

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE DES SCIENCES ET DE LA TECHNOLOGIE HOUARI BOMEDIENNE
FACULTE D'ELECTRONIQUE ET D'INFORMATIQUE



THÈSE

Présentée pour l'obtention du grade de DOCTEUR

En : **ELECTRONIQUE**

Spécialité : Traitement du Signal et des Images

Par : Abdallah MERAOUIMIA

Thème

Modèle de Markov caché appliqué à la multi-biométrie

Soutenue publiquement le : 01/06/2014 devant le jury composé de :

A. HOUACINE	Professeur	à l'U. S. T. H. B.	Président
S. CHITROUB	Professeur	à l'U. S. T. H. B.	Directeur de Thèse
F. HACHOUF	Professeur	à l'Université de Constantine	Examinatrice
N. BENBLIDIA	Maître de conférence/A	à l'Université de Blida	Examinatrice
H. BENDJENNA	Maître de conférence/A	à l'Université de Tébessa	Examineur
S. AOuat	Maître de conférence/A	à l'U. S. T. H. B.	Examinatrice

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

وَفِيكَ يَا عَلَمًا

صَدَقَ اللَّهُ الْعَظِيمُ

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

*A mes parents pour m'avoir toujours et jusqu'à ce jour
soutenu et encouragé à aller le plus loin possible dans
mes études. Que dieu les protège,*

*A mes frères, mes sœurs et épouse que je remercie très
fort et à qui je souhaite tout le bonheur et la réussite,*

A tous mes amis,

A tous ceux que j'aime et qui m'aiment, où qu'ils soient,

A tous ceux qui m'ont aidé et encouragé

Abdallah Meraoumia

Remerciements

Je remercie tout d'abord DIEU le tout puissant, de m'avoir permis d'atteindre ce modeste niveau scientifique et de m'avoir donné le courage et la patience afin de mener à bien le travail réalisé dans cette thèse.

*Mes sincères remerciements et ma profonde gratitude à monsieur **Salim CHITROUB**, mon directeur de thèse, Professeur à l'université des sciences et de la technologie Houari Boumediene à Alger, pour son appui scientifique, sa disponibilité, ses orientations judicieuses et dont les compétences intellectuelles, l'expérience, la modestie et la patience ont grandement contribué à l'aboutissement de cette thèse. Qu'il trouve, ici, l'expression de mon profond respect.*

*Je tiens aussi à remercier monsieur **Ahmed BOURIDANE**, Professeur à l'université de Northumbria à Newcastle au Royaume Unis, pour son suivi permanent, sa disponibilité et ses conseils pratiques qui m'ont aidé à mieux aborder et concevoir le sujet de la thèse.*

Je voudrais particulièrement remercier l'ensemble des membres du jury qui m'ont fait l'honneur d'accepter de lire et de juger ce travail.

*J'adresse aussi mes sincères reconnaissances à tous les enseignants du département d'électronique et des communications de l'université Kasdi Merbah à Ouargla pour leurs aides et leurs conseils, sans oublier tout le staff administratif du département et, particulièrement, le chef de département monsieur **Salim KADRI**.*

Enfin, mes remerciements vont à tous ceux qui ont contribué d'une quelconque manière à l'aboutissement de ce travail.

Résumé

La sécurité de l'information est l'une des préoccupations majeures de nos sociétés actuelles. La reconnaissance de l'identité de personne est l'un des moyens permettant de s'en assurer. En effet, vu le très grand besoin de cette reconnaissance, l'homme a mis en place des moyens qui sont liés à l'information qu'un individu possède ou connaît. Néanmoins, pour contourner les limitations liées à ces moyens, un autre moyen de sécurité a été développé qui permet d'utiliser une information propre à chaque personne. Cette nouvelle façon de reconnaissance est la biométrie.

Dans un système d'identification biométrique, l'empreinte à reconnaître est représentée par un vecteur obtenu par l'extraction des caractéristiques, qui qualifie et mesure un certain nombre de propriétés de cette empreinte. Cependant, la taille de ce vecteur peut être augmentée afin d'améliorer le taux d'identification du système, ce qui rend l'espace mémoire important ainsi que le temps de calcul. Cependant, ce vecteur peut être exprimé aussi comme un ensemble de paramètres d'un certain modèle, par exemple, un modèle de Markov caché. La taille de l'ensemble des paramètres du modèle est souvent inférieure à la taille du vecteur des caractéristiques, ce qui apporte une diminution importante dans l'espace mémoire et dans le temps de calcul. Dans notre travail, nous nous sommes intéressés tout d'abord à présenter les différents systèmes d'identification biométrique basés sur un seul descripteur biométrique, à savoir l'empreinte palmaire ou l'empreinte de l'articulation du doigt. Pour cela, nous avons utilisé pour l'extraction des caractéristiques, le filtre de Log-Gabor et la transformée en cosinus discrète, et pour la modélisation des caractéristiques le modèle de Markov caché. En outre, si le descripteur biométrique possède plusieurs modalités, la fusion de ces modalités, en utilisant les différents niveaux de fusion, est alors abordée. Afin de mettre en évidence la différence entre les méthodes basées sur les vecteurs des caractéristiques et celles basées sur les modèles des caractéristiques, une étude comparative a été effectuée. Une nouvelle méthode d'extraction des caractéristiques, qui présente en même temps un taux d'identification meilleur et un faible temps de calcul, est proposée. D'autre part, nous avons présenté les systèmes multi-biométriques, où les informations issues de l'empreinte palmaire et de l'empreinte de l'articulation du doigt sont fusionnées. Le but est d'améliorer les performances du système. Nous avons utilisé deux bases de données récentes pour l'évaluation de nos méthodes proposées. Les résultats expérimentaux obtenus montrent que les performances des systèmes basés sur les méthodes proposées dépassent celles de plusieurs systèmes développées dans la littérature.

Abstract

The information security is a major concern of our societies. The recognition of the person identity is one means to ensure this purpose. In fact, due to the great need for such recognition, man has developed several ways that are related to the information that a person has or knows. However, to overcome the limitations associated with such means, other means of security has been developed that allow obtaining the specific information of the person. It is about the biometrics-based recognition.

In a biometric identification system, the biometric fingerprint to recognize is represented by a vector. This vector is obtained by the feature extraction method, and it defines a number of measured properties of the biometric fingerprint. However, the big size of the vector can improve the system identification rate, but it makes the memory space as well as the computation time very costly. However, this vector may also be expressed as a set of parameters of a model, for example, a Hidden Markov Model (HMM). The size of the set of model parameters is often inferior to the size of the vector of characteristics, which brings an important reduction in the memory space and in the computation time.

In our work, we are interested, first of all, to present the various biometric identification systems based on a single biometric descriptor, namely the palmprint or the Finger-Knuckle-Print (FKP). For this, we have used, for the feature extraction, Log-Gabor filter and Discrete Cosine Transform (DCT), and for the characteristics modeling, the HMM. Also, if the biometric template has several modalities, the fusion of these modalities, using different levels of fusion, is then discussed. To highlight the difference between the methods based on the characteristic vectors and those based on the characteristics modeling, a comparative study has been carried out. A new feature extraction method, which has at the same time a better recognition rate and a low computation time is proposed. On the other hand, we have presented the multi-biometric systems, where information from the palmprint and the FKP are fused. The aim is to improve the system performances. We have used two recent data bases for the evaluations of our proposed methods. The experimental results show that the performances of the systems based on our proposed methods exceed those of many systems developed in the literature.

Table des matières

Résumé	iv
Liste des Figures	x
Liste de Tableaux	xiii
Abbreviations	xv
1 Introduction Générale	1
1.1 Motivations et objectifs	2
1.2 Contribution	3
1.3 Structure de la Thèse	5
2 Sécurité de l'information et biométrie	6
2.1 Introduction	6
2.2 Sécurité de l'information : besoins et moyens	6
2.3 Biométrie	8
2.3.1 Identité et biométrie	9
2.3.2 Objectifs associés à la biométrie	9
2.3.3 Modalités biométriques	10
2.4 Techniques biométriques	10
2.4.1 Biométries physiques (Morphologiques)	11
2.4.2 Biométries comportementales	16
2.4.3 Biométries biologiques	19
2.5 Applications	21
2.5.1 Service public	21
2.5.2 Identification judiciaire	21
2.5.3 Transactions bancaires	22
2.5.4 Accès physique et logique	22
2.6 Structure d'un système biométrique	22
2.6.1 Fonctionnement d'un système biométrique	23
2.6.2 Modules principaux d'un système biométrique	24

2.6.3	Systèmes en ligne et système hors ligne	25
2.7	Conclusion	26
3	Système biométrique multimodal et fusion des données	27
3.1	Introduction	27
3.2	Biométrie multimodale	27
3.3	Nécessités de la multimodalité	28
3.3.1	Limitations des systèmes unimodaux	28
3.3.2	Avantage des systèmes multimodaux	30
3.4	Fusion des données	30
3.5	Stratégies de fusion	31
3.5.1	Systèmes multi-capteurs	31
3.5.2	Systèmes multi-instances	32
3.5.3	Systèmes multi-algorithmes	32
3.5.4	Systèmes multi-échantillons	32
3.5.5	Systèmes multi-biométries	32
3.6	Niveaux de fusion	33
3.6.1	Niveau des capteurs (<i>Sensor level</i>)	33
3.6.2	Niveau des caractéristiques (<i>Feature level</i>)	38
3.6.3	Niveau des scores (<i>Score level</i>)	39
3.6.4	Niveau des décisions (<i>Decision level</i>)	40
3.7	Normalisation des scores	42
3.7.1	Objectifs associés à la normalisation des scores	42
3.7.2	Normalisation des scores par remise à l'échelle	42
3.8	Conclusion	43
4	Modalités biométriques de la main	45
4.1	Introduction	45
4.2	Modalités biométriques liées à la main	45
4.3	Etat de l'art	46
4.3.1	Empreintes palmaires	46
4.3.2	Empreintes des articulations des doigts	52
4.3.3	Fusion entre l'empreinte palmaire et l'articulation des doigts	54
4.4	Conclusion	55
5	Représentations des caractéristiques	56
5.1	Introduction	56
5.2	Extraction de caractéristiques	56
5.2.1	Filtre de Gabor	57
5.2.2	Transformée en cosinus discrète	60
5.2.3	Transformée en ondelette discrète	64

5.3	Modélisation de caractéristiques	67
5.3.1	Modèle de mélange gaussienne	67
5.3.2	Modèle de Markov caché	69
5.4	Conclusion	72
6	Systèmes mono-biométrique	73
6.1	Introduction	73
6.2	Protocole d'évaluation	73
6.3	Méthodes de représentation des caractéristiques	74
6.3.1	Représentation par vecteurs des caractéristiques (<i>Features</i>)	74
6.3.2	Représentation par modèles des caractéristiques (<i>Models</i>)	81
6.4	Robustesse des représentations	83
6.5	Combinaison des représentations	84
6.6	Intégration de PCA dans le système biométrique	86
6.6.1	Analyse des empreintes par le PCA	86
6.6.2	Représentation des empreintes par le PCA-HMM	87
6.7	Intégration de DWT dans le système biométrique	90
6.8	Lien entre la BDCT et la DWT	92
6.9	Conclusion	93
7	Systèmes multi-biométriques	95
7.1	Introduction	95
7.2	Architectures de combinaison	95
7.3	Systèmes multi-biométriques	96
7.3.1	Systèmes basés sur la DCT-HMM	97
7.3.2	Systèmes basés sur la PCA-DWT-HMM	100
7.4	Systèmes hybrides	102
7.4.1	Intégration des systèmes multi-algorithmes	102
7.4.2	Intégration des systèmes multi-échantillons	106
7.5	Commentaires sur les évaluations	108
7.6	Conclusion	110
8	Conclusions et Perspectives	111
A	Extraction de la région d'intérêt	113
A.1	Prétraitements de l'image	113
A.2	Empreinte palmaire	113
A.3	Empreinte des articulations des doigts	118
B	Modèle de Markov Caché	123

B.1	Algorithme de <i>Forward</i>	124
B.2	Algorithme de <i>Viterbi</i>	126
B.3	Algorithme de <i>Baum-Welch</i>	128
C	Evaluation des performances	130
C.1	Mesures des taux d'erreur	131
C.2	Points de fonctionnement	132
C.3	Courbes de performance	133
D	Bases des données	136
D.1	Description des bases des données utilisées	136
D.2	Bases des données de l'empreinte palmaire	137
D.3	Empreinte d'articulations du doigt (PolyU-FKP)	141
E	Contributions Personnelles	143
	Bibliographie	148

Table des figures

2.1	Méthode d'identification par la connaissance.	7
2.2	Méthode d'identification par la possession.	8
2.3	Méthode d'identification par la biométrie.	8
2.4	Empreinte digitale.	11
2.5	Géométrie de la main.	12
2.6	Empreinte palmaire.	13
2.7	Empreinte des articulations des doigts.	13
2.8	Iris.	14
2.9	Visage.	15
2.10	Rétine.	15
2.11	Voix.	16
2.12	Signature manuscrite.	17
2.13	Analyse de la démarche.	18
2.14	Frappe sur le clavier.	18
2.15	Veines de la main.	19
2.16	Analyse de l'ADN	20
2.17	Thermogramme facial.	20
2.18	Système de reconnaissance biométrique.	23
3.1	Malformations des doigts, main, oreille et de l'iris.	29
3.2	Différents systèmes biométriques multimodaux.	31
3.3	Système multimodal basé sur la fusion au niveau du capteur.	33
3.4	Fusion des images basée sur l'analyse en composantes principales.	34
3.5	Fusion des images basée sur la DWT en 2 niveaux de décomposition.	37
3.6	Fusion des images basée sur la décomposition pyramidale.	38
3.7	Système multimodal basé sur la fusion au niveau des caractéristiques.	38
3.8	Système multimodal basé sur la fusion au niveau des scores.	39
3.9	Système multimodal basé sur la fusion au niveau des décisions.	41
3.10	Normalisation des scores par la méthode du <i>Min-Max</i>	43
4.1	Représentations utilisées pour l'empreinte palmaire.	47
4.2	Empreintes des articulations des doigts.	53

5.1	Génération des vecteurs des caractéristiques utilisant le filtre de Log-Gabor. .	59
5.2	Vecteur des caractéristiques pour les différentes valeurs de κ	59
5.3	Masquage des pixels inutiles.	60
5.4	Modèle zigzag d'un bloc 8×8	62
5.5	Génération des vecteurs des caractéristiques basée sur la DCT.	63
5.6	Calcul des coefficients deltas correspondant à une fenêtre 1D.	64
5.7	Filtrage par des filtres passe-haut et passe-bas.	65
5.8	Décomposition en ondelettes à deux niveaux.	66
5.9	Exemple de décomposition en ondelettes.	66
5.10	Génération des vecteurs des caractéristiques basée sur la DWT.	67
5.11	Réorganisation des coefficients de la DCT.	67
5.12	Exemple des mélanges des distributions gaussiennes.	68
5.13	Exemples des architectures de HMM.	70
5.14	Schématisation du modèle gauche-droit avec 5 états dont les 5 premiers PCs représentent les observations.	72
6.1	Performances d'identification ensemble ouvert des PLMs en utilisant le filtrage de Log-Gabor.	75
6.2	Performances d'identification ensemble fermé des PLMs en utilisant le filtrage de Log-Gabor.	77
6.3	Performances d'identification des FKPs basée sur le filtrage de Log-gabor. . .	78
6.4	Performances d'identification des PLMs (NG) basé sur la DCT.	79
6.5	Performances d'identification des FKPs basée sur la DCT.	80
6.6	Performances d'identification des PLMs basée sur la DCT-HMM.	81
6.7	Performances d'identification des FKPs basée sur DCT-HMM.	82
6.8	Comparaison entre le système multimodal et les systèmes unimodaux des PLMs.	85
6.9	Comparaison entre le système multimodal et les systèmes unimodaux des RIFs.	86
6.10	Performances d'identification basée sur les PLMs.	88
6.11	Performances d'identification basée sur les PLMs (3D) et les FKPs.	89
6.12	Comparaison entre la méthode PCA-HMM-2 et la méthode PCA-HMM basée sur la DWT en utilisant les PLMs (2D).	91
6.13	Comparaison entre la méthode PCA-HMM-2 et la méthode PCA-HMM basée sur la DWT en utilisant les PLMs (3D).	92
6.14	Performance d'identification des PLMs (MSP) sous la méthode RBDCT. . . .	93
7.1	Systèmes multimodaux proposés.	96
7.2	Comparaison des systèmes S_i^{DCT} et les systèmes unimodaux basés sur la DCT.	99
7.3	Comparaison des systèmes S_i^{PCA} et les systèmes unimodaux basés sur le PCA.	102
7.4	Performance d'identification <i>ensemble ouvert</i> du système $S_1^{DCT-PCA}$	103
7.5	Performance d'identification <i>ensemble fermé</i> du système $S_1^{DCT-PCA}$	105
7.6	Performance d'identification <i>ensemble ouvert</i> des systèmes S_4^{DCT} et S_4^{PCA} . . .	107

7.7	Performance d'identification <i>ensemble fermé</i> des systèmes S_4^{DCT} et S_4^{PCA} . . .	108
7.8	Performance d'identification de meilleur système (S_3^{PCA}).	110
A.1	Filtrage de l'image de main.	114
A.2	Binarisation de l'image.	114
A.3	Contour dans une image binaire.	115
A.4	Contour de la main.	116
A.5	Localisation des points d'intérêt.	116
A.6	Rotation de l'image.	116
A.7	Localisation de la ROI dans la paume.	117
A.8	Extraction de ROI à partir de la paume.	117
A.9	Mise en correspondance entre l'image 2D et 3D.	118
A.10	Extraction de ROI à partir l'image 3D.	118
A.11	Filtrage et sous-échantillonnage de l'image de doigt.	119
A.12	Détermination de l'axe X	119
A.13	Sous-image extraite avant l'extraction de la ROI.	119
A.14	Image des contours obtenue.	120
A.15	Courbes sur l'image de doigt.	120
A.16	Image obtenue par l'application de codage de la direction convexe.	121
A.17	Détermination de l'axe Y	121
A.18	Localisation de la ROI dans l'image de doigt.	122
A.19	Extraction de la ROI à partir l'image de doigt.	122
B.1	Illustration de l'étape induction de l'algorithme de <i>forward</i>	125
B.2	Illustration de l'étape induction de l'algorithme de <i>Viterbi</i>	127
B.3	Etape de recherche arrière du meilleur chemin de l'algorithme de <i>Viterbi</i> . . .	128
C.1	Distributions des scores et les taux d'erreur pour un seuil donné.	134
C.2	Courbe des caractéristiques (ROC).	134
C.3	Courbe des scores cumulés (CMC).	135
D.1	Dispositif d'acquisition de l'empreinte palmaire 2D développé par PolyU. . .	137
D.2	Quelques images de la base de données PolyU-PALM-2D	138
D.3	Dispositif d'acquisition des images multispectrales (MSP) développé par PolyU.	139
D.4	Quelques images de la base de données PolyU-MSP.	139
D.5	Dispositif d'acquisition de l'empreinte palmaire 3D développée par PolyU. . .	140
D.6	Quelques images de la base de données PolyU-PALM-3D.	141
D.7	Dispositif d'acquisition de FKP développé par PolyU.	142
D.8	Quelques images de la base de données PolyU-FKP.	142

Liste des tableaux

2.1	Comparaison entre les différentes méthodes de sécurité	9
6.1	Résultats d'identification de PLM basée sur le filtrage de Log-Gabor.	75
6.2	Résultats d'identification multimodales de PLM basée sur le filtrage de Log-Gabor.	76
6.3	Résultats d'identification de FKP basée sur le filtrage de Log-Gabor.	77
6.4	Résultats d'identification multimodales de FKP basée sur le filtrage de Log-Gabor.	78
6.5	Résultats d'identification de PLM/FKP basée sur la DCT.	80
6.6	Résultats d'identification multimodale de FKP basée sur la DCT.	81
6.7	Résultats d'identification multimodales de FKP basée sur la DCT-HMM.	83
6.8	Robustesse et efficacité des différentes méthodes testées.	84
6.9	Résultats d'identification ensemble ouvert (multi-représentations).	85
6.10	Résultats d'identification ensemble fermé (multi-représentations).	85
6.11	Information totale dans les différents PCs.	87
6.12	Identification ensemble ouvert dans les différents PCs.	87
6.13	Identification ensemble fermé dans les différents PCs.	87
6.14	Résultats d'identification ensemble ouvert de fusion des PLMs 2D et 3D.	89
6.15	Résultats d'identification ensemble fermé de fusion des PLMs 2D et 3D.	89
6.16	Résultats d'identification multimodales de FKP basée sur la méthode PCA-HMM.	90
6.17	Comparaison entre la DWT et la RBDCT.	93
7.1	Résultats d'identification du système S_1^{DCT}	97
7.2	Résultats d'identification du système S_2^{DCT}	98
7.3	Résultats d'identification du système S_3^{DCT}	98
7.4	Résultats d'identification des systèmes S_i^{DCT} avec des FAR et des FRR fixés.	99
7.5	Résultats d'identification du système S_1^{PCA}	100
7.6	Résultats d'identification du système S_2^{PCA}	101
7.7	Résultats d'identification du système S_3^{PCA}	101
7.8	Résultats d'identification des systèmes S_i^{PCA} avec des FAR fixés.	102
7.9	Résultats d'identification <i>ensemble ouvert</i> du système $S_1^{DCT-PCA}$	103

7.10	Résultats d'identification <i>ensemble fermé</i> du système $S_1^{DCT-PCA}$	104
7.11	Résultats d'identification <i>ensemble ouvert</i> des systèmes S_4^{DCT} et S_4^{PCA}	106
7.12	Résultats d'identification <i>ensemble fermé</i> des systèmes S_4^{DCT} et S_4^{PCA}	107
7.13	Comparaison entre les systèmes multi-biométriques et les systèmes hybrides. .	109

Abbreviations

ADN	: Acide DésoxyriboNucléique	LDA	: Linear Discriminant Analysis
AMD	: Assembled Matrix Distance	LIF	: Left Index Fingers
BDCT	: Block based Discrete Cosine Transform	LMF	: Left Middle Fingers
BLPOC	: Band-Limited Phase-Only Correlation	LP	: Laplacian Pyramid
CCD	: Charged Coupled Device	MACE	: Minimum Average Correlation
CMC	: Cumulative Match Curve	MCI	: Mean Curvature Image
DCT	: Discrete Cosine Transform	MSP	: MultiSpectral Palmprint
DFT	: Discrete Fourier Transform	MVN	: Multivariate Normal density
DM	: Decision Maps	NG	: Niveau de Gris
DWT	: Discrete Wavelet Transform	NIR	: Near Infra-Red
EER	: Equal Error Rate	PCA	: Principal Component Analysis
EM	: Expectation-Maximization	PCF	: Phase-Correlation Function
FAR	: False Acceptance Rate	PLM	: Palmprint
FERET	: FacE REcognition Technology	RBF	: Radial Basis Function
FKP	: Finger Knuckle Print	RIF	: Right Index Fingers
FRR	: False Rejection Rate	RMF	: Right Middle Fingers
GAR	: Genuine Acceptance Rate	ROC	: Receiver Operating Curve
GCI	: Gaussian Curvature Image	ROI	: Region Of Interest
GMM	: Gaussian Mixture Model	ROR	: Rank One Recognition
HMM	: Hidden Markov Models	RPR	: Rank of Perfect Recognition
HSP	: HyperSpectral Palmprint	ST	: Surface Types
IBLDA	: Image-Based Linear Discriminant Analysis	SVM	: Support Vector Machine
ICA	: Independent Component Analysis	TPTSR	: Two-Phase Test Sample
IBG	: International Biometric Group	VAR	: rotation invariant VARiance

Chapitre 1

Introduction Générale

DANS des environnements qui favorisent le développement sans rupture de la vie et des activités collectives et individuelles, la sécurité peut être définie comme la capacité d'assurer à une collectivité donnée et à ses membres un niveau suffisant de prévention et de protection contre les risques et les menaces de toutes natures et de tous impacts [1]. Cette approche de la sécurité des personnes, des biens ou des informations demeure au rang des principales préoccupations d'un nombre toujours plus important de nos sociétés actuelles. Cette préoccupation de sécurité est d'autant plus aigüe dans notre temps moderne que les moyens de communication se multiplient [2]. La nécessité de la protection civile, d'une part, et la lutte contre les fraudes et les crimes, d'autre part, placent au centre un dispositif sécuritaire pour de nombreux domaines comme par exemple le transport, le secteur bancaire, les services publics, etc. Le dénominateur commun, est d'offrir des moyens simples, pratiques et fiables pour *vérifier* ou *identifier* l'identité de toute personne, sans l'assistance d'une autre personne.

En effet, la reconnaissance de l'identité de personne est l'un des moyens permettant de répondre aux exigences très accrues de sécurité dans différentes applications. Cette identité peut être prouvée par différentes méthodes [3] : d'abord, par la présentation d'un badge ou d'une carte d'identité, il s'agit là, de *ce que l'on possède*, ensuite, en composant le mot de passe, il est question, dans ce cas-là, de *ce que l'on sait*. Enfin, toute personne peut prouver son identité, grâce, par exemple, à ses empreintes digitales, à l'iris de son œil ou à ses signatures manuscrites. Cette identification repose sur les caractéristiques de la personne elle-même. Elle est basée sur les caractéristiques physiques (*ce que l'on est*) ou sur les caractéristiques comportementales (*ce que l'on sait faire*), on parle alors de la biométrie. La biométrie est donc la reconnaissance d'une personne, par ses caractères physiques et physiologiques propres qui permettront de l'identifier avec certitude et de la différencier d'une autre personne. L'avantage de ces caractéristiques biométriques est d'être universelles, c'est-à-dire présentes chez toutes les personnes à identifier. D'autre part, elles sont mesurables et uniques : deux personnes ne peuvent posséder exactement la même caractéristique. Elles sont aussi permanentes ce qui signifie qu'elles ne varient pas ou peu au cours du temps. Dans le domaine de la sécurité,

la biométrie a prouvé son potentiel et sa robustesse, vu le besoin exponentiel d'identifier les personnes et les biens [4].

De nombreuses modalités biométriques sont utilisées dans diverses applications. Chaque modalité biométrique a ses forces et ses faiblesses et le choix dépend généralement de l'application. Cependant, l'acceptabilité d'utiliser un tel système biométrique se rapporte aux contraintes liées à l'acquisition et l'utilisation d'une modalité biométrique [5]. Afin de répondre à ces besoins, les modalités biométriques liées à la main se présentent comme des technologies potentiellement puissantes. La principale supériorité des systèmes basés sur ces modalités biométriques est qu'ils sont acceptés par les utilisateurs et ils ne sont pas coûteux dans leurs installations. En effet, la plupart de ces modalités ont été étudiées au cours de ces dernières décennies. Beaucoup d'entre elles sont d'ores et déjà utilisées dans des systèmes commerciaux. L'empreinte digitale [6], la forme de la main [7], l'empreinte palmaire [8], l'empreinte de l'articulation du doigt [9], ou encore le réseau veineux de la main et du doigt [10] sont des exemples des modalités biométriques liées à la main. Chaque modalité possède des avantages et des inconvénients. En général, le choix d'une modalité particulière est guidé par le contexte de l'application et du niveau de sécurité demandé. Par apport aux empreintes digitales et aux formes des mains, les empreintes palmaires et les empreintes des articulations des doigts sont deux modalités relativement nouvelles, ce qui a encouragé les chercheurs à les étudier avec intérêt. Elles sont basées, respectivement, sur la surface intérieure des paumes et les surfaces autour des articulations des doigts. En plus de leurs avantages qu'elles présentent, la reconnaissance de ces deux modalités est sans doute motivée par la multiplicité et la variété des champs d'applications possibles [11].

1.1 Motivations et objectifs

Comme il a été mentionné, la biométrie se présente comme une technologie potentiellement puissante pour répondre aux besoins liés à la protection de la vie privée et à la sécurité de l'information. En effet, parmi les méthodes trouvées dans la littérature qui sont utilisées pour l'identification des personnes, celles basées sur l'empreinte digitale, l'iris [12] et les visages [13] sont les premières à être appliquées. Pendant plusieurs années, l'empreinte digitale fût la caractéristique clé des systèmes d'identification. Mais récemment, l'identification basée sur l'empreinte palmaire ou/et l'empreinte de l'articulation du doigt a motivé un grand nombre de chercheurs. En fait, les systèmes biométriques, basées sur l'empreinte digitale, ne sont pas acceptés dans les applications de contrôle d'accès, comme la surveillance de l'immigration aux frontières et l'accès aux lieux de commerce, car l'attouchement de la personne n'est pas assez protégée [14]. En revanche, un système basé sur l'empreinte palmaire ou/et l'empreinte de l'articulation du doigt est mieux adapté dans ces cas. Ces systèmes sont maintenant considérés très appropriés parce qu'ils ne causent pas d'anxiété aux utilisateurs.

