



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

Faculté des Sciences et de la Technologie
Département d'Électronique et Télécommunications

THÈSE

Présentée en vue de l'obtention du diplôme de :

Doctorat en Sciences

Filière : Génie Électrique

Intitulée

**Amélioration d'un système de reconnaissance biométrique
des Individus : application sur l'empreinte Palmaire
et/ou l'empreinte des articulations des doigts**

Présentée par : **BENDJOUDI Salim**

Thèse dirigée par :

BOUROUBA Hocine

Professeur des Universités, Univ. Guelma

Devant le jury composé de :

Abdel Aziz YOUNSI	Professeur des Universités	Univ. Guelma	Président
Hocine BOUROUBA	Professeur des Universités	Univ. Guelma	Rapporteur
Rafik DJEMILI	Professeur des Universités	Univ. SKIKDA	Examineur
M-Cherif AMARA KORBA	Maître de Conférence A	Univ. Souk-Ahras	Examineur
Moussa SEDRAOUI	Professeur des Universités	Univ. Guelma	Invité

Soutenue le: **04/11/2020**

Dédicaces

À mes très chers parents

À ma très chère et adorable femme

À mes chers enfants

À mes frères et sœurs

*Pour leur amour et leur soutien permanent, leur encouragement et leur aide
et pour toute l'estime et la confiance qu'ils ont mise en moi.*

À tous mes amis

Remerciements

Je tiens à remercier particulièrement M. Hocine BOUROUBA pour le suivi de ma thèse ainsi que M. Hakim DOGHMANE, pour toute l'aide et les encouragements qu'ils ont su m'apporter tout le long de cette thèse de doctorat.

Mes remerciements vont également aux membres de mon jury, M. Rafik DJEMILI, et M. AMARA Kobra pour avoir consacré une partie de leur temps afin de juger ce modeste travail et en particulier, M. YOUNSSI A./AZIZ pour avoir accepté de présider le jury de ma thèse.

Je remercie aussi au défunt M. BOUKROUCHE A./Hani, ex-Directeur du laboratoire PMIS.

Enfin je remercie chaleureusement tous mes collègues de travail.

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

TABLE DES MATIERES

Page de garde	i
Dédicaces	ii
Remerciements	iii
Table des matières	iv
Liste des tableaux	vii
Liste des figures	ix
Glossaire	x
Introduction générale	
1. Introduction aux systèmes biométriques	11
2. Un bref aperçu historique	12
3. Quelle est la "meilleure" modalité ou caractéristique biométrique ?	13
4. Contexte de la recherche et motivation	15
5. Organisation du mémoire de thèse	17
6. Références Bibliographiques	19
CHAPITRE 1	
Les systèmes biométriques de la main	23
1.1. Introduction	23
1.2. La biométrie - bref historique	25
1.3. Caractéristiques des modalités biométriques	25
1.4. Système biométrique - générique	27
1.5. Avantages de la technologie biométrique	29
1.6. Applications de la biométrie	30
1.7. Techniques biométriques	30
1.7.1. Biométrie de l’empreinte digitale	33
1.7.2. Biométrie de la géométrie de la main	35
1.7.3. Empreinte palmaire	36
1.7.4. Veines de la main	37
1.7.5. Lit d’angle	38
1.8. Dernières tendances biométriques	39
1.8.1. Smartphones	39
1.8.2. Articles portables	39
1.8.3. Commerce électronique	40
1.8.4. Biométrie en nuage	40
1.9. Comparaison des données biométriques	40
1.10. L'avenir de la biométrie	41
1.11. Conclusion	42
1.12. Références bibliographiques	43
CHAPITRE 2	
Méthodes et Technologies de la Biométrie de la Main	
2.1. Introduction	45
2.2. La physiologie de la main et son aptitude à la biométrie	45
2.3. Conclusion	55
2.4. Références	55

CHAPITRE 3

3	Reconnaissance des Empreintes d'articulations des doigts (FKP)	
3.1	Introduction	57
3.2	C'est quoi exactement l'empreinte FKP du doigt ?	58
3.3	Pourquoi la biométrie FKP ?	59
3.4	Le système de reconnaissance FKP	60
3.4.1	Extraction de la région d'intérêt (ROI)	61
3.4.2	Détermination de l'axe des X du système de coordonnées	61
3.4.3	Détermination de l'axe des Y du système de coordonnées	62
3.4.4	Recadrage de l'image ROI	63
3.5	Approches d'extraction des caractéristiques de reconnaissance du FKP	63
3.5.1	Méthode d'extraction des caractéristiques d'analyse sous-spatiale	64
3.5.2	Approches fondées sur le codage	65
3.5.3	Approches de fusion	66
3.5.4	Autres approches récentes pour la reconnaissance du FKP	67
3.6	Bases de données des empreintes d'articulations des doigts	69
3.7	Conclusion	70
3.8	Références bibliographiques	70

CHAPITRE 4

4	La reconnaissance des empreintes palmaires	
4.1	L'empreinte palmaire comme trait biométrique	70
4.1.1	L'acquisition d'images	73
4.2	Algorithmes de reconnaissance de l'empreinte palmaire	74
4.2.1	Méthodes basées sur les lignes	75
4.2.2	Méthodes sous-spatiales	76
4.2.3	Méthodes statistiques	78
4.2.4	Méthodes basées sur le codage	80
4.2.5	Méthodes basées sur la texture	81
4.2.6	Autres méthodes	83
4.3	Le dispositif d'acquisition	84
4.4	La reconnaissance d'empreintes palmaires	85
4.4.1	L'acquisition	85
4.4.2	Le prétraitement	86
4.4.3	Extraction du ROI	86
4.4.4	Amélioration de l'image	89
4.4.5	Extraction de caractéristiques	90
4.4.6	La correspondance	90
4.5	Conclusion	90

4.6	Références bibliographiques	90
------------	------------------------------------	-----------

CHAPITRE 5

Les outils et techniques utilisés

5.1	Le descripteur BSIF (Binarized Statistical Image Features)	
5.1.1	Introduction	96
5.1.2	Sa philosophie	97
5.1.3	L'apprentissage des filtres BSIF	98
5.2	La WLDA (ou la LDA Blanchie) (Whitened Linear Discriminant Analysis)	100
5.2.1	Blanchiment des données	100
5.2.2	La WLDA ou la LDA blanchie	101
5.2.3	Conclusion	104
5.3	Evaluation des systèmes biométriques	
5.3.1	Enrôlement, matching, vérification et identification	105
5.3.2	Les erreurs des systèmes d'authentification	105
5.3.3	Formulation du problème	106
5.3.4	Scores d'évaluation des systèmes biométriques	107
5.3.5	Quelques autres définitions	110
5.4	Conclusion	113
5.5	Références bibliographiques	114

CHAPITRE 6

6	Résultats expérimentaux et discussions	
6.1	Introduction	115
6.2	La méthode proposée	118
6.2.1	Étapes du prétraitement	119
6.2.2	Représentation Palmaire PBSIFD	121
6.3	Processus d'appariement	123
6.4	Résultats expérimentaux et discussions	124
6.5.1	Bases de données	124
6.5.2	Résultats expérimentaux	125
6.5	Complexité de calcul	137
6.6	Conclusion	139
	Conclusion Générale	140
	Liste des publications	141
	Références Bibliographiques	142
	Résumés	146

Liste des tableaux

CHAPITRE 1

Tableau 1.1	Historique de la biométrie	26
Tableau 1.2	Caractéristiques de la biométrie	27
Tableau 1.3	Avantages et Inconvénients de la biométrie	29
Tableau 1.4	Avantages de la technologie biométrique	29
Tableau 1.5	Caractéristiques de la biométrie	30
Tableau 1.6	Avantages, inconvénients et applications des techniques biométriques de la main	31-32
Tableau 1.7	Catégories de Minutie	34
Tableau 1.8	Comparaison de diverses techniques biométriques fondées sur des traits biométriques	41

CHAPITRE 4

Tableau 4.1	Résumé sur l'extraction du ROI. Ratio, angle et distance expriment le principe de l'extraction du ROI. Le nombre à la deuxième ligne indique le nombre de points de vallée utilisés	91
-------------	---	----

CHAPITRE 6

Tableau 6.1	Les protocoles utilisés pour l'évaluation des performances des différentes approches sur les bases de données PolyU2D et Poly2D/3D	130
Tableau 6.2	Les filtres BSIF et leurs paramétrages	131
Tableau 6.3	Les taux d'identification des méthodes proposées sur la base de données PolyU2D en fonction de la taille des patches et des filtres BSIF sélectionnés	132
Tableau 6.4	Taux d'identification des méthodes proposées sur différentes bases de données en fonction de la taille optimale des correctifs et des trois meilleurs filtres BSIF sélectionnés	134
Tableau 6.5	Résultats comparatifs montrant les taux d'identification obtenus sur la base de données PolyU2D par l'application des approches proposées et de quelques méthodes récemment publiées	136
Tableau 6.6	Résultats comparatifs montrant les taux d'identification obtenus sur la base de données PolyU2D/3D par l'application des approches proposées et de quelques méthodes récemment publiées	138
Tableau 6.7	Résultats comparatifs montrant le taux de reconnaissance obtenus sur la base de données IITD par l'application des approches proposées et des méthodes récemment publiées	139
Tableau 6.8	Résultats comparatifs montrant le taux de reconnaissance obtenus sur la base de donnée CASIA par l'application des approches proposées et des méthodes récemment publiées	140
Tableau 6.9	Coût de calcul de quelques méthodes de pointe et des approches proposées	142

Liste des figures

CHAPITRE 1

Figure 1.1	Les différents techniques biométriques	24
Figure 1.2	Système biométrique générique	28
Figure 1.3a	Empreinte digitale Empreinte avec ses parties et ses arcs, boucles et spirales	34
Figure 1.3b	Empreinte digitale Empreinte avec ses parties et ses arcs, boucles et spirales	34
Figure 1.4	Géométrie de la main	35
Figure 1.5	Biométrie de l'empreinte palmaire	37
Figure 1.6	Biométrie des veines de la main	38
Figure 1.7	Lit d'angle	39

CHAPITRE 2

Figure 2.1	Caractéristiques biométriques de la paume de la main	48
Figure 2.2	Empreinte palmaires avec empreintes digitales	50
Figure 2.3	Caractéristiques biométriques sur le dos de la main	52

CHAPITRE 3

Figure 3.1	Exemples d'images ROI de différents doigts de la base de données PloyU	59
Figure 3.2	Illustration de la face arrière des doigts	60
Figure 3.3	Le schéma simplifié de la structure interne du système d'authentification basé sur l'empreinte FKP	61
Figure 3.4	Le système FKP ; (b) le dispositif d'acquisition d'images FKP ; (c) une image FKP acquise par ce système	60
Figure 3.5	Illustration du processus d'extraction du ROI	62
Figure 3.6	Exemples d'images de ROI extraites	63

CHAPITRE 4

Figure 4.1	(a) Aperçu schématique de l'empreinte palmaire ainsi que des autres traits biométriques de la main (b) Caractéristiques géométriques, lignes principales et rides de la main, (c) Régions (interdigitale, thénar et hypothénar), principaux plis (plis transversal distal, transversal proximal et transversal radial), les crêtes, les points caractéristiques et les pores d'une empreinte palmaire.	75
------------	--	----

Figure 4.2	Caractéristiques de l'empreinte palmaire dans (a) une image haute résolution et (b) une image à basse résolution	76
Figure 4.3	(a) Scanner CCD (b) Système d'acquisition d'images de la main par caméra numérique	78
Figure 4.4	Images d'empreintes palmaires hors ligne	78
Figure 4.5	Un exemple de détection de ligne : (a) une image originale d'empreinte palmaire ; (b) les lignes détectées ; et (c) l'image originale d'empreinte palmaire chevauchant les lignes extraites	79
Figure 4.6	L'organigramme général du système d'identification d'empreintes palmaires sans contact	92
Figure 4.7	Illustration de l'extraction du ROI par l'approche proposée	93

CHAPITRE 5

Figure 5.1	Filtres apprentis de taille 9×9.	103
Figure 5.2	Scores de correspondance pour des systèmes biométriques (a) idéaux et (b) réels	7
Figure 5.3	Exemple de distributions théoriques des scores "intra-classes" et "interclasses" pour un système biométrique réel	113
Figure 5.4	La distribution des scores des personnes légitimes, imposteurs, des taux d'erreurs FAR et FRR pour un seuil de score θ donné	113
Figure 5.5	(a) Courbe DET et (b) Courbe ROC	114
Figure 5.6	Exemple des courbes FAR(θ) et FRR(θ), où les points correspondant aux EER, ZeroFRR et ZeroFAR sont illustrés	115
Figure 5.7	Une courbe ROC	116
Figure 5.8	Courbes de base DET issues de quelques algorithmes d'identification du (visage, des empreintes digitales et de l'iris) ;	117

CHAPITRE 6

Figure 6.1	L'architecture du système proposé	123
Figure 6.2	Extraction du ROI d'une image palmaire	125
Figure 6.3	Filtre BSIF à une échelle	126
Figure 6.4	Quelques images d'empreintes palmaire provenant de : (a) les deux sessions de la base de données Poly, (b) les deux sessions de base de données PolyU 2D / 3D, (c) base de données IITD et (d) base de données CASIA.	126
Figure 6.5	Taux d'identification avec différents filtres OS-BSIF utilisant la représentation de l'empreinte palmaire PBSIFD.	137
Figure 6.6	Taux d'identification avec différents filtres OS-BSIF utilisant la représentation de l'empreinte palmaire RPBSIFD	137

- ATM** : ("Automated Teller Machine ")
- BD** : Base des données ("Data Base")
- BLPOC**: ("band-limited phase only correlation")
- BSIF**: ("Binarized Statistical Image Features")
- CCD** : Récepteurs à transferts de charge (" Charge Coupled Device")
- CMC** (" Cumulative Match Characteristics ")
- DET** : Courbes représentant les taux d'erreurs en échelle logarithmique ("Detection Error Trade-off curve")
- DFT** : ("Discrete Fourier Transform")
- DWT** : La transformée en ondelettes discrète ("Discrete Wavelet Transform")
- EER** : Taux d'erreurs égales ("Equal Error Rate")
- EIR**: ("Error Identification Rate ")
- FA** : Taux de Fausses Acceptations ("False Acceptance ")
- FAR** : Taux de Fausses Acceptations ("False Acceptance Rate")
- FKP** : Empreintes des articulations des doigts ("Finger-Knuckle-Print")
- FR** : ("False-Rejection ")
- FRR** : Le taux de Faux Rejets ("False Rejection Rate")
- FT** : ("Fourier Transform")
- GMM** : Modèle multi Gaussien ("Gaussian Mixture Model")
- HOG** : Histogrammes d'orientation de Gradient ("Histogram of Oriented Gradient")
- ICA** : Analyse en composantes indépendantes ("Independent Component Analysis")
- IIT Delhi**: ("Indian Institute of Technology Delhi ")
- IR**: ("Identification Rate ")
- KFDA** : ("Kernel Fisher Discriminant Analysis ")
- KLDA** : Analyse Discriminante Linéaire à noyau ("kernel Linear Discriminate Analysis")
- KPCA**: Analyse en composantes principales à noyau ("Kernel Principal Component Analysis")
- KNN**: K plus proches voisins ("k-Nearest Neighbors")
- KWT**: La transformée en ondelettes discrète ("Kerkre Wavelet Transform")
- LBP** : Motif binaire local ("Local Binary Patterns")
- LDA** : Analyse Discriminante Linéaire ("Linear Discriminate Analysis")
- LGF** : ("Log-Gabor Filter")
- LPQ** : ("Local Phase Quantization ")
- OLDA** : ("Orthogonal Linear Discriminate Analysis ")
- PCA** : Analyse en composantes principales ("Principal Component Analysis")
- PIN** : Numéro d'Identification Personnel ("Personnal Identification Number")
- ROC**: Courbe représentant les taux d'erreur ("Receiver Operating Characteristic").
- ROI**: Région d'intérêt ("Region Of Interest")
- SVM** : Machine à vecteurs de support ("Support Vector Machine")
- WLDA**: ("Whitened Linear Discriminant Analysis ")
- WT** : La transformée en ondelettes ("Wavelet Transform")

Introduction Générale

1. Introduction aux systèmes biométriques

A travers cette brève introduction, nous tentons de présenter une approche systématique pour expliquer de manière unifiée le monde des technologies et d'applications liées au domaine de l'"*authentification biométrique*".

Nous partons d'une définition précise, conçue autant pour limiter la portée de notre prospection. Les "technologies biométriques" sont des méthodes automatisées de vérification ou de reconnaissance de l'identité d'une personne vivante fondées sur une caractéristique physiologique ou comportementale [1, 2]. Nous soulignons dans cette définition deux mots clés : "*automatisé*" et "*personne*". Le mot "automatisé" différencie la biométrie du domaine plus vaste de la science de l'identification humaine. Les techniques d'authentification biométrique sont entièrement automatisées, généralement liées à un ordinateur numérique. Les techniques de laboratoire judiciaire, comme les empreintes digitales latentes, l'analyse de l'ADN, des cheveux et des fibres, ne sont pas considérées comme faisant partie de ce domaine. Bien que les techniques d'identification automatisée puissent être utilisées même sur les animaux, les fruits et légumes [3], les produits manufacturés et les personnes décédées, les sujets de l'authentification biométrique portent sur les êtres humains vivants. C'est pour cette raison, ce champ devrait peut-être être plus précisément appelé "*authentification anthropométrique*".

Le deuxième mot clé est "personne". Des techniques statistiques, en particulier l'utilisation de modèles d'empreintes digitales, ont été utilisées pour différencier ou rapprocher des groupes de personnes [4, 5] ou pour relier probabilistiquement des personnes à des groupes, mais la biométrie ne s'intéresse qu'à la reconnaissance des personnes en tant qu'individus. Toutes les mesures utilisées contiennent à la fois des composantes physiologiques et comportementales, qui peuvent varier considérablement (ou être très semblables) d'une population d'individus à une autre. Aucune technologie ne peut être à 100 % pure, bien que certaines mesures semblent être plus influencées par des caractéristiques comportementales et d'autres par les caractéristiques physiologiques. La composante comportementale de toutes les mesures biométriques introduit également un aspect "*facteurs humains*" ou "*psychologique*" dans l'authentification biométrique.

Dans la pratique, le terme "*authentification biométrique*" est souvent abrégé en "*biométrie*", bien que ce dernier terme ait été historiquement utilisé pour désigner la branche de la biologie qui traite ses données de manière statistique et par analyse quantitative [6].

La "*biométrie*", dans ce contexte, est donc l'utilisation de calculateurs pour reconnaître les gens, malgré toutes les similitudes qui peuvent exister entre les individus ou les variations intra-individuelles. La détermination de la "*véritable*" identité dépasse le cadre de toute technologie biométrique. Au contraire, la technologie biométrique ne peut relier une personne qu'à un modèle biométrique précis et aux données d'identité (nom commun) et attributs personnels (âge, sexe, profession, résidence, nationalité) présentés au moment de l'inscription au système. Les systèmes biométriques n'exigent intrinsèquement aucune donnée d'identité, ce qui permet une reconnaissance anonyme [7].

En fin de compte, la performance d'un système d'authentification biométrique, et son adéquation à une tâche particulière, dépendra de l'interaction des individus avec l'appareil automatisé. C'est cette interaction de la technologie avec la physiologie et la psychologie humaines qui fait de la "*biométrie*" un sujet si fascinant.

2. Un bref aperçu historique

La littérature scientifique sur la mesure quantitative de l'homme pour l'identification pure remonte aux années 1870 et au système de mesure d'Alphonse Bertillon [8-9]. Le système de mesures corporelles de Bertillon, y compris des mesures telles que le diamètre du crâne et la longueur du bras et du pied, ont été utilisés aux États-Unis pour identifier les prisonniers jusqu'à l'année 1920. Henry Faulds, William Herschel et Sir Francis Galton ont proposé l'identification quantitative par les empreintes digitales et les mesures faciales dans les années 1880 [10-11]. Le développement des techniques de traitement des signaux numériques dans les années 60 a immédiatement conduit à travailler sur l'automatisation de l'identification humaine. Les systèmes de reconnaissance vocale [12-17] et de reconnaissance d'empreintes digitales [18] ont été parmi les premiers à être explorés. Le potentiel d'applications de cette technologie au contrôle d'accès de haute sécurité, aux serrures personnelles et aux transactions financières a été reconnu au début des années 60 [19]. L'année 1970 a vu le développement et le déploiement de systèmes relatifs à la géométrie de la main [20], le début des essais à grande échelle [21] et un intérêt croissant pour l'utilisation par les gouvernements de ces technologies d'"Identification Personnelle Automatisée" [22]. Les systèmes de vérification de la rétine [23,

24] et de la signature [25, 26] sont apparus dans les années 80, suivis par les systèmes de reconnaissance faciale [27-33]. Les systèmes de reconnaissance de l'iris [34, 35] ont été développés dans les années 1990.

3. Quelle est la "meilleure" caractéristique biométrique ?

Les empreintes digitales, la voix, l'iris, la rétine, la main, le visage, l'écriture, la frappe et la forme des doigts sont des exemples de caractéristiques physiologiques et comportementales actuellement utilisées pour l'identification automatique. Mais cette liste n'est qu'une liste partielle car d'autres nouvelles mesures (telles que la démarche, la forme des oreilles, la résonance de la tête, la réflectance optique de la peau et l'odeur corporelle) se développent en permanence. En raison de cette vaste gamme de caractéristiques utilisées, les exigences en matière d'imagerie de la technologie varient considérablement. Les systèmes peuvent mesurer un seul signal unidimensionnel (voix) ; plusieurs signaux unidimensionnels simultanés (écriture manuelle) ; une seule image bidimensionnelle (empreinte digitale) ; plusieurs mesures bidimensionnelles (géométrie de la main) ; une série temporelle d'images bidimensionnelles (visage et iris) ; ou une image tridimensionnelle (certains systèmes de reconnaissance faciale).

Quelle est la meilleure caractéristique biométrique ? Le caractère biométrique idéal doit posséder cinq qualités : *robustesse, caractère distinctif, disponibilité, accessibilité et acceptabilité* [36, 37]. Par "*robuste*", nous entendons une caractéristique immuable sur un individu au fil du temps. Par "*distinctif*", nous entendons une grande variation de la caractéristique au sein de la population. Par "*disponible*", on entend que l'ensemble de la population devrait idéalement avoir cette mesure en grande quantité. Par "*accessible*", nous entendons une image facile à réaliser à l'aide de capteurs électroniques. Par "*acceptable*", nous entendons que les gens ne s'opposeraient pas à ce que cette mesure leur soit soustraite.

Des mesures quantitatives de ces cinq qualités ont été développées [38-41]. La robustesse est mesurée par le "taux de faux non-appariement", c'est-à-dire la probabilité qu'un échantillon soumis ne corresponde pas à l'image de l'inscription. La spécificité est mesurée par le "*taux de fausses correspondances*", c'est-à-dire la probabilité qu'un échantillon sous-intégré corresponde à l'image de l'inscription d'un autre utilisateur. La capacité disponible est mesurée par le taux d'"*échec d'inscription*", c'est-à-dire la

probabilité qu'un utilisateur ne soit pas en mesure de fournir une mesure lisible au système au moment de son inscription. L'accessibilité peut être quantifiée par le "*débit*" du système, le nombre d'individus qui peuvent être traités dans une unité de temps, par exemple une minute ou une heure. L'acceptabilité est mesurée en interrogeant les utilisateurs de l'appareil. Les quatre premières qualités sont inversement liées à leurs mesures citées ci-dessus. Un "*taux de faux non-appariement*" plus élevé, par exemple, indiquera un niveau de robustesse plus faible.

Après avoir identifié les qualités et les mesures requises pour chaque qualité, il semblerait qu'il soit facile de faire simplement quelques expériences, pour déterminer les mesures et fixer une valeur de pondération pour l'importance de chacune, déterminant ainsi la "*meilleure*" *caractéristique biométrique*.

Malheureusement, pour toutes les caractéristiques biométriques, toutes les qualités souhaitées dépendent fortement des spécificités de l'application, de la population (à la fois son état physiologique et psychologique) et du système matériel/logiciel utilisé [42-45]. Nous ne pouvons pas prédire les mesures de performance d'une application à partir de tests sur une autre. De plus, les cinq paramètres, qui sont corrélés d'une manière très complexe, peuvent être manipulés dans une certaine mesure par la politique administrative.

Les administrateurs des systèmes pourraient en fin de compte être concernés par : (1) le "*taux de faux rejet*", qui est la probabilité qu'une demande d'identité d'un utilisateur réel soit faussement rejetée, ce qui entraîne des inconvénients ; (2) le "*taux de fausse acceptation*", qui est la probabilité qu'une demande d'identité fausse soit acceptée, ce qui permet la fraude ; (3) "*le taux de débit du système*", qui mesure le nombre d'utilisateurs qui peuvent être traités au cours d'une période donnée ; (4) "*l'acceptation du système par les utilisateurs*", qui peut dépendre fortement de la façon dont le système est "empaqueté" et commercialisé ; et (5) "*les économies totales finales réalisées*" par la mise en œuvre du système [46]. Ces dernières mesures, plus pratiques, dépendent des qualités de base du système de manière très complexe et concurrentielle, et ne sont pas du tout bien comprises, et donc ne peuvent être contrôlées que dans une mesure limitée par des décisions administratives [47, 48]. Prédire les taux de "*fausse acceptation*" et de "*faux rejet*", ainsi que le débit du système, l'accès des utilisateurs et les économies de coûts pour les systèmes opérationnels à partir des données de test, est une tâche particulièrement difficile.

Pour les utilisateurs, les questions sont simples : "Ce système est-il plus facile, plus rapide, plus convivial et plus pratique que les autres ?" Ces questions sont également très spécifiques à l'application, à la technologie et au marketing.

Par conséquent, il est impossible d'affirmer qu'un seul caractère biométrique est "le meilleur" pour toutes les applications, populations, technologies et politiques administratives. Pourtant, certaines caractéristiques biométriques sont clairement plus appropriées que d'autres pour une application particulière. Les administrateurs de systèmes qui souhaitent utiliser l'authentification biométrique doivent énoncer clairement les particularités de leur application.

4. Contexte de la recherche et motivation

Aujourd'hui la technologie de reconnaissance biométrique a pris place de manière intensive dans de nombreuses applications, y compris les appareils mobiles, la surveillance, l'interaction homme-machine, les téléphones mobiles et la sécurité des bâtiments. Toutefois, la conception de tout système d'authentification biométrique doit tenir compte des cinq facteurs importants suscités ainsi que d'autres facteurs connexes qui sont son coût, sa précision, son acceptation par l'utilisateur, ses contraintes environnementales, sa sécurité et sa rapidité de calcul. A ce propos, une précision décroissante peut augmenter la vitesse, une acceptation plus souple par l'utilisateur peut améliorer la précision ou encore une exactitude accrue des données peut améliorer la sécurité.

Pour augmenter l'acceptation par l'utilisateur, plusieurs modalités biométriques sont acquises simultanément ou séparément à partir d'une ou plusieurs acquisitions des traits de la main. Néanmoins, la biométrie de la main présente certaines problématiques pouvant concerner le respect des objectifs mentionnés. En effet, les premiers systèmes biométriques de la main étaient basés sur le contact direct du trait de la main avec le dispositif de capture du système, ce qui a diminué leurs acceptations par les utilisateurs.

C'est la raison pour laquelle les travaux récents se sont concentrés sur les technologies sans contact. D'autant plus que les systèmes d'acquisition sans contact, les rendent plus confortables et plus hygiéniques par l'élimination des obligations de contact. Toutefois, cette liberté de présenter ses mains n'importe comment au système de reconnaissance offre plusieurs possibilités d'action : variabilités telles que les changements d'échelle, les changements d'orientation de la main, la variabilité des positions, les changements d'éclairage, etc. De plus,

le coût du dispositif d'acquisition peut être cher pour la capture d'images à haute résolution, en particulier pour la biométrie des empreintes palmaires. Ainsi, plusieurs fabricants préfèrent des images à basse résolution de la main dans le module d'acquisition. La recherche dans ce domaine est certainement intéressante de par sa multiplicité et la diversité de ces problèmes. De ce fait, la modalité biométrique de la main a attiré beaucoup l'attention des laboratoires de recherche aussi bien que les laboratoires industriels.

Tenant compte de tous ces problèmes et afin d'assurer la conception des systèmes biométriques de la main avec succès, nos objectifs sont axés sur la proposition de solutions qui augmentent la précision et la rapidité du processus de reconnaissance de la personne, ce qui diminue le coût du système biométrique et augmente son acceptation par les utilisateurs.

Par conséquent, notre objectif est de proposer un ou plusieurs systèmes biométriques de la main, qui satisfont la plupart des objectifs mentionnés ci-dessus. Ainsi, deux méthodes unimodales de vérification et/ou d'identification de l'empreinte palmaire et/ou de l'empreinte des articulations des doigts (FKP) ont été explorées. Il convient de noter que la solution proposée est destinée à la gestion des applications en temps réel.

Par ailleurs le second objectif de ce travail est motivé par le désir d'améliorer les performances de reconnaissance. Les modalités biométriques des empreintes palmaires et/ou FKP peuvent être utilisées pour des applications d'identification et d'authentification des personnes. Il convient de noter que l'observation des images des empreintes palmaires et/ou modèles FKP sont souvent affectées par des problèmes tels que des données de capteurs bruyantes et des variations d'éclairage. Par conséquent, la reconnaissance d'une personne spécifique avec un niveau de confiance élevé est une question cruciale. Ainsi, l'un des principaux défis liés à l'amélioration des performances de la reconnaissance des empreintes palmaires et/ou FKP est de concevoir un schéma de codage robuste pour ces modèles. Les études récentes dans le domaine de la reconnaissance biométrique ne cessent de tenter de résoudre ce problème en établissant des modèles qui peuvent être utilisés pour identifier une personne avec une précision élevée.

Finalement, l'objectif ultime de cette thèse est d'étudier et de proposer des approches d'extraction de caractéristiques à partir d'images d'empreintes palmaires et/ou d'empreintes FKP et de contribuer ainsi au développement de nouvelles techniques pour la reconnaissance des personnes grâce à leurs empreintes palmaires et/ou FKP.

5. Organisation du mémoire de thèse

Ce mémoire de thèse est organisé de la manière suivante :

Introduction aux systèmes biométriques : Après une introduction générale sur les systèmes biométriques de manière générale, et un bref aperçu historique sur la biométrie et ses applications, nous avons introduit quelques définitions utiles à la bonne compréhension de notre travail et avons exposé l'objectif et les motivations de cette étude. Nous avons décrit ensuite de manière succincte les différentes modalités biométriques et les critères de leur classification pour en déduire "la meilleure modalité ou caractéristique biométrique" et de mettre en relief la biométrie des empreintes manuelles, sujet de notre intérêt, parmi ces dernières. A noter que la biométrie des empreintes manuelles, est la modalité la plus courante. Nous avons aussi mentionné qu'en dépit d'une certaine maturité des technologies et traitements associés, la biométrie des empreintes manuelles souffre encore de sévères limitations que nous cherchons à réduire voir à éliminer.

Chapitre 1 – Les systèmes biométriques de la main : Ce chapitre présente une vue d'ensemble des différents systèmes biométriques de la main, leurs historiques, leurs caractéristiques et applications, leurs limites et les différents types de systèmes de reconnaissance biométrique. La comparaison des diverses techniques biométriques, leurs dernières tendances, et leurs avenir ont été également exposé.

Chapitre 2 – Méthodes et Technologies de la Biométrie de la main : Nous commençons dans ce chapitre par l'exposé d'une vue d'ensemble de toutes les technologies biométriques de la main.

Ce chapitre comprend une vue d'ensemble de toutes les technologies biométriques de la main. Nous abordons le point de vue médical de la main, c'est-à-dire la physiologie interne et externe de la main, y compris la structure des ongles. Nous poursuivons avec la reconnaissance d'empreintes digitales très connue, suivie par la reconnaissance d'empreintes palmaires, la reconnaissance des veines de la main et du doigt et enfin par la reconnaissance géométrique 2D et 3D de la main.

Chapitre 3 - Reconnaissance des empreintes d'articulations des doigts (FKP)
: Ce chapitre donne un bref aperçu sur la reconnaissance par les empreintes FKP et

met en évidence les informations importantes tirées d'études pertinentes existantes sur la reconnaissance FKP. En ce qui concerne l'extraction et l'appariement des caractéristiques, un certain nombre d'approches de la reconnaissance FKP ont été également décrites à savoir les approches fondées sur les sous-espaces, les codes ainsi que les méthodes de fusion.

Chapitre 4 - Reconnaissance biométrique par l'empreinte palmaire : Dans ce chapitre, les méthodes de reconnaissance des empreintes palmaires sont classées en fonction du type de dispositif d'acquisition des images utilisé et selon leurs techniques de reconnaissance. Les méthodes avec et sans contact sont également décrites et une distinction est faite entre celles basées sur des images bi et tridimensionnelles. Pour chaque catégorie, les techniques utilisées pour chaque étape du processus de reconnaissance sont décrites, y compris celles utilisées dans la segmentation, l'amélioration de l'image, l'extraction des caractéristiques et l'appariement.

Chapitre 5 – Les outils et techniques utilisés : Nous commençons dans ce chapitre par définir le descripteur *BSIF* (*Binarized Statistical Image Features*), son contexte et ses champs d'applications dans la biométrie. Nous présentons ensuite la technique *WLDA* (*Whitened Linear Discriminant Analysis*) de réduction des données biométriques qu'on a utilisée dans cette thèse. Puis nous terminons ce chapitre par la présentation du concept d'évaluation des performances des systèmes d'authentification biométriques

Chapitre 6 – Résultats et discussions : Dans ce chapitre, nous présentons nos deux nouveaux algorithmes qui se basent sur l'utilisation du descripteur BSIF d'une manière différente. Notre approche est plus simple et efficace comparativement aux techniques existantes et sur la distance de l'histogramme en tant que stratégie d'appariement pour réaliser la tâche d'identification. Nos approches ont montré qu'elles sont capables de surmonter les inconvénients des anciennes méthodes et de produire des résultats de reconnaissance plus probants. Mais avant de décrire les différentes expérimentations effectuées pour évaluer la performance de nos méthodes proposées, nous avons commencé d'abord par décrire les différentes bases de données utilisées dans le présent travail. Ensuite, nous avons évalué également de manière expérimentale l'effet des différents paramètres d'ajustement qui ont été introduits dans notre formulation.

Enfin, nous présentons les résultats expérimentaux et nous discutons et analysons plus en détail l'effet des différents paramètres de notre formulation sur la problématique. Par la suite, et pour bien apprécier le bien-fondé des solutions proposées, nous avons comparé nos résultats avec ceux obtenus récemment par d'autres auteurs ayant utilisées d'autres approches.

6. Références Bibliographiques

- [1] B. Miller, Everything you need to know about biometric identification. Personal Identification News 1988 Biometric Industry Directory, Warfel & Miller, Inc., Washington DC, January 1988.
- [2] J. Wayman, A definition of biometrics National Biometric Test Center Col- lected Works 1997–2000, San Jose State University, 2000.
- [3] R. M. Bolle, J. H. Connell, N. Haas, R. Mohan and G. Taubin, Veggie Vision: a produce recognition system. Workshop on Automatic Identification Advanced Technologies, November 1997, pp. 35–38.
- [4] R. Jantz, Anthropological dermatoglyphic research. *Ann. Rev. Anthropol.*, 16, 161–177, 1987.
- [5] R. Jantz, Variation among European populations in summary finger ridge-count variables. *Ann. Human Biol.*, 24(2), 97–108, 1997.
- [6] Webster's New World Dictionary of the American Language, College Edition. World Publishing Co., New York, 1966.
- [7] G. Levin, Real world, most demanding biometric system usage. Proc. Biometrics Consortium, 2001/02, Crystal City, VA, February 14–15, 2002.
- [8] C. Beavan, Fingerprints: The Origins of Crime Detection and the Murder Case that Launched Forensic Science. Hyperion, New York, 2001.
- [9] S. Cole, What counts for identity? the historical origins of the methodology of latent fingerprint identification. *Fingerprint Whorld*, 27, 103, January 2001.
- [10] S. Cole, Suspect Identities: A History of Fingerprinting and Criminal Identification. Harvard University Press, 2001.

- [11] C.Reedman, Biometrics and law enforcement. Available from <http://www.dss.state.ct.us/digital/biometrics%20and%20law%20enforcement.htm> (accessed May 31, 2004).
- [12] <http://www.cimm.jcu.edu.au/hist/stats/bert/index.htm>
- [13] H. Faulds, On the skin furrows of the hand. *Nature*, 22, 605, October 28, 1880. [19] W. Herschel, Skin furrows of the hand. *Nature*, 23, 76, November 25, 1880.
- [14] F. Galton, Personal identification and description. *Nature*, June 21 and 28, 1888, pp. 173–177, 201–202.
- [15] S. Pruzansky, Pattern-matching procedure for automatic talker recognition. *J. Acoust. Soc. Am.*, 35, 354–358, 1963.
- [16] K. P. Li, J. E. Dammann and W. D. Chapman, Experimental studies in speaker verification using an adaptive system. *J. Acoust. Soc. Am.*, 40, 966–978, 1966.
- [17] J. Luck, Automatic speaker verification using cepstral measurements. *J. Acoust. Soc. Am.*, 46, 1026–1031, 1969.
- [18] K. Stevens, C. Williams, J. Carbonell and B. Woods, Speaker authentication and identification: a comparison of spectrographic and auditory presentation of speech material. *J. Acoust. Soc. Am.*, 44, 596–607, 1968.
- [19] B. Atal, Automatic recognition of speakers from their voices. *Proc. IEEE*, 64(4), 460–474, 1976.
- [20] A. Rosenberg, Automatic speaker recognition: a review. *Proc. IEEE*, 64(4), 475–487, 1976.
- [21] M. Trauring, Automatic comparison of finger-ridge patterns. *Nature*, 197, 938–940, 1963.
- [22] M. Trauring, On the automatic comparison of finger-ridge patterns. Hughes Laboratory Research Report No. 190, 1961.
- [23] R. Zunkel, Hand geometry based verifications, in A. Jain, et al. (eds) *Biometrics: Personal Identification in Networked Society*. Kluwer Academic Press, 1999.
- [24] A. Fejfar and J. Myers, The testing of 3 automatic ID verification techniques for entry control. 2nd Int. Conf. on Crime Counter measures, Oxford, 25–29 July, 1977.

- [25] National Bureau of Standards, Guidelines on the evaluation of techniques for automated personal identification. Federal Information Processing Standards Publication 48, April 1, 1977.
- [26] H. D. Crane and J. S. Ostrem, Automatic signature verification using a three- axis force-sensitive pen. *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*, SMC-13(3), 329–337, 1983.
- [27] V. S. Nalwa, Automatic on-line signature verification. *Proc. IEEE*, 85(2), 215–239, 1997.
- [28] J. R. Samples and R. V. Hill, Use of infrared fundus reflection for an identification device. *Am. J. Ophthalmol.*, 98(5), 636–640, 1984.
- [29] R. H. Hill, Retina identification, in A. Jain, et al. (eds) *Biometrics: Personal Identification in Networked Society*. Kluwer Academic Press, 1999.
- [30] L. D. Harmon, M. K. Khan, R. Lasch and P. F. Ramig, Machine recognition of human faces. *Pattern Recognition*, 31(2), 97–110, 1981.
- [31] A. Samal and P. Iyengar, Automatic recognition and analysis of human faces and facial expressions: a survey. *Pattern Recognition*, 25, 65–77, 1992.
- [32] R. Chellappa, C. L. Wilson and S. Sirohey, Human and machine recognition of faces: a survey. *Proc. IEEE*, 83(5), 705–740, 1995.
- [33] L. Sirovich and M. Kirby, Low-dimensional procedure for the characterization of human faces. *J. Optical Soc. Am.*, 4, 519–524, 1987.
- [34] M. Turk and A. Pentland, Eigenfaces for recognition. *J. Cognitive Neuroscience*, 3(1), 71–86, 1991.
- [35] J. Zhang, Y. Yan and M. Lades, Face recognition: eigenface, elastic matching and neural nets. *Proc. IEEE*, 85(9), 1423–1436, 1997.
- [36] J. D. Daugman, High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 15(11), 1148–1161, 1993.
- [37] R. P. Wildes, Iris recognition: an emerging biometric technology, *Proc. IEEE*, 85(9), 1348–1364, 1997.

- [38] A. Jain, R. Bolle and S. Pankati, Introduction to biometrics, in A. Jain, *et al.* (eds) *Biometrics: Personal Identification in Networked Society*. Kluwer Academic Press, 1999.
- [39] J. Wayman, Fundamentals of biometric authentication technologies. *Int. J. Imaging and Graphics*, 1(1), 2001.
- [40] J. L. Wayman, Technical testing and evaluation of biometric identification devices, in A. Jain, *et al.* (eds) *Biometrics: Personal Identification in Net-worked Society*. Kluwer Academic Press, 1999.
- [41] D. E. Raphael and J. R. Young, *Automated Personal Identification*. SRI International, 1974.
- [42] W. Haberman and A. Fejfar, Automatic identification of personnel through speaker and signature verification – system description and testing. *Proc. 1976 Carnahan Conference on Crime Countermeasures*, Lexington, KY, May 1976, pp. 23–30.
- [43] R. L. Maxwell, General comparison of six different personnel identity verifiers. *Sandia National Laboratories, Organization 5252 Report*, June 20, 1984.
- [44] A. J. Mansfield and J. L. Wayman, *Best Practices in Testing and Reporting Biometric Device Performance*, version 2.0. U.K. Biometrics Working Group. Available on line at: <http://www.cesg.gov.uk/site/ast/biometrics/media/BiometricTestReportpt1.pdf>.
- [45] J. P. Phillips, A. Martin, C. Wilson and M. Przybocki, An introduction to evaluating biometric systems. *IEEE Computer*, February 2000, p. 56–63.
- [46] D. Maio, D. Maltoni, J. Wayman and A. Jain, FVC2000: Fingerprint verification competition 2000, *Proc. 15th International Conference on Pattern Recognition*, Barcelona, September 2000. Available online at : <http://www.csr.unibo.it/research/biolab/>.
- [47] A. Mansfield, G. Kelly, D. Chandler and J. Kane, *Biometric Product Testing Final Report*. National Physical Laboratory, London, March 19, 2001. Available online at : [http://www.cesg.gov.uk/site/ast/biometrics/media/ BestPractice.pdf](http://www.cesg.gov.uk/site/ast/biometrics/media/BestPractice.pdf).
- [48] D. Blackburn, M. Bone, P. Grother and J. Phillips, *Facial Recognition Vendor Test 2000: Evaluation Report*, January 2001. Available online at : <http://www.dodcounterdrug.com/facialrecognition/FRVT2000/documents.htm>.

