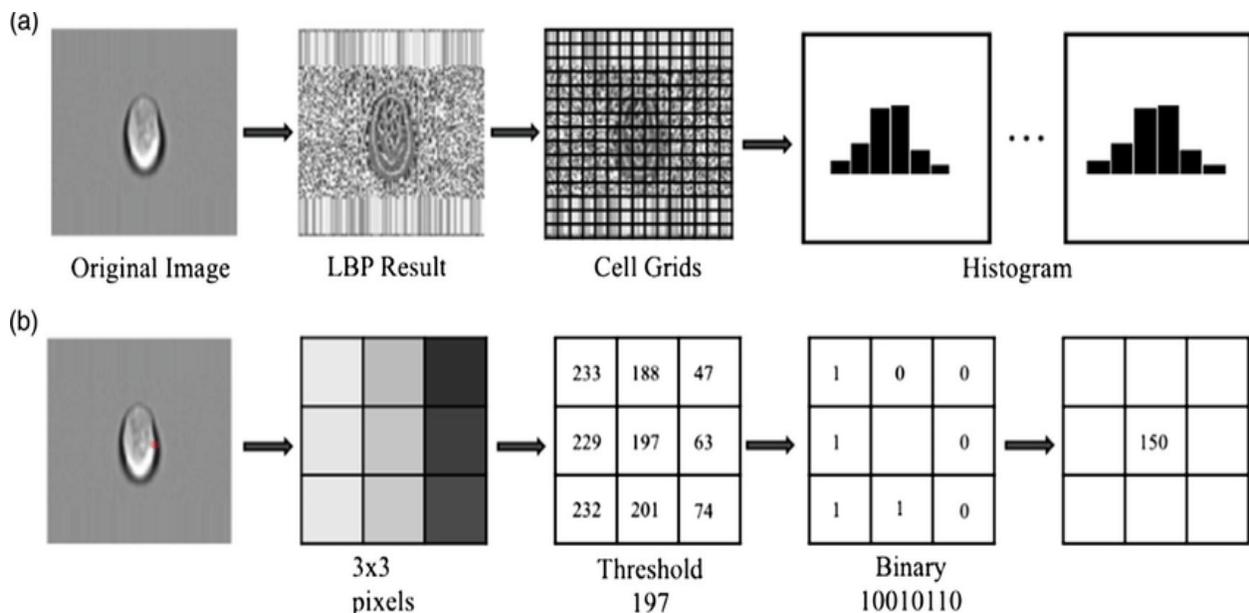


Figure 28 : (a) La procédure relative aux histogrammes LBP (b) les étapes du processus de calcul de la LBP [47]

L'opérateur LBP a été étendu pour utiliser des voisinages de différentes tailles. L'utilisation d'un voisinage circulaire et l'interpolation bilinéaire des valeurs aux coordonnées non entières des pixels permettent d'obtenir un rayon et un nombre de pixels quelconques dans le voisinage.

Chaque étiquette (ou code) LBP peut être considérée comme un micro-textons. Les primitives locales codifiées par ces étiquettes comprennent différents types d'arêtes incurvées, de taches, les zones plates, etc. Les occurrences des codes LBP dans l'image peuvent être rassemblées dans un histogramme. La classification peut ensuite être effectuée en calculant les similitudes entre les histogrammes. Pour une représentation efficace, les images faciales sont d'abord divisées en plusieurs régions locales à partir desquelles les histogrammes LBP sont extraits, puis concaténés en un histogramme de caractéristiques amélioré pour la classification [48].

3.2.2 Quantification de phase locale (LPQ)

Le Quantification de phase locale (LPQ) est un autre extracteur de caractéristiques basé sur l'histogramme très répandu dans la famille des descripteurs de texture locaux, qui effectue l'évaluation de la phase dans une fenêtre locale à la position du pixel (49). L'analyse de la phase locale dans le domaine des fréquences permet d'obtenir une description détaillée de la texture des images de visage, insensible à l'illumination [50][51].

Le LPQ est également insensible à une autre dégradation de l'image, l'effet de flou, qui se produit généralement dans les applications réelles, telles que la vidéosurveillance, et qui est dû à un défaut de mise au point de la caméra ou au mouvement de l'objet. Le LPQ est un extracteur de caractéristiques commun, insensible à l'illumination et au flou [52][53].

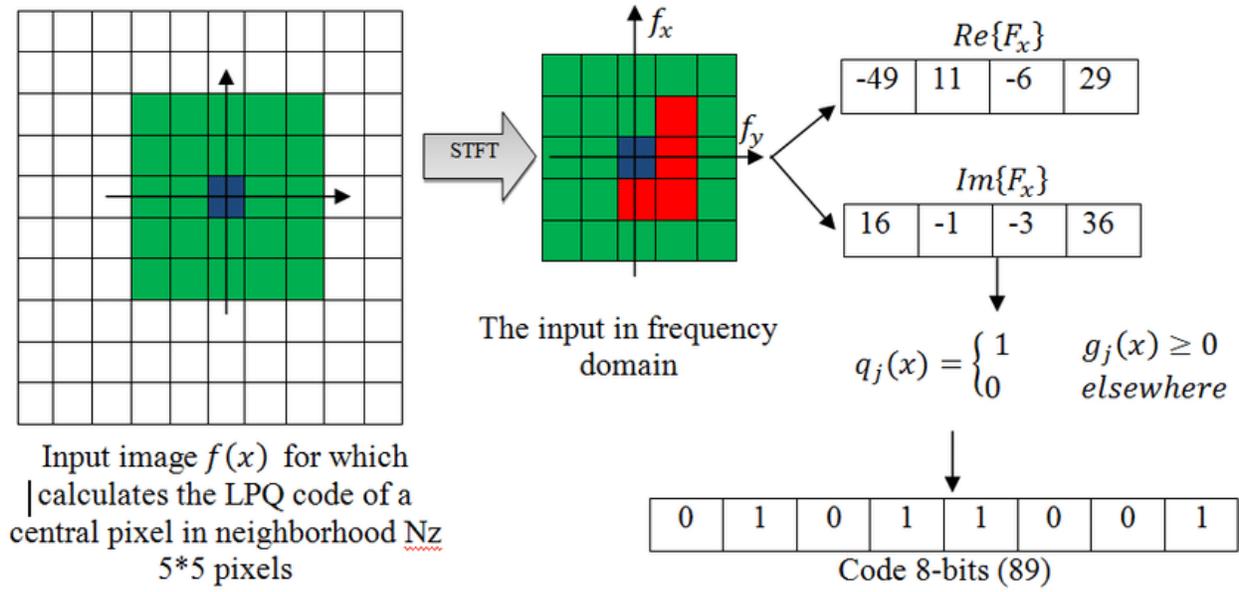


Figure 29 : Quantification locale de la phase (LPQ) [54]

Dans l'analyse de texture, les histogrammes des étiquettes LPQ calculés dans les régions locales sont utilisés comme descripteurs de texture de manière similaire à la méthodologie LBP. Le descripteur LPQ a récemment fait l'objet d'un grand intérêt dans la reconnaissance des visages sans effet de flou. Le LPQ est insensible au flou et s'est avéré être un descripteur très efficace pour la reconnaissance des visages à partir d'images floues ou nettes.

Ce phénomène est à la base de la méthode de quantification de phase locale (LPQ). Pour une image donnée, chaque pixel est étiqueté avec un code LPQ invariant du flou. Les occurrences de ces codes sont rassemblées dans un histogramme pour la classification [54].

3.2.3 Caractéristiques statistiques des images binarisées (BSIF)

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.

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 $WWxx$ de la même taille la réponse de filtre et donnée par :

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

D'où la notation de vecteur est introduite dans la dernière étape, à savoir, les vecteurs w et x contiennent les pixels de $WWxx$ et XX et. Et la caractéristique binarisée $bbxx$ est calculé par la proposition :

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

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 [55].

3.2.4 Fusion de descripteurs locaux

Une tendance actuelle dans le développement de nouveaux descripteurs d'images locaux efficaces consiste à combiner les forces de descripteurs complémentaires. Il est donc intéressant de mieux comprendre la complémentarité de LBP, LPQ et BSIF, par exemple en analysant les performances de leur fusion. C'est pourquoi une série de nouvelles expériences ont été menées pour étudier les différentes combinaisons des trois descripteurs au niveau des caractéristiques (c'est-à-dire en concaténant simplement les histogrammes).

Les scientifiques ont testé trois tailles de voisinage différentes (3x3, 5x5 et 7x7) avec un codage binaire sur huit bits. Ils ont utilisé une topologie circulaire avec huit points d'échantillonnage pour le LBP, le codage commun à quatre points de fréquence des informations de phase pour le LPQ et une banque de huit filtres entraînés à l'aide d'images naturelles pour le BSIF [43].

Les résultats des expériences sur la base de données de textures 'CURET' sont présentés dans le tableau suivant :

Tableau 4 : Résultats de fusion [43]

Méthode	Précision moyenne (%)		
	3x3 pixels	5x5 pixels	7x7 pixels
LBP	86.77	94.38	93.66
LPQ	90.27	88.34	89.89
BSIF	94.83	95.67	95.68
LBP+LPQ	92.67	94.77	94.74
LBP+BSIF	94.13	96.50	96.69
LPQ+BSIF	94.62	94.43	94.55
LPQ+LBP+BSIF	94.59	95.30	95.85

Ces résultats préliminaires indiquent qu'aucun gain de performance significatif n'est obtenu en fusionnant les trois descripteurs. Cela peut s'expliquer par le fait que ces descripteurs partagent de nombreuses propriétés similaires puisqu'ils codifient tous les caractéristiques locales de la texture. On peut s'attendre à de meilleures performances en combinant ces descripteurs avec, par exemple, des filtres de Gabor, étant donné que LBP, LPQ ou BSIF capturent des détails petits et fins, tandis que les filtres de Gabor encodent des informations d'apparence sur une plus large gamme d'échelles [43].

3.2.5 L'analyse de la complexité des calculs

LBP, LPQ et BSIF sont des descripteurs intrinsèquement différents. Cependant, ils partagent fondamentalement une structure de calcul commune, car ils peuvent être exprimés d'une manière qui permet une mise en œuvre algorithmique comparable.

Pour être complets, nous avons évalué les performances de ces descripteurs en termes de complexité de calcul, de nombre d'opérations par pixel et de consommation de temps sur un processeur général. En termes de complexité de calcul (analyse de la croissance du temps de calcul avec la taille de l'entrée), LBP, LPQ et BSIF sont essentiellement des opérateurs de pixel qui s'adaptent à la taille de l'image. Étant donné que le temps de calcul est directement proportionnel au nombre de pixels de l'image d'entrée, on peut conclure que les trois descripteurs ont la même complexité de calcul de $O(n)$, également appelée complexité linéaire, où n est le nombre total de pixels à traiter [56].

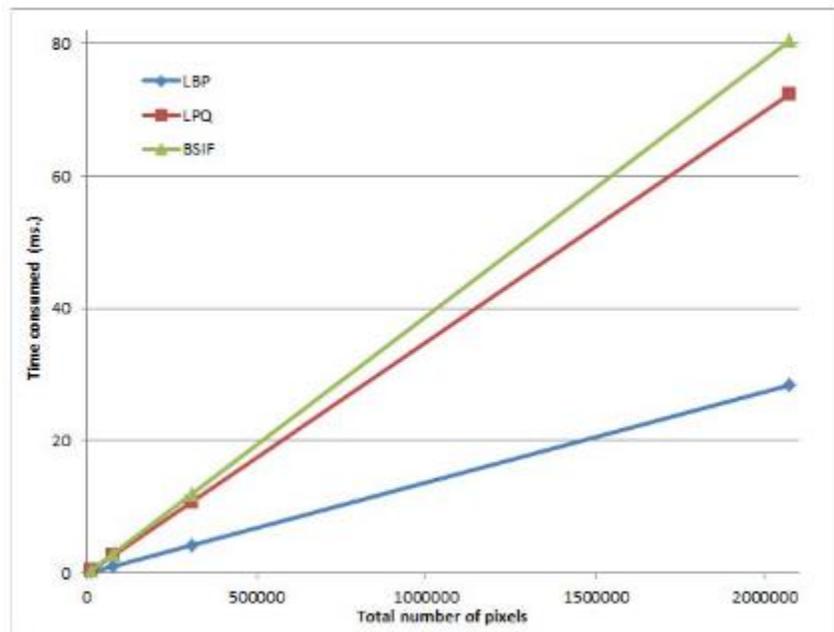


Figure 30 : Temps de calcul de LBP, LPQ et BSIF sur un processeur Intel 3.4GHz avec différentes résolutions d'images [43]

Cela signifie qu'en termes de calcul, il importe peu qu'une application nécessite l'utilisation de nombreuses images (ou patches) à faible résolution ou de quelques images à haute résolution, pour autant que le nombre total de pixels reste le même [43].

3.3 Les algorithmes de classification

L'analyse de classification est une composante importante de la reconnaissance biométrique, 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].