Pour l’empreinte palmaire, la majorité des systèmes biométriques, basés sur cette modalité, utilisent des images en niveau de gris. Cependant, ils présentent un certain nombre de limitations liées à l’orientation de la main et à l’éclairage. Ces dernières années, on parle de plus en plus des techniques de reconnaissance basées sur l’image en 3D [15] ou sur l’image multispectrale [16], [17] comme une solution alternative pour résoudre les problèmes cités ci-dessus. En effet, la richesse de l’information additionnelle fournie par les deux représentations permet d’améliorer les performances du système d’identification. Cette amélioration est due au fait que : la représentation de la main en image 3D est robuste aux changements d’illumination ; et la représentation multispectrale de la main est capable de fournir, par exemple, la structure veineuse de la main, qui représente elle-même une caractéristique intéressante et suffisante dans le processus de reconnaissance.

Une vue d’ensemble des publications récentes de la dernière décennie ne montre pas beaucoup de travaux qui traitent la reconnaissance de l’empreinte de l’articulation du doigt. Tous les systèmes développés sont basés sur l’extraction de cette modalité, en même temps avec l’empreinte palmaire, à partir de la même image de la main. Cependant, plus récemment sont apparus des capteurs spécifiques à l’empreinte de l’articulation du doigt. Ils sont aptes de capturer l’image des articulations des différents doigts. Ces doigts peuvent être combinés afin d’améliorer les performances du système biométrique.

Dans le cadre de cette thèse, comme premier travail, nous avons réalisé un système mono-biométrique qui utilise une seule modalité biométrique, l’empreinte palmaire ou l’empreinte de l’articulation du doigt. L’objectif visé est de mettre en place un système d’identification mono-biométrique efficace basé sur la combinaison de différentes représentations de l’empreinte palmaire ou des articulations des doigts. Ces représentations peuvent être les bandes spectrales d’une image multispectrale, la représentation en 2D-3D ou les différents doigts. Pour atteindre cet objectif, il faut tout d’abord choisir un niveau de fusion, ainsi que les types des bandes ou des doigts à fusionner. D’autre part, nous proposons de combiner plusieurs méthodes d’extraction des caractéristiques biométriques (algorithmes) pour chaque bande et chaque doigt. Dans le deuxième travail que nous avons réalisé, nous avons proposé un système multi-biométrique, où l’information issue de l’empreinte palmaire (niveau de gris) et de l’empreinte de l’articulation du doigt (meilleur doigt) sont fusionnées à travers plusieurs niveaux de fusion pour améliorer le taux d’identification.

1.2 Contribution

L’extraction des caractéristiques, ou l’extraction du vecteur d’observations, est une étape essentielle dans un système de reconnaissance biométrique. Les différentes approches proposées dans la littérature pour l’extraction des caractéristiques ont révélé que la modalité

biométrique (empreinte palmaire ou empreinte de l'articulation du doigt) contient principalement trois types d'information [18] : texture, lignes et apparence. Un vecteur de caractéristiques (vecteur d'observations) sert à représenter les caractéristiques discriminantes de l'image avec, généralement, une dimension réduite par rapport à l'image. Ce vecteur peut être utilisé directement pour la reconnaissance, il suffit de mesurer la similarité entre le vecteur de test et le vecteur de référence avec une distance euclidienne. D'autre part, ce vecteur peut être modélisé avec un modèle, par exemple le modèle de Markov caché (*Hidden Markov Models-HMM*) [19] ou le modèle de mélange gaussien (*Gaussian Mixture Model-GMM*) [20]. Dans ce cas, la mesure de similarité est obtenue par l'évaluation de probabilité. Donc, le vecteur d'observations joue un rôle essentiel et demande à être extrait avec une très grande précision pour que le système biométrique puisse donner un taux de reconnaissance très élevé.

Dans ce contexte, nos principales contributions sont les suivantes :

1. L'idée derrière l'utilisation des HMMs dans la reconnaissance de l'image est que la structure de l'image peut être considérée comme une séquence de parties distinctes et que l'ordre de cette séquence est toujours conservé. Les caractéristiques extraites agissent comme des vecteurs décrivant la structure de l'image. Ainsi, en utilisant un HMM et en associant à chaque vecteur un état, nous pouvons modéliser l'image. Dans ce cadre, l'hypothèse que nous faisons est que l'image (version transformée) de l'empreinte palmaire ou l'empreinte de l'articulation du doigt peut être décomposée en série des parties distinctes. Ces parties peuvent être extraites en utilisant l'analyse en composantes principales (*Principal Component Analysis-PCA*) [21]. Premièrement, la méthode PCA est appliquée pour compresser les colonnes de l'image transformée en dimension réduite ; ensuite les composantes principales les plus significatives sont utilisées pour la représentation de l'image transformée. Ces composantes peuvent être considérées comme des symboles indépendants.
2. Le bruit, introduit par l'effet de la variation de l'illumination ou par celui des conditions de prise de vue, ne peut pas être facilement séparé de l'information discriminante des images. Diverses solutions ont été proposées dans la littérature afin d'atténuer l'effet de ce bruit sur les performances de la reconnaissance. Ainsi, nous avons proposé, pour l'extraction du vecteur d'observations, d'utiliser la transformée en cosinus discrète (*Discrete Cosine Transform-DCT*) [22] appliquée par bloc, ensuite, en modifiant les premiers coefficients de chaque bloc pour réduire les effets de l'illumination sur l'image. La méthode a permis d'améliorer le taux de la reconnaissance.
3. La transformée en ondelette discrète (*Discrete Wavelet Transform-DWT*) [141] présente de bonnes propriétés de decorrélation spatio-fréquentielle, qui font d'elle un outil particulièrement adapté à la reconnaissance biométrique. Elle provient de l'analyse multirésolution, qui consiste à décomposer un signal suivant différentes résolutions. On procède ainsi à une decorrélation de l'information qu'il contient. L'étape qui permet la

décomposition d'une image en sous-bandes est appelée analyse. Elle s'effectue en utilisant deux filtres, l'un est passe-haut et l'autre est passe-bas. La convolution d'un filtre avec l'image permet de disperser le bruit dans les bandes résultantes. Cependant, l'utilisation de la DCT par bloc permet d'atténuer la diffusion de ce bruit. Dans ce cadre, nous avons proposé d'utiliser la DCT par bloc avec une réorganisation des coefficients pour arriver à une représentation similaire à celle de la multi-résolution.

Enfin, en se basant sur le taux de reconnaissance, nous avons effectué une étude comparative entre les différentes méthodes d'extraction des caractéristiques. En particulier, entre la méthode DWT et la méthode DCT avec réorganisation des coefficients.

1.3 Structure de la Thèse

La thèse est structurée comme suit. Le deuxième chapitre présente un état de l'art sur la sécurité de l'information et sur la biométrie ainsi que sur les systèmes biométriques existants dans la pratique. Le principe de fonctionnement de chaque système biométrique est alors exposé. Les principaux avantages et les inconvénients de ces systèmes sont aussi donnés.

Le chapitre suivant est consacré à la présentation des systèmes multimodaux et les principes de la fusion des données. Nous présentons les stratégies de fusion ainsi que les différents niveaux de fusion. La normalisation des scores est aussi abordée.

Puisque nous avons choisi les deux modalités biométriques, l'empreinte palmaire et l'empreinte d'articulation du doigt, pour élaborer un nouveau système multi-biométriques, le chapitre quatre est donc consacré de faire un tour d'horizon de la littérature portant sur les différentes modalités biométriques liées à la main, en particulier la reconnaissance de l'empreinte palmaire et celle de l'empreinte d'articulation du doigt.

Le cinquième chapitre traite les modalités biométriques liées à la main, en particulier, l'empreinte palmaire et l'empreinte d'articulation du doigt. Les techniques d'extraction des caractéristiques utilisées dans la reconnaissance biométrique sont abordées en détail dans ce chapitre.

Dans le chapitre six, la faisabilité et l'efficacité des systèmes mono-biométriques que nous avons proposés sont démontrés à travers des critères établis et des études comparatives avec d'autres systèmes développés dans la littérature.

L'évaluation des systèmes multi-biométriques, que nous avons proposés, est l'objet du septième chapitre de cette thèse.

Enfin, une conclusion générale avec les perspectives que nous envisagerons sont données à la fin de cette thèse.

Chapitre 2

Sécurité de l'information et biométrie

2.1 Introduction

AUJOURD'HUI la sécurité des systèmes d'information est devenue une priorité dans plusieurs domaines d'application. Sur le marché de la reconnaissance, en particulier, la biométrie représente une part de plus en plus importante. Elle fait partie des systèmes à très haut niveau de sécurité, et est considérée comme plus sûre que le traditionnel login et le mot de passe. Dans ce chapitre, nous allons introduire la notion de la sécurité de l'information. Ensuite, nous allons présenter les techniques biométriques et leurs applications. Les généralités d'un système biométrique typique, pour une application d'identification ou de vérification, seront alors exposées.

2.2 Sécurité de l'information : besoins et moyens

La sécurité de l'information est l'une des préoccupations majeures de nos sociétés actuelles. Cette préoccupation est d'autant plus intégrante de notre vie quotidienne et est à la base des infrastructures économiques, sociales et institutionnelles. Elle est devenue une nécessité et sa vulnérabilité est un problème majeur. La nécessité de protéger la vie privée d'une part et la lutte contre les fraudes et les crimes d'autre part, placent au centre un dispositif sécuritaire pour de nombreux domaines d'application comme par exemple le transport, le contrôle d'accès, la surveillance des frontières, le secteur bancaire, les services publics, etc. En effet, la reconnaissance de l'identité des personnes est l'un des moyens (le plus efficace) permettant de s'en assurer.

Savoir déterminer l'identité d'une personne de manière automatique est un problème d'actualité. Dans de nombreuses applications, il est indispensable de caractériser un individu afin de le différencier des autres sans aucune ambiguïté. Cette caractérisation permet de reconnaître les utilisateurs légitimes afin de leur donner accès ou de les autoriser à utiliser des ressources spécifiques. Ainsi, il d'importance capitale d'avoir des systèmes d'authentification fiables pour pouvoir combattre les fraudes et répondre aux exigences très accrues dans plusieurs applications.

Deux méthodes d'identification, ou de vérification, d'un individu peuvent être utilisées dans la pratique [23]. L'une est basée sur la connaissance et l'autre est basée sur la possession. Ces deux modes d'identification peuvent être utilisés de manière complémentaire afin d'obtenir une sécurité accrue comme dans le cas de la carte bleue.

Pour améliorer l'identification (ou la vérification) des individus un autre moyen de sécurité a été développé. Il s'appuie sur les caractéristiques physiologiques ou comportementales qui sont propres à chaque personne [24].

1) Utiliser une connaissance : La première manière de vérifier ou déterminer l'identité d'un individu est basée sur la connaissance par l'utilisateur (*Ce que l'on sait*) [25], Il s'agit en général d'un mot de passe, d'un code confidentiel ou/et d'un code PIN (*Personal Identification Number*) (voir figure 2.1). Ce type de sécurité est utilisé pour l'accès à des services en



FIGURE 2.1: Méthode d'identification par la connaissance.

ligne, à un immeuble, à l'utilisation d'un ordinateur ou même à un réseau d'entreprise. C'est la plus ancienne et facile méthode de vérification. Cependant, en termes de sécurité, cette approche n'est pas sûre puisque les mots de passe peuvent être oubliés, pensés, divulgués ou cassés par force algorithmique brute.

2) Utiliser un identifiant : La deuxième manière est basée sur la possession d'un élément physique (*Ce que l'on possède*) [26] comme une carte à puce, un badge, un document écrit ou une clé (voir figure 2.2). Toutefois, ces éléments physiques peuvent être à leur tour volés, perdus ou falsifiés. Donc, certains utilisateurs sont capables de falsifier l'identité de la personne légitime et de pénétrer un système, ou un lieu dans lequel ils ne sont pas autorisés.



FIGURE 2.2: Méthode d'identification par la possession.

3) Utiliser une biométrie : La troisième manière est basée sur les caractéristiques humaines physiques (*ce que l'on est*) ou sur les caractéristiques humaines comportementales (*ce que l'on sait faire*). L'identification repose sur les caractéristiques de l'individu lui-même, on parle alors de biométrie. Cette approche biométrique est aujourd'hui en plein développement (voir figure 2.3) [27]. Elle est considérée comme une solution alternative aux deux modes de reconnaissance précédents. Avec la biométrie, les systèmes automatisés per-

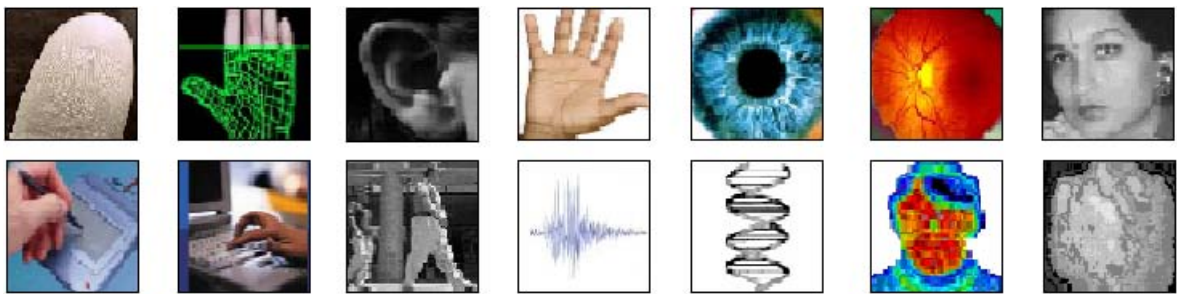


FIGURE 2.3: Méthode d'identification par la biométrie.

mettant de reconnaître les personnes avec une grande précision. L'utilisation de la biométrie peut également se faire en complément des méthodes classiques, par exemple lorsque la donnée biométrique d'une personne est contenue dans une carte à puce. C'est le cas notamment du passeport biométrique qui présente, outre la photo du détenteur, la numérisation de deux empreintes digitales du possesseur du passeport.

Le Tableau 2.1 permet de comparer les méthodes précédentes. Il est clair que la biométrie est une véritable alternative aux clés, badges et autres identifiants. Elle permet de vérifier que l'utilisateur (la personne en question) est bien la personne qu'il prétend être.

2.3 Biométrie

La biométrie est un domaine émergent où la technologie améliore notre capacité à identifier ou vérifier une personne. Elle désigne une technologie d'identification et de vérification qui consiste à transformer une caractéristique biologique, morphologique ou comportementale en une empreinte numérique. Son objectif est d'attester l'unicité d'une personne à partir de

TABLE 2.1: Comparaison entre les différentes méthodes de sécurité

MÉTHODES	COPIER	VOLER	OUBLIER	PERDRE
CLÉ	✓	✓	✓	✓
BADGE	-	✓	✓	✓
CODE	✓	-	✓	-
BIOMÉTRIE	-	-	-	-

la mesure d'une partie inchangeable ou immaitrisable de son corps. La biométrie, dans le domaine de la sécurité, a prouvé son potentiel et une robustesse intéressante vue le besoin exponentiel d'identifier les personnes et les biens caractérisés.

2.3.1 Identité et biométrie

L'identité est liée à la personnalité de chaque individu. Les sociétés modernes ont besoin d'identifier les individus qui les composent, ce qui implique de disposer de descripteurs de cette identité. L'identité d'un individu est définie à la naissance par un nom et des données personnelles telles que la date et le lieu de naissance, la famille, le domicile, et elle est de plus en plus vérifiée au cours de la vie quotidienne de l'individu. En fait, notre identité est vérifiée lorsque nous entrons dans notre lieu de travail, lorsque nous nous connectons au réseau informatique, lorsque nous exécutons des transactions bancaires, etc. C'est la première réaction à la question du système "*Qui êtes-vous*". Cette identité est l'affirmation que l'individu est le propriétaire légitime de cette identité.

La biométrie est le moyen d'identification le plus complet car il relie de plus en plus une identité à une personne physique au moyen des caractéristiques physiques propres (comportementales ou biologiques) qui ne peuvent être changées, perdues ou volées [28, 29].

2.3.2 Objectifs associés à la biométrie

Plusieurs raisons peuvent motiver l'usage de la biométrie [30] :

1) Haute sécurité : combiné à d'autres technologies comme le cryptage ou la carte à puce, certains systèmes rendent très compliquée toute tentative de fraude.

2) Confort : En remplaçant juste les méthodes traditionnelles, exemple un mot de passe, la biométrie permet de respecter les règles de base de la sécurité. Et quand ces règles sont respectées, la biométrie évite aux administrateurs d'avoir à répondre aux nombreuses demandes de changement de mot de passe.

3) Sécurité/Psychologie : Dans certains cas, particulièrement pour le commerce électronique, l'utilisateur n'a pas confiance. Il est indispensable pour les acteurs du commerce électronique de convaincre le consommateur de faire des transactions. Un moyen d'authentification biométrique pourrait faire changer le comportement des consommateurs.

Cette complémentarité permet d'imaginer des systèmes performants, intégrés et fortement dissuasifs. S'il est techniquement aisé de découvrir un mot de passe ou de se procurer de manière frauduleuse un badge d'accès ou une carte magnétique, il est presque impossible de modifier, voler ou copier une caractéristique physiologique ou comportementale humaine.

2.3.3 Modalités biométriques

Il existe deux grandes catégories des modalités biométriques : les biométries morphologiques et les biométries comportementales. Les biométries morphologiques sont les biométries utilisant une partie du corps humain telle que l'empreinte digitale ou l'iris. Les biométries comportementales sont celles utilisant un trait personnel du comportement, comme par exemple la signature ou la manière de marcher. Il existe également des biométries biologiques. Elle regroupe des caractéristiques telles que la thermographie faciale, la forme des veines de la main et l'ADN (Acide DésoxyriboNucléique).

Pour être efficaces dans l'exploitation de la biométrie, les caractéristiques utilisées doivent bien entendu posséder certaines qualités intrinsèques pour permettre le développement des systèmes biométriques fiables et robustes. Les qualités indispensables pour chaque caractéristique sont les suivantes [31] : l'universalité, unicité, permanence et mesurabilité. Ces qualités assurent que chaque personne possède la caractéristique considérée (c'est-à-dire commune à tous les individus), qu'elle est unique pour chaque individu (peut différencier deux individus), qu'elle ne change pas ou peu dans le temps (c'est-à-dire invariante dans le temps pour chaque individu), qu'il est possible d'en récolter un échantillon et de l'analyser.

2.4 Techniques biométriques

Les différentes techniques biométriques ont en commun de viser à établir l'identité d'une personne en analysant ses caractéristiques physiques (morphologiques), comportementales ou biologiques. Avec l'introduction de la numérisation, ces techniques se sont raffinées, mais leur principe reste le même. Parmi les différentes techniques biométriques existantes, on distingue trois grandes catégories :

2.4.1 Biométries physiques (Morphologiques)

Les modalités biométriques morphologiques sont basées sur l'identification de traits morphologiques particuliers obtenus à partir de plusieurs parties du corps humain, telles que l'œil (pour l'iris et la rétine), la main (pour les empreintes digitales, palmaires et articulations du doigt et la géométrie de la main) ou le visage. Cette liste peut être allongée par d'autres modalités telles que la forme de l'oreille, les vaisseaux sanguins de la main, ...etc.

1) Empreinte digitale : L'empreinte digitale [32] est la caractéristique d'un doigt, c'est-à-dire le dessin formé par les lignes de la peau des doigts (voir figure 2.4). Chaque empreinte digitale est unique et chaque personne a ses propres empreintes digitales avec l'unicité permanente. Parmi les nombreuses méthodes d'identification biométrique, l'utilisation des empreintes digitales représentent la méthode d'identification biométrique la plus utilisée, elle a été développée vers la fin du 19^{ème} siècle. Cette technique nécessite que l'utilisateur pose un doigt sur un capteur d'empreinte spécifique. Le système de classification est fondé sur la

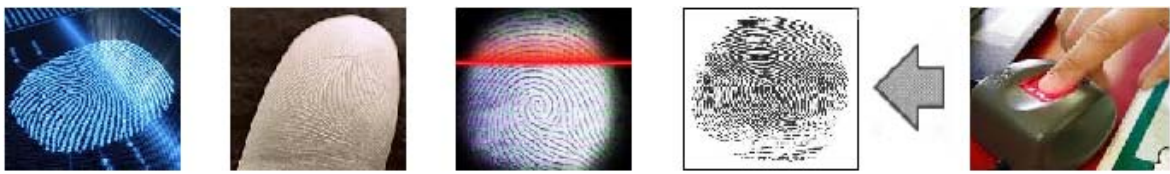


FIGURE 2.4: Empreinte digitale.

reconnaissance de certains types de traits, dont les principaux sont les arcs, les boucles et les tourbillons. Chaque doigt présente au moins un trait principal. Les traits mineurs (ou minuties), quant à eux, sont formés par la position des extrémités et des nœuds des traces. Chaque doigt porte entre 50 et 200 traits mineurs, ce qui fournit un grand nombre de données pour l'extraction des caractéristiques.

- **Avantages :** La technologie la plus éprouvée techniquement et la plus connue du grand public, petite taille du lecteur facilitant son intégration dans la majorité des applications (téléphones portables, PC), facile à mettre en œuvre, très discriminante, technique pas chère, peu vulnérable, grande précision et pouvant être installée dans divers milieux.

- **Inconvénients :** L'enregistrement se fait par contact, ce qui peut entraîner des réticences d'ordre psychologique ou hygiénique, besoin de la coopération de l'utilisateur (pose correcte du doigt sur le lecteur) et exige un environnement propre.

- **Applications :** Toutes les applications d'identification et de vérification peuvent utiliser les empreintes digitales. Par exemple, le contrôle d'accès physique (locaux, machines) et le contrôle d'accès logique (systèmes d'information).

2) Géométrie de la main : Cette méthode consiste à déterminer les caractéristiques de la main d'un individu : la forme, la longueur, la largeur, la forme des articulations, etc (voir figure 2.5) [33]. Les systèmes de reconnaissance de la géométrie de la main sont simples d'usage. L'utilisateur pose la main désignée sur le lecteur, en plaçant ses doigts sur des marques. La caméra prend une image de la face supérieure de la main, qui fournit



FIGURE 2.5: Géométrie de la main.

des informations sur la longueur et la largeur. Cette biométrie est toutefois sujette aux modifications de la forme de la main liées au vieillissement. La biométrie par la forme de la main est simple à mettre en œuvre, elle est très bien acceptée par les utilisateurs.

- **Avantages :** Bonne acceptation des usagés, très simple à utiliser, le résultat est indépendant de l'humidité et de l'état de propreté des doigts, fichier à petite taille (espace de stockage faible), cette technologie peut offrir une fiabilité élevée et un temps de traitement rapide.
- **Inconvénients :** Trop encombrant pour un usage sur le bureau ou voiture, risque de faute pour des jumeaux ou des membres d'une même famille, technique peu discriminante et sensible aux modifications ou altérations naturelles de la main (accident, vieillissement, arthrose), précision restreinte, difficile à utiliser pour les personnes souffrant d'arthrite.
- **Applications :** Contrôle d'accès à des locaux, parloirs de prison et accès à des bâtiments privés non stratégiques tels que des entreprises, des écoles et des établissements.

3) Empreinte palmaire : Une empreinte palmaire [34] est définie comme une empreinte sur une paume. Les empreintes palmaires contiennent plus d'information que les empreintes digitales, ainsi elles sont plus discriminantes. Elles contiennent des caractéristiques distinctives additionnelles telles que les lignes principales et les ridules, qui peuvent être extraites à partir des images à basse résolution (voir figure 2.6). L'identification ou la vérification utilisant des caractéristiques de l'empreinte palmaire est une biométrie relativement nouvelle.

- **Avantages :** Elles contiennent plusieurs informations qui peuvent être extraites à partir des images à basse résolution, ainsi elles sont plus discriminantes ; les sources de capture d'empreintes palmaires sont beaucoup moins chères que celles de capture des iris. En combinant toutes les caractéristiques d'une paume, telles que les caractéristiques des ridules ou des plis, et des lignes principales, il est possible d'établir un système biométrique robuste.



FIGURE 2.6: Empreinte palmaire.

- **Inconvénients** : Une exécution plus lente que celle d'empreinte digitale en raison de l'information supplémentaire stockée dans une empreinte palmaire.
- **Applications** : Elle est utilisée typiquement dans des applications légales criminelles. Plusieurs études montrent que l'identification d'empreinte palmaire est sans doute le prochain grand domaine d'investigation dans le cadre des lois sur la sécurité.

4) Empreinte des articulations des doigts : La surface extérieure du doigt contient des caractéristiques distinctives, surtout au voisinage des articulations, telles que les lignes principales, les lignes secondaires et les crêtes, qui peuvent être extraites à partir des images à basse résolution. Ces dernières années, un nouveau descripteur biométrique (nouvelle techno-



FIGURE 2.7: Empreinte des articulations des doigts.

logie biométrique) basé sur la surface extérieure du doigt, appelé empreinte de l'articulation du doigt [35], est exploité (voir figure 2.7). La main contient plusieurs doigts, pour cela, plusieurs travaux montrent que l'empreinte de l'articulation du doigt peut être utilisée dans le domaine d'identification des personnes pour une reconnaissance robuste et précise, si on utilise la combinaison ou la fusion de l'information prise de chaque doigt.

- **Avantages** : Bonne acceptation, très simple à utiliser. En combinant tous les doigts de la main, il est possible d'établir un système biométrique robuste et précise.
- **Inconvénients** : Risque de fausse acceptation pour des jumeaux. Besoin de la coopération de l'utilisateur (pose correcte du doigt sur le lecteur).
- **Applications** : Ce système reste expérimental.

5) Iris : L'iris [36] est la région annulaire située entre la pupille et le blanc de l'œil (partie colorée qui entoure la pupille noire), voir figure 2.8. Elle est constituée d'un réseau de tubes

fins dont le diamètre est inférieur à celui d'un cheveu. Les iris sont uniques et les deux iris d'un même individu sont différents. Leurs formes ne varient que très peu durant la vie de l'individu.



FIGURE 2.8: Iris.

L'image de l'iris comporte de nombreuses caractéristiques physiques différentes. Ce sont les caractéristiques recherchées lorsqu'une personne utilise ce type de système biométrique. Cette image est lue par un appareil qui contient une caméra infrarouge, lorsque la personne se place à une courte distance de l'appareil. La reconnaissance de l'iris est une technologie plus récente puisqu'elle ne s'est véritablement développée que dans les années 80.

- **Avantages :** Potentiel de très grande précision, les structures de l'iris restent stables durant toute la vie, la texture de l'iris est parfaitement stable au cours du temps, grande quantité d'information contenue dans l'iris, les vrais jumeaux non confondus.
- **Inconvénients :** L'acquisition des images crée un certain inconfort chez l'utilisateur, ce qui peut empêcher l'enrôlement de certaines personnes. L'acquisition des images exige une certaine formation et de la pratique. Le matériel est plus coûteux avec exigences sur l'éclairage. La fiabilité diminue proportionnellement à la distance entre l'œil et la caméra. L'enregistrement assez contraignant car il impose de ne pas bouger pendant quelques secondes face à la caméra, ce qui rebute certains utilisateurs. Enfin , les gens ont du mal à accepter cette biométrie.
- **Applications :** Distributeurs de billets de banque, contrôle d'accès physique et logique.

6) Visage : Le visage [37] est certainement la caractéristique biométrique que les humains utilisent le plus naturellement pour s'identifier entre eux, ce qui peut expliquer pourquoi elle est en générale très bien acceptée par les utilisateurs. Utiliser une caméra permet d'acquérir la forme du visage d'un individu et puis retirer certaines caractéristiques tels que l'écart entre les yeux, la forme de la bouche, le tour du visage, la position des oreilles, etc (voir figure 2.9). On évitera d'autre part les types de coiffures, les zones occupées par des cheveux en général ou toute zone sujette à modification durant la vie de la personne. Le système de reconnaissance doit être capable d'identifier un individu malgré différents artifices physiques (moustache, barbe, lunettes). Le visage est une biométrie relativement peu sûre. En effet, le

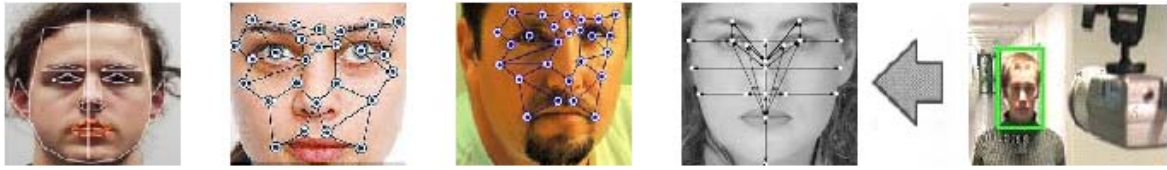


FIGURE 2.9: Visage.

signal acquis est sujet à des variations beaucoup plus élevées que d'autres caractéristiques. Ces variations peuvent être causées, entre autres, par le maquillage, la présence ou l'absence de lunettes, moustache et barbe, le vieillissement et l'expression d'une émotion.