Chapitre 1

Les systèmes biométriques de la main

La biométrie prend une importance significative dans le monde moderne et s'intéresse à l'analyse des données biométriques. Elle est définie comme étant la technologie d'analyse d'une personne physique sur la base de ses traits physiologiques, comportementaux ou morphologiques tels que les empreintes palmaires, les empreintes FKP, les empreintes digitales, le visage, l'iris, la rétine, la voix et la signature, etc. Il est donc possible d'établir son identité à l'aide de techniques biométriques. Aujourd'hui, la biométrie a été déployée avec succès dans divers domaines comme la médecine légale, la sécurité, les systèmes d'identification et d'autorisation. Au cours des trois dernières décennies, de nombreux travaux de recherche ont été réalisés pour la réalisation de systèmes biométriques basés sur la biométrie de la main, la voix, l'iris, le visage, etc. Pour donner un aperçu complet, ce chapitre présente une vue d'ensemble des différentes modalités biométriques, de leurs applications, de leurs limites et des différents types de systèmes de reconnaissance biométrique [1].

1.1. Introduction

La biométrie est une étude méthodologique de mesure et d'analyse de données biométriques à des fins d'authentification ou d'identification. La biométrie fait référence à certaines caractéristiques physiologiques ou comportementales qui sont associées de façon unique à une personne. En fait, la technologie biométrique est une technologie qui existait déjà à l'époque de l'Égypte ancienne. La biométrie peut être définie comme étant l'étude de la mesure et de l'analyse des traits physiques ou comportementaux uniques, qui sont utilisés dans le but de reconnaître une personne. Le mot " biométrie " vient des mots grecs " *bios* " (vie) et " *metrikos* " (mesure), qui peut littéralement se traduire par " *mesure du vivant* ". Les caractéristiques physiques comprennent les empreintes digitales du visage, l'ADN, l'oreille, l'iris, la rétine et la géométrie de la main et elles sont associées à la forme ou aux mesures du corps humain. Les caractéristiques comportementales comprennent : la signature, la voix et la démarche et elles sont associées au comportement ou aux mesures dynamiques d'un individu [2-4]. Chaque trait biométrique a ses propres mérites et ses propres limites. Selon les exigences de l'application, un trait biométrique approprié doit être utilisé pour une application

d'authentification donnée. La figure 1.1 montre les différents techniques biométriques existantes.

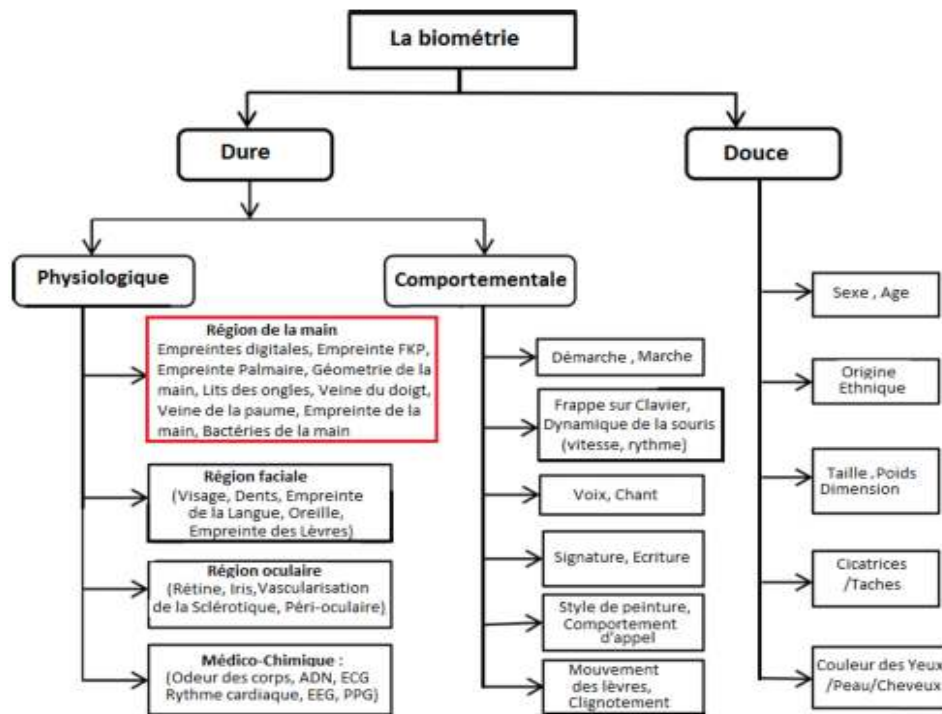


Figure 1.1 : Les différents techniques biométriques

Les applications technologiques émergentes utilisent les caractéristiques physiques pour reconnaître les humains. De nos jours, la variété des applications dépend de la finalité de la vérification ou de l'identification pour confirmer l'identité d'un individu. Les mots de passe, les **NIP** : Numéro d'Identification Personne (PIN en anglais). Le **NIP** est un code confidentiel composé exclusivement de chiffres permettant d'authentifier le porteur d'une carte à puce (carte de paiement, de retrait ou carte SIM) et les cartes d'identité traditionnelles ont été utilisés pour l'identification personnelle [2-3] pour sécuriser les systèmes et restreindre l'accès d'un endroit ou d'un document à quelques personnes précises. Malheureusement ces systèmes peuvent facilement être violés. Les mots de passe ne peuvent pas être mémorisés et l'identité peut être piratée. Alors que la biométrie ne peut être ni volée, ni oubliée, ni empruntée ou falsifiée. Signalons que les caractéristiques biométriques peuvent également être utilisées avec une sécurité supplémentaire [6]. Les systèmes biométriques présentent divers avantages par rapport aux systèmes d'authentification traditionnels. La technique d'authentification est basée sur la Connaissance, la Possession et la Propriété et son but est de protéger un système contre toute utilisation non autorisée. Pour assurer la protection de certaines informations, seuls les

utilisateurs authentifiés sont ainsi autorisés à accéder à ces informations. En outre, il est nécessaire que la personne reconnue soit présente au moment de l'authentification [7]. La technique d'authentification conventionnelle dépend de quelque chose que vous avez et de quelque chose que vous savez alors que l'authentification biométrique dépend de ce que vous êtes. Le processus d'authentification basé sur la biométrie est donc le système le plus sûr.

La biométrie offre une bien meilleure sécurité et convient mieux aux réalités de la vie que les approches traditionnelles de reconnaissance humaine. Dans certaines applications, la biométrie peut compléter ou remplacer la technologie en usage. La présente section a pour but de fournir une vue d'ensemble ainsi que les différences entre les diverses techniques biométriques existantes et les nouvelles applications de la biométrie.

1.2. La biométrie - bref historique

L'étude de la mesure humaine, appelée biométrie, a une longue histoire qui remonte à la préhistoire. La biométrie est une idée ancienne et les techniques de reconnaissance des personnes avec leurs caractéristiques physiques ou comportementales existent depuis des siècles. La reconnaissance faciale est un exemple de biométrie ancienne et fondamentale puisque les visages ont été utilisés pour distinguer les personnes connues des personnes inconnues depuis le début de la civilisation. Le tableau 1.1 présente quelques-uns des moments historiques les plus pertinents du développement de la biométrie.

Selon un certain nombre de rapports de recherche récents, le domaine de la sécurité biométrique est en hausse. De nombreux mobinautes se plaisent à utiliser l'identification par empreintes digitales pour déverrouiller leurs mobiles, car elle est simple et unique pour chaque personne. En 2020, il y aura certainement une forte demande pour les Smartphones, les tablettes et les appareils mobiles portables permettant d'ajouter la reconnaissance biométrique.

1.3. Caractéristiques des modalités biométriques

Chaque biométrie a ses propres mérites et démérites. Il est très difficile de faire une comparaison directe. Pour cela, des facteurs importants tels que l'universalité, le caractère unique (caractère distinctif), la permanence, la collectabilité, la performance, l'acceptabilité et la résistance au contournement [6, 8-9] ont été identifiés par les chercheurs et sont définis comme les exigences caractéristiques essentielles de tout caractère biométrique figurant dans le tableau. Ces caractéristiques sont parfois appelées les sept piliers de la biométrie [3].

Le tableau 1.2 donne un aperçu de ces caractéristiques utilisées dans les différentes techniques biométriques.

Tableau 1.1 : Historique de la biométrie

1858	Sir William Herschel, de la fonction publique indienne, a mis au point le premier système normalisé d'images de la main.	1892	Un système de classification des empreintes digitales utilisant des points caractéristiques, développé par Sir Francis Galton pour identifier les individus et toujours utilisé aujourd'hui.
1870	Le "bertillonnage" ou anthropométrie développée par Alphonse Bertillon pour identifier les individus à partir de mesures corporelles, de descriptions physiques et de photographies.	1894	L'utilisation des empreintes digitales pour l'identification publiée par "Pudd'nhead Wilson".
2009	La Hongrie délivre des passeports biométriques.	2013	Apple Inc. a conçu et lancé la fonction d'empreintes digitales appelée Touch ID, disponible dans toutes les versions de iPhones et iPads.
2009	Hitachi développe un scanner de veines pour les doigts.	2014	Le stade hongrois dispose d'un scanner de veines.
2010	L'agence de sécurité nationale américain utilise la biométrie pour l'identification des terroristes.	2016	Windows Hello est disponible. C'est une façon plus personnelle de se connecter aux appareils Windows 10 d'un simple regard (visage) ou d'un toucher (empreinte digitale) qui est de qualité professionnelle sécurité sans avoir à taper un mot de passe.
2011	L'identification biométrique utilisée pour identifier le corps de Oussama Ben Laden utilisant l'ADN avec la technologie faciale.	2016	Biométrie portable - Des chercheurs israéliens ont développé un moyen pour authentifier l'écriture manuscrite, les signatures avec technologie portable comme les montres intelligentes et les appareils de suivi de la condition physique.
2011	L'Inde déploie un système de reconnaissance de masse de l'iris.	2017	Jaguar, Land Rover dépose un brevet pour un système biométrique pour permettre aux propriétaires de voitures d'ouvrir la porte sur la base d'une combinaison de reconnaissance faciale et de la démarche, et d'autres constructeurs automobiles testant différents modèles où des capteurs sont intégrés dans les poignées de porte, les porte-clés, les écrans tactiles et les volants.

Tableau 1.2 : Caractéristiques de la biométrie

Universalité	Chaque individu possède une caractéristique biométrique.
Unicité	Chaque personne possède une caractéristique, distinctive des autres
Permanence	Le trait biométrique est constant pendant une certaine période de temps
Recouvrement	Facilité de saisie, de mesure et de traitement des données
Performances	Sécurité, rapidité, précision et robustesse.
Acceptabilité	Acceptée par la population des utilisateurs sans aucune objection
Contournement	Facilité d'utilisation d'un substitut, c'est-à-dire acte de falsification

1.4. Système biométrique - générique

Le schéma de la figure 1.2 résume de manière synthétique les principales opérations d'un système biométrique. : l'acquisition d'images, le prétraitement, l'extraction de caractéristiques et la classification. L'information biométrique pertinente, selon la modalité considérée pour identifier l'individu, est captée grâce à un capteur/un dispositif de balayage, tels que les scanners à base de CCD, les scanners numériques, les caméras vidéo, etc. l'efficacité d'un système biométrique dépend de la fiabilité du capteur utilisé et des caractéristiques extraites du signal détecté [21]. Cette étape est suivie d'une étape de prétraitement de l'image qui vise à améliorer la qualité visuelle de l'image et à éliminer les variations causées par la rotation et la translation de l'image originale. L'image capturée contient des informations significatives et discriminantes qui peuvent être utilisées pour reconnaître les personnes. Un ensemble de descripteurs est ensuite extrait de l'information brute enregistrée. Des étapes de prétraitements et de post-traitements sont souvent appliquées avant et après l'extraction des descripteurs. Les prétraitements ont comme objectif d'améliorer la qualité de l'information biométrique initiale (amélioration de la qualité des images, par exemple), et les post-traitements ont souvent comme objectif de supprimer toute information non pertinente, telle que des faux descripteurs extraits de l'information brute (agissant comme du bruit). L'ensemble des descripteurs forme alors le gabarit biométrique, qui peut être stocké ou bien directement exploité lors de l'étape d'authentification (identification ou vérification). L'information biométrique est comparée à une autre information lors de l'étape du matching, et une décision est finalement prise sur l'identité de l'individu en fonction du score retourné.

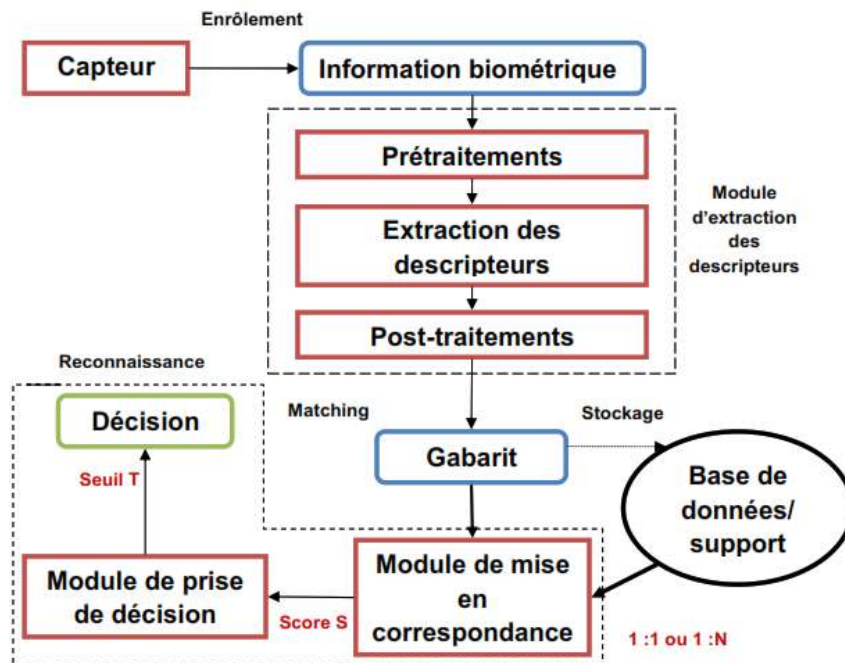


Figure 1.2 : Système biométrique générique

Un système biométrique peut être soit un système d'identification, soit un système de vérification ou d'authentification. La vérification se réfère à un processus individuel. Connue également sous le nom d'authentification, elle est utilisée pour vérifier une identité revendiquée par un utilisateur. La sortie est binaire, elle peut être soit acceptée soit rejetée, en fonction de la procédure d'appariement. L'identification se réfère à un processus à balayage unique. Autrement dit, elle est utilisée pour comparer avec chaque modèle biométrique, enregistré dans la base de données, afin de rechercher l'identité du modèle de similarité le plus proche. Cela sert à déterminer l'identité d'une personne.

Signalons que la différence entre le processus de vérification et celui d'identification est significative. En effet, l'identification est le mécanisme de comparaison des données biométriques relatives à un individu avec toutes les autres données biométriques déjà disponibles dans la base de données : il s'agit donc de trouver une correspondance parmi un ensemble de données $[1 : N]$. La vérification est, par contre, le processus de validation de l'identité des données biométriques correspondante à une personne par la comparaison des données biométriques extraites de cette personne avec les données biométriques stockées dans le système : il s'agit là d'une correspondance un à un $[1 : 1]$.

L'inscription et l'authentification sont les deux modes opérationnels du processus de reconnaissance biométrique. L'inscription est le processus d'extraction et de stockage des

caractéristiques uniques de l'individu. Le processus d'authentification consiste à faire correspondre les caractéristiques extraites avec le modèle stocké dans la base de données. La figure 1.2 illustre le processus générique de ces étapes.

1.5. Avantages de la technologie biométrique

Le tableau 1.3 résume les avantages et les inconvénients de la biométrie.

Tableau 1.3 : Avantages et Inconvénients de la biométrie

Avantages	Inconvénients
Sécurité améliorée	L'environnement et l'utilisation peuvent affecter les mesures.
Amélioration de l'expérience client	Les systèmes ne sont pas précis à 100 %.
Ne peut pas être oublié ou perdu	Exiger l'intégration et/ou matériel supplémentaire.
Réduction des coûts opérationnels	Ne peut pas être réinitialisé une fois compromis.

Le tableau 1.4 énumère les avantages de la biométrie.

Tableau 1.4 : Avantages de la technologie biométrique

Coopération non requise	N'exige aucune coopération de l'utilisateur pour la reconnaissance.
Garantit la localisation physique	Assure la présence du sujet au moment de l'authentification.
Haut débit	Haut débit même en cas de fausse identification ou toute forme de fraude.
Inoubliable	Ne peut être perdu ou volé.
Inséparable	Ne peut être partagé avec personne.
Réduction des coûts	Une bonne mise en œuvre peut permettre de réduire les coûts.
Conformité	Contrôle d'accès amélioré par l'authentification en raison des caractéristiques physiques et comportementales de l'utilisateur.
Identification d'urgence	Une identification très soignée et rapide peut être effectuée grâce aux traits biométriques enregistrés dans le système biométrique.
Pas de vol d'identité	L'utilisation de l'authentification biométrique réduit le vol d'identité.

1.6. Applications de la biométrie

La technologie biométrique est utilisée pour diverses applications et peuvent être divisées en trois grands groupes : les applications commerciales, les applications gouvernementales et les applications médico-légales. La biométrie est déployée dans de nombreux domaines comme le montre le tableau 1.5 ci-dessous.

Tableau 1.5 : Applications de la biométrie

Les applications commerciales	Contrôle d'accès (accès logique et accès physique).
	Gestion du temps et des présences.
	Services financiers et bancaires.
Applications du Gouvernement	Contrôle des frontières / Aéroports.
	Contrôles de sécurité et d'immigration.
	Systèmes de communication.
	Soins de santé et services sociaux.
Applications médico-légales	Justice / Application de la loi.
	Surveillance.

1.7. Techniques biométriques

La biométrie est un outil puissant, distinctif, quantifiable, qui permet de déterminer l'identité d'un individu. Tout trait biométrique peut être facilement converti. Il est unique et moins susceptible de changer au fil du temps. A titre d'exemple, la voix est un trait biométrique qui varie d'une personne à une autre. De même, l'iris ne change jamais au cours de la vie d'une personne. Les systèmes biométriques sont basés sur des systèmes de reconnaissance de formes [3]. La biométrie cognitive est une technologie récente qui dépend de la réponse du cerveau à un stimulus particulier et c'est une authentification ou une identification de l'utilisateur par capture des bio-signaux. Les différentes techniques de biométrie sont discutées dans ce paragraphe. Les avantages et inconvénients associés à chaque technique sont énumérés dans le tableau 1.6 avec leurs applications. La technique appropriée peut être choisie en fonction des exigences de l'application.

Tableau 1.6 : Avantages, Inconvénients, et Applications

Modalités	Avantages	Inconvénients	Applications
Empreintes digitales	• La technologie la plus contemporaine. • Relativement peu coûteuse. • Plus sûre et hautement fiable. • La taille du modèle est petite : la correspondance est donc rapide. • Consomme moins d'espace mémoire. • Technologie la plus utilisée. • Haute précision. • Possibilité d'inscrire plusieurs doigts. • Un large éventail d'environnements de déploiement. • Ne sont pas intrusifs et ne changent pas au cours du temps.	• Les coupures, les cicatrices ou l'absence de doigt peuvent constituer un obstacle au processus de reconnaissance. • Il est facile de se faire tromper par un faux doigt en cire. • A un contact physique avec le système. • Nécessite une grande quantité de ressources informatiques. • Usé ou susceptible d'être abîmé au fil du temps. • Exposé au bruit et à la distorsion dus à la saleté et aux torsions. • Certaines personnes ont dégradé ou détruit des empreintes digitales.	• Authentification du permis de conduire. • Contrôle aux frontières/ Délivrance de visas. • Contrôle d'accès dans les organisations. • Expertise médico-légale des services répressifs.
Géométrie de la main	• Convivialité et durabilité. • Le résultat n'est pas affecté par l'humidité de la peau ou les changements de texture. • Elle est facile à utiliser et la taille du modèle est réduite. • Non intrusive. • Peut fonctionner dans des environnements difficiles et rugueux. • Technologie éprouvée et fiable. • Faible taux de non-enregistrement (ETP).	• Non unique et non précise. • Elle n'est efficace que pour les adultes. • Elle n'est pas encore développée et les résultats ne sont pas précis. • Le FAR (taux de fausses acceptations) et le FRR (taux de faux rejets) sont relativement élevés. • Le port d'un bijou peut constituer un obstacle lors du balayage. • Assez coûteuse. • Les blessures aux mains peuvent empêcher le bon fonctionnement du système	• Centrales nucléaires • Contrôle d'accès militaire

Empreintes palmaires	• Il est possible de capturer des caractéristiques plus distinctives que les empreintes digitales. • Plus adaptées aux systèmes d'identification que les empreintes digitales. • Plus fiables et de nature permanente. • Bonne reconnaissance avec des caméras et des scanners à basse résolution.	• Les scanners sont plus volumineux et plus chers. • Problème de reconnaissance pour les images de faible qualité. • Variations de l'éclairage et distorsions dans un environnement non contrôlé.	• Identification personnelle • Diagnostic médical • Identification des liens de parenté • Sélection des athlètes
Veine de la main	• Sans contact et hygiénique. • Non-invasive. • Très précise. • Difficile à contrefaire. • Non intrusive. • Distinctive et unique	• Peu familière • Relativement coûteuse • La qualité de l'image est affectée par de nombreux facteurs tels que le corps, la température et la chaleur	• Système d'identification des conducteurs. • Système de sécurité des portes. • Authentification des accès. • Services financiers et bancaires. • Contrôle d'accès physique et pointage. • Voyages et transports. • Hôpitaux, écoles, chantiers de construction

1.7.1. Biométrie de l’empreinte digitale

La reconnaissance de l’empreinte digitale est l'approche d'authentification biométrique la plus ancienne et la plus connue. Il s'agit d'une version numérisée et automatisée de l'ancien système encre et papier utilisé par les forces de l'ordre pour l'identification des personnes. Elle repose sur la reconnaissance de l'empreinte digitale de l'individu, après analyse de ses caractéristiques. Les empreintes digitales sont identifiables et immobiles pour chaque individu et leurs propriétés de base ne changent jamais avec le temps. Même les empreintes digitales des vrais jumeaux sont distinctes. De plus, les empreintes digitales relevées sur deux doigts d'une même personne sont différentes. Une empreinte digitale est constituée de crêtes et de sillons, figure **1.3a**. Les motifs des crêtes, des sillons et des points caractéristiques du doigt sont utilisés pour déterminer le caractère unique d'une empreinte digitale. Les boucles, les verticilles et les arcs **1.3b** sont les trois catégories de base des motifs de crêtes [11-13]. La comparaison des motifs des crêtes, des sillons et des points caractéristiques intervient dans la biométrie des empreintes digitales. Les deux principes fondamentaux de l'immutabilité (les motifs de crêtes ne changent jamais au cours de la vie) et de l'unicité (des motifs de crêtes distincts sur différents doigts d'une même personne) sont utilisés pour identifier l'empreinte digitale d'une personne. La biométrie dactyloscopique a ses propres forces et limites qui sont énumérées dans le tableau **1.7**. Les techniques de comparaison des empreintes digitales sont classées en trois catégories :

- i. Approche basée sur les minuties : C'est l'identification des points caractéristiques ainsi que leurs positions relatives sur le doigt.
- ii. Approche fondée sur la corrélation : Elle est basée sur une abondance d'informations sur l'échelle de niveau de gris. Elle peut fonctionner avec des données de mauvaise qualité.
- iii. Correspondance basée sur le rapport motif / image : Elle compare les modèles d'empreintes digitales de base saisies sur la personne cible et les gabarits d'empreintes digitales préenregistrées.

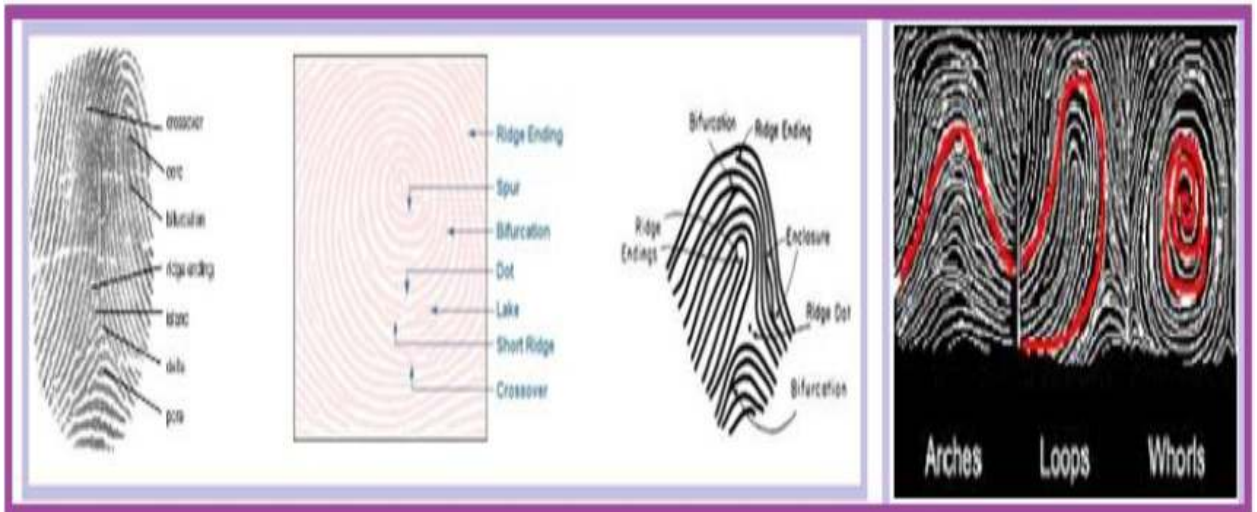


Figure 1.3 a : Empreinte digitale Empreinte avec ses parties et ses arcs, boucles et spirales

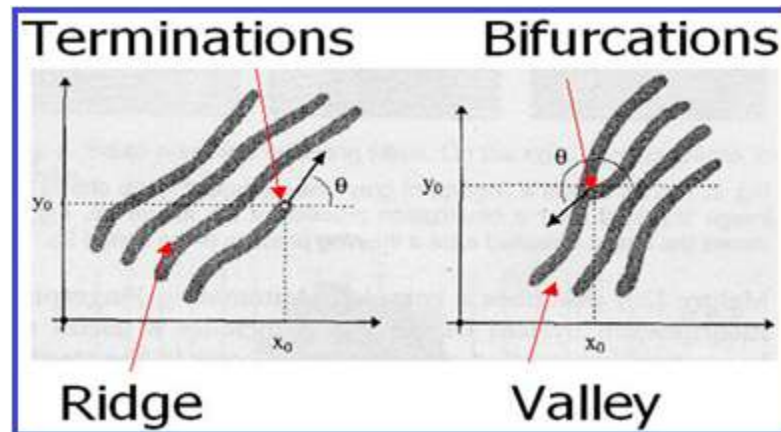


Figure 1.3 b : Empreinte digitale Empreinte avec ses parties et ses arcs, boucles et spirales

Tableau 1.7 : Catégories de Minutie

Catégories de Minuties	Description
Fin de la crête	Fin abrupte d'une crête.
Bifurcation	Division d'une crête unique en deux crêtes.
Lac ou fermeture	Une crête unique bifurque et se rejoint rapidement et continue en une seule crête.
Crête courte, île ou crête indépendante	Une crête commence et se termine après avoir parcouru une courte distance.
Point	Une crête indépendante ayant la même longueur et la même largeur.
Embranchement	Une courte crête avec bifurcation se prolongeant en une longue crête.
Croisement ou pont	Une crête de liaison entre deux crêtes parallèles.

1.7.2. Biométrie de la géométrie de la main

Dans le domaine de la biométrie, les chercheurs ont découvert que la main humaine, en particulier la paume humaine, possède certaines caractéristiques qui peuvent être utilisées pour l'authentification personnelle. Ces caractéristiques comprennent la densité de la paume de la main, la largeur et la longueur des doigts, etc. Ces mesures ne sont pas uniques. La forme de la main se stabilise tard dans la vie. Les caractéristiques seules de la main ne sont pas suffisantes pour l'authentification. Cependant, elles sont précises à des fins d'identification lorsque les mesures des doigts et de la main sont combinées avec diverses autres caractéristiques individuelles. La forme de la main peut être modifiée en raison d'une maladie, de l'âge ou d'un changement de poids. Elle est également sensible au défilement du temps. Le fait est que chaque individu a une forme de main différente qui ne risque pas de changer rapidement avec le temps.

La biométrie de la géométrie de la main est une empreinte plus ancienne que celle de la paume de la main. Elle a été établie depuis le début des années 70. Il s'agit d'une technologie largement acceptée et qui suit des techniques de traitement simples. La géométrie de la main constitue une base pour la recherche et le développement de nouvelles techniques d'acquisition, de prétraitement et de vérification. La figure 1.4 ci-dessous montre les différentes mesures de la géométrie de la main.

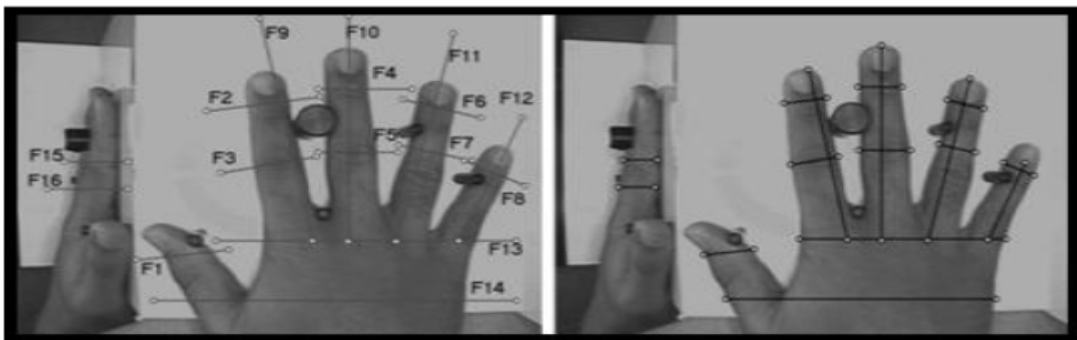


Figure 1.4 : Géométrie de la main

Avec et sans Contact, ce sont là les deux types de système de géométrie des mains. Dans l'approche par contact, la main du demandeur est placée et positionnée sur la surface d'un scanner à l'aide de cinq goupilles afin d'établir une position correcte de la main par rapport à la caméra. Dans l'approche sans Contact, l'image de la main est acquise directement. Les scanners optiques sont de deux types. L'image bitmap, en noir et blanc de la forme de la main, est créée dans la première catégorie à l'aide d'une caméra noir et blanc avec de la lumière. L'image bitmap se compose uniquement des caractéristiques 2D de la main : Elle est traitée par un logiciel

informatique. La seconde catégorie utilise deux capteurs pour la mesure de la forme de la main, à la fois verticalement et horizontalement. Elle utilise toutes les caractéristiques 3D de la main. Seul le signal vidéo de la forme de la main est produit par certains scanners. Le traitement numérisé de ces signaux d'image se fait dans des ordinateurs pour obtenir l'image souhaitée de la main [14 -15].

Une caméra optique peut également être utilisée pour acquérir deux images orthogonales 2D de la paume et des côtés de la main. Typiquement, la géométrie de la main recueille jusqu'à 90 mesures dimensionnelles, qui comprennent la hauteur, la longueur et la largeur du doigt, la distance entre les articulations et les formes de la jointure. Ces systèmes de géométrie de la main sont basés uniquement sur la géométrie de la main et non sur les empreintes digitales. Même les mains sales peuvent être lues par le lecteur. Après lecture, le gabarit de la main est développé avec ses caractéristiques géométriques et il est stocké pour des comparaisons ultérieures. L'utilisateur place sa main sur le scanner qui prend généralement une image 3D de la main : la forme et la longueur des doigts et des poignets sont mesurés. L'appareil compare ces caractéristiques avec les modèles déjà stockés dans la base de données. Ce processus ne prend que quelques secondes. Aujourd'hui, dans les bureaux, les usines et autres environnements d'entreprise, les scanners manuels sont bien acceptés.

1.7.3. Empreinte palmaire

La région de la paume de la main peut être définie comme une empreinte palmaire. La paume de la main se compose des motifs de lignes tels que les lignes principales, les rides et les crêtes. La ligne de cœur, la ligne de vie et la ligne de tête sont connues sous le nom de lignes principales. Ces lignes sont distinctes et uniques pour chaque individu et il s'agit d'une biométrie physiologique [16]. La paume et les doigts sont étroitement liés et le motif est formé par la partie surélevée de la peau, appelée crêtes. Il s'agit d'une empreinte de paume si elle provient de la paume de la main et d'empreintes digitales si elle provient du bout du doigt. La figure 1.5 montre l'empreinte palmaire.

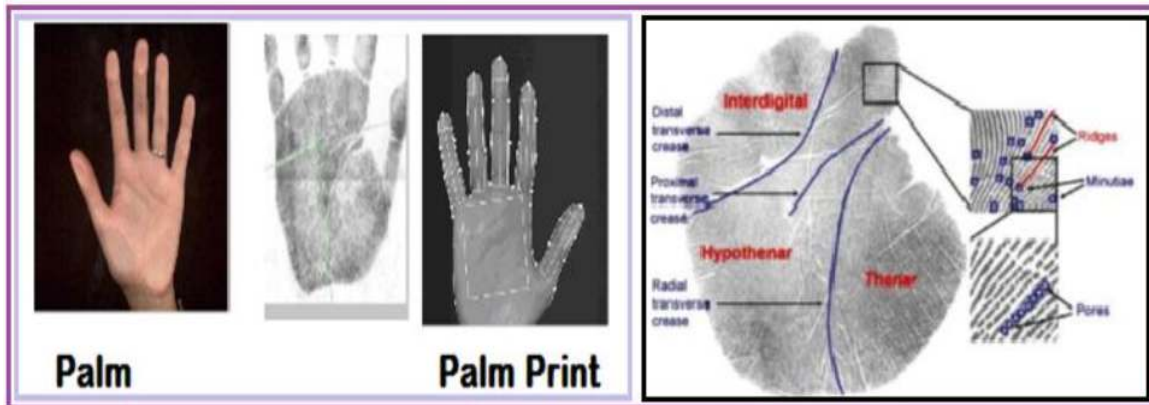


Figure 1.5 : Biométrie de l'empreinte palmaire

En 1858, Sir William Herschel enregistra les empreintes de la main des employés de la Fonction Publique indienne pour les faire correspondre, le jour de la paie aux nombre de jours travaillés. Les scanners d'empreintes palmaires sont plus coûteux puisqu'il est nécessaire d'acquérir une plus grande portion de la paume. Au moment de la numérisation, les personnes doivent soit déposer leurs mains sur un écran, avec ou sans contact. La procédure d'authentification de l'empreinte palmaire est très similaire à celle de l'empreinte digitale, c'est-à-dire qu'elle dépend de l'empreinte des crêtes de friction.

En général, les motifs des crêtes comme l'écoulement des crêtes, les caractéristiques des crêtes et les détails des crêtes individuelles sont étudiés dans une empreinte palmaire. La correspondance des caractéristiques de l'empreinte palmaire est basée sur les points caractéristiques, les points de correspondance des crêtes et les points de corrélation. Pour sauvegarder le modèle d'empreinte palmaire un grand espace mémoire est nécessaire.

La technologie la plus récente, appelée reconnaissance des veines de la paume de la main, utilise l'éclairage proche infrarouge sur la paume de la main d'un individu pour faire apparaître les modèles vasculaires uniques. L'empreinte palmaire est unique d'un individu à un autre et reste inchangée.

Les modèles de l'empreinte palmaire sont utilisés dans la prédiction des pathologies médicales (les troubles génétiques et les syndromes de la dépression) et dans la voyance (la lecture du passé et la prédiction du futur).

1.7.4. Veines de la main

Le système de reconnaissance veineuse est l'une des technologies biométriques les plus récentes. Ces systèmes se concentrent principalement sur les veines dans les mains de

l'utilisateur, c'est ce qu'on appelle aussi la biométrie vasculaire. Les systèmes de reconnaissance veineuse attirent l'attention des chercheurs car ils ont une variété de fonctions que les autres technologies biométriques n'ont pas. Le niveau de sécurité est élevé. Les veines sont des vaisseaux sanguins qui transportent le sang jusqu'au cœur. Ces modèles de veines sont uniques pour chaque individu. De plus, les motifs veineux sont uniques et ce même pour les jumeaux. En outre, les motifs de la main gauche et de la main droite d'un même individu sont distincts. La précision des systèmes de reconnaissance veineuse est très impressionnante. Les veines sont très stables, robustes et développées avant la naissance. Les veines de la main sont représentées sur la figure 1.6.



Figure 1.6 : Biométrie vasculaire de la main

Chaque doigt de l'être humain est directement relié à son cerveau. Les modèles de veines de la main en sont encore au stade du développement et de la recherche. Le système est développé par le Groupe British Technology. Le contrôle veineux est l'instrument avec un gabarit de taille 50 octets [2-3, 17]. Les caméras à haute résolution, utilisant la lumière infrarouge ou proche de l'infrarouge, sont utilisées pour acquérir les formes des veines. Ces motifs sont ensuite compressés et numérisés.

La technique de d'appariement des motifs est utilisée pour faire correspondre ces derniers. Elle n'est pas intrusive. De plus, ces systèmes fonctionnent même si les mains ne sont pas propres. Le système biométrique des veines souffre de certains inconvénients comme le caractère invasif. Son prix n'est pas abordable pour tous les organismes. Il est encore à l'essai et sa fiabilité reste encore à prouver.

1.7.5. Lit d'angle

Une des technologies émergentes est la reconnaissance des ongles et l'étude de cette technique est en cours de développement. Le lit d'ongle est l'une des méthodes essentielles de

reconnaissance des ongles. Il s'agit d'un épiderme parallèle situé directement sous l'ongle et qui se prolonge au-dessus du lit de l'ongle pendant la croissance. Il apparaît sur la surface externe de l'ongle sous forme de crêtes [39]. Cette technologie est développée par FnBiometrics, qui utilise une puce RFID. Selon l'individu, la puce est capable de détecter la capacité électrique de l'ongle et de la chair en dessous d'elle. La figure 1.7 suivante représente le lit de l'ongle.

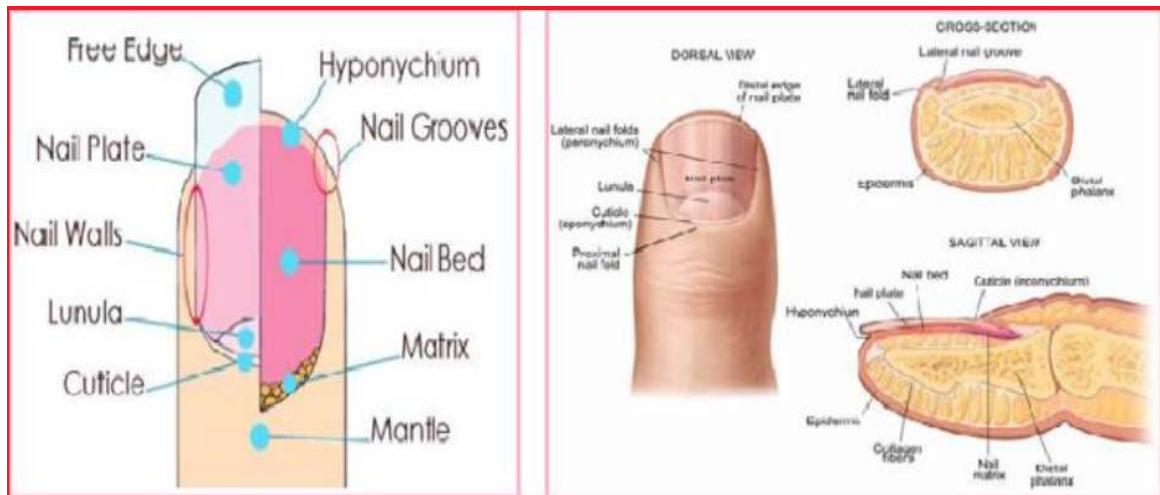


Figure 1.7 : Biométrie du lit d'ongle

1.8. Dernières tendances biométriques

1.8.1. Smartphones

Les smartphones sont l'espace le plus prometteur pour les applications biométriques. Ils sont hautement intégrés dans le domaine de la biométrie pour déverrouiller et verrouiller le téléphone grâce à la reconnaissance de l'empreinte digitale, la reconnaissance vocale et la reconnaissance faciale. Cette technique facilite l'utilisation des smartphones et augmente la sécurité et la sûreté des données.

1.8.2. Articles portables

Le boom actuel porte sur les dispositifs portables, fortement basés sur la biométrie. Ces biométries mesurent les caractéristiques biologiques de l'individu comme la fréquence cardiaque, la sueur et l'activité cérébrale. Les informations relatives à la santé de l'individu peuvent être identifiées par exemple à l'aide d'une montre.

1.8.3. Commerce électronique

Avec l'essor du commerce électronique, les gens achètent de plus en plus en ligne, mais il y a encore une menace dans le paiement en ligne. Il est suggéré d'utiliser les empreintes digitales, l'iris et la reconnaissance faciale à la place des justificatifs d'identité, ce qui garantirait une connexion hautement sécurisée.

1.8.4. Biométrie en nuage

L'informatique des « clouds » gagne en popularité dans le monde des entreprises car elle offre un espace de stockage de masse sécurisé et très pratique pour toutes les données précieuses, mais les préoccupations de sécurité restent quand-même présentes. La sécurité peut être assurée par le déploiement de la biométrie pour les applications de contrôle d'accès, les environnements intelligents et les espaces intelligents.

1.9. Comparaison des données biométriques

En tenant compte des différents facteurs nous pouvons dire que les caractéristiques biométriques du visage, de la voix, des empreintes digitales, de l'iris, de la géométrie de la main, de la rétine, de la frappe, de la démarche, de la signature et de l'ADN ont toutes les qualités suivantes : universalité, unicité, permanence, performance, collectionnabilité ou mesurabilité, acceptabilité et périphérie. Ces caractéristiques sont distinctes pour chaque type biométrique. A chaque type, il est assigné un niveau de qualité distinct : Haut (**H**), Moyen (**M**) et Faible (**F**) [19, 20] comme cela est indiqué dans le tableau 1.8. Toute caractéristique physiologique ou comportementale humaine peut servir de caractéristique biométrique pour autant qu'elle réponde à ces exigences. Le tableau 1.8 compare les caractéristiques biométriques en fonction de ces différents critères.