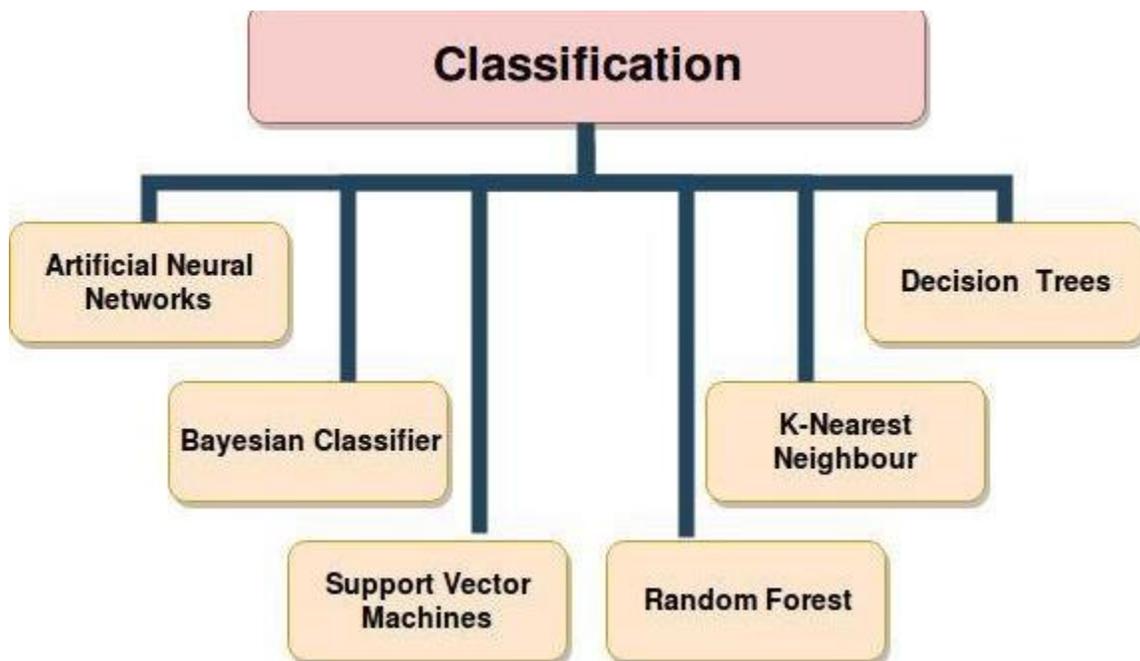


Figure 31 : Les algorithmes de classification [58]

3.3.1 Algorithme du K-voisin le plus proche (KNN)

L'algorithme K-Nearest Neighbour ou algorithme du K-voisin le plus proche est une méthode d'apprentissage supervisé non paramétrique qui a été développée pour la première fois en 1951 par Joseph Hodges et Evelyn Fix, et qui a ensuite été développée par Thomas Cover.

L'algorithme KNN est utilisé pour résoudre les problèmes de classification et de régression. Il calcule les distances entre une requête et tous les exemples des données, sélectionne le nombre spécifié d'exemples (K) les plus proches de la requête, puis vote pour l'étiquette la plus fréquente ou fait la moyenne des étiquettes dans le cas de la classification ou dans le cas de la régression respectivement. Dans le cas de la classification et de la régression, le choix du bon K pour les données se fait en essayant plusieurs K différents, puis en choisissant celui qui fonctionne le mieux en fonction de nos besoins [59].

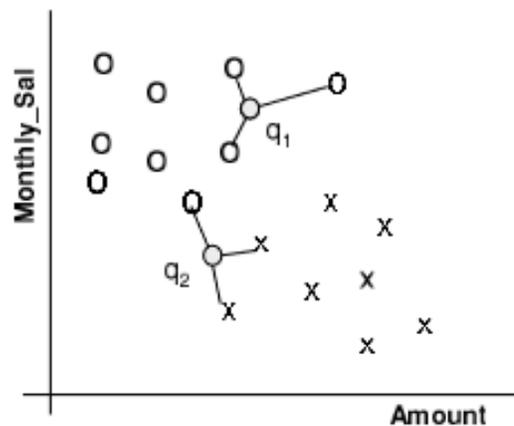


Figure 32 : Un exemple simple de classification par 3 plus proches voisins [60]

3.3.1.1 Applications de l'algorithme

L'algorithme KNN trouve des applications dans différents domaines. Certaines des applications courantes du KNN sont les suivantes :

- Systèmes de reconnaissance faciale.
- Systèmes de recommandation.
- Dans le secteur agricole pour prédire divers facteurs.

L'algorithme KNN est utilisé dans différentes plateformes telles que Netflix ou Amazon, où l'utilisateur ou le client se voit recommander des films, des séries, des produits, etc. en fonction de ses recherches précédentes ou de son historique de visionnage [59].

3.3.1.2 Avantages et inconvénients de l'algorithme

Le K-NN est très simple à comprendre et à mettre en œuvre. Il devrait donc être pris en compte dans la recherche d'une solution à tout problème de classification. Les avantages du k-NN sont les suivants :

- Le processus étant transparent, il est facile à mettre en œuvre et à déboguer.
- Dans les situations où une explication de la sortie du classificateur est utile, K-NN peut être très efficace si une analyse des voisins est utile en tant qu'explication.
- Il existe des techniques de réduction du bruit qui ne fonctionnent que pour le k-NN et qui peuvent être efficaces pour améliorer la précision du classificateur.

Ces avantages du K-NN, en particulier ceux qui découlent de sa capacité d'interprétation, ne doivent pas être sous-estimés. D'un autre côté, les inconvénients suivants sont significatifs :

- Étant donné que tout le travail est effectué au moment de l'exécution, K-NN peut avoir de mauvaises performances au moment de l'exécution si l'ensemble d'apprentissage est important.
- Le K-NN est très sensible aux caractéristiques non pertinentes ou redondantes, car toutes les caractéristiques contribuent à la similarité et donc à la classification. Ce problème peut être résolu par une sélection ou une pondération minutieuse des caractéristiques.
- Pour les tâches de classification très difficiles, le k-NN peut être surpassé par des techniques plus exotiques telles que les machines à vecteurs de support ou les réseaux neuronaux [60].

3.3.2 Classifieur de réseaux neuronaux

Un réseau neuronal (RN) est une connexion de neurones ou de nœuds. Il existe deux types de réseaux neuronaux : les réseaux biologiques et les réseaux artificiels. Un NN biologique, comme son nom l'indique, est une connexion de neurones biologiques. En revanche, un ANN est une connexion de neurones artificiels conçue pour résoudre des problèmes d'intelligence artificielle.

Dans un NN biologique, les connexions entre les neurones sont modélisées par des poids. Un poids positif émule une connexion stimulatrice, tandis qu'un poids négatif émule une connexion répressive. Les poids du réseau sont donc modifiés et additionnés. Cette activité est appelée combinaison linéaire.

En général, un NN est constitué de trois couches : la couche d'entrée, la couche de sortie et la couche cachée. Les nœuds de la couche d'entrée représentent les données d'entrée et n'effectuent aucune opération. En général, les vecteurs de données d'apprentissage sont utilisés pour former les couches d'entrée. Les nœuds des couches cachées transforment le modèle de test d'entrée en un modèle de sortie. Les nœuds des couches cachées et de sortie sont les éléments de traitement du réseau [61].

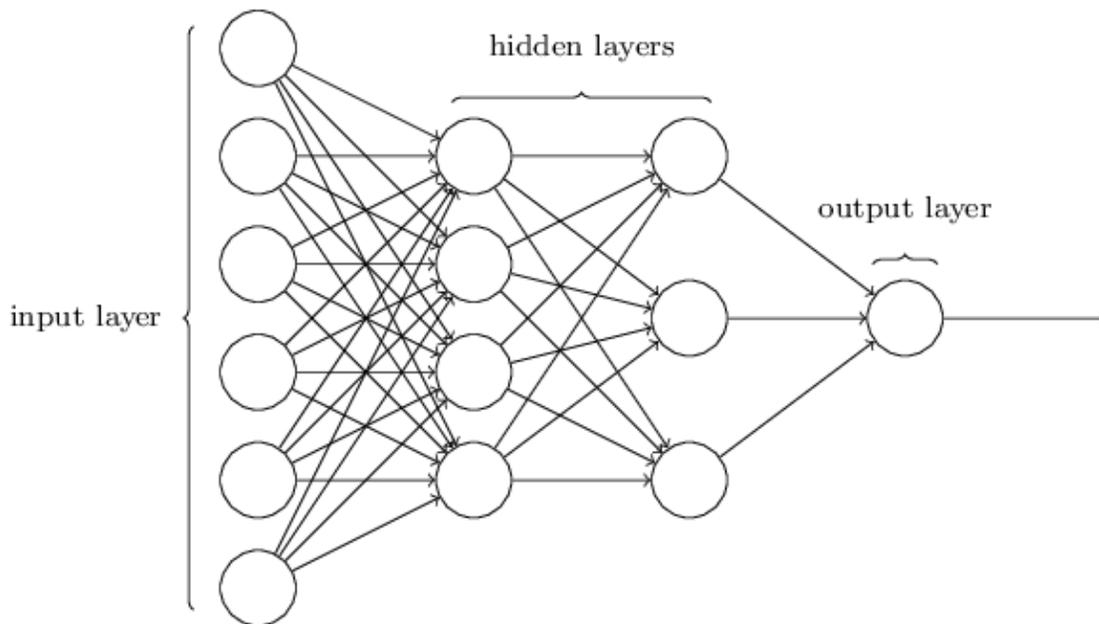


Figure 33 : Classification des réseaux neuronaux [62]

Les réseaux neuronaux artificiels (ANN) sont un groupe de nœuds interconnectés qui utilisent un modèle informatique pour le traitement de l'information. Il change de structure en fonction des informations externes ou internes qui circulent dans le réseau. Les réseaux neuronaux artificiels peuvent être utilisés pour modéliser une relation complexe entre les entrées et les sorties et pour trouver des modèles dans les données [63].

La sortie de l'ANN est déterminée par les caractéristiques des éléments et les poids associés aux interconnexions entre eux. Les connexions entre les nœuds sont modifiées au cours du processus d'apprentissage afin d'adapter le réseau aux résultats souhaités [64].

Le réseau neuronal acquiert d'abord de l'expérience en entraînant le système à identifier correctement des exemples présélectionnés du problème. La réponse du réseau neuronal est examinée et la configuration du système est affinée jusqu'à ce que l'analyse des données d'entraînement par le réseau neuronal atteigne un niveau satisfaisant. Outre la période de formation initiale, le réseau neuronal acquiert également de l'expérience au fil du temps, à mesure qu'il effectue des analyses sur des données liées au problème. La classification à l'aide d'ANN est l'un des domaines de recherche et d'application les plus dynamiques. L'ANN est largement utilisé à des fins de classification en raison de sa capacité à généraliser et à cartographier les relations entrée-sortie sur la base des données existantes [65].

3.3.3 Machine à vecteurs de support (SVM)

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 [66].

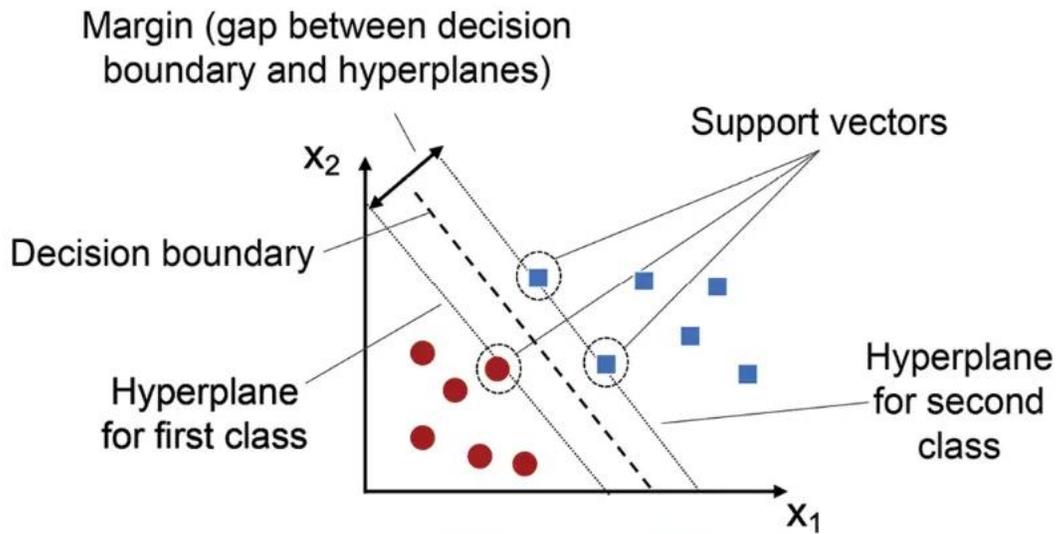


Figure 34: Algorithme machine à vecteur de support (SVM) [67]

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.

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 [66].

3.4 Conclusion

Ce chapitre a couvert le sujet des descripteurs locaux. Nous avons identifié trois types : les modèles binaires locaux (LBP), la quantification de phase locale (LPQ) et les caractéristiques statistiques des images binarisées (BSIF). Nous avons également discuté de la fusion de ces descripteurs locaux et de leur complexité de calcul. De plus, nous avons fourni des informations sur les algorithmes de classification tels que l'algorithme K-plus proche voisin (KNN), le classificateur de réseau neuronal et les machines à vecteurs de support (SVM).

Le prochain chapitre se concentrera sur l'analyse des résultats expérimentaux et l'engagement dans la discussion.