- **Avantages** : Simple et capable de fonctionner sans la collaboration de la personne (Ne demande aucune action de l'utilisateur). Technique peu coûteuse et peut s'appuyer sur l'équipement d'acquisition des images actuel. Cette technique est très bien acceptée par le public.
- **Inconvénients** : Les changements physiques peuvent tromper le système. Les vrais jumeaux ne sont pas différenciés. Cette technique est trop sensible au changement d'éclairage et l'angle de l'appareil-photo et aux fortes préoccupations relatives au respect de la vie privée.
- **Applications** : Contrôle d'accès à faible niveau de sécurité. Technologie pouvant être associée avec une autre technologie pour la compléter. Cette technique est appliquée dans les aéroports et certains grands magasins.

7) Rétine : La rétine [38] est la couche sensorielle située au fond de l'œil. Elle est la paroi interne et opposée de l'œil sur laquelle se projettent les images que nous voyons. Elle est parcourue par de nombreux vaisseaux sanguins (Voir figure 2.10) dont la disposition ne change pas au cours du temps et diffère d'un individu à l'autre, même s'ils sont jumeaux. De plus l'empreinte rétinienne est peu exposée aux blessures et la position respective des vaisseaux reste inchangée durant toute la vie de l'individu. Elles ne peuvent être affectées que par certaines maladies. La reconnaissance de la rétine est actuellement considérée comme



FIGURE 2.10: Rétine.

une des méthodes biométriques les plus sûres. L'utilisateur doit placer son œil à quelques centimètres d'un orifice de capture situé sur le lecteur de rétine. Il ne doit pas bouger et doit

fixer un point vert lumineux qui effectue des rotations. À ce moment, un faisceau lumineux traverse l'œil jusqu'aux vaisseaux sanguins capillaires de la rétine.

- **Avantages** : Technique extrêmement précise, très discriminante et extrêmement difficile à frauder car la rétine est un élément interne du corps (la partie de l'œil exploitée n'est pas apparente). L'empreinte rétinienne est peu exposée aux blessures (coupure, brûlure).
- **Inconvénients** : Relativement difficile à utiliser. Pas largement distribuée sur le marché. De plus, elle est moins acceptée par le public et un diabète modifie le réseau veineux rétinien.
- **Applications** : Technique réservée aux applications relevant de la haute sécurité. Applications militaires ou nucléaires, contrôle d'accès à des locaux très sensibles.

2.4.2 Biométries comportementales

Les modalités biométriques comportementales sont basées sur l'analyse de certains comportements d'une personne comme le tracé de sa signature, l'empreinte de sa voix, l'analyse de sa démarche et sa façon d'utiliser la souris ou de taper sur un clavier.

1) Voix : La voix [39] de chaque personne est unique et peut être constituée par des composantes physiologiques et comportementales. La reconnaissance vocale vise à déterminer les caractéristiques uniques de la voix de chaque individu. Elle repose sur la tonalité de la voix de

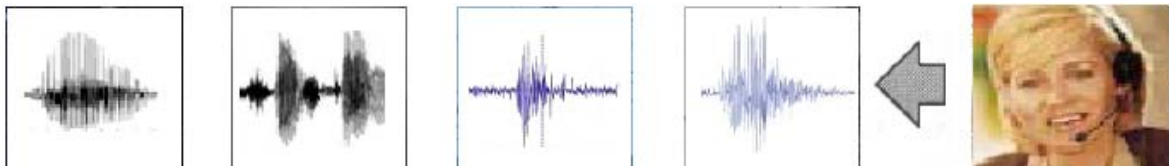


FIGURE 2.11: Voix.

la personne contrôlée (voir figure 2.11), la fréquence vocale et la distance entre la formation des lettres. La voix peut distinguer un homme d'une femme mais reste très dépendante de la qualité de l'enregistrement et du type de message. Plusieurs caractéristiques de la voix sont alors extraites comme le débit, la force, la dynamique et la forme des ondes produites. Un individu ne parle pas toujours de la même manière, il change bien entendu avec l'âge mais peut être aussi affecté temporairement par l'état de santé ou émotionnel du locuteur, ce qui nécessite l'application d'une méthode permettant d'éliminer certaines de ces variations. Cette biométrie est en général très bien acceptée car la voix est un signal naturel à produire.

- **Avantages** : Peut exploiter l'infrastructure téléphonique. Elle est facile de mise en œuvre.

- **Inconvénients** : La qualité de l'enregistrement peut poser problème et il est possible de frauder avec un échantillon vocal préenregistré. Elle est sensible à l'état physique et émotionnel de l'individu et aux conditions d'enregistrement du signal de la parole telles que le bruit et les parasites. Il est donc impossible de l'installer dans un lieu bruyant.

- **Applications** : Les systèmes basés sur la voix sont utilisés par les corps policiers, les agences d'espionnage, les services d'immigration, les hôpitaux et en téléphonie.

2) Signature manuscrite : Chaque personne possède une signature [40] qui lui est propre et qui peut donc servir à l'identifier (voir figure 2.12). Elle a l'avantage par rapport aux autres mesures biométriques d'être couramment utilisée pour les transactions. Pour cette raison, la signature comme moyen d'identification est en général bien acceptée. Il existe deux modes de reconnaissance : le mode statique et le mode dynamique. Le mode statique n'utilise que



FIGURE 2.12: Signature manuscrite.

l'information géométrique de la signature. Dans le mode dynamique, la capture se fait à l'aide d'une tablette graphique. Ce mode utilise à la fois l'information géométrique et dynamique, c'est-à-dire les variations de vitesse du stylo, la différence de pression sur la tablette graphique au cours de la signature, etc. Le mode dynamique est plus riche en information que le mode statique et donc plus discriminant. De plus, si un imposteur veut dupliquer une signature à partir d'un exemple, il n'a pas accès à l'information dynamique. Le point faible de cette technique est qu'un individu qui ne signe pas toujours de la même façon se verra souvent refuser l'accès au système.

- **Avantages** : Acceptation forte par l'utilisateur car la signature est un geste commun pour tout le monde. La signature écrite peut être conservée des certains documents.

- **Inconvénients** : Les utilisateurs n'ont pas l'habitude de signer sur une tablette graphique (mode dynamique). La stabilité de cette technologie est qualifiée de moyenne à faible, notre signature ayant tendance à évoluer au fil du temps. Il est sensible aux émotions de l'individu. Pas utilisable pour du contrôle d'accès.

- **Applications** : Les banques, les hôpitaux et les compagnies d'assurances utilisent cette technologie pour authentifier des documents électroniques.

3) Analyse de la démarche : La démarche [41] est la manière particulière de marche et c'est la complexité de la biométrie spatio-temporelle. La reconnaissance de la démarche permet de reconnaître un individu par sa façon de marcher et de bouger. Lorsqu'une personne marche (voir figure 2.13), plusieurs parties de son corps (les jambes, l'articulation des genoux, les bras, les coudes, etc.) décrivent un mouvement particulier qui se répète. Une caméra vidéo



FIGURE 2.13: Analyse de la démarche.

saisit ces points en mouvement et les envoie à un ordinateur qui les analyse. L'ordinateur enregistre la séquence de mouvements et établit des relations mathématiques pour chaque point afin de créer la signature de la démarche telles que la vitesse et l'accélération dont il a besoin pour reconnaître chaque personne. La démarche n'est pas supposée être très distinctive, mais suffisamment discriminatoire pour permettre la vérification de quelques applications d'une basse sécurité.

- **Avantages :** La démarche peut être repérée à grande distance à l'aide d'une caméra à faible résolution et observée ainsi de n'importe quel angle.
- **Inconvénients :** Ne pas rester invariant en particulier sur une grande période de temps, en raison de grandes fluctuations de poids, changement majeur dans le poids du corps ou à cause d'ébriété. Il est sensible aux changements d'habits, chaussures et surface.
- **Applications :** Installations militaires.

4) Frappe dynamique sur le clavier : La dynamique de la frappe [42] est propre à chaque individu. Un système basé sur la dynamique de frappe au clavier, voir figure 2.14, ne nécessite aucun équipement particulier, chaque ordinateur disposant d'un clavier. Il s'agit



FIGURE 2.14: Frappe sur le clavier.

d'un dispositif logiciel qui calcule la vitesse de frappe, la suite de lettres, le temps de frappe et la pause entre chaque mot. La séquence de frappe est prédéterminée sous la forme d'un

mot de passe. Initialement l'utilisateur doit composer son mot de passe à quelques reprises (plusieurs fois par seconde) afin que soit constitué un gabarit de référence.

- **Avantages** : C'est un geste naturel pour un individu qui exploite le matériel existant. Acceptation forte par l'utilisateur. Conserve bien les défauts de l'authentification par mot de passe. Renforce la sécurité, mais n'est pas plus pratique.
- **Inconvénients** : Elle dépend de l'état physique de personne (Age, émotion, fatigue).
- **Applications** : Document administratif, bancaire, assurance.

2.4.3 Biométries biologiques

Une autre catégorie qui est l'étude des traces biologiques. Elle regroupe des caractéristiques telles que l'odeur, le sang, la salive, le cheveu, l'ADN, la thermographie faciale et la forme des veines de la main, etc.

1) Veines de la main : Le schéma du réseau veineux [43] de la main est propre à chaque individu et ne varie pas dans le temps. L'analyse de ce dessin formé par ce réseau permet de garder quelques points caractéristiques. L'utilisateur place sa main dans une chambre

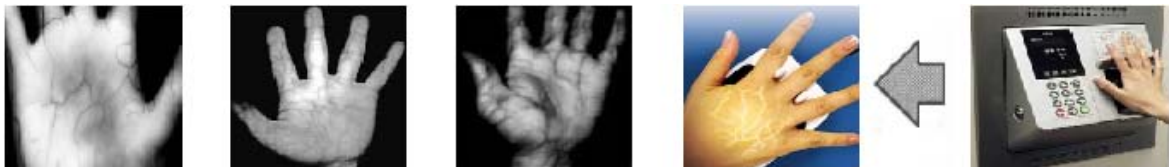


FIGURE 2.15: Veines de la main.

ou un gabarit de lecture ensuite les caractéristiques des veines, soit du doigt, soit de la main, sont lues (voir figure 2.15). L'image capturée est ensuite digitalisée et enregistrée pour comparaison future. Cette technique reste très coûteuse à mettre en œuvre. Elle présente de nombreux avantages puisqu'elle permet de prendre une empreinte vraiment propre à chacun.

- **Avantages** : Technique très fiable et qui ne nécessite pas de contact. Le réseau veineux étant interne, il est très difficile pour un imposteur de le copier.
- **Inconvénients** : Très coûteuse à mettre en œuvre.
- **Applications** : Technique utilisée par certaines banques. Le réseau veineux remplace le code pour la vérification. Les données sont stockées dans une carte bancaire du client.

2) **Analyse de l'ADN** : La génétique a permis de démontrer que l'ADN [44] est la particularité la plus fiable pour identifier une personne (voir figure 2.16). Cette technique est assez contraignante pour l'utilisateur (prélèvement sanguin ou capillaire) et nécessite beaucoup de temps, d'où sa non utilisation pour des applications temps réel. L'analyse des empreintes génétiques est une méthode extrêmement précise d'identification, issue directement de l'évolution de la biologie moléculaire.

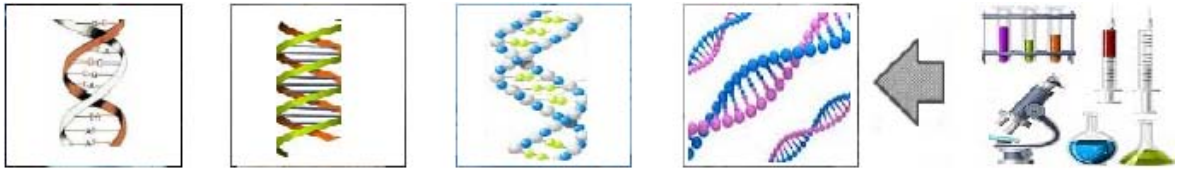


FIGURE 2.16: Analyse de l'ADN.

- **Avantages** : Différencier des personnes avec une très grande fiabilité, très distinctive, elle facilite largement la désignation du coupable.
- **Inconvénients** : Analyse trop lente pour donner des résultats et être utilisée comme moyen d'identification en temps réel. Elle présente un coût élevé.
- **Applications** : Excellent outil d'identification à utiliser pour des raisons sécuritaires.

3) **Thermogramme faciale** : La quantité de chaleur émise par les différentes parties du visage caractérise chaque individu [45]. Elle dépend de la localisation des veines mais aussi



FIGURE 2.17: Thermogramme facial.

de l'épaisseur du squelette et de la quantité de tissus, de muscles, de graisses, ...etc. Une caméra thermique est utilisée pour réaliser un cliché infrarouge du visage (voir figure 2.17). Cela permet de faire apparaître une répartition de la chaleur unique à chaque individu et de faire cartographier le réseau veineux du visage invisible à l'œil nu.

- **Avantages** : La capture peut se faire dans n'importe quelle condition d'éclairage et même dans le noir complet ce qui est un avantage supplémentaire sur la reconnaissance du visage classique. Il peut distinguer de vrais jumeaux.
- **Inconvénients** : Les thermogrammes ont certaines faiblesses communes à la reconnaissance du visage telles que la sensibilité à la pose. Ils sont aussi influencés par des facteurs tels que la température corporelle ou l'état émotionnel.

- **Applications** : Ce système reste expérimental.

4) Autres techniques : Comme l'iris, le visage ou la voix, d'autres techniques ont été développées ces dernières années dans le but spécifique d'effectuer la vérification ou l'identification fiable d'une personne. Ces recherches ont permis de mettre sur le marché des dispositifs de reconnaissance de la rétine, de la signature, ou encore de la dynamique de frappe au clavier. Mais d'autres champs restent à explorer et certaines de nos caractéristiques sont encore à l'étude dans divers laboratoires. Parmi ces caractéristiques à étudier on peut citer : la géométrie de l'oreille [46], qui peut être utilisé par la police pour identifier un individu à partir d'une photo prise sur le lieu d'un délit, la denture [47], le dessin des lèvres [48], l'odeur corporelle [49], les battements du cœur [50], l'analyse des pores de la peau [51], la salive [52], l'irrigation sanguine [53] et bien d'autres. Les recherches dans le domaine de la biométrie ne sont donc pas encore terminées. Toutefois, il est encore trop difficile de leur prédire lesquelles de ces technologies auront un usage industriel.

2.5 Applications

La biométrie répond à une exigence très actuelle de sécurité partagée aussi bien par les individus, les entreprises que par les états. Le champ d'application de la biométrie couvre potentiellement tous les domaines de la sécurité où il est nécessaire de connaître l'identité des personnes. Aujourd'hui, les principales applications sont le contrôle d'accès et des frontières, l'accès aux réseaux, systèmes d'information et stations de travail, le paiement électronique et le chiffrement de données. Les applications de la biométrie peuvent être divisées en quatre groupes principaux [54] :

2.5.1 Service public

L'utilisation de la biométrie est bien acceptée par les personnes pour certaines applications d'ordre gouvernemental (ex : le contrôle aux frontières ou la sécurité des bâtiments gouvernementaux). Par exemple, la biométrie est fréquemment utilisée par les services d'immigration pour contrôler automatiquement l'identité des personnes entrantes ou sortantes d'un territoire, ainsi l'iris, le visage et l'empreinte digitale sont à l'essai dans de nombreux aéroports. De même en santé publique, la biométrie serait utile pour supprimer les cartes d'assurance sociale, ou du moins vérifier l'identité de leur propriétaire.

2.5.2 Identification judiciaire

Dans le domaine de l'identification judiciaire, deux techniques biométriques différentes peuvent être utilisées : l'empreinte digitale et l'empreinte génétique. Les empreintes digitales sont

utilisées depuis longtemps pour prouver certains faits relatifs à des infractions criminelles, dont la présence de l'accusé en un lieu, le fait qu'il ait touché un objet ou une personne, ...etc. Cette technique a montré son efficacité, cette pratique se mondialise, et la réalisation d'une base de données internationale est en cours de réflexion. L'ADN est extrait des cellules laissées par le criminel sur les lieux du crime qui peuvent être des taches de sang, des cellules buccales déposées par de la salive, des cheveux. En identifiant certaines séquences d'ADN propres à un individu et en les comparant à celles présentes dans l'ADN laissé sur les lieux d'un crime par son auteur, il est possible de disculper ou de confondre un suspect avec une très grande sûreté.

2.5.3 Transactions bancaires

La vérification des transactions représente un marché gigantesque puisqu'il englobe aussi bien le retrait d'argent au guichet des banques, les paiements par cartes bancaires, les transferts de fonds, les paiements effectués à distance par téléphone ou sur Internet, etc. Des études estiment que les utilisations frauduleuses de cartes de crédit pourraient être réduites en utilisant des cartes à puce qui incorporeraient la reconnaissance des empreintes digitales.

2.5.4 Accès physique et logique

On parle de contrôle d'accès physique lorsqu'on cherche à sécuriser l'accès à un lieu (entrée d'un bâtiment ou salle par exemple), alors que le contrôle d'accès logique concerne l'accès informatique à un terminal, réseau informatique ou de télécommunications (ex : ordinateur, téléphone portable, base de données privée). Depuis longtemps, l'accès à des lieux physiques s'est fait à l'aide de clefs ou badges. Les badges étaient munis d'une photo et un garde était chargé de la vérification. Grâce à la biométrie, la même opération peut être effectuée automatiquement de nos jours. Le marché du contrôle d'accès logique est dominé par les systèmes basés sur une connaissance, typiquement un mot de passe. Avec la chute des prix des systèmes d'acquisition, les applications biométriques devraient connaître une popularité croissante. Un exemple d'application est la reconnaissance du locuteur de manière à protéger les fichiers d'un utilisateur, tout particulièrement lorsque l'ordinateur est utilisé par plusieurs individus ce qui est de plus en plus souvent le cas.

2.6 Structure d'un système biométrique

Les systèmes biométriques sont de plus en plus utilisés depuis quelques années. En général, un système de reconnaissance des personnes basé sur leurs descripteurs biométriques peut

se décomposer en deux phases, phase *enrôlement* (*Enregistrement*) et phase *reconnaissance*. La figure 2.18 illustre les deux phases de fonctionnement. Une question importante dans

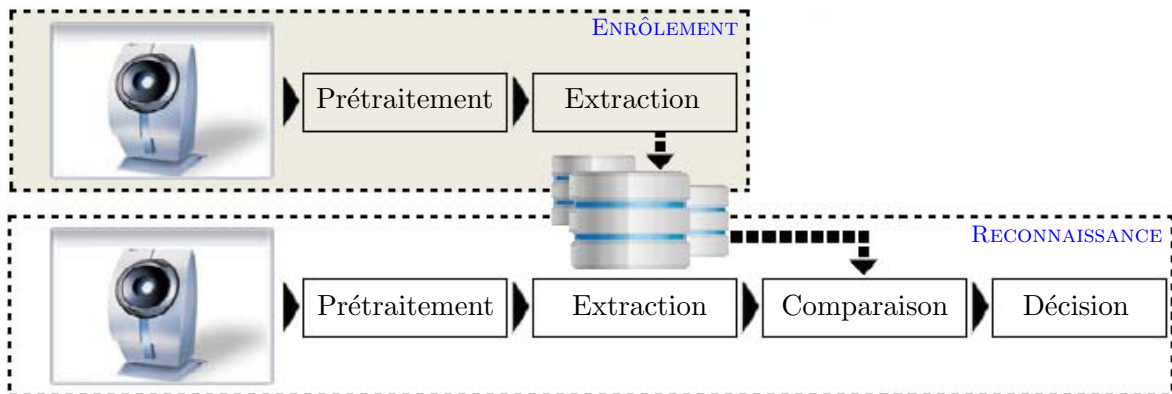


FIGURE 2.18: Système de reconnaissance biométrique.

la conception d'un système biométrique est de déterminer la façon dont une personne est reconnue. En fonction du contexte de l'application, un système biométrique peut être soit un système de *vérification*, soit un système d'*identification*. Ce système procède en premier par l'acquisition des données biométriques de la personne à reconnaître, puis extrait un ensemble de caractéristiques à partir de celles-ci, enfin il compare ces caractéristiques avec les modèles de la base de données.

2.6.1 Fonctionnement d'un système biométrique

En général, tous les systèmes de reconnaissance biométriques partagent le même schéma de fonctionnement [55, 96]. Ils comprennent deux phases distinctes : l'enrôlement (l'enregistrement) et la reconnaissance (la vérification ou l'identification).

1) Phase d'enrôlement : L'enrôlement ou l'enregistrement est la première phase de tout système biométrique, il s'agit de la phase pendant laquelle les données biométriques sont extraites à partir des personnes et mises dans la base des données à la première fois. Donc la tâche de la phase d'enrôlement est d'inscrire des personnes et leurs modalités biométriques (gabarit biométrique) dans la base de données du système. Ce gabarit de référence servira de point de comparaison lors de la reconnaissance. Cet enregistrement peut s'accompagner par l'ajout d'information biographique dans la base de données.

2) Phase de reconnaissance : La tâche de la phase de reconnaissance est de vérifier ou identifier l'identité de la personne qui a l'intention d'accéder au système. Au cours de la reconnaissance, la caractéristique biométrique est mesurée et un ensemble de paramètres

(gabarit biométrique ou vecteur des caractéristiques) est extrait comme lors de l'enrôlement. Le capteur utilisé doit avoir des propriétés aussi proches que possibles du capteur utilisé durant la phase d'enrôlement. La suite de la reconnaissance sera différente suivant le mode opératoire du système [56, 111] : vérification ou identification.

✓ **Mode de vérification** : La vérification, dénommée aussi authentification, est la confirmation de la validité d'une identité déclarée par la comparaison entre un gabarit biométrique associé avec une identité de vérification (proposées par l'utilisateur) et un gabarit biométrique d'enrôlement. Pendant la vérification le système répond à la question "*Suis-je bien la personne que je prétends être ?*" par *oui* ou *non*. Donc le système doit vérifier que l'identité de la personne est bien celle proposée par l'utilisateur, il suffit donc de la comparer avec un seul des modèles présents dans la base de données, c'est une comparaison un à un (1 : 1).

✓ **Mode d'identification** : Le système doit deviner l'identité de la personne. Il répond donc à une question de type : "*Qui suis-je ?*" par *accepter* si l'utilisateur a un modèle dans la base des données ou par *rejeter* si l'utilisateur n'a pas un modèle dans la base des données. Dans ce mode, le système compare le signal mesuré avec les différents modèles contenus dans la base de données lors de la phase d'enrôlement (1 : N). L'identification peut décomposer en deux modes opératoires (ensemble ouvert et ensemble fermé).

L'identification en mode ensemble fermé : La sortie du système biométrique est constituée par l'identité de la personne dont le modèle (référence) possède le degré de similitude le plus élevé avec l'échantillon biométrique présenté en entrée.

L'identification en mode ensemble ouvert : Si la plus grande similarité entre l'échantillon biométrique et tous les modèles est inférieure (ou supérieure) à un seuil de sécurité fixé, la personne est rejetée, ce qui implique que l'utilisateur n'était pas une des personnes enrôlées par le système biométrique. Dans le cas contraire, la personne est acceptée.

2.6.2 Modules principaux d'un système biométrique

Un système biométrique est essentiellement un système de reconnaissance des formes. L'objectif de ces types de systèmes est de classer des entités (modalités) en catégories (personnes) à partir d'observations (vecteur des caractéristiques) effectuées sur celles-ci. Un système de reconnaissance biométrique peut comporter une phase d'enrôlement qui va consister à apprendre à reconnaître des modalités sur la base des données. Lorsque cette phase sera achevée le système sera alors prêt à fonctionner pour reconnaître des personnes inconnues. Un système de reconnaissance biométrique comprend quatre modules (voir figure 2.18) dont certains sont communs à la phase d'enrôlement et à celle de reconnaissance [57, 125] : l'acquisition, l'extraction des caractéristiques, la comparaison (mesure de similarité) et la décision.

L'acquisition et l'extraction de caractéristiques ont lieu lors de l'enregistrement et lors de la reconnaissance. Cependant, la comparaison et la décision sont utilisées lors de la phase de reconnaissance.

⊗ **Acquisition des données** : C'est une interface utilisateurs et il est responsable de l'acquisition des données biométriques d'une personne (cela peut être un appareil photo, un lecteur d'empreintes digitales, une caméra, un microphone, etc).

⊗ **Extraction des caractéristiques** : Généralement un processus de prétraitement est appliqué avant la phase de l'extraction de caractéristiques. Ce processus sert à éviter les informations inutiles qui existent dans, par exemple, l'image originale acquise et préparer celle ci à l'extraction des caractéristiques biométriques. La phase d'extraction de caractéristiques prend l'image prétraitée et extrait seulement l'information pertinente afin de former une nouvelle représentation des données (gabarit biométrique). Idéalement, cette nouvelle représentation est censée être unique pour chaque personne et relativement invariante.

⊗ **Comparaison** : Dans ce module, l'ensemble des caractéristiques biométriques extraites est comparé avec les modèles enregistrés dans la base de données du système (modèles des références) afin de déterminer le degré de similitude (effectué par la mesure de similarité).

⊗ **Décision** : Le module de décision consiste à vérifier l'identité affirmée par un utilisateur ou déterminer l'identité d'une personne basée sur le degré de similitude entre les caractéristiques extraites et les modèles stockés. Au niveau de cette étape, le système décide si l'utilisateur a l'autorisation à accéder au système ou non.

2.6.3 Systèmes en ligne et système hors ligne

En plus du procédé de sélection des caractéristiques, la méthode d'acquisition des images est un autre facteur à prendre en compte [58]. Les systèmes de reconnaissance biométriques sont alors classifiés en deux catégories : reconnaissance *en ligne* et reconnaissance *hors ligne*.

✓ **Système hors ligne** : Un système biométrique hors ligne traite les images (modalités biométriques) capturées précédemment. Par exemple, des images obtenues à partir des doigts des mains encrées digitalisées par un scanner numérique. Ces approches peuvent fournir des images à haute résolution et conviennent aux méthodes qui exigent des images de résolution fine pour extraire des lignes, des points caractéristiques et des minuties. Cependant, ces méthodes ne sont pas appropriées aux systèmes de sécurité en ligne car deux étapes sont nécessaires : encrer les doigts pour obtenir les images de modalité sur des papiers et puis les scanner pour obtenir des images numériques.

✓ **Système en ligne** : Dans ce système, un dispositif de capture spécifique pour chaque modalité (ex : appareil photo numérique CCD (*Charged Coupled Device*) pour capturer des

images de la modalité, est utilisé. Les images numériques acquises sont traitées en temps réel. Par exemple, la signature en-ligne est numérisée directement par un dispositif qui permet d'échantillonner les signaux à une fréquence fixe, au moment où l'on signe. En conséquence, l'acquisition d'une signature en-ligne nécessite un capteur spécifique. Une tablette à digitaliser ou un écran tactile suffisent pour cette tâche.

2.7 Conclusion

De nos jours la biométrie est considérée comme le moyen le plus sûr pour la sécurité. Elle est de plus en plus appliquée dans la réalité grâce à ses avantages. Dans ce chapitre, nous avons présenté un état de l'art sur les technologies biométriques et mis l'accent sur le grand nombre de ces technologies. Nous avons aussi indiqué quelques points forts et points faibles de chaque technologie qui mettent en évidence le fait qu'elles ne sont pas toutes de même efficacité. Enfin nous avons introduit le concept d'un système biométrique typique ainsi que sa structure générale.

Chapitre 3

Système biométrique multimodal et fusion des données

3.1 Introduction

AVEC des systèmes biométriques utilisant une seule modalité biométrique (appelés systèmes unimodaux), on ne peut pas garantir avec certitude une bonne identification. En fait, les taux d'erreur associés à ces systèmes sont relativement élevés, ce qui les rend inacceptables pour des applications critiques de sécurité [59]. Ce problème peut être résolu par la mise en place des systèmes biométriques multimodaux utilisant plusieurs modalités biométriques d'une même personne [60]. Dans le présent chapitre, après avoir dressé un état de l'art sur la biométrie multimodale, nous allons détailler la notion de fusion appliquée à la biométrie et les différents niveaux de fusion possibles. Enfin, nous porterons notre attention sur la notion de normalisation des scores.