Tableau 1.8 : Comparaison de diverses techniques biométriques fondées sur des traits biométriques

Identificateur / Critères	Universalité	Caractère unique	Collectabilité	Permanence	Performance	Acceptabilité	Contournement
Empreintes digitales	M	H	M	H	H	M	M
Visage	H	M	H	M	F	H	H
Iris	H	H	H	H	H	M	F
Géométrie de la main	H	M	H	L	M	M	M
Rétine	H	H	M	H	H	F	F
ADN	H	H	F	H	H	F	F
Démarche	H	M	H	M	F	M	M
Odeur	H	H	F	H	F	M	F
Empreinte palmaire	M	H	M	H	H	M	M
Oreille	M	M	M	H	M	H	M
Veine de la main	M	M	M	M	M	M	F
Signature	F	F	H	F	M	H	H
Frappe sur clavier	F	F	M	F	F	M	M
Voix	M	F	M	F	F	H	H
Thermogrammes	H	H	H	F	M	H	F

1.10. L'avenir de la biométrie

Les problèmes posés par la biométrie traditionnelle pourraient être surmontés grâce à la technologie de l'avenir.

1. L'élargissement de la gamme d'identification est la solution idoine pour contourner l'exigence de la coopération de l'utilisateur avec les technologies traditionnelles.
2. Les lacunes des technologies individuelles peuvent être remplacées par l'authentification multifactorielle.
3. La biométrie comportementale analyse les personnes en temps réel, et oblige les utilisateurs à se ré-identifier une seconde fois.

En général, les méthodes biométriques comportementales peuvent être analysées sans l'obligation de la coopération de l'utilisateur. En effet, elles utilisent les caractéristiques uniques

telles que l'identification de la signature, l'identification des touches et l'analyse de la démarche. L'identification par vidéo est une solution plus réalisable. Un autre type de biométrie du comportement est l'identification basée sur les gestes, ce qui est plus faisable avec des dispositifs à écran tactile.

1.11. Conclusion

La biométrie est une technologie en constante évolution, elle est largement appliquée dans les domaines de la médecine légale, de la sécurité, des distributeurs automatiques de billets (ATM : Automated/Automatic Teller Machine), des cartes à puce, des PC et des réseaux. La biométrie est plus sécurisée que les méthodes conventionnelles d'autorisation.

Ce chapitre présente une synthèse sur les différentes techniques d'identification rapportée dans la littérature. Un accent particulier a été mis sur le système de reconnaissance biométrique de la main. Les systèmes de reconnaissance biométrique sont des systèmes de reconnaissance automatique qui permettent de surmonter les inconvénients des systèmes traditionnels. Toutefois, les systèmes biométriques ont aussi leurs limites qui peuvent être surmontées grâce à l'évolution de la technologie biométrique. Dans diverses applications, le système de reconnaissance biométrique s'est avéré précis et très efficace. L'acquisition des caractéristiques biométriques peut être facilement traitée en présence d'une personne. À l'avenir, le système biométrique multimodal atténuera quelques-uns des problèmes du système uni-modal et il est certain que la reconnaissance biométrique aura une influence accrue sur notre vie de tous les jours. Aujourd'hui, la biométrie joue un rôle important dans de nombreux domaines d'application tels que la défense, la médecine légale, le contrôle d'accès, etc.

Dans ce chapitre, diverses techniques biométriques de la main ont été définies et comparées entre elles. La biométrie est en train de devenir une technologie développée dans le domaine de la sécurité bien qu'il subsiste encore quelques problèmes avec les systèmes biométriques.

Les progrès récents de la technologie biométrique ont permis d'accroître la précision et de réduire les coûts. Aujourd'hui, les solutions biométriques ont prouvé que l'authentification devient rapide et conviviale. De nombreux domaines bénéficieront prochainement de la biométrie. Actuellement, il existe un fossé entre les projets de biométrie réalisables et les experts en biométrie. Pour combler cette lacune, des groupes de discussion sur la biométrie peuvent être organisés afin que les chercheurs puissent mieux coordonner leurs travaux pour

réduire le fossé entre les différents projets de recherche. L'utilisateur final n'aura besoin que d'un minimum de connaissances et d'efforts pour appréhender ces nouvelles technologies. À l'avenir, les dispositifs biométriques seront certainement de plus en plus utilisés dans de nombreux domaines civils. Les tendances actuelles de la recherche ont montré la perspective d'utiliser les ondes cérébrales et l'ECG comme identificateur biométrique. Les recherches actuelles indiquent que l'identification de l'être humain est à la fois plus efficace et beaucoup plus difficile. Divers articles de recherche dans les revues et dans les conférences internationales ont étudiés et synthétisés les progrès réalisés dans le sens de la rentabilité et de l'innovation.

En temps réel et dans un avenir proche, l'identification des utilisateurs avec un très haut degré de confiance est nécessaire pour les systèmes automatisés. Les dispositifs mobiles intelligents ont déjà largement rendu populaire la biométrie en augmentant ainsi son acceptation d'une manière significative. À l'avenir le développement des méthodes d'authentification automatisées à modalité continue et multiple seront plus prometteurs.

1.12. Références bibliographiques

- [1] Sabhanayagam, T., Venkatesan, V. Prasanna, Et Senthamaraikannan, K. A comprehensive survey on various biometric systems. *International Journal of Applied Engineering Research*, 2018, vol. 13, no 5, p. 2276-2297.
- [2] Anil K. Jain, Karthik Nandakumar and Arun Ross, "50 years of biometric research, Accomplishments, Challenges and Opportunities", *Pattern Recognition Letters*, 2016, vol.79, pp.80-105.
- [3] Jain K. Anil, Ross Arun and Prabhakar Salil, "An introduction to biometric recognition", *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2004, vol.14, no.1, pp. 4-20.
- [4] A. K. Jain, A. Ross and S. Pankanti, "Biometrics, A Tool for Information Security", *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2006, vol.1, No.2, pp. 125 – 144.
- [5] Jaswal, Gaurav, Kaul, Amit, Et Nath, Ravinder. Knuckle Print Biometrics and Fusion Schemes-Overview, Challenges, and Solutions. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 2016, vol.49, no 2, p. 1-46.
- [6] S. Prabhakar, S. Pankanti and A. K. Jain, "Biometric Recognition, Security and Privacy Concerns", *IEEE Security & Privacy*, 2003, pp. 33-42.
- [7] J. L. Wayman, "Fundamentals of Biometric Authentication Technologies", *International Journal of Image and Graphics*, World Scientific Publication, 2001, vol.1, no.1, pp. 93-113.

- [8] Alfred, C. Weaver, “Biometric Authentication”, IEEE Computer Society, 2006, vol.39, no.2, pp. 96-97.
- [9] Kresimir Delac, Mislav Gregic, “A Survey of Biometric Recognition Methods”, 46th International Symposium Electronic in Marine, ELMAR-2004, Zadar, Croatia, June 2004.
- [10] Lamare, François. OCT en phase pour la reconnaissance biométrique par empreintes digitales et sa sécurisation. 2016. Thèse de doctorat. Evry, Institut national des télécommunications.
- [11] D. Maltoni, D. Maio, A. K. Jain and S. Prabhakar, “Handbook of fingerprint recognition”, Springer, New York, 2003.
- [12] R. Cappelli, D. Maio, D. Maltoni, J. L. Wayman and A. K. Jain, “Performance evaluation of fingerprint verification systems”, IEEE Transactions on Pattern Recognition and Machine Intelligence, 2006, 28, no.1, pp. 3–18.
- [13] A. K. Jain, L. Hong and R. Bolle, “On-line fingerprint verification”, IEEE Transactions on Pattern Recognition and Machine Intelligence, 1996, vol.19, no.4, pp. 302–314.
- [14] R. Sanchez-Reillo, C. Sanchez-Avilla and A. Gonzalez-Macros, “Biometrics Identification Through Hand Geometry Measurements”, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Oct. 2000, vol.22, no.18, pp. 1168-1171.
- [15] E. Kukula and S. Elliott, “Implementation of Hand Geometry at Purdue University’s Recreational Center, An Analysis of User Perspectives and System Performance”, In Proc. of 35th Annual International Carnahan Conference on Security Technology, UK, Oct. 2001, pp. 83 – 88.
- [16] A. Kumar, D. C. Wong, H. C. Shen and A. K. Jain, “Personal Verification using Palm print and Hand Geometry Biometric”, In Proc. of 4th International Conference on Audio- and Video-based Biometric Person Authentication, Guildford, UK, June 2003, pp. 668 - 678.
- [17] Ramen V. Ramen and V. Yampoolskiy, “Biometrics, a survey and classification”, Biometrics, 2008, vol.11, no.1.
- [18] R. Kavitha Jaba Malar and V. Joseph Raj, “Geometric Finger Nail Matching using Fuzzy Measures”, International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering (IJITEE), September 2014, vol.4, no.4.
- [19] Himanshu Srivastava, “Personal Identification Using Iris Recognition System, A Review”, International Journal of Engineering and Applications (IJERA), 2013, vol.3, pp.449-453.
- [20] P. Tripathi, “A Comparative Study of Biometric Technologies with Reference to Human Interface International Journal of Computer Applications, 2011, vol.14, no.5.
- [21] J. L. Wayman, A. K. Jain, D. Maltoni, D. Maio and et al, “Biometric Systems, Technology, Design and Performance Evaluation”, New York, Springer Verlag, 2005.

Chapitre 2

Méthodes et Technologies de la Biométrie de la Main

2.1. Introduction

Il n'est pas nécessaire de discuter de la biométrie, car celle-ci est bien connue non seulement dans le domaine de la recherche, mais presque tout le monde l'utilise. Des systèmes électromécaniques pionniers, la biométrie est passée au monde numérique. Tout au début, il était nécessaire de présenter les caractéristiques biométriques physiques au système biométrique. Ensuite, l'acquisition est traitée de manière numérique. Dans la plupart des cas, la reconnaissance biométrique est réalisée sur des données image ou vidéo [1].

Sur notre corps, nous avons de nombreuses possibilités de reconnaissance biométrique. Bien sûr, toutes nos parties du corps ne sont pas adaptées à cette tâche. Lorsque nous négligeons les caractéristiques biométriques comportementales, nous pouvons trouver deux zones très importantes sur notre corps, qui offrent beaucoup de caractéristiques biométriques. *Ces deux zones sont la main et la tête.* Sur nos mains, nous pouvons utiliser les empreintes digitales, les empreintes palmaires, les empreintes des articulations des doigts de la main, la géométrie 2D et 3D de la main, l'image thermique de la main, les veines des doigts, les veines de la main et la structure des ongles. Vu notre tête, nous pouvons reconnaître le visage 2D et 3D, l'image thermique du visage, l'iris de l'œil, la rétine de l'œil, la forme de l'oreille, les lèvres, des informations sur les mouvements et les soins dentaires. Toutes ces caractéristiques biométriques prédestinent ces zones de notre corps à une utilisation intensive dans le domaine de la biométrie, car les caractéristiques susmentionnées, notamment les empreintes digitales, le visage et l'iris des yeux, sont facilement accessibles et peuvent donc être facilement exploitables dans les documents de voyage biométriques (passeports électroniques).

2.2. La physiologie de la main et son aptitude à la biométrie

Comme mentionné dans la partie introductive de ce chapitre, la main est vraiment très intéressante, car elle possède de nombreuses caractéristiques uniques, qui pourraient être

extraites et utilisées pour identifier les individus. Nos mains sont uniques - cela a été largement confirmé tout au long des années où les caractéristiques biométriques de la main ont été utilisées. Il est essentiel que les caractéristiques de la main humaine soient différentes pour les vrais jumeaux. Le problème se pose surtout pour les visages - les vrais jumeaux ont des visages si semblables qu'on ne peut pas les différencier l'un de l'autre. Néanmoins, la plupart des autres caractéristiques biométriques de notre corps ne sont nullement basées sur la structure de l'ADN mais elles sont basées sur le développement original dans l'utérus de la mère.

La position du fœtus, la pression interne et d'autres facteurs à l'intérieur de l'utérus de la mère jouent un rôle important dans la construction de la structure de nos cellules. Ces facteurs influencent presque toutes les caractéristiques biométriques des êtres humains. Seule la géométrie de la main (surtout en 2D) pourrait être très similaire dans le cas des vrais jumeaux. Les empreintes digitales, la structure des veines, etc. sont uniques pour chaque personne sur la planète.

La *physiologie interne de la main* couvre les os, les tendons, les muscles ainsi que, le système cardiovasculaire. Toutefois, certaines maladies peuvent affecter la structure interne de la main, engendrant alors des modifications sur les caractéristiques biométriques. La structure interne de la main influence la géométrie 2D et 3D de la main, l'image thermique de la main, la structure des doigts et des veines de la main. Dans de nombreux cas, la maladie ne modifie que légèrement la structure, c'est-à-dire que nous ne pouvons presque pas détecter des changements, mais parfois un simple œdème par exemple, peut rendre les caractéristiques biométriques inutilisables pour la reconnaissance biométrique.

Quand nous parlons de la *physiologie extérieure de la main*, nous parlons de la peau en particulier et de ses maladies dermatologiques. Ces maladies peuvent être divisées en trois grandes catégories [2, 3] -**(a)** changements histopathologiques logiques, **(b)** changements de couleur et **(c)** combinaison de changements histopathologiques et de couleurs. Le simple changement de couleur n'a qu'une légère influence sur la technologie de balayage optique, mais aucune influence sur les autres technologies de balayage. Par contre part, les changements histopathologiques entraînent une modification de la structure des crêtes qui sont cruciales pour la reconnaissance des empreintes digitales et palmaires. Le changement de structure des crêtes pourrait aussi être causé par des médicaments [4]. En effet, les médicaments à base de capécitabine sont responsables de la disparition de la structure des crêtes des doigts. Heureusement, la structure de l'arête du doigt peut être récupérée après l'arrêt de l'utilisation de

ce médicament. Par voie de conséquence, les patients qui utilisent des médicaments à base de capécitabine ne peuvent pas utiliser la technologie de reconnaissance des empreintes digitales pendant leur traitement.

La structure de l'ongle appartient à la physiologie extérieure de la main. Cependant, c'est une caractéristique biométrique si spécifique que son utilisation en biométrie en devienne caduque. De nombreux facteurs ont rendu cette technologie peu répandue, en particulier les problèmes liés à la numérisation [l'ongle du doigt doit être placé dans une chambre où la caméra et la source lumineuse doivent occuper une position très précise. D'autre part, l'influence de la lumière ambiante doit être bloquée]. Précisons en outre que le caractère unique (l'entropie biométrique) des ongles est peu élevée. Certaines maladies influencent la structure des ongles. Par ailleurs, la laque ou les faux ongles rendent cette technologie totalement inutilisable. En tout état de causes, lors du balayage du dos de la main, on peut obtenir une très belle structure d'ongle, qui est appropriée pour la reconnaissance biométrique.

Lorsque nous regardons la paume de notre main, nous pouvons acquérir et utiliser les caractéristiques biométriques suivantes (voir figure 2.1) :

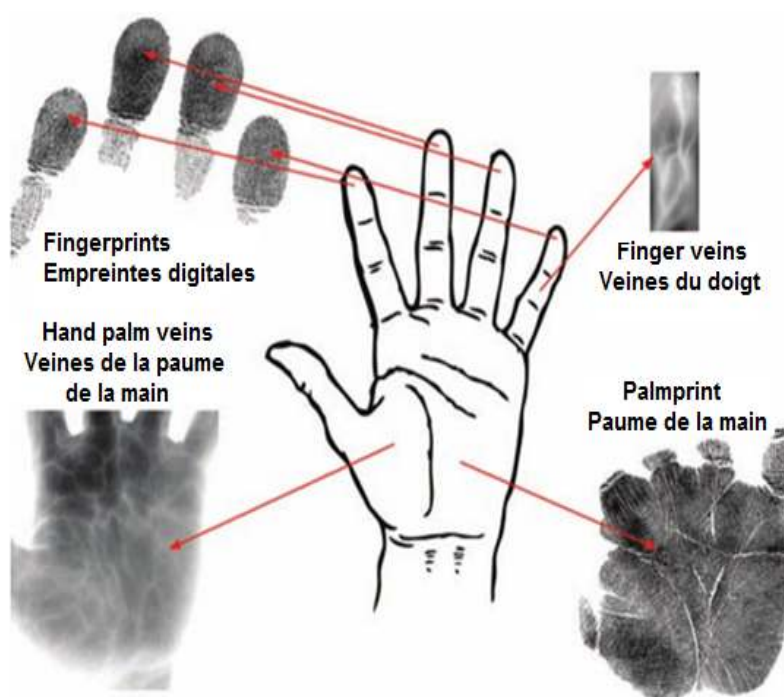


Figure 2.1 : Caractéristiques biométriques de la paume de la main

- ✓ Empreinte digitale
- ✓ L'empreinte palmaire (Palmprint) (parfois les empreintes digitales sont aussi visibles dans l'empreinte palmaire complète)
- ✓ Veines de la paume de la main (sous éclairage infrarouge)
- ✓ Veines des doigts (sous éclairage infrarouge)
- ✓ Image thermique de la paume de la main et des doigts (cette caractéristique sera discutée dans la partie du dos de la main)

Les empreintes digitales sont les caractéristiques biométriques de la main les plus utilisées. Les informations de base relatives à l'acquisition, au (pré)traitement et à la reconnaissance des empreintes digitales sont résumées dans ce paragraphe. Parfois, les utilisateurs font un lien direct entre les empreintes digitales et la police criminelle (qui recherche des empreintes digitales non apparentes sur une scène de crime). Cependant, la plupart des gens n'ont aucun problème avec l'utilisation de leurs empreintes digitales à des fins biométriques. Une question pertinente serait de savoir ce qui se passerait avec toutes les empreintes digitales qui sont stockées à grande échelle dans des bases de données nationales, car elles y sont stockées pour toujours. Dans certains cas, ces bases de données sont peu protégées, ce qui implique que ces empreintes pourraient être utilisées à mauvais escient. En raison du fait que ces bases de données à grande échelle contiennent des millions d'empreintes digitales, il est nécessaire d'accélérer le processus de reconnaissance et de recherche dans ces bases. De plus, les problèmes liés aux empreintes digitales : les maladies, les blessures, la saleté sur la surface des doigts ou celle du scanner peuvent causer un effet fatal sur les résultats de la reconnaissance entraînant leur inapplicabilité pour le traitement automatique et la reconnaissance. (La même chose pourrait s'appliquer aux empreintes palmaires)

Comme mentionné dans le paragraphe précédent, si un intrus (généralement un imposteur : hacker ou pirate informatique) obtient un accès non autorisé à une base de données contenant des empreintes digitales, il/elle peut utiliser ces données volées à mauvais escient. Signalons qu'il n'est pas nécessaire de copier les images des empreintes digitales (dans la plupart des cas, elles ne sont pas stockées dans les bases de données, mais seulement leurs caractéristiques extraites), seul, un modèle avec les caractéristiques extraites convient à la production d'une empreinte digitale synthétique avec des points caractéristiques sur les positions correctes, avec les types et angles appropriés. Cette empreinte digitale a un motif et une série de crêtes différentes, que l'on peut immédiatement observer à l'œil nu. Cependant,

pour les algorithmes basés sur la reconnaissance des points caractéristiques, le motif global (classe d'empreinte digitale) est sans importance, car ils ne cherchent que les positions, types et angles des points caractéristiques. En effet, en ce qui concerne les empreintes digitales synthétiques, nous ne devrions pas négliger l'utilisation de parodies (fausses empreintes). Le problème est que nous pouvons générer une empreinte digitale synthétique qui simule de très près le vrai doigt, ou pire encore, nous pouvons obtenir une fausse empreinte digitale de bonne qualité. La création d'une fausse empreinte digitale n'est pas si difficile que cela peut paraître. Ce sujet sort du cadre de cette thèse, il est laissé pour d'autres études. Bien sûr, cette contre façon (parodie) créée à partir de ces mêmes matériaux pourrait être appliquée sur l'ensemble de la main, en particulier sur les caractéristiques basées sur la physiologie extérieure de la main

L'empreinte palmaires est, en général, une très grande empreinte digitale. Dans le cas où nous utilisons un balayage complet de la main, nous obtenons les empreintes digitales en même temps que le balayage de l'empreinte palmaire (voir Figure 2.2). Par conséquent, tous les aspects positifs et négatifs discutés dans les paragraphes précédents pourraient être appliqués à l'empreinte palmaire. La technologie des empreintes palmaires n'est pas souvent utilisée dans la pratique, car la surface du scanner serait trop grande et le temps de traitement et les besoins en mémoire seront aussi plus élevés que pour la reconnaissance des empreintes digitales. L'empreinte palmaire est intéressante pour la police criminelle, car si le délinquant n'utilise pas des gants, il laissera très probablement une partie ou même la totalité de son empreinte palmaire, ce qui est largement suffisant parce que c'est très distinctif pour chaque personne. On pourrait trouver un grand nombre de points de minutie et, en outre, la succession de lignes de vie est également très représentative. Actuellement, les appareils mobiles (téléphones et tablettes) ont une résolution si élevée qu'ils pourraient être utilisés pour l'acquisition d'empreintes palmaires et digitales. La qualité est vraiment si bonne que les arêtes soient visibles et utilisables pour le traitement automatique. Cela peut causer des problèmes, car si nous publions nos photos sur des pages Web ou sur les réseaux sociaux, la structure complète de nos crêtes des doigts et de la paume pourrait être volée.



Figure 2.2 : Empreinte palmaires avec empreintes digitales [5].

Si nous parlons de veines de la paume de la main, nous pouvons appliquer la même chose pour les veines *du dos de la main*. Dans la pratique, l'utilisation des veines du dos de la main est rare. La plupart des technologies sont orientées sur les veines de la paume de la main, car l'utilisateur positionne simplement sa main au-dessus de l'appareil et le scanner peut acquérir cette caractéristique biométrique. Les veines de la main font partie de la physiologie interne de la main et ont un grand avantage : il est très difficile de changer leur structure. En général, aussi difficile que cela puisse être, il est possible de changer la structure de la main après un recours aux grands moyens de la chirurgie. Mais cela est tellement cher que cela décourage les plus teigneux. Parce que les veines sont à l'intérieur de nos mains, nous avons besoin d'un éclairage infrarouge pour les rendre visibles. L'éclairage appartient au proche infrarouge (en raison de la norme ISO 20473) : la longueur d'onde concrète joue un rôle important. Si nous approchons du rouge (au-dessus de 650 nm), nous pourrions mieux voir le sang oxygéné, c'est-à-dire les artères. Si nous nous approchons de 950 nm, nous pouvons acquérir un meilleur sang désoxygéné, c'est-à-dire les veines. Ce principe est utilisé dans les oxymètres médicaux [6].

Les artères et les veines sur la paume ou le dos de la main sont très bien visibles et suffisamment épaisses pour être acquises sans problème. La lumière environnante pourrait être filtrée ; seules les lampes fluorescentes peuvent causer des problèmes, car elles produisent un puissant éclairage infrarouge, ce qui peut avoir un impact négatif sur le processus d'acquisition.

Ces appareils utilisent des filtres infrarouges pour filtrer la lumière environnante, et seule une ou plusieurs longueurs d'onde sélectionnées peuvent passer. Mais si la source de lumière produit un rayonnement sur la même longueur d'onde, cela peut causer beaucoup de problèmes.

La reconnaissance *des veines des doigts* est comparable à la reconnaissance *des veines de la main*. Le principe d'illumination est le même. Les oxymètres de pouls sont utilisés sur les doigts - ils peuvent mesurer non seulement le pouls cardiaque mais aussi l'oxygénation du sang. Un léger inconvénient se présente ici : les artères et la structure veineuse des doigts ne sont pas suffisamment entrecroisées, c'est-à-dire que la quantité d'informations (entropie biométrique) est faible. D'autre part, si nous acquérons une vidéo et que l'utilisateur fait bouger le doigt (par exemple d'un côté à l'autre), nous pouvons obtenir une structure spatiale très précise des veines du doigt, c'est-à-dire que la quantité d'informations (entropie biométrique) sera très élevée, et nous pouvons en outre éviter l'utilisation des veines du doigt, car construire une structure en 3D n'est pas simple, surtout si l'on utilise à la fois des ondes pour rendre visible le sang oxygéné et d'autres ondes pour voir le sang désoxygéné. Dans ce cas, un simple modèle 3D imprimé à partir d'un matériau approprié (ex. poudre métallique) sur une imprimante 3D ne suffira pas, car cela ne représentera que le sang désoxygéné, de toute façon le scan oxygéné sera vide.

Maintenant, nous revenons à la main. Ici, nous pouvons acquérir et utiliser les caractéristiques biométriques suivantes (voir Figure 2.3) :

- ✓ Image thermique de la paume de la main et des doigts
- ✓ Géométrie 2D de la main
- ✓ Géométrie 3D de la main
- ✓ L'ongle du doigt
- ✓ Veines du dos de la main (Cette caractéristique a été abordée dans la partie précédente)
- ✓ Veines des doigts (abordées dans la partie précédente)

En utilisant une caméra à imagerie thermique, nous pouvons obtenir une image thermique de la paume ou du dos de notre main. Sauf que l'utilisation de cette technologie pose deux inconvénients : une caméra à imagerie thermique avec une bonne résolution (plus de 240 x 180 pixels) est très coûteuse. Une caméra thermique avec une résolution de 640 x 480 pixels coûte plus de 15.000 Euros. De tels appareils ne sont pas adaptés pour un marché biométrique ordinaire. Le deuxième inconvénient est la possibilité d'utiliser le balayage thermique de la main pour la reconnaissance biométrique. Il y a très peu de thermo-barres [zones avec la même température, qui forment des taches de même couleur, car chaque couleur sur l'image représente une température concrète correspondante (si le coefficient d'émission a été réglé sur le matériau approprié) qui représentent nos mains. En outre, ces thermo-bars sont fortement influencés par l'environnement (température et humidité) ou bien si la personne fume. Le tabagisme provoque

le rétrécissement des vaisseaux sanguins, ce qui engendre le changement de la température de la main en général. Par conséquent, cette caractéristique biométrique n'est pas utilisée pour la reconnaissance biométrique des personnes. Les images thermiques des doigts ne sont utilisables pour aucune des formes de reconnaissance biométrique, car elles ne contiennent pas suffisamment d'informations et sont totalement influencées par l'environnement et le tabagisme.

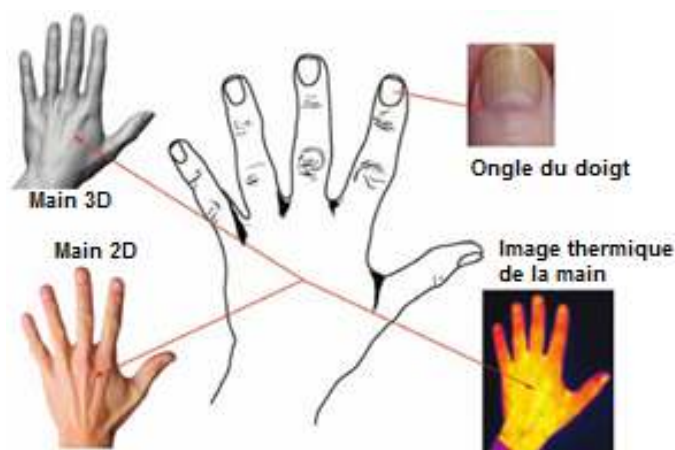


Figure 2.3 : Caractéristiques biométriques du dos de la main

En utilisant une caméra 2D classique ou une caméra linéaire, nous sommes en mesure de scanner et de traiter la *géométrie 2D de la main* (forme). La forme de la main peut être acquise selon deux principaux scénarios : l'aiguille placée sur un bloc se déplace au-dessus de la caméra. Le premier scénario impose que la main soit placée dans une position concrète, et l'on utilise des goupilles de fixation pour immobiliser les doigts dans des positions précises. On obtient alors une très belle image qui peut être traitée très rapidement et automatiquement. Dans ce cas, (appelé balayage orthogonal) l'on acquiert la forme de la main non seulement par le haut, mais aussi par le côté. La seconde approche balaie la main en mouvement. Dans ce cas, une caméra 2D avec une fréquence d'image élevée (ou une caméra à balayage linéaire) peut être utilisée. La raison en est que la main bouge et que si nous utilisons une caméra avec une fréquence d'image faible, les images obtenues seraient floues, c'est-à-dire impropres au traitement automatique et à l'extraction des caractéristiques 2D de la main. Cependant, cette deuxième approche permet l'utilisation de la technologie dite "à la volée", c'est-à-dire, les utilisateurs ne font que passer devant la station de balayage biométrique et n'ont pas besoin de s'arrêter et de placer leurs mains sur une surface de balayage. Cette technologie "à la volée" s'applique également aux empreintes digitales. Cependant, d'autres caractéristiques biométriques ne sont pas très bien adaptées à ce type d'utilisation. Par rapport à la géométrie 3D

de la main, la main 2D contient moins d'informations (entropie biométrique faible) qui ne convient qu'à des petits groupes de personnes.

Si nous utilisons une technologie de numérisation 3D (lumière structurée, temps de vol rapide ou toute autre technologie produisant une carte de profondeur ou un nuage de points, nous sommes capables de numériser et de traiter la *géométrie 3D de la main* (forme). Il existe sur le marché une grande quantité d'appareils de balayage, du moins cher jusqu'aux appareils haut de gamme (les scanners).

A ce propos, signalons l'existence aussi d'une caméra exceptionnelle : la caméra à balayage linéaire 3D. Toutes ces caméras sont adaptées au scénario "à la volée". Beaucoup de ces caméras permettent d'obtenir non seulement le nuage de points (surface 3D) mais aussi les informations de texture (images d'une surface de main réelle). L'information de texture peut être utilisée comme caractéristique biométrique supplémentaire, surtout si nous balayons la paume de la main. A titre d'exemple, la caméra à balayage linéaire 3D est tellement précise qu'il est possible de voir la structure des crêtes. Il est surprenant que cette technologie soit encore réservée au domaine de la recherche et qu'aucun appareil professionnel ne soit encore mis sur le marché. La technologie 2D domine depuis très longtemps le marché des caméras. Comme nous l'avons mentionné au début de ce chapitre, la structure des ongles est aussi intéressante. Malheureusement, aucun dispositif adapté à cette technologie n'est encore disponible sur le marché et la recherche n'est pas par ailleurs très avancée dans ce domaine.

Nous abordons, dans la fin de ce chapitre, les problèmes liés aux fausses empreintes (parodies des empreintes) fabriquées et aux méthodes antispooofing. Dans certains cas, il n'est pas difficile de produire une fausse empreinte. Surtout pour les empreintes digitales et les empreintes palmaires. Il existe beaucoup d'articles et de pages web sur ce thème, qui décrivent la technique de création de tels objets. Ce sujet est également très intéressant pour la police criminelle. Si un délinquant laisse par exemple, des empreintes digitales usurpées sur une scène de crime, cela peut conduire à l'arrestation d'une personne innocente. Les défauts de la géométrie 2D ou 3D de la main sont également connus : le moulage d'une main est possible et il n'est pas très cher. L'impression 3D à l'aide d'une imprimante 3D est également possible. La qualité d'une imprimante 3D bon marché est suffisante pour tromper le système biométrique en version 2D et 3D. La structure de la veine en version 2D pourrait également être trafiquée, une simple poudre métallique est suffisante pour reconstruire les trajectoires des veines. Cependant, si l'on tient compte du sang oxygéné (artères), la production d'un tel faux mélange

de sang oxygéné et désoxygéné est très difficile et presque impossible à réaliser. La falsification de l'ongle du doigt reste inconnue et n'a pas pu encore être trouvée dans la littérature. Cependant, un moulage très précis de la structure de l'ongle pourrait être utile. La dernière technologie utilisant une caméra thermique peut être facilement trompée. Il est à noter que, la production d'une parodie de la main ou du doigt est très facile, efficace et bon marché. Les méthodes contre ces parodies sont appelées antispoofing ou détection de la vivacité. Ces méthodes sont basées sur différents mécanismes qui sont liés à un corps humain vivant, tels que le pouls, les propriétés de la peau et la transpiration. Dans le passé, il y avait des tentatives réussies (spoofs) sur presque toutes les technologies antispoofing. La technologie la plus prometteuse est la technologie multispectrale, qui est basée sur l'illumination de la peau humaine vivante à l'aide de la lumière ultraviolette, visible et infrarouge. La peau réfléchit, absorbe et disperse l'éclairage entrant. Pour une peau morte (ou tout autre matériau utilisé), la réaction de la peau diffère de celle d'une peau vivante. Cette méthode est donc très fiable. Pour la reconnaissance d'empreintes digitales, on pourrait utiliser une tomographie optique ou une technologie à ultrasons : ces deux techniques peuvent être conjointement utilisées.

La dernière propriété très importante de chacune des caractéristiques biométriques évoquées ci-dessus est sa variation interclasse et intra-classe [7, 8]. Ces mesures représentent les changements à l'intérieur du même groupe d'échantillons biométriques (variation intra-classe) ou bien entre différents groupes d'échantillons appartenant à des groupes distincts (variation interclasse). En d'autres termes, nous souhaitons que la variation intra-classe soit très faible, c'est-à-dire que tous les échantillons biométriques acquis à partir de notre seule caractéristique biométrique soient très semblables, du moins ceux du même groupe, sinon, nous voulons que la variation interclasse soit aussi élevée que possible. En d'autres termes, nous souhaitons que tous les échantillons biométriques partageant la même caractéristique biométrique, et provenant de différents utilisateurs soient très différents. Notons que la très faible variation intra-classe est enregistrée pour les caractéristiques biométriques appartenant à la physiologie interne de la main (veines de la main et des doigts). Toutes les autres caractéristiques biométriques basées sur la main ont une caractéristique centrale. En ce qui concerne la variation interclasses, les empreintes digitales et palmaires occupent le haut de l'échelle ; les veines de la main, la géométrie de l'ongle et la géométrie de la main en 3D occupent le milieu de l'échelle et enfin la forme de la main en 2D, l'image thermique de la main et les veines des doigts sont au bas de l'échelle. L'entropie biométrique la plus élevée

(quantité d'informations) se trouve dans l'empreinte palmaire, l'empreinte digitale et la géométrie 3D de la main ; l'entropie moyenne dans la géométrie 2D de la main, les veines de la main et de l'ongle ; la plus basse entropie dans l'image thermique de la main et les veines du doigt. Cependant, cela dépend aussi et fortement de l'application finale, où la caractéristique biométrique concrète sera utilisée. Si nous sommes en face que d'un petit groupe d'utilisateurs, toutes ces technologies se valent et pourraient être utilisées. Si l'on projette une sécurité élevée devant un grand nombre d'utilisateurs, seules les caractéristiques biométriques qui présentent une grande quantité d'informations (entropie biométrique élevée), une faible variation intra-classe et une forte variation interclasse pourraient être utilisées.

2.3. Conclusion

Ce chapitre comprend une vue d'ensemble de toutes les technologies biométriques de la main. Au début, nous avons abordé le point de vue médical de la main, c'est-à-dire la physiologie interne et externe de la main, y compris la structure des ongles. Nous avons continué avec la reconnaissance des empreintes digitales, technique très connue, suivie par la reconnaissance des empreintes palmaires, la reconnaissance des veines de la main et du doigt et enfin par la reconnaissance géométrique 2D et 3D de la main. Nous avons par ailleurs, discuté d'un sujet très important, qui est la détection de la vivacité. A cet effet, nous avons abordé les méthodes de spoofing et d'antispoofing pour diverses caractéristiques biométriques à main levée, en particulier les empreintes digitales.

2.4. Références

- [1] Drahanský, Martin (ed.). Hand-based Biometrics: Methods and Technology. Institution of Engineering and Technology, 2018. ISBN 978-1-78561-224-4.
- [2] Doležal M., Drahanský M., Urbánek J., Brězinová E. and Kim T.H. Influence of Skin Diseases on Fingerprint Quality and Recognition. New Trends and Developments in Biometrics. Rijeka: InTech – Open Access Publisher, 012, pp. 275–303. ISBN 9789535108597.
- [3] Drahanský M., Brězinová E., Lodrova D. and Orsağ F. Fingerprint Recognition Influenced by Skin Diseases. International Journal of Bio-Science and Bio-Technology, 2010, Vol. 3, No. 4, pp. 11–22. ISSN 1976-118X.
- [4] Chavarri-Guerra Y. and Soto-Perez-de-Celis E. Loss of Fingerprints. New England Journal of Medicine, 2015, Vol. 372, No. 16, p. 22.
- [5] Web page: <http://academyofhandanalysis.org/tag/hand-printing/page/2/>.

- [6] Sinex J.E. Pulse Oximetry: Principles and Limitations. The American Journal of Emergency Medicine, 1999, Vol. 17, No. 1, pp. 59–66.
- [7] Ross A. and Jain A.K. Multimodal biometrics: An overview, Signal Processing Conference, 2004 12th European. IEEE, 2004, pp. 1221–1224.
- [8] Li S.Z. and Jain A.K. Encyclopedia of Biometrics. Springer Publishing Company, Incorporated, 2015, ISBN 1489974873.

Chapitre 3

Reconnaissance des Empreintes d'articulations des doigts (FKP)

3.1. Introduction

L'authentification personnelle est une préoccupation commune aux chercheurs universitaires et industriels en raison de ses nombreuses applications telles que le contrôle d'accès physique aux bâtiments sécurisés, la sécurité informatique, les banques, la circulation des personnes aux frontières, l'application de la loi, etc. La biométrie, qui se réfère aux caractéristiques physiologiques ou comportementales uniques des êtres humains, peut être utilisée pour distinguer les individus et peut donc être retenue comme une solution idéale à ce genre de problèmes.

Ces dernières années, l'identification qui fait appel aux empreintes des articulations des doigts (Finger-Knuckle-Print : FKP) est devenue un sujet de recherche des plus fascinants dans les applications biométriques. Le terme FKP fait référence aux motifs de peau dermiques immanents qui se forment au niveau des articulations à la surface du dos des doigts. Il a été constaté que le motif de texture produit par la flexion du doigt est très distinctif et riche en texture. Le FKP peut être utilisé dans la reconnaissance exclusive d'une personne. La richesse des caractéristiques du FKP constitue un défi majeur pour les chercheurs dans les systèmes de reconnaissance personnelle, d'autant plus que les problèmes de bruit dans les capteurs ainsi que les variations dans l'éclairage et l'orientation (de la caméra) rendent la tâche de l'identification des personnes difficile et très compliquée.

Nous présentons dans ce chapitre un système d'authentification biométrique à base de l'empreinte FKP. Un dispositif d'acquisition de données spécifiques est construit pour capturer les images FKP, puis un algorithme de reconnaissance FKP efficace est utilisé pour traiter les données acquises en temps réel. La carte de la direction convexe locale de l'image FKP est extraite, sur la base de laquelle, un système de coordonnées locales est ensuite établi pour aligner les images et finalement une région d'intérêt est recadrée pour l'extraction des caractéristiques.

Pour apparier deux FKP, un schéma d'extraction des caractéristiques, combinant les informations d'orientation et de magnitude extraites par filtrage de Gabor, est finalement présenté.

Il convient de noter que le besoin et la demande dans le domaine de la sécurité dans la vie quotidienne ne cessent d'augmenter et que différentes approches sont nécessaires pour répondre aux diverses applications possibles. Les chercheurs dans le domaine de la reconnaissance FKP entreprennent des études visant à répondre à ces besoins en développant des systèmes qui permettent une reconnaissance robuste avec un calcul rapide. Le processus de reconnaissance comporte plusieurs étapes : le prétraitement des caractéristiques, leur extraction et enfin l'appariement. Jusqu'à présent, les chercheurs ont conçu des approches très puissantes pour extraire et apparier des caractéristiques dans la reconnaissance FKP.

3.2. C'est quoi exactement l'empreinte FKP du doigt ?

Les FKP constituent des motifs de peau qui sont présents sur la surface arrière des doigts autour des articulations phalangiennes [1]. Chaque doigt de la main possède trois articulations phalangiennes : celle qui relie le doigt à la partie principale de la main est l'articulation métacarpophalangienne ; l'articulation du milieu du doigt est l'articulation interphalangienne proximale (PIP) ; et celle qui est la plus proche du bout du doigt est l'articulation distale (voir figure 3.1).

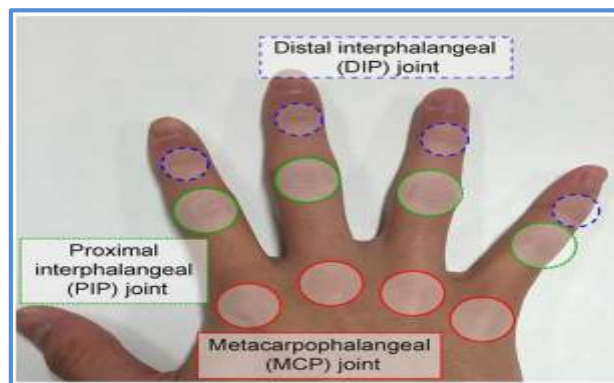


Figure 3.1 : Illustration de la face arrière des doigts

Au niveau des articulations de la surface dorsale, la surface externe de la peau se contracte par flexion, créant ainsi des motifs dermiques. Il s'agit en l'occurrence, des lignes, des rides, et des contours. Le FKP comprenant le motif généré par l'articulation PIP à l'arrière du doigt. Il est utilisé en imagerie [2]. A signaler que la zone de capture de FKP est très petite par rapport à la

zone capturée pour la reconnaissance d'empreintes palmaires (voir figure 3.2). Au demeurant, le FKP possède des caractéristiques tout à fait uniques et parfaitement adaptées à un système biométrique potentiellement prometteur [3].

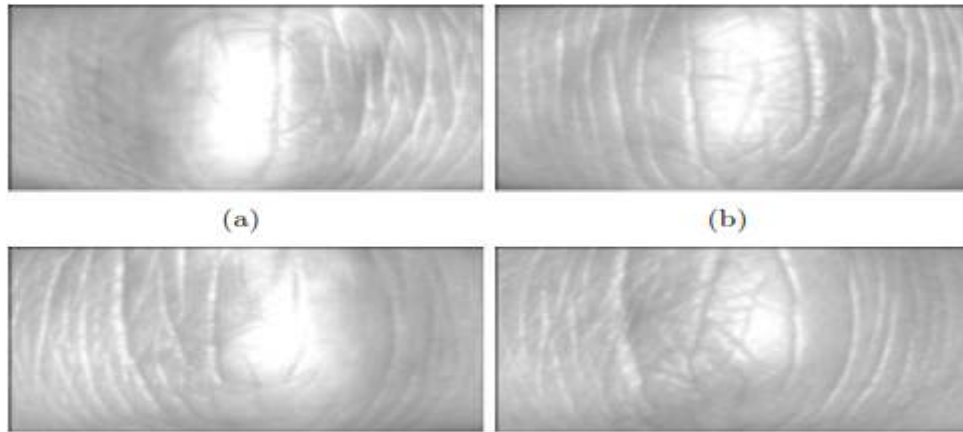


Figure 3.2 : Exemples d'images ROI des différents doigts extraites de la base des données PloyU [4]

3.3. Pourquoi la biométrie FKP ?

Le FKP est l'une des plus récentes modalités biométriques physiologiques utilisée. En effet, on a observé récemment que les textures sur la face arrière des doigts peuvent être utilisées pour faire la distinction entre différents individus. A ce propos, la figure 3.2 donne un exemple d'une image FKP originale. Les motifs relatifs au FKP, qui constituent des lignes de flexion sur la surface externe de la peau, sont très riches et uniques parmi les individus, ce qui fournit un moyen nouveau et prometteur pour identifier les personnes. De plus, les systèmes biométriques FKP ont acquis un succès considérable en raison de leur acceptabilité sociale, leur acquisition des images sans contact, leur facilité d'accès et leurs caractéristiques stables. De plus, cette modalité ne varie pas en fonction des émotions et d'autres facteurs telle que la fatigue.