CHAPITRE 04

RESULTATS EXPERIMENTAUX TDISCUSSION

CHAPITRE 4 RESULTATS EXPERIMENTAUX ET DISCUSSION

4.1 Introduction

La biométrie est une technologie sûre et efficace qui utilise les caractéristiques comportementales et physiologiques des êtres humains à des fins de sécurité et qui joue un rôle important dans le domaine de la sécurité de l'information. À l'heure actuelle, le visage, les empreintes digitales, la veine dorsale de la main, la veine palmaire, etc. ont été largement utilisés en fonction de la pertinence des applications. En tant que modalité biométrique unique, la reconnaissance de l'empreinte palmaire a attiré de plus en plus l'attention des chercheurs en raison de ses avantages en termes de sécurité et de commodité [68][69].

L'empreinte palmaire présente des textures évidentes, ce qui la rend propice à l'authentification. Actuellement, grâce aux nombreux avantages de l'apprentissage profond, il a été largement appliqué à différentes tâches de vision par ordinateur, telles que l'alignement des visages, la classification des images et l'apprentissage à partir de quelques images. Les méthodes d'apprentissage profond ont également été introduites dans le domaine de la reconnaissance des empreintes palmaires et ont permis d'améliorer considérablement les performances. Toutefois, ces méthodes sont principalement axées sur la reconnaissance d'empreintes palmaires dans un seul ensemble de données, c'est-à-dire qu'elles exigent que l'ensemble d'apprentissage et l'ensemble de test proviennent d'ensembles de données collectés dans les mêmes conditions, ce qui limite leur utilité [70].

4.2 Résultats expérimentaux et discussion

Dans cette partie nous allons expliquer les différentes expérimentations effectuées pour évaluer la performance des méthodes que nous proposons. Avant cela, nous allons expliquer les différentes bases de données utilisées dans le travail actuel.

4.2.1 Les bases de données

4.2.1.1 Base de données MS-CASIA

Dans la recherche biométrique, la combinaison de plusieurs modalités d'imagerie s'est avérée être un moyen prometteur d'améliorer les performances de reconnaissance. Selon la théorie électromagnétique, les ondes hertziennes allant du spectre de la lumière visible à l'infrarouge proche offrent une pénétration de plus en plus forte dans les objets. Pour la biométrie de la main, un illuminateur multi-spectre peut pénétrer les tissus sous-cutanés à différentes profondeurs dans les régions de la paume et former des images des textures de la peau de surface et de l'hypoderme (y compris les veines de la paume). Sur la base de cette propriété, ils conçoivent un dispositif d'imagerie multi-spectre pour capturer des informations corrélatives et complémentaires sur les mains humaines.

La base de données CASIA Multispectral Palmprint Image Database V1.0 (ou CASIA-MS-PalmprintV1 en abrégé) est publiée afin de promouvoir la recherche et les progrès dans le domaine de l'imagerie spectrale multiple des modalités biométriques [71].

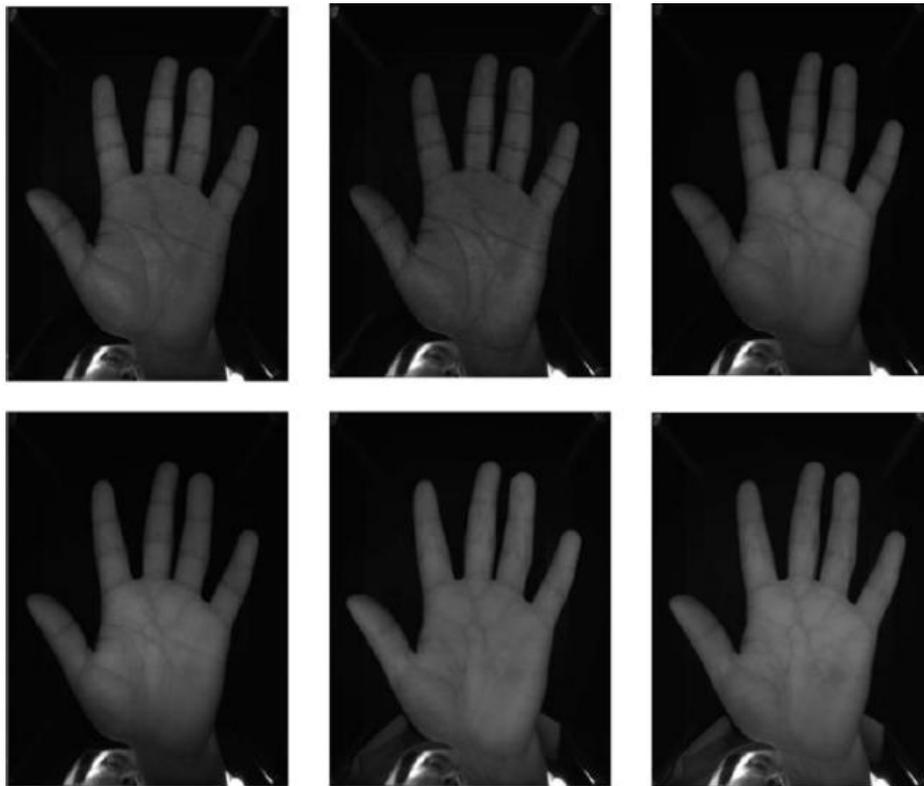


Figure 35 : Six images d'empreintes palmaires typiques dans la base de données MS-CASIA [71]

La base de données CASIA d'images d'empreintes palmaires multispectrales contient 7200 images d'empreintes palmaires prises sur 100 personnes différentes à l'aide d'un dispositif d'imagerie spectrale multiple conçu par l'entreprise elle-même. Toutes les images d'empreintes palmaires sont des fichiers JPEG à 8 bits de niveau de gris. Pour chaque main, ils capturent deux sessions d'images d'empreintes palmaires. L'intervalle de temps entre les deux sessions est supérieur à un mois. Chaque session comporte 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 460nm, 630nm, 700nm, 850nm, 940nm et WHT (la lumière blanche). Entre deux échantillons, ils autorisent un certain degré de variation des postures des mains. Ils visent ainsi à accroître la diversité des échantillons intra-classe et à simuler une utilisation pratique [71].

4.2.1.2 Base de données multispectrale PolyU (MS-PolyU)

La base de données 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 [72][73].

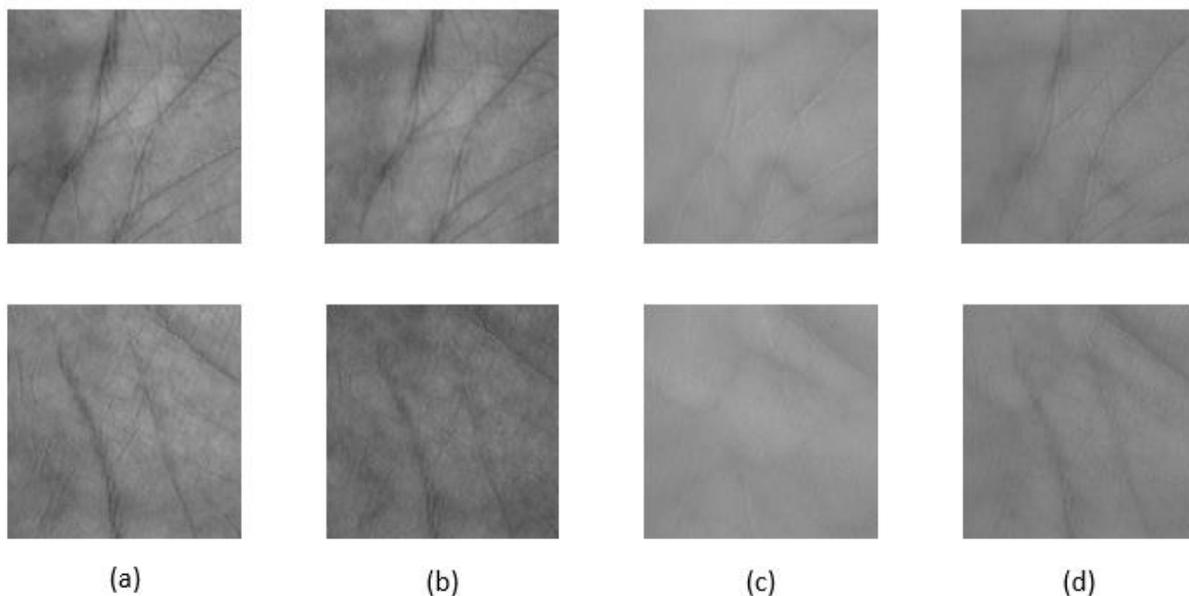


Figure 36 : Échantillons de ROI d'empreintes palmaires provenant de la base de données multispectrales PolyU (a) : bleu, (b) : vert, (c) : NIR, (d) : rouge

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 [72][73].

Tableau 5 : Différence entre les bases de données

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

4.2.1.3 La séparation des bases de données

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 : une seule image de chaque personne servir pour la phase d'apprentissage.

Images Tests : le reste des images de chaque personne servent pour la réalisation des différents tests.

4.2.2 Les méthodes de prétraitement utilisées

4.2.2.1 La méthode WeberFace (WF)

Weber-Face est un algorithme de reconnaissance faciale qui utilise le descripteur local de Weber (WLD) pour extraire des caractéristiques discriminantes des images de visages. Le WLD encode les informations de gradient local et le contraste local entre le pixel central et les pixels environnants. Weber-Face s'est avéré robuste aux variations d'éclairage, de pose et d'expression.

La loi de Weber est basée sur le concept selon lequel le rapport entre le seuil d'incrément perceptif (ΔI) et l'intensité de fond (I) est une fraction constante (k)

$$k = \frac{\Delta I}{I}$$

Entrée : Une image du visage (ou dans notre cas image palmaire) F .

Résultat : le WF de F .

Premièrement Lissez F en utilisant un filtre gaussien

$$F' = F * G(x, y, \sigma),$$

Où $*$ et σ désignent, respectivement, l'opérateur de convolution et l'écart-type de la fonction gaussienne, $G(x, y, \sigma)$ désigne la fonction gaussienne du noyau donnée par :

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

Deuxièmement Traiter F' avec WLD en utilisant l'expression suivante :

$$WF = WLD(F') \text{ où } WLD(F'(x, y)) = WF(x, y) = \arctan \left\{ \alpha \sum_{i \in A} \left(\sum_{j \in A} \frac{F'(x, y) - F'(x - i\Delta x, y - j\Delta y)}{F'(x, y)} \right) \right\}$$

Dans laquelle $A = \{-1, 0, 1\}$ [9].

4.2.2.2 La méthode Retina (rétinex)

Le terme "rétinex" fait référence aux techniques qui imitent le traitement qui se produit dans la rétine humaine pour améliorer les images. Parmi les méthodes courantes figurent les algorithmes basés sur un rétinex à échelle unique (SSR) qui peut fournir soit une compression de la gamme dynamique (à petite échelle), soit un rendu tonal (à grande échelle), mais pas les deux simultanément [74]. Et le rétinex multi-échelle avec restauration des couleurs (MSRCR) qui combine la compression de la gamme dynamique du rétinex à petite échelle et le rendu des tons du rétinex à grande échelle avec une restauration des couleurs appliquée universellement [75]. Ces méthodes visent à améliorer la qualité de l'image, à rehausser les détails et à corriger les variations d'illumination.

4.2.3 La méthode proposée et résultats expérimentaux

Nous analysons d'abord les performances de chaque filtre de descripteur BSIF pour montrer les meilleurs filtres (figure 40).

Premièrement, nous appliquons un filtre de descripteur BSIF sur l'image de région d'intérêt ROI. Dans cette étape, l'image ROI est sans prétraitement dans la méthode proposée 1 (figure 38), puis après nous avons utilisé les méthodes de prétraitement Weber-Face et Retina dans la méthode proposée 2 (figure 39).