3.2 Biométrie multimodale

Les humains se reconnaissent entre eux à partir de plusieurs modalités biométriques physiques ou comportementales. Chaque modalité en soi ne peut pas toujours être utilisée de manière fiable pour effectuer la reconnaissance [61]. Cependant, la consolidation d'informations présentées par les différentes modalités peut permettre une reconnaissance précise de l'identité. Cette stratégie peut être utilisée pour réduire quelques problèmes et limitations, présentées ci-dessous, liés aux systèmes unimodaux. L'utilisation conjointe de plusieurs modalités biométriques constituer forment alors un système biométrique multimodal. En effet,

la combinaison de plusieurs modalités a pour but d'améliorer les performances de reconnaissance [62]. En augmentant la quantité d'informations discriminantes de chaque personne, on souhaite augmenter le pouvoir de reconnaissance du système (vérification ou identification).

3.3 Nécessités de la multimodalité

Bien que quelques systèmes unimodaux développés dans la littérature ont permis d'achever des améliorations considérables en terme de fiabilité et de précision, ils souffrent, cependant, de plusieurs problèmes tels que la non universalité des caractéristiques biométriques et l'insuffisance de précision des données qui sont bruitées [63]. Ainsi, les systèmes biométriques unimodaux ne peuvent pas être en mesure d'atteindre les exigences de performances désirées dans les applications du monde réel. Afin de pallier ces problèmes, les systèmes biométriques multimodaux, qui combinent l'information provenant de multiples modalités, ont été proposés. Des études ont démontré que les systèmes biométriques multimodaux peuvent obtenir des meilleures performances par rapport aux systèmes biométriques unimodaux [64].

3.3.1 Limitations des systèmes unimodaux

L'évaluation des performances d'un système biométrique est une phase importante dans le processus de sa conception et de sa mise en œuvre dans la mesure où elle permet de savoir si le système est suffisamment performant pour une application visée. Cependant, les critères de performance d'un système biométrique ne sont pas les seuls à prendre en compte mais aussi les critères de coûts et d'acceptation par le public. Ainsi, selon les situations d'usage et les buts recherchés, chaque technologie biométrique (modalité) a ses points forts et ses inconvénients. Par conséquent, on ne peut garantir un excellent système de reconnaissance (un excellent taux de reconnaissance) avec l'utilisation d'une seule modalité biométrique.

Malgré les avantages des systèmes biométriques unimodaux par rapport aux systèmes traditionnels, leur utilisation souffre de plusieurs limitations qui peuvent dégrader considérablement leur intérêt. En effet, ces systèmes sont souvent affectés par les problèmes suivants [65].

✓ **La non-universalité des biométries** : Les systèmes unimodaux sont basés sur une seule modalité biométrique. Cependant, cette modalité doit être vérifiée à la condition d'universalité, ce que signifie que chaque personne devrait obligatoirement avoir cette modalité pour un système donné. Ce principe d'universalité constitue une des conditions nécessaires de base pour un système de reconnaissance biométrique. La non-universalité signifie que certaines modalités biométriques ne sont pas possédées par la personne à reconnaître ou ne sont pas assez riche en information pour permettre la reconnaissance de l'identité de certaines

personnes. Par exemple (voir figure 3.1), certaines personnes peuvent avoir les empreintes digitales ou palmaires inutilisables à cause d'un accident ou d'un travail manuel prolongé. Une personne muette ne peut utiliser la reconnaissance par la voix ou une personne handicapée ne peut signer. De la même manière, des personnes ayant des maladies oculaires (comme certains glaucomes et cataractes) ne peuvent fournir des images d'iris, ou de rétine, de bonne qualité pour une reconnaissance automatique. Pour toutes ces personnes, certains systèmes biométriques ne sont pas accessibles et ceci risque alors de les exclure de certaines utilisations si aucune alternative ne leur est proposée.



FIGURE 3.1: Malformations des doigts, main, oreille et de l'iris.

✓ **La variabilité lors de la capture :** Ce type de variabilité n'est pas intrinsèquement lié à la modalité mais à l'acquisition de celle-ci. Il peut être introduit à plusieurs phénomènes. Le premier phénomène est la déformation physique lors de la capture (variabilité du capteur), c-à-d, que les données biométriques acquises à partir d'un utilisateur lors de la phase de reconnaissance ne sont pas identiques aux données qui ont été utilisées pour générer le modèle de ce même utilisateur lors de la phase d'enrôlement. Ces variations peuvent être dues à une mauvaise interaction de l'utilisateur avec le capteur (par exemple, changements de pose et d'expression faciale lorsque l'utilisateur se tient devant une caméra), à l'utilisation de capteurs différents lors de l'enrôlement et de la vérification, à des changements de conditions de l'environnement ambiant (par exemple, changements en éclairage pour un système de reconnaissance faciale) ou encore à des changements inhérents à la modalité biométrique (par exemple, apparition de rides dues à la vieillesse, présence de cheveux dans l'image du visage, présence de cicatrices dans une empreinte digitale, etc.).

Un autre phénomène est le bruit d'acquisition. Ce bruit peut être présent principalement lorsqu'un capteur défaillant ou mal entretenu. Par exemple, l'accumulation de poussière sur un capteur d'empreintes digitales, un mauvais focus de caméra entraînant du flou dans des images de visage ou d'iris, ...etc. Le taux de reconnaissance d'un système biométrique est très sensible à la qualité de l'échantillon biométrique et des données bruitées peuvent sérieusement dégrader les performances du système.

✓ **La sensibilité aux attaques :** Une autre limitation des systèmes biométriques est la sensibilité aux attaques en reproduisant certaines modalités biométriques. Ceci est possible

pour les modalités biométriques comportementales qui sont plus sensibles à ce genre d'attaque que les modalités biométriques physiologiques. A priori, s'il est relativement simple de reproduire une signature ou imiter la voix d'une personne, il est plus difficile de reproduire, par exemple, l'empreinte digitale. Cependant, certaines études ont montré qu'il était possible de fabriquer des fausses empreintes digitales en gomme et de les utiliser pour contrer un système biométrique.

✓ **La non-unicité des biométries** : C'est la variabilité entre les modalités de plusieurs individus. Cependant, les caractéristiques extraites à partir des données biométriques des individus différents peuvent être relativement similaires. Par exemple, une certaine partie de la population peut avoir une apparence faciale pratiquement identique due à des facteurs génétiques (ex : père et fils, vrais jumeaux). Ce manque d'unicité augmente le taux d'erreur d'un système biométrique (accepter des personnes non enregistrées dans la base des données).

3.3.2 Avantage des systèmes multimodaux

La reconnaissance biométrique multimodale constitue un enjeu important pour les prochaines années. L'intérêt croissant pour la multimodalité tient à plusieurs facteurs [66]. Parmi les différents facteurs, on compte notamment la combinaison naturelle de différentes sources d'informations qui permet d'augmenter les performances de reconnaissance. Ainsi, la disponibilité d'une biométrie parmi d'autres permet au système de changer une modalité dès lors qu'une modalité donnée devient indisponible.

De plus, la multimodalité permet de diminuer les contraintes habituées liées au processus de reconnaissance. L'acquisition de l'image d'iris, par exemple, est souvent très contraignante. La voix peut être plus aisément acquise par des microphones. Finalement, pour des systèmes réels, sous les certaines des conditions d'utilisation, il a été remarqué que le contrôle d'accès couplé à l'utilisation de l'iris (une biométrie très performante) est mal perçu par les personnes utilisant le système (problème de refus des usagers d'acquiescer leur modalité biométrique). Il y a donc un compromis à gérer entre les taux d'erreurs présentés pour une modalité et son acceptabilité. La voix et le visage sont des modalités dont les taux d'erreurs sont beaucoup plus élevés que l'iris, mais qui sont en revanche très bien acceptés par les utilisateurs.

3.4 Fusion des données

La fusion des données est une technique utilisée pour traiter des informations issues des sources multiples [67]. Elle consiste à combiner des données issues de plusieurs sources afin d'obtenir une décision meilleure que celle obtenue à partir de chacune des sources considérée

séparément. La fusion des données a été initialement développée dans un contexte militaire pour des objectifs tels que la localisation des cibles ennemies et la fusion d'images radar [68]. Les systèmes utilisés ont recours à des techniques diverses issues des domaines variés tels que le traitement du signal, l'intelligence artificielle, la reconnaissance des formes, la classification, ...etc. De façon générale, la fusion des données est une opération d'intégration de plusieurs données en vue d'en extraire une nouvelle information plus représentative de l'ensemble des données. Actuellement, la fusion des données prend une place de plus en plus importante dans de nombreux domaines. Elle permet d'aider efficacement les scientifiques à extraire des informations de plus en plus pertinentes et précises. La fusion des données a d'abord visé à améliorer la qualité des réponses aux problèmes posés par les militaires mais aujourd'hui elle touche énormément des domaines telles que [69] : la télédétection, la prévision météorologique, la biométrie multimodale, l'application médicale et la robotique.

3.5 Stratégies de fusion

Le problème général de la fusion est la synthèse des informations provenant des sources différentes. Cependant, il existe, comme indiqué dans la figure 3.2, de nombreux scénarios possibles pour les sources d'information qui peuvent être considérées dans un système biométrique multimodal [70].

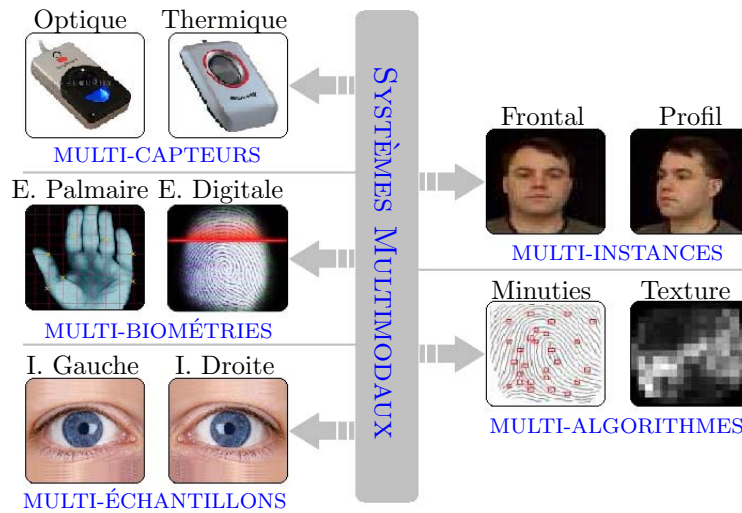


FIGURE 3.2: Différents systèmes biométriques multimodaux.

3.5.1 Systèmes multi-capteurs

Dans ces systèmes, une même modalité biométrique est analysée à l'aide de plusieurs capteurs afin d'extraire diverses informations provenant de l'enregistrement des images. Par exemple,

un système peut enregistrer le contenu de la texture (2D) du visage d'une personne avec une caméra CCD et la forme de la surface du visage (3D) avec un autre capteur dans le but de procéder à la reconnaissance. Dans le cas de l'empreinte digitale, un capteur optique et un capteur thermique peuvent être utilisés pour l'acquisition de l'empreinte.

3.5.2 Systèmes multi-instances

Un unique capteur peut être utilisé pour acquérir plusieurs instances de la même modalité biométrique dans le but de prendre en compte les variations qui peuvent se produire au sein de cette modalité. Par exemple, un système de reconnaissance faciale peut capturer plusieurs images du visage avec des changements de pose (profil frontal, profils gauches et droits), d'expression ou d'illumination afin de tenir compte des variations de la pose faciale.

3.5.3 Systèmes multi-algorithmes

Dans ces systèmes, les mêmes données biométriques sont traitées en utilisant plusieurs algorithmes. Cette multiplicité des algorithmes peut intervenir dans le module d'extraction, en considérant plusieurs ensembles des caractéristiques, et/ou dans le module de comparaison, en utilisant plusieurs algorithmes de comparaison. Par exemple, des algorithmes d'analyse de texture et de minuties peuvent être associés pour traiter la même image d'empreinte digitale afin d'extraire diverses caractéristiques qui peuvent être utiliser pour améliorer les performances du système.

3.5.4 Systèmes multi-échantillons

Dans ces systèmes, un unique capteur peut être utilisé pour acquérir plusieurs échantillons de la même modalité biométrique. Par exemple les empreintes digitales de doigts gauches et droits ou les iris gauches et droits d'un individu peuvent être utilisés afin de vérifier son identité. Dans ce cas Les données sont alors traitées par le même algorithme, mais nécessitent des références différentes à l'enregistrement contrairement aux systèmes multi-instances qui ne nécessitent qu'une seule référence.

3.5.5 Systèmes multi-biométries

Dans ces systèmes, différentes modalités biométriques sont combinées afin d'établir l'identité d'un individu. Par exemple, les caractéristiques du l'empreinte palmaire et l'empreinte digitale. Cette stratégie de fusion consiste à exploiter les avantages de chaque système biométrique tout en évitant leurs inconvénients.

En fait, les systèmes combinant plusieurs informations issues de la même biométrie permettent d'améliorer les performances en reconnaissance, en réduisant l'effet de la variabilité intra-classe. Mais ils ne permettent pas de traiter efficacement tous les problèmes des systèmes monomodaux. C'est pour cette raison que les systèmes multi-biométries ont reçu beaucoup d'attention dans la communauté.

3.6 Niveaux de fusion

Dans un système biométrique multimodal, la fusion peut se faire en utilisant l'information disponible dans n'importe quel module du système. La combinaison de plusieurs systèmes biométriques peut se faire à quatre niveaux différents [71] : au niveau des données, au niveau des caractéristiques extraites, au niveau des scores issus du module de comparaison ou au niveau des décisions du module de décision. Ces quatre niveaux de fusion peuvent être classés en deux sous-ensembles : La fusion pré-classification (avant comparaison) et la fusion post-classification (après la comparaison).

3.6.1 Niveau des capteurs (*Sensor level*)

On dit aussi niveau bas ; il s'agit de la fusion d'informations directement issues des capteurs (figure 3.3 montre un système basé sur la fusion au niveau capteur). La fusion au niveau des

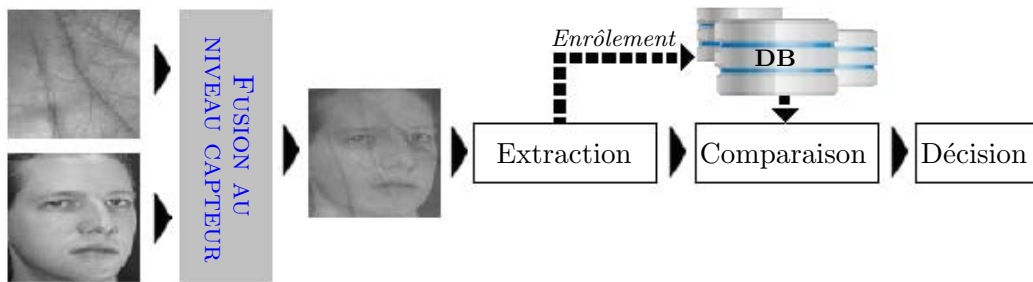


FIGURE 3.3: Système multimodal basé sur la fusion au niveau du capteur.

capteurs ou des données brutes (images) est relativement peu utilisée car elle nécessite une homogénéité entre les données. Par exemple, il est possible de combiner plusieurs images de visages dans des canaux de couleurs différentes, ou en visible et en infrarouge, s'ils correspondent à la même scène. Il est également possible de faire une mosaïque à partir d'images prises de différents points de vue. Plusieurs techniques peuvent être utilisées. Dans ce qui suit, nous allons décrire les méthodes classiques les plus utilisées dans le domaine de la biométrie multimodale. Il s'agit particulièrement des méthodes basées sur l'analyse en composantes principales (Principal Component Analysis-PCA) et les méthodes basées sur les modèles

multi-résolutions telles que la transformée en ondelettes discrètes et la décomposition en pyramide (pyramide de LAPLACE, CONTRASTE et GRADIENT, ...etc.).

1) Méthodes basées sur le PCA : Le PCA est utilisée dans plusieurs applications de l'imagerie, parmi lesquelles la fusion d'images [72]. Il s'agit d'une méthode statistique qui consiste à transformer un ensemble de variables corrélées en un nouvel ensemble de variables non-corrélées obtenues par combinaisons linéaires des variables originales. La transformation est réversible, ce qui signifie qu'il est possible de retourner dans l'espace des variables originales au départ des composantes principales sélectionnées.

La fusion au niveau image est classée comme une méthode fondée sur des combinaisons linéaires pondérées par des coefficients de pondération. La formalisation des algorithmes fondés sur des combinaisons linéaires pondérées est comme suit :

$$I_F = \sum_{i=1}^N \beta_i I_i \quad (3.1)$$

où $\sum_{i=1}^N \beta_i = 1$ et N est le nombre d'images d'entrée. Pour ces algorithmes, chaque image I_i à fusionner est retrouvée dans le résultat final I_F avec un certain pourcentage caractérisé par le coefficient de pondération associé à l'image d'entrée. L'image moyenne des images d'entrée est obtenue avec des poids $\beta_i = \frac{1}{N}$. C'est la méthode la plus intuitive et la plus facile à implanter. Cependant, elle présente un inconvénient majeur qui réside dans le fait que toutes les images d'entrées interviennent de manière équivalente dans l'image de sortie, sans tenir compte de leur contenu informationnel. Cet inconvénient ne se pose pas avec le PCA où les pondérations des images d'entrées sont calculées en considérant leurs variances statistiques. Ces variances reflètent les richesses en information de ces images. La figure 3.4 illustre un exemple de fusion d'images (empreinte palmaire et visage) en utilisant le PCA.

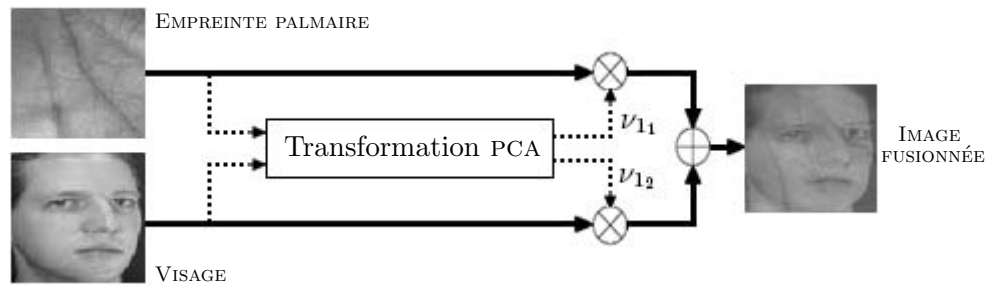


FIGURE 3.4: Fusion des images basée sur l'analyse en composantes principales.

Soit $\mathcal{X}$ l'ensemble d'images disponibles, formé de n images I_i de taille $H \times W$ pixels. La matrice I_i est d'abord convertie en un vecteur colonne v_i de taille $d \times 1$ avec $d = H \cdot W$. En ajoutant chaque colonne, l'une après l'autre pour toutes les images, une matrice des données

d'apprentissage $X = [v_1, v_2, \dots, v_n]$ est alors formée. La taille de X est de $d \times n$, avec n est le nombre total des images d'apprentissage. Après l'obtention de X , on calcule la matrice de l'image moyenne avec l'équation suivante :

$$\Psi = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n v_i \quad (3.2)$$

On ajuste ensuite les données par rapport à la moyenne. L'image moyenne est alors soustraite de chaque image avec la formule suivante :

$$\Phi_i = v_i - \Psi, \quad i = 1 \cdot \cdot \cdot n \quad (3.3)$$

Enfin, la matrice de covariance est calculée avec la formule suivante :

$$C = \sum_{i=1}^n \Phi_i \Phi_i^T = A A^T, \quad A = [\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_n] \quad (3.4)$$

La prochaine étape consiste à calculer les vecteurs et les valeurs propres de cette matrice. Les poids sont ensuite obtenus par les composantes normalisées du vecteur propre (ν_1) qui correspond à la valeur propre la plus élevée :

$$\beta_i = \frac{\nu_{1_i}}{\sum_{i=1}^n \nu_{1_i}} \quad (3.5)$$

2) Méthodes basées sur les modèles multirésolutions : L'analyse multirésolution consiste à décomposer l'image sur une gamme très étendue d'échelles. A chaque échelle (résolution), l'image est remplacée par l'approximation la plus adéquate que l'on puisse y tracer. En allant des échelles les plus étendues vers les plus fines, nous obtenons des représentations plus précises de l'image donnée. Les méthodes des décompositions les plus connues sont la transformée en ondelette discrète (*Discret Wavelet Transform-DWT*) et les transformations pyramidales.

a) Fusion des images par la DWT : La DWT a été la première transformée utilisée dans le cadre de la fusion des images [73]. Du fait de sa facilité d'application et de la qualité des résultats obtenus, cette méthode est aujourd'hui largement utilisée dans le domaine de fusion des images. Dans le cas de la décomposition multi-résolution, à chaque niveau une image est décomposée dans une version simplifiée (approximation) et une version de détails (présentation des détails de l'image). Une description détaillée de la DWT est donnée dans la section 5.2.3 du chapitre 5).

La fusion dans le plan des ondelettes consiste tout d'abord à décomposer en ondelettes des images I_1 et I_2 . Chaque image sera alors représentée par son dernier plan d'approximation et un ensemble de plans de coefficients d'ondelettes correspondants aux détails de l'image

aux différentes échelles. La construction de l'image fusionnée revient, d'une part, à produire un plan de la dernière approximation et, d'autre part, à synthétiser ses coefficients d'ondelettes par l'utilisation d'un modèle de fusion. L'image fusionnée I_F est alors produite par l'application de la transformation en ondelettes inverse (*Inverse DWT-IDWT*).

Pour synthétiser les coefficients de chaque bande (approximation et détails) de l'image fusionnée à l'échelle i , nous sommes amenés à définir deux modèles de fusion permettant de combiner les coefficients d'ondelettes des images I_1 et I_2 . Un modèle pour l'approximation et l'autre pour les trois détails. Il est important de mentionner que les deux modèles de fusion sont les mêmes pour chaque niveau de décomposition. Pour un seul niveau de décomposition, les images I_1 et I_2 peuvent être représentées par les ensembles respectifs des plans de décomposition (E_1 et E_2), tels que :

$$E_1 = \{I_{1LL}, I_{1LH}, I_{1HL}, I_{1HH}\}; \quad E_2 = \{I_{2LL}, I_{2LH}, I_{2HL}, I_{2HH}\} \quad (3.6)$$

où I_{iLH} , I_{iHL} et I_{iHH} sont les coefficients d'ondelettes correspondants aux détails produits des images 1 ($i = 1$) et 2 ($i = 2$), tandis que I_{iLL} sont les derniers plans d'approximation respectifs. La préservation des caractéristiques des deux images est assurée par la moyenne des deux approximations des images d'entrées.

$$I_{FLL}(x, y) = \frac{1}{2} [I_{1LL}(x, y) + I_{2LL}(x, y)] \quad (3.7)$$

où I_{FLL} représente l'approximation de l'image fusionnée. Pour les trois bandes de détail, chaque bande est divisée en une fenêtre de taille 3×3 . Ensuite, la somme des valeurs absolues des tous les pixels dans chaque fenêtre est calculée. Enfin, des cartes de décision binaire (*binary Decision Maps-DM*), sont générées pour les trois bandes des détails, en utilisant l'équation suivante :

$$DM_X = \begin{cases} 1 & \text{si } \max_{3 \times 3}(I_{1X}) \geq \max_{3 \times 3}(I_{2X}), \\ 0 & \text{Autrement} \end{cases} \quad (3.8)$$

où DM_X avec $X \equiv \{LH, HL, HH\}$, sont les cartes de décision binaire générées pour les trois bandes des détails. Basée sur ces cartes, les trois bandes des détails de l'image fusionnée, I_{FX} , sont générées. Finalement, la transformée inverse, IDWT, est ensuite appliquée sur les quatre bandes fusionnées afin de générer l'image fusionnée.

$$I_F = IDWT(I_{FLL}, I_{FLH}, I_{FHL}, I_{FHH}) \quad (3.9)$$

D'une façon générale, on distingue trois opérations pour réaliser la fusion :

1) la décomposition (l'analyse) de chaque image de départ qui produit une image d'approximation et plusieurs images de détails ;

- 2) l'application d'un critère de fusion à chaque niveau de décomposition ;
- 3) l'opération inverse de la décomposition (la synthèse), pour créer l'image fusionnée.

Les trois opérations sont décrites dans la figure 3.5, qui représente une fusion fondée sur la DWT avec deux niveaux de décomposition.

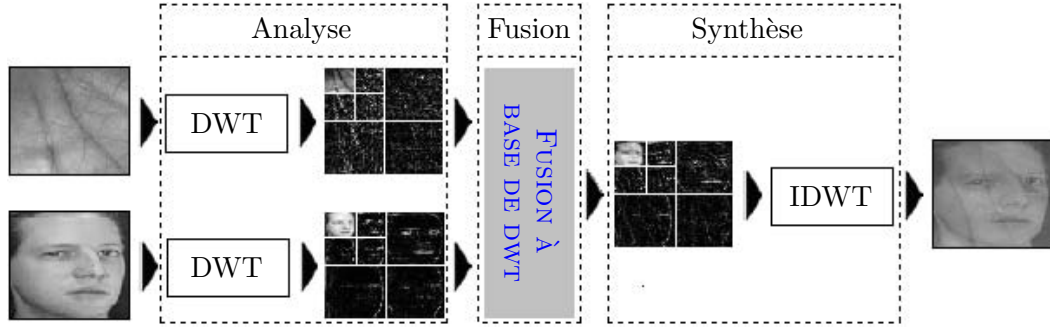


FIGURE 3.5: Fusion des images basée sur la DWT en 2 niveaux de décomposition.

b) Fusion des images par la pyramide : La représentation sous forme d'images de plus en plus petites, et ayant de moins en moins de pixels, dessine une sorte de pyramide. L'image de la plus haute résolution est appelée la base de la pyramide, tandis que l'image de la plus petite résolution est appelée le sommet, qui peut être de taille 1×1 pixel. A l'origine, l'application principale consistait à extraire et à transmettre rapidement l'information contenue dans une image. Ensuite, les pyramides ont été exploitées dans un but de compression de données. Actuellement, les applications sont plus diversifiées avec notamment l'apparition de la fusion de données par les algorithmes pyramidaux [74]. Le principe des algorithmes pyramidaux est de décomposer une image en images de différentes résolutions puis de la recomposer. Dans ce cadre, un algorithme pyramidal se définit comme la décomposition d'une image sous forme d'arbre, de sorte que l'étage supérieur puisse être restitué à partir de l'étage inférieur.

Dans le cas de la décomposition pyramidale, à chaque niveau des règles de combinaison entre les versions simplifiées des images d'entrée doivent être utilisées pour engendrer la représentation de l'image de sortie à cette étape (I_l). Ensuite, l'application d'une opération de synthèse sur l'ensemble des représentations pyramidales créera l'image fusionnée. Les schémas de combinaison utilisent principalement deux sortes d'opérations : la sélection entre les représentations pyramidales et la composition de l'image moyenne de ces représentations sélectionnées. En effet, lors de la dernière étape de décomposition (N), où se trouvent des représentations étendues des images d'entrée (I_i), l'image moyenne de ces représentations est générée :

$$I_{F_N}(i, j) = \frac{1}{2} [I_{1_N}(i, j) + I_{2_N}(i, j)] \quad (3.10)$$

Pour les premières étapes $N-1$ qui présentent des images de détails, l'algorithme de sélection, appelé "*choose max*", est employé. Cet algorithme est présenté sous la forme :

$$I_{F_l}(i, j) = \begin{cases} I_{1_l}(i, j), & \text{si } |I_{1_l}(i, j)| > |I_{2_l}(i, j)| \\ I_{2_l}(i, j) & \text{Autrement} \end{cases} \quad (3.11)$$

où I_{1_l} , I_{2_l} sont les images d'entrées au niveau l , tandis que I_{F_l} est l'image fusionnée au niveau l . Un autre aspect important est le choix du nombre des niveaux de décomposition. Il est à noter qu'il n'y a pas de technique d'évaluation pour déterminer le nombre des niveaux minimal pour obtenir une fusion de bonne qualité. La figure 3.6 représente le principe de fusion des images basée sur la décomposition pyramidale.

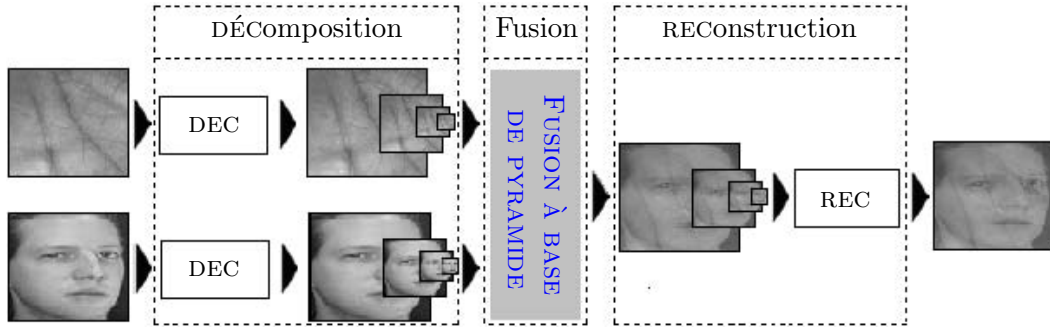


FIGURE 3.6: Fusion des images basée sur la décomposition pyramidale.