Cependant, les modèles d'images FKP sont souvent et malheureusement affectés par différents problèmes tels que les bruits des données des capteurs et les variations d'éclairage, de sorte que la reconnaissance d'une personne avec une grande confiance devient une très critique. Par conséquent, l'un des principaux défis à relever afin d'améliorer la performance de la reconnaissance FKP est de concevoir des systèmes de codage fiables pour les modèles FKP. Des études ne cessent d'être menées dans le domaine de la reconnaissance biométrique afin de

résoudre ces différents problèmes en établissant des systèmes qui peuvent être utilisés pour authentifier une personne avec une grande précision.

Dans ce contexte, l'un des aspects les plus critiques dans l'acquisition des données est de rendre, en premier lieu, l'environnement de collecte des données aussi stable et cohérent que possible afin de réduire au minimum les variations entre les images captées pour le même doigt. En général, un processus d'acquisition d'images stables peut réduire efficacement la complexité des algorithmes de traitement des données et améliorer ainsi la précision de la reconnaissance des images. Signalons quand même que pour assurer une convivialité acceptable pour ces systèmes il est nécessaire d'écarter le maximum de contraintes possible aux utilisateurs.

3.4. Le système de reconnaissance FKP

Le schéma simplifié d'un système d'authentification personnelle basé sur l'empreinte FKP [5] est illustré dans la figure 3.3. Nous présentons dans la figure 3.3a à titre d'information une image de l'appareil utilisé pour la reconnaissance FKP ainsi qu'une image de l'articulation d'un doigt (figure 3.3b) prise par cet appareil. Le système est composé d'un module d'acquisition de données et d'un module de traitement des données. Le module d'acquisition de données est composé d'un support de doigt, d'une source lumineuse annulaire à LED, d'un objectif, d'une caméra CCD et d'une carte d'acquisition figure 3.4. L'image FKP capturée est introduite dans le module de traitement des données, qui comprend trois organes de base réservés pour : l'extraction du ROI (région d'intérêt) ; l'extraction et le codage des caractéristiques et enfin le calcul des scores et l'appariement.



Figure 3.3 : Le système FKP ; (a) le dispositif d'acquisition d'images FKP ; (b) une image FKP acquise par ce système [5].

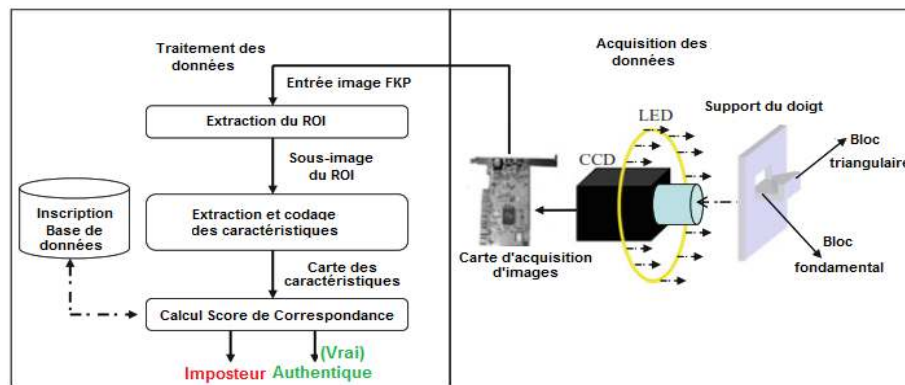


Figure 3.4 : Le schéma simplifié de la structure interne du système d'authentification basé sur l'empreinte FKP. L'ensemble du système est composé d'un module d'acquisition de données et d'un module de traitement de données [5]

3.4.1. Extraction de la région d'intérêt (ROI)

Les images FKP collectées à partir de différents doigts sont très différentes. D'autre part, pour le même doigt, les images recueillies lors de différentes sessions de collecte varient également en raison de la variation de l'emplacement spatial du doigt. Par conséquent, il est nécessaire et essentiel d'aligner les images FKP en construisant de manière adaptative un système de coordonnées locales pour chaque image. Avec un tel système de coordonnées, une sous-image du ROI peut être soustraite à partir de l'image d'origine afin d'extraire et de faire correspondre ses caractéristiques de manière fiable. Dans cette section, nous expliquerons un algorithme de détermination d'un système de coordonnées locales ainsi que l'extraction des sous-images du ROI.

3.4.2. Détermination de l'axe des X du système de coordonnées

Dans la mesure où dans ce système le doigt doit être toujours posé à plat sur le bloc de base lorsque l'image FKP est capturée, ceci implique que la limite inférieure du doigt reste stable pour chaque image. Elle peut donc être prise comme axe X de ce système de coordonnées. À noter que cette limite inférieure du doigt peut être facilement extraite par un détecteur de bords Canny. En ajustant cette limite de manière qu'elle soit une ligne droite, on détermine l'axe X du système de coordonnées locales.

3.4.3. Détermination de l'axe des Y du système de coordonnées

Partant du constat que les traits situés de part et d'autre de l'articulation phalangienne présentent des directions convexes opposées (figure 3d) ceci d'une part, d'autre part, et afin de préserver dans la sous-image ROI la plupart des caractéristiques utiles de l'image FKP, l'axe Y est choisi au centre de l'articulation phalangienne. Pour cela, il a été proposé de coder les pixels des lignes en fonction de leurs directions convexes, puis d'utiliser ces codes de directions convexes pour déterminer l'axe des Y. Pour une image FKP, les "courbes" de la partie gauche de l'articulation phalangienne sont surtout convexes vers la gauche et celles de la partie droite sont plutôt convexes vers la droite. Par contre, les "courbes" dans la petite zone centrale située autour de l'articulation phalangienne n'ont pas de directions convexes privilégiées. Sur la base de cette observation, la détermination du centre de l'articulation phalangienne peut être établie au moyen de l'algorithme "magnitude de convexité" et c'est enfin cette position centrale qui est choisie pour définir l'axe Y du système de coordonnées.

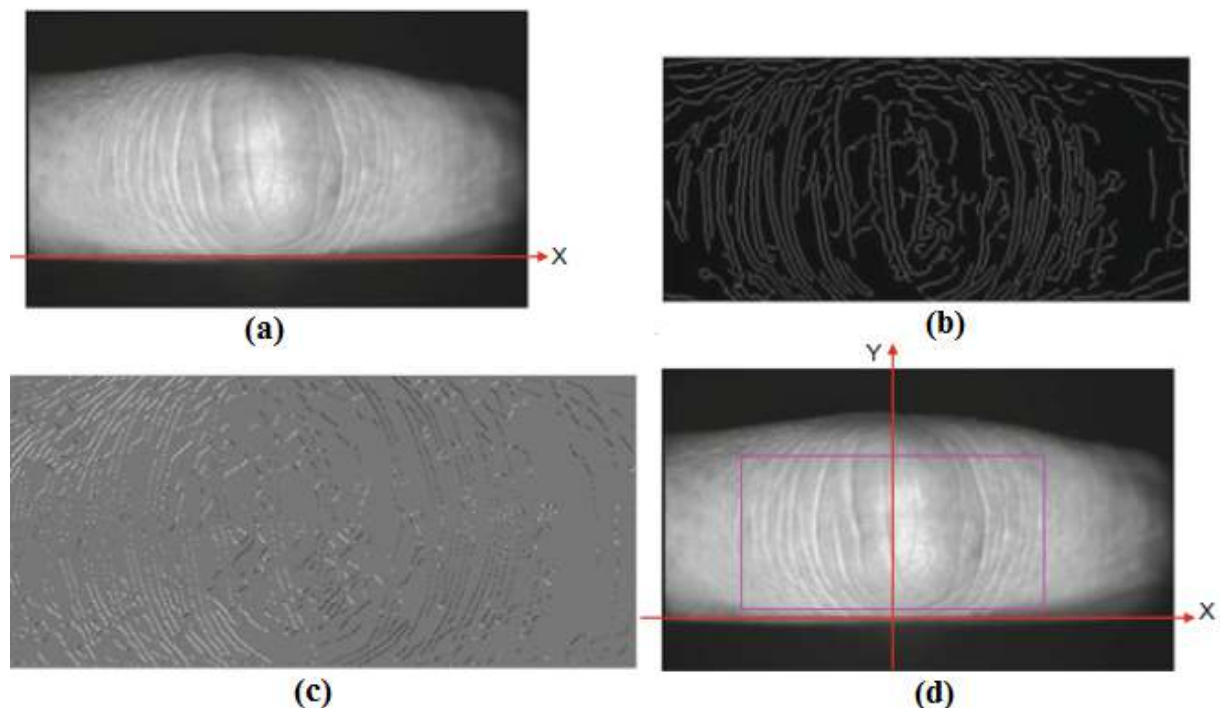


Figure 3.5 : Illustration du processus d'extraction du ROI. (a) Axe X du système de coordonnées, qui est la ligne $Y = Y_0$, ajusté à partir de la limite inférieure du doigt ; (b) image **IE** obtenue en appliquant un détecteur de bord Canny sur **IS** ; (c) image **ICD** obtenue en appliquant le schéma de codage de direction convexe à **IE** ; (d) le système de coordonnées du ROI et le rectangle qui indique la zone correspondant à la sous-image de ROI d'où elle sera extraite [5].

3.4.4. Recadrage de l'image ROI

Une fois que le système de coordonnées locales est construit (c'est-à-dire que les axes X et Y sont déterminés et fixés), la sous-image (IROI) du ROI peut alors être facilement extraite. La figure 3.6 montre quelques exemples d'images de ROI extraites. Nous constatons bien que la construction du système de coordonnées et la méthode d'extraction du ROI ont effectivement aligné les différentes images FKP et normalisé la zone pour l'extraction des caractéristiques. De telles opérations réduisent considérablement les variations causées par les différentes poses du doigt lors de la collecte des données.

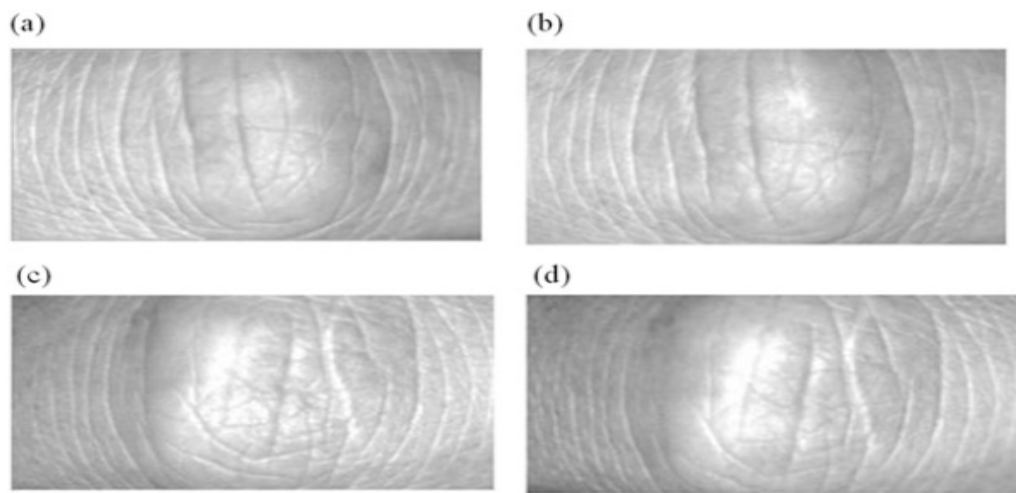


Figure 3.6 : Exemples d'images de ROI extraites par la méthode expliquée dans les précédents paragraphes

3.5. Approches pour l'extraction des caractéristiques de reconnaissance du FKP

Le FKP est un problème intéressant et stimulant en raison du défi qu'il soulève avec les données bruyantes des capteurs et les variations d'éclairage. A ce propos l'extraction des caractéristiques est un problème critique dans la reconnaissance FKP. Pour cette raison, la reconnaissance FKP est aujourd'hui un domaine de recherche très investi où les chercheurs tentent d'établir un système capable d'être utilisé pour reconnaître une personne avec une grande fiabilité.

L'un des problèmes les plus importants dans la reconnaissance biométrique FKP a trait à l'extraction des caractéristiques. A ce propos, ceci a donné lieu à un nombre considérable de travaux dans ce domaine. La plupart des recherches bibliographiques examinent les systèmes

de reconnaissance FKP pour les utilisations de contrôle d'accès et, par conséquent, des modèles de l'articulation *PIP* qui sont facilement accessibles sont sélectionnés pour l'étude. Ces méthodes d'extraction d'entités peuvent être classées en analyse sous-spatiale, approches de codage, approches de fusion et autres approches.

3.5.1. Méthode d'extraction des caractéristiques d'analyse sous-spatiale

Le développement de nouveaux algorithmes sous-spatiaux et de nouveaux descripteurs de caractéristiques sont des aspects majeurs et généraux qui ont suscité l'intérêt des chercheurs. Les approches sous-spatiales décrites dans la documentation ont été élaborées pour faciliter la recherche du sous-espace discriminatoire et la construction des classifications. En termes d'approches sous-spatiales pour la reconnaissance FKP, le travail représentatif comprend l'analyse en composantes principales (ACP), l'analyse discriminante linéaire (LDA) et l'analyse en composantes indépendantes (ICA). Des méthodes sous-spatiales sont utilisées pour extraire les caractéristiques pertinentes d'une image FKP et entreprendre la reconnaissance finale. Elles peuvent également être utilisés pour la réduction de la dimensionnalité.

Kumar et al. [6] ont utilisé les techniques PCA, LDA et ICA sous-spatiales pour l'extraction des caractéristiques à partir des images montrant les dos des doigts. L'ACP évalue les vecteurs de base pour couvrir un sous-espace optimal, de sorte que l'erreur quadratique moyenne entre les projections des images FKP d'entraînement sur ce sous-espace et les images FKP originales soit réduite. La méthode ICA est utilisée pour trouver une représentation linéaire des données FKP non gaussiennes, tandis que la méthode LDA détermine les vecteurs dans l'espace sous-jacent qui discriminent au mieux les classes. Une méthode de sous-espace PCA a été proposée pour extraire et classer les caractéristiques pertinentes d'une image d'articulation à l'aide du classificateur du plus proche voisin [7]. A cet effet, l'approche proposée pour l'extraction et la classification des caractéristiques FKP s'est avérée très efficace pour obtenir une grande précision dans la classification.

Une autre méthode proposée, appelée analyse discriminante linéaire orthogonale (OLDA), a été employée dans la reconnaissance FKP. Elle est basée sur l'application du sous-espace PCA à la représentation des caractéristiques de Gabor pour identifier la matrice de projection [8]. Le classificateur le plus proche a été utilisé ici pour classer les caractéristiques FKP.

Dans une autre étude [9], une approche de projection de préservation de localité complexe (CLPP) a été développée pour la reconnaissance du FKP. Les auteurs ont pris en compte les distances et les informations d'angle entre les vecteurs de caractéristiques pour calculer la similarité des données. A ce propos, ils ont utilisé la fusion parallèle pour obtenir davantage d'informations sur l'ensemble des données. Ces chercheurs ont présenté deux méthodes : (i) la méthode CLPP pour extraire les caractéristiques de faible dimension tout en préservant la multiplicité de l'ensemble des données d'entrée ; (ii) la méthode CLPP orthogonale (OCLPP), produisant des fonctions orthogonales pour résoudre le problème de la redondance de l'information. Les auteurs ont également comparé la CLPP et l'OCLPP avec de multiples algorithmes de préservation de l'apprentissage.

Ailleurs, l'intégration linéaire pondérée (WLE) a été utilisée pour tenir compte des caractéristiques FKP locales et non locales. La caractéristique locale est plus importante que la caractéristique non locale selon la théorie de l'apprentissage multiple [10]. Le schéma de pondération gaussien est utilisé pour combiner les informations FKP locales et globales. L'approche WLE est utilisée sur l'index droit.

3.5.2. Approches fondées sur le codage

Les chercheurs dans ce domaine ont également développé un assortiment d'algorithmes de codage et ont obtenu des résultats très intéressants dans plusieurs études. La surface de l'articulation du doigt présente des caractéristiques de lignes et de plis très riches, qui sont courbées et uniques pour chaque être humain.

Une étude a proposé la méthode de codage mono-génique [11]. Ce code est créé en appliquant un signal mono-génique à chacun des pixels d'une image du doigt et en représentant chaque pixel de l'image comme un vecteur de 3 bits obtenu en binarisant le signal mono-génique à une certaine position, ce qui permet de refléter la phase locale et les informations d'orientation à cette position. Les chercheurs ont également appliqué des schémas de codage compétitifs [12], utilisant des filtres de Gabor 2D pour extraire les informations d'orientation locale d'une image afin de représenter les motifs FKP.

Zhang et al. [12] ont proposé une nouvelle méthode d'authentification personnelle en ligne utilisant le FKP. Pour calculer le score d'appariement, les chercheurs ont proposé une fonction de corrélation de phase limitée par bande (BLPOC) basée sur l'analyse de texture, qui

est un moyen efficace et efficient de reconnaissance FKP. Les performances du système proposé sont nettement satisfaisantes en termes de précision et de rapidité de reconnaissance.

Une étude récente [13] a également proposé une méthode de reconnaissance FKP utilisant BLPOC. L'information de phase est obtenue à partir de la transformée de Fourier discrète 2D (DFT) des images FKP, qui comprend la caractéristique principale de la représentation d'image FKP. Ceci est suivi par l'utilisation de l'appariement de blocs locaux en utilisant BLPOC pour traiter la déformation non linéaire des images FKP, qui peut être approximativement décrite par le déplacement de translation minute entre les blocs d'images locaux. Tout d'abord, une méthode basée sur le BLPOC est utilisée pour calculer la similarité entre les images FKP en corrigeant les caractéristiques globales et locales des images FKP en fonction de la structure des doigts. Ensuite, l'appariement des blocs locaux basé sur la technique BLPOC est utilisé pour calculer le déplacement de translation minute correct entre chaque paire de blocs d'images FKP locales. Enfin, la moyenne d'un ensemble de fonctions BLPOC est calculée à partir de chaque paire de blocs d'images FKP locaux et le processus d'appariement est effectué au moyen de l'analyse de la valeur maximale de la moyenne obtenue à partir de la fonction BLPOC.

Une nouvelle famille d'ondelettes nommée ondelette de Kekre [14], a été également utilisée pour extraire des caractéristiques spectrales du FKP sans prétraitement. Elle compare ensuite l'ondelette de Kekre à celle de Haar. Parmi les approches actuelles de la reconnaissance FKP, Raut et al. [15] ont proposé un système d'authentification biométrique utilisant différents algorithmes de prétraitement par transformée en ondelettes de Kekre (KWT), dans le but de développer le domaine de la transformation pour mieux distinguer les caractéristiques extractives. La technique KWT a été testée sur sa propre base de données de 500 images.

3.5.3. Approches de fusion

Les chercheurs ont accordé une attention considérable aux différentes techniques de fusion pour construire des systèmes de reconnaissance FKP, tels que les algorithmes multi-capteurs, multimodaux, multi-échantillons, etc. Le but de l'utilisation de la fusion est d'améliorer la précision de la reconnaissance des individus. Plusieurs chercheurs ont proposé de nouvelles approches en matière de reconnaissance personnelle basées sur la fusion de plusieurs FKPs.

Le modèle binaire local uniforme (ULBP) a été utilisé pour extraire les caractéristiques de plusieurs doigts [16]. De plus, pour produire la classification la plus appropriée et de meilleure qualité, on utilise une approche basée sur la fusion au niveau du score des caractéristiques ULBP extraites.

Une nouvelle combinaison d'informations locales-locales a été proposée où les caractéristiques locales du FKP amélioré sont extraites en utilisant l'histogramme LBP pour accélérer les caractéristiques robustes (SURF) [17]. Au stade de la reconnaissance, les différentes caractéristiques, correspondantes aux images FKP enregistrées et des images FKP d'interrogation sont appariées à l'aide de la méthode du plus proche rapport de voisinage. Les auteurs ont utilisé une règle à somme pondérée pour fusionner les scores d'appariement LBP et SURF dérivés afin d'obtenir des scores d'appariement fusionnés. Lin [18] a suggéré d'appliquer un schéma d'extraction de caractéristiques qui dérive de l'orientation de fusion et de l'information de magnitude par filtrage de Gabor. De plus, la fusion de deux modalités voire plus permet de rendre le système biométrique final plus robuste.

Les auteurs [19] ont proposé des algorithmes pour extraire les caractéristiques des FKPs basés sur 1D Log-Gabor Filtre (LGF) pour extraire les caractéristiques des lignes des FKPs et du descripteur LBP, afin d'extraire les caractéristiques de texture. Les caractéristiques FKP extraites à partir de deux méthodes (parmi l'ensemble des méthodes) sont fusionnées au niveau du score correspondant afin d'améliorer la précision de la reconnaissance. Dans une autre approche, Nathiya et al. [15] ont proposé la combinaison de l'articulation interphalangienne proximale (PIP) et de l'articulation interphalangienne distale (DIP) pour la reconnaissance des doigts. Ils ont appliqué le LBP et LGF pour extraire l'information des pixels de l'image FKP sur l'intensité et les textures et le classificateur du plus proche voisin (KNN) pour classifier l'empreinte FKP dans le processus de reconnaissance.

3.5.4. Autres approches récentes pour la reconnaissance du FKP

Plusieurs autres méthodes de reconnaissance FKP ont été étudiées dans la littérature, indépendamment ou en combinaison, pour en extraire la texture et les caractéristiques locales, globales ou de ligne.

Kong et al. [20] ont proposé une méthode de classification hiérarchique classificateur du plus proche voisin. Le processus de reconnaissance est arrêté si l'utilisateur est accepté par

le système. Si l'utilisateur n'est pas reconnu, la deuxième étape consiste à calculer les caractéristiques SURF et à les comparer avec celles de la base de données en utilisant le classificateur du plus proche voisin. La méthode proposée est considérée comme plus performante que les systèmes unimodaux utilisant le Gabor ou les caractéristiques SURF.

Aoyama et al. [21] ont extrait les informations de phase en utilisant la Transformée de Fourier Discrète (TFD) 2D sur les images FKP prétraitées car elle contient des informations importantes sur la représentation de l'image. Afin de traiter la déformation non linéaire des images FKP, l'algorithme proposé utilise la correspondance locale des blocs à l'aide de BLPOC, puisque la déformation non linéaire est approximativement représentée par le faible déplacement de translation entre les blocs d'images locaux. Tout d'abord, la transformation globale entre les images FKP est estimée et corrigée à l'aide de la correspondance de phase. Ensuite, le minuscule déplacement en translation entre chaque paire de blocs d'images locaux est corrigé à l'aide de la correspondance de blocs locaux basée sur BLPOC. Enfin, un ensemble moyen de fonctions BLPOC calculé à partir de chaque paire de blocs d'images locaux et de la valeur maximale de corrélation de la fonction BLPOC moyenne est obtenu comme score de correspondance entre les images FKP.

Dans leur travail, Meraoumia et al. [22] ont proposé un système d'identification personnelle basé sur l'empreinte des articulations FKP en utilisant le modèle de mélange gaussien (GMM) et la transformation cosinus discrète par blocs bidimensionnels (2DBDCT). Après l'étape de prétraitement, le FKP est divisé en blocs non chevauchants et en blocs de taille égale. La 2DBDCT suivante est appliquée sur chaque bloc et en utilisant l'ordre de balayage en zigzag, chaque bloc transformé est réordonné pour produire le vecteur des caractéristiques.

Ensuite, le GMM est utilisé pour modéliser le vecteur de caractéristique. Les scores de log-vraisemblance sont utilisés pour l'appariement FKP après avoir utilisé la normalisation Min-Max. La performance du système est évaluée séparément pour les quatre doigts et en utilisant également la fusion des niveaux de score.

Muthukumar & Kannan [23] ont proposé une nouvelle méthode de reconnaissance basée sur l'empreinte FKP. Les points clés sont extraits de l'empreinte FKP à l'aide de la fonction Transform, invariante de l'échelle. Les points clés extraits sont ensuite regroupés à l'aide de l'algorithme K-Means. Le centroïde du K-Means est stocké dans la base de données. Pour une image de requête donnée, le centroïde est calculé et ensuite comparé à celui de la base de

données à l'aide d'une opération XOR. La performance est testée sur la base de données PolyU FKP et il est démontré qu'elle fournit un taux de reconnaissance élevé pour la vérification.

Usha & Ezhilarasan [24] ont proposé un modèle hybride utilisant un trait biométrique émergeant basé sur la main, connu sous le nom de Finger Back Knuckle Surface. Ce modèle est basé sur une analyse géométrique angulaire qui est mise en œuvre sur deux échantillons différents de la surface du joint du dos du doigt, à l'exemple de la surface du joint plié du doigt et la surface du joint intact du doigt, pour l'extraction d'informations sur les caractéristiques du joint. Les tangentes et les sécantes ont été utilisées pour extraire les informations angulaires et la fusion du vecteur des caractéristiques au niveau des caractéristiques a été effectuée selon la méthode de l'amalgame pondéré et la mise en correspondance a été basée sur l'analyse du coefficient de corrélation.

3.6. Bases de données des empreintes des articulations des doigts

Il existe un certain nombre de bases de données standard d'empreintes FKP disponibles pour un usage public et non commercial. Trois bases de données d'empreintes FKP différentes ont été retenues pour mener les expériences de la présente étude [25]. Les principaux algorithmes abordés dans la littérature ont été testés sur ces bases de données de référence par différents chercheurs. La plupart du temps, les images des deux doigts de la main, y compris l'index et le majeur, sont utilisées pour créer les ensembles de données. De plus, ces données des jointures des doigts sont acquises sur plusieurs sessions sur des sujets de différents groupes d'âge à l'aide de différents types de dispositifs de capture.

- 1) IIT Delhi Finger Knuckle Database. Il s'agit de la première base de données d'images de phalanges des doigts librement accessible dans le domaine public, développée par l'IIT Delhi en 2006-2007 à l'aide d'un appareil photographique numérique. Elle est composée de 790 images disponibles en format bitmap avec une résolution de 80×100 et collectées auprès de 158 utilisateurs (professeurs, personnel et étudiants de l'IITD). Les individus étaient âgés tous de 16 à 55 ans. (http://www4.comp.polyu.edu.hk/IITD/iitd_knuckle.htm)
- 2) La base de données des empreintes FKP de l'Université polytechnique de Hong Kong. Cette base de données a été préparée par le centre Biometric Research (UGC/CRC) de l'Université polytechnique de Hong Kong et elle est à accès libre pour un usage universitaire et non commercial. La base de données des empreintes FKP de l'Université polytechnique de Hong

Kong. Cette base de données a été préparée par le centre Biometric Research (UGC/CRC) de l'Université polytechnique de Hong Kong et elle est à accès libre pour un usage universitaire et non commercial. Les images FKP ont été recueillies auprès de 165 volontaires (125 hommes/40 femmes). Cette base contient 7920 images provenant de 660 doigts différents en format BMP.

([http:// www4.comp.polyu.edu.hk/~biometrics/FKP.htm](http://www4.comp.polyu.edu.hk/~biometrics/FKP.htm)).

- 3) La base de données d'images sans contact de l'Université polytechnique de Hong Kong. La base de données d'images sans contact des articulations des doigts comprend 2515 images de la partie dorsale de l'index central recueillies auprès de 503 volontaires de l'université polytechnique de Hong Kong et de l'IIT de Delhi au cours de deux sessions séparées avec un intervalle de 7 ans. Les images sont acquises par un appareil photo ordinaire sans contact. Elles sont disponibles en format d'image BMP pour des recherches ultérieures.
(<http://www.comp.polyu.edu.hk/~csajaykr/fn1.htm>)

3.7. Conclusion

Ce chapitre donne un bref aperçu sur la reconnaissance FKP. L'aperçu met en évidence les informations importantes résumées à partir d'études pertinentes existantes sur la reconnaissance des empreintes FKP. En ce qui concerne l'extraction et l'appariement des caractéristiques, un certain nombre d'approches de la reconnaissance FKP ont été classées dans plusieurs catégories différentes dans la littérature, y compris les approches fondées sur les sous-espaces et les codes. Toutefois, certaines approches ne peuvent pas être regroupées dans une seule catégorie. En outre, certaines méthodes de fusion ont été mises en œuvre pour construire des systèmes de reconnaissance d'empreintes digitales en vue d'améliorer la précision du processus de reconnaissance.

3.8. Références

- [1] El-Tarhouni Wafa. Finger Knuckle Print and Palmprint for efficient person recognition. 2017. Thèse de doctorat. Northumbria University.
- [2] Lin Zhang, Lei Zhang, and David Zhang. Finger-knuckle-print: a new biometric identifier. In 2009 16th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), pages 1981–1984. IEEE, 2009.

- [3] Usha K and Ezhilarasan M. Personal recognition using finger knuckle shape oriented features and texture analysis. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*, 2015.
- [4] Lin Zhang, Lei Zhang, David Zhang, and Hailong Zhu. Online finger-knuckle-print verification for personal authentication. *Pattern recognition*, 43(7):2560–2571, 2010.
- [5] Zhang, David, LU, Guangming, et Zhang, Lei. *Advanced biometrics*. Springer International Publishing, 2018.
- [6] Ajay Kumar and Ch Ravikanth. Personal authentication using finger knuckle surface. *Information Forensics and Security, IEEE Transactions on*, 4(1):98–110, 2009.
- [7] Shubhangi Neware, Kamal Mehta, and AS Zadgaonkar. Finger knuckle identification using principal component analysis and nearest mean classifier. *International Journal of Computer Applications*, 70(9), 2013.
- [8] Wankou Y., Changyin S., and Zhongxi S. Finger-knuckle-print recognition using Gabor feature and olda. In *2011 30th Chinese Control Conference (CCC)*, pages 2975–2978, 2011.
- [9] Xiaoyuan Jing, Wenqian Li, Chao Lan, Yongfang Yao, Xi Cheng, and Lu Han. Orthogonal complex locality preserving projections based on image space metric for finger-knuckle-print recognition. In *Hand-Based Biometrics (ICHB), 2011 International Conference on*, pages 1–6. IEEE, 2011.
- [10] Jun Yin, Jingbo Zhou, Zhong Jin, and Jian Yang. Weighted linear embedding and its applications to finger-knuckle-print and palmprint recognition. In *Emerging Techniques and Challenges for Hand-Based Biometrics (ETCHB), 2010 International Workshop on*, pages 1–4. IEEE, 2010.
- [11] Zhang, Lin, Zhang, Lei, et Zhang, David. Monogeniccode: A novel fast feature coding algorithm with applications to finger-knuckle-print recognition. In: *2010 International Workshop on Emerging Techniques and Challenges for Hand-Based Biometrics*. IEEE, 2010. p. 1-4.
- [12] Lin Zhang, Lei Zhang, and David Zhang. Finger-knuckle-print: a new biometric identifier. In *2009 16th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, pages 1981–1984. IEEE, 2009.

- [13] Shoichiro Aoyama, Koichi Ito, and Takafumi Aoki. A finger-knuckle-print recognition algorithm using phase-based local block matching. *Information Sciences*, 268:53–64, 2014.
- [14] HB Kekre and VA Bharadi. Finger-knuckle-print verification using kekre's wavelet transform. In *Proceedings of the International Conference & Workshop on Emerging Trends in Technology*, pages 32–37. ACM, 2011.
- [15] RD Raut, Santosh Kulkarni, and Neha N Gharat. Biometric authentication using kekre's wavelet transform. In *Electronic Systems, Signal Processing and Computing Technologies (ICESC), 2014 International Conference on*, pages 99–104. IEEE, 2014.
- [16] Mounir Amraoui, Mohamed El Aroussi, Rachid Saadane, and Mohammed Wahbi. Finger-knuckle-print recognition based on local and global feature sets. *Journal of Theoretical & Applied Information Technology*, 46(1), 2012.
- [17] Peng Fei Yu, Hao Zhou, and Hai Yan Li. Personal identification using finger-knuckle-print based on local binary pattern. In *Applied Mechanics and Materials*, volume 441, pages 703–706. Trans Tech Publ, 2014.
- [18] Lin Zhang, Lei Zhang, David Zhang, and Hailong Zhu. Online finger-knuckle-print verification for personal authentication. *Pattern recognition*, 43(7):2560–2571, 2010.
- [19] Abdellah Guebla, Abdallah Meraoumia, Hakim Bendjenna, and Salim Chitroub. Using of finger-knuckle-print in biometric security systems. In *Information Technology for Organizations Development (IT4OD), 2016 International Conference on*, pages 1–5. IEEE, 2016.
- [20] Kong, Tao, Yang, Gongping, and Yang, Lu. A hierarchical classification method for finger knuckle print recognition. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2014, vol. 2014, no 1, p. 44.
- [21] Aoyama, Shoichiro, ITO, Koichi, and Aoki, Takafumi. A finger-knuckle-print recognition algorithm using phase-based local block matching. *Information Sciences*, 2014, vol. 268, p. 53-64.
- [22] Meraoumia Abdallah, Chitroub Salim, and Bouridane, Ahmed. On-line finger-knuckle-print identification using Gaussian mixture models & discrete cosine transform. 2013.

- [23] Muthukumar, A. and Kannan, S. K-means based multimodal biometric authentication using fingerprint and finger knuckle print with feature level fusion. Iranian Journal of Science and Technology. Transactions of Electrical Engineering, 2013, vol. 37, no E2, p. 133.
- [24] Usha, K. and Ezhilarasan, M. Hybrid detection of convex curves for biometric authentication using tangents and secants. In:2013 3rd IEEE International Advance Computing Conference (IACC). IEEE, 2013. p. 763-768.
- [25] Jaswal, Gaurav, KAUL, Amit, and Nath, Ravinder. Knuckle Print Biometrics and Fusion Schemes--Overview, Challenges, and Solutions. ACM Computing Surveys (CSUR), 2016, vol. 49, no 2, p. 1-46.

Chapitre 4

La reconnaissance des empreintes palmaires

Au cours de la dernière décennie, la reconnaissance des empreintes palmaires a suscité un intérêt considérable chez les chercheurs. La recherche dans ce domaine est de plus en plus active. Le succès d'un système de reconnaissance biométrique par empreinte palmaire dépend de l'attribut des empreintes palmaires, à savoir, leur unicité, leur universalité, leur stabilité et leur convivialité. Les problèmes liés à la reconnaissance de l'empreinte palmaire sont liés à la qualité des images acquises, qui sont souvent affectées par des variations d'éclairage, d'orientation et des capteurs bruyants, ce qui complique la tâche de reconnaissance. Les chercheurs ont conçu des approches très puissantes dans le but de résoudre les problèmes associés à la reconnaissance des images des empreintes palmaires. Ils ont également abordé un problème encore plus difficile de la reconnaissance des empreintes palmaires en temps réel à l'aide des grandes bases de données. Différents algorithmes ont été proposés pour surmonter ces problèmes difficiles. Jusqu'à présent, les algorithmes développés comprennent principalement diverses méthodes d'extraction et d'appariement des caractéristiques. Ce chapitre présente le contexte, y compris une analyse bibliographique des techniques et concepts essentiels, en s'appuyant sur des études antérieures à la reconnaissance des empreintes palmaires. Il examine également diverses techniques utilisées pour la dimensionnalité et les processus de classification dans le cadre de cette recherche.

4.1. L'empreinte palmaire comme trait biométrique

L'empreinte palmaire (palmprint) contient des informations uniques relative à une personne et peut être utilisée pour discriminer les individus sur la base de leurs caractéristiques physiologiques. La paume est définie comme étant la surface intérieure de la main, située entre le poignet et la racine des doigts, elle est aussi connue sous le nom *d'empreinte palmaire*. Cette dernière contient des caractéristiques puissantes qui

sont la clé de la reconnaissance personnelle. La surface intérieure de l'empreinte palmaire présente trois plis de flexion, des plis secondaires et des crêtes. On sait que les plis de flexion et les plis principaux se développent entre le troisième et le cinquième mois après la naissance. Par contre, les lignes extérieures se développent peu après la naissance. Les lignes de flexion sont appelées lignes principales tandis que les lignes secondaires sont appelées rides. La figure 4.1 présente les types de caractéristiques observables sur une empreinte palmaire. Ces différentes caractéristiques peuvent être utilisées pour reconnaître une personne de façon univoque. Il est à noter que même les vrais jumeaux ont des empreintes palmaires différentes [1].

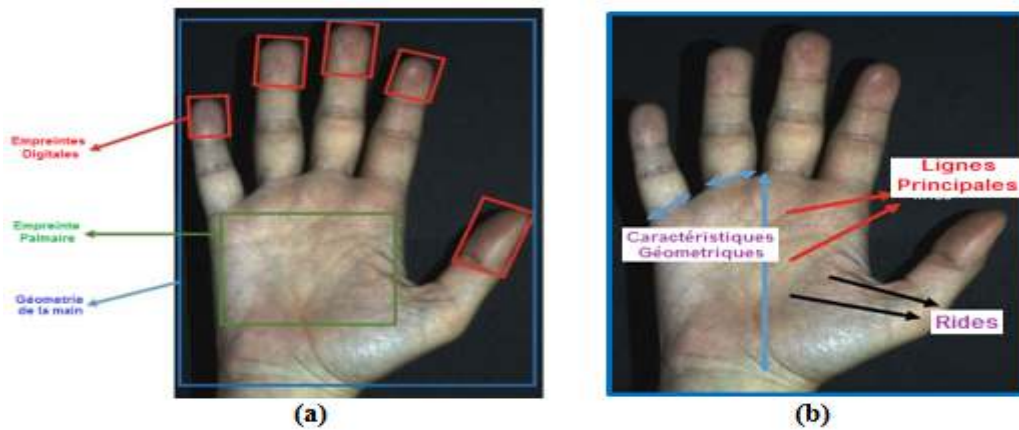
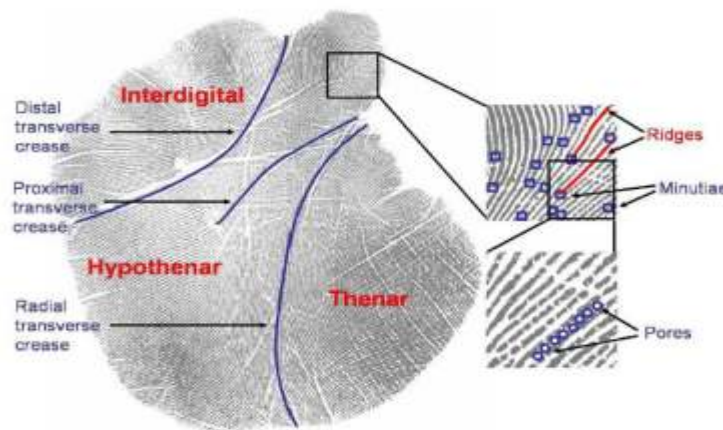


Figure 4.1 : (a) Aperçu schématique de l'empreinte palmaire ainsi que des autres traits biométriques de la main (b) Caractéristiques géométriques, lignes principales et rides de la main



(c) Illustration des principales caractéristiques : régions (interdigitale, thénar et hypothénar), principaux plis (plis transversal distal, transversal proximal et transversal radial), les crêtes, les points caractéristiques et les pores d'une empreinte palmaire

Les empreintes palmaires contiennent des éléments géométriques similaires appelés points delta, lignes principales, points caractéristiques, crêtes et plis. Les lignes

principales sont la ligne du cœur, la ligne de tête et la ligne de vie. Les caractéristiques des crêtes de l'empreinte palmaire peuvent être extraites des lignes principales et des points caractéristiques à des fins de reconnaissance. Ces motifs complexes que l'on retrouve dans l'empreinte palmaire sont très utiles pour une identification des personnes.

Depuis l'Antiquité, les lignes de la paume étaient utilisées pour prédire la bonne aventure et, selon la médecine, l'empreinte palmaire a été aussi utilisée pour diagnostiquer certaines maladies [2].

Les chercheurs utilisent les images des empreintes palmaires en haute ou basse résolution selon la nature des applications. Les images à haute résolution (400 dpi et plus) conviennent aux applications médico-légales telles que l'identification des criminels. Par contre, les images à basse résolution (150 dpi et moins) sont mieux adaptées pour les applications civiles et commerciales telles que le contrôle d'accès. La figure 4.2 illustre une partie d'une image d'empreinte palmaire : l'une en haute résolution et l'autre en basse résolution. Les chercheurs utilisent les images haute résolution pour extraire les crêtes, les points singuliers et les points caractéristiques, D'autre part, ils utilisent généralement les images basse résolution, pour extraire les lignes principales, les rides et la texture. Tout au début, la recherche sur l'empreinte palmaire se concentrait sur les images haute résolution [3], mais aujourd'hui, la quasi-totalité des recherches porte sur les images basse résolution pour des applications civiles et commerciales.



Figure 4.2 : Caractéristiques de l'empreinte palmaire dans (a) une image haute résolution et (b) une image à basse résolution

4.1.1. L'acquisition des images

Les images des empreintes palmaires peuvent être acquises de deux manières différentes : (i) en hors ligne ou (ii) en ligne. Dans la méthode hors ligne, la zone de la paume est enduite d'encre, puis elle est placée sur du papier. L'image ainsi formée est scannée puis stockée dans l'ordinateur pour un traitement ultérieur [4]. Cette méthode n'est pas adaptée aux applications en temps réel et la qualité de l'image peut également varier en fonction de la quantité d'encre utilisée. Une grande ou bien une petite quantité d'encre produisent des résultats insatisfaisants. Dans la méthode en ligne, l'empreinte palmaire peut être obtenue en utilisant des scanners d'empreintes palmaires à base de CCD, des scanners numériques et des caméras vidéo numériques. La figure 4.3(a) montre un scanner CCD développé par [3] à l'université polytechnique de Hong Kong. Les scanners d'empreintes palmaires à base de CCD capturent les images d'empreintes palmaires de haute qualité et alignent les paumes avec précision car les scanners sont équipés de pinces pour guider les utilisateurs pour un placement correct de leurs paumes [5]. La taille de ces scanners des empreintes palmaires est toutefois énorme comparativement aux appareils photo à main ou aux scanners numériques. Les appareils photo et les caméras vidéo, les scanners numériques peuvent être utilisés pour capturer des images d'empreintes palmaires sans contact. Ces images sont faciles à capturer et n'imposent aucune contrainte quant à la position de la main. Le problème inhérent à ce type d'appareil est que la précision de la reconnaissance est plutôt faible en raison des variations d'éclairage et des distorsions produites par le mouvement de la main [6]. La figure 4.4 montre les images capturées par la méthode hors ligne.