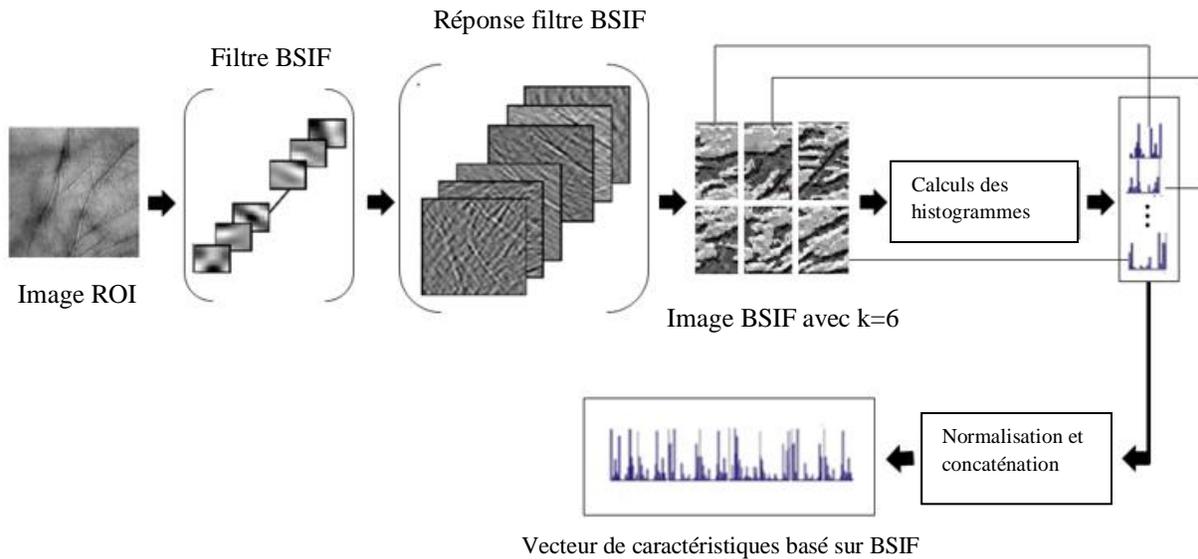


Figure 37 : Méthode proposée 1

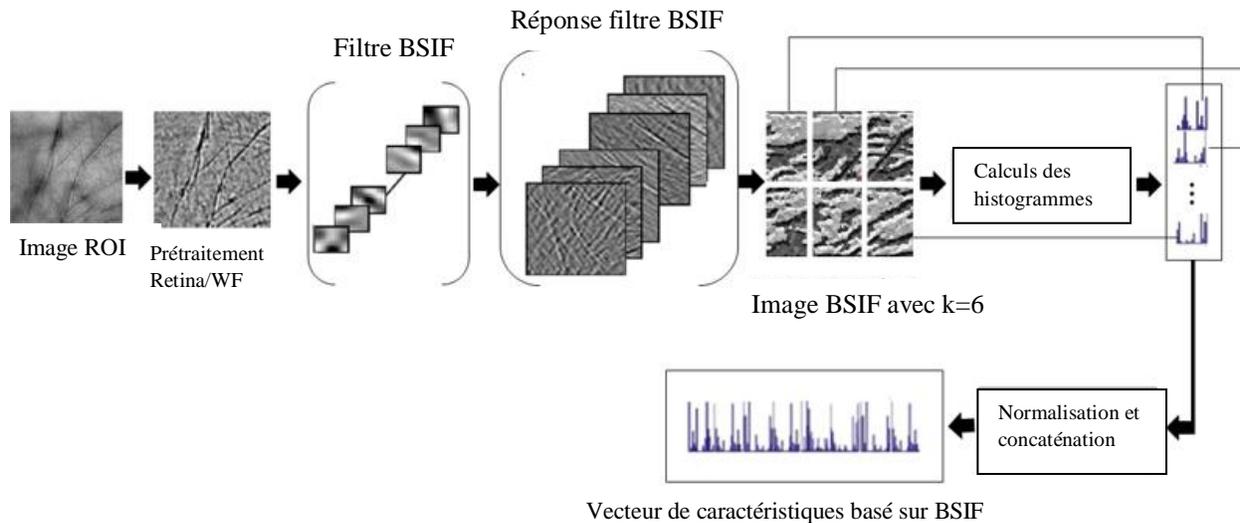


Figure 38 : Méthode proposée 2

Deuxièmement, l'image résultante après les réponses de BSIF filtre est divisée en blocs ($k=5$ et 6 dans les tests basés sur la base données MS-CASIA et $k=4$ dans les tests basés sur la base de données MS-POLYU). Ensuite, pour chacune de ces régions, un histogramme local est

calculé et après les histogrammes obtenus pour toutes les régions, sont normalisés et concaténés dans un vecteur caractéristique qui sera finalement utilisé comme descripteur final de la paume.

Finalement, lors de l'étape de classification, l'histogramme résultant est comparé à une galerie d'histogrammes à l'aide d'un classificateur des K-plus proches voisins (KNN). Du fait que notre étude se base essentiellement sur l'étape d'extraction des caractéristiques, nous utilisons un classificateur simple pour évaluer correctement les performances de l'approche proposée.

4.2.3.1 Apprentissage des filtres BSIF

Les paramètres du descripteur BSIF sont réglés par apprentissage statistique d'une grande quantité d'informations, qui sont assurées par un ensemble d'images patches [55]. Il a été utilisé pour extraire une texture d'image locale qui, dans le domaine de la vision par ordinateur, justifie ses bonnes performances. Les trois étapes suivantes sont nécessaires pour construire les filtres BSIF (les vecteurs uniques de l'ICA) : L'étape de prétraitement est basée sur la suppression de la luminance moyenne de chaque patch. Ensuite, la dimension du vecteur caractéristique est réduite par la transformation de blanchiment, qui est généralement effectuée par la méthode PCA. Enfin, la méthode ICA est utilisée pour estimer les filtres statistiquement indépendants. Une alternative à la catégorie de codage d'image binaire est le descripteur BSIF [76].

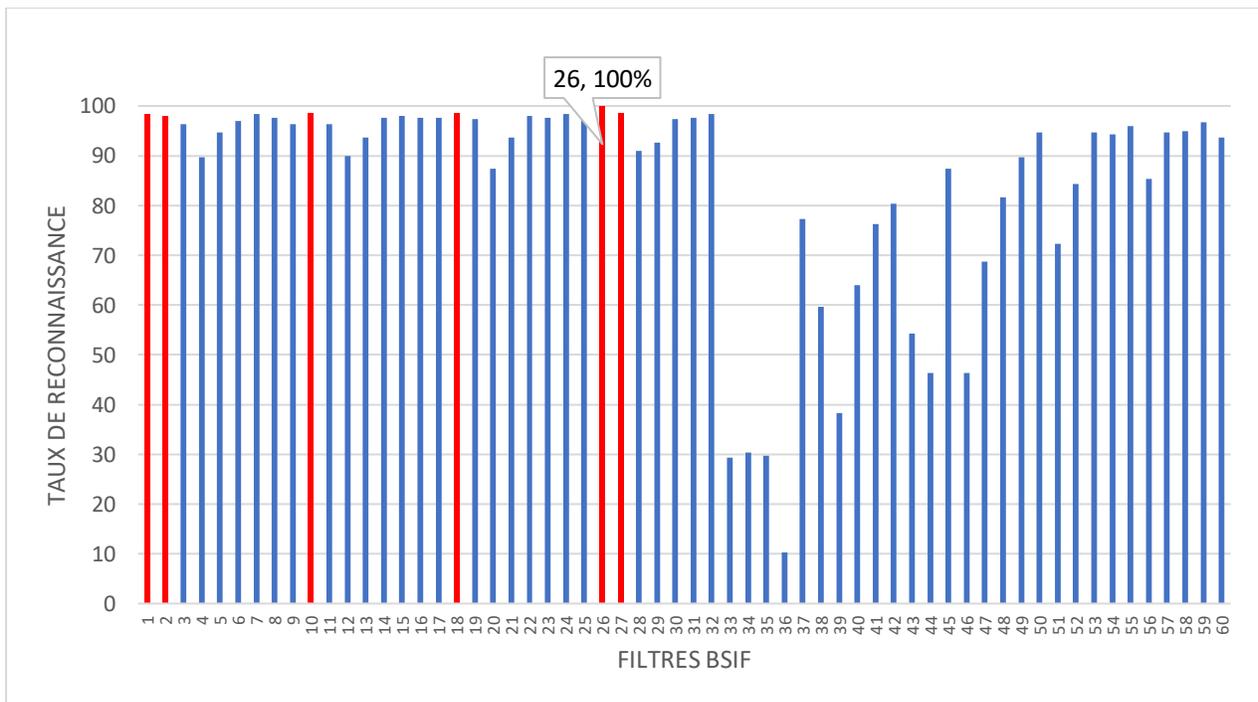


Figure 39 : Taux de reconnaissance MS-CASIA utilisant tous les filtres BSIF pour le spectre 460L

Dans notre cas, nous avons utilisé les filtres BSIF suivants :

Tableau 6 : Filtres BSIF utilisés et leurs paramètres

Filtre BSIF	$l \times l \times n$
26	17×17×11
02	11×11×11
18	15×15×11
10	13×13×11
27	17×17×12
01	11×11×10

4.2.3.2 Résultats dans la base de données MS-CASIA

Les graphes suivants résument les taux de reconnaissance sans prétraitement et avec différentes méthodes de prétraitements trouvés pour les différents spectres 460 nm, 630 nm, 700 nm, 850 nm et 940 nm et WHT avec différentes valeurs de k (k=5 et k=6).