3.6.2 Niveau des caractéristiques (*Feature level*)

La fusion au niveau des caractéristiques [75], appelée niveau intermédiaire, consiste à combiner différents vecteurs des caractéristiques (observations) qui sont obtenus à partir de diverses phases de traitement et d'analyse. La figure 3.7 montre un système basé sur la fusion au niveau des caractéristiques. De façon mathématique, soit I_p , I_v deux modalités de départ, à

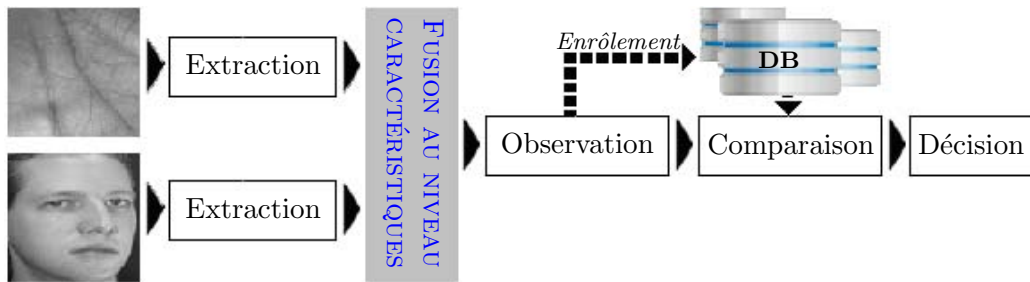


FIGURE 3.7: Système multimodal basé sur la fusion au niveau des caractéristiques.

l'étape de l'extraction des caractéristiques, on a :

$$\mathcal{O}_p = \mathcal{F}_p(I_p) = [o_{p_1}, o_{p_2}, o_{p_3}, o_{p_4}, \dots, o_{p_\eta}] \quad (3.12)$$

$$\mathcal{O}_v = \mathcal{F}_v(I_v) = [o_{v_1}, o_{v_2}, o_{v_3}, o_{v_4}, \dots, o_{v_\tau}] \quad (3.13)$$

où $\mathcal{F}_p$ et $\mathcal{F}_v$ représentent les techniques utilisées pour l'extraction des caractéristiques. $\mathcal{O}_p$ et $\mathcal{O}_v$ sont les deux vecteurs des caractéristiques des deux modalités I_p et I_v , respectivement. Quand les vecteurs des caractéristiques, $\mathcal{O}_p$ et $\mathcal{O}_v$, sont homogènes $\eta = \tau$, avec η et τ représentant, respectivement, les tailles des vecteurs $\mathcal{O}_p$ et $\mathcal{O}_v$, un seul vecteur de caractéristiques résultant, $\mathcal{O}_f$, peut être calculé comme une somme pondérée des vecteurs des caractéristiques individuels. Alors, le résultat de fusion peut s'écrire comme suit :

$$\mathcal{O}_f = \frac{1}{2}(\mathcal{O}_p + \mathcal{O}_v) = [o_{f_1}, o_{f_2}, o_{f_3}, o_{f_4}, \dots, o_{f_\eta}] \quad (3.14)$$

Lorsque les vecteurs des caractéristiques sont hétérogènes, nous pouvons les concaténer pour former un seul vecteur de caractéristiques, tels que :

$$\mathcal{O}_f = [o_{p_1}, o_{p_2}, o_{p_3}, \dots, o_{p_\eta}, o_{v_1}, o_{v_2}, o_{v_3}, \dots, o_{v_\tau}] \quad (3.15)$$

Il est clair que l'opération de concaténation augmente la taille du vecteur fusionné. Cependant, le vecteur trouvé, $\mathcal{O}_f$, est de dimension $\eta + \tau$.

3.6.3 Niveau des scores (*Score level*)

Les scores individuels sont combinés de manière à former un score unique qui est ensuite utilisé pour prendre la décision finale. La fusion au niveau des scores [76] est le type de fusion le plus utilisé car elle peut être appliquée à tous les types des systèmes avec des méthodes simples et efficaces. Figure 3.8 montre un système basé sur la fusion au niveau des scores. Il existe plusieurs méthodes de fusion des scores (règles de fusion). Les règles les plus

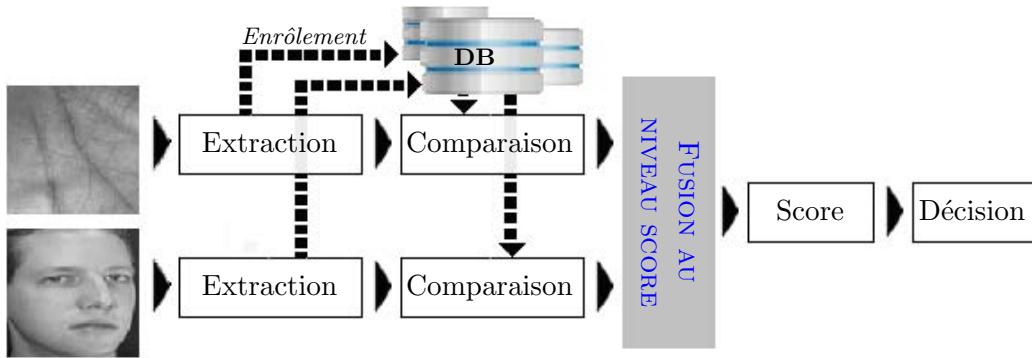


FIGURE 3.8: Système multimodal basé sur la fusion au niveau des scores.

utilisées sont la somme des scores, la somme pondérée des scores, le minimum des scores, le maximum des scores et le produit des scores. Supposons que nous avons n scores disponibles, d_i , pour $i = 1$ à n , issus des n systèmes. Le score résultant $\mathcal{D}_f$ est alors donné par [77] :

1) Somme des scores (*Sum-score : SUM*) : Combiner les scores par la somme consiste à calculer $\mathcal{D}_f$ tel que :

$$\mathcal{D}_f = \sum_{i=1}^n d_i \quad (3.16)$$

2) Somme pondérée des scores (*Sum-weighting-score : WHT*) : La somme pondérée des scores consiste en une extension de la somme des scores. En effet, le score de chaque système est pondéré en se basant sur le taux d'erreur qui lui est associé, en fonction de performance individuelle de système ou de son importance dans le système multimodal. La fusion des scores est calculée comme suit :

$$\mathcal{D}_f = \sum_{i=1}^n w_i d_i \quad (3.17)$$

En notant l'erreur d'un système i comme ε_i , $i = 1, 2, \dots, n$ avec n est le nombre total des systèmes. La pondération w_i associée au système i est donnée par :

$$w_i = \frac{1 / \sum_{j=1}^n \frac{1}{\varepsilon_j}}{\varepsilon_i} \quad (3.18)$$

Notons que $\sum_{i=1}^n w_i = 1$ et les pondérations sont inversement proportionnelles aux erreurs correspondantes et sont par conséquent plus grandes pour les systèmes les plus précis.

3) Minimum des scores (*Min-score : MIN*) : Dans cette technique, on assigne au score final (fusionné) le meilleur (minimum) score calculé par les différents systèmes. Le minimum est alors défini par :

$$\mathcal{D}_f = \min_i \{d_i\} \quad (3.19)$$

4) Maximum des scores (*Max-score : MAX*) : La règle maximum des scores est obtenue en assignant le maximum des scores au score final (fusionné) de la façon suivante :

$$\mathcal{D}_f = \max_i \{d_i\} \quad (3.20)$$

5) Produit des scores (*Mul-score : MUL*) : Combiner les scores par le produit consiste à multiplier tous les scores tel que :

$$\mathcal{D}_f = \prod_{i=1}^n d_i \quad (3.21)$$

Cependant toutes ces méthodes de combinaison ne peuvent être utilisées que si tous les scores issus des sous-systèmes sont homogènes. Ainsi, une étape préalable de normalisation des scores est nécessaire.

3.6.4 Niveau des décisions (*Decision level*)

On dit aussi niveau haut, il s'agit de la combinaison des décisions [78] obtenue à partir de chaque sous-système. La figure 3.9 montre un système basé sur la fusion au niveau des

décisions. L'intégration d'information au niveau décision peut être mise en place lorsque

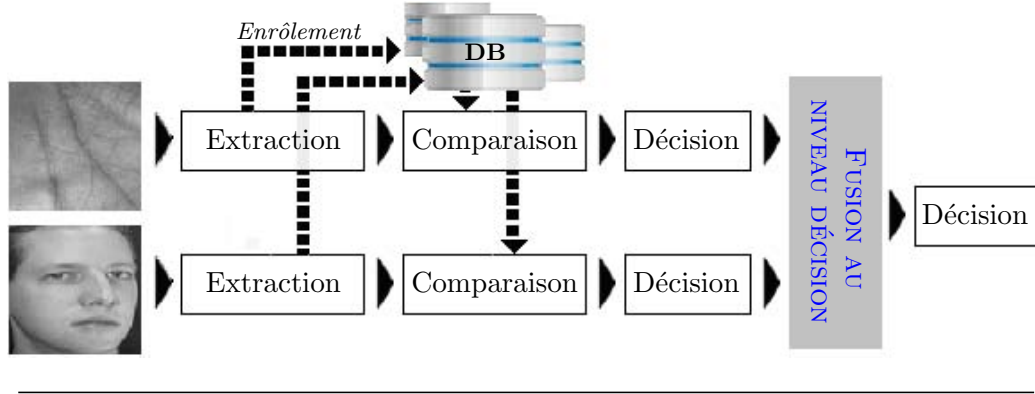


FIGURE 3.9: Système multimodal basé sur la fusion au niveau des décisions.

chaque sous-système biométrique décide individuellement de la meilleure correspondance possible selon l'entrée qui lui est présentée. Elle est souvent utilisée pour sa simplicité. En effet, chaque sous-système biométrique unimodal fournit une décision binaire sous la forme *oui* ou *non*, et la phase de fusion des décisions consiste à prendre une décision finale en fonction de cette série de *oui* et de *non*. Le principe du vote majoritaire est, sans aucun doute l'approche la plus simple à mettre en œuvre qui permet de fusionner des décisions.

Notons $S_j(x) = i$ le fait que le sous-système S_j décide d_i , (c.-à-d. attribue la classe C_i à l'observation x). A chaque sous-système on associe la fonction indicatrice :

$$M_i^j(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } S_j(x) = i, \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.22)$$

La combinaison des systèmes s'écrit par :

$$M_k^E(x) = \sum_{j=1}^m M_k^j(x) \quad (3.23)$$

La règle du vote majoritaire consiste à choisir la décision prise par le maximum des systèmes, c.-à-d. le maximum de M_k^E . Cependant, cette règle simple n'admet pas toujours de solution dans l'ensemble des décisions $(d_1, \dots, d_n)$. En effet, si le nombre de systèmes m est paire et que la moitié de systèmes décident d_{i_1} et l'autre moitié disent d_{i_2} , ou encore dans le cas où chaque système affecte à x une classe différente, nous sommes alors obligés d'ajouter une classe d_{n+1} qui représente l'incertitude totale. La décision finale devient alors comme suit :

$$E(x) = \begin{cases} k & \text{si } \max_k M_k^E(x), \\ n+1 & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.24)$$

Cependant, cette règle est peu satisfaisante dans les cas où les systèmes donnent le maximum pour des classes différentes. Dans cette situation, la règle la plus appropriée est la règle du vote majoritaire absolu donnée par l'expression suivante :

$$E(x) = \begin{cases} k & \text{si } \max_k M_k^E(x) > \frac{m}{2}, \\ n+1 & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.25)$$

3.7 Normalisation des scores

Les méthodes de normalisation des scores [79] ont pour objectif de transformer individuellement chacun des scores issus des sous-systèmes pour les rendre homogènes avant de les combiner. Il consiste à changer les paramètres de position (moyenne) et d'échelle (écart-type) des distributions des scores des systèmes individuels, de manière à ce que les scores soient transformés dans un domaine commun. La normalisation de score est une étape critique dans la conception d'un schéma de combinaison pour la fusion au niveau des scores.

3.7.1 Objectifs associés à la normalisation des scores

Trois problèmes importants à considérer avant de combiner les scores [80].

- Les scores au niveau des sorties des sous-systèmes individuels peuvent ne pas être homogènes. Par exemple, un système peut donner en sortie une mesure de distance (dissimilarité) pendant qu'un autre donne en sortie une mesure de proximité (similarité).
- Les sorties des systèmes individuels ne sont pas nécessairement incluses dans le même intervalle.
- Les scores en sortie des sous-systèmes peuvent suivre différentes distributions statistiques. Ainsi, la normalisation des scores est essentielle pour transformer les scores des systèmes individuels dans un domaine commun avant de les combiner.

3.7.2 Normalisation des scores par remise à l'échelle

Les méthodes de normalisation des scores par remise à l'échelle ont pour objectif de transformer chaque score dans un intervalle commun [81]. Chaque score issu de chaque sous-système est traité séparément par des translations et/ou changements d'échelle pour le transformer dans un intervalle défini et identique pour chaque sous-système. La méthode de normalisation des scores par remise à l'échelle la plus utilisée est la normalisation *Min-Max* [82]. Elle est la plus adaptée dans le cas où les bornes (valeurs minimales et maximales) des scores produits par un système sont connues. Dans ce cas, on peut facilement traduire les valeurs minimales

et maximales des scores vers 0 et 1, respectivement. Cependant, même si les scores ne sont pas bornés, on peut estimer les valeurs minimales et maximales pour un jeu de scores donné et appliquer ensuite la normalisation *Min-Max*. Le score normalisé par la méthode *Min-Max* est donné par la formule suivante :

$$\hat{D}_i = \frac{d_i - \min(d_i)}{\max(d_i) - \min(d_i)} \quad (3.26)$$

où $d_i = \{d_{i_1}, d_{i_2}, d_{i_3}, \dots, d_{i_M}\}$ et M est le nombre des scores disponibles. La méthode du *Min-Max* met chaque score normalisé dans l'intervalle $[0, 1]$, avec les clients proches de la borne supérieure ou inférieure (0 ou 1) et les imposteurs proches de la borne supérieure ou inférieure (0 ou 1). D'après la figure 3.10, on constate que la normalisation donne une

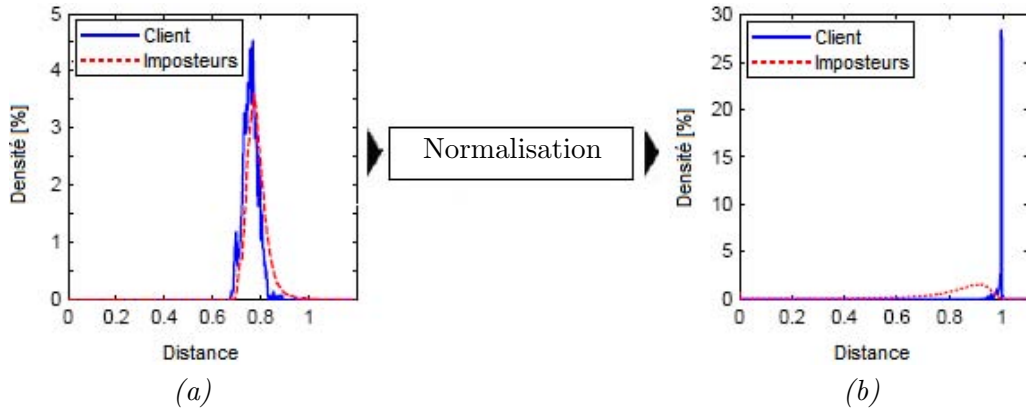


FIGURE 3.10: Normalisation des scores par la méthode du *Min-Max*. (a) Scores des systèmes non normalisés et (b) Scores des systèmes normalisés par la méthode de *Min-Max*.

distribution client et imposteur assez différente que celle avec les scores non normalisés. Les deux distributions sont différentes dans leur forme et leur recouvrement entre les deux classes (Client et Imposteur). En effet, cette normalisation permet d'améliorer les performances du système. D'autres méthodes de normalisation des scores peuvent être utilisées telles que : la méthode de “*decimal scaling*” [83], la méthode “*Z-norm*” [84] et la méthode tangente hyperbolique “*Tanh*” [85].

3.8 Conclusion

Actuellement, il y'a une nouvelle tendance qui arrive et qui commence à susciter les efforts, c'est le multimodal, dans lequel on combine plusieurs technologies biométriques, ou plusieurs algorithmes de reconnaissance, ou on utilise divers systèmes pondérés dans l'optique d'améliorer les performances de reconnaissance. Dans ce contexte, nous avons présenté dans ce chapitre la biométrie multimodale. Après avoir présenté les limitations des systèmes

biométriques, lorsqu'ils utilisent une seule modalité biométrique ainsi que les avantages des systèmes multimodaux, nous avons présenté les différents types de combinaisons des modalités possibles, les architectures et les niveaux de fusion qui peuvent être utilisés dans un système multimodal. La fusion au niveau des scores est le type de fusion le plus utilisé. Cependant, toutes les méthodes de combinaison des scores ne peuvent être utilisées que si tous les scores issus des sous-systèmes sont homogènes. Pour cela les méthodes de combinaison des scores nécessitent une étape préalable de normalisation des scores. De ce fait, la méthode de normalisation, *Min-Max*, qui modélise les distributions des scores afin de prendre en compte les spécificités de chaque système, a été présentée dans ce chapitre.

Chapitre 4

Modalités biométriques de la main

4.1 Introduction

L'USAGE aisé d'un système biométrique dépend des contraintes liées à l'acquisition et l'utilisation de la modalité biométrique choisie [86]. Afin de satisfaire cette exigence, les modalités biométriques liées à la main se présentent comme des technologies potentiellement puissantes. En fait, les personnes acceptent facilement les technologies biométriques basées sur les différentes modalités liées à la main en raison de leurs ergonomies. D'autant plus, ces technologies sont facile à les installer avec un coût raisonnable. Dans ce chapitre, nous allons présenter les différentes modalités biométriques extraites à partir de la main. Un état d'art sur les différents systèmes biométriques basés sur les empreintes palmaires, les empreintes des articulations des doigts ainsi que leurs combinaisons sera alors donnée dans ce chapitre.

4.2 Modalités biométriques liées à la main

Par rapport à d'autres modalités biométriques, les modalités biométriques extraites à partir de la main ont plusieurs avantages [87]. Les images acquises ont une faible résolution, les dispositifs de capture sont à coûts réduits et les caractéristiques de ces modalités sont stables, c'est pour ces raisons ces modalités ont récemment attiré une attention croissante dans la communauté. Contrairement à des technologies biométriques plus spéciales et moins courantes, les dispositifs utilisant la reconnaissance de la main ont prouvé leurs efficacités dans plusieurs domaines d'application. Plusieurs modalités usuelles sont liées à la main. Nous notons ici les modalités qui ont incité plus les chercheurs ces dernières années. Les caractéristiques de la géométrie de la main (*Hand Geometry*) incluent la longueur de la main, la largeur, l'épaisseur, la composition géométrique, la forme et la géométrie des doigts et la forme de la paume. Les caractéristiques de l'empreinte palmaire (*Palmprint*) se composent des

lignes principales et secondaires, rides et crêtes. Les caractéristiques de l’empreinte digitale (*Fingerprint*) se composent des rides, minuties et les points de delta. Les caractéristiques de l’empreinte des articulations des doigts (*Finger Knuckle Print-FKP*) incluent les lignes principales, les lignes secondaires et les crêtes. Dans le cadre de ce travail, nous nous intéresserons uniquement aux empreintes palmaires et les empreintes des articulations des doigts. Ainsi, nous présentons dans ce qui suit les travaux développés dans la littérature concernant ces deux modalités.

4.3 Etat de l’art

La reconnaissance biométrique basée sur les modalités de la main a attiré l’attention des chercheurs depuis quelques décennies, et reste encore un sujet de recherche attractif et ouvert. Ainsi, les domaines de la reconnaissance des formes, du traitement d’images et des statistiques ont été utilisés pour le développement des méthodes de la reconnaissance biométrique. En plus, les capacités grandissantes des moyens informatiques et l’existence des bases des données de grande taille ont permis de mettre au point des algorithmes et des approches de plus en plus complexes et par conséquent, les performances de reconnaissance se sont trouvées améliorées.

4.3.1 Empreintes palmaires

Les différentes approches proposées dans la littérature pour la vérification et l’identification d’empreinte palmaire ont révélé que l’empreinte palmaire contient principalement trois types d’information : texture, lignes et apparence. En se basant sur les caractéristiques extraites, les méthodes développées pour la vérification et l’identification de l’empreinte palmaire peuvent être divisées en trois catégories :

- Approches basées sur la texture en utilisant les méthodes telles que : ondelettes de Gabor, la transformée en cosinus discrète (*Discrete Cosinus Transform-DCT*), la transformée en ondelettes discrète (*Discrete Wavelet Transform-DWT*) ;
- Approches basées sur la mise en correspondance des lignes et la détection de ligne ;
- Approches basées sur l’apparence comme : FisherPalm, EigenPalm et le PCA à deux dimensions (*Two Dimensional Principal Component Analysis-2D-PCA*).

Dans notre travail, nous nous sommes intéressés aux méthodes classiques et aux approches qui ont apporté une originalité avec une avancée sensible dans le domaine. Notons que dans la reconnaissance des empreintes palmaires, trois types des représentations de l’empreinte peuvent être utilisées (figure 4.1). La plus populaire est la représentation de l’empreinte par une image en niveau de gris (NG). Le deuxième type est la représentation avec des images multispectrales (*MultiSpectral Palmprint-MSP*) ou avec des images hyperspectrales

(*HyperSpectral Palmprint-HSP*). Le troisième type est la représentation avec une image tridimensionnelle (3D).

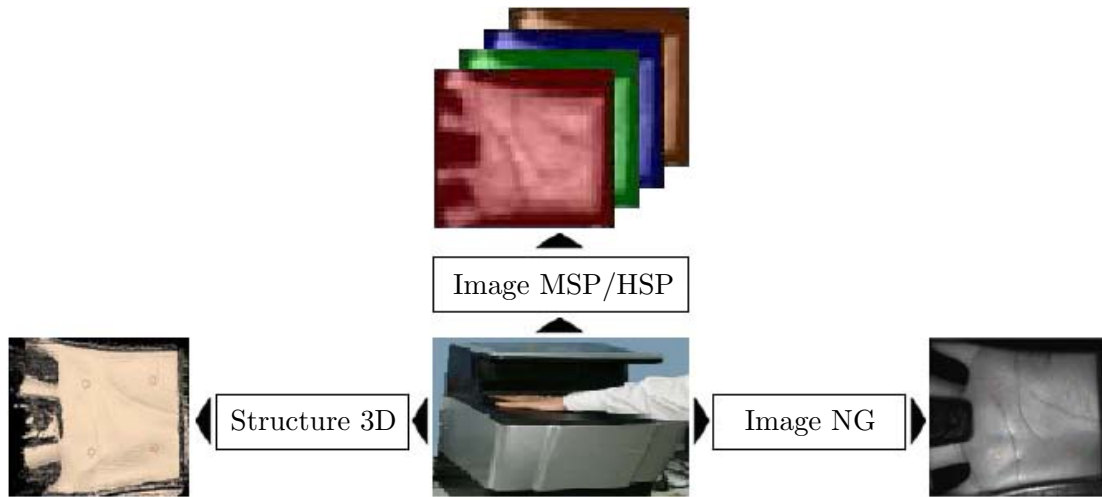


FIGURE 4.1: Représentations utilisées pour l’empreinte palmaire.

a) Représentation en niveaux de gris : En 2003, *David Zhang et al.* [88] ont développé une caméra pour capturer les empreintes palmaires. Les auteurs ont proposé une méthode de détection et d’extraction des caractéristiques locales de l’empreinte palmaire, basée sur la décomposition en ondelettes de Gabor. L’efficacité de cette méthode a été validée sous les deux modes opératoires, vérification et identification, et avec l’utilisation d’une base de données de 7752 images des 386 personnes, avec des variations dans la lumière et dans la pose. Un taux de reconnaissance de 98 % en moyenne et une erreur de 0.04 % ont été rapportés démontrant ainsi la robustesse de cette approche.

Ajay Kumar et al. [89] ont présenté un système basé sur la DCT. Le but est de démontrer l’utilité des coefficients de la DCT dans la vérification de l’empreinte palmaire. Il s’agit d’un système qui combine des données de la forme de la main et celles de l’empreinte palmaire pour améliorer la reconnaissance. La fusion de ces deux modalités est appliquée au niveau des scores. Les résultats expérimentaux, sur une base de données de 100 personnes, ont montré que la règle de produit des scores donne des bons résultats avec une erreur égale à 0.6 %.

Lei Zhang et al. [90] proposent une description de l’empreinte palmaire en utilisant la DWT suivie par un contexte directionnel pour chaque sous-bande. L’objectif est de collecter les coefficients prédominants pour toutes les lignes principales ainsi que les rides. Un ensemble des caractéristiques, inclus le centre de gravité, la densité et l’énergie, est alors défini pour caractériser l’empreinte palmaire avec les valeurs sélectionnées du contexte directionnel. Des tests évalués sur une base de données de 200 images des 50 personnes montrent que le système peut atteindre des résultats très satisfaisants.

Une approche basée sur les lignes est donnée par *Dapeng Zhang et al* [91]. Ils utilisent deux nouvelles caractéristiques pour la vérification d’empreinte palmaire, à savoir : l’invariance du point de référence (*datum point invariance*) et la mise en correspondance des caractéristiques de la ligne (*line feature matching*). En effet, les points de référence de l’empreinte palmaire sont définis. Ensuite, l’extraction des caractéristiques de la ligne et leur mise en correspondance sont proposées pour vérifier si les deux empreintes palmaires sont de la même paume. Les résultats expérimentaux obtenus montrent que les performances des algorithmes de reconnaissance restent faibles.

Par la suite, une autre contribution importante a émergé, il s’agit des travaux de *Ajay Kumar et al.* [92] qui reposent aussi sur les lignes de l’empreinte palmaire. Ils ont fusionné les caractéristiques de l’empreinte palmaire avec celles de la géométrie de la main afin d’améliorer les performances du système. Dans leurs travaux, les caractéristiques de l’empreinte palmaire et la géométrie de la main peuvent être acquises, en même temps, à partir de la même image, en utilisant un appareil photo numérique. Leurs résultats expérimentaux sur une base de données des 100 personnes prouvent la combinaison des caractéristiques de la géométrie de la main avec celles des empreintes palmaires à l’aide d’un simple capteur d’image.

Xiangqian Wu et al. [93] ont introduit l’approche des Fisherpalms. Une projection linéaire basée sur l’analyse discriminante linéaire de Fisher (*Linear Discriminant Analysis-LDA*) est utilisée pour projeter toutes les empreintes palmaires originales de grande dimension vers un espace nettement plus faible (espace *Fisherpalm*). La relation entre la précision de la reconnaissance et la résolution de l’image d’empreinte palmaire est également étudiée. Une haute précision ($> 99\%$) a été obtenue par la méthode proposée. Les résultats expérimentaux montrent aussi que cette méthode est simple, rapide et permettant une reconnaissance (identification ou vérification) en temps réel.

Guangming Lu et al. [94] proposent une méthode de reconnaissance d’empreinte palmaire basée sur la méthode *eigenpalms* (sous-espace propre). Par l’utilisation de PCA, les images originales sont transformées en un petit ensemble des composantes principales, appelées *eigenpalms*, qui sont les vecteurs propres de l’ensemble d’apprentissage. La reconnaissance consiste à projeter l’image dans un sous-espace constitué des composantes principales retenues et à calculer la distance euclidienne entre l’image et sa projection. Les résultats expérimentaux montrent l’efficacité de cette méthode en termes de taux de reconnaissance.

Wangmeng Zuo et al. [95] ont raffiné la méthode basée sur le PCA dans le but de caractériser les empreintes palmaires par un sous-espace de composantes principales à deux dimensions (2D-PCA). Le PCA à deux dimensions est une méthode de représentation d’image récemment développée pour la reconnaissance. Dans ce travail, les auteurs proposent une matrice de distance métrique assemblée (*Assembled Matrix Distance-AMD*) pour mesurer la distance

entre deux matrices. Les résultats expérimentaux montrent que cette méthode est très efficace pour la reconnaissance.

b) Représentation en multispectrales et/ou hyperspectrales : Récemment, des images multispectrales et des images hyperspectrales ont été utilisées dans la reconnaissance biométrique. En effet, si nous arrivons à faire une évaluation et un traitement adéquats des images prises dans le domaine multispectral ou hyperspectral, nous pourrions obtenir des informations pertinentes sur le corps humain. La température de la peau ainsi que ses caractéristiques physiologiques, en présence de certaines ondes, peuvent nous fournir des données sur la régulation thermique des tissus humains et sur la cartographie veineuse spécifique à chaque individu.