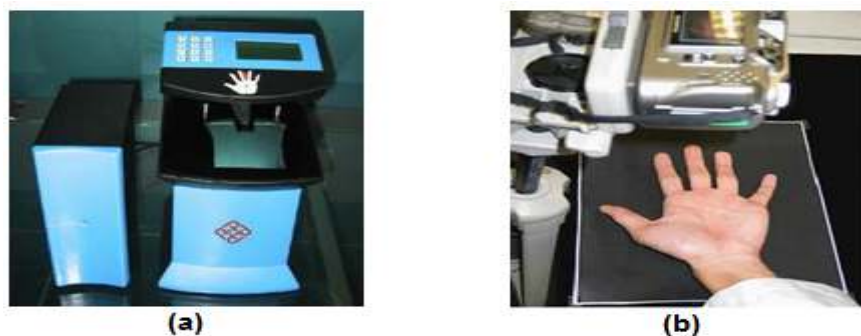


Figure 4.3 : (a) Scanner CCD (b) Système d'acquisition d'images de la main par une caméra numérique



Figure 4.4 : Images d'empreintes palmaires hors ligne

4.2. Algorithmes de reconnaissance de l'empreinte palmaire

Un système biométrique peut reconnaître une personne grâce aux algorithmes intégrés dans le système. Ces algorithmes de reconnaissance sont généralement de deux types :

- 1) Algorithme d'identification qui calcule le modèle de l'utilisateur et le compare avec les modèles stockés dans la base de données. On parle également de correspondance un à plusieurs [1 : N].
- 2) L'algorithme de vérification requiert un moyen d'identification du sujet telle qu'une carte d'identité, une carte à puce ou un numéro d'identification pour l'authentification. Le modèle de l'utilisateur est ensuite mis en correspondance avec le modèle principal pour la reconnaissance. On parle aussi de correspondance un à un [1 : 1].

Les algorithmes de vérification et d'identification doivent être précis et très rapides [7]. La section suivante traite des algorithmes de reconnaissance qui peuvent être classés comme suit : 1) méthodes basées sur les lignes ; 2) méthodes basées sur le sous-espace ; 3) méthodes statistiques ; 4) méthodes de codage ; 5) méthodes de texture 6) et autres méthodes.

4.2.1. Méthodes basées sur les lignes

L'amélioration de la détection des contours peut être obtenue avec des approches basées sur les lignes en utilisant les algorithmes de détection des contours connus pour extraire les plis de l'empreinte palmaire. Les lignes d'empreinte palmaire sont les caractéristiques les plus évidentes dans les images et elles sont très importantes pour la

détection et la reconnaissance. Cela a conduit les chercheurs à concentrer leur attention sur l'extraction des lignes principales. Les lignes sont soit appariées directement, soit représentées dans d'autres formats pour être comparées.

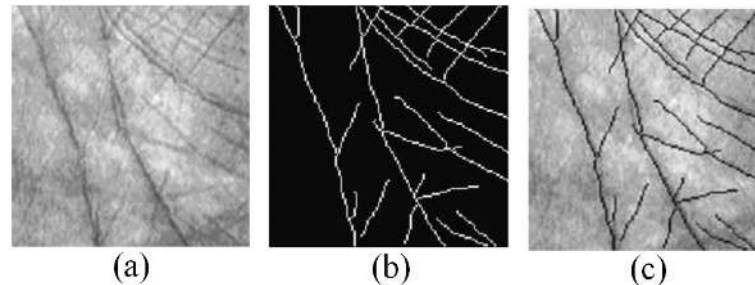


Figure 4.5 : Un exemple de détection de ligne : (a) une image originale d'empreinte palmaire ; (b) les lignes détectées ; et (c) l'image originale d'empreinte palmaire chevauchant les lignes extraites.

Wong et al. [8] ont utilisé les opérateurs Sobel avec différentes orientations pour extraire les informations de lignes des images d'empreintes palmaires normalisées. Les opérateurs Sobel avec des orientations comme 0° , 45° , 90° et 135° sont utilisés pour filtrer les images améliorées afin d'obtenir les bords des lignes. Les opérateurs Sobel 3×3 et 5×5 sont les plus utilisés. Une image Sobel avec seuil est calculée dans toutes les directions. La taille du vecteur de caractéristiques est de 240×60 . Une précision de 94,84 % est obtenue en utilisant l'opérateur Sobel 5×5 dans les orientations 45° et 135° , dans lesquelles les vecteurs des caractéristiques sont pondérés et combinés. Pour les images 5×5 , une précision de 94,65% est obtenue.

Wang et al. [9] ont proposé une approche plus fines pour extraire les structures spéciales formées par les lignes des paumes. En général, lorsqu'il y a des maladies dans le corps, certaines lignes changent avec la maladie et forment des structures spéciales comme le cercle, le triangle, le carré, etc. Les lignes de la paume sont extraites et transformées en un graphique non orienté selon la connexion des points des lignes de la paume. Trois caractéristiques sont alors extraites du graphique et leurs fonctions d'appartenance sont définies. Ces caractéristiques sont utilisées pour reconnaître les structures spéciales qui sont associées à une maladie particulière.

Li et al. [10] ont utilisé la transformée de Hough pour la détection des lignes. Son principal avantage est qu'elle est relativement peu sensible au bruit ou les lacunes dans les lignes. Les caractéristiques globales et locales sont extraites. Les caractéristiques

globales prennent en compte uniquement les lignes principales et les caractéristiques locales incluent la position et l'orientation de chaque ligne. Lors de la phase d'extraction des caractéristiques de lignes, la carte des bords de lignes (LEM) est transformée par la transformation de Hough basée sur les lignes en vecteur de caractéristiques bidimensionnelles pour extraire le modèle global de l'empreinte palmaire. L'ensemble des segments de lignes est enfin stocké comme information locale pour une correspondance plus fine. La correspondance approximative est effectuée en tenant compte uniquement des lignes principales, conduisant ainsi à une précision très réduite. Ainsi, lors de la deuxième étape, la correspondance des informations locales est effectuée en utilisant la distance de Hausdorff qui donne un taux de reconnaissance de 99%.

4.2.2. Méthodes sous-spatiales

Les méthodes sous-spatiales découlent également de la reconnaissance des visages. Les méthodes sous-spatiales les plus couramment utilisées considèrent l'image de l'empreinte palmaire comme une matrice ou un vecteur à haute dimension et la convertissent en une image à basse dimension par projection ou transformation mathématique. La représentation et la classification subséquentes sont ensuite utilisées pour une correspondance d'image valide. En général, différents ensembles d'apprentissage de différents types d'empreintes palmaires doivent être établis, et le vecteur de projection ou la matrice optimale sera choisie pour représenter la caractéristique.

Les méthodes sous-spatiales comme l'Analyse en Composantes Principales (ACP), l'Analyse Discriminante Linéaire (LDA) et l'Analyse en Composantes Indépendantes (ICA) sont les techniques les plus adoptées dans la littérature pour la représentation des caractéristiques et aussi pour la réduction de la dimensionnalité. Les coefficients obtenus dans les sous-espaces sont utilisés comme caractéristiques et la métrique de distance et d'autres classificateurs sont utilisés pour la correspondance.

Au lieu d'appliquer directement les méthodes sous-spatiales, ils peuvent également utiliser les filtres de Gabor, la Transformée en Cosinus Discret (TCD), les

ondelettes. Les méthodes d'extraction des caractéristiques sous-spatiales ont de fortes représentations, peu de calculs, faciles à mettre en œuvre et une bonne aptitude de séparation, de sorte qu'elles sont largement utilisées dans de nombreux domaines comme la reconnaissance des visages, des empreintes palmaires, etc.

L'ACP vise à trouver une cartographie linéaire qui préserve la variance totale en maximisant la trace de la variance des caractéristiques. La cartographie optimale est constituée des principaux vecteurs propres de la matrice de variance totale des données associés aux valeurs propres principales. La première tentative de reconnaissance des empreintes palmaires à l'aide des caractéristiques de l'ACP a été utilisée par Liu et al. [11]. L'ACP pondérée a été utilisée par Zhang et al. [12]. Cette dernière a donné de meilleures performances par rapport à l'ACP. Des modifications de l'ACP avec une précision accrue, comme l'ACP bidimensionnelle (ACP 2D), l'ACP du noyau et la combinaison de l'ACP avec l'ADL, sont également proposées dans la littérature.

Récemment, les chercheurs ont fait d'énormes progrès dans l'optimisation et l'application de l'ACP [13]. Afin d'éliminer le sur-ajustement et accélérer la reconnaissance, Bai et al. [14] ont conçu une nouvelle méthode combinant une caractéristique de type de surface bloquée (ST) et un PCA pour l'identification des empreintes palmaires 3D. Les chercheurs ont également appliqué l'ACP pour classer les blocs carrés d'empreintes palmaires qui se chevauchent en un bloc adéquat ou un bloc sans l'empreinte palmaire [15]. De plus, l'ACP a été fusionnée avec d'autres méthodes d'extraction comme les invariances de moment [16] pour obtenir un taux de reconnaissance relativement élevé. D'autres améliorations méritoires ont été également proposées par d'autres auteurs [17, 18] respectivement en 2014 et 2015.

En outre, d'autres avancées comme la LDA bidimensionnelle (2DLDA), la LDA bidimensionnelle bidirectionnelle basée sur Gabor (GB (2D)2 LDA) sont présentées dans d'autres travaux [20, 21]. D'autres chercheurs ont également fait des percées notables dans le domaine de la LDA. Le LDA basé sur l'image (IBLDA) a été proposé en 2012 par Cui [19] pour compléter la fusion multispectrale.

4.2.3. Méthodes statistiques

Ce type de méthodes a été initialement proposé pour les bases de données statistiques de la conception d'une image, c'est-à-dire la variance, l'écart type, la valeur moyenne, les moments invariants, la densité. Les caractéristiques statistiques locales ou globales peuvent être facilement extraites et représentées pour l'identification. Dans les méthodes statistiques locales, l'image est transformée dans un autre domaine. L'image modifiée est ensuite subdivisée en petites régions et la variance moyenne de ces régions est stockée sous forme de vecteurs de caractéristiques. Les transformations de l'image telles que les transformées de Fourier, de Gabor et d'ondelettes sont utilisées. Wang et al. [22] ont utilisé des histogrammes de motifs binaires locaux comme caractéristiques pour les images d'empreintes palmaires.

Les méthodes statistiques globales calculent les caractéristiques globales telles que les moments et le centre de gravité, qui sont directement obtenus à partir des images transformées. Les caractéristiques statistiques peuvent être extraites et facilement représentées, mais elles ne peuvent pas refléter les informations structurelles de l'empreinte palmaire. Wu et al. [23] ont proposé d'utiliser une méthode basée sur la reconnaissance des caractères chinois puisque les principales caractéristiques du caractère chinois et de l'empreinte palmaire sont des lignes. C'est pourquoi on a utilisé une forme modifiée de caractéristique d'énergie directionnelle (DEF) appelée Fuzzy Directional Element Energy Feature (FDEEF), une caractéristique statistique contenant les mêmes informations de structure de ligne sur l'empreinte palmaire, a donc été utilisée. Ce type de méthodes est initialement proposé sur la base de données statistiques de la conception d'une image, c'est-à-dire la variance, l'écart type, la valeur moyenne, les moments invariants, la densité.

En résumé, il ressort de notre examen des publications antérieures qu'il existe deux axes de recherche, l'un basé sur la transformation et l'autre sur une méthode non basée sur la transformation.

Les transformées classiques sont composées de transformées en ondelettes, transformation de Fourier. Elles peuvent parfaitement représenter l'information multi-échelle d'une image d'empreinte palmaire dans le domaine fréquentiel [13]. Cependant, tout le travail d'extraction doit être effectué sur une petite échelle de forme circulaire, rectangulaire ou elliptique. Cela signifie que cette orientation de recherche est locale. Au cours de la dernière décennie, des transformations plus complètes ont été proposées, telles que la transformée en courbes discrètes [24], les transformées de Riesz [25] et la transformation du champ de force [26].

Après la transformation, des indicateurs statistiques ont été calculés et convertis en un vecteur pour l'appariement. Une nouvelle approche [27] a amélioré l'histogramme binaire local (LBPH) et l'a combiné avec la transformation complexe en ondelettes à deux arbres (DT-CWT). La représentation finale de la caractéristique a été pondérée par un ensemble d'histogrammes.

Les méthodes statistiques sans transformation sont généralement issues de l'étude des moments de Zernike. Cependant, l'ordre ou la dimension des moments est faible et ne peut pas intégrer des informations. Par conséquent, Gayathri et al. [28] ont conçu un système d'identification robuste utilisant le moment de Zernike d'ordre élevé. La méthode est difficilement influencée par la rotation et l'occlusion en raison de ses caractéristiques d'orthogonalité et d'invariance vis-à-vis de la rotation.

4.2.4. Méthodes basées sur le codage

Les approches basées sur le codage se comptent parmi les techniques de reconnaissance d'empreintes palmaires les plus prometteuses en raison de la petite taille des caractéristiques, de la rapidité de la classification et de la grande précision. Ces méthodes basées sur le codage visent à filtrer l'empreinte palmaire et à coder ensuite l'image filtrée de la paume à l'aide de certaines règles. Les chercheurs améliorent continuellement ces algorithmes en ce qui concerne trois aspects : la conception du filtre, le schéma de codage et l'appariement. Plusieurs méthodes de codage des empreintes palmaires ont été proposées dans la littérature. Les filtres de Gabor sont généralement appliqués dans la première étape. Le processus de codage vise quant à lui, à construire

une représentation bit par bit pour une adaptation à grande vitesse. L'adaptation à grande vitesse s'effectue par une distance de Hamming ou une distance angulaire par bit. Cette approche nécessite un besoin en mémoire très faible et une vitesse de correspondance rapide, et a donc été très importante dans la représentation et la correspondance des empreintes palmaires.

Différents algorithmes de codage ont été proposés pour l'empreinte palmaire dans la littérature. Kong & Zhang [29] ont utilisé un filtre de Gabor pour l'analyse de la texture de l'empreinte palmaire. Chaque point de l'image résultant est codé en deux bits à l'aide du rapport d'inégalité entre la partie réelle et la partie imaginaire du filtre de sortie. Seule l'information de phase est stockée comme vecteur de caractéristique. Le code développé à cet égard est appelé Palm code et la distance de Hamming normalisée est utilisée pour la correspondance.

Kong et al. [30] ont proposé une technique améliorée dans laquelle plusieurs filtres de Gabor elliptiques avec différentes orientations sont utilisés pour extraire les informations de phase des images d'empreintes palmaires. Une règle de fusion a été utilisée pour coder les informations de phase. Elle est connue sous le nom de code de fusion.

Ajay Kumar & Helen [31] ont utilisé la fonction de Gabor réel (RGF) sur l'empreinte palmaire. L'empreinte palmaire extraite est d'abord normalisée pour réduire les variations de luminosité et de contraste dues au bruit du capteur et aux variations de pression de la paume. Le filtre RGF a été implémenté en utilisant des masques spatiaux 13×13 avec six orientations différentes.

Un nouvel algorithme d'extraction des caractéristiques du code de Gabor Magnitude (GMC) est proposé. Dans les techniques de codage précédentes, les caractéristiques de Gabor Magnitude ne sont pas prises en compte principalement parce qu'elles peuvent être sensibles aux changements d'illumination alors que le travail proposé par Chu et al. [32] a montré que Gabor Magnitude pourrait également fournir des informations discriminantes. Guo & Lu [33] ont utilisé la réponse de Gabor Magnitude pour la représentation des caractéristiques. Pour que la taille de l'élément reste petite, deux bits pour chaque pixel sont utilisés pour représenter le GMC. Dans ce

travail, la fusion du GMC avec le code de fusion et le code concurrentiel est également étudiée. Cette approche a montré que le GMC plus le code concurrentiel pourraient fournir une meilleure précision et un FAR très faible.

4.2.5. Méthodes basées sur la texture

L'image d'empreinte palmaire peut être considérée comme une image de texture, composée de lignes principales, de rides, de crêtes et d'autres informations. La reconnaissance d'empreintes palmaires basée sur le codage de la texture présente généralement une petite taille, une vitesse de correspondance rapide et une grande précision d'identification [34]. La transformée de Fourier (FT), la transformée en ondelettes (WT), la transformée de Gabor, l'ondelette de Gabor sont des méthodes basées sur la texture de l'empreinte palmaire pour extraire des caractéristiques.

Li et al. [35, 36] ont présenté une nouvelle méthode d'extraction des caractéristiques en convertissant une image d'empreinte palmaire d'un domaine spatial en un domaine fréquentiel à l'aide d'une transformée de Fourier bidimensionnelle et en représentant les images dans le domaine fréquentiel.

La transformée en contourlet, qui est une nouvelle extension bidimensionnelle de la transformée en ondelettes, est largement utilisée pour extraire les caractéristiques invariantes de l'empreinte palmaire [37, 38].

De plus, la transformée en cosinus discrète (DCT) est un outil de représentation et de correspondance des empreintes palmaires. Dans leurs travaux publiés en 2009 [39, 40], les auteurs ont utilisé la TCD 2D pour extraire les caractéristiques de l'empreinte palmaire. Les écarts types des coefficients de la TCD 2D des petites régions carrées sont utilisés comme caractéristiques. Cette méthode peut effectivement réduire la taille des caractéristiques mais ne convient qu'aux bases de données à petite échelle. Par conséquent, Badrinath et al. [41] ont utilisé la variation des coefficients 1D-DCT des blocs rectangulaires locaux de taille et d'orientation variables pour représenter l'empreinte palmaire. Les auteurs ont utilisé trois grandes bases de données pour certifier que leur méthode est meilleure que celle utilisée par les auteurs chercheurs suscités en [39, 40].

Parmi les algorithmes d'extraction de la texture de l'empreinte palmaire, le filtre de Gabor est largement utilisé pour extraire les caractéristiques de direction locale. Motivé par Iris Code [42], Zhang et al. [43, 44] ont proposé la méthode de codage par la phase de Gabor 2D pour la reconnaissance des empreintes palmaires. Les auteurs ont convolué l'image de l'empreinte palmaire avec un filtre de Gabor 2D et ont codé les informations de phase des réponses du filtre sous forme de caractéristiques binaires (PalmCode). Dans le processus de correspondance, la distance de hamming normalisée est utilisée pour comparer deux PalmCodes. Cette méthode permet en effet de bien décrire les caractéristiques. Toutefois, comme elle n'utilise qu'un seul filtre de Gabor à 45° et ignore les autres directions, elle établit une forte corrélation entre les caractéristiques des différentes paumes.

Pour améliorer les performances, Kong et ses collègues [45, 46] ont développé une approche appelée Fusion Code, qui convolue une image d'empreinte palmaire avec une banque de filtres de Gabor dans quatre directions. De plus, Wu et al. ont proposé une méthode appelée PPOC [47] en fusionnant les informations de phase et d'orientation. De plus, ils ont utilisé les directions horizontale et verticale de la dérivée du filtre gaussien pour extraire les caractéristiques de texture de l'empreinte palmaire, appelée DoGCode [48]. Les deux méthodes [45, 48] utilisent la distance de hamming pour comparer deux codes. Les performances de reconnaissance obtenues sont meilleures que celles du PalmCode.

4.2.6. Autres méthodes

Il existe plusieurs autres méthodes qui combinent différentes techniques de traitement d'image pour l'extraction des caractéristiques dans l'empreinte palmaire et qui utilisent certains classificateurs comme le réseau neuronal. Zhu & Xing [49] ont proposé une nouvelle méthode de reconnaissance hiérarchique de l'empreinte palmaire. L'image est prétraitée et on obtient une image en dégradé dans quatre directions qui se chevauchent et sont dé-bruitées. Des détecteurs de Canny sont utilisés pour obtenir les bords et sont fusionnés avec l'image de gradient dé-bruitée en utilisant l'opérateur ET (AND). L'image résultante est ensuite dilatée et flouée avec le modèle probable pour

l'extraction des traits. La transformée en ondelettes discrètes (DWT) à double arbre présente l'avantage d'avoir des invariants de décalage approximatifs, une bonne sélectivité directionnelle, une efficacité de calcul et une faible redondance. D'où le complexe d'arbre double bidimensionnel. La transformation en ondelettes (CWT 2D-DT) est utilisée pour obtenir les caractéristiques de la texture.

Kekre et al. [50] ont présenté la comparaison des performances des techniques de reconnaissance de l'empreinte palmaire basées sur des coefficients fractionnaires d'une image transformée de l'empreinte palmaire en utilisant six transformées différentes comme Sine, Cosine, Walsh, Slant, Hartley et Haar. Dans le domaine des transformations, l'énergie de l'image s'accumule du côté de la région des hautes fréquences, ces caractéristiques des transformations de l'image ont été exploitées ici pour réduire la taille du vecteur caractéristique des images d'empreintes palmaires en négligeant les coefficients de basse fréquence dans les images d'empreintes palmaires transformées.

Zhang et al. [51] ont utilisé des images multispectrales d'empreintes palmaires pour acquérir des informations plus descriptives. Un dispositif d'acquisition de données a été conçu pour capturer des images d'empreintes palmaires sous des illuminations bleues, vertes, rouges et proche infrarouge (NIR). La méthode a utilisé un codage basé sur l'orientation pour représenter les caractéristiques de la texture.

Li et al. [52] ont proposé un nouveau schéma pour combiner les caractéristiques des empreintes palmaires en 2D et 3D pour l'authentification personnelle. Les caractéristiques des lignes, de la forme et de la texture ont été extraites à différents niveaux. Au premier niveau, la caractéristique de la forme a été extraite du ROI en 3D. Pour éliminer le bruit et certaines structures indésirables dans les données 3D, un filtre médian 7×7 et des filtres moyens 7×7 ont été utilisés pour lisser la surface. Après avoir réduit l'échantillonnage de l'image de taille 32×32 , un maillage triangulaire régulier est utilisé pour décrire les caractéristiques de la forme. Les caractéristiques de la ligne suivante ont été obtenues à partir d'images 2D et 3D. Pour le ROI en 2D, les traits de ligne ont été obtenus directement.

Swathi et al. [53] ont déclaré que la vérification personnelle basée sur l'empreinte palmaire est rapidement entrée dans la famille des systèmes biométriques en raison de sa facilité d'acquisition, de son acceptation par les utilisateurs et de sa fiabilité.

4.3. Le dispositif d'acquisition

Les approches de reconnaissance d'empreintes palmaires peuvent également être classées en fonction du type de dispositif d'acquisition utilisé pour capturer les échantillons, ce qui permet de définir quatre catégories, selon le type de contact nécessaire (avec ou sans contact) et le type d'échantillon utilisé (bidimensionnel ou tridimensionnel) [13] :

a. *Les méthodes bidimensionnelles*

Basées sur le toucher, ces méthodes peuvent être divisées en méthodes hors ligne et en ligne :

✚ *Les méthodes hors ligne* comprennent la numérisation des empreintes palmaires encrées et le relevé des empreintes latentes.

✚ *Les méthodes en ligne* utilisent un dispositif d'acquisition qui demande à l'utilisateur de placer sa main sur un support fixe pour capturer un échantillon bidimensionnel de l'empreinte palmaire. Cette catégorie comprend les méthodes basées sur des dispositifs optiques, des scanners numériques et des dispositifs à base de CCD.

b. *Les méthodes tridimensionnelles avec contact* utilisent un dispositif d'acquisition qui exige de l'utilisateur de mettre sa main sur un support fixe. Ensuite, des techniques d'éclairage structuré sont utilisées pour reconstruire un modèle tridimensionnel de l'empreinte palmaire. Dans la plupart des cas, un échantillon bidimensionnel est également saisi.

c. *Les méthodes bidimensionnelles sans contact* sont basées sur des caméras CCD, des caméras de smartphones ou des caméras vidéo. Ces méthodes peuvent être utilisées pour concevoir un système de reconnaissance d'empreintes palmaires peu coûteux et moins contraignant.

d. *Les méthodes tridimensionnelles sans contact* sont basées sur des scanners laser tridimensionnels et permettent une reconnaissance précise et moins contraignante de l'empreinte palmaire. Cependant, le coût de ces dispositifs d'acquisition est élevé.

4.4. La reconnaissance d'empreintes palmaires

Le processus de reconnaissance d'empreintes palmaires suit la structure générale des systèmes biométriques décrite au chapitre 1 et peut être scindé en plusieurs parties :

4.4.1. L'acquisition

Les techniques utilisées pour l'acquisition d'échantillons d'empreintes palmaires peuvent être divisées en techniques hors ligne ou en ligne. Les techniques d'acquisition hors ligne comprennent les acquisitions à l'encre roulée et les méthodes médico-légales pour l'extraction des empreintes palmaires latentes. Les techniques d'acquisition en ligne peuvent être basées sur des dispositifs optiques, des scanners numériques, des caméras CCD (ou CMOS) ou des caméras vidéo. Les techniques basées sur le CCD et la vidéo peuvent nécessiter le contact de l'empreinte palmaire avec une surface ou l'utilisation de méthodes d'acquisition sans contact. Des systèmes d'éclairage lumineux structurés basés sur un projecteur DLP et une caméra CCD sont également utilisés pour capturer le modèle tridimensionnel de l'empreinte palmaire.

4.4.2. Le prétraitement

Le prétraitement est la base de l'extraction et de l'appariement des caractéristiques. La qualité du prétraitement a un impact très significatif sur les résultats de la reconnaissance.

Dans cette sous-section, nous nous concentrons spécialement sur les algorithmes d'extraction de ROI. Car c'est l'étape principale du prétraitement en plus des autres procédures comme l'amélioration de l'image, le filtrage de l'image et ainsi de suite.

Au cours de la dernière décennie, la distance est le moyen de mesure le plus utilisé dans l'extraction du ROI. Cette méthode maintient une distance pixel fixe entre le bord du ROI et la ligne de connexion des points de vallée [54, 55, 56].

Toutefois, en raison des différentes tailles des images d'empreintes palmaires, une zone affûtée à l'extraction de caractéristiques ne peut être effectuée avec précision si les chercheurs utilisent uniquement le principe de la distance. Dès lors, le résultat de la reconnaissance ne peut pas atteindre le niveau escompté. En définitive, celle-ci a conduit récemment d'autres chercheurs à utiliser d'autres techniques telles que le ratio [57, 58] et l'angle [59, 60].

Le tableau 3.1 présente le résumé des algorithmes d'extraction du ROI. Une tendance se dégage de ce tableau, le ratio et la distance sont plus largement utilisés de nos jours [61, 62]. D'autre part, la fusion du ratio et de la distance ont été appliquée plus souvent au cours des trois dernières années [63, 64].

4.4.3. Extraction du ROI

L'organigramme de notre système d'identification des empreintes palmaires sans contact est présenté à la figure 4.6. On peut voir que lorsque l'image de l'empreinte palmaire est prête, trois grandes étapes sont suivies, l'extraction de la région d'intérêt du (ROI), l'extraction de caractéristiques et la classification.

Tableau 4.1 : Résumé sur l'extraction du ROI. Ratio, angle et distance expriment le principe de l'extraction du ROI. Le nombre à la deuxième ligne indique le nombre de points de vallée utilisés

Rapport/Angle/Distance	Points Vallée	Année	Article
Distance	6	2009	[54]
Distance	2	2011	[55]
Angle	2	2012	[57]
Distance	3	2012	[56]
Angle	6	2012	[59]
Angle	6	2013	[60]
Rapport	4	2014	[58]
Distance	12	2014	[62]
Distance	4	2015	[61]
Rapport & Distance	5	2016	[64]
Rapport & Distance	4	2017	[63]

Dans cette section, l'extraction du ROI est introduite. Dans le cas de la reconnaissance de l'empreinte palmaire, l'extraction ROI est l'étape la plus importante de par son influence sur les résultats. Comme il existe des transformations géométriques

globales entre deux images d'empreintes palmaires, il est nécessaire et essentiel d'aligner les images d'empreintes palmaires.

4.4.3.1. L'algorithme d'extraction du ROI d'une image d'empreinte palmaire sans contact

En construisant de manière adaptative un système de coordonnées locales pour chaque image, Le ROI peut être recadré à partir de l'image originale avec un tel système de coordonnées. L'extraction et la mise en correspondance des caractéristiques ultérieures sont en fait effectuées sur les ROIs. Notre algorithme d'extraction du ROI est inspiré de l'idée de Zhang et al. [63], qui a été proposée à l'origine pour les images d'empreintes palmaires par contact.

Il est fortement souhaité qu'un algorithme d'extraction du ROI d'empreintes palmaires sans contact puisse être robuste à la translation, à la rotation et aux variations d'échelle des empreintes palmaires.

Étant donnée une image d'empreinte palmaire, nous la filtrons d'abord à l'aide d'un filtre passe-bas, puis nous la convertissons en une image binaire. En se basant sur le masque binaire de la paume, on peut obtenir les limites de deux espaces entre les doigts (l'espace entre l'index et le majeur et l'espace entre l'annulaire et les petits doigts). Ensuite, nous calculons la ligne tangente des deux limites de l'espace et nous désignons les deux points tangents par $X1$ et $X2$. La ligne passant par $X1$ et $X2$ est considérée comme l'axe X du système de coordonnées local. Le point central de $X1$ et $X2$ est considéré comme l'origine O . Ensuite, une ligne passant par O et perpendiculaire à l'axe X est prise comme l'axe Y . Une ligne, qui est $c1\|X1X2\|$ éloignée de O et parallèle à l'axe X peut être déterminée. Supposons que cette ligne coupe le contour de la paume de la main à $O1$ et $O2$. On découpe ensuite, une région carrée dont la longueur des côtés est $c2\|O1O2\|$, qui est symétrique par rapport à l'axe Y et $c3\|O1O2\|$, qui est éloignée de l'axe X . Enfin, la région recadrée est normalisée à la taille $N \times N$ et elle est considérée comme le ROI. Les paramètres $c1$, $c2$, $c3$ et N sont empiriquement déterminés. Ainsi, $c1 = 0,60$, $c2 = 0,65$, $c3 = 0,10$ et $N = 128$. Le schéma d'extraction du ROI proposé est illustré à la figure 4.7 et son algorithme est résumé dans la figure 4.6. Deux images d'empreintes palmaires

et leurs ROIs correspondants sont illustrés à la figure 4.8. Les figures 4.8 (a) et (b) sont deux images collectées à partir de la même main mais lors de sessions différentes. On constate une variation d'échelle apparente entre elles. Cependant, une inspection visuelle poussée permet de conclure que les deux ROIs extraits sont très similaires, ce qui indique que cet algorithme d'extraction de ROI est très efficace.

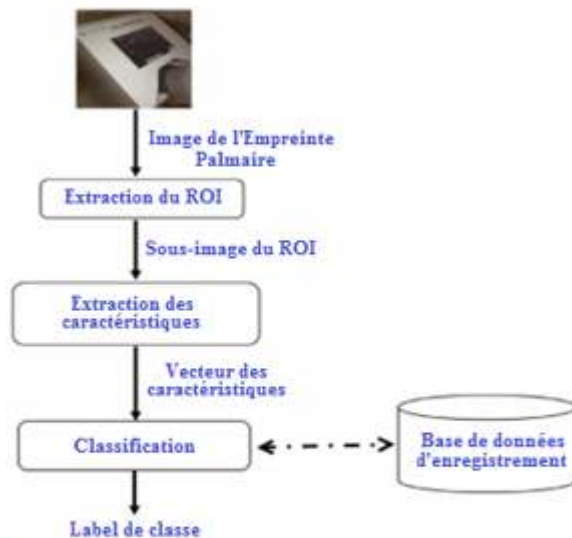


Figure 4.6 : L'organigramme général du système d'identification des empreintes palmaires sans contact

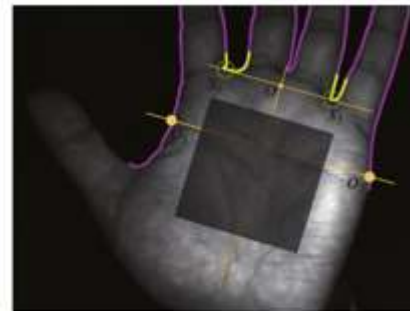


Figure 4.7: Illustration du ROI extrait par l'approche proposée

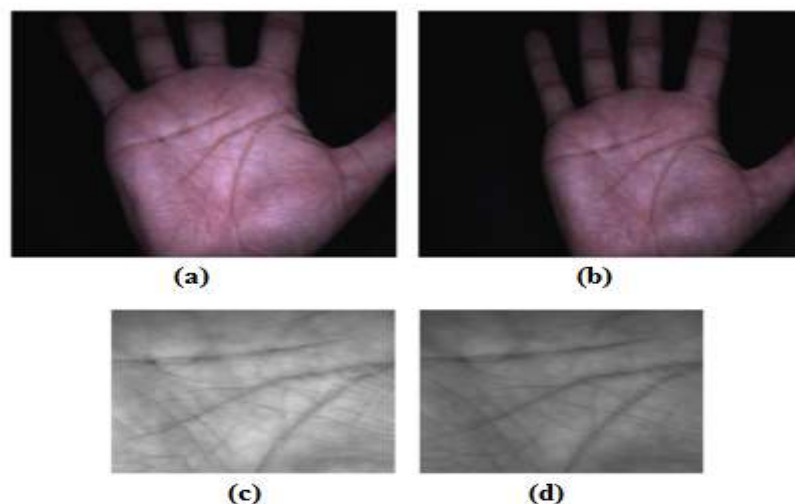


Figure 4.8 : (a) et (b) sont deux images d'empreintes palmaires sans contact collectées à partir de la même main lors de deux sessions différentes, tandis que (c) et (d) sont leurs ROIs, respectifs [63].

4.4.3.2. Segmentation et enregistrement

Les méthodes utilisées pour la segmentation et l'enregistrement des échantillons d'empreintes palmaires “binarisent” généralement l'image d'entrée pour extraire le contour de la main et détecter ensuite certains points clés qui sont utilisés pour aligner les images. Habituellement, les espaces entre les doigts servent de points de référence. Ensuite, un système de coordonnées de référence est ajusté à l'aide des points clés extraits et la partie centrale de la main (l'empreinte palmaire réelle) est alors extraite.

4.4.4. Amélioration de l'image

Différentes procédures d'amélioration de l'image ont été proposées en fonction des caractéristiques utilisées pour effectuer la reconnaissance. Les algorithmes d'amélioration de l'image utilisés pour la reconnaissance d'empreintes palmaires comprennent les détecteurs de contours (tels que les détecteurs de contours Canny, Sobel, dérivés ou autres), la transformée de Hough, les transformée ondelettes, la transformée de Fourier et les filtres Gabor.

4.4.5. Extraction de caractéristiques

Les caractéristiques qui peuvent être utilisées pour la reconnaissance de l'empreinte palmaire comprennent les bords correspondant aux lignes principales et secondaires ainsi que leur amplitude et leur orientation, les coefficients de la fonction de transformation utilisée (Hough, ondelette, Fourier), l'amplitude et l'orientation de la réponse du filtre (l'amplitude de l'image filtrée par Gabor), les descripteurs de texture (modèle binaire local : LBP), les mesures statistiques et les positions de certains points d'intérêt (points delta, points caractéristiques). Certaines techniques utilisent des méthodes d'extraction de caractéristiques basées sur l'analyse en composantes principales (ACP), l'analyse discriminante linéaire (LDA) ou l'analyse en composantes indépendantes (ICA).

4.4.6. La correspondance

Les fonctions d'appariement comprennent la distance euclidienne entre les vecteurs de caractéristiques, les réseaux neuronaux artificiels, les machines à vecteurs de support (SVM), la distance moyenne quadratique et la distance de Hamming.

4.5. Conclusion

Dans ce chapitre, les méthodes de reconnaissance des empreintes palmaires sont classées en fonction du type de dispositif d'acquisition utilisé et selon leurs techniques de reconnaissance. Les méthodes avec et sans contact sont également décrites et une distinction est faite entre celles basées sur des images bi et tridimensionnelles. Pour chaque catégorie, les techniques utilisées lors de chaque étape du processus de reconnaissance sont décrites, y compris les techniques utilisées comme la segmentation, l'amélioration de l'image, l'extraction des caractéristiques et l'appariement. Enfin pour conclure ce chapitre, nous avons présenté une les méthodes les plus récentes d'extraction du ROI de l'empreinte palmaire.

4.6. Références bibliographiques

- [1] Kong, A.W.K., Zhang, D., Lu, G.: A study of identical twins' palmprints for personal verification. *Pattern Recognition* **39**(11), 2149–2156 (2006).
- [2] Wu, Xiangqian, ZHANG, David, et WANG, Kuanquan. Fusion of phase and orientation information for palmprint authentication. *Pattern analysis and applications*, 2006, vol. 9, no 2-3, p. 103-111.
- [3] Zhang, D., Kong, W.K., You, J., Wong, M.: Online palmprint identification. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **25**(9), 1041–1050 (2003).
- [4] Ross, A.A., Nandakumar, K., Jain, A.K.: *Handbook of Multibiometrics (International Series on Biometrics)*. Springer-Verlag New York, Inc., Secaucus, NJ, USA (2006)
- [5] Zhang, D. Online palmprint classification. In: *Palmprint Authentication, International Series on Biometrics*, vol. 3, pp. 155–167. Springer US (2004)

- [6] Yang, Jian, FRANGI, Alejandro F., YANG, Jingyu, et al. KPCA plus LDA: a complete kernel Fisher discriminant framework for feature extraction and recognition. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2005, vol. 27, no 2, p. 230-244.
- [7] Kong, A., Zhang, D., Kamel, M.: A survey of palmprint recognition. *Pattern Recognition* 42(7), 1408–1418 (2009)
- [8] Wong, K.Y.E., Chekima, A., Dargham, J.A., Sainarayanan, G.: Palmprint identification using Sobel operator. In: *Proceedings of the 10th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision (ICARCV)*, pp. 1338–1341 (2008)
- [9] Wang, J.G., Yau, W.Y., Suwandy, A., Sung, E.: Fusion of palmprint and palm vein images for person recognition based on “Laplacianpalm” feature. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 1–8 (2007)
- [10] Li, Fang et LEUNG, Maylor KH. Hierarchical identification of palmprint using line-based hough transform. In: *18th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'06)*. IEEE, 2006. p. 149-152.
- [11] Liu, Yongliang, Lyon, Brenda G., Windham, William R., et al. Prediction of color, texture, and sensory characteristics of beef steaks by visible and near infrared reflectance spectroscopy. A feasibility study. *Meat Science*, 2003, vol. 65, no 3, p. 1107-1114.
- [12] Zhang, J., Cheng, Y., Chen, C.: Low resolution gait recognition with high frequency super resolution. In: T.B. Ho, Z.H. Zhou (eds.) *PRICAI 2008: Trends in Artificial Intelligence*, *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 5351, pp. 533–543. Springer Berlin / Heidelberg (2008)
- [13] Zhong, Dexing, Du, Xuefeng, et Zhong, Kuncai. Decade progress of palmprint recognition: A brief survey. *Neurocomputing*, 2019, vol. 328, p. 16-28.
- [14] X. Bai, N. Gao, Z. Zhang, D. Zhang, 3D palmprint identification combining blocked ST and PCA, *Pattern Recognit. Lett.* 100 (2017) 89–94.
- [15] G.S. Badrinath, P. Gupta, Palmprint based recognition system using phase-difference information, *Futur. Gener. Comp. Syst.* 28 (2012) 287–304.
- [16] Y. Ma, J. Sun, Palmprint recognition based on 2DPCA-moment invariant, in: *Proceedings of the Fifth International Conference on Image and Graphics*, 2009, pp. 149–154.
- [17] J. Li, Research on applied technology of palmprint recognition based on Fisher linear discriminant and improved PCA algorithm, *Adv. Res. Mater. Sci., Environ. Sci. Comput. Sci.* III 886 (2014) 515–518.

- [18] K. Li, Y. Zhang, H. Liu, S. Sun, Palprint recognition based on modular PCA and LS-SVM, in: Proceedings of the 2015 4th International Conference on Computer, Mechatronics, Control and Electronic Engineering, 2015, pp. 566–571.
- [19] J. Cui, Multispectral palprint recognition using image-based linear discriminant analysis, *Int. J. Biom.* 4 (2012) 106–114.
- [20] S. Xu, J. Suo, J. Ding, Improved linear discriminant analysis based on two-dimensional Gabor for palprint recognition, in: Proceedings of the 2011 International Conference of Soft Computing and Pattern Recognition, 2011, pp. 157–160.
- [21] S. Xu, J. Ding, Palprint image processing and linear discriminant analysis method, *J. Multimedia* 7 (2012) 269–276.
- [22] Wang, M., Ruan, Q.: Palprint recognition based on two-dimensional methods. In: Proceedings of the 2006 8th International Conference on Signal Processing, vol. 4 (2006)
- [23] Li, Wenxin, ZHANG, David, et XU, Zhuoqun. Palprint identification by Fourier transform. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2002, vol. 16, no 04, p. 417-432.
- [24] X.B. Xu, D.Y. Zhang, X.M. Zhang, Y.J. Cao, Palprint recognition based on discrete curvelet transform and support vector machine, *J. Infrared Millim. Waves* 28 (2009) 456–460.
- [25] L. Zhang, H.Y. Li, Encoding local image patterns using Riesz transforms: with applications to palprint and finger-knuckle-print recognition, *Image Vis. Comput.* 30 (2012) 1043–1051.
- [26] K. Tiwari, D.K. Arya, G.S. Badrinath, P. Gupta, Designing palprint based recognition system using local structure tensor and force field transformation for human identification, *Neurocomputing* 116 (2013) 222–230.
- [27] Y.X. Wang, Q.Q. Ruan, Dual-tree complex wavelet transform based local binary pattern weighted histogram method for palprint recognition, *Comput. Inform.* 28 (2009) 299–318.
- [28] R. Gayathri, P. Ramamoorthy, Automatic palprint identification based on high order Zernike moment, *Am. J. Appl. Sci.* 9 (2012) 759–764.
- [29] Kong, Wai Kin et ZHANG, David. Palprint texture analysis based on low-resolution images for personal authentication. In: Object recognition supported by user interaction for service robots. IEEE, 2002. p. 807-810.