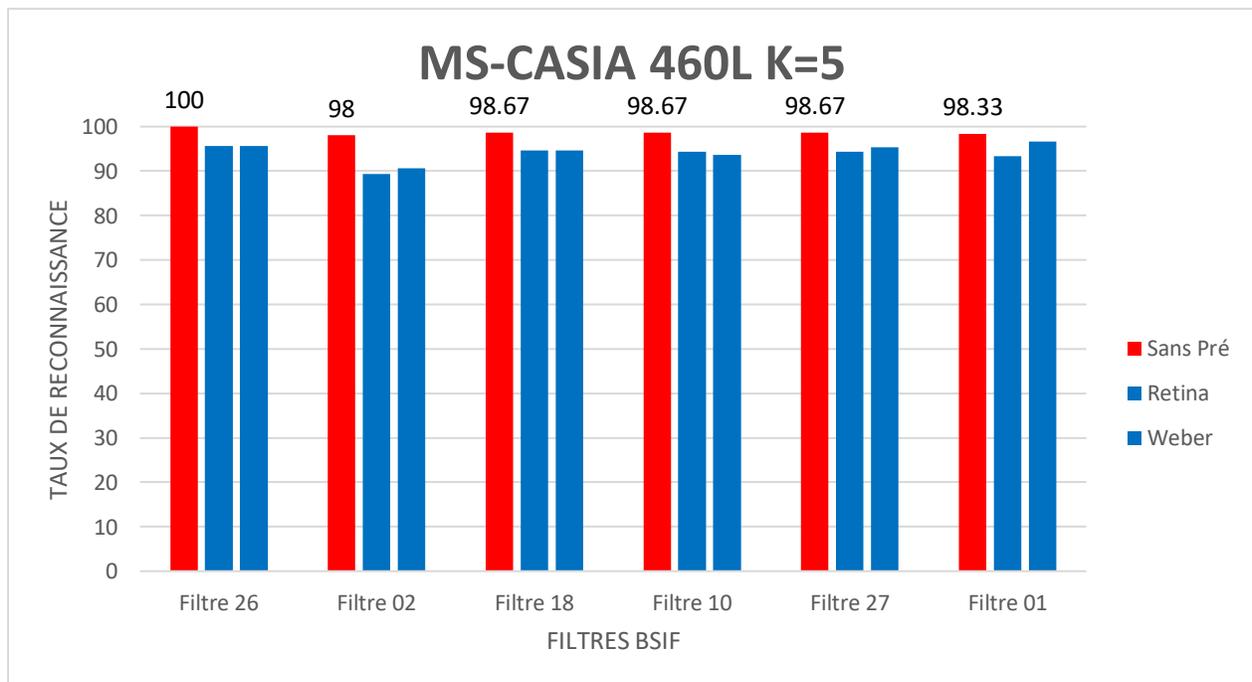


Figure 40 : Taux de reconnaissance MS-CASIA pour le spectre 460L avec k=5

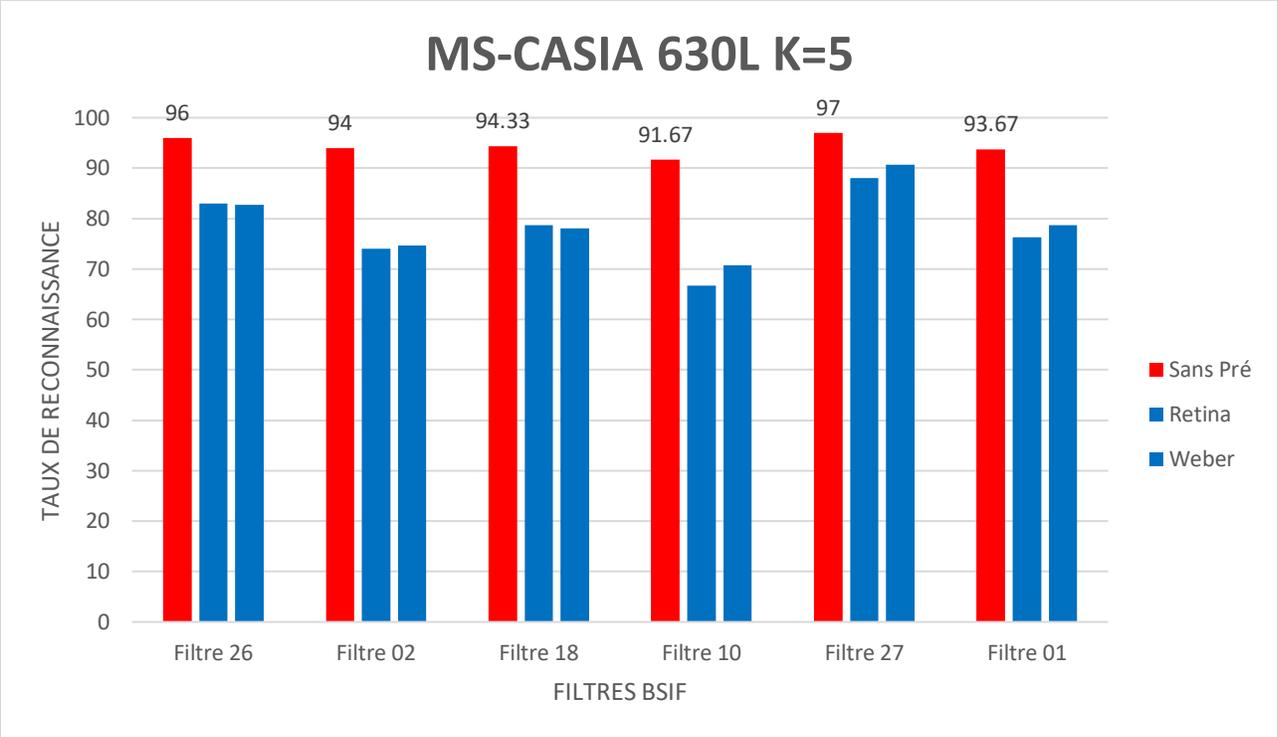


Figure 41 : Taux de reconnaissance MS-CASIA pour le spectre 630L avec k=5

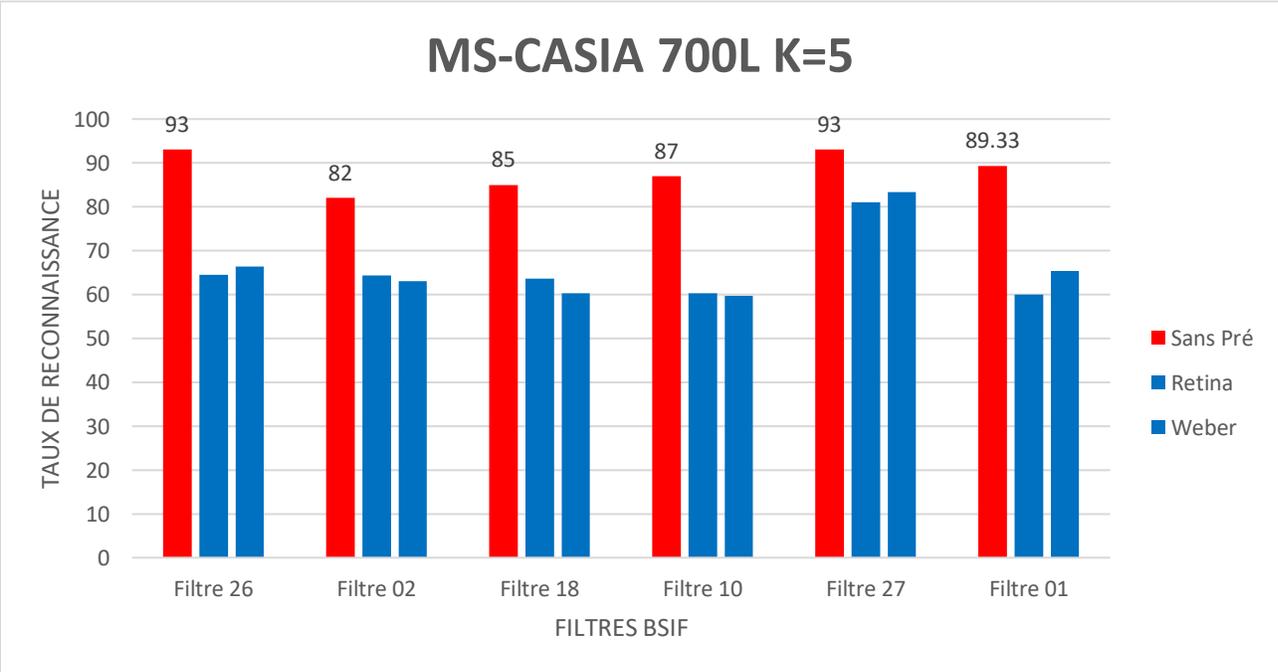


Figure 42 : Taux de reconnaissance MS-CASIA pour le spectre 700L avec k=5

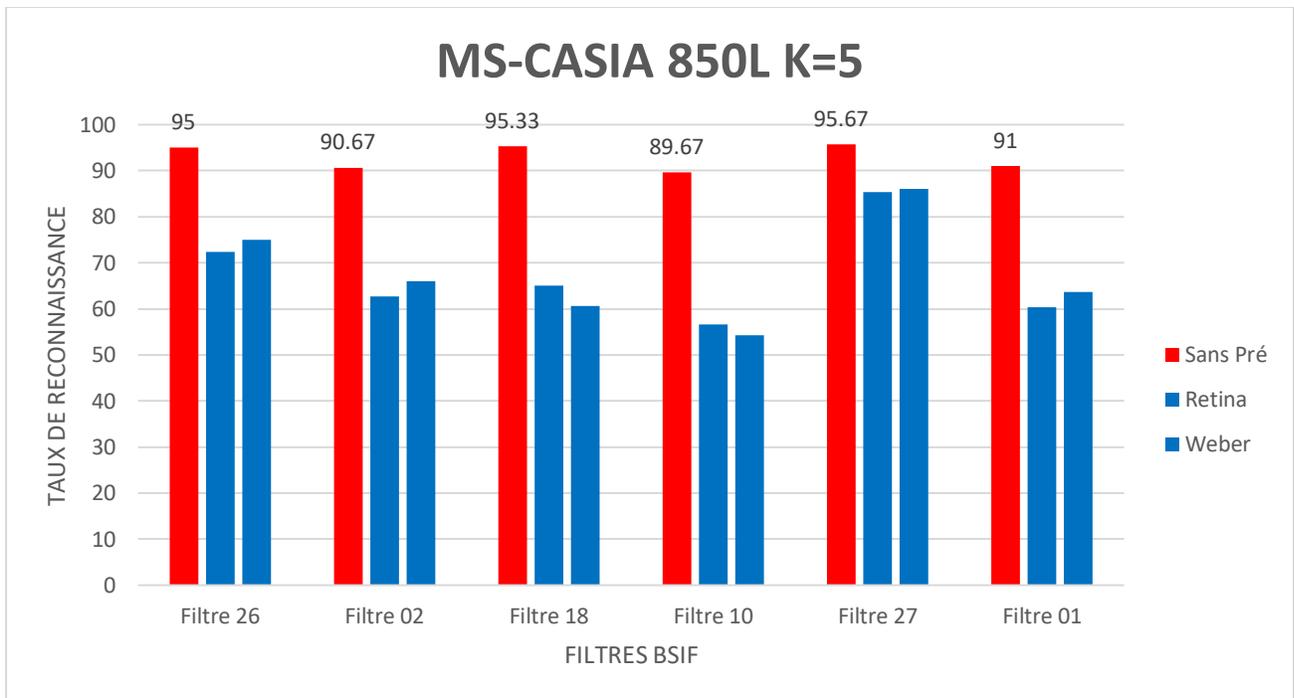


Figure 43 : Taux de reconnaissance MS-CASIA pour le spectre 850L avec k=5

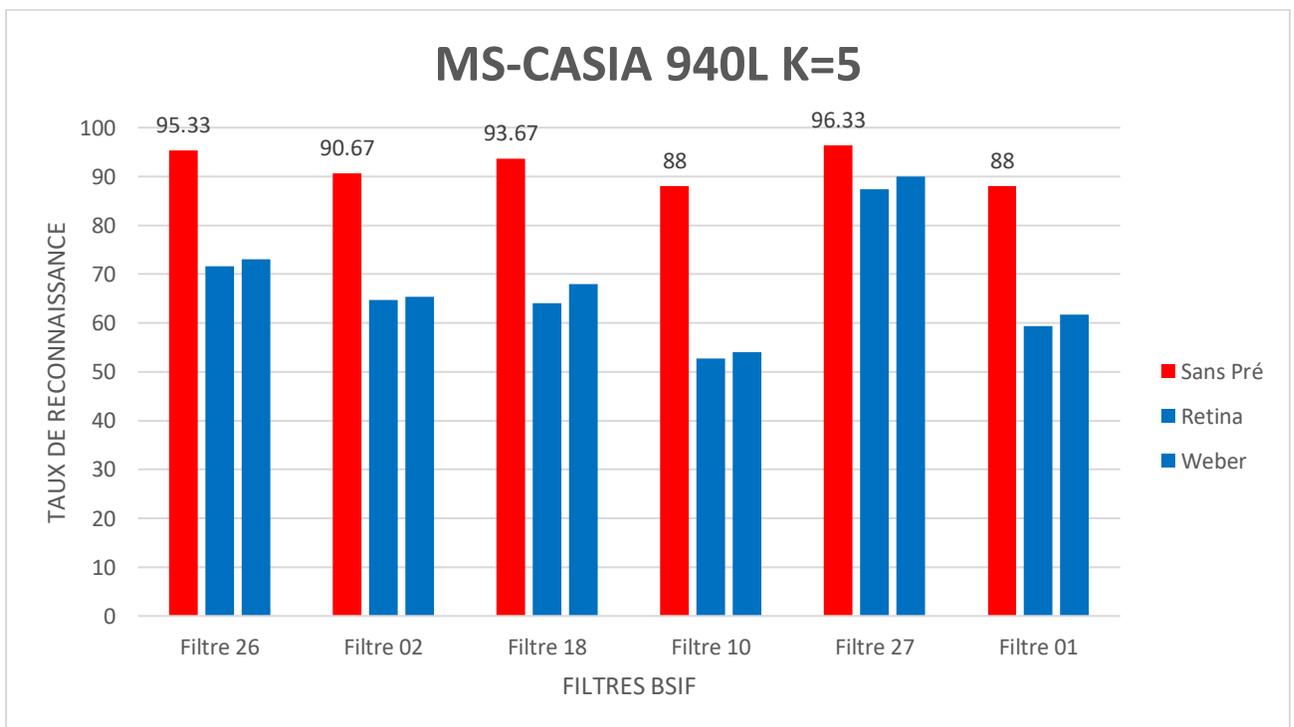


Figure 44 : Taux de reconnaissance MS-CASIA pour le spectre 940L avec k=5

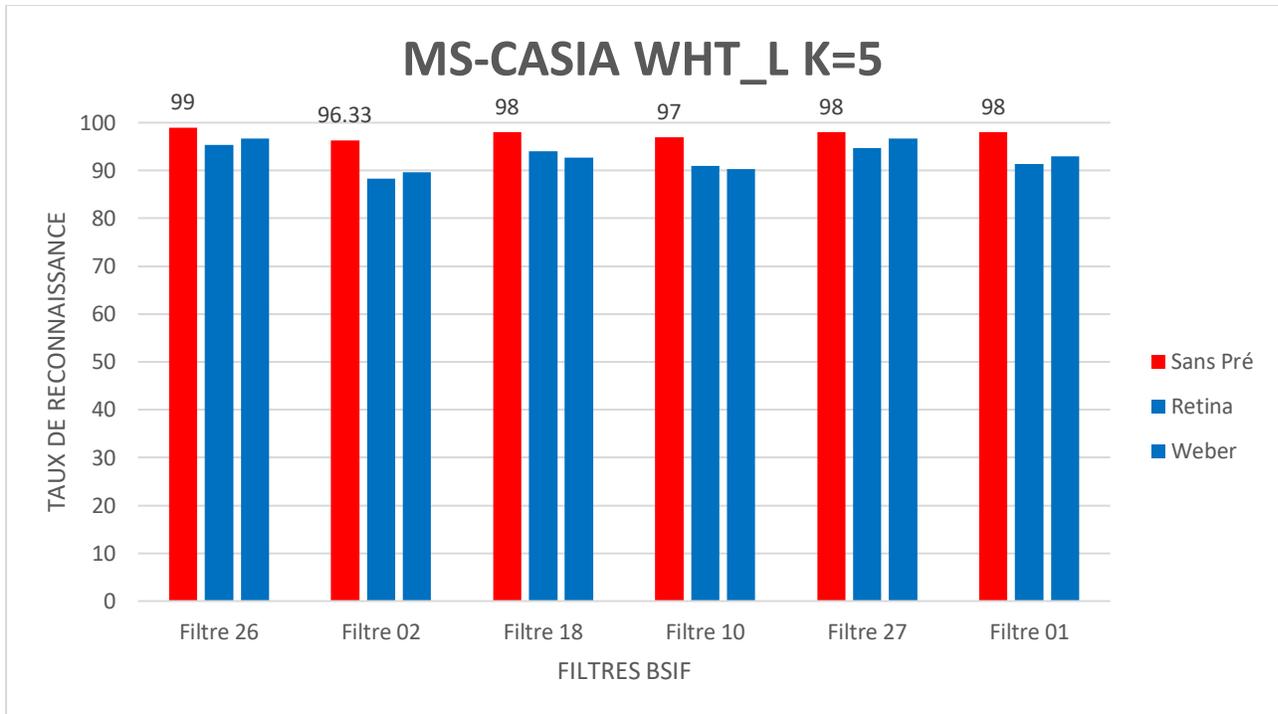


Figure 45 : Taux de reconnaissance MS-CASIA pour le spectre WHT_L avec k=5

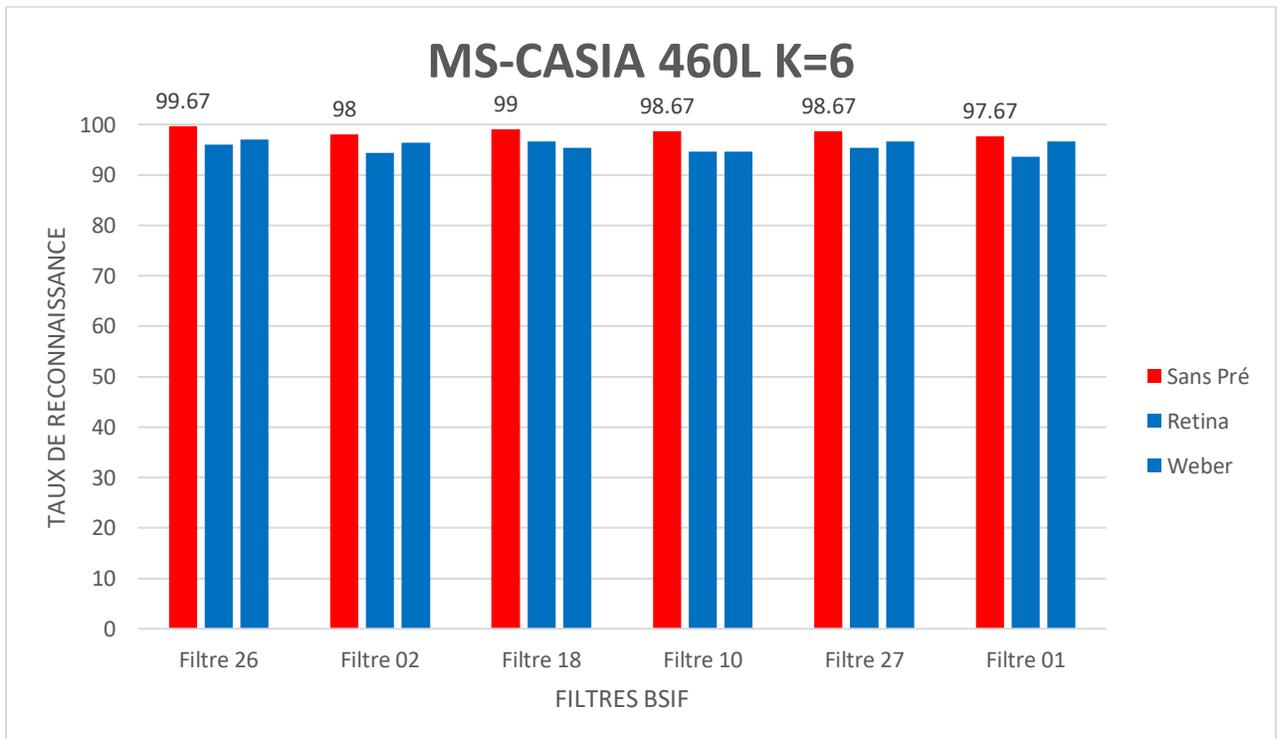


Figure 46 : Taux de reconnaissance MS-CASIA pour le spectre 460L avec k=6

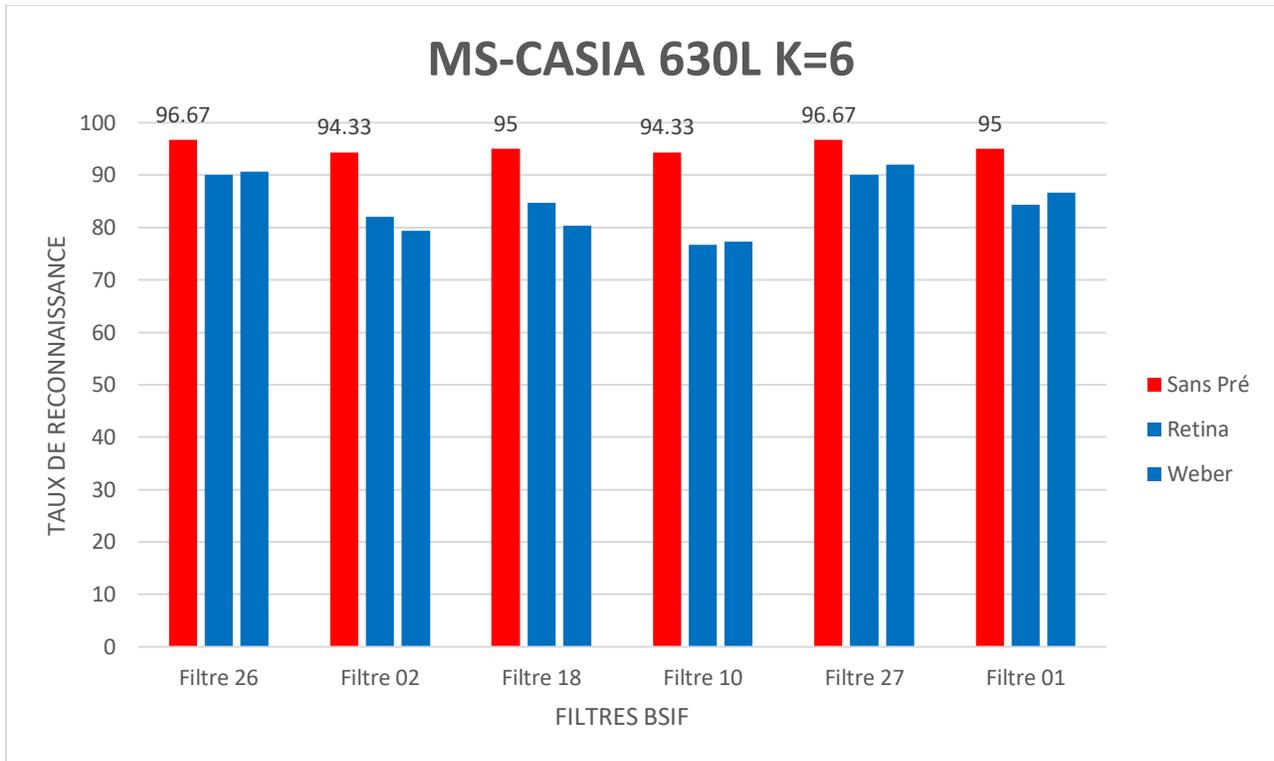


Figure 47 : Taux de reconnaissance MS-CASIA pour le spectre 630L avec k=6

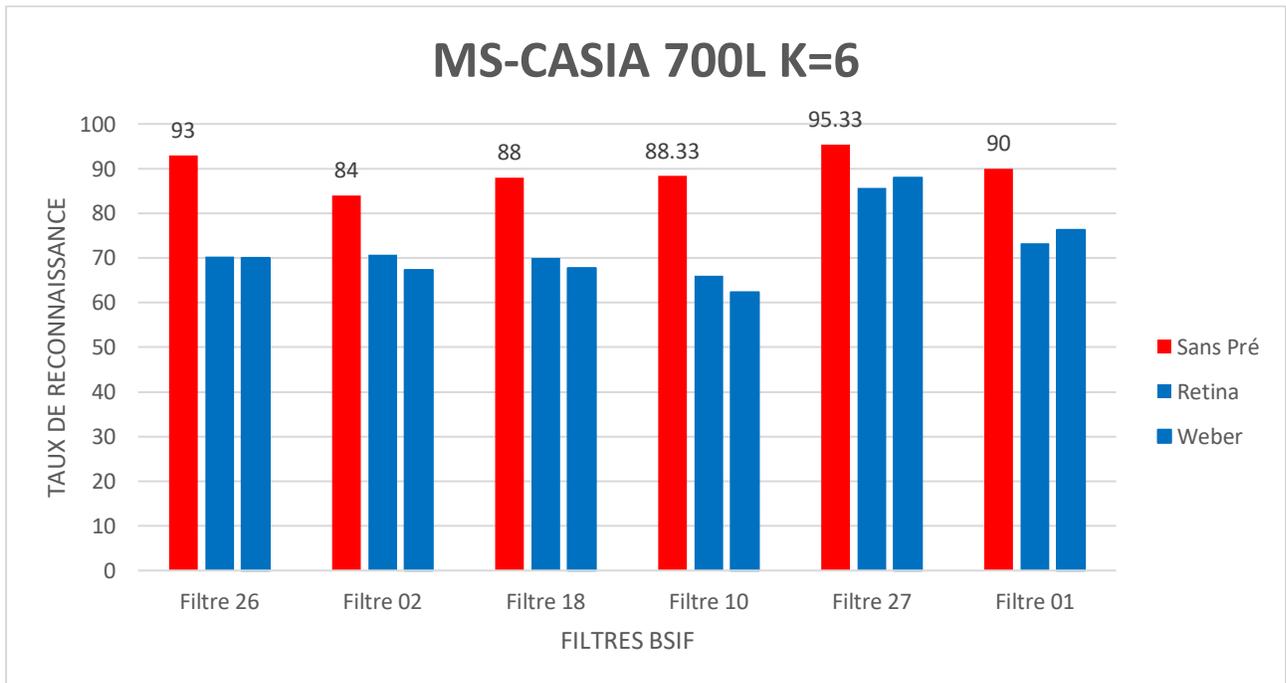


Figure 48 : Taux de reconnaissance MS-CASIA pour le spectre 700L avec k=6

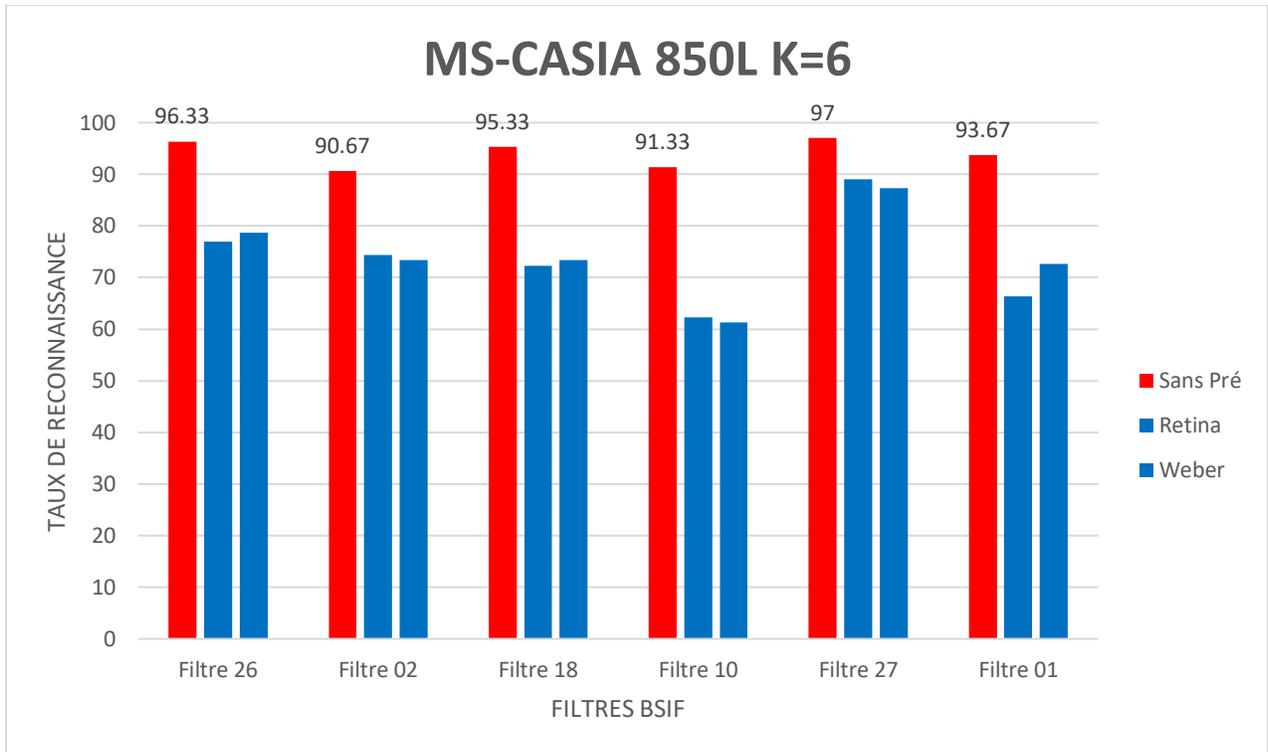


Figure 49 : Taux de reconnaissance MS-CASIA pour le spectre 850L avec k=6

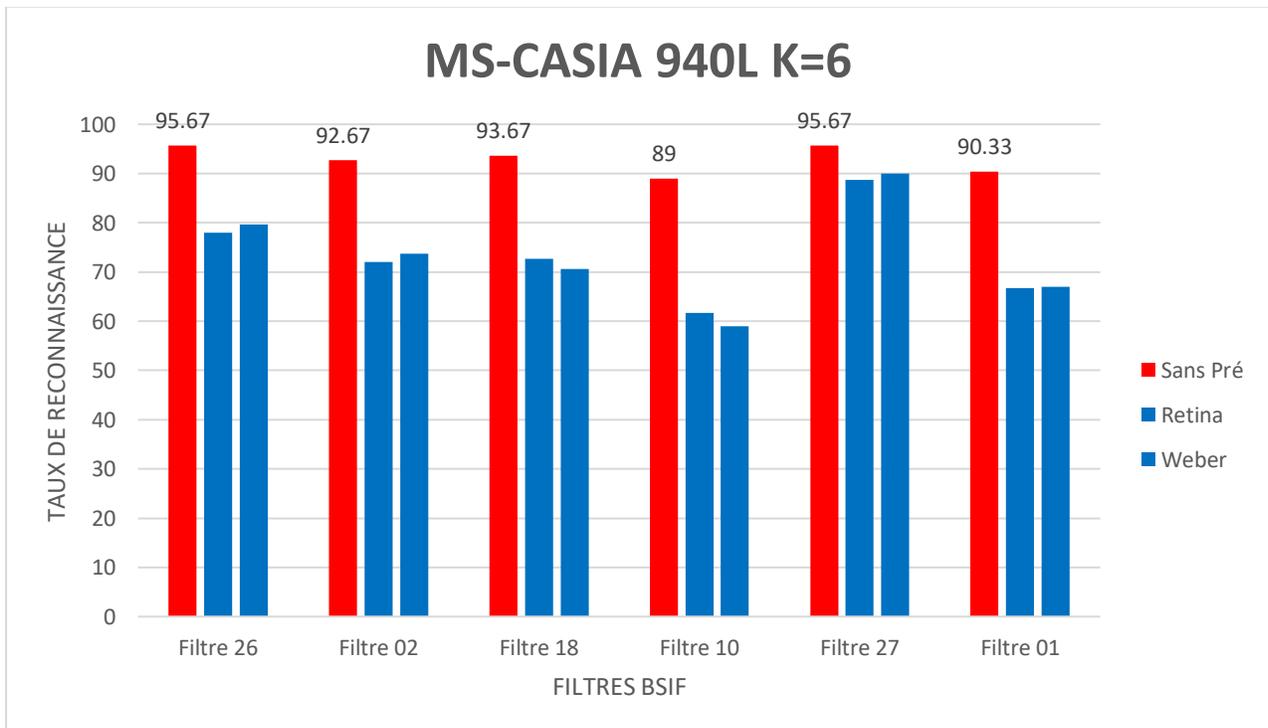


Figure 50 : Taux de reconnaissance MS-CASIA pour le spectre 940L avec k=6

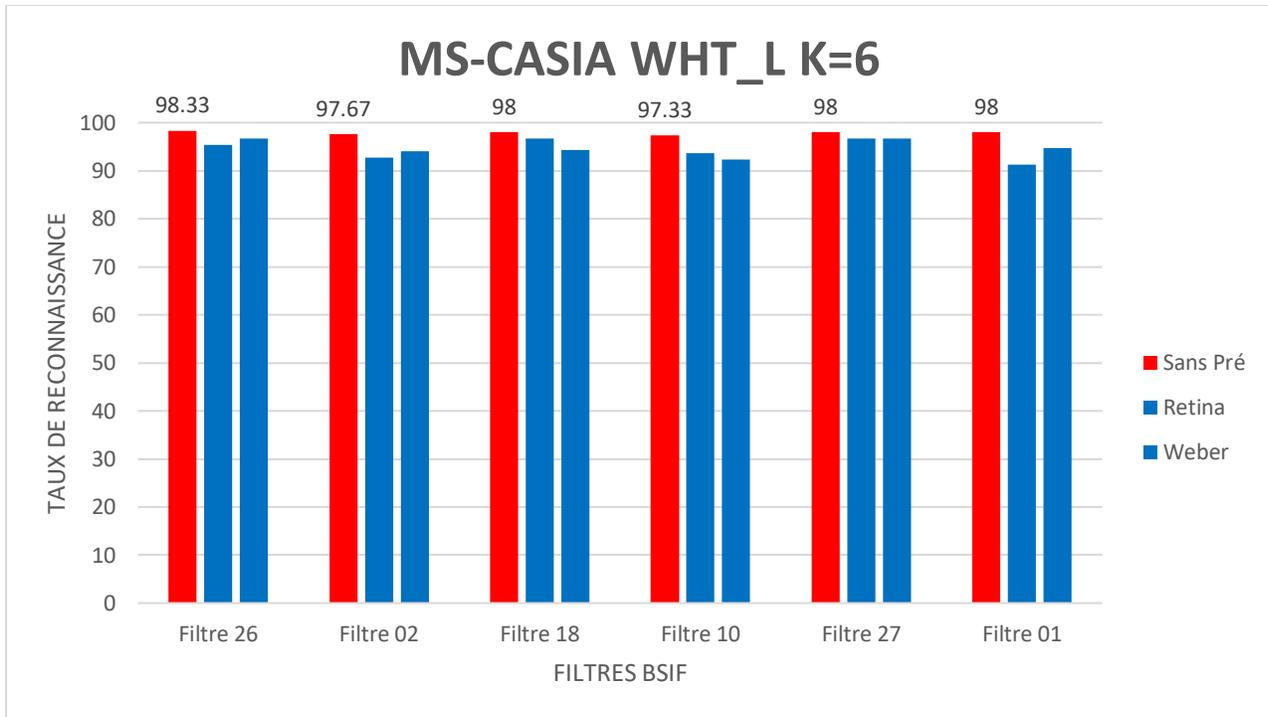


Figure 51 : Taux de reconnaissance MS-CASIA pour le spectre WHT_L avec k=6

4.2.3.3 Discussion du résultat de la base de données MS-CASIA

D'après les résultats précédents, il s'est trouvé quel meilleur taux de reconnaissance correspond au spectre 460 nm, précisément le filtre BSIF_26 avec k=5 (avec taux de reconnaissance = 100%). Nous remarquons également qu'après l'utilisation des différentes méthodes de prétraitement, une diminution du taux de reconnaissance dans tous les spectres est observée. Cela est probablement dû à des problèmes de compatibilité, car les méthodes de prétraitement sont conçues pour la reconnaissance faciale.

Nous remarquons également qu'après l'augmentation du nombre de blocs k de 5 à 6, le taux de reconnaissance varie d'un filtre à l'autre. Par exemple, le taux de reconnaissance dans le spectre 460 nm filtre BSIF_26 était égal à 100% pour k=5 mais après l'augmentation de k à 6 il a diminué à 99.67%. Le contraire s'est produit dans le spectre 460 nm filtre BSIF_18, le taux de reconnaissance était égal à 98,67% pour k=5 mais après l'augmentation de k à 6 nous avons remarqué l'augmentation du taux de reconnaissance à 99%.

4.2.3.4 Résultats dans la base de données MS-POLYU

Le tableau suivant résume les taux de reconnaissance sans prétraitement et avec différentes méthodes de prétraitements trouvés dans la base de données de MS-POLYU 386 pour le filtre BSIF_26 et pour les quatre bandes spectrales bleu, vert, rouge et infrarouge (NIR), avec une valeur de $k=4$. Nous avons également calculé les taux de reconnaissance pour les filtres BSIF_26, BSIF_27, BSIF_01, BSIF_02, BSIF_10 et BSIF_18 pour les deux spectres MS-POLYU 386 et MS-POLYU 500 et dans les quatre bandes spectrales bleu, vert, NIR et rouge avec différentes valeurs de k (nous avons testé $k=4$ puis $k=5$ puis $k=6$), et nous avons constaté que les taux de reconnaissance restaient à 100%.