Bien que très peu de chercheurs ont étudié l'identification biométrique basée sur les images hyperspectrales, la plupart d'entre eux se tournent généralement vers l'identification biométrique basée sur les images multispectrales.

■ **Représentation en multispectrales :** *Dong Han et al.* [97] ont présenté un système de reconnaissance d'empreinte palmaire multispectrale, en considérant différentes bandes spectrales, y compris rouge, vert, bleu et infrarouge pour caractériser les images des empreintes palmaires. Le système de codage concurrentiel (*Competitive Coding Scheme*) est adopté comme un algorithme de comparaison (mesure de similarité). En fusionnant toutes les bandes spectrales (en utilisant la méthode de fusion au niveau image basé sur la transformée en ondelettes), les résultats des tests de vérification montrent que la fusion donne un meilleur résultat par rapport au résultat d'une seule bande spectrale.

Zhenhua Guo et al. [98] ont comparé les performances d'un système biométrique basé sur la reconnaissance d'empreinte palmaire à l'aide d'une lumière blanche et des lumières non blanches (six autres lumières de couleurs différentes). Les expériences sur une grande base de données ont montré que la lumière blanche ne possède pas une illumination optimale pour la reconnaissance d'empreinte palmaire.

Ying Hao et al. [99] ont proposé une méthode pour améliorer les performances d'un système de vérification d'empreinte palmaire par la fusion au niveau des pixels des images multispectrales d'empreinte palmaire. En utilisant différentes méthodes de fusion d'images, les résultats obtenus ont démontré l'amélioration des performances de reconnaissance par rapport à un système qui n'utilise que des images monochromes.

David Zhang et al. [100] ont proposé un système de vérification d'empreinte palmaire multispectrale. Dans leurs travaux, un dispositif d'acquisition de données est proposé pour capturer les images de l'empreinte palmaire sous différentes illuminations, puis utiliser une

représentation basée sur les orientations pour les images de l’empreinte palmaire multispectrale. Le schéma de fusion au niveau des scores a été utilisé. Les résultats expérimentaux ont démontré l’efficacité de la fusion de toutes les bandes multispectrales par rapport à une seule bande spectrale utilisée.

D’autre part, *Zohaib Khan et al.* [101] ont mis au point un prototype d’un système d’empreinte palmaire multispectrale basé sur la représentation du contour. Cette représentation est obtenue à partir de la transformée en Contourlet. Les résultats de la vérification ont montré que la représentation du contour réalise une bonne performance par rapport aux méthodes trouvées dans plusieurs littératures.

Jin-Rong Cui et al. [102] ont utilisé l’analyse discriminante linéaire basée sur l’image (*Image-Based Linear Discriminant Analysis-IBLDA*) et la fusion des quatre bandes de l’image d’empreinte palmaire. Les quatre bandes de l’image sont divisées en deux groupes, puis construire une matrice complexe en utilisant les deux bandes de chaque groupe. Les expériences ont montré que le taux de reconnaissance plus élevé peut être atteint lorsque la méthode IBLDA est utilisée.

Xingpeng Xu et al. [103] ont proposé une nouvelle méthode pour les images multispectrales basée sur un modèle de quaternion. Ainsi, l’image multispectrale d’empreinte palmaire est représentée par une matrice de quaternion. Ensuite une transformation par le PCA et la DWT ont été appliquées sur la matrice, respectivement, afin d’extraire les caractéristiques de l’empreinte palmaire. Les résultats expérimentaux ont montré que la matrice de quaternion peut atteindre un taux de reconnaissance élevé.

■ **Représentation en hyperspectrales :** L’imagerie multispectrale fournit des informations supplémentaires par rapport à l’image traditionnelle d’empreinte palmaire observée. Cette image présente un nombre de bandes spectrales mesurées inférieur à dix. Ainsi, des informations supplémentaires additionnelles s’ajoutent par rapport à l’image multispectrale, par l’utilisation d’une représentation hyperspectrale. L’image hyperspectrale contient un nombre de bandes allant de dix à deux cents. Malgré qu’une base de données des empreintes palmaires hyperspectrales aujourd’hui est disponible, peu de travaux sur l’identification biométrique basée sur l’imagerie hyperspectrale ont été publiés.

Zhenhua Guo et al. dans [105] ont créé un système d’acquisition des images hyperspectrales dans plusieurs bandes consécutives ($420nm \sim 1100nm$). Ces images ont été analysées afin de sélectionner les meilleures bandes spectrales. Premièrement, un vecteur des caractéristiques est obtenu (par l’utilisation de 2D-PCA) et comparé avec celui de chaque bande spectrale. Ensuite, plusieurs combinaisons, en utilisant la fusion au niveau des scores, sont évaluées afin de sélectionner la meilleure combinaison. Les résultats expérimentaux obtenus montrent

que deux bandes spectrales peuvent fournir les informations discriminantes recherchées de l’empreinte palmaire. Ce travail pourrait également être utilisé pour guider les futurs systèmes d’identification basés sur des empreintes palmaires hyperpectrales.

Dans un autre travail, *Zhenhua Guo et al.* [106] ont fait la même chose avec l’utilisation d’un algorithme de classification. Basé sur un algorithme de clustering k -means, les auteurs proposent un nouvel algorithme pour classer les bandes spectrales. Leurs résultats expérimentaux montrent que trois bandes spectrales peuvent fournir le pouvoir discriminant le plus significatif de l’empreinte palmaire.

c) Représentation tridimensionnelle : Plusieurs méthodes ont été développées pour la reconnaissance d’empreinte palmaire (représentation 2D). Cependant, elles présentent un certain nombre de limitations liées à l’orientation de l’empreinte palmaire, à la pose, à l’éclairage, etc. Ces dernières années, on parle de plus en plus des techniques 3D pour la reconnaissance d’empreinte palmaire comme une solution alternative pour résoudre les problèmes cités ci-dessus. En effet, la richesse de l’information fournie par les mesures 3D permet de reconstruire la forme tridimensionnelle d’empreinte palmaire. Ce type de représentation est invariant aux changements d’illumination et de pose. Généralement, les méthodes développées utilisent des techniques multimodales 2D-3D qui combinent des mesures 2D et 3D, afin d’exploiter les avantages des deux techniques (2D et 3D) pour améliorer le taux de reconnaissance.

Les travaux de *David Zhang et al.* dans [108] s’inscrivent dans le cadre d’identification biométrique dédiée à la représentation 3D des empreintes palmaires. Les auteurs proposent trois méthodes d’extraction des caractéristiques : il s’agit des courbures moyennes de l’image (*Mean Curvature Image-MCI*), des courbures gaussiennes (*Gaussian Curvature Image-GCI*) et les types de surface (*Surface Types-ST*). Une technique rapide de mesure de similarité et une stratégie de fusion au niveau des scores sont ensuite utilisées afin de classer les empreintes palmaires 3D. Par ces expériences, ils montrent d’une part que l’identification des empreintes palmaires 3D peut atteindre un taux de reconnaissance très élevé et d’autre part, ils montrent également que l’utilisation de la représentation 3D à une forte capacité d’anti-contrefait.

Après la proposition d’une base de données des empreintes palmaires, obtenue à partir des contributions de 200 volontaires, *Wei Li et al.* [109] ont utilisé les courbures moyennes de l’image (MCI) pour représenter les caractéristiques des empreintes palmaires. Puis, la technique dite “*Competitive Coding*” est utilisée pour coder le motif de l’empreinte palmaire 3D selon leur MCI. Avec l’utilisation de la fusion au niveau des scores de MCI et leur CompCode, le système peut atteindre de bonnes performances avec une erreur égale à 0.284%.

Les travaux de *David Zhang et al.* [110] ont permis d’améliorer la précision et la robustesse du système d’identification des empreintes palmaires par l’exploitation, en même temps, des

traits 2D et 3D des empreintes palmaires. Une méthode dite “*surface curvature maps*”, pour l’image 3D, et le filtre de Gabor, pour l’image 2D, sont utilisés, respectivement, dans le processus d’extraction des caractéristiques. La fusion de ces deux caractéristiques est appliquée au niveau des scores. Des tests évalués sur une base de données des 73 personnes montrent que le système d’identification peut atteindre des résultats très satisfaisants.

Dans les travaux de *Jinrong Cui* dans [112], le vecteur des caractéristiques est représenté par l’algorithme dit “*Two-Phase Test Sample Representation-TPTSR*”. Avant d’appliquer TPTSR, la caractéristique globale d’empreinte palmaire est obtenue par le PCA. Les deux modalités, 2D et 3D, sont fusionnées au niveau des scores. Les expériences, conduites sur une base de données contient 8000 images, montrent que la combinaison des deux modalités permet d’atteindre des taux d’identification supérieurs à 95%.

4.3.2 Empreintes des articulations des doigts

L’objectif d’un système biométrique basé sur les FKP consiste à déterminer les caractéristiques des articulations des doigts d’un individu, telles que les lignes situées au niveau des articulations, pour différencier entre les personnes dans une tâche de reconnaissance. Généralement, les méthodes utilisées pour un système d’identification biométrique basé sur les FKP sont similaires aux méthodes utilisées pour les systèmes d’identification biométrique basés sur les empreintes palmaires, parce que les textures de ces deux modalités sont presque similaires. Ainsi, des algorithmes tels que l’ondelette de Gabor, la DCT, la DWT, la mise en correspondance par la corrélation, ...etc. peuvent être utilisés. L’avantage principal de la modalité FKP réside dans le fait que la main contient plusieurs doigts (figure 4.2), ce qui permet d’avoir un excellent taux d’erreur si on utilise la fusion de tous ces doigts. D’autre part, elle occupe une grande surface, et donc riche en informations biométriques, ce qui permet d’augmenter le taux d’identification du système biométrique.

Lin Zhang et al. [113] choisissent d’extraire les caractéristiques biométriques à l’aide d’une ondelette de Gabor. Leur contribution consiste en la conception d’un système biométrique basé sur la combinaison de l’information locale et globale pertinente à la modalité FKP. Particulièrement, les caractéristiques biométriques, qui représentent la mesure de l’orientation locale, sont obtenues à l’aide des filtres de Gabor. Cependant, plus l’échelle des filtres de Gabor augmente plus la transformation avec ces filtres converge vers la transformée de Fourier discrète (*Discrete Fourier Transform-DFT*) de l’image entière. Par conséquent, la DFT de l’image entière offre un ensemble de coefficients permettant de représenter l’information globale de la modalité FKP. Leurs résultats expérimentaux sur une base de données contenant 165 personnes indiquent que le système peut fonctionner avec une erreur égale à 0.402%. Les mêmes auteurs [114] ont combiné l’orientation et l’amplitude de l’information extraite par le

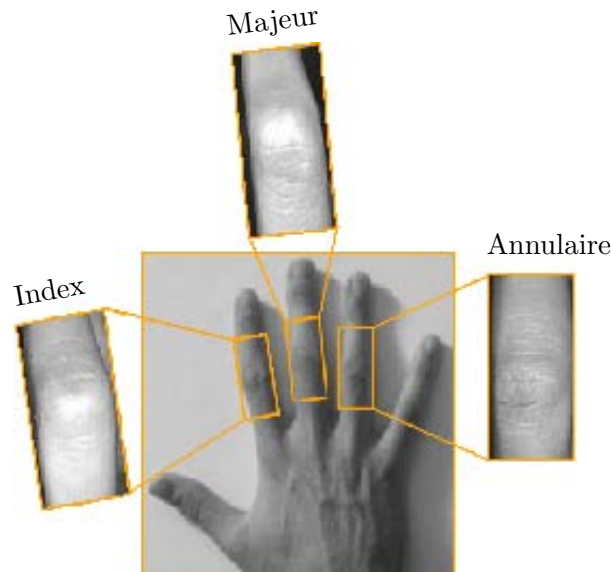


FIGURE 4.2: Empreintes des articulations des doigts : majeur, index et annulaire.

filtrage Gabor. Ils ont montré que la combinaison de tous les doigts permet d'atteindre des taux des erreurs nuls. Toujours avec la même technique (filtrage de Gabor), *Chetana Hegde et al.* [115] considèrent les points situés aux pics proviennent de l'image filtrée par un filtre de Gabor. Les distances entre ces points successifs sont calculées et stockées dans un vecteur des caractéristiques. Les résultats expérimentaux des auteurs, obtenus avec la même base de données, confirme sa minorité par rapport aux algorithmes de *Lin Zhang et al.*

Avec un certain capteur, les caractéristiques de la géométrie des doigts peuvent être acquises en même temps avec les caractéristiques de la modalité FKP à partir de la même image. Ceci a été expérimentalement observé dans *Ajay Kumar et al.* [116] où les auteurs ont intégré ces deux modalités pour améliorer davantage la précision d'un tel système. Les caractéristiques biométriques sont obtenues avec le PCA, LDA et l'analyse en composantes indépendantes (*Independent Component Analysis-ICA*). Les résultats expérimentaux de l'approche proposée ont confirmé l'utilité d'une telle approche pour l'identification des personnes.

Aussi, *Ajay Kumar et al.* [117] utilisent une transformée de Radon finie pour extraire les informations caractéristiques d'orientation des lignes d'articulation qui permettent la classification la modalité FKP. L'efficacité de cette approche est évaluée sur une base de données des doigts des 158 personnes. Les résultats obtenus pour la classification de la modalité FKP sont de l'ordre de 99%.

Lin Zhang et al. [118] ont appliqué la mise en correspondance des deux images de la modalité FKP par la corrélation. Ils ont utilisé la méthode de corrélation de phase à bande limitée (*Band-Limited Phase-Only Correlation-BLPOC*). En effet, la valeur de la corrélation est calculée en utilisant seulement les coefficients de phase. Les résultats présentés dans leurs travaux sont obtenus avec la même base des données que [113–115]. Leurs résultats

expérimentaux stipulent qu'avec la fusion des deux doigts, les performances du système peut atteindre 99.6%.

4.3.3 Fusion entre l'empreinte palmaire et l'articulation des doigts

Il est possible qu'un seul capteur des données biométriques puisse être mis en œuvre pour l'acquisition simultanément des deux modalités biométriques empreintes palmaires et modalité FKP. En effet, malgré cet avantage, peu de travaux dans le domaine de l'identification des personnes, basés sur la fusion des empreintes palmaires et la modalité FKP, ont été développé. Ceci peut être due au fait que l'empreinte de l'articulation du doigt est relativement une nouvelle modalité biométrique.

Zhu Le-qing et al. [120] ont proposé un système de fusion au niveau de décision provenant de trois modalités biométriques : empreinte palmaire, FKP et géométrie de la main. Pour les caractéristiques de FKP, les auteurs ont utilisé le gradient de l'image de doigt. Ensuite, un seuil est appliqué sur ce gradient, les points dont leurs valeurs sont supérieures à ce seuil ont eu la valeur 255 tandis que les restes ont eu la valeur 0. Pour l'extraction des caractéristiques liées à l'empreinte palmaire, le PCA est utilisée. Enfin, le vecteur des caractéristiques de la géométrie de la main peut contenir la longueur, le milieu et la largeur des doigts. Les résultats expérimentaux démontrent la faisabilité et l'efficacité de la méthode proposée.

Tadej Savic et al. [121] ont aussi utilisé les caractéristiques biométriques extraites à partir d'un ensemble de modalités liées à la main (géométrie de la main, empreinte palmaire, modalité FKP et empreinte digitale) pour la conception et le développement d'un système multimodal robuste de reconnaissance biométrique. Dans leur travail, les différentes modalités biométriques sont extraites à partir d'une seule image à niveau de gris ensuite les caractéristiques biométriques sont obtenues avec la technique LDA. La fusion des différents sous-systèmes est appliquée au niveau des scores. Les résultats expérimentaux montrent un taux d'erreur égal à 5×10^{-4} %, ce qui le rend suffisamment précis pour être utilisé dans les systèmes biométriques de haute sécurité.

Goh Kah Ong Michael et al. [122] présentent une technique de codage directionnel simple et robuste pour coder l'empreinte palmaire par une séquence de bits. D'autre part, les auteurs proposent un nouveau système pour extraire les caractéristiques de la modalité FKP en utilisant la transformée en ridgelets. Les scores des deux systèmes sont fusionnés en utilisant la méthode d'apprentissage SVM (*Support Vector Machine*). La fusion de ces traits conduit à un résultat encourageant pour la mise en œuvre pratique.

Les travaux de *Linlin Shen et al.* [123] visent à améliorer la précision du système d'identification biométrique, dans le cas où un seul échantillon est enregistré comme modèle (référence).

Cette amélioration peut être obtenue par l'intégration de plusieurs modalités biométriques de la main (par exemple, empreinte palmaire et modalité FKP). Dans leurs travaux, la fusion est appliquée au niveau de décision. En termes de taux d'identification, les résultats expérimentaux obtenus montrent que la fusion de ces deux modalités donne des bonnes performances par rapport à ceux obtenus par une seule modalité.

Aditya Nigam et al. [124] ont proposé une méthode basée sur l'algorithme de Lukas and Kanade. Le système proposé est testé sur une base de données multimodale créée par la fusion des deux bases de données accessibles au public (CASIA et PolyU). Les résultats expérimentaux obtenus montrent un excellent taux de reconnaissance avec un taux d'erreurs inférieure à 0,1%.

4.4 Conclusion

Les systèmes biométriques basés sur les différentes modalités biométriques de la main ont prouvé leur supériorité sur les systèmes utilisant une seule modalité biométrique. Cette supériorité est due au fait qu'ils sont pratiques et les utilisateurs les acceptent facilement en raison de leurs ergonomies. D'autant plus que l'installation de ces systèmes est facile et moins coûteuse. Plusieurs modalités biométriques peuvent être extraites à partir de la main. Dans ce chapitre, nous avons passé en revue les principales modalités biométriques liées à la main. Ensuite, nous avons détaillé les deux modalités biométriques les plus utilisées actuellement, à savoir l'empreinte palmaire et l'empreinte de l'articulation du doigt. Ainsi, un état de l'art sur les différents travaux réalisés dans la littérature a été donné dans ce chapitre.

Chapitre 5

Représentations des caractéristiques

5.1 Introduction

DANS un système de reconnaissance biométrique, après avoir fait l'acquisition d'une modalité, on réalise l'extraction des caractéristiques (*feature extraction*) dont le processus d'identification ou de vérification a besoin. Diverses techniques ont déjà été proposées pour l'extraction des caractéristiques biométriques liées à l'empreinte palmaire ou à la modalité FKP. En effet, une technique quelconque d'extraction des caractéristiques biométriques a toujours des avantages et des inconvénients [126]. Par exemple, le HMM est lent dans la phase d'enrôlement (enregistrement) mais plus rapide dans la phase d'identification ou de vérification, contrairement à l'approche utilisant la distance euclidienne. Cependant, il est à noter que si l'approche globale utilise moins d'espace de stockage, il est aussi, en revanche, moins efficace que l'approche locale.

5.2 Extraction de caractéristiques

Le processus de reconnaissance d'une personne utilise un critère spécifique pour reconnaître l'identité de cette personne. Pour cela, il faut exploiter et interpréter un certain nombre d'indices (ou caractéristiques) extraits d'une forme inconnue, la personne à reconnaître, de manière à produire une hypothèse sur son identité. En pratique, cette tâche de reconnaissance n'est pas facile à réaliser avec une précision exacte [127]. Ceci est due principalement au choix des caractéristiques extraites qui doivent être représentatives de l'identité de la personne à reconnaître. Ce choix est important car il conditionne toute la méthodologie mise en œuvre

pour la reconnaissance. Enfin, en supposant que ces caractéristiques sont connues, il est souvent difficile de définir un ensemble de règles permettant de les exploiter. De nombreux types des caractéristiques peuvent être utilisées pour représenter et identifier l'image de l'empreinte, telles que les lignes et la texture. Diverses techniques ont déjà été proposées pour l'extraction des différentes caractéristiques biométriques. Bien que ces techniques ont donné des bons résultats, divers changements au niveau des images présentent, cependant, un grand défi aux systèmes de reconnaissance qui doivent être robustes vis-à-vis ces changements.

5.2.1 Filtre de Gabor

Pour les applications nécessitant une analyse par orientations, les fonctions de Gabor produisent une décomposition en ondelettes très utilisée [128]. De nombreuses applications en traitement d'images font appel à l'utilisation des ces types des fonctions, comme par exemple l'analyse de textures ou objets par attributs fréquentiels. En effet, les lignes de l'empreinte sont caractérisées par leur fréquence locale et leur orientation. En utilisant des filtres de Log-Gabor [129, 130] bien choisis, il est possible d'en extraire les caractéristiques biométriques. Cependant, lorsque ceux-ci sont correctement paramétrés, ils permettent de préserver les lignes et fournissent des informations sur l'orientation locale de la texture. Dans le domaine fréquentiel, la réponse (f_{Gb}) de filtre de Log-Gabor 1D se définit comme :

$$f_{Gb} = \exp \left[\frac{-(\log(f/f_o))^2}{2(\log(\sigma/f_o))^2} \right] \quad (5.1)$$

où f_o est la fréquence centrale et σ dénote la variance. L'application de filtre de Log-Gabor exige un choix empirique de paramètres de filtre (f_o et σ). Ces paramètres empiriques sont très difficiles à déterminer et c'est l'un des inconvénients des approches basées sur ce filtre.

a) Génération des templates : La plupart des systèmes biométriques ne comparent pas directement les données acquises (image, son, ...etc.). On utilise plutôt différentes méthodes mathématiques pour réduire les données mais avec conservation de l'information essentielle permettant ainsi de caractériser deux images. La représentation de Log-Gabor d'une image I est la convolution de cette image avec le filtre de Log-Gabor définie par :

$$I_{Gb}(x, y) = f_{Gb}(x, y) * I(x, y) = \sum_{m=0}^{N-1} \sum_{n=0}^{N-1} f_{Gb}(m, n) I(x - m, y - n) \quad (5.2)$$

où $*$ dénote l'opérateur de convolution et I_{Gb} est le résultat de la convolution de l'image par le filtre. Comme le filtre de Log-Gabor a une forme complexe, il est important d'utiliser les informations données par la partie *réelle* et celles données par la partie *imaginaire* des coefficients de Gabor [131]. En effet, plusieurs travaux montrent que l'utilisation de la partie

réelle ou de la partie imaginaire est beaucoup moins discriminante si les deux parties sont utilisées en même temps. Cependant, la combinaison de ces deux parties (en *amplitude* ou en *phase*) améliore les performances de façon significative. Les différents traitements pour extraire les caractéristiques discriminantes de l’empreinte sont les suivants :

- Une opération de normalisation est appliquée pour augmenter le contraste de l’image ;
- Ensuite, filtrer l’image avec le filtre de Log-Gabor pour obtenir les caractéristiques de l’image sous forme de deux représentations (*réelle* et *imaginaire*). Ces deux représentations sont utilisées afin de calculer l’*amplitude* ($\mathcal{A}_{I_{Gb}}$) et la *phase* ($\Psi_{I_{Gb}}$), telles que :

$$\rightsquigarrow \text{Phase} \quad \Psi_{I_{Gb}}(x, y) = \arctan \left[\frac{\text{Im}[I_{Gb}(x, y)]}{\text{Re}[I_{Gb}(x, y)]} \right] \quad (5.3)$$

$$\rightsquigarrow \text{Module} \quad \mathcal{A}_{I_{Gb}}(x, y) = \sqrt{\text{Re}[I_{Gb}(x, y)]^2 + \text{Im}[I_{Gb}(x, y)]^2} \quad (5.4)$$

Dans la littérature on utilise souvent la *phase* pour constituer le vecteur des caractéristiques. Certains sont orientés vers l’utilisation de l’*amplitude* (*module*) qui contient des informations discriminantes importantes.

- Finalement, convertir chacune des représentations à une image binaire (codage). La technique utilisée est le seuillage. En effet, chaque point dans la représentation résultante est codé par un bit 0 ou 1 comme suit :

$$\Phi_{I_{Gb}}(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{si } \mathcal{R}_{I_{Gb}}(x, y) \geq \mathcal{T}_b \\ 0 & \text{si } \mathcal{R}_{I_{Gb}}(x, y) < \mathcal{T}_b \end{cases} \quad (5.5)$$

où $\mathcal{R}_{I_{Gb}}$ dénote la représentation ($\mathcal{R}_{I_{Gb}} \equiv \{\text{Re}_{I_{Gb}}, \text{Im}_{I_{Gb}}, \Psi_{I_{Gb}}, \mathcal{A}_{I_{Gb}}\}$). Le seuil utilisé pour $\text{Re}_{I_{Gb}}$, $\text{Im}_{I_{Gb}}$ et $\Psi_{I_{Gb}}$ est $\mathcal{T}_b = 0$. Cependant, pour $\mathcal{A}_{I_{Gb}}$, le seuil utilisé est donnée par :

$$\mathcal{T}_b = \kappa \times m \quad (5.6)$$

où m est la valeur moyenne du $\mathcal{A}_{I_{Gb}}$ et κ un nombre positif.

La figure 5.1 montre un exemple d’extraction de caractéristiques utilisant le filtre de Log-Gabor avec les quatre représentations résultat de la convolution d’une image originale (ex : empreinte palmaire) avec ce filtre. Ces différentes représentations de Log-Gabor (*réelle*, *imaginaire*, *phase* et *module*) vont nous permettre de constituer, chacune, un vecteur de caractéristiques unique (*Template*) pour reconnaître l’empreinte associée à une personne.

Le résultat (image binaire) représente le vecteur des caractéristiques avec les pixels noirs correspondent au fond de l’image et les pixels blancs correspondent aux caractéristiques biométriques de l’image. Dans le cas d’une représentation en amplitude (*module*), la figure 5.2 représente un exemple des vecteurs des caractéristiques pour différentes valeurs du seuil (différentes valeurs de κ).

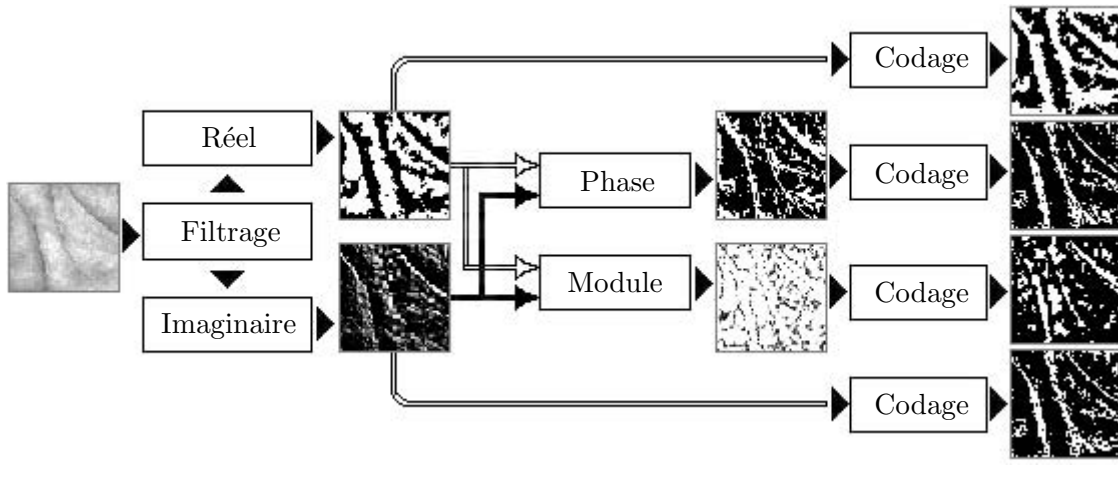
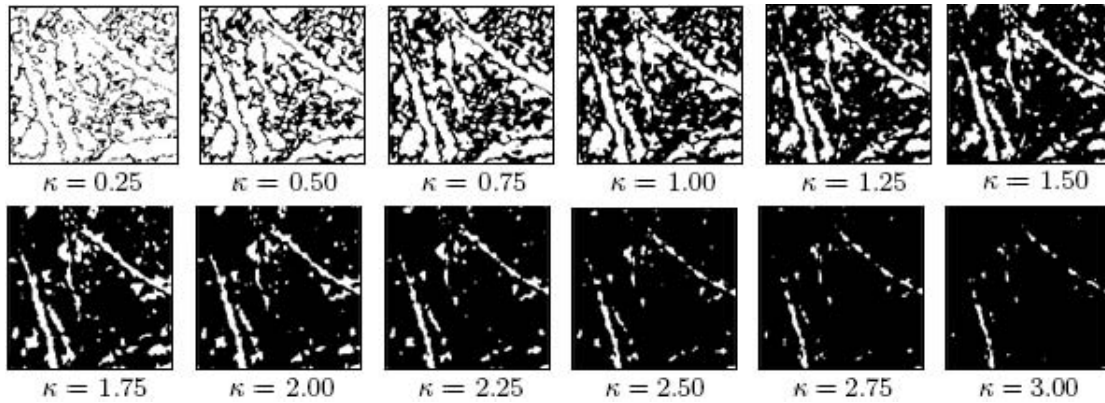


FIGURE 5.1: Génération des vecteurs des caractéristiques utilisant le filtre de Log-Gabor.