- [30] Kong, Adams, Zhang, David, and Kamel Mohamed. Palmprint identification using feature-level fusion. *Pattern Recognition*, 2006, vol. 39, no 3, p. 478-487.
- [31] Kumar Ajay and Shen, Helen C. Palmprint identification using palmcodes. In: *Proceedings. Third International Conference on Image and Graphics*. IEEE Computer Society, 2004. p. 258-261.
- [32] Chu, Rufeng, LEI, Zhen, HAN, Yufei, et al. Learning Gabor magnitude features for palmprint recognition. In: *Asian Conference on Computer Vision*. Springer, Berlin, Heidelberg, 2007. p. 22-31.
- [33] Guo Zhen-Hua and LU, Guang-Ming. Palmprint recognition using Gabor magnitude code. In: *2010 International Conference on Machine Learning and Cybernetics*. IEEE, 2010. p. 796-801.
- [34] Xinrong Peng, Yangmeng, Tian, and Jiaqiang, Wang. A survey of palmprint feature extraction algorithms. In: *2013 Fourth International Conference on Intelligent Systems Design and Engineering Applications*. IEEE, 2013. p. 57-63.
- [35] Li W X, Zhang D, Xu Z Q. "Palmprint identification by Fourier transform," *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2002, 16(4): 417-432
- [36] Li W, Zhang D, Xu Z. "Palmprint recognition based on Fourier transform," *Journal of Software*, 2002,13(5): 879-886.
- [37] Chen G Y, Kégl B. "Palmprint classification using contourlets," *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, 2007: 1003-1007.
- [38] Chen G Y, Kégl B. "Invariant pattern recognition using contourlets and AdaBoost" *Pattern Recognition*, 2010, 43(3): 579-583.
- [39] Choge H K, Oyama T, Karungaru S, et al. "Palmprint recognition based on local dct feature extraction," *International Conference on Neural Information Processing*. Berlin Heidelberg: Springer, 2009:639-648
- [40] Dale M P, Joshi M A, Gilda N. "Texture based palmprint identification using DCT features," *IEEE International Conference on Advances in Pattern Recognition.*, 2009: 221-224.
- [41] Badrinath G, Tiwari K, Gupta P. "An efficient palmprint based recognition system using 1D-DCT Features," *Intelligent Computing Technology*, 2012: 594-601
- [42] Daugman J G. "High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1993, 15(11): 1148-1161

- [43] Zhang D, Kong W K, You J, et al. "Online palmprint identification," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(9): 1041-1050
- [44] Kong A W K, Zhang D. "Palmprint texture analysis based on low- resolution images for personal authentication," Proc. of 16th International Conference on Pattern Recognition. Washington D C, USA: IEEE, 2002:807-810
- [45] Kong W, Zhang D, Li W. "Palmprint Feature Extraction using 2D Gabor Filters," Pattern Recognition, 2003, 36:2339-2347
- [46] Kong A W K, Zhang D. "Feature-level fusion for effective palmprint authentication," Proc. of the International Conference of Biometric Authentication. Berlin, Germany: Springer, 2004:761-767
- [47] Kong A, Zhang D, Kamel M. "Palmprint identification using feature- level fusion," Pattern Recognition, 2006, 39(3): 478-487
- [48] Wu X Q, Wang K Q, Zhang D. "Palmprint texture analysis using derivative of Gaussian filters," Proc. of International Conference on Computational Intelligence and Security. Guangzhou, China: IEEE, 2006:751-754
- [49] Zhu, Leqing and Xing, Rui. Hierarchical palmprint recognition based on major line feature and dual tree complex wavelet texture feature. In: 2009 Sixth International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery. IEEE, 2009. p. 15-19.
- [50] Kekre, H. B., Thepade, Sudeep D., VARUN, Ashish, et al. Performance comparison of image transforms for palm print recognition with fractional coefficients of transformed palm print images. IJEST, 2010, vol. 2, no 12, p. 7372-7379.
- [51] Zhang, D., Kanhangad, V., Luo, N., Kumar, A.: Robust palmprint verification using 2D and 3D features. Pattern Recognition 43(1), 358–368 (2010)
- [52] Li, W., Zhang, D., Zhang, D., Lu, G., Yan, J.: Efficient joint 2D and 3D palmprint matching with alignment refinement. In: Proceedings of the 2010 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 795–801 (2010)
- [53] Swathi, Naidu, Satish, Chemudu, Satyanarayana, Vaddi Seshu, et al. New palm print authentication system by using wavelet based method. Signal and Image Processing, 2011, vol. 2, no 1, p. 191-203.
- [54] D. Zhang, G.M. Lu, W. Li, L. Zhang, N. Luo, Palmprint recognition using 3-D information, IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Part C-Appl. Rev. 39 (2009) 505–519.
- [55] W. Jia, R.X. Hu, J. Gui, Y. Zhao, X.M. Ren, Palmprint recognition across different devices, Sensors 12 (2012) 7938–7964.

- [56] A. Meraoumia, S. Chitroub, A. Bouridane, Palmprint and finger-knuckle-print for efficient person recognition based on log-Gabor filter response, *Analog Integr. Circuits Process.* 69 (2011) 17–27.
- [57] Z.H. Guo, D. Zhang, L. Zhang, W.H. Liu, Feature band selection for online multispectral palmprint recognition, *IEEE Trans. Inf. Forensic Secur.* 7 (2012) 1094–1099.
- [58] M. Hammami, S. Ben Jemaa, H. Ben-Abdallah, Selection of discriminative sub-regions for palmprint recognition, *Multimed. Tools Appl.* 68 (2014) 1023–1050.
- [59] G.S. Badrinath, P. Gupta, Palmprint based recognition system using phase-difference information, *Futur. Gener. Comp. Syst.* 28 (2012) 287–304.
- [60] K. Tiwari, D.K. Arya, G.S. Badrinath, P. Gupta, Designing palmprint based recognition system using local structure tensor and force field transformation for human identification, *Neurocomputing* 116 (2013) 222–230.
- [61] D. Tamrakar, P. Khanna, Blur and occlusion invariant palmprint recognition with block-wise local phase quantization histogram, *J. Electron. Imaging* 24(2015) 043006.
- [62] R. Raghavendra, C. Busch, Novel image fusion scheme based on dependency measure for robust multispectral palmprint recognition, *Pattern Recognit* 47 (2014) 2205–2221.
- [63] L. Zhang, L.D. Li, A.Q. Yang, Y. Shen, M. Yang, Towards contactless palmprint recognition: a novel device, a new benchmark, and a collaborative representation based identification approach, *Pattern Recognit.* 69 (2017) 199–212.
- [64] D. Tamrakar, P. Khanna, Kernel discriminant analysis of block-wise Gaussian derivative phase pattern histogram for palmprint recognition, *J. Vis. Commun. Image Represent.* 40 (2016) 432–448.

Chapitre 5

Les outils et techniques utilisés

Dans ce chapitre, nous exposerons les méthodes et les outils de base adoptés dans nos systèmes biométriques proposés.

5.1 Le descripteur *BSIF* (Binarized Statistical Image Features)

5.1.1 Introduction

Les descripteurs locaux d'images ont fait l'objet de recherches approfondies au cours des dernières années et de nombreux et importants développements ont été enregistrés. De nos jours, les descripteurs locaux d'images sont devenus les outils standard qui fournissent les caractéristiques d'images pour de nombreuses applications de vision par ordinateur. Il existe une multitude de descripteurs d'images locaux dans la littérature ; et plus particulièrement, ceux qui ont été conçus à l'origine pour la description et la classification des textures, tels que le motif binaire local (*LBP* : Local Binary Pattern) [1], la quantification de phase locale (*LPQ* : Local Phase Quantization) [2, 3] et les caractéristiques de base de l'image (*BIF* : Basic Image Features) [4]. Certains d'entre eux, ou leurs variantes, sont également devenus de plus en plus populaires dans d'autres applications, comme l'identification des visages [2, 5] et la reconnaissance de l'action à partir des scènes vidéos [6].

Dans cette section, nous commençons par présenter le nouveau descripteur BSIF qui a été initialement proposé en 2012 par J. Kannala et E. Rahtu [7] à partir d'une inspiration des techniques LBP et LPQ. Ces deux méthodes qui décrivent le voisinage de chaque pixel par un code binaire obtenu en effectuant au préalable une convolution de l'image avec un ensemble de filtres linéaires, puis en binarisant les réponses des filtres. Les bits de la chaîne de code correspondent aux réponses binarisées des différents filtres. Toutefois, l'objectif principal du BSIF est d'extraire une représentation significative d'une image à partir de ses caractéristiques statistiques en se basant sur un apprentissage automatique d'un ensemble fixe de filtres à l'aide d'un ensemble réduit d'images naturelles pour construire un code binaire pour chaque pixel par projection linéaire des patches locaux de l'image sur un sous-espace dont les vecteurs de base sont instruits à partir d'images naturelles par l'analyse en composantes

indépendantes (*ICA* : Independent Component Analysis) et en utilisant la binarisation des coordonnées dans cette base par le seuillage [8].

Les résultats des analyses menées sur les textures et la reconnaissance des visages ont montré que l'approche *BSIF* a donné des performances globales meilleures que les méthodes antérieures *LBP* et *LPQ* qui étaient jusqu'à un passé récent les plus utilisées. En outre, les résultats sont obtenus en utilisant un ensemble fixe de filtres instruits à partir d'un ensemble réduit d'images naturelles, ce qui montre que les filtres ayant subi préalablement un apprentissage peuvent être utilisés pour de nombreuses applications. Néanmoins, et contrairement aux méthodes *LBP* et *LPQ* de comparaison, le *BSIF* offre une option d'apprentissage spécifique à l'application, qui peut être potentiellement utilisée pour décrire des images qui présentent des caractéristiques inhabituelles, comme c'est le cas pour les images médicales.

5.1.2 La philosophie du descripteur *BSIF*

Le *BSIF* calcule une chaîne de codes binaires pour les pixels d'une image donnée. La valeur du code d'un pixel est considérée comme un descripteur local du motif d'intensité de l'image dans l'environnement du pixel. De plus, les histogrammes des valeurs de code des pixels permettent de caractériser les propriétés des textures des patches (dans les sous-régions) des images. Ainsi, le descripteur *BSIF* peut être utilisé dans les tâches de reconnaissance de texture de la même manière que les motifs binaires locaux (*LBP*) [1] ou les valeurs quantifiées de phase locale (*LPQ*) [3].

La valeur de chaque bit de la chaîne de code binaire est calculée en binarisant la réponse d'un filtre linéaire avec un seuil nul. Chaque bit est associé à un filtre différent et la longueur désirée de l'élément détermine le nombre de filtres utilisés. L'ensemble des filtres est *entraîné* à partir d'un ensemble de patches d'images naturelles en maximisant l'indépendance statistique des réponses des filtres [9]. Par conséquent, les propriétés statistiques des patches d'images naturelles déterminent les descripteurs et c'est pourquoi, on les nomme descripteurs d'images statistiques binarisées (*BSIF*). L'apprentissage des filtres linéaires est abordé en détail dans la publication de Hyvärinen [9]. Il est brièvement décrit dans le paragraphe 5.1.3.

5.1.3 L'apprentissage des filtres *BSIF*

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

$$s_i = \sum_{u,v} W_i(u,v)X(u,v) = \mathbf{w}_i^T \mathbf{x}, \quad (5.1)$$

En se servant des notations vectorielles introduites précédemment, c'est-à-dire que les vecteurs $\mathbf{w}$ et $\mathbf{x}$ contiennent respectivement les pixels de W_i et X , la caractéristique binarisée b_i est obtenue en fixant ses valeurs comme suit :

$$b_i = \begin{cases} 1 & \text{si } s_i > 0 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (5.2)$$

Etant donnés, n filtres linéaires W_i , nous pouvons les assembler dans une seule matrice W de taille $n \times l^2$. Ceci nous permet alors de calculer toutes les réponses d'un seul coup, puisque : $\mathbf{s} = W \cdot \mathbf{x}$ et on obtient ainsi la chaîne de bits $\mathbf{b}$ en binarisant chaque élément s_i de $\mathbf{s}$ comme il est montré ci-dessus. Ainsi, étant donnés les détecteurs de caractéristiques linéaires W_i , le calcul de la chaîne de bits $\mathbf{b}$ est simple. En outre, il est clair que les chaînes de bits pour tous les blocs d'images de taille $n \times l$, entourant chaque pixel d'une image, peuvent être calculé de manière pratique par n convolutions.

Le calcul de l'ensemble des filtres utiles W_i , est inspiré des idées relatées dans l'article [8] c'est-à-dire qu'ils sont estimés en maximisant l'indépendance statistique de s_i . En général, cette approche offre de bonnes caractéristiques pour le traitement d'images. En outre, de cette manière l'indépendance de s_i justifie bien la quantification indépendante proposée des éléments du vecteur de réponses.

Toutefois, et afin d'utiliser les algorithmes standards de l'Analyse par Composants Indépendants (ICA) pour estimer les composants indépendants, on doit décomposer la matrice de filtrage W en deux parties U et V par :

$$\mathbf{s} = W\mathbf{x} = UV\mathbf{x} = U\mathbf{z} \quad (5.3)$$

où $\mathbf{z} = V \cdot \mathbf{x}$, et U est une matrice carrée de taille $n \times n$ qui sera estimée par les algorithmes *ICA*, tandis que la matrice V effectue le prétraitement canonique, c'est-à-dire le blanchiment et la réduction dimensionnelle simultanés des échantillons d'apprentissage $\mathbf{x}$ [8].

En résumé, le prétraitement canonique utilise l'analyse en composantes principales que nous exposons ci-dessous. Étant donné un ensemble d'entraînement de patches d'images naturelles échantillonnés aléatoirement, les patches sont d'abord déterminés de manière à rendre leur moyenne nulle (c'est-à-dire que l'intensité de la moyenne de chaque patch est soustraite) et leur dimension est ensuite réduite en ne conservant que les n premières composantes principales qui sont ensuite divisées par leur écart-type pour obtenir des échantillons de données blanchies $\mathbf{z}$. Pour cela, nous calculons d'abord les valeurs propres de la matrice de covariance $\mathbf{C}$ des échantillons $\mathbf{x}$:

$$\mathbf{C} = \mathbf{E} \mathbf{D} \mathbf{E}^T \quad (5.4)$$

La matrice $\mathbf{V}$ est définie par :

$$\mathbf{V} = (\mathbf{D}^{-1/2} \mathbf{E}^T)_{1:n} \quad (5.5)$$

Avec $\mathbf{D}$ la matrice diagonale de la décomposition en valeurs propres, contenant les valeurs propres de $\mathbf{C}$ ordonnées dans un ordre décroissant, et $(*)_{1:n}$ désigne les n premières lignes de la matrice entre parenthèses. Ensuite, étant donnés les échantillons de données blanchies $\mathbf{z}$ à moyenne nulle, on peut utiliser les algorithmes standards d'analyse en composantes indépendants pour estimer la matrice orthogonale $\mathbf{U}$ avec laquelle on obtient les composants indépendants $\mathbf{s}$ des données d'apprentissage [1]. En d'autres termes, puisque $\mathbf{z} = \mathbf{U}^T \mathbf{s}$, les composants indépendants permettent de représenter les échantillons de données $\mathbf{z}$ sous la forme d'une superposition linéaire des vecteurs de base définis par les colonnes de $\mathbf{U}^T$. Enfin, étant donnés $\mathbf{U}$ et $\mathbf{V}$, on obtient la matrice de filtrage $\mathbf{W} = \mathbf{U} \mathbf{V}$, directement utilisable pour calculer les caractéristiques BSIF. Les filtres obtenus avec $l = 9$, $n = 8$ sont illustrés dans la figure 5.1.

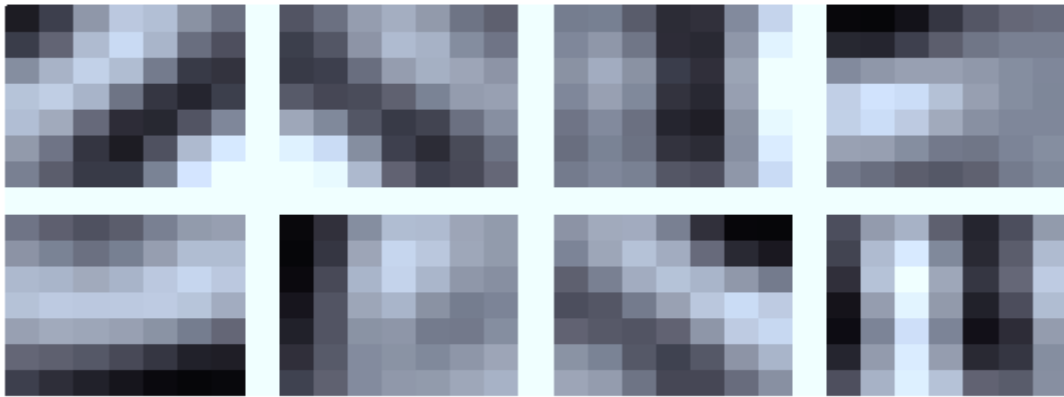


Figure 5.1: Filtres appris de taille 9×9.

5.2. LA WLDA (ou la LDA blanchie) (Whitened Linear Discriminant Analysis)

Au fil des années, de nombreux algorithmes d'analyse discriminante linéaire (**LDA** : *Linear Discriminant Analysis*) ont été proposés pour la réduction des données à forte dimension dans une grande variété d'applications [10]. Mais une limitation inhérente de la **LDA** classique est le problème dit de "petite taille d'échantillon (**3S** : *Small Sample Size*)", c'est-à-dire qu'elle échoue lorsque toutes les matrices de dispersion sont singulières. De nombreuses extensions de la **LDA** ont été proposées dans le passé pour surmonter le problème des **3S**. Cependant, aucune des méthodes avancées n'a pu résoudre complètement ce problème dans la mesure où elles permettent de conserver toutes les caractéristiques discriminantes avec un faible coût de calcul. Mais le blanchiment des données suivi par l'application de la **LDA**, a permis à la **LDA** blanchie de trouver les caractéristiques les plus discriminantes sans avoir à faire face au problème des **3S**. Dans la **WLDA**, seul le calcul des valeurs propres simples est effectué au lieu du calcul des valeurs propres généralisés, ce qui explique le faible coût de calcul de la **WLDA**.

5.2.1 Blanchiment des données

Dans cette partie, nous expliquons d'abord le blanchiment des données, puis nous examinons la **WLDA** en détail.

Soit $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ un vecteur aléatoire avec une moyenne $\boldsymbol{\mu}$ et une matrice de covariance semi-définie positive $\mathbf{C}_x$. Nous souhaitons blanchir le vecteur $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ en utilisant une transformation de blanchiment $\mathbf{P}$ pour obtenir le vecteur aléatoire $\mathbf{y} = \mathbf{P}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})$, qui est un vecteur aléatoire à moyenne nulle et dont la matrice de covariance $\mathbf{C}_y$ de $\mathbf{y}$ est égale à la matrice d'identité $\mathbf{I}$. Nous recherchons donc une transformation $\mathbf{P}$ telle que :

$$\mathbf{C}_y = \mathbf{P}\mathbf{C}_x\mathbf{P}^T = \mathbf{I} \quad (5.6)$$

Nous désignons toute matrice $\mathbf{P}$ satisfaisant l'expression (5.6) comme étant la matrice de transformation de blanchiment. Étant donnée une matrice de covariance $\mathbf{C}_x$, il existe de nombreuses façons de choisir la transformation de blanchiment $\mathbf{P}$ satisfaisant l'expression (5.6). L'une des méthodes de blanchiment la plus répandue consiste à utiliser la décomposition des valeurs propres (Eigen-Value Decomposition : EVD) de la matrice de covariance. En utilisant

l'EVD, nous pouvons alors diagonaliser ou factoriser la matrice de covariance $\mathbf{C}_x$ avec $r = \text{rang}(\mathbf{C}_x)$ de la manière suivante :

$$\mathbf{C}_x = \mathbf{U}\mathbf{\Lambda}\mathbf{U}^T \quad (5.7)$$

où $\mathbf{U} \in \mathbb{R}^{n \times r}$ est la matrice orthogonale des vecteurs propres correspondant aux valeurs propres non nulles de la matrice de covariance $\mathbf{C}_x$ et $\mathbf{\Lambda} = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r) \in \mathbb{R}^{r \times r}$, $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r > 0$ est la matrice diagonale des valeurs propres non nulles. Le blanchiment d'un vecteur aléatoire $\mathbf{x}$ de moyenne $\boldsymbol{\mu}$ et de matrice de covariance $\mathbf{C}_x$ peut être obtenue en effectuant le calcul suivant avec la matrice de transformation de blanchiment $\mathbf{P} = \mathbf{\Lambda}^{-1/2}\mathbf{U}^T$

$$\mathbf{y} = \mathbf{P}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) = \mathbf{\Lambda}^{-1/2}\mathbf{U}^T(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) \quad (5.8)$$

Ainsi, le résultat de cette transformation est conforme aux objectifs suivants :

$$\mathbf{E}\{\mathbf{y}\} = \mathbf{\Lambda}^{-1/2}\mathbf{U}^T(\mathbf{E}(\mathbf{x}) - \boldsymbol{\mu}) = \mathbf{\Lambda}^{-1/2}\mathbf{U}^T(\boldsymbol{\mu} - \boldsymbol{\mu}) = \mathbf{0} \quad (5.9)$$

En raison du fait que $\mathbf{E}\{\mathbf{y}\} = \mathbf{0}$, la matrice de covariance, $\mathbf{C}_y$ peut s'écrire sous la forme :

$$\mathbf{C}_y = \mathbf{E}\{\mathbf{y}\mathbf{y}^T\} = \mathbf{E}\{\mathbf{\Lambda}^{-1/2}\mathbf{U}^T(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T\mathbf{U}\mathbf{\Lambda}^{-1/2}\} = \mathbf{\Lambda}^{-1/2}\mathbf{U}^T\mathbf{C}_x\mathbf{U}\mathbf{\Lambda}^{-1/2} = \mathbf{I} \quad (5.10)$$

Ainsi, la transformation ci-dessus, nous a permis de blanchir le vecteur aléatoire $\mathbf{x}$, et nous donner le vecteur $\mathbf{y}$ de moyenne nulle et dont la matrice de covariance $\mathbf{C}_y$ est égale à la matrice d'identité $\mathbf{I}$.

5.2.2 La WLDA ou la LDA blanchie

L'idée clé de la **WLDA** est que nous appliquons le blanchiment des données avant d'effectuer la LDA. Ainsi, nous effectuons d'abord le blanchiment des données en diagonalisant la matrice de covariance totale $\mathbf{S}_t$ avec $r = \text{rang}(\mathbf{S}_t) = N - 1$ comme :

$$\mathbf{S}_t = \mathbf{U}\mathbf{\Lambda}\mathbf{U}^T \quad (5.11)$$

où $\mathbf{U} \in \mathbb{R}^{n \times r}$ est la matrice orthogonale des vecteurs propres correspondant aux valeurs propres non nulles de la matrice de covariance $\mathbf{S}_t$ et $\mathbf{\Lambda} = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r) \in \mathbb{R}^{r \times r}$, $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r > 0$, est la matrice diagonale des valeurs propres non nulles. On peut alors former la

matrice de transformation de blanchiment $\mathbf{P} = \mathbf{\Lambda}^{-1/2} \mathbf{U}^T$ et obtenir les données blanchies comme suit :

$$\mathbf{y}_i = \mathbf{P}(\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}) = \mathbf{\Lambda}^{-1/2} \mathbf{U}^T(\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}) \in \mathbb{R}^r \quad (5.12)$$

où $i = 1 \cdots N$. Ensuite, la matrice de diffusion entre classes $\mathbf{G}_b$ et la matrice de diffusion intra-classe $\mathbf{G}_w$ après blanchiment des données sont redéfinis comme suit :

$$\mathbf{G}_b = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^C N_i \boldsymbol{\eta}_i \boldsymbol{\eta}_i^T \quad (5.13)$$

$$\mathbf{G}_w = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^C \sum_{\mathbf{y}_k \in \Pi_i} (\mathbf{y}_k - \boldsymbol{\eta}_i)(\mathbf{y}_k - \boldsymbol{\eta}_i)^T \quad (5.14)$$

où $\boldsymbol{\eta}_i$ est la moyenne des données blanchies de la i^{th} classe, $i = 1, \dots, C$ et est définie comme suit :

$$\boldsymbol{\eta}_i = \frac{1}{N_i} \sum_{k=1}^{N_i} \mathbf{y}_k = \frac{1}{N_i} \sum_{k=1}^{N_i} \mathbf{P}(\mathbf{x}_k - \boldsymbol{\mu}) = \mathbf{P} \left(\frac{1}{N_i} \sum_{k=1}^{N_i} \mathbf{x}_k - \boldsymbol{\mu} \right) = \mathbf{P}(\boldsymbol{\mu}_i - \boldsymbol{\mu}) \quad (5.15)$$

Théorème 1 : Compte tenu des données blanchies, la matrice de diffusion entre classes $\mathbf{G}_b$ et la matrice de diffusion à l'intérieur des classes $\mathbf{G}_w$ définies par (5.13) et (5.14), nous pouvons alors affirmer que :

$$\mathbf{G}_b + \mathbf{G}_w = \mathbf{I}_r$$

où $\mathbf{I}_r \in \mathbb{R}^{r \times r}$ est une matrice identité.

Nous pouvons maintenant formuler le problème de la **LDA** blanchie comme un problème d'optimisation :

$$J_{WLDA}(\mathbf{v}) = \underbrace{\max}_{\mathbf{v}} \frac{\mathbf{v}^T \mathbf{G}_b \mathbf{v}}{\mathbf{v}^T \mathbf{G}_w \mathbf{v}} \quad (5.16)$$

où $\mathbf{v} \in \mathbb{R}^r$. La solution de ce problème d'optimisation peut être obtenu en se basant sur le théorème 2.

Théorème 2 : Le problème d'optimisation de l'expression (5.16) est équivalent au problème d'optimisation suivant :

$$\underbrace{\max}_{\mathbf{v}^T \mathbf{v} = 1} \mathbf{v}^T \mathbf{G}_b \mathbf{v} \quad (5.17)$$

Preuve. En appliquant le fait que $\mathbf{G}_b + \mathbf{G}_w = \mathbf{I}_r$ du Théorème 1, on peut reformuler le problème d'optimisation de l'expression (5.16) comme suit :

$$\underbrace{\max_v}_{\mathbf{v}} \frac{\mathbf{v}^T \mathbf{G}_b \mathbf{v}}{\mathbf{v}^T \mathbf{G}_w \mathbf{v}} = \underbrace{\max_v}_{\mathbf{v}} \frac{\mathbf{v}^T \mathbf{G}_b \mathbf{v}}{\mathbf{v}^T (\mathbf{I}_r - \mathbf{G}_b) \mathbf{v}} = \underbrace{\max_v}_{\mathbf{v}} \frac{\mathbf{v}^T \mathbf{G}_b \mathbf{v}}{\mathbf{v}^T \mathbf{v} - \mathbf{v}^T \mathbf{G}_b \mathbf{v}} \quad (5.18)$$

Nous constatons que si $\mathbf{v} = \mathbf{v}_0$ est un vecteur optimal dans l'expression (5.18) alors $c\mathbf{v}$ est également une solution optimale de l'expression (5.18), où c est une valeur scalaire. Nous limitons donc $\mathbf{v}$ à une taille unitaire, c'est-à-dire $\mathbf{v}^T \mathbf{v} = 1$. A présent, le problème dans l'expression (5.18) peut être reformulé avec les contraintes suivantes :

$$\underbrace{\max_{\mathbf{v}^T \mathbf{v} = 1}}_{\mathbf{v}^T \mathbf{v} = 1} \frac{\mathbf{v}^T \mathbf{G}_b \mathbf{v}}{\mathbf{v}^T \mathbf{v} - \mathbf{v}^T \mathbf{G}_b \mathbf{v}} \quad (5.19)$$

Il est facile de voir à partir de l'expression (5.19) que la solution pour le problème d'optimisation de l'expression (5.16) peut être obtenu en résolvant tout simplement le problème de calcul des valeurs propres suivant :

$$\underbrace{\max_{\mathbf{v}^T \mathbf{v} = 1}}_{\mathbf{v}^T \mathbf{v} = 1} \mathbf{v}^T \mathbf{G}_b \mathbf{v} \quad (5.20)$$

Il est également facile de voir que la matrice de projection optimale $\mathbf{V} = [\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_m]$ dans l'équation (5.20) représente l'ensemble des vecteurs propres de dimension r de $\mathbf{G}_b$ correspondant aux m plus grandes valeurs propres. Enfin, la matrice de projection optimale pour la **WLDA** peut être calculée comme suit :

$$\mathbf{W}_{WLDA} = \mathbf{P}^T \mathbf{V}$$

Il convient de noter que dans la **WLDA**, nous trouvons le vecteur de projection optimal $\mathbf{w}_{opt}$ parmi tous les vecteurs $\mathbf{w}$ sous la forme :

$$\mathbf{w} = \mathbf{P}^T \mathbf{v}, \forall \mathbf{v} \in \mathbb{R}^r \quad (5.21)$$

En réécrivant l'équation (5.21), nous obtenons :

$$\mathbf{w} = \mathbf{P}^T \mathbf{v} = \mathbf{U} \mathbf{\Lambda}^{-1/2} \mathbf{v}, \forall \mathbf{v} \in \mathbb{R}^r \Leftrightarrow \mathbf{w} \in \text{span}\{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_r\} = \text{range}(\mathbf{S}_t) \quad (5.22)$$

Nous pouvons maintenant voir que la **WLDA** recherche des vecteurs de projection optimaux dans l'espace de variation de $\mathbf{S}_t$ qui est en fait le sous-espace qui contient tous les vecteurs de projection discriminants. Ce constat est basé sur le Théorème 3.

Théorème 3 : Tous les vecteurs de projection discriminants peuvent être déterminés dans l'espace de variation de $\mathbf{S}_t$.

Preuve : Soit V l'espace de la plage $\mathbf{S}_t$, $V^\perp$ l'espace nul de $\mathbf{S}_t$. Équivalent,

$$V = \text{span}\{\alpha_k | \mathbf{S}_t \alpha_k \neq \mathbf{0}, k = 1, \dots, r\} \quad (5.23)$$

et

$$V^\perp = \text{span}\{\alpha_k | \mathbf{S}_t \alpha_k = \mathbf{0}, k = r + 1, \dots, n\} \quad (5.24)$$

où r est le rang de $\mathbf{S}_t$, $\{\alpha_1, \dots, \alpha_r\}$ est un ensemble orthonormal et $\{\alpha_1, \dots, \alpha_r\}$ est l'ensemble des vecteurs propres orthonormaux correspondant aux valeurs propres non nulles de $\mathbf{S}_t$. Puisque $\mathbb{R}^n = V \oplus V^\perp$, chaque vecteur $\mathbf{a} \in \mathbb{R}^n$ a une décomposition unique de la forme $\mathbf{a} = \mathbf{b} + \mathbf{c}$ où $\mathbf{b} \in V$ et $\mathbf{c} \in V^\perp$. Et la valeur projetée correspondant à $\mathbf{x}_k$ sur le vecteur de projection $\mathbf{a}$ peut être formée comme suit :

$$y_k^{(a)} = \mathbf{a}^T (\mathbf{x}_k - \boldsymbol{\mu}) = \mathbf{b}^T (\mathbf{x}_k - \boldsymbol{\mu}) + \mathbf{c}^T (\mathbf{x}_k - \boldsymbol{\mu}) = \mathbf{b}^T (\mathbf{x}_k - \boldsymbol{\mu}) \quad (5.25)$$

A partir de l'expression (5.25), nous constatons que nous pouvons trouver tous les vecteurs de projection discriminants de l'espace de projection de $\mathbf{S}_t$. La preuve est donc faite.

5.2.3 Conclusion

Dans cette section, nous avons montré que le blanchiment des données suivi par l'application de la **LDA** a permis de transformer le problème de calcul des valeurs propres généralisées de la **LDA** en un calcul de valeurs propres simples, ce qui réduit le coût de calcul. En plus, la **WLDA** a fait preuve de sa capacité à conserver toutes les informations discriminantes contrairement à ce qui été suggéré dans les travaux précédents.

5.3. Evaluation des systèmes biométriques

L'importance de l'identité et de l'authentification des utilisateurs des zones sensibles a favorisé l'installation de la biométrie dans les aéroports, les banques, les institutions financières, les systèmes de vote, les passeports biométriques, les cartes d'identité biométriques, etc. Les principaux avantages de la biométrie par rapport aux autres modes d'authentification consistent à garantir l'unicité de l'entité de chaque individu, à maintenir la

permanence de l'entité biométrique tout au long de la vie de la personne et à rendre l'entité utilisable pour l'identification à grande échelle [12].

5.3.1 Enrôlement, matching, vérification et identification

La première opération de tout système d'authentification biométrique consiste à enregistrer les empreintes biométriques brutes des individus, captées au moyen de capteurs. Cette première phase dite d'enrôlement est souvent suivie d'un certain nombre de prétraitements et de post-traitements (après l'extraction) numériques des signaux enregistrés afin d'améliorer la qualité de l'information biométrique initiale pour extraire des descripteurs biométriques pertinents. L'authentification est effectuée dans l'étape de matching, qui consiste à comparer les descripteurs obtenus dans l'étape précédente aux informations biométriques de référence préenregistrées dans des bases de données (**BD**). L'objectif de cette opération de matching est d'en déduire si les deux informations biométriques comparées proviennent ou pas d'un même individu. Le résultat de cette opération de comparaison est dit score de similarité (ou de dissimilarité). La comparaison de sa valeur avec un seuil de correspondance permet de décider de la ressemblance ou la dissemblance de deux échantillons. Néanmoins, tout comme en biométrie, il est impossible d'obtenir une correspondance parfaite entre un échantillon de référence et un autre acquis au moment du test. Cette imperfection est essentiellement due à plusieurs facteurs, tels que des facteurs environnementaux, temporels, les erreurs dues aux capteurs ou même par l'influence de la méthode d'acquisition. Tous ces facteurs introduisent forcément des erreurs dans les systèmes biométriques.

5.3.2. Les erreurs des systèmes d'authentification

Dans les systèmes de vérification d'identité, deux types d'erreurs peuvent survenir, des erreurs de *faux rejets ou de fausses acceptations*. Le premier type a lieu lorsque le résultat de la comparaison des échantillons d'une même personne est considéré par le système comme un résultat d'une comparaison "interclasses". La fausse acceptation se produit lorsque le système considère un test d'imposture comme un test "intra-classes"

5.3.2.1 Les taux d'erreurs des systèmes d'authentification

En cumulant sur une base de données et avec un protocole d'évaluation spécifique (définition des accès légitimes et imposteurs pour chaque personne) les différentes erreurs de

décision commises par le système de vérification, nous associons des taux relatifs à ces deux types d'erreur, pour un seuil de décision θ fixé. Le taux de faux rejets, dénommé **FRR** (*False Rejection Rate*) ou **FNMR** (*False Non Match Rate*) ou bien aussi "*False Alarm Rate*", est la proportion de correspondances légitimes qui donnent des scores supérieurs au seuil de correspondance θ . C'est le pourcentage des données de test légitimes qui ont été rejetées par rapport au nombre total de comparaisons "intra-classes". Le taux de fausses acceptations, dénommé **FAR** (*False Acceptance Rate*) ou **FNMR** (*False Non-Match Rate*) est la proportion de correspondances d'imposteurs qui remportent des scores inférieurs au seuil de correspondance. C'est aussi le pourcentage des comparaisons d'impoture (usurpations ou faussetés) qui ont été acceptées par rapport au nombre total des comparaisons "interclasses".

5.3.3 Formulation du problème

La vérification des hypothèses commence par la formulation d'une hypothèse nulle (H_0), qui est présumée vraie, sauf preuve contraire. S'il y a suffisamment de preuves contraires à l'affirmative H_0 , une autre hypothèse H_1 est alors considérée. Dans le cas de la vérification biométrique, les hypothèses se réfèrent à la revendication d'identité de l'utilisateur et sont formulées comme suit :

En désignant par **Sp** le modèle biométrique d'une personne préenregistré dans la base de données (**BD**) et par **Sa** l'empreinte acquise par le système, nous pouvons formuler les deux hypothèses suivantes :

1. Hypothèse H_1 (si $Sp = Sa$) : L'identité revendiquée est légitime (Vraie ou Authentique).
En d'autres termes, les deux échantillons biométriques comparés ont été obtenus à partir de la même caractéristique de la même personne (échantillons d'intra-classe).
2. Hypothèse contraire H_0 (si $Sp \neq Sa$) : L'identité revendiquée est fausse (Imposteur).
Autrement dit, l'échantillon ne correspond pas au modèle d'inscription (échantillons d'interclasse).

Les décisions associées respectivement aux deux hypothèses précédentes H_1 et H_0 seront D_1 et D_0 .

- D_1 : L'individu est bien celui qui prétend l'être,
- D_0 : L'individu n'est pas celui qui prétend l'être.

L'authentification consiste à comparer Sp et Sa en utilisant une mesure de similarité $s(Sp, Sa)$. La décision D_0 est prise dans le cas où le score d'appariement est inférieur à un seuil θ , et D_1 est décidée dans le cas contraire. Le taux de fausses acceptations (FAR) est la probabilité pour que D_0 soit décidée alors que H_1 est vraie. Par contre, le taux de faux rejets (FRR) est la probabilité pour que D_0 soit décidée alors que H_1 est vraie.

Dans un système biométrique l'information biométrique obtenue à partir du capteur lors de l'enrôlement est comparée à une information déjà existante, sauvegardée au préalable dans une base de données (BD). Un score de similarité (ou de dissimilarité) permettant de quantifier la ressemblance (ou la dissemblance) entre les deux échantillons biométriques est alors calculé.

5.3.4. Scores d'évaluation des systèmes biométriques

La sortie ' s ' d'un système d'authentification biométrique qui est le résultat de la comparaison entre une représentation biométrique acquise Sa et le modèle préenregistré Sp est appelée « **score** » et sa valeur appartient à l'intervalle $[0,1]$. Lorsque la valeur de ' s ' est proche de la limite supérieure ' 1 ' cela signifie que les représentants biométriques proviennent du même individu. Par contre, si sa valeur est voisine de zéro cela indique que les motifs biométriques comparés proviennent de personnes différentes. La décision du système d'authentification est régie par une valeur préalablement fixée d'un seuil de décision θ .

En biométrie, les scores sont de deux types. Nous parlons de scores "intra-classes" (si $s > \theta$) lorsque les échantillons comparés proviennent de la même personne. Par contre, les réponses résultantes de la comparaison d'échantillons provenant de personnes différentes si $s < \theta$ sont dits scores "interclasses".

La mesure de la performance de ces systèmes biométriques et plus particulièrement dans le cas d'un nombre assez élevé de classes d'échantillons et de tests de comparaison génèrent les deux distributions intra-classes et interclasses de scores qui convergent vers des distributions normales qui ne se chevauchent pas dans le cas des systèmes biométriques idéaux (figure 5.2a). Toutefois, dans les systèmes réels les densités de probabilité des scores se recouvrent (figure 5.2b) [13].

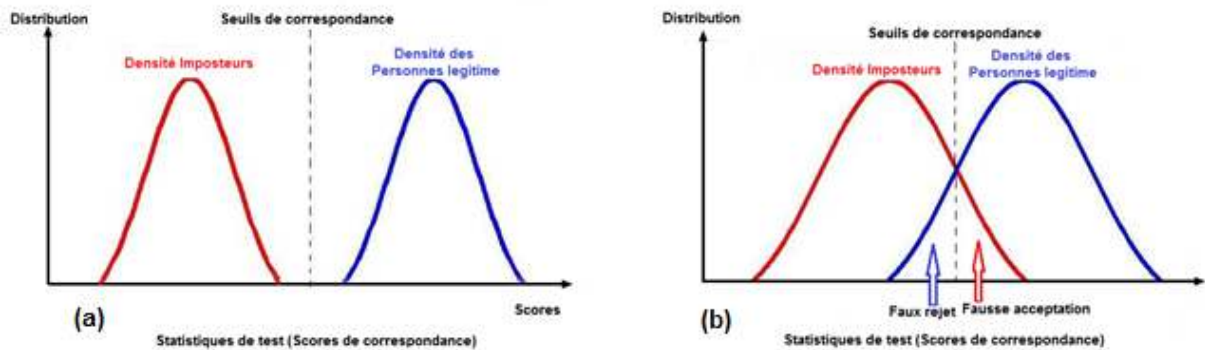


Figure 5.2 : Scores de correspondance pour des systèmes biométriques (a) idéaux et (b) réels

La zone d'intersection A dans la figure (5.3) entre les deux distributions correspond à la zone critique de la reconnaissance. Les seuils de décision appartenant à cette zone ont leurs scores compromis et aucune valeur du seuil θ ne permet leur séparation complète. Ce recouvrement induit alors fatalement des erreurs de décision, en particulier des fausses acceptations (dans le cas où une comparaison imposteur retourne un score de similarité élevé) ou des erreurs de faux rejets (dans le cas où la comparaison des échantillons d'une personne légitime donne un score très faible).

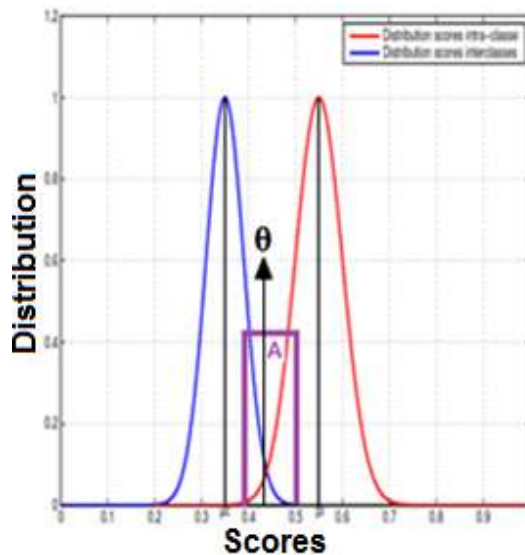


Figure 5.3 : Exemple de distributions théoriques des scores "intra-classes" et "interclasses" pour un système biométrique réel

Cette séparation se fait au moyen du seuil θ à partir duquel la décision d'acceptation ou de rejet d'identité sera prise. Quand le score est supérieur au seuil, la décision est considérée comme positive et l'identité de l'individu est acceptée. Dans le cas contraire, la décision est considérée comme négative et l'identité de l'individu est rejetée.

Pour évaluer les performances d'un système biométrique dans un mode d'authentification, un grand nombre de comparaison est alors effectué sur une base de données de test. Nous nous plaçons dans le cas où les différents échantillons d'un même individu sont considérés comme indépendants. Chaque échantillon biométrique de chaque individu est alors comparé à tous les autres échantillons de la BD.

Quand les deux échantillons comparés proviennent d'un même individu, la comparaison est appelée comparaison légitime (en anglais *genuine comparison*). Dans le cas où les deux échantillons proviennent d'individus différents, la comparaison est dite comparaison imposteur (en anglais *impostor comparison*). Les densités de scores pour les comparaisons légitime et imposteur sont générées à partir de la base de données considérée et sont données sur la figure (5.4). La précision du système biométrique est alors évaluée par sa capacité à séparer ces deux densités.