Tableau 7 : Taux de reconnaissance MS-POLY 386 dans le filtre 26 avec $k=4$

Bandes spectrales	Taux de reconnaissance		
	Sans prétraitement	Retina	WF
Bleu	100%	100%	100%
Vert	100%	100%	100%
NIR	100%	100%	100%
Rouge	100%	100%	100%

4.2.3.5 Discussion du résultat de la base de données MS-POLYU

D'après les résultats précédents, nous avons découvert qu'il n'y a pas de meilleur filtre en particulier car tous donnent le même taux de reconnaissance qui est égal à 100%. Nous remarquons également que, contrairement à la première méthode, même après l'utilisation des différentes méthodes de prétraitement, il n'y a pas de diminution du taux de reconnaissance. Nous avons également essayé d'augmenter le nombre de blocs k de 4 à 5 et 6 et les résultats n'ont pas diminué.

Tableau 8 : Résumé des taux de reconnaissance des méthodes proposées

Méthode	Base de données/Spectre	K	BSIF filtre	Taux de reconnaissance
Proposé 1	MS-CASIA/460 nm	5	BSIF_26	100%
		6	BSIF_26	99.67%
	MS-POLYU	4	BSIF_26	100%
Proposé 2	MS-CASIA/460 nm	5	BSIF_1	96.67%
		6	BSIF_26	97%
	MS-POLYU	4	BSIF_26	100%

4.2.4 Comparaison de notre méthode avec d'autres approches

Plusieurs expériences ont été réalisées à ce sujet, et nous allons maintenant comparer les méthodes que nous proposons avec certaines des approches les plus récentes. Les bases de données utilisées sont MS-POLYU et MS-CASIA. Les résultats obtenus avec ces bases de données et leurs protocoles sont présentés dans le tableau suivant. Nous précisons que dans nos expériences, nous avons utilisé un protocole différent de ceux utilisés par les approches de comparaison. Dans ce protocole, une seule image a été utilisée pour l'apprentissage, tandis que les autres images ont été réservées pour le test.

Tableau 9 : Comparaison de notre méthode avec d'autres approches dans la base de données MS-CASIA

Méthode	Base de données	Protocole		Descripteur / Classifieur	Taux de reconnaissance
		Apprentissage	Test		
[77]	MS-CASIA	3 images	3 images	HELM	98.50%
				PCA+HELM	98.50%
				LBP+HELM	99.83%
[78]	MS-CASIA	3 images	Reste d'images	CDNSC	96.25%
[79]	MS-CASIA	Une seule image	Reste d'images	MDT	98.30%

Proposé 1	MS-CASIA	Une seule image	Reste d'images	BSIF_26/KNN	100%
Proposé 2	MS-CASIA	Une seule image	Reste d'images	BSIF_01/KNN	97%

Tableau 10 : Comparaison de notre méthode avec d'autres approches spécifiant le spectre dans la base de données MS-CASIA

Méthode	Base de données	Spectre / bande		Descripteur / Classifieur	Taux de reconnaissance
		spectrale			
[77]	MS-CASIA	940nm		HELM	93.50%
[78]	MS-CASIA	940nm		CDNSC	96.25%
[79]	MS-CASIA	850nm		MDT	98.30%
Proposé 1	MS-CASIA	460nm		BSIF_26/KNN	100%
Proposé 2	MS-CASIA	460nm		BSIF_26/KNN	97%

Tableau 11 : Comparaison de notre méthode avec d'autres approches dans la base de données MS-POLYU

Méthode	Base de données	Protocole		Descripteur / Classifieur	Taux de reconnaissance
		Apprentissage	Test		
[80]	MS-POLYU	6 images	6 images	CNN	99.96%
[81]	MS-POLYU	6 images	6 images	CNN-Alexnet	99.99%
[82]	MS-POLYU	6 images	6 images	DMRL/KNN	96.86%
Proposé 1	MS-POLYU	Une seule image	Reste d'images	BSIF/KNN	100%