FIGURE 5.2: Vecteur des caractéristiques pour les différentes valeurs de κ .

b) Mesure de similarité : Les variations entre deux impressions d'une même empreinte proviennent notamment de la position de la main (doigt) sur le dispositif de capture d'empreinte (par exemple, l'utilisateur ne place pas sa main correctement et quelques pixels qui ne sont pas utilisables seront inclus dans les images). Pour cela on utilise un masque pour identifier l'endroit des pixels qui ne sont pas utilisables. La figure 5.3 représente une sous-image (*Region Of Interest-ROI*) et le masque correspondant.

La mesure du degré de similarité entre les caractéristiques de l'image originale et les caractéristiques de l'image de test est nécessaire pour l'évaluation des performances de la méthode de vérification ou d'identification biométrique utilisée. Les critères les plus usuels pour effectuer ce type de mesure sont les métriques. Ils sont basés sur des mesures mathématiques simples telles que les distances. Les caractéristiques biométriques de l'image originale

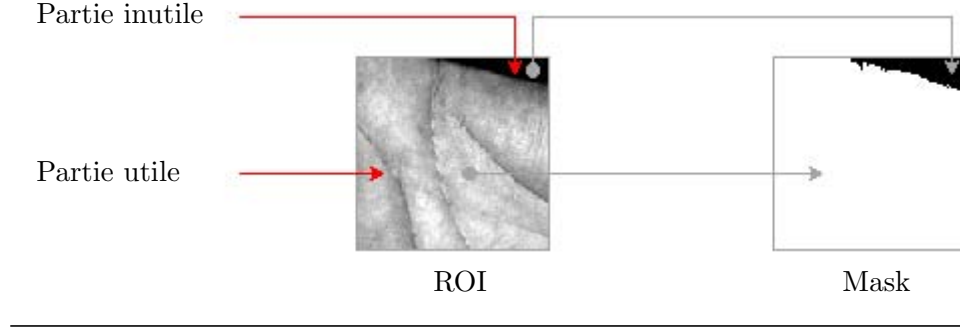


FIGURE 5.3: Masquage des pixels inutiles.

et celles de l'image de test sont binaires. Pour cela, nous avons utilisé la distance de Hamming normalisée [133]. Cette distance est une comparaison pixel par pixel et elle donne une réponse normalisée entre 0 et 1, avec la réponse 0 caractérise la correspondance parfaite. Elle est définie pour deux vecteurs Φ_P et Φ_Q des deux personnes P et Q par :

$$D_H = \frac{\sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^N M_P(x, y) \cap M_Q(x, y) \cap \Phi_P(x, y) \oplus \Phi_Q(x, y)}{\sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^N M_P(x, y) \cap M_Q(x, y)} \quad (5.7)$$

où M_P et M_Q sont les masques de P et Q . $\oplus$ est l'opérateur logique "ou-exclusif", $\cap$ est l'opérateur logique "ET logique". $N \times N$ est la taille du vecteur des caractéristiques. La segmentation de l'image ainsi que la détection de la paume (doigt) n'étant pas parfaites, une tolérance en translation (horizontale et verticale) par quelques pixels (par exemple, -4 jusqu'à 4) est appliquée au processus de comparaison.

5.2.2 Transformée en cosinus discrète

Le principe d'extraction des caractéristiques par une transformée consiste à fournir un mode de représentation de l'image autre que celui où l'on définit une valeur en chaque point. L'identification et la vérification sont alors effectuées par l'intermédiaire de ce nouveau mode de représentation. Cependant, la représentation spatiale de l'image n'est pas la plus adéquate pour déterminer les informations pertinentes de celle-ci [134]. La méthode qui a été retenue est une transformation pour passer du domaine spatial au domaine fréquentiel.

Durant la dernière décennie, la transformée par bloc a émergé comme transformation d'image dans la plupart des systèmes visuels [135]. Elle a été largement appliquée dans le traitement des images, en particulier, pour la compression des données et la reconnaissance de forme. Dans la transformée par bloc, l'image est subdivisée en sous-images ou blocs de taille réduite. En effet, le temps de calcul et l'espace de mémoire nécessaires pour effectuer un traitement sur une image sont très importants [136]. Ainsi, il est plus judicieux de faire les traitements sur plusieurs ensembles des données réduites plutôt que sur l'image entière.

La méthode la plus populaire pour la transformée par bloc est la transformée en cosinus discrète à deux dimensions (*2D Block based Discrete Cosine Transform-2D-BDCT*) [137]. Il est connu que, notre œil est moins sensible aux certaines données de l'image. La transformée en cosinus discrète nous permette de supprimer certaines données où l'œil humain n'aperçoit que très peu de différences. Ce qui revient à supprimer les hautes fréquences de l'image tout en gardant les données importantes qui sont représentées par les basses fréquences.

L'application de la DCT par blocs consiste à découper l'image, de dimensions $H \times W$, en blocs de taille fixe ($N \times N$) et transformer chaque bloc pour obtenir un bloc des coefficients de même taille. Ainsi, l'image f est découpée en blocs B_{ij} , avec $i \in \{0, 1, \dots, \eta_h - 1\}$, $j \in \{0, 1, \dots, \eta_w - 1\}$, où η_w représente le nombre de blocs horizontaux, η_h nombre de blocs verticaux, et η nombre de blocs totaux,

$$\eta_h \times \eta_w = \left\lfloor \frac{H}{N} \right\rfloor \times \left\lfloor \frac{W}{N} \right\rfloor = \eta \text{ blocs} \quad (5.8)$$

La transformation en cosinus discrète à deux dimensions est définie par :

$$F_{ij}(u, v) = \alpha(u)\alpha(v) \sum_{m=0}^{N-1} \sum_{n=0}^{N-1} f_{ij}(n, m) \psi(n, m, u, v) \quad (5.9)$$

avec

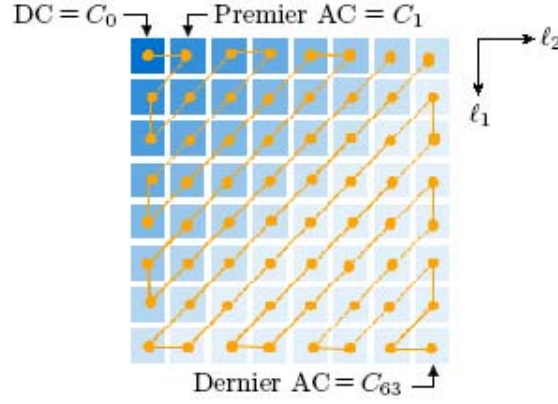
$$\psi(n, m, u, v) = \cos \left[\frac{(2n+1)u\pi}{2N} \right] \cos \left[\frac{(2m+1)v\pi}{2N} \right] \quad (5.10)$$

avec $u = v = 0 \dots N - 1$, $F_{ij}(u, v)$ sont les coefficients DCT des blocs B_{ij} , f_{ij} est la valeur d'intensité du pixel de bloc B_{ij} , et $\alpha(\bullet)$ est définie par :

$$\alpha(\gamma) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N}} & \text{si } \gamma = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}} & \text{si } \gamma \neq 0 \end{cases}$$

La DCT permet de décomposer les blocs en une matrice des coefficients qui représente l'influence de chaque fréquence constituant le bloc. La première valeur est l'équivalent de la valeur moyenne du bloc. Pour une ligne donnée, les différentes valeurs correspondent aux fréquences horizontales contenues dans le bloc. Pour une colonne donnée, les différentes valeurs correspondent aux fréquences verticales contenues dans le bloc.

a) Génération des templates : Une fois la DCT est calculée, on aura à récupérer les coefficients DCT. Pour un bloc B_{ij} , une matrice des coefficients couvre toutes les composantes fréquentielles de bloc. Ces coefficients sont organisés pour arriver à un vecteur des caractéristiques qui représente chaque bloc. Les coefficients avec des grandes amplitudes sont principalement situés dans le coin supérieur gauche de la matrice DCT. En conséquence, en parcourant la matrice DCT en zigzag à partir du coin supérieur gauche pour convertir le bloc en un vecteur (1D). La figure 5.4 montre les propriétés des coefficients DCT d'un

FIGURE 5.4: Modèle zigzag d'un bloc 8×8 .

bloc ($N = 8$), avec le modèle appelé zigzag [138]. Le coefficient DC qui se trouve au coin supérieur gauche, et qui est défini par l'équation 5.11, totalise la plupart de l'énergie. Les 63 coefficients restants dénotent les changements d'intensité dans le bloc, on les référence comme les coefficients AC.

$$F_{ij}(0,0) = C_0 = \frac{1}{N} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} f_{ij}(n,m) \quad (5.11)$$

Enfin, l'image est représentée par un vecteur des caractéristiques généré par la concaténation de tous les vecteurs caractéristiques des blocs. Cependant, si le vecteur de chaque bloc B_{ij} est représenté par :

$$o_{ij} = [F_{ij}(0,0), F_{ij}(0,1), F_{ij}(1,0), \dots, F_{ij}(\ell_1, \ell_2)]^T \quad (5.12)$$

$$= [C_0, C_1, C_2, \dots, C_\ell]^T \quad (5.13)$$

avec ℓ_1 et ℓ_2 , notamment ℓ , étant choisies de manière à maximiser le taux de reconnaissance. Alors le vecteur des caractéristiques de l'image entière est :

$$\mathcal{V}_{DCT} = [o_{11}, o_{12}, o_{13}, \dots, o_{\eta_h \times \eta_w}] \quad (5.14)$$

En tant que méthode globale d'extraction des caractéristiques, la DCT transforme les images (voir figure 5.5) de dimension élevée vers un espace de dimension faible dans lequel les traits importants de l'image, comme les lignes principales et les crêtes, sont maintenus. A cet effet, elle a été aussi utilisée pour la reconnaissance biométrique.

b) Mesure de similarité : Une fois les vecteurs des caractéristiques sont obtenus par le module de traitement, le système va effectuer un calcul de similarité entre un vecteur

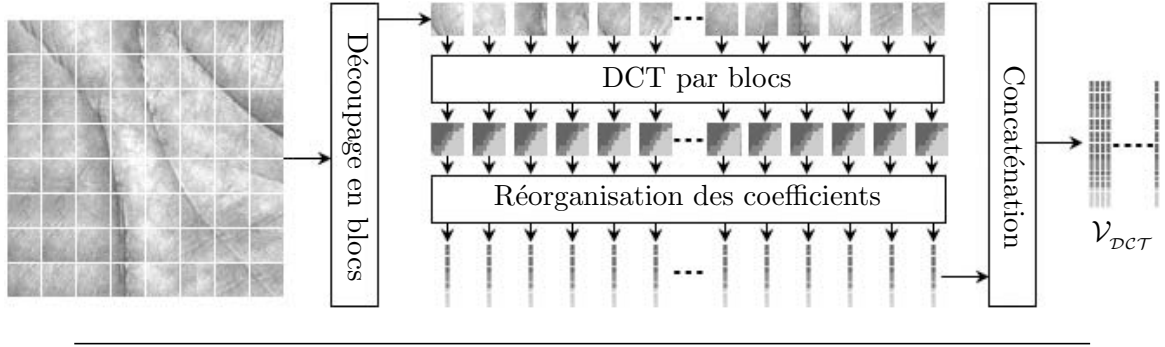


FIGURE 5.5: Génération des vecteurs des caractéristiques basée sur la DCT.

enregistré dans la base de données et un vecteur de test. Cette mesure peut être effectuée avec une distance. Nous avons choisi la distance euclidienne nommée somme des valeurs absolues des différences (*Sum of Absolute Difference-SAD*). Considérons deux vecteurs des caractéristiques $\mathcal{V}_{DCT}^t$ et $\mathcal{V}_{DCT}^r$, une telle distance est définie par :

$$D_{SAD} = \sum_{x=0}^{\ell} \sum_{y=0}^{\eta-1} |\mathcal{V}_{DCT}^t(x, y) - \mathcal{V}_{DCT}^r(x, y)| \quad (5.15)$$

c) **Reduction des bruits** : L'existence de bruit de fond ou de changement dans la direction d'éclairage influe directement sur les coefficients de la DCT et surtout sur les 3 premiers coefficients (la DCT est sensible aux limiers) [139]. Pour réduire les bruits et les effets de changement de direction d'éclairage nous utilisons la DCT modifiée (*DCT-mod*) [140].

↔ **DCT-mod** : Cette transformation ôte les trois premiers coefficients du vecteur formé par la DCT de bloc B_{ij} . En effet, la *DCT-mod* donne un vecteur des caractéristiques o_{ij}^1 représenté par :

$$o_{ij}^1 = [C_3, C_4, C_5, \dots, C_\ell]^T \quad (5.16)$$

Le vecteur original, o_{ij} , est de taille $\ell + 1$ et celle de o_{ij}^1 est de taille $\ell + 1 - 3 = \ell - 2$.

↔ **DCT-mod2** : Cette transformation remplace les trois premiers coefficients par leurs coefficients deltas dans les deux directions verticales et horizontales (*DCT-deltas*). Par l'utilisation des blocs voisins au bloc original, on définit le n^{eme} coefficient delta horizontal par $\Delta^h C$ et le n^{eme} coefficient delta vertical par $\Delta^v C$ avec une fenêtre symétrique d'ordre $K = 2k+1$.

$$\Delta^h C_n^{(i,j)} = \frac{\sum_{k=-K}^K k h_k C_n^{(i,j+k)}}{\sum_{k=-K}^K h_k k^2} \quad \Delta^v C_n^{(i,j)} = \frac{\sum_{k=-K}^K k h_k C_n^{(i+k,j)}}{\sum_{k=-K}^K h_k k^2} \quad (5.17)$$

La figure 5.6 montre un exemple de calcul des coefficients deltas horizontaux et verticaux avec une fenêtre d'ordre $K = 3$ ($k = 1$ et $h = [h_1, h_2, h_3]$). En effet, la *DCT-mod2* donne un



FIGURE 5.6: Calcul des coefficients deltas correspondant à une fenêtre 1D. (a) Coefficient deltas vertical et (b) Coefficient deltas horizontal.

vecteur des caractéristiques o_{ij}^2 représenté par :

$$o_{ij}^2 = [\Delta^h C_0, \Delta^v C_0, \Delta^h C_1, \Delta^v C_1, \Delta^h C_2, \Delta^v C_2, C_3, C_4, C_5, \dots C_\ell]^T \quad (5.18)$$

Le vecteur original, o_{ij} , est de taille $\ell + 1$ et celui de o_{ij}^2 est de taille $\ell + 1 + 3 = \ell + 4$.

↔ **DCT-mod-delta** : Cette transformation remplace tous les coefficients avec leurs coefficients deltas dans les deux directions verticales et horizontales. En effet, la DCT-mod-deltas donne un vecteur des caractéristiques o_{ij}^3 représenté par :

$$o_{ij}^3 = [\Delta^h C_0, \Delta^v C_0, \Delta^h C_1, \Delta^v C_1, \dots \Delta^h C_{\ell-1}, \Delta^v C_{\ell-1}, \Delta^h C_\ell, \Delta^v C_\ell]^T \quad (5.19)$$

Le vecteur original, o_{ij} , est de taille $\ell+1$ et celui de o_{ij}^3 est de taille $2 \times (\ell + 1) = 2 \times \ell + 2$.

5.2.3 Transformée en ondelette discrète

La transformée en ondelette présente de bonnes propriétés de décorrélation spatio-fréquentielle qui font d'elle un outil particulièrement adapté à la reconnaissance biométrique [141]. L'idée de base est de séparer entre les basses et les hautes fréquences d'une image. Les basses fréquences correspondent à une version grossière de l'image originale dans laquelle les valeurs des pixels ont été moyennées et où aucune variation brusque n'est observée d'un pixel à l'autre. Les hautes fréquences contiennent toute l'information sur les détails de l'image. On dit alors que l'énergie de l'image est concentrée dans les basses fréquences.

Les ondelettes ont été introduites par Morlet [142] et se définissent comme une famille de fonctions $\psi_{a,b}$. Elles sont générées par dilatations et par translations d'une fonction de base d'énergie finie. Une ondelette ψ est une fonction de moyenne nulle :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(x) dx = 0 \quad (5.20)$$

que l'on dilate d'un paramètre d'échelle a et que l'on translate de b :

$$\psi_{a,b}(x) = |a|^{-\frac{1}{2}} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad (b, a) \in \mathbb{R}^2, a \neq 0 \quad (5.21)$$

La transformée en ondelettes continue de f au temps b et à l'échelle a est définie par le produit scalaire de f et de l'ondelette $\psi_{a,b}$.

$$Wf(a, b) = \langle f, \psi_{a,b} \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) |a|^{-\frac{1}{2}} \psi^*\left(\frac{x-b}{a}\right) dx \quad (5.22)$$

La transformée en ondelettes $Wf(a, b)$ est la représentation bidimensionnelle d'un signal $f(x)$ monodimensionnel. Ceci indique l'existence d'une redondance, qui peut être réduite et même supprimée, par sous-échantillonnage des paramètres de cette transformée.

La transformée en ondelette continue ne peut pas être appliquée sur les signaux discrets. En plus, le calcul des coefficients à chaque échelle possible peut générer trop de données. Donc, on peut choisir un sous ensemble des échelles et positions. Une autre technique est la transformée en ondelette discrète (DWT). Bien que la transformée en ondelettes discrétisée rende possible le calcul de la transformée en ondelettes continue par un ordinateur, il ne s'agit pas d'une véritable transformée discrète. Les séries d'ondelettes ne sont qu'une version échantillonnée de la transformée continue. La DWT est considérablement plus facile à implémenter que la transformée continue. Elle consiste en l'application successive de paires de filtres passe-bas et passe-haut (h_o et g_o), suivis d'un sous-échantillonnage ($\downarrow$) de facteur deux. La transformée inverse consiste à appliquer une autre paire de filtres passe-bas et passe-haut ($\tilde{h}_o$ et $\tilde{g}_o$), précédés par un sur-échantillonnage ($\uparrow$) de facteur deux, comme l'illustre la figure 5.7.

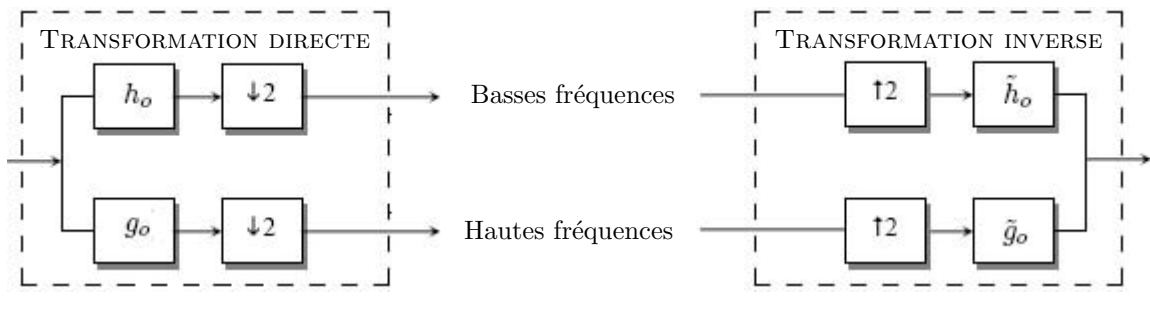


FIGURE 5.7: Filtrage par des filtres passe-haut et passe-bas.

La DWT 1D peut facilement être étendue à deux dimensions en appliquant les filtres successivement dans chacune des 2 dimensions de l'image. La décomposition en ondelettes d'une image se déroule donc de la manière suivante [142] : dans un premier temps, chaque colonne

de l'image 2D est décomposée en utilisant verticalement les filtres 1D. Cela produit deux sous-bandes, l'une correspondant aux basses fréquences verticales, l'autre aux hautes fréquences verticales (voir figure 5.8). Dans un second temps, les mêmes filtres 1D sont appliqués aux

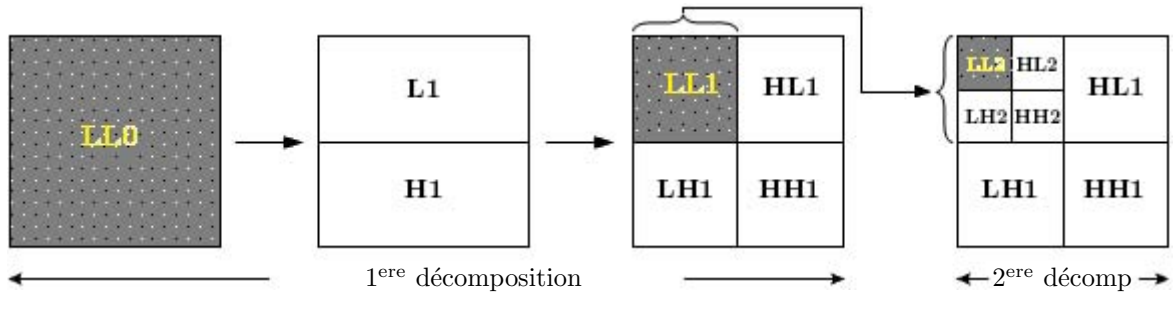


FIGURE 5.8: Décomposition en ondelettes à deux niveaux.

lignes des ces deux bandes. Chacune des deux bandes de départ est alors décomposée en deux nouvelles sous-bandes, l'une correspondant aux basses fréquences horizontales, l'autre aux hautes fréquences horizontales (voir figure 5.8). Au total, quatre sous-bandes sont donc générées à chaque niveau de décomposition. La décomposition suivante effectue le même processus sur la sous-bande LL, correspondant aux basses fréquences horizontales et verticales. La figure 5.9 illustre l'effet des différents filtres sur l'image originale.

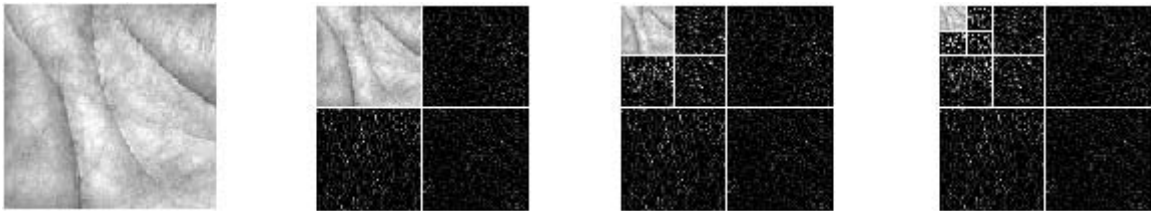


FIGURE 5.9: Exemple de décomposition en ondelettes.

a) Génération des templates : Comme nous l'avons vu concernant la décomposition en ondelettes, à chaque niveau une image est décomposée dans une version simplifiée et une version des détails. A chaque niveau une combinaison entre les différentes bandes peut être utilisée pour engendrer le vecteur des caractéristiques. A titre d'exemple, plusieurs vecteurs de caractéristiques possibles peuvent être exploités avec une décomposition en ondelettes sur trois niveaux [143]. La figure 5.10 présente quelques vecteurs des caractéristiques utilisant la bande de basse fréquence (approximation) et les deux détails horizontal et vertical. Généralement, ces vecteurs englobent la bande de basse fréquence, parce qu'elle concentre en particulier l'information discriminatoire de la modalité.

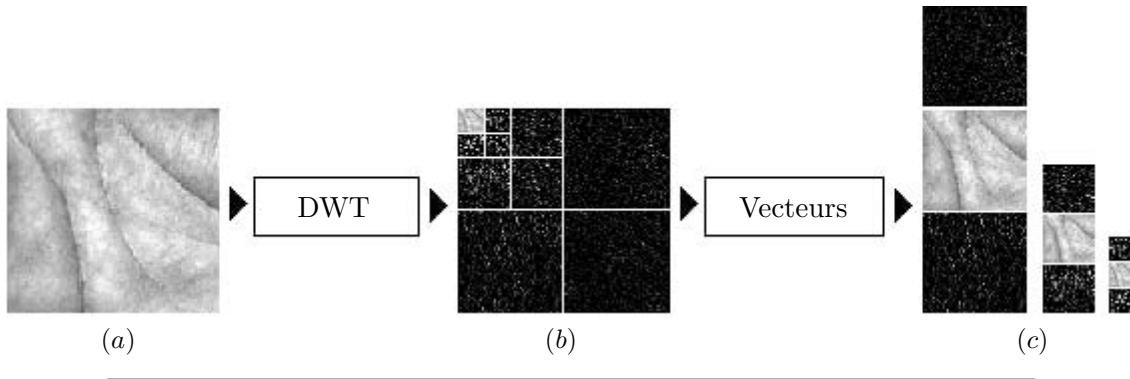


FIGURE 5.10: Génération des vecteurs des caractéristiques basée sur la DWT. (a) ROI sub-image, (b) Sous-bandes d'une décomposition en ondelettes et (c) Vecteurs des caractéristiques.

b) Lien entre 2D-BDCT et 2D-DWT : La théorie de la DCT peut fournir des représentations multirésolutions très similaires aux DWT pour pouvoir interpréter l'image sous une décomposition multi-niveaux [144]. Après la transformation de l'image avec la 2D-BDCT, les coefficients résultant doivent être réorganisés sous forme d'une représentation multirésolution. Par conséquent, si la taille de bloc est égale à $N \times N$, avec $N = 2$, chaque coefficient est copié dans une seule bande (voir figure 5.11). La 2D-BDCT concentre le contenu de bloc

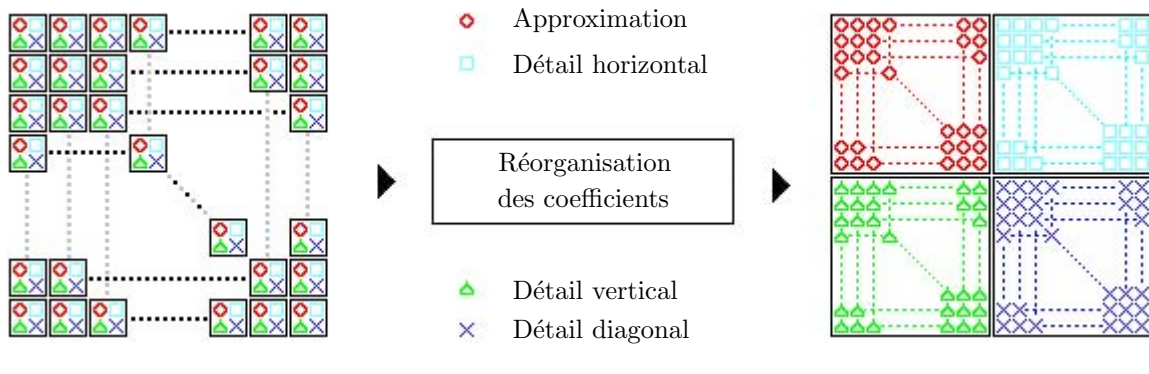


FIGURE 5.11: Réorganisation des coefficients de la DCT.

dans un nombre des coefficients relativement limités à la zone haut à gauche du bloc. Ainsi, les coefficients, où l'information est concentrée, ont été regroupés dans la bande de basse fréquence.