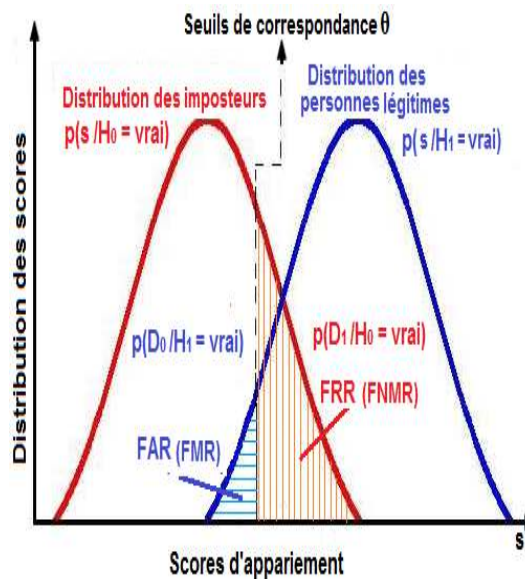


Figure 5.4 : La distribution des scores des personnes légitimes, imposteurs, des taux d'erreurs *FAR* et *FRR* pour un seuil de score θ donné.

Pour évaluer la précision d'un système biométrique, on doit calculer des scores à partir d'échantillons biométriques appartenant à une même personne et des scores issus d'échantillons biométriques de différentes personnes. La figure 5.4 illustre l'estimation des taux *FAR* et *FRR* suivant les distributions des imposteurs et des personnes légitimes données par les équations (5.26) et (5.27).

$$FAR = \int_0^\theta p(s|H_1 = \text{vraie}) ds \quad (5.26)$$

$$FRR = \int_0^\theta p(s|H_0 = \text{vraie}) ds \quad (5.27)$$

La distribution $p(s|H_1=\text{vraie})$ des scores issus d'échantillons biométriques appartenant à une même personne est appelée distribution des personnes légitimes. La distribution $p(s|H_0=\text{vraie})$ de scores issus d'échantillons biométriques de différentes personnes est appelée distribution des imposteurs. On voit bien que si l'on fait varier le seuil θ , on va modifier les valeurs respectives de **FAR** et **FRR**.

Un compromis est alors à rechercher entre **FAR** et **FRR** pour chaque système biométrique. Du fait que **FAR** et **FRR** sont fonctions du seuil de décision θ du système et pour plus de rigueur, ils devraient être notés comme **FAR**(θ) et **FRR**(θ), respectivement. Leurs courbes respectives (voir figure 5.4) permettent d'estimer les performances du système pour différentes valeurs du seuil de décision θ . La représentation du **FRR** en fonction du **FAR** pour les différents points opérationnels du seuil θ , permet de tracer la courbe **DET** « *Detection Error Tradeoff* » largement répandue pour l'évaluation de tels systèmes d'authentification. La courbe **ROC** « *Receiver Operating Characteristics* » est une autre représentation, tout aussi connue, qui trace le taux de rejet justifié **TRR** (*True Reject Rate* :) en fonction du **FAR**. Les allures de ces deux courbes sont illustrées par les figures 5.5.

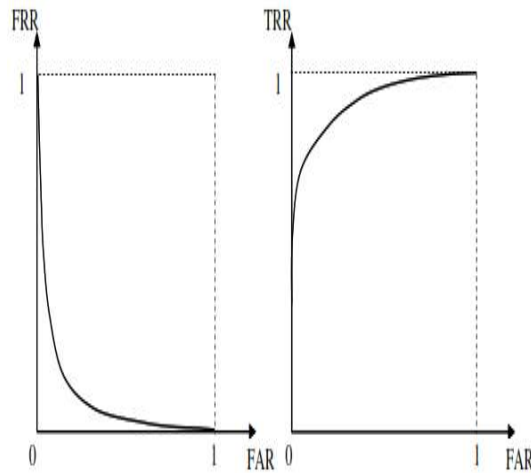


Figure 5.5 : (a) Courbe DET Figure 5.5 : (b) Courbe ROC

Le réglage du seuil de décision doit être fait en fonction du niveau de sécurité de l'application visée et des performances intrinsèques de la modalité biométrique utilisée.

5.3.5. Quelques autres définitions

- **Taux d'équivalence des erreurs (EER : Equal Error Rate)** correspond au taux d'erreur pour lequel le taux de fausse acceptation et le taux de faux rejet sont identiques :

$$FAR(\theta) = FRR(\theta) \quad (\text{voir la figure 5.6}).$$

Bien que le **EER** soit un indicateur important, dans la pratique, un système biométrique est rarement évalué en ce point de fonctionnement, mais l'est souvent par un seuil de décision plus rigoureux placé pour réduire le **FAR** (par exemple à 1% ou 0,1%) malgré une élévation de **FRR** ou inversement.

- **ZeroFRR** correspond à la valeur minimale de **FAR(θ)** pour laquelle aucun faux rejet ne se produit.
- **ZeroFAR** correspond à la valeur minimale de **FRR(θ)** pour laquelle aucune fausse acceptation ne se produit.

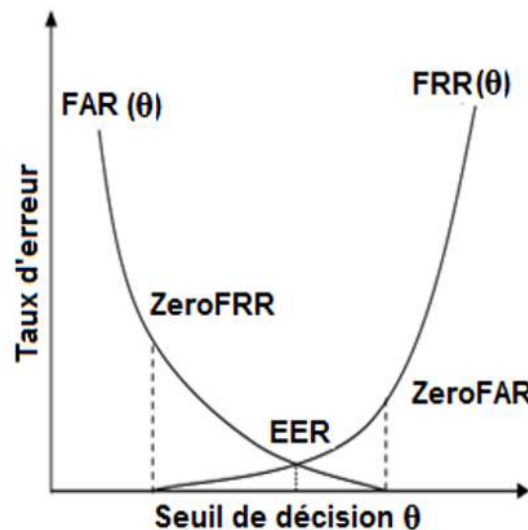


Figure 5.6 : Exemple des courbes $FAR(\theta)$ et $FRR(\theta)$, où les points correspondent aux **EER**, **ZeroFRR** et **ZeroFAR** sont illustrés

Une façon rapide de visualiser l'erreur de compromis est de prendre le **FRR (FNMR)** et le **FAR (FMR)** et de tracer les taux d'erreur sur une gamme de seuils. Trois courbes standards qui sont admises dans la littérature font précisément cela : ce sont les courbes **ROC**, **DET** et **CMC**.

5.3.5.1 Courbes ROC

Les courbes **ROC** (*Receiver Operating Characteristics* ou *Relative Operating Characteristic*) résument les performances d'un système en traçant ses paires de taux de fausses correspondances **FAR (FMR) (%)** en fonction des taux de vérification. Le taux de vérification est la probabilité d'accepter correctement une correspondance authentique, ou **(100-FNMR) (%)** pour une gamme de seuils de correspondance. La figure 5.7 contient la courbe **ROC** relative à un système d'identification. Comme il est montré dans cette figure 5.7, l'axe des x relatif aux courbes **ROC** est généralement gradué sur une échelle logarithmique car les faibles valeurs de fausses correspondances sont beaucoup plus intéressantes. Une échelle logarithmique permet de mieux distinguer ces valeurs dans cette plage. Signalons enfin, que Les courbes **ROC** avec un axe des ordonnées logarithmiques sont parfois aussi utilisées dans la littérature.

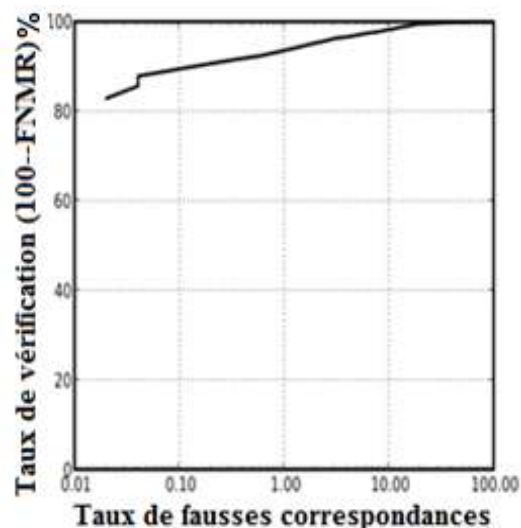


Figure. 5.7 : Une courbe ROC. Pour un taux de fausses correspondances de 0,1%, le taux de vérification est d'environ 90%.

5.3.5.2 Courbes DET

Les courbes **DET** ou courbes de compensation des erreurs de détection (**DET** : *Detection Error Trade-off*) est une variante de la courbe **ROC**. Sa principale différence est que son axe des y est le taux des faux rejets de **FRR (FNMR)** correspondances, par opposition au taux de vérification (voir figure 5.7). En d'autres termes, les deux axes représentent les taux d'erreur. Comme pour la courbe **ROC**, les axes d'une courbe **DET** sont souvent tracés à l'aide d'échelles logarithmiques. Néanmoins, les courbes **DET** sont parfois tracées sur une échelle normalement

graduée. Dans le cas où les distributions sous-jacentes sont proches de la normalité, les courbes **DET** tracées sur une échelle de déviation normale seront à peu près linéaires. Cela tend à rendre les courbes visuellement agréables à regarder et permet de mettre facilement en évidence les différences entre des systèmes aux performances similaires. Cependant, il est à noter que le choix entre les courbes **ROC** et **DET**, ainsi que l'échelle des axes, est purement esthétique, et que toutes les variantes contiennent des informations équivalentes.

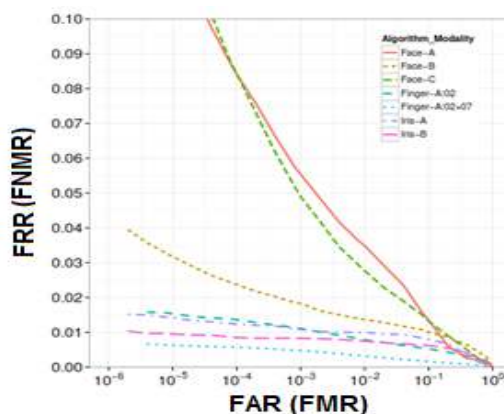


Figure 5.8 : Courbes de base **DET** issues de quelques algorithmes d'identification du (Visage, des empreintes digitales et de l'iris)

5.3.5.3. Courbes **CMC**

Les courbes **CMC** ou courbes des caractéristiques de correspondance cumulative (*Cumulative_Match Characteristics*) résument les performances des systèmes fermés d'identification. L'axe des y correspond au taux d'identification, et l'axe des x à la taille de la liste des candidats qui contient les meilleurs résultats classés en X.

5.4. Conclusion

Nous avons présenté dans la première section de ce chapitre le descripteur **BSIF** (Binarized Statistical Image Features) que nous avons utilisé lors de l'étape d'extraction des caractéristiques dans nos systèmes biométriques monomodaux. Dans la deuxième section, nous avons exposé la technique **WLDA** (Whitened Linear Discriminant Analysis) comme outil de réduction des dimensions des données biométriques que nous avons intégré dans notre deuxième système. Enfin, nous avons achevé ce chapitre par la présentation des méthodes d'évaluation des systèmes d'authentification.

5.5. Références Bibliographiques

- [1] T. Ojala et al. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. *TPAMI*, 7(24):971–987, 2002.
- [2] T. Ahonen et al. Recognition of blurred faces using local phase quantization. In *ICPR*, 2008.
- [3] V. Ojansivu and J. Heikkilä. Blur insensitive texture classification using local phase quantization. In *ISP*, 2008.
- [4] M. Crosier and L. Griffin. Using basic image features for texture classification. *IJCV*, 3(88):447–460, 2010.
- [5] T. Ahonen et al. Face description with local binary patterns: Application to face recognition. *TPAMI*, 2006.
- [6] M. Pietikäinen et al. *Computer Vision Using Local Binary Patterns*. Springer, 2011.
- [7] Kannala, Juho et Rahtu, Esa. BSIF: Binarized statistical image features. In: *Proceedings of the 21st international conference on pattern recognition (ICPR2012)*. IEEE, 2012. p. 1363-1366.
- [8] A. Hyvärinen et al. *Natural Image Statistics*. Springer, 2009.
- [9] A. Hyvärinen and E. Oja. *Independent component analysis: algorithms and applications*. Neural Networks, 2000.
- [10] Vo Dinh Minh Nhat, SungYoung Lee, Hee Yong Youn, Whitened LDA for face recognition. In: *Proceedings of the 6th ACM international conference on Image and video retrieval*. 2007. p. 234-241.
- [11] D. G. Lowe. Distinctive image features from scale- invariant key points. *IJCV*, 2005.
- [12] Dunstone, Ted et Yager, Neil. *Biometric system and data analysis: Design, evaluation, and data mining*. Springer Science & Business Media, 2008.
- [13] Mellakh, Anouar. *Reconnaissance des visages en conditions dégradées*. 2009. Thèse de doctorat. Evry, Institut national des télécommunications.

Chapitre 6

Résultats Expérimentaux et Discussions

6.1 Introduction

La biométrie est la science de l'identification ou de la vérification d'une personne à partir de ses attributs biologiques, physiques et/ou comportementaux, tels que l'ADN, le visage, l'iris, les empreintes digitales, palmaires, la forme des mains, la voix, la signature dynamique, etc. [1]. En raison de la demande et des exigences croissantes en matière de sécurité, cette technologie continue de susciter un intérêt grandissant.

Parmi les nombreuses modalités qui ont été utilisées comme traits biométriques liés à une main (à l'exemple de la signature [2], l'écriture [3], l'empreinte digitale, la géométrie de la main, l'empreinte de la main, l'empreinte de l'articulation du des doigt s la boucle du doigt [4], et l'empreinte palmaire ou des combinaisons de ces traits [5]), le modèle de l'empreinte palmaire est un des plus prometteurs et largement préféré depuis dix ans. Outre son pouvoir discriminant, sa robustesse, sa stabilité, son unicité dans le temps et son acceptabilité par la société civile, l'empreinte palmaire basée sur la texture de la paume offre des informations supplémentaires qui peuvent être utilisées non seulement pour améliorer la reconnaissance, mais aussi pour accélérer les algorithmes dédiés et en faire un des moyens les plus puissants d'identification personnelle et d'authentification [6].

La technique de reconnaissance d'empreintes palmaires peut être classée en deux catégories en fonction de la résolution des images d'empreintes palmaires : (i) A partir d'images d'empreintes palmaires de haute résolution (**400 dpi** (point par pouce) et **plus**), les motifs de crêtes, de vallées et de points de minutie peuvent être extraits. Ces caractéristiques sont très bien adaptées aux applications médico-légales telles que l'identification criminelle et les applications légitimes [7], (ii) Les images d'empreintes palmaires à faible résolution (**150 dpi** et **moins**), fournissent d'autres caractéristiques distinctives comme les rides, les lignes principales et les caractéristiques de texture. Cette dernière catégorie reste suffisante pour les applications commerciales et civiles telles que l'authentification en temps réel et le contrôle d'accès.

Dans les deux cas, les techniques utilisées pour la reconnaissance automatique d'identité à partir d'images d'empreintes palmaires peuvent être séparées en deux groupes : les techniques opérant sur des données d'empreintes palmaires **2D** et les techniques agissant sur des données des images d'empreintes palmaires **3D**. Il ressort donc de l'état de l'art que des efforts importants sont nécessaires pour proposer différents autres algorithmes afin d'obtenir des systèmes d'identification et de vérification des empreintes palmaires précis. L'authentification des empreintes palmaires a fait l'objet d'une grande attention ces dernières années en raison de son importance dans des domaines d'applications pratiques. Les entreprises, par exemple, valident l'identité de chaque personne afin de leur permettre l'accès à certaines installations sensibles sur le plan de la sûreté [8]. C'est pourquoi notre étude s'est concentrée uniquement sur le système d'identification d'empreintes palmaires **2D** à basse résolution.

Le plus souvent, les systèmes de reconnaissance d'empreintes palmaires comportent trois étapes principales : la détection de la région d'intérêt (**ROI** : *Region Of Interest*), l'extraction des caractéristiques et la mise en correspondance (ou l'appariement) des caractéristiques. L'extraction des caractéristiques est évidemment l'étape la plus délicate. Si l'algorithme utilisé dans cette étape ne réagit pas correctement, le système est défectueux. C'est toujours vrai, même si les algorithmes les plus puissants sont utilisés dans les autres étapes. C'est pourquoi notre contribution s'intéresse particulièrement à l'étape de l'extraction des caractéristiques.

Récemment, les descripteurs de texture locaux ont été largement utilisés dans de nombreux domaines de la vision par ordinateur en raison de leur grande capacité de représentation. Parmi les descripteurs les plus couramment utilisés figurent la Quantification de Phase Locale (**LPQ** : *Local Pattern Quantification*), le Modèle Binaire Local (**LBP** : *Local Binary Pattern*) [9] et les caractéristiques des images statistiques binaires (**BSIF** : *Binarized Statistical Image Features*) [10] qui ont une réponse très intéressante dans de nombreuses applications. Ils ont récemment fait l'objet d'une attention croissante en raison de leur robustesse face aux défis de la reconnaissance faciale [11], notamment les changements dans les conditions d'éclairage et la pose. La raison pour laquelle on utilise des descripteurs de texture locaux pour la reconnaissance d'empreintes palmaires est la possibilité de traiter l'image d'empreintes palmaires comme une composition de micro-motifs qui sont correctement caractérisés par de tels descripteurs.

A l'inverse, les filtres **BSIF** sont construits pour assurer l'indépendance statistique de leurs sorties grâce à l'Analyse en Composantes Indépendantes (**ICA** : Independent Component Analysis). Ceci peut également fournir un traitement indépendant du code de chaîne binaire et améliorer sa capacité de représentation par rapport à d'autres descripteurs de texture.

Les **BSIFs** ont fait la preuve de leurs performances supérieures aux autres descripteurs dans la classification des textures, dans la reconnaissance faciale ainsi que pour et d'autres modalités biométriques tels que l'oreille [12] et l'iris [13]. En revanche, dans de nombreux descripteurs de texture, le code de chaîne binaire est obtenu en numérisant chaque élément de manière indépendante sur la base de leur indépendance statistique, ce qui est à peu près satisfaisant. A l'inverse, les filtres **BSIF** sont construits pour assurer l'indépendance statistique de leurs résultats par l'analyse en composantes indépendantes (**ICA** : Indépendant Component Analyse). Cela permet également le traitement indépendant du code de chaîne binaire et améliorer sa capacité de représentation par rapport à d'autres descripteurs de texture. Le descripteur **BSIF** fonctionne de la même manière que l'opérateur de la **LBP** (**LBP** : Local Binary Pattern) et de ses variantes dans le sens qu'il produit une image codée en binaire. Il utilise également le même principe que les méthodes de codage en ce sens qu'il utilise une banque de filtres. Motivés par le succès de la classification de la texture des images naturelles par la technique **BSIF** [10], nous avons pris la décision de l'explorer et de l'adapter pour la reconnaissance des empreintes palmaires.

Étant donnée, que l'empreinte palmaire est composée d'un large éventail de caractéristiques qui comprennent les crêtes des rides, les lignes principales et la texture, l'application d'un descripteur de texture approprié devrait permettre de détecter avec précision les informations relatives à la texture. À cet égard, nous pouvons envisager le descripteur de texture **BSIF** qui code chaque pixel de l'image d'empreinte palmaire donnée dans un tableau de chaînes binaires basé sur les réponses des filtres. Ensuite, l'image **BSIF** est divisée en zones (patches) disjointes qui ne se recouvrent pas et une fois que nous avons calculé l'histogramme de chaque zone individuellement, les histogrammes sont fusionnés pour créer le vecteur des caractéristiques final de l'image, appelé **PBSIFD**. Ensuite, un vecteur de caractéristique **PBSIFD** réduit appelé **RPBSIFD** est construit en utilisant l'analyse discriminante linéaire blanchie. Enfin, nous utilisons le classificateur **K-NN** (**K**-Nearst Neighbors) sur les deux vecteurs caractéristiques **PBSIFD** et **RPBSIFD** pour achever l'identification du sujet.

6.2. La méthode proposée

En règle générale, les difficultés rencontrés lors de l'utilisation de l'empreinte palmaire à des fins d'identification humaine ne peuvent être complètement évitées, notamment les variations environnementales causées autour du dispositif de capture. D'où la nécessité de disposer de caractéristiques très performantes pour permettre une classification fiable des empreintes palmaires humaines.

Dans cette section, nous présentons les nouvelles méthodes proposées pour l'identification des individus à partir de leurs empreintes palmaires qui s'articulent toutes les deux sur une nouvelle représentation non supervisée inspirée du descripteur de texture **BSIF** [10].

Similaire aux autres descripteurs courants tel que **LPQ** [9], le nouveau descripteur proposé transforme les microstructures locales de l'image d'empreinte palmaire en une série d'informations codées. Ceci est réalisé en projetant linéairement les sous-images sur un sous-espace, dont les vecteurs de sa base sont entraînés par un apprentissage non supervisé. La production de la séquence de code binaire pour plusieurs descripteurs, notamment **LBP** et **LPQ**, est réalisée en binarisant indépendamment chaque élément. L'indépendance statistique des codes binaires est la condition préalable et fondamentale à une binarisation indépendante des éléments de code. Bien que cette condition ne soit que partiellement requise pour les descripteurs **LBP** ou **LPQ**, par contre le descripteur **BSIF**, requiert un traitement indépendant qui sera établi par une Analyse par Composantes Indépendantes (**ICA** : *Independent Component Analysis*) dans le processus d'établissement du filtre.

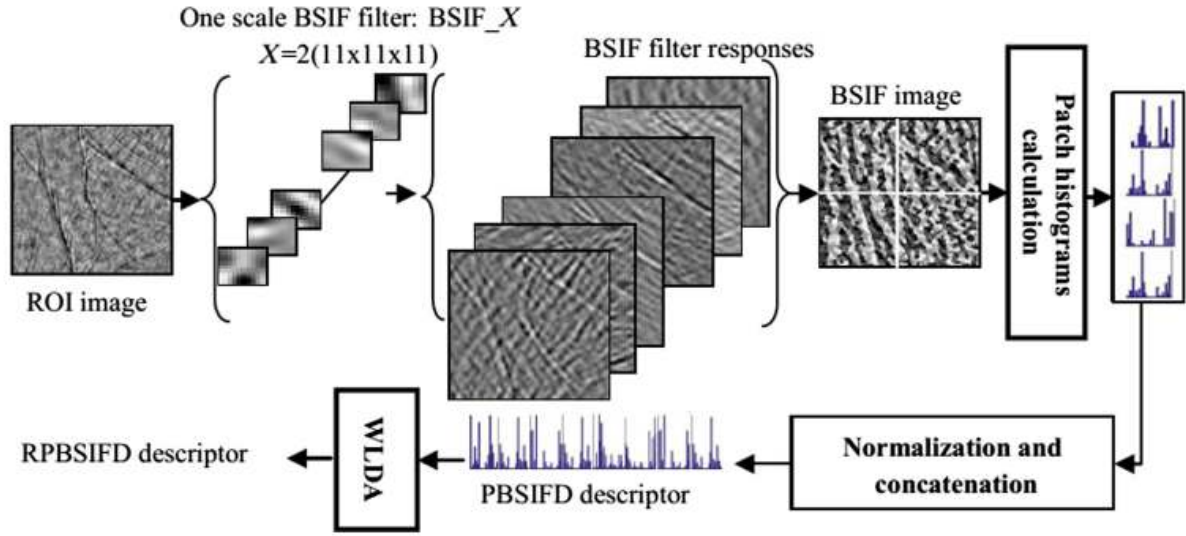


Figure 6.1 : illustre l'architecture du système proposé couvrant principalement les étapes suivantes : la capture de l'image palmaire, l'extraction du ROI, l'extraction des histogrammes BSIF, et l'appariement des caractéristiques. (Vecteur et correspondance des caractéristiques.)

Les régions d'intérêt (les **ROIs**) extraites à partir des images des empreintes palmaires doivent subir en premier lieu une correction de l'illumination, avant d'être convoluées avec des filtres **BSIF**. Ensuite, les images résultantes sont binarisées et codées pour former les images **BSIF** qui seront divisées en différents patches, pour générer des histogrammes **BSIF** locaux. Après cela, tous les histogrammes **BSIF** locaux des différents patches sont normalisés dans la plage [0-1] avant d'être concaténés pour former l'histogramme global qui sera le vecteur de la représentation finale (**PBSIFD**) de l'image entière de l'empreinte palmaire qu'on utilisera par la suite pour l'étape de classification. Une version réduite et plus discriminante de cette représentation est aussi proposée par l'application de la technique **WLDA** [28, 29] au vecteur des caractéristiques **PBSIFD**. On obtient ainsi une version réduite du vecteur de caractéristiques **PBSIFD**, appelée **RPBSIFD**, qui le rend plus discriminant.

Dans les sections suivantes, nous décrirons en détail le prétraitement du descripteur **BSIF** et les représentations **PBSIFD** et **RPBSIF** de l'empreinte palmaire.

6.2.1. Étapes du prétraitement

Dans cette section, nous expliquons comment est établie la localisation de la surface de la paume délimitée par les doigts de chaque main et du poignet. Dans cette thèse, l'algorithme décrit par Tamrakar [30] est utilisé pour l'extraction des régions d'intérêt (**ROI**) de la base de

données **PolyU2D** uniquement. Les des deux autres bases de données (**PolyU2D/3D** et **IITD**) sont publiques et sont donc à accès libre sur le Net. Par ailleurs, les images ROIs de la base de données **CASIA**, sont fournies par Fei et al. [15].

Ainsi, l'extraction des **ROIs** de la base **PolyU2D** est effectuée en quatre étapes :

- La suppression du bruit de l'image de la main acquise figure 6.2(a) est effectuée en utilisant un filtrage gaussien.
- L'image de la main filtrée est binarisée à l'aide d'un seuillage global avec des opérations morphologiques. Les pixels isolés, comme les éperons et les fuites, sont supprimés. Les images filtrées et binarisées de la main sont montrées dans les figures 6.2(b) et 6.2(c), respectivement.
- Le contour de l'image de la main est ensuite obtenu en appliquant l'algorithme de suivi du contour [32] sur l'image de la main binarisée, comme l'illustre la figure 6.2 (d).
- En utilisant l'algorithme de recherche des maximas de courbure [33], les deux points de vallée (**V1** et **V2**) situés entre les doigts sont détectés sur le contour de l'image de la main, comme le montre la figure 6.2(e).
- Une simple ligne perpendiculaire au segment joignant les deux points de vallée **V1** et **V2** est ensuite tracée, comme le montre la figure 6.2(e).
- La région d'intérêt (**ROI**) est enfin formée dans la région de la paume. Puis, nous effectuons une compensation d'illumination non uniforme pour corriger la texture de l'empreinte palmaire comme le montrent les figures 6.2(f) et 6.2(g).

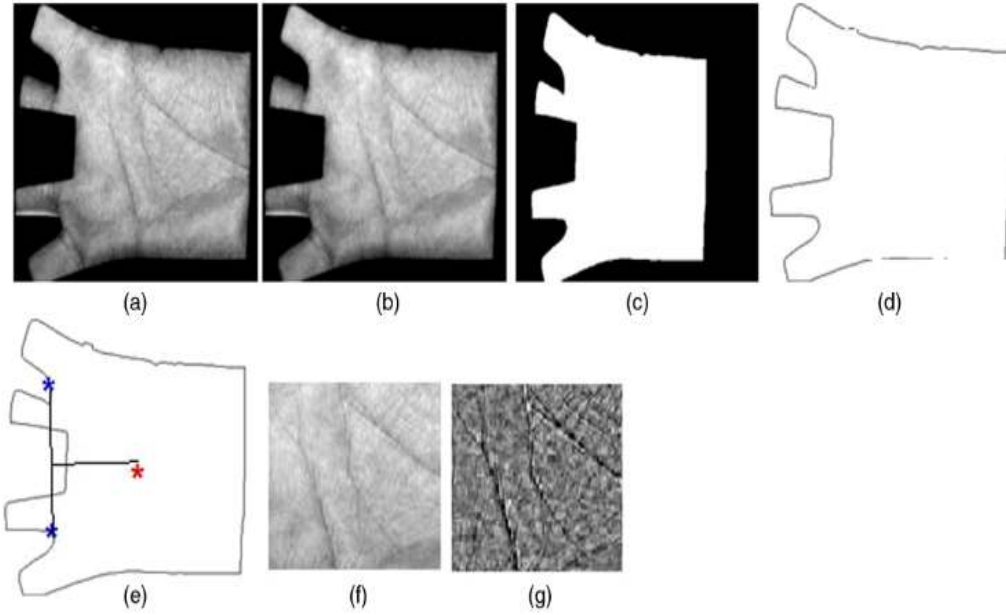


Figure 6.2 : Extraction du ROI d'une image palmaire [31]

(a) Image brute de l'empreinte palmaire, (b) Réponse du filtre gaussien, (c) Image binaire (binarisée), (d) Suivi des contours, (e) Suivi des limites, (f) Extraction du ROI et (g) Absence de compensation d'éclairage uniforme.

6.2.1. Représentation Palmaire *PBSIFD*

6.2.1.1. Descripteur *BSIF*

Le *BSIF* a été utilisé en raison de sa capacité à tolérer les dégradations de l'image tels que la rotation et le flou [10]. L'opérateur *BSIF* calcule un code binaire pour chaque pixel à partir de ses voisinages, ce qui constitue un patch lorsqu'on projette les patches locaux de l'image linéairement sur un sous-espace. La taille de la séquence binaire est imposée par le nombre de vecteurs de base (filtres) du sous-espace entraîné à partir d'un groupe de patches d'images naturelles via une analyse en composantes indépendantes et par binarisation des coordonnées dans cette base via un seuillage. Pour ce faire, le *BSIF* fait la convolution des patches des images avec un ensemble de filtres. Puis, nous évaluons les réponses de ces filtres en comparant leurs réponses à un seuil nul. Enfin, les réponses binarisées des différents filtres déterminent le code binaire pour chaque pixel.

Soit w_i un filtre linéaire prédéfini de même taille qu'un patch d'image X de taille $l \times l$ pixels. La réponse du filtre s_i qui correspond à la valeur binaire b_i , est calculée comme suit :

$$s_i = \sum_{u=1}^l \sum_{v=1}^l w_i(u, v) X(u, v) = w_i^T X \quad (6.1)$$

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

$$b_i = \begin{cases} 1 & \text{si } s_i \geq 0 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (6.2)$$

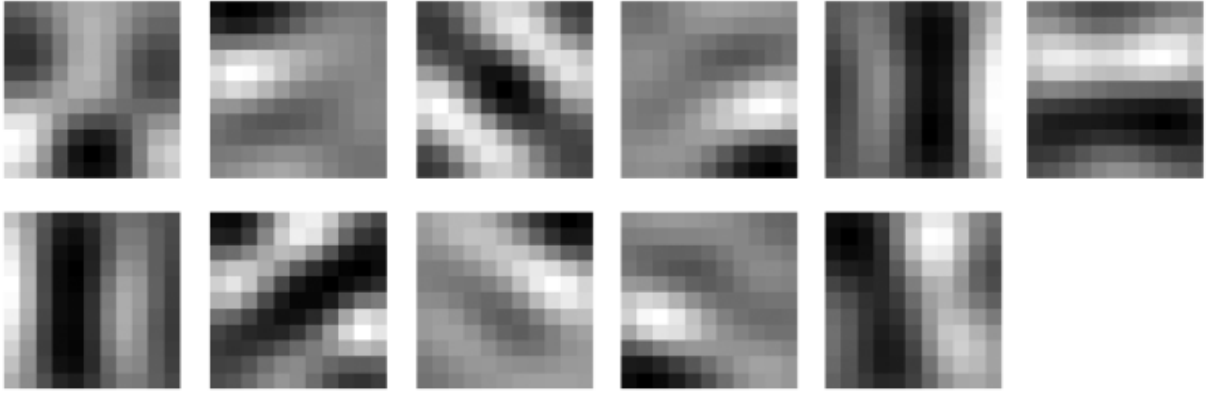


Figure 6.3 : Illustration d'un exemple de filtre *BSIF* à une échelle

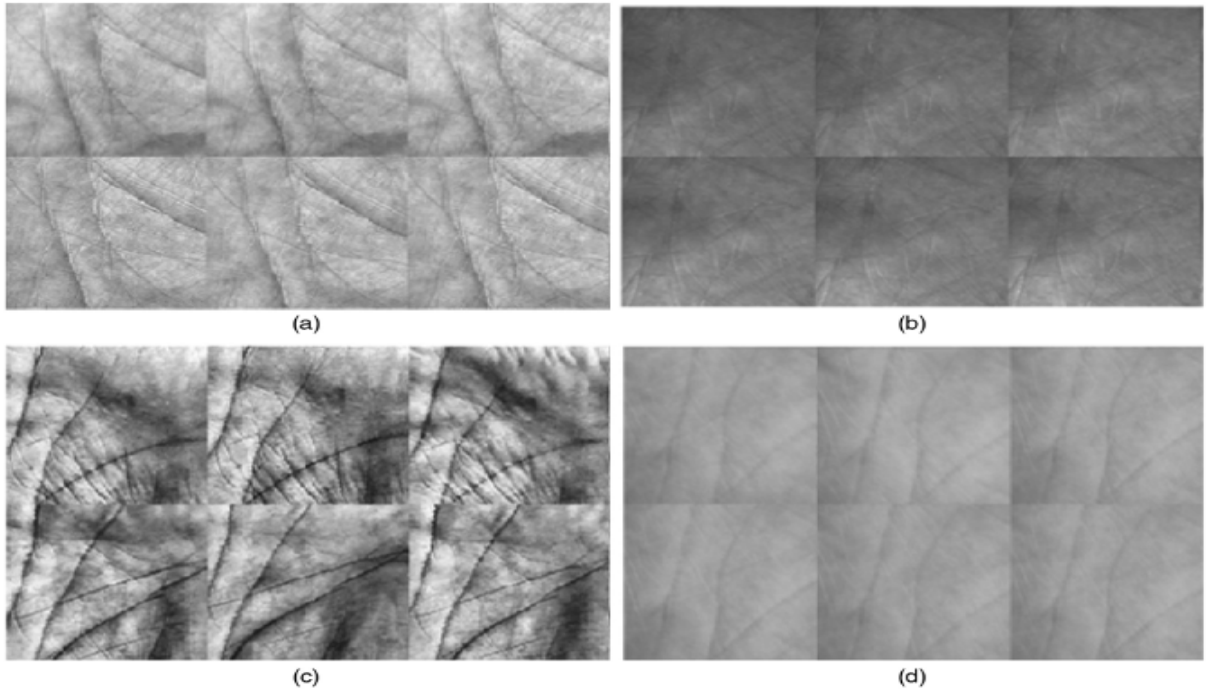


Figure 6.4 : Représentation de quelques images d'empreintes palmaire provenant de : (a) les deux sessions de la base de données Poly, (b) les deux sessions de base de données PolyU2D / 3D, (c) base de données IITD et (d) base de données CASIA.

Etant donnée l'image ROI d'une empreinte palmaire, nous la convolions d'abord avec n filtres **BSIF**. Ensuite, nous calculons l'ensemble des réponses des filtres pour chaque pixel. En binarisant les réponses obtenues, nous obtenons n bits pour chaque emplacement. Après, nous attribuons à chaque position un entier unique composé de n bits qui lui sont affectés conformément à une règle préétablie. Nous obtenons ainsi, en dernier ressort, l'image **BSIF**.

6.2.2.2. Décomposition des images **BSIF**

La plupart des nouveaux systèmes de reconnaissance biométrique sont basés sur une approche par composants où l'image entière est divisée en régions plus petites. Par la suite, une mesure de similarité est appliquée à chaque partie composante pour produire les scores des différentes portions qui seront fusionnés afin d'obtenir la décision finale. Ce processus permet ainsi de conserver davantage d'informations dans les régions. De plus, l'approche par composantes est beaucoup plus robuste à l'illumination que la représentation holistique. Cela est dû au fait que la variation de l'illumination dans chaque portion est beaucoup plus faible que celle enregistrée pour une image entière.

Dans cette thèse, nous avons proposé une méthode de décomposition sans chevauchement pour fractionner l'image en patches. Une fois que nous appliquons l'opérateur **BSIF**, nous divisons l'image **BSIF** en L patches. Pour chaque patch, les statistiques du **BSIF** sont synthétisées par un histogramme. Le descripteur final de l'image d'empreinte palmaire est établi en concaténant les histogrammes des différents patches.

6.3. Processus d'appariement

Après l'extraction des caractéristiques, nous utilisons l'une des deux distances **Khi-deux** ou **cosinus** avec le classificateur **K-NN** pour discerner la similarité entre les deux représentations vectorielles des caractéristiques **PBSIFD** (ou **RPBSIFD**) afin de prédire l'étiquette associée à l'image de test. Ensuite, le taux d'identification (**IR**) et les courbes **CMCs** sont utilisés pour évaluer la performance d'identification de l'empreinte palmaire. Notre contribution consiste en la proposition, de deux systèmes d'identification d'empreintes palmaires. Le premier génère le vecteur des caractéristiques **PBSIFD** sans réduction au moyen du classificateur **K-NN** et de la distance **Khi-deux**. Par contre, le second système, associé au classificateur **K-NN**, la distance **cosinus** et la technique **WLDA** pour produire le vecteur **RPBSIFD**.

6.4. Résultats expérimentaux et discussions

Dans cette section, nous décrivons les différentes expérimentations effectuées pour évaluer la performance des méthodes que nous avons proposé. Mais avant cela, nous commençons par décrire les différentes bases de données utilisées dans le présent travail. D'autre part, nous évaluons également de manière expérimentale les effets des différents paramètres de notre formulation.

Nous présentons finalement les résultats expérimentaux que nous discuterons et analyserons plus amplement. Par la suite, et afin de bien évaluer le bien-fondé des solutions proposées, nous confronterons nos résultats avec ceux obtenus par d'autres approches des plus récentes.

6.4.1. Bases de données

Pour montrer l'efficacité des approches proposée, nous les avons appliquées aux plus importantes bases de données d'empreintes palmaires de référence, notamment ***PolyU2D*** [34], ***Poly2D/3D*** [34], ***IITD*** [35], et ***CASIA*** [36]. D'autre part, ces bases de données ont été expressément choisies pour nous permettre d'effectuer des comparaisons de nos résultats avec ceux obtenus dans d'autres travaux où ces bases de données ont été utilisées, ces choix nous garantissent la répétabilité des résultats dans les simulations. Ceci dans le but de les comparer avec d'autres travaux qui ont utilisés ces mêmes bases de données et pour garantir la répétabilité dans les simulations. Cela nous permet également de mesurer l'efficacité des méthodes proposées dans différentes conditions environnementales.

✚ **La base de données d'empreintes palmaires *PolyU2D* [34]** : contient les images des deux mains capturées lors de deux sessions différentes et concernant 193 sujets (soit 386 classes distinctes) dont 125 hommes et 40 femmes. Les deux séances sont distancées d'une période de deux mois environ. Lors de chaque session, une caméra CCD d'une résolution de 75 dpi prend environ 10 images (soit 20 images par sujet). Le nombre total d'images capturées lors des deux sessions est respectivement de 3889 et 3863.

✚ **La base de données d'empreintes palmaires *PolyU2D/3D* [34]** : a été créée par l'Université polytechnique de Hong Kong. Elle comprend 8 000 images de 200 sujets (c'est-à-dire 400 paumes). Pour chaque sujet, 20 images d'empreintes palmaires de la main gauche et de la main droite sont prélevées et capturées durant deux séances distinctes. Toutes les images de

cette base de données sont capturées par une caméra CCD d'une résolution de 75 dpi sans goupilles et stockées en fichiers JPEG 8 bits en niveaux de gris. En plus des images originales, d'autres images d'empreintes palmaires normalisées et recadrées automatiquement de 150×150 pixels sont également fournies sur le site Web de l'Université polytechnique de Hong Kong.

✚ **Base de données d'empreintes palmaires IITD [35]** : Elle est basée sur les images des mains recueillies auprès des étudiants et du personnel de l'IIT Delhi, à New Delhi, Inde. L'IITD est une base de données publique qui a été acquise à l'aide d'un système d'imagerie simple et sans contact. Cette dernière contient 1150 images en format bitmap de mains prélevées sur de 235 sujets. La résolution de ces images est de 800 x 600 pixels, en plus des images originales, des images d'empreintes palmaires automatiquement recadrées et normalisées de 150 x 150 pixels sont également disponibles.

✚ **La base de données des images palmaires CASIA [36]** : Elle a été créée par “l'Institut d'Automatisation de l'Académie des Sciences de Chine (CASIA)” et comprend 5502 images de 312 sujets (c'est-à-dire 624 paumes distinctes). Plus de huit images d'empreintes palmaires sont collectées pour les mains gauche et droite de chaque sujet. Toutes les images de cette base de données sont capturées par une caméra CMOS sans aucun point d'ancrage. Ces images sont des fichiers JPEG, de niveau de gris à 8 bits. Des exemples de quelques images des bases de données précédemment citées sont illustrés dans la figure 6.4.

6.4.2. Résultats expérimentaux

Avant d'entreprendre l'évaluation des méthodes proposées, il convient de noter que différents protocoles ont été utilisés par les méthodes les plus récentes pour l'évaluation de leurs performances sur les bases de données PolyU2D et Poly2D/3D. Ils sont décrits dans le tableau 1.

Tableau 6.1 : Les protocoles utilisés pour l'évaluation des performances des différentes approches sur les bases de données PolyU2D et Poly2D/3D.

Protocole	Entainement	Tests	
	Session 1	Session 1	Session 2
A	Toutes les images	Non utilisées	Toutes les images
B	Les N premières images	Non utilisées	Toutes les images
C	Les N premières images	Images restantes	Toutes les images
D	Les N premières images	Images restantes	Non utilisées
E	N images sélectionnées aléatoirement	Images restantes	Toutes les images
F	Toutes les images	Non utilisées	N images sélectionnées aléatoirement
G	Validation croisée k-fold		
H	Les N premières images	Non utilisées	Les N premières images
I	Les N premières images	Non utilisées	Les N premières images

6.4.2.1. Évaluation des paramètres

Dans la présente partie, nous examinons les paramètres les plus pertinents du descripteur *BSIFPATCH* proposé. Tout d'abord, nous analysons le nombre b de filtres *BSIF* et la dimension $k \times k$ correspondante du filtre. Ensuite, nous examinons la dimension $W \times W$ du patch utilisé lors de la génération des histogrammes locaux qui produisent le vecteur caractéristique final. La performance du système proposé est évaluée en fonction du taux d'identification. Dans cette expérience, le protocole C est retenu pour $N=3$.