Proposé 2	MS-POLYU	Une seule image	Reste d'images	BSIF/KNN	100%

Tableau 12 : Comparaison de notre méthode avec d'autres approches spécifiant le spectre dans la base de données MS-POLYU

Méthode	Base de données	Spectre / bande spectrale	Descripteur / Classifieur	Taux de reconnaissance
[80]	MS-POLYU	Rouge/Vert/NIR	CNN	99.96%
[81]	MS-POLYU	Rouge/Bleu	CNN-Alexnet	99.99%
[82]	MS-POLYU	Rouge	DMRL/KNN	96.86%
Proposé 1	MS-POLYU	Rouge/Bleu/Vert/NIR	BSIF/KNN	100%
Proposé 2	MS-POLYU	Rouge/Bleu/Vert/NIR	BSIF/KNN	100%

4.3 Conclusion

Ce chapitre présente les résultats des systèmes d'identification biométrique évalués sur les bases de données MS-CASIA et MS-POLYU. Les systèmes ont été testés avec et sans prétraitement, en utilisant diverses méthodes. Nous avons également comparé notre approche à d'autres utilisant les mêmes bases de données. Nos résultats démontrent que notre stratégie à produit des résultats très prometteurs, atteignant un taux de reconnaissance de 100% pour tous les tests dans la base de données MS-POLYU. Concernant la base de données MS-CASIA nous obtenons le meilleur taux de reconnaissance (100%) dans le spectre 460nm (filtre BSIF_26 avec k=5) et nous obtenons le plus mauvais taux de reconnaissance (82%) dans le spectre 700 nm (filtre BSIF_02 avec k=5).

CONCLUSION

GENERALE

CONCLUSION GENERALE

En conclusion, le domaine de la reconnaissance multispectrale des empreintes palmaires a fait preuve d'avancées remarquables et a le potentiel d'améliorer la précision et la fiabilité des systèmes d'authentification biométrique. Ce mémoire a examiné diverses techniques, méthodologies et avancées dans ce domaine, en mettant l'accent sur les avantages importants de l'imagerie multispectrale dans la reconnaissance des empreintes palmaires.

Cette étude a validé la faisabilité et l'efficacité des systèmes biométriques de reconnaissance d'empreintes palmaires multispectrales, ouvrant de nouvelles perspectives sur la sécurité et l'identification personnelle. Les résultats obtenus confirment que l'utilisation de l'imagerie multispectrale pour la capture et l'analyse des empreintes palmaires présente des avantages importants.

- Les méthodes de prétraitement que nous avons essayées n'ont pas donné de résultats prometteurs, ce qui pourrait être dû à des problèmes de compatibilité avec cette méthode particulière trouvée dans ce mémoire.
- L'utilisation du descripteur du BSIF et l'extraction d'histogrammes pour chaque bloc, suivie par la concaténation en un histogramme global, permettent de présenter de manière efficace et compacte les caractéristiques distinctives des empreintes palmaires.
- La méthode suggérée est utilisée pour les bases de données MS-CASIA et MS-POLYU. Les résultats montrent que la méthode suggérée produit des résultats très prometteurs, atteignant un taux de reconnaissance de 100% pour tous les tests dans la base de données MS-POLYU. Concernant la base de données MS-CASIA nous obtenons le meilleur taux de reconnaissance (100%) dans le spectre 460nm (filtre BSIF_26 avec $k=5$) et nous obtenons le plus mauvais taux de reconnaissance (82%) dans le spectre 700nm (filtre BSIF_02 avec $k=5$).

Bibliographie

- [1]. **A.Jain, K.Ross & S.Prabhakar.** An introduction to biometric recognition : IEEE, 2004.
- [2]. **P.Jain & A.Ross.** *Handbook of biometrics* : Springer Science & Business Media, 2007.
- [3]. **J.Ashbourn.** *Guide To Biometrics For Large-Scale Systems* : Springer, 2011.
- [4]. **D. Zhang & AK.Jain.** *Palmprint Authentication.* Boston : Kluwer Academic Publishers, 2004.
- [5]. **GP.Simon & A.Michael.** *Biometrics for Dummies* : Wiley Publishing , 2008.
- [6]. **JD.Woodward, C.Horn, J.Gatune & A.Thomas.** *Biometrics a Look at Facial Recognition.* Virginia State : Briefing by RAND, 2003.
- [7]. **B.Vibert.** Contributions à l'évaluation de systèmes biométriques embarqués. *Thèse de doctorat.* France : Normandie Université, 2017.
- [8]. **L.Nanni, A.Lumini & S.Brahnam.** *Local binary patterns variants as texture descriptors or medical image analysis* : Artif. Intell. Med, 2010.
- [9]. **A.Boualleg.** Reconnaissance Automatique des Personnes. *Thèse de doctorat.* Guelma : Univ 8 mai 1945, 2020.
- [10]. **AK.Jain, R.Bolle & S.Pankanti.** *BIOMETRICS Personal Identification in Networked Society* : Kluwer Academic Publishers, 2002.
- [11]. **K.Nandakumar, AK. Jain & AA.Ross.** *Introduction to Biometrics* : Springer, 2011.
- [12]. **J.Choudhary.** Survey of Different Biometrics Techniques : International Journal of Modern Engineering Research (IJMER), 2012.
- [13]. **D.Zhang & J.Yang.** *Biometric image discrimination technologies* : idea group publishing (IGI) Global, 2006.
- [14]. **Cook, John D.** *Biometric security and hypothesis testing.* [Article] October 18, 2018.
- [15]. **M.Ali, V. Mahale, L.Yannawar & A.Gaikwad.** Palmprint Recognition Process and Techniques. Marathwada University India : Research India Publication, 2018.
- [16]. **W.Xiangqian, D.Zhang, K.Wang & B.Huang.** *Palmprint classification using principal lines* : Elsevier Ltd, 2004.
- [17]. **N.Charfi.** Biometric recognition based on hand shape and palmprint modalities. *Thèse de doctorat* : Ecole nationale supérieure Mines-Télécom Atlantique, 2017.
- [18]. **Z.Guo, D.Zhang, L.Zhang & W.Liu.** Feature Band Selection for Online Multispectral Palmprint Recognition : IEEE, 2012.

- [19]. **A.Bouchemha, N.Doghmane, MC.Naithamoud & A.Naitali.** Multispectral palmprint recognition methodology based on multiscale representation : Journal of Electronic Imaging, 2015.
- [20]. **L.Lu, X.Zhang, X.Xu & D.Shang.** Multispectral image fusion for illumination-invariant palmprint recognition. : PloS one, 2017.
- [21]. **P.Tamrakar & D.Khanna.** *Occlusion invariant palmprint recognition with ULBP histograms* : Procedia Comput.Sci, 2015.
- [22]. **AK.Jain.** *Latent Palmprint Matching* : IEEE , 2009.
- [23]. **I.Hanson.** *Forensic Archeology-Approaches to Crime Scene Investigation.* : NSW Branch Newsletter, 2011.
- [24]. **M.A. Al-Garadi & A. Mohamed.** A survey of machine and deep learning methods for internet of things (IoT) security : IEEE, 2020.
- [25]. **T.Hasan & S.Abdu-alKadhm.** *Analysis of techniques and approaches to palmprint.* Baqubah, Iraq : University of Diyala, 2022.
- [26]. **R. Raghavendra & C. Busch.** *Texture based features for robust palmprint recognition: A comparative study* : Eurasip J. Inf. Secur, 2015.
- [27]. **B.Attallah.** Histogram of gradient and binarized statistical image features of wavelet subband-based palmprint features extraction : J. Electro. Imag, 2021.
- [28]. **I.Rida, R. Herault, G. Marcialis & G. Gasso.** *Palmprint recognition with an efficient data-driven ensemble classifier* : Pattern Recognit. Lett, 2019.
- [29]. **M.Ali, V.Mahale, P. Yannawar & A.Gaikwad.** Study of edge detection methods based on palmprint lines : IEEE, 2016.
- [30]. **D.Zhang, Z.Guo, G.Lu, L.Zhang & W.Zuo.** An Online System of Multispectral Palmprint Verification : IEEE, 2010.
- [31]. **M.Ali, P.Yannawar & A.Gaikwad.** March. Study of edge detection methods based on palmprint lines : IEEE, 2016.
- [32]. **L.Fei, G.Lu, W.Jia, S.Teng & D.Zhang.** Feature extraction methods for palmprint recognition: A survey and evaluation : IEEE, 2019.
- [33]. **D.Zhang & W.Shu.** *Two novel characteristics in palmprint verification: datum point invariance and line feature matching* : Elsevier science, 1999.
- [34]. **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.

- [36]. **W.Kong, D.Zhang & W.Li.** *Palmprint feature extraction using 2-D Gabor filters* : ISSN, 2003.
- [37]. **J.You, W.Li & D.Zhang.** *hierarchical palmprint identification via multiple feature extraction* : PERGAMON, 2002.
- [38]. **CHan, H.Cheng, C.Lin & K.an.** *Personal authentication using palmprint features* : PERGAMON , 2003.
- [39]. **S.Kanchana & G.Balakrishnan.** *Palm-Print Pattern Matching Based on Features Using Rabin-Karp for Person Identification* : The Scientific World Journal, 2015.
- [40]. **A.El Idrissi, Y.El merabet & Y.Ruichek.** *Palmprint recognition using state-of-the-art local texture descriptors: a comparative study* : IET Biom, 2020.
- [41]. **T.Harada, H.Nakayama & Y.Kuniyoshi.** *Improving local descriptors by embedding global and local spatial information* : Springer, 2010.
- [42]. **A.Herbadji, N.Guermat & Z.Lahcene.** *Contactless Multi-biometric System Using Fingerprint and Palmprint Selfies* : Traitement du Signal., 2020.
- [43]. **A.Hadid, J.Ylioinas & M.Lopez.** *Face and Texture Analysis Using Local Descriptors: A Comparative Analysis* : IEEE, 2014.
- [44]. **T.Ojala, M.Pietikainen & D.Harwood.** *A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions* : Pattern Recognition, 1996.
- [45]. **S.Ke-Chen, Y.Yun-Hui, C.Wen-Hui & Z.Xu.** *Research and Perspective on Local Binary Pattern* : Acta Automatica Sinica, 2013.
- [46]. **T.Ojala, M.Pietikainen & T.Maenpaa.** *Multiresolution gray scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns* : IEEE, 2002.
- [47]. **L.Shaobo, S.Yuzhi, C.Lip & Hutchinson.** *Machine-Learning-Assisted Intelligent Imaging Flow Cytometry: A Review* : Advanced Intelligent Systems, 2021.
- [48]. **T.Ahonen, A.Hadid & M.Pietikainen.** *Face description with local binary patterns: Application to face recognition* : IEEE, 2006.
- [49]. **A.Dhall, A.Asthana, R.Goecke & T.Gedeon.** *Emotion recognition using PHOG and LPQ features* : IEEE, 2011.
- [50]. **D.Zang.** *Illumination invariant object tracking based on multiscale phase* : IEEE, 2010.
- [51]. **Y.Li, S.Shan, H.Zhang, S.Lao & X.Chen.** *Fusing magnitude and phase features for robust face recognition* : Asian Conf, 2012.
- [52]. **CH.Chan, MA.Tahir, J.Kittler & M.Pietikainen.** *Multiscale local phase quantization for robust component-based face recognition using kernel fusion of multiple descriptors* : IEEE, 2012.

- [53]. **SR.Zhou, JP.Yin & JM.Zhang.** LBP and LPQ based on Gabor filter for face representation : Neurocomputing, 2013.
- [54]. **B.Mebarka, L.Meriem & A.Chouchane.** Local descriptors and tensor local preserving projection in face recognition : Visual Information Processing (EUVIP), 2016.
- [55]. **J. Kannala & E.Rahtu.** BSIF: binarized statistical image features : IEEE, 2012.
- [56]. **M.Bordallo, A.Nieto & J.Boutellier.** Evaluation of real-time LBP computing in multiple architectures : Journal of Real-Time Image Processing, 2014.
- [57]. **O.Jun.** *Classification Algorithms Research on Facial Expression Recognition* : Elsevier B.V, 2012.
- [58]. **K.Abdus Sattar.** *Tool for Automated Detection of Oral Cancer* : International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 2020.
- [59]. **A.Gole, S.Singh & P.Kanherkar.** *Comparative Analysis of Machine Learning Algorithms : Random Forest algorithm, Naive Bayes Classifier and KNN* : ISSN, 2023.
- [60]. **P.Cunningham & S.Delany.** *k-Nearest Neighbour Classifiers* : ACM Computing Surveys , 2007.
- [61]. **B.Shivakumar & B.Nagaraja.** Grid Level Analysis of the Performance of Artificial Neural Network Classifier on the Classification of Multispectral RS Data : Springer Nature Singapore, 2023.
- [62]. **P.Priya.** Classification of Neural Network. *educba*. [Online] [Cited: 04 10, 2023.] www.educba.com.
- [63]. **K.Potdar & R.Kinnerkar.** A Non-linear Autoregressive Neural Network Model for Forecasting Indian Index of Industrial Production : IEEE, 2017.
- [64]. **L.Brett.** *Machine Learning with R* : Packt Publishing Limited, 2013.
- [65]. **K.Saravanan & S. Sasithra.** REVIEW ON CLASSIFICATION BASED ON ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS : IJASA, 2014.
- [66]. **L.Marvin.** *Machine Learning: Neural Networks, Decision Trees and Support Vector Machine with IBM SPSS Modeler* : ÍNDICE, 2022.
- [67]. **K.Ajitesh.** Support Vector Machine (SVM) Python Example. *vitalflux*. [Online] 01 28, 2023. [Cited: 04 10, 2023.] <https://vitalflux.com>.
- [68]. **A.Kong, D.Zhang & M.Kamel.** A survey of palmprint recognition, Pattern recognition : ISSN, 2009.
- [69]. **S.Chen, S.Chen, Z.Guo & Y.Zuo.** Low-resolution palmprint image denoising by generative adversarial networks : ISSN, 2019.

- [70]. **H.Shao & D.Zhong**. One-shot cross-dataset palmprint recognition via adversarial domain : Elsevier, 2020.
- [71]. **Z.Sun & T.Tan**. CASIA-MS-PalmprintV1 : Chinese Academy of Sciences <http://biometrics.idealtest.org/>.
- [72]. **D.Zhang, Z.Guo & Y.Gong**. An online system of multispectral palmprint verification : IEEE, 2010.
- [73]. **D.Han, Z.Guo & D.Zhang**. Multispectral palmprint recognition using wavelet-based image fusion : IEEE, 2008.
- [74]. **DJ.Jobson, Z.Rahman & GA.Woodell**. Properties and performance of a center/surround retinex : IEEE, 1997.
- [75]. **DJ.Jobson, Z.Rahman & GA.Woodell**. A Multiscale Retinex for Bridging the Gap Between Color Images and the Human Observation of Scenes : IEEE, 1997.
- [76]. **H.Doghmane**. Contribution au traitement d'images. *Thèse de doctorat*. Guelma : Univ 8 mai 1945, 2019.
- [77]. **L.Longbin, Z.Xinman & X.Xuebin**. Hypercomplex extreme learning machine with its application in multispectral palmprint recognition : PLoS ONE, 2019.
- [78]. **K.Jing, X.Zhang & G.Song**. Correntropy-Induced Discriminative Nonnegative Sparse Coding for Robust Palmprint Recognition : Sensors, 2020.
- [79]. **J.OLALEYE & B.OZMEN**. Multispectral Palmprint Recognition Based on Multidirectional Transform : ISSN, 2019.
- [80]. **S.Trabelsi, D.Samai, A.Meraoumia, K.Bensid & A.Taleb-Ahmed**. An Improved Multispectral Palmprint System Using Deep CNN-based Palm-Features : ICAEE, 2019.
- [81]. **W.Gong, X.Zhang, B.Deng & X.Xu**. Palmprint Recognition Based on Convolutional Neural Network-Alexnet : ISSN, 2019.
- [82]. **X.Xu, N.Xu, H.Li & Q.Zhu**. Multi-spectral Palmprint Recognition with Deep Multi-view Representation Learning : Springer, 2019.
- [83]. **Audrey Salles-Cook**. Comment lire les lignes de la main : le petit guide pour jouer à la voyante. [Online] [Cited: 05 07, 2023] www.terrafemina.com.