6.4.2.2. Performances vis-à-vis des paramètres du filtre *BSIF*

D'après la description donnée ci-dessus, il existe deux paramètres de du filtre *BSIF* à échelle unique. Le premier est sa taille (c'est-à-dire l'échelle). Le second est le nombre de filtres (c'est-à-dire la longueur de la chaîne de bits). Les deux paramètres ont une influence sur les performances du descripteur *BSIF*. Un choix optimal de ces deux paramètres améliore les performances de l'algorithme proposé. Pour discerner les paramètres optimaux pour la méthode *BSIF*, nous avons mené différentes expériences en utilisant le jeu de filtres fourni par les auteurs [10]. Pour chaque combinaison du nombre et de la taille du filtre, nous affectons un nombre X au filtre et nous le notons par *BSIF_X*. Par exemple, le filtre *BSIF_1* a une taille de 11×11 et le nombre de filtres est égal à 10. Le tableau 6.2 récapitule ce type de filtre et leurs paramètres pour différentes combinaisons de longueur de chaîne de bits et de taille de filtre.

Tableau 6. 2 : Les filtres BSIF et leurs paramétrages

Nbre de filtre BSIF	Taille du filtre							
	3×3	5×5	7 × 7	9 × 9	11 × 11	13 × 13	15 × 15	17 × 17
5	33	40	48	56	4	12	20	28
6	34	41	49	57	5	13	21	29
7	35	42	50	58	6	14	22	30
8	36	43	51	59	7	15	23	31
9	-	44	52	60	8	16	24	32
10	-	37	45	53	1	9	17	25
11	-	38	46	54	2	10	18	26
12	-	39	47	55	3	11	19	27

Dans les tableaux 6.5 et 6.6, nous présentons respectivement les taux d'identification du premier et deuxième système proposés, en utilisant le descripteur **BSIF** à échelle unique. Nous employons des filtres avec des combinaisons de taille et de nombre différentes afin d'évaluer convenablement le descripteur **BSIF** lors de l'identification des empreintes palmaires et de sélectionner ses paramètres optimaux. Nous établissons alors différents filtres avec des combinaisons de taille et de nombre différents. Ensuite, nous l'appliquons aux trois images de chaque individu de la première session de la base de données des empreintes palmaires **PolyU** pour l'apprentissage puis à toutes les autres images de la deuxième session pour les tests du classificateur **K-NN**.

Sur la base de nos expériences, 10 filtres **BSIF** à échelle unique ont été retenus pour les expériences suivantes. Tous ont fourni des taux d'identification supérieurs à **84%** et **78%** pour les deux systèmes respectivement. Ces filtres sont **BSIF_2**, **BSIF_3**, **BSIF_9**, **BSIF_10**, **BSIF_11**, **BSIF_18**, **BSIF_19**, **BSIF_26**, **BSIF_54** et **BSIF_55**. Il est à noter aussi que tous les filtres sélectionnés font une analyse sur des grandes fenêtres (**9 × 9 à 17 × 17**) avec un nombre de filtres égal à **11** ou **12**. Sur la base de ce paramètre5, de nombreuses expériences ont été menées pour évaluer le *feedback* des autres paramètres sur la performance de nos méthodes.

6.4.2.3. Performances vis à vis de la taille du patch.

Le troisième paramètre est la taille des patchs (patch size) dans lesquels les images sont décomposées pour calculer la longueur de d'histogramme local.

Nous avons choisi de diviser l'image de $N \times M$ pixels en zones rectangulaires égales de taille $W \times W$ et nous avons testé la méthode pour différentes valeurs de W afin de sélectionner la

meilleure partition. Pour déterminer la taille appropriée de l'image de patch, plusieurs expériences ont été opérées avec des valeurs différentes. Le tableau 6.3 résume les taux d'identification en fonction de la taille du patch. Celle-ci est égale à $(N \times M) / L$ avec L variant de 1 à 6.

Les résultats affichés dans le tableau 6.3 sont obtenus au moyen des filtres **BSIF** préalablement sélectionnés. Il est clair que la précision est meilleure quand le nombre de patches des images est plus grand, car dans ce cas on peut extraire des détails plus pertinents de l'image palmaire initiale. Lorsque l'image est divisée en $(N \times M) / 4$ régions, et en utilisant le vecteur de caractéristiques **RPBSIFDPALM**, le taux de reconnaissance obtenu est très élevé et peut atteindre les 100%, en particulier pour les **BSIF_26**, **BSIF_18** et **BSIF_11**. Par ailleurs, lorsque l'image est divisée en $(N \times M) / 5$ ou $(N \times M) / 6$ patches, la précision obtenue est de 100%.

Des résultats similaires sont aussi obtenus avec le vecteur des caractéristiques **PBSIFDPALM** et les filtres **BSIF** précédemment utilisés. Dans ce cas, le taux de reconnaissance est élevé est comparable au précédent et peut atteindre les 100%, en particulier, pour les blocs $(N \times M) / 5$ et $(N \times M) / 6$.

Tableau 6.3 : Les taux d'identification des méthodes proposées sur la base de données **PolyU2D** en fonction de la taille des patches et des filtres BSIF sélectionnés

L	Système Proposé	BSIF_X									
		26	2	18	10	3	11	9	55	19	54
1	1	86.52	86.05	88.00	88.52	89.64	91.67	84.46	84.97	90.79	81.80
	2	89.54	89.96	90.95	91.04	94.33	95.75	78.04	90.98	95.65	85.17
2	1	98.59	98.10	98.89	99.00	98.59	98.97	98.42	97.91	99.15	97.39
	2	99.79	99.15	99.70	99.62	99.39	99.73	99.36	98.89	99.71	98.65
3	1	99.77	99.55	99.82	99.79	99.67	99.89	99.74	99.29	99.85	99.26
	2	99.97	99.77	99.95	99.86	99.86	99.98	99.92	99.35	100	99.55
4	1	99.98	99.95	99.95	99.98	99.97	99.97	100	99.83	100	99.82
	2	100	99.94	100	99.97	99.98	100	100	99.67	100	99.74
5	1	100	99.98	100	100	99.97	100	100	99.92	100	99.89
	2	100	100	100	100	100	100	100	99.76	100	99.97
6	1	100	100	100	100	100	100	99.98	99.97	100	99.98
	2	100	100	100	100	100	100	100	99.80	100	99.79

Pour confirmer la supériorité des résultats obtenus précédemment par nos méthodes sur la base de données **PolyU 2D**, nous les avons testés sur la base de données **PolyU 2D/3D**. Les deux bases de données ont les mêmes conditions d'environnement. Par ailleurs, pour ces deux bases de données, il existe des changements drastiques d'illumination entre les images capturées lors des différentes sessions, ce qui fait d'elles des bases de données très contraignantes.

Les approches proposées sont également évaluées sur les bases de données de **IITD** et de **CASIA** afin de démontrer leur robustesse vis-à-vis de l'illumination et des distorsions résultantes des conditions d'acquisition et du type de dispositif de capture. Contrairement à **PolyU2D** et **PolyU2D/3D**, qui utilisent des dispositifs d'acquisition avec contact et présentent des variations limitées, les bases de données **IITD** et **CASIA** emploient des dispositifs sans contact dans lesquels les images des empreintes palmaires sont enregistrées sans restriction et présentent ainsi des variations considérables dans les éclairagements, les rotations et même sur les arrières plans. A ce propos, ces images sont plus proches de l'application réelle dans un environnement d'éclairage contrôlé que les bases de données **PolyU2D** et **PolyU2D/3D**.

Tableau 6.4 : Taux d'identification des méthodes proposées sur différentes bases de données en fonction de la taille optimale des correctifs et des trois meilleurs filtres BSIF sélectionnés.

Bases de données	Nos systèmes	Paramètres		Taux (%) d'identification
		BSIF_X	L	
PolyU2D, PolyU2D/3D, IITD, CASIA	1	BSIF_26	4	99.98
			6	99.78
			2	99.57
			2	98.18
	2		4	100
			6	99.9
			2	99.57
			2	99.34
	1	BSIF_11	4	99.97
			6	99.78
			3	99.78
			2	98.28
	2		4	100
			6	99.94
			3	99.35
			2	99.34
	1	BSIF_2	5	99.98
			6	99.84
			3	99.57
			2	97.95
	2		5	100
			6	99.96
			3	99.78
			2	99.21

Note : Les taux d'identification les plus élevés sont indiqués en gras.

Il est à noter que la partie de la base de données des mains gauches de *IITD* (soit 230 classes) est retenue dans cette expérimentation. En se servant des trois premières images comme ensemble d'entraînement et des autres comme assortiment de test. De plus, le protocole *C* est sélectionné avec $N=3$ pour les deux bases de données *PolyU2D* et *Poly 2D/3D*.

Le tableau 6.5 affiche les taux d'identification résultants de l'application de nos approches proposées et de certaines méthodes récemment développées sur la base de données *PolyU2D*. Il est clair que nos méthodes ont donné les meilleurs résultats avec tous les *BSIF*.

Lorsque la taille du patch est fixée à **4** le taux d'identification atteint sa valeur maximale (c'est-à-dire **100%**) en particulier avec le second système proposé.

Le tableau 6.5 affiche les taux d'identification des systèmes proposés et des méthodes récemment publiées sur la base de données **PolyU2D**. Il est clair que nos méthodes ont donné les meilleurs résultats avec *tous les BSIFs*, et plus particulièrement lorsque **la taille du patch est fixée à 4**, notre second système affiche son taux d'identification le plus élevée (c'est-à-dire **100%**). Nous pouvons également observer que le second système proposé avec le **BSIF_2** donne une précision très élevée de (**99,57 %**) sur la base de données **IITD** avec un patch de taille **3**. Cependant, lorsque le **BSIF_11** est utilisé, notre premier système surpasse le second et atteint sa plus grande précision (**99.78%**). Il est à noter également que l'analyse des résultats obtenus avec nos deux approches proposées, montre bien que les performances obtenues sur les bases de données à contact sont légèrement meilleurs que ceux des bases sans contact.

6.4.2.4. Les performances de nos approches comparées à celles obtenues par d'autres méthodes récentes

Plusieurs expériences ont été menées pour comparer les méthodes que nous proposons avec quelques-unes des approches les plus récentes. Les bases de données palmaires **PolyU2D**, **PolyU2D/3D**, **IITD** et **CASIA** ont été utilisées, puisque ce sont ces mêmes bases de données qui ont été utilisées pour les méthodes de comparaison. Les résultats obtenus, avec ces bases de données, sont présentés dans les tableaux 6.5 à 6.8. Nous soulignons que dans nos expériences, nous avons utilisé le même protocole que celui utilisé voire un autre encore plus sévère. A titre d'exemple d'exemple, dans le cas de la base de données **CASIA**, nous avons utilisé le protocole de la référence [4] pour pouvoir comparer nos les résultats de nos approches avec ceux présentées dans la même référence [4]. Dans ce protocole, les quatre premières images ont été utilisées pour l'entraînement alors que les autres images ont été réservées aux tests.

Tableau 6.5 : Résultats comparatifs montrant les taux d'identification obtenus sur la base de données *PolyU2D* par l'application des approches proposées et ceux obtenus par d'autres méthodes récemment publiées.

Méthodes	Nbr de classes	Protocole	N ou k	Déscripteurs / Longueurs des histogrammes	IR(%)
[6]	386	F	N=05	Texture Pattern + Principal lines shape	96.99
[15]	374	C	N=03	DOC (nθ=12)	99.74
[16]	386	C	N=03	Half-orientation extraction	98.84
[17]	386	C	N=03	Neighboring Direction Indicator	98.84
[18]	386	D	N=09	HM-LBP/522	99.98
[19]	386	B	N=03	LLDP _G / 9216 LLDP _M /9216	100 100
[21]	386	E2	N=03	DRCC	99.26
[22]	386	G	K=02	RDF	99.69
[23]	187	C	N=03	Fusion left-right	94.98-99.92
[24]	386	-	-	DBIT	98.85
[27]	386	-	N=4	HOG-BSIF fusion	98.82
[37]	380	C	N=04	RBF-SVM	99.34
[38]	386	E	N=05	Using non-balancing scheme Using balancing scheme	97.11 97.16
[39]	386	E	N=4	LDDBP	99.96
Méthode Proposée 1	386	C	N=3	BSIF_26/L=5	100
		B		BSIF_26/L=5	100
Méthode Proposée 2	386	C	N=3	BSIF_26/L=5	100
		B		BSIF_26/L=5	100

Note : Les taux d'identification les plus élevés sont indiqués en gras.

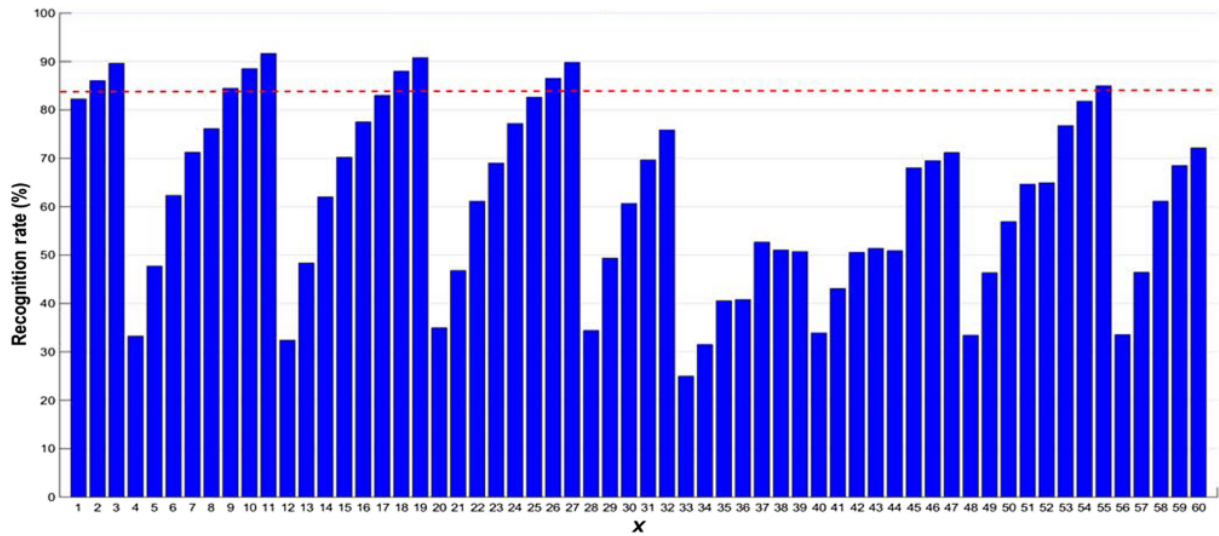


Figure 6.5 : Taux d'identification avec différents filtres *OS-BSIF* utilisant la représentation de l'empreinte palmaire *PBSIFD*.

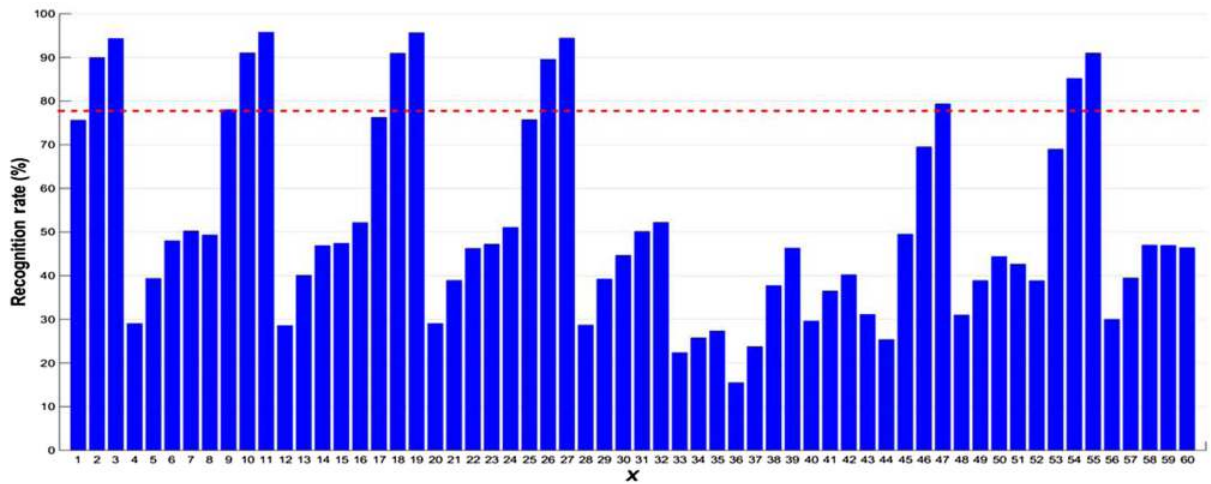


Figure 6.6 : Taux d'identification avec différents filtres *OS-BSIF* utilisant la représentation de l'empreinte palmaire *RPBSIFD*.

Tableau 6.6 : Résultats comparatifs montrant les taux d'identification obtenus sur la base de données *PolyU2D/3D* par l'application des approches proposées et ceux obtenus par d'autres méthodes récemment publiées.

Méthodes	Nbr de classes	Protocole	N ou k	Déscripteurs	IR(%)
[25]	260	A	N=10	B-BSIF/	99.81
[26]	260	A	N=10	BSIF(17×17/12 filters)	98.85
	260	A	N=10	2D-B-BSIF/3D-Gabor	100
[41]	400	C	N=5	TPTSR	98.53
[42]	400	C	N=5	USTFT	99.83
				GSTFT	99.90
				GD	99.97
[43]	400	B	N=4	2D/SRC	96.45
				3D/ SRC	95.87
				2D-3D	96.90
				fusion/AWFA/SRC	
[44]	100	H	N=5	Fusion/SAO	98.40
[45]	400	I	N=4/M=5	Appearance-based	96.7
[46]	100	A	-	BRBPC	99.80
Méthode proposée 1	400	C	N=3	BSIF_2/L=6	99.84
		B		BSIF_2/L=6	99.80
Méthode proposée 2	400	C	N=3	BSIF_2/L=6	99.96
		B		BSIF_2/L=6	99.98

Note : Les taux d'identification les plus élevés sont indiqués en gras.

Tableau 6.7 : Résultats comparatifs montrant le taux de reconnaissance obtenus sur la base de données *IITD* par l'application des approches proposées et ceux obtenus par d'autres récemment publiées.

Méthodes	Nbr de classes	Protocole		Descripteurs	IR(%)
		Entrainement	Test		
[6]	460	3 images sélectionnées aléatoirement		Texture Pattern+ Principal lines shape	97.98
				Fractal (FDBC)	95.80
[17]	460	3 Premières images		Neighboring Direction Indicator	89.20
[19]	459	Première image	Echantillons restants	LLDP3G	92.00
				LLDP3M	86.99
[20]	235	3 Premières images		LTrPG	95.31
				LTrPM	94.81
				LMTrPG	95.03
				LMTrPM	95.60
[21]	460	3 Premières images		DOC	87.06
				DRCC	88.82
[23]	230	Selectionner les m images gauches et droites		Fusion left-right	87.27-99.56
[24]	460	-		DBIT	94.79
[27]	460	3 Premières images		HOG-BSIF fusion	79.10
[42]	430	2 Premières images		USTFT	96.57
				GSTFT	97.08
				GD	97.67
[81]	460	4 images sélectionnées aléatoirement		LDDBP	98.70
Méthode proposée 1	460	3 Premières images		BSIF_2	99.46
Méthode proposée 2	460	3 Premières images		BSIF_26	99.57

Note : Les taux d'identification les plus élevés sont indiqués en gras.

Tableau 6.8 : Résultats comparatifs montrant le taux de reconnaissance obtenus sur la base de donnée *CASIA* par l'application des approches proposées et des méthodes récemment publiées.

Méthodes	Nombre de classes	Protocole		Descripteurs	IR(%)
		Entrainement	Test		
[6]	310	5 Premières images	E c h a n s t i t u t i o n s	Texture Pattern	96.52
[27]	620	4 Premières images		LLDP_GABOR	93.00
				ResNet50	95.03
[82]	620	5 Premières images		Principal lines	92.98
				Texture-Pattern	96.00
				Intra-modal	98.00
Proposée 1	620	4 Premières images		BSIF_26	98.18
Proposée 2	620	4 Premières images		BSIF_26	99.34

Note : Les taux d'identification les plus élevés sont indiqués en gras.

Les tableaux 6.5 à 6.8 montrent clairement que nos deux méthodes sont plus efficaces que la plupart des approches citées dans les références, si l'on exclut l'algorithme de la référence 19, qui a également donné un taux d'identification de **100 %** avec la base de données *PolyU 2D*. Toutefois, il faut également souligner que le vecteur caractéristique utilisé dans la référence 19 est **23 fois plus grand que celui de la méthode RPBSIFD** et **deux fois plus important que celui de l'approche PBSIFD**. Sur l'ensemble de la base de données *IITD* (460 classes), nos deux algorithmes ont donné respectivement des taux d'identification de **99,46%** et **99,57%**, qui restent supérieurs à ceux des autres méthodes. C'est également le cas pour la base de données *CASIA* qui, malgré son grand nombre de classes (620 classes), a affiché un taux de reconnaissance de **99,34 %**. Alors que les taux d'identification des autres méthodes sont inférieurs à **98 %**. A notre connaissance, ce travail est le premier à avoir permis d'atteindre un taux d'identification de 99% sur les bases de données *IITD* et *CASIA*. Il faut également souligner que nos méthodes ont enregistré des taux d'identification plus élevés que toutes les méthodes de codage conventionnelles telles que le code *E-BOCV*, le code *BOCV*, le code *de fusion*, le code *ordinal* et le code *compétitif*.

Les résultats obtenus confirment également que nos approches sont plus performantes que les méthodes de comparaison basées sur le descripteur *BSIF*. La principale raison est que toutes

ces méthodes utilisent le **BSIF** de façon *partielle* et que sa puissance n'est pas pleinement valorisée. Par contre, les systèmes que nous proposons, exploitent la pleine puissance du descripteur **BSIF**. Les résultats présentés dans les tableaux 6.5 et 6.6 révèlent que, comparativement à la méthode **OS-BSIF**, la méthode **B-BSIF** a amélioré le taux de reconnaissance de **1 %**, mais avec l'utilisation de sept filtres **SS-BSIF** (c'est à dire $7 \times 8 = 56$ filtres au lieu des 12 filtres) pour 260 classes, ce qui a certainement pour effet l'augmentation énorme de la complexité du calcul. Alors que les méthodes proposées ont améliorées le taux de reconnaissance de 10 % en utilisant un seul filtre **OS-BSIF (BSIF_26)** mais en décomposant l'image en quatre patches.

Les résultats expérimentaux montrent bien que la performance des systèmes d'identification d'empreintes palmaires **OS-BSIF** peut être considérablement améliorée en augmentant le nombre de patches des images. Il convient également de noter que la méthode proposée dans la Réf. 24 a atteint une précision maximale (100%) lorsque seulement 260 classes sont utilisées, et que les scores obtenus par la méthode **B-BSIF** (filtres 7×12) pour l'empreinte palmaire 2D et ceux des images 3D obtenus par la méthode SQI + Ondelettes de Gabor sont fusionnés par la somme des scores de pondération (SWS). De cette façon, non seulement la complexité du calcul a été accrue, mais aussi le besoin en espace mémoire de stockage. Par contre, nos méthodes sont capables d'atteindre les 100% en utilisant seulement 16 patches ($L = 4$) et un maximum de 12 filtres. De plus, il y a une différence très nette entre le nombre de classes utilisées par chaque méthode (260 classes contre 400 classes).

6.5. Complexité de calcul

Pour les applications en temps réel, la complexité de calcul est très importante, car c'est elle qui conditionne les vitesses de traitement. C'est pourquoi la complexité de traitement des méthodes proposées la **PBSIFD** et la **RPBSIFD** est analysée dans cette section et comparée à celle de certaines méthodes de référence, notamment le code concurrentiel, le code ordinal et la **LOBP** [47]. Il faut avant tout souligner que, ce sont les calculs de convolution 2D qui consomment le plus de temps lors de l'étape d'extraction des caractéristiques.

Le tableau 6.9 indique le temps de traitement moyen consommé dans 100 opérations d'extraction et de correspondance des caractéristiques en utilisant MATLAB 2014 sur un PC Intel(R) Quad-core Core (TM) i5-2450M, 2,5 GHz, RAM 4,00 Go, avec le système

d'exploitation Windows 7.0. Il est à noter que les résultats obtenus dépendent des paramètres de réglage telle que la taille du patch.

Tableau 6.9 : Coût de calcul de quelques méthodes de pointe et des approches proposées

Méthodes	Extraction des caractéristiques (ms)	Comparaison (ms)	Total (ms)
Competitive Code	32,639	0.596	33.235
Ordinal Code	15.793	0.557	16.350
LOBP	92.242	1.407	93.649
PBSIFD	86.719	8.240	98.829
RPBSIFD	89.514	0.800	90.314

À partir du tableau 6.9, nous constatons que les méthodes proposées requièrent un peu plus de temps (environ 0,09 s) dans l'étape d'extraction des caractéristiques que les codes compétitifs et ordinaux. Cela s'explique par le fait que dans les codes compétitifs et ordinaux, des filtres de Gabor à six directions sont utilisés pour l'extraction des caractéristiques. En revanche, nos méthodes utilisent jusqu'à 12 filtres. De plus, les méthodes proposées ont un coût de calcul comparable à celui de la méthode **LOBP** dans laquelle six filtres de Gabor sont utilisés. La raison principale est que la méthode **LOBP** permet d'extraire un code supplémentaire.

Au stade de l'appariement, les méthodes proposées par le **PBSIFD** consomment plus temps que les codes compétitifs et ordinaux. La raison est que la carte des caractéristiques est un code binaire et que la distance de Hamming est utilisée pour calculer le degré de similarité entre une image de test et une image d'entraînement en code compétitif et en code ordinal, ce qui est beaucoup plus rapide que la distance Khi-deux utilisée par le **LOBP** et les méthodes proposées. On peut constater que le coût en temps dans la phase d'appariement des approches **PBSIFD** et **RBSIFD** est de 8,24 et 0,80 ms respectivement, ce qui est évidemment supérieur à celui de la méthode **LOBP** en raison du nombre de bits utilisées dans l'étape de calcul de l'histogramme [**LOBP** (8 bits) et la **PBSIFD** (12 bits)].

De plus, le temps de correspondance de la méthode **RPBSIFD** est inférieur à celui de la méthode **PBSIFD** parce que la taille du vecteur des caractéristiques du **RPBSIFD** est seulement égale au « *nombre de la classe -1* ». Par conséquent, la durée de correspondance dépend de la taille de la représentation de ces éléments.

Le coût total en temps des méthodes proposées est inférieur à 100 ms, ce qui peut être acceptable dans les applications du monde réel [48]. De plus, le temps d'exécution de l'opération d'extraction des caractéristiques peut être éventuellement réduit en recourant à certaines techniques d'optimisation.

6.6. Conclusion

La reconnaissance des empreintes palmaires est une méthode prometteuse d'authentification de l'identité, qui s'est distinguée par sa sécurité, sa stabilité et sa grande convivialité. Au cours de la dernière décennie, elle s'est développée rapidement et a réalisé de nombreuses percées spectaculaires. Après l'introduction des connaissances de base sur la reconnaissance des empreintes palmaires dans les chapitres précédents et la présentation des bases de données les plus fréquemment utilisées pour mieux approcher le monde réel ainsi que les deux nouvelles façons de segmenter le **ROI**, on a abordé l'extraction et l'appariement des caractéristiques. Ensuite, les mesures d'appariement des empreintes palmaires ont été expliquées. Enfin, certaines expériences et simulations convenablement sélectionnées ont été établies et analysées afin de mener correctement une étude comparative avec les travaux antérieurs.

Nos deux nouvelles méthodes exposées dans ce chapitre, pour l'identification de l'empreinte palmaire sont fondées sur le concept de l'analyse de la texture. Elles sont élaborées à base :

- (i) Du descripteur **BSIF**, qui a démontré son efficacité en vision par ordinateur comme un certain nombre de descripteur de texture ;
- (ii) De la décomposition sans chevauchement pour préserver l'information spatiale ; et
- (iii) De la technique **LDA blanchie (WLDA)** pour réduire la dimensionnalité de l'histogramme global et ne conserver que l'information pertinente, ce qui a amélioré considérablement le coût de calcul.

Conclusion générale et Perspectives

Les représentations proposées ont permis d'obtenir une grande précision sur les bases de données d'empreintes palmaires avec et sans contact. Elles sont plus robustes vis-à-vis de nombreux dispositifs de capture. Dans le passé, il y avait des attaques réussies (spoofs) sur presque toutes les technologies antispoofing. La technologie la plus prometteuse est la technologie multispectrale, qui est basée sur l'illumination de la peau humaine vivante à l'aide de la lumière ultraviolette, visible et infrarouge.

L'évaluation des performances des méthodes proposées pour le cas d'identification et celui de la vérification d'empreintes palmaires multispectrales fera l'objet de futures investigations.

Comme beaucoup de maladies dermatologiques ou apparaissant dans la structure interne de la main, et ayant une influence considérable sur les caractéristiques biométriques, ainsi que les blessures, la saleté sur la surface des doigts ou des scanners et d'autres problèmes, qui peuvent causer un effet final de leur inapplicabilité pour le traitement automatique et la reconnaissance pourront faire aussi l'objet de futures études.

Citons également les méthodes contre les parodies (connues sous le nom de méthodes antispoofing) ou de détection de la vivacité qui pourront être examinées et constituer un axe de recherche intéressant. Rappelons que ces méthodes sont basées sur différents mécanismes qui sont liés au corps humain vivant, par exemple le pouls, les propriétés de la peau et la transpiration. Dans le passé, il y avait des attaques réussies (spoofs) sur presque toutes les technologies antispoofing pourront aussi être examinées

Dans le même contexte, des investigations sur les implications des maladies dermatologiques sur la structure interne de la main et leurs influences considérables sur les caractéristiques biométriques feront également l'objet de futures études. Sur un autre registre, un champ de recherche prometteur peut être également ouvert sur les conditions réelles de travail lors des captures des images des empreintes palmaires et qui ont un impact négatif sur les caractéristiques biométriques. On peut citer à titre d'exemple la saleté qui peut éventuellement se trouver sur la main ou sur les scanners, les cicatrices occasionnées par des blessures ou des brûlures, etc.

Liste des publications

Salim Bendjoudi, Hocine Bourouba, Hakim Doghmane, Kamel Messaoudi, El-Bay Bourennane,

"Palmprint identification performance improvement via patch-based binarized statistical image features,"

J. Electron. Imag. 28(5) 053009 (18 September 2019)

<https://doi.org/10.1117/1.JEI.28.5.053009>

Références Bibliographiques

- [1] K. Anil-Jain, P. Flynn, and A. Ross-Arun, Handbook of Biometrics, Springer-Verlag, New York (2007).
- [2] D. Impedovo and G. Pirlo, “Automatic signature verification: the state of the art,” IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Part C 38(5), 609–635 (2008).
- [3] R. Kumar and K. K. Ravulakollu, “On the performance of Devnagari handwritten character recognition,” World Appl. Sci. J. 31(6), 1012–1019 (2014).
- [4] A. Meraoumia, S. Chitroub, and A. Bouridane, “Fusion of finger-knuckle-print and palmprint for an efficient multi-biometric system of person recognition,” in Proc. IEEE Int. Conf. Commun., pp. 1–5 (2011).
- [5] S. Ribaric and I. Fratric, “A biometric identification system based on eigenpalm and eigenfinger features,” IEEE Trans. Pattern. Anal. Mach. Intell. 27(11), 1698–1709 (2005).
- [6] R. Mokni, H. Drira, and M. Kherallah, “Combining shape analysis and texture pattern for palmprint identification,” Multimed. Tools Appl. 76, 23981–24008 (2017).
- [7] Z. L. Stan and A. Jain, Encyclopedia of Biometrics, Springer US publisher, Springer Science+Business Media, New York (2015).
- [8] G. Lu, D. Zhang, and K. Wang, “Palmprint recognition using Eigenpalms features,” Pattern Recognit. Lett. 24(9), 1463–1467 (2003).
- [9] V. Ojansivu and J. Heikkilä, “Blur insensitive texture classification using local phase quantization,” Lect. Notes Comput. Sci. 5099, 236–243 (2008).
- [10] J. Kannala and E. Rahtu, “BSIF: binarized statistical image features,” in Proc. 21st IEEE Int. Conf. Pattern Recognit., pp. 1363–1366 (2012).
- [11] G. Zhao and M. Pietikainen, “Dynamic texture recognition using local binary patterns with an application to facial expressions,” IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 29(6), 915–928 (2007).
- [12] A. Benzaoui, H. Abdenour, and A. Boukrouche, “Ear biometric recognition using local texture descriptors,” J. Electron. Imaging 23(5), 053008 (2014).

- [13] R. Raghavendra and B. Christoph, "Robust scheme for iris presentation attack detection using multiscale binarized statistical image features," *IEEE Trans. Inf. Forensics Secur.* 10 (4), 703–715 (2015).
- [14] L. Fei et al., "Feature extraction methods for palmprint recognition: a survey and evaluation," *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.* 49, 346–363 (2019).
- [15] L. Fei et al., "Double-orientation code and nonlinear matching scheme for palmprint recognition," *Pattern Recognit.* 49, 89–101 (2016).
- [16] L. Fei, Y. Xu, and D. Zhang, "Half-orientation extraction of palmprint features," *Pattern Recognit. Lett.* 69, 35–41 (2016).
- [17] L. Fei et al., "Palmprint recognition using neighboring direction indicator," *IEEE Trans. Human-Mach. Syst.* 46, 787–798 (2016).
- [18] Guo, Xiumei, Weidong Zhou, and Yanli Zhang. "Collaborative representation with HM-LBP features for palmprint recognition." *Machine Vision and Applications* 28.3 (2017): 283-291.
- [19] Luo, Yue-Tong, et al. "Local line directional pattern for palmprint recognition." *Pattern Recognition* 50 (2016): 26-44.
- [20] Li, Gen, and Jaihie Kim. "Palmprint recognition with local micro-structure tetra pattern." *Pattern Recognition* 61 (2017): 29-46.
- [21] Xu, Yong, et al. "Discriminative and robust competitive code for palmprint recognition." *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics: systems* 48.2 (2016): 232-241.
- [22] D. Tamrakar and P. Khanna, "Noise and rotation invariant RDF descriptor for palmprint identification," *Multimedia Tools Appl.* 75, 5777–5794 (2016).
- [23] Y. Xu, L. Fei, and D. Zhang, "Combining left and right palmprint images for more accurate personal identification," *IEEE Trans. Image Process.* 24(2), 549–559 (2015).
- [24] K. Zhou et al., "Double biologically inspired transform network for robust palmprint recognition," *Neurocomputing* 337, 24–45 (2019).

- [25] Raghavendra, Ramachandra, and Christoph Busch. "Texture based features for robust palmprint recognition: a comparative study." *EURASIP Journal on Information Security* 2015.1 (2015): 1-9.
- [26] M. Chaa, N. E. Mourad, and A. Abdelouahab, "Score-level fusion of two-dimensional and three-dimensional palmprint for personal recognition systems," *J. Electron. Imaging* 26(1), 013018 (2017).
- [27] Attallah, Bilal, et al. "Histogram of gradient and binarized statistical image features of wavelet subband-based palmprint features extraction." *Journal of Electronic Imaging* 26.6 (2017): 063006.
- [28] Nhat, Vo Dinh Minh, Sung Young Lee, and Hee Yong Youn. "Whitened LDA for face recognition." *Proceedings of the 6th ACM international conference on Image and video retrieval*. 2007.
- [29] Štruc, Vitomir. "The PhD face recognition toolbox: toolbox description and user manual." (2011).
- [30] J. Lin et al., "A symbolic representation of time series, with implications for streaming algorithms," in *Proc. 8th ACM SIGMOD, Workshop Res. Issues Data Min. Knowl. Discovery*, pp. 2–11 (2003).
- [31] H. Doghmane et al., "Palmprint recognition based on discriminant multiscale representation," *J. Electron. Imaging* 27(5), 053032 (2018).
- [32] S. Saedi and M. C. Nasrollah, "Palmprint authentication based on discrete orthonormal S-transform," *Appl. Soft Comput.* 21, 341–351 (2014).
- [33] M. H. Han and D. Jang, "The use of maximum curvature points for the recognition of partially occluded objects," *Pattern Recognit.* 23(1–2), 21–33 (1990).
- [34] "PolyU 2D+3D palmprint database," <https://www4.comp.polyu.edu.hk/~csajaykr/database.php>.
- [35] Kumar, A. "IIT Delhi touchless palmprint database version 1.0." (2009).
http://www4.comp.polyu.edu.hk/~csajaykr/IITD/Database_Palm.htm.
- [36] "CASIA palmprint database," <http://biometrics.idealtest.org/dbDetail> ForUser.do?id=5.

- [37] A. Meraoumia, S. Chitroub, and A. Bouridane, "A robust palmprint identification system using histogram of oriented gradients and multi- classifiers," in Proc. 4th IEEE Int. Conf. Electr. Eng., pp. 1–4 (2015).
- [38] W. Tang, "Competitive region orientation code for palmprint verification and identification," J. Electron. Imaging 24(6), 063019 (2015).
- [39] Fei, Lunke, et al. "Local discriminant direction binary pattern for palmprint representation and recognition." IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology 30.2 (2019): 468-481.
- [40] M. Hammami, S. B. Jemaa, and H. Ben-Abdallah, "Selection of discriminative sub-regions for palmprint recognition," Multimedia Tools Appl. 68(3), 1023–1050 (2014).
- [41] J. Cui, "2D and 3D palmprint fusion and recognition using PCA plus TPTSR method," Neural Comput. Appl. 24(3–4), 497–502 (2014).
- [42] D. Tamrakar and P. Khanna, "Blur and occlusion invariant palmprint recognition with block-wise local phase quantization histogram," J. Electron. Imaging 24(4), 043006 (2015).
- [43] Y. Xu and Y. Lu, "Adaptive weighted fusion: a novel fusion approach for image classification," Neurocomputing 168, 566–574 (2015).
- [44] M. Tabejamaat, "Selective algorithm outline (SAO); an alternative approach for fusing different palmprint recognition algorithms," Neural Process. Lett. 43(3), 709–726 (2016).
- [45] J. Wen and Y. Chen, "Appearance-based representative samples refining method for palmprint recognition," Opt. Eng. 51(7), 077203 (2012).
- [46] J. Cui, J. Wen, and Z. Fan, "Appearance-based bidirectional representation for palmprint recognition," Multimedia Tools Appl. 74(24), 10989–11001 (2015).
- [47] L. Fei et al., "Local orientation binary pattern with use for palmprint recognition," Lect. Notes Comput. Sci. 10568, 213–220 (2017).
- [48] FEI, Lunke, ZHANG, Bob, ZHANG, Wei, et al. Local apparent and latent direction extraction for palmprint recognition. Information Sciences, 2019, vol. 473, p. 59-72.

المخلص:

في السنوات الأخيرة، ركز معظم العمل على أنظمة التعرف على بصمة اليد على تطوير أنظمة عملية تحتاج إلى أن تكون فعالة للغاية من حيث دقة التعرف وسرعة الاقتران وامتلاك سعة تخزين كافية. ومع ذلك وحتى الآن، لا تزال هذه الأنظمة بها بعض أوجه القصور مثل: وقت الحساب الطويل والحساسية العالية للترجمة والإضاءة والدوران.

لمعالجة هذه العوائق، نقدم في هذه الدراسة حلاً بسيطاً وفعالاً لإنتاج تمثيل محلي مهم يسمح بتحديد أكثر كفاءة لبصمات الكف يسمى "واصف ميزات الصورة الإحصائية الثنائية التصحيح": (PBSIFD). تمثيل PBSIFD يستغل بشكل كبير قوة واصف نسيج BSIF. بالإضافة إلى ذلك، قد تم تقديم نسخة مخفضة ل: PBSIFD تسمى RPBSIFD باستخدام تحليل التمييز الخطي المبيض: (WLDA). وقد تم اختبار النظامين المقترحين بنجاح على أربعة من قواعد بيانات لبصمة اليد "palmprint" الأكثر استخداماً، وهي PolyU2D، CASIA و IITD، PolyU2D/3D، كما تمت مقارنة نتائج هذه الاختبارات بالنتائج الناجمة عن تطبيق أحدث الأساليب على نفس قواعد البيانات. تثبت نتائج هذه المقارنة أن أنظمتنا تتفوق تماماً على طرق المقارنة من حيث الدقة.

Amélioration d'un système de reconnaissance biométrique des individus : Application sur l'Empreinte Palmaire et/ou l'Empreinte des Articulations des doigts**Résumé :**

Au cours des dernières années, la plupart des travaux sur les systèmes de reconnaissance d'empreintes palmaires se sont concentrés sur le développement de systèmes pratiques qui doivent être très performants en termes de précision de reconnaissance, de vitesse d'appariement, et disposant d'une capacité de stockage suffisante. Cependant et jusqu'à maintenant, ces systèmes présentent encore certaines lacunes telles que : un long temps de calcul et une grande sensibilité à la translation, à l'illumination et à la rotation.

Pour faire face à ces inconvénients, nous présentons dans cet étude une solution simple et efficace pour produire une représentation locale significative permettant une identification plus performante des empreintes palmaires appelée "Patch Binarized Statistical Image Features Descriptor (PBSIFD)". La représentation du PBSIFD exploite de manière significative le pouvoir du descripteur de texture BSIF. En outre, la version réduite du PBSIFD appelée RPBSIFD est également proposée en utilisant l'analyse discriminante linéaire blanchie (WLDA : White Linear Discriminant Analysis). Les deux systèmes proposés ont été testés avec succès sur quatre bases de données d'empreintes palmaires les plus répandues, à savoir PolyU2D, PolyU2D/3D, IITD, et CASIA. Les résultats de ces tests ont été comparés avec ceux résultant de l'application des approches les plus récentes sur les mêmes bases de données. Les résultats de cette comparaison prouvent sans conteste que nos systèmes sont plus performants que les méthodes de comparaison du point de vue précision.

Mots-Clés: Biométrie; reconnaissance d'empreintes palmaires; articulations des doigts (FKP) caractéristiques statistiques; classificateur k-NN.

Improvement of a Biometric Recognition System for Individuals: Application on Palmprint and/or Finger Knuckle Print**Abstract:**

In recent years, most studies on palmprint recognition systems has focused on the development of practical systems that should perform very well in terms of recognition accuracy, matching speed, and having sufficient storage capacity. However, and so far these systems still have some disadvantages such as: long computing time and high sensitivity to translation, illumination and rotation. To overcome these limitations, we present in this study a simple and effective solution to produce a meaningful local representation for more efficient palmprint identification called Patch Binarized Statistical Image Features Descriptor (PBSIFD). The PBSIFD representation significantly exploits the power of the BSIF texture descriptor. In addition, a reduced version of the PBSIFD called RPBSIFD is also presented by using the White Linear Discriminant Analysis (WLDA). The two proposed systems have been successfully tested on four of the most widely used palmprint databases, namely PolyU2D, PolyU2D/3D, IITD, and CASIA, and the results of these tests were also compared with those resulting from applying the most recent approaches to the same databases. The results of this comparison prove perfectly that our systems outperform the other methods in terms of accuracy.

Key-words: biometrics; palmprint recognition; finger joints (FKP) statistical characteristics; k-NN classifier.