5.3 Modélisation de caractéristiques

5.3.1 Modèle de mélange gaussienne

Le besoin d'un modèle plus compact pour représenter le vecteur a poussé les chercheurs à développer des modèles de distribution de vecteur. Cette dernière est souvent représentée

sous la forme d'un modèle de mélange (mixture) des gaussiennes (*Gaussian Mixture Model-GMM*) [119, 145]. En effet, la densité de probabilité d'un mélange des gaussiennes à N composantes pour une variable aléatoire x s'exprime sous la forme suivante :

$$p(x|\theta) = \sum_{i=0}^N \pi_i \mathcal{N}(x; \mu_i, \Sigma_i) \quad (5.23)$$

sous la contrainte $\sum_i \pi_i = 1$ et $\forall i : \pi_i \geq 0$. π est le vecteur de poids de la mixture, $\mathcal{N}(x; \mu, \Sigma)$ est la loi gaussienne de moyenne μ et de variance Σ , $\theta = [\mu, \Sigma, \pi]^T$ est le vecteur de paramètre global du GMM. Si la variable aléatoire x est de dimension d alors, une mixture des gaussiennes est paramétrée par $N \times d$ paramètres de moyenne, $N \times d^2$ paramètres de variance, et N paramètres de poids. La densité d'une distribution normale de dimension d est exprimée par :

$$\mathcal{N}(x; \mu, \Sigma) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{d}{2}} |\Sigma|^{\frac{1}{2}}} \exp \left[-\frac{1}{2} (x - \mu)^T \Sigma^{-1} (x - \mu) \right] \quad (5.24)$$

L'estimation des paramètres du GMM a fait l'objet de nombreux travaux depuis l'introduction du modèle de mixture et la méthode la plus fréquemment utilisée aujourd'hui est celle du maximum de vraisemblance (*likelihood*) [146]. Pour calculer la vraisemblance d'une séquence $X = x_1, x_2, \dots, x_T$, pour un modèle paramétré par θ , le logarithme est généralement utilisé en considérant l'indépendance des réalisations de la séquence d'apprentissage. Posons la notation $\log(p(\bullet)) = \ell(\bullet)$, on a alors :

$$\log p(x|\theta) = \ell(x|\theta) = \sum_{t=0}^T \log \sum_{i=0}^N \pi_i \mathcal{N}(x; \mu_i, \Sigma_i) \quad (5.25)$$

La maximisation de la log-vraisemblance d'un modèle de mixture conduit en général à des équations de vraisemblance qui ne possèdent pas de solutions analytiques. Il existe toutefois

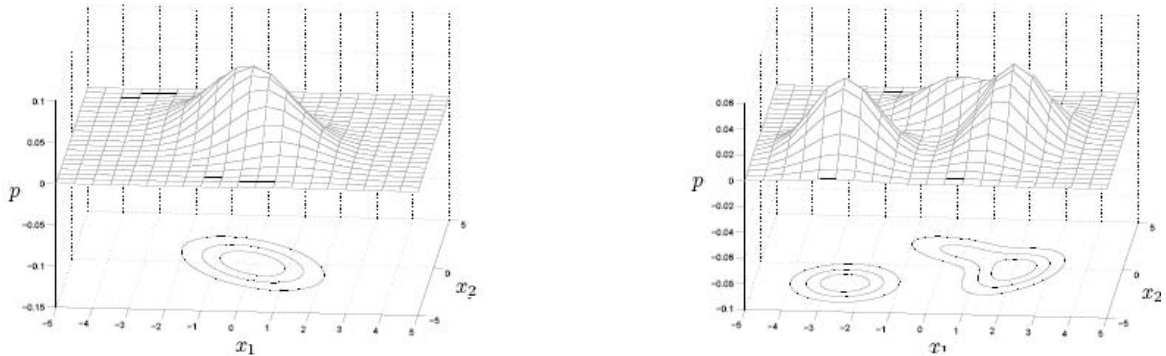


FIGURE 5.12: Exemple des mélanges des distributions gaussiennes à deux dimensions : (*gauche*) Une seule gaussienne ($\mu=[0, 0]$ et $\Sigma=[1.56, -0.97, -0.97, 2.68]$) et (*droite*) Trois gaussiennes ($\pi_1=0.40$, $\mu_1=[-2.5, -2]$, $\Sigma_1=[0.81, 0, 0, 1.44]$, $\pi_2=0.25$, $\mu_2=[0.5, 1.5]$, $\Sigma_2=[1.30, -0.66, -0.66, 1.30]$ and $\pi_3=0.35$, $\mu_3=[2.0, -0.5]$, $\Sigma_3=[0.69, 0.61, 0.61, 2.36]$)

différents algorithmes permettant de maximiser la log-vraisemblance quand les paramètres sont inconnus. Le plus utilisé d'entre eux est l'algorithme itératif *Expectation-Maximization-EM* [147]. La figure 5.12 illustre un exemple des mélanges des distributions gaussiennes.

5.3.2 Modèle de Markov caché

Les modèles de Markov connaissent actuellement un essor important en reconnaissance des formes grâce à leur capacité d'intégration du contexte et d'absorption du bruit. Historiquement, les modèles de Markov cachés (*Hidden Markov Model-HMM*) ont été introduits dans les années soixante par *Baum* et ses collaborateurs [107, 148]. Ils ont été ensuite utilisés dans les systèmes de reconnaissance de la parole à partir des années quatre-vingt, et appliqués après dans d'autres domaines tels que la bioinformatique et la reconnaissance des visages. Un HMM est un modèle statistique dans lequel le système modélisé est supposé être un processus Markovien avec des paramètres inconnus. Le défi est donc de déterminer ces paramètres à partir d'autres paramètres observables. Puis, les paramètres extraits peuvent ainsi être utilisés pour réaliser une analyse telle que la reconnaissance de formes.

Un HMM est défini comme un ensemble d'états, chacun d'entre eux associé à une distribution de probabilité. Les transitions entre les états sont régies par un ensemble de probabilités appelées probabilités de transition. Dans un état particulier, un résultat ou observation peut être généré conformément à la distribution de probabilité associée. Un modèle HMM est défini par les éléments suivants [149] :

- N : le nombre d'états du modèle. Les états seront notés s_i pour $1 \leq i \leq N$. On désigne un état au temps t par $q_t \in S = \{s_1, s_2, \dots, s_N\}$.
- M : le nombre de symboles d'observation. Les symboles seront notés v_j pour $1 \leq j \leq M$. On désigne un symbole au temps t par $o_t \in V = \{v_1, v_2, \dots, v_M\}$.
- A : la matrice de transition où sont définies les probabilités de transition entre les états. Ces probabilités $A = \{a_{ij}\}_{1 \leq i, j \leq N}$ sont définies comme :

$$a_{ij} = P(q_{t+1} = s_j | q_t = s_i) \quad (5.26)$$

- B : la matrice des probabilités d'observation, les probabilités $B = \{b_j(k)\}_{1 \leq j \leq N, 1 \leq k \leq M}$ sont associées aux états. Ces probabilités sont définies comme :

$$b_j(k) = P(o_t = v_k | q_t = s_j) \quad (5.27)$$

- π : le vecteur des probabilités initiales des états. Ce vecteur $\pi = \{\pi_i\}_{1 \leq i \leq N}$ est défini comme suit :

$$\pi_i = P(q_1 = s_i) \quad (5.28)$$

Par simplification, on désignera un HMM par le triplet $\lambda = \{A, B, \pi\}$. Dans un HMM, les contraintes suivantes doivent être respectées :

$$\sum_{i=1}^N \pi_i = 1 \quad (5.29)$$

$$\sum_{j=1}^N a_{ij} = 1, \quad 1 \leq i \leq N \quad (5.30)$$

$$\sum_{k=1}^M b_j(k) = 1, \quad 1 \leq j \leq N \quad (5.31)$$

La figure 5.13 montre quelques exemples des architectures possibles de HMMs en fonction des contraintes imposées sur les transitions entre états (transitions nulles) et sur les probabilités initiales. Ainsi, pour le modèle ergodique (voir figure 5.13.(a)), on a $\pi_i \neq 0$, $a_{ij} \neq 0$, $\forall i, j$ et pour les modèles gauche-droite (voir figure 5.13.(b)), $\pi_1 = 1$, $\pi_i = 0$, $a_{ii-1} = 0$, $j \leq i$ (pas de retour en arrière).

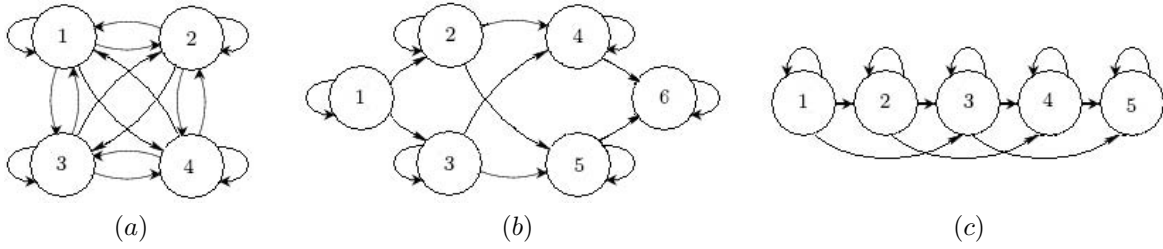


FIGURE 5.13: Exemples des architectures de HMM. (a) Modèle ergodique, (b) Modèle gauche-droite parallèle et (c) Modèle gauche-droite séquentiel

Une fois qu'un système est décrit comme un HMM, trois problèmes doivent être résolus. Les deux premiers sont des problèmes qu'on peut associer à la reconnaissance : étant donné un modèle de HMM, il faut déterminer la probabilité d'une séquence observée (c'est le problème de l'évaluation) ; et, sachant un tel modèle de HMM et une telle séquence d'observations, il faut trouver la séquence d'états cachés dans le modèle la plus probable (c'est le problème de décodage). Le troisième problème est la génération d'un HMM sachant une séquence d'observations (c'est le problème d'apprentissage). Ces trois aspects du modèle de HMM sont détaillés dans l'**Annexe B**.

↔ **Modélisation des empreintes** : La reconnaissance d'une empreinte basée sur les HMM nécessite tout d'abord la transformation de l'empreinte en une séquence d'observations. Généralement, le choix de ces observations (vecteurs des caractéristiques) joue un rôle très important pour obtenir des modèles plus représentatifs. Pour cela, nous avons conçu une

méthode originale pour choisir ces observations [150]. Etant donné que nous cherchons à construire des observations qui soient bien indépendantes, notre première étape pour choisir ces observations est d'appliquer le PCA sur l'image entière ou une version transformée. Ainsi, soit I la représentation d'image dont leurs colonnes représentent l'ensemble des vecteurs de la base d'apprentissage. Le PCA [104] est utilisée pour produire un espace de taille réduite par rapport à celui des représentations originales. On calcule ensuite le vecteur moyen $\mathcal{I}$ de tous les vecteurs (colonnes). Ce vecteur peut être vu comme le centre de gravité de l'ensemble des vecteurs :

$$\mathcal{I} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_i \quad (5.32)$$

On ajuste ensuite les données par rapport à la moyenne. Le vecteur moyen est alors soustrait de chaque vecteur avec la formule suivante :

$$\hat{I}_i = I_i - \mathcal{I} \quad i = 1 \cdot N \quad (5.33)$$

On calcule ensuite la matrice de covariance de l'ensemble de données :

$$C = \sum_{i=1}^N \hat{I}_i \hat{I}_i^T = AA^T, \quad A = [\hat{I}_1, \hat{I}_2, \dots, \hat{I}_N] \quad (5.34)$$

Le nouvel espace réduit, qui constitue une base orthogonale, est déterminé en résolvant le problème suivant :

$$CU = U\Lambda \quad (5.35)$$

$U = [u_1, u_2, \dots, u_N]^T$ est la matrice des vecteurs propres de C , et Λ est la matrice diagonale avec les valeurs propres $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$ de C sur sa diagonale. Les coordonnées (en anglais "scores") des vecteurs de I sont simplement les projections sur les vecteurs propres, on peut les écrire comme : $\Phi = IU$. Les colonnes de Φ sont constituées des v ($v \leq N$) vecteurs orthonormés. En effet, quelques vecteurs ($n \leq v$) sont sélectionnés pour extraire des observations sur l'image. Cette sélection est basée sur les valeurs propres (λ_i) associées aux vecteurs propres. La détermination de la valeur optimale de n peut être basée sur l'étude du spectre des valeurs propres λ_i (voir figure 5.14). Autrement dit, le critère de sélection est basé sur l'information totale fournie par les n vecteurs propres. Cette information est fonction de l'énergie de la dimension, ϵ .

$$\text{INF } [\%] = 100 \times \epsilon \quad (5.36)$$

L'énergie de dimension des n premiers vecteurs propres est :

$$\epsilon = \frac{\sum_{i=1}^n \lambda_i}{\sum_{i=1}^N \lambda_i} \quad (5.37)$$

où λ_i est la valeur propre associée au i^{eme} vecteur propre,

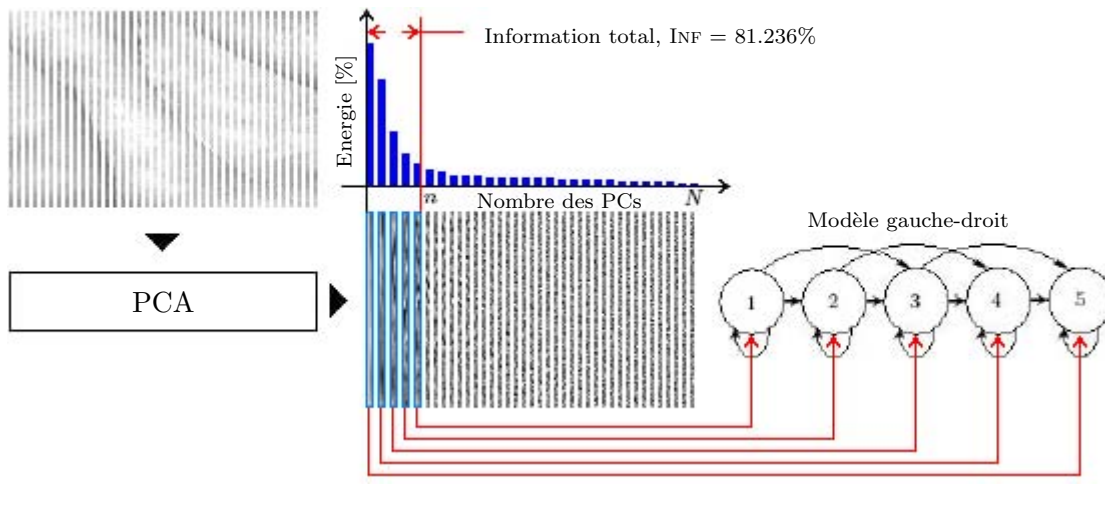


FIGURE 5.14: Schématisation du modèle gauche-droit avec 5 états dont les 5 premières composantes principales représentent les observations.

Dans nos travaux, l'empreinte est représentée par une séquence de vecteurs propres dont chaque vecteur propre est une observation. Le nombre de vecteurs propres doit être supérieur ou égal au nombre des états de HMM. La figure 5.14 présente les relations entre la séquence d'observations et les états de HMM. En plus, si le nombre de vecteurs est supérieur au nombre des états de HMM, les vecteurs additionnels sont dirigés vers les états les plus probables. Enfin, dans la phase de test, la mesure de similarité est basée sur le calcul de vraisemblance en utilisant l'algorithme de Viterbi. Cet algorithme est donné en détail dans l'[Annexe B](#).

5.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté quelques méthodes d'extraction et modélisation des caractéristiques. Nous avons donné des détails en plus sur les méthodes que nous avons développé, à savoir : la méthode basée sur le filtrage de Gabor ; la méthode de réduction des bruits dans l'empreinte ; l'exploitation des deux transformations, la 2D-BDCT et la DWT et enfin, la méthode de choix de séquence d'observations permettant de mieux modéliser l'empreinte (empreinte palmaire ou empreinte d'articulation du doigt) par le modèle de HMM.

Dans les chapitres suivants, nous allons présenter les résultats que nous avons obtenu sur les deux bases des données (empreinte palmaire et empreinte d'articulation du doigt) pour montrer, d'une part, l'efficacité de nos méthodes d'extraction de caractéristiques et faire ressortir, d'autre part, l'apport de la fusion d'informations sur les performances des systèmes ainsi développés.

Chapitre 6

Systèmes mono-biométrique

6.1 Introduction

DANS un système d'identification biométrique, l'empreinte à reconnaître est représentée par un vecteur obtenu par l'extraction des caractéristiques, qui qualifie et mesure un certain nombre de propriétés de cette empreinte. Cependant, la taille de ce vecteur peut être augmentée afin d'améliorer le taux d'identification du système, ce qui rend la mémoire intrinsèque (*system database*) plus grande et le système lourd en calcul (*time processing*), c'est le prix de cette robustesse. En revanche, ce vecteur peut être exprimé aussi comme un ensemble des paramètres d'un certain modèle, par exemple, le modèle HMM. La taille de l'ensemble des paramètres du modèle est souvent inférieure à la taille du vecteur des caractéristiques, ce qu'apporte une diminution importante de la taille de mémoire et du temps de calcul. Dans ce chapitre, nous nous intéressons tout d'abord à présenter les différents systèmes d'identifications biométrique basés sur un seul descripteur biométrique (paume de la main (PLM) ou l'articulation du doigt (FKP)), en utilisant les méthodes décrites dans le chapitre 5. D'autre part, si le descripteur possède plusieurs modalités, certains niveaux de fusion de ces modalités doivent être examinés. Ensuite, pour prouver une réelle différence entre les méthodes basées sur vecteurs et celle basées sur modèles, nous présenterons une étude comparative effectuée sur les différents systèmes proposés. Ces expérimentations seront réalisées sur deux bases des données récentes et mettront en évidence que notre méthode est plus efficace que plusieurs méthodes existantes.

6.2 Protocole d'évaluation

Dans ce travail, nous nous intéressons plus spécifiquement à la tâche d'identification. Notre système développé en mode *ouvert* et *fermé* peut aussi être utilisé dans le cadre d'une application de vérification. Nous cherchons à concevoir un système fiable pour des tailles de base

de données petites à moyennes, c.-à-d. allant de quelques dizaines à quelques centaines de personnes. Cette base de données est semblable au nombre d'employés des petites et moyennes compagnies. Dans le cadre de l'expérimentation réalisée dans cette phase d'identification, nous avons utilisé une base de données contenant 150 personnes (12 images pour chaque personne). Trois images de chaque personne, soit 450 images, sont utilisées pour construire la base de données des références (vecteur ou modèle) et les 1350 images restantes pour tester les performances des systèmes proposés. Ainsi, la distribution des imposteurs et des clients est générée par 100575 et 1350 comparaisons, respectivement.

6.3 Méthodes de représentation des caractéristiques

6.3.1 Représentation par vecteurs des caractéristiques (*Features*)

↔ **Système basé sur le filtre de Log-Gabor :** Nous présentons dans cette section les résultats des tests du système biométrique basée sur le filtre de Log-Gabor et opérant en mode identification ensemble ouvert. Les images utilisées sont les images des PLMs en deux représentations (Niveaux de Gris-NG et MultiSpectrale Palmprint-MSP) et les images des FKPs. Les paramètres optimaux de filtre de Log-Gabor que nous avons choisi empiriquement dans notre étude pour la fréquence centrale et la déviation standard sont, respectivement, $f_o = 0.056$ et $\sigma = 0.50$.

Afin d'évaluer l'efficacité du système d'identification, il faut tout d'abord évaluer les performances de la phase de binarisation si l'amplitude (*module*) de l'image filtrée est utilisée comme un gabarit biométrique (vecteur des caractéristiques). Différents gabarits ont été obtenus en appliquant plusieurs seuils de binarisation (plusieurs valeurs de κ). Cette partie consiste à étudier l'effet de la valeur du seuil sur les performances du système d'identification. Pour ce faire, le taux des clients acceptés (*Genuine Acceptance Rate-GAR*) du système en fonction des différents valeurs de κ ont été mesurés (voir figure 6.1.(a)). Les résultats de comparaison présentés dans cette figure ont été obtenus sur l'image de PLM en représentation NG avec une base de données comportant 150 personnes. D'après cette figure, il est clair que l'augmentation du κ influe sur le taux d'identification de système, en effet, pour $\kappa < \kappa_o$ ($\kappa_o = 1.00$) le GAR augmente lorsque κ augmente, puis passé par κ_o le GAR diminue. Cependant, la valeur 1.00 de κ_o offre le meilleur GAR (99.556 %) en comparaison avec les autres κ .

Comme nous l'avons vu dans le chapitre précédent, plusieurs gabarits biométriques peuvent être obtenus par la méthode d'extraction des caractéristiques basée sur le filtrage de Log-Gabor. Une comparaison des résultats obtenus par ces gabarits permettra une meilleure exploitation de cette méthode. Dans cette étude, les gabarits biométriques conçus pour l'identification sont extraits, pour chaque type de descripteur, par l'argument (*phase*) et l'amplitude (*module*) de l'image filtrée par le filtre de Log-Gabor.

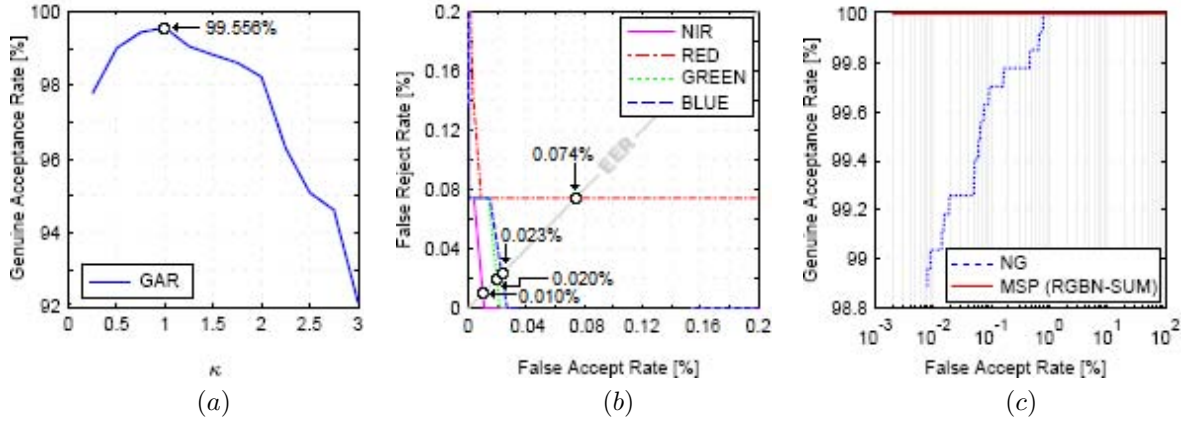


FIGURE 6.1: Performances d'identification ensemble ouvert des PLMs en utilisant le filtrage de Log-Gabor. (a) Choix du seuil de binarisation, (b) Courbes ROCs en respectant toutes les bandes spectrales et (c) Courbes ROCs de NG et la fusion de toutes les bandes spectrales.

La sélection de type de gabarit (*phase* ou *module*) consiste à comparer ces gabarits, afin de sélectionner le meilleur type utilisé. Pour pouvoir comparer ces deux gabarits, il faut pouvoir déterminer le gabarit qui permet la meilleure certitude (meilleure erreur). Les résultats de comparaison, en terme des taux d'erreurs égales (*Equal Error Rate-EER*), sont présentés dans le Tableau 6.1. Ce tableau montre les performances élevées de la méthode basée sur la *phase* pour toutes les modalités. Un excellent taux d'erreur est obtenu vis-à-vis de l'erreur du système si on utilise le *module* comme gabarit.

TABLE 6.1: Résultats d'identification de PLM basée sur le filtrage de Log-Gabor.

MÉTHODES	NG		MSP							
			RED		GREEN		BLUE		NIR	
	T_o	EER	T_o	EER	T_o	EER	T_o	EER	T_o	EER
<i>Module</i>	0.4854	0.444	0.2866	0.222	0.7130	0.222	0.7684	0.074	0.2396	0.027
<i>Phase</i>	0.3515	0.222	0.3491	0.074	0.3652	0.020	0.3441	0.023	0.3776	0.010

La figure 6.1.(b) montre les courbes caractéristiques (*Receiver Operating Characteristic-ROC*) du système en utilisant les PLMs en représentation MSP. La méthode d'extraction des caractéristiques basée sur la *phase* de l'image filtrée par le filtre de Log-Gabor est utilisée pour toutes les bandes spectrales. Il est clair, d'après cette figure, que la bande spectrale proche-infrarouge (*Near Infra-Red-NIR*) offre la meilleure EER (EER = 0.010%) avec un seuil $T_o = 0.2256$, en comparaison avec les autres bandes {rouge (RED), verte (GREEN) et bleu (BLUE)} conduisant à un taux d'identification plus grands (GAR = 99.990%). Les différentes couches et structures internes de la peau, notamment les courbes veineuses, peuvent être obtenues par la bande NIR. Ces caractéristiques sont bien représentées par le filtrage de Log-Gabor parce qu'elles sont sous formes des lignes. En effet, cette propriété peut expliquer la supériorité de cette bande vis-à-vis des autres bandes.

L'image MSP contient plusieurs modalités biométriques, par conséquent, la fusion de ces modalités permet d'obtenir un taux de reconnaissance supérieur (au maximum) aux taux de reconnaissance des mêmes modalités prises séparément. Dans notre méthodologie, la fusion au niveau des scores a été testée. Plusieurs combinaisons peuvent être obtenues en utilisant les quatre bandes spectrales de l'image MSP. Dans notre étude, nous avons utilisé seulement deux combinaisons, à savoir, la combinaison RGB (*Red-Green-Blue*), pour les systèmes qu'utilisent les images couleurs pour représenter les descripteurs biométriques, et la combinaison RGBN (*Red-Green-Blue-Near infrared*), pour les systèmes qu'utilisent les images multispectrales pour représenter les descripteurs biométriques. Le Tableau 6.2 montre les performances du

TABLE 6.2: Résultats d'identification multimodales de PLM basée sur le filtrage de Log-Gabor.

RÈGLES DE FUSION	ENSEMBLE OUVERT				ENSEMBLE FERMÉ			
	RGB		RGBN		RGB		RGBN	
	T_o	EER	T_o	EER	ROR	RPR	ROR	RPR
SUM	0.4460	0.024	0.3520	0.000	100.00	1	100.00	1
WHT	0.1408	0.005	0.0900	0.000	100.00	1	100.00	1
MIN	0.0837	0.013	0.0794	0.000	100.00	1	100.00	1
MAX	0.0941	0.074	0.1010	0.074	99.926	2	100.00	1
MUL	0.0110	0.047	0.0070	0.114	100.00	1	100.00	1

système en utilisant les deux combinaisons. D'après ce tableau, il est clair que la combinaison RGB porte une faible amélioration des performances par comparaison à celle offerte par la combinaison RGBN. Cependant, cette fusion conduit à une erreur nulle ($EER = 0.000\%$) dans le cas des règles SUM, WHT et MIN. Ce résultat permet de confirmer l'efficacité de la fusion multimodale dans les systèmes d'identification biométrique. Finalement, afin de montrer l'efficacité des systèmes basés sur les PLMs, les résultats de comparaison présentés dans la figure 6.1.(c) ont été obtenus par les deux représentations NG et MSP. La comparaison est effectuée entre les performances du système utilise la représentation NG et celles du système utilise la représentation RGBN (meilleur système). La comparaison montre que la combinaison RGBN dépasse largement la représentation NG.

Nous avons aussi testé les performances de la méthode dans un système d'identification opérant en mode *ensemble fermé*. La figure 6.2.(a), montre la courbe des scores cumulés (*Cumulative Match Curve-CMC*) du système basé sur les PLMs en représentation NG. D'après cette figure, ce système fonctionne avec un taux d'identification (*Rank One Recognition-ROR*) égal à 99.185% et un rang d'identification parfait (*Rank of Perfect Recognition-RPR*) égal à 45. La méthode a été aussi testée en utilisant la représentation MSP. La figure 6.2.(b) montre les courbes CMC du système en utilisant toutes les bandes spectrales. D'après les deux courbes de cette figure, les modalités qui maximisent le taux d'identification ($ROR = 100\%$) avec un minimum rang ($RPR = 1$) sont les bandes spectrales BLUE et GREEN, alors que les bandes spectrales RED et NIR peuvent améliorer les performances du système ($ROR = 99.926\%$ avec un $RPR = 11$) mais reste moins compétitives que les bandes BLUE et GREEN. Il est à remarquer que la bande NIR, qui donne une meilleure performance dans

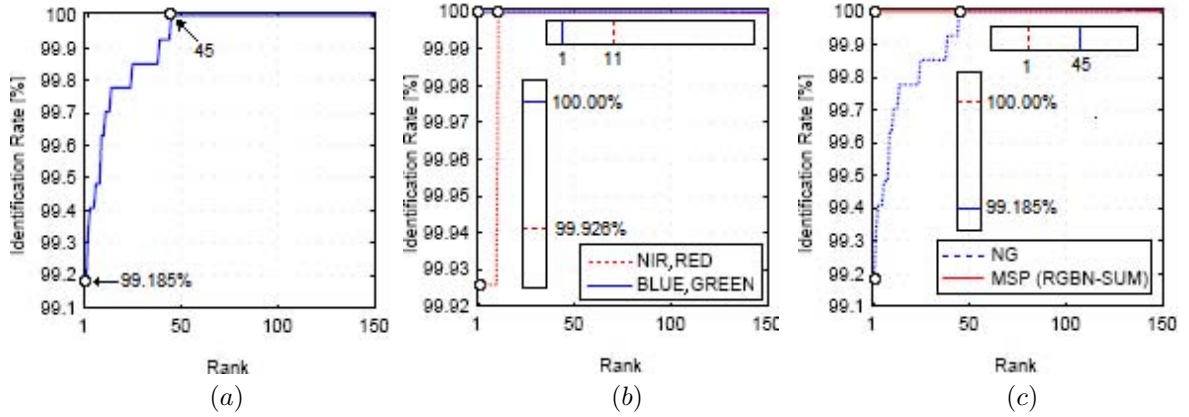


FIGURE 6.2: Performances d'identification ensemble fermé des PLMs en utilisant le filtrage de Log-Gabor. (a) Courbe CMC pour la représentation NG, (b) Courbes CMCs en respectant toutes les bandes spectrales et (c) Courbes CMCs de la représentation NG et la fusion de toutes les bandes spectrales.

le mode d'identification ensemble ouvert, n'a pas une forte influence sur le taux d'identification. Dans le Tableau 6.2 sont représentées les performances du système en utilisant les deux combinaisons possibles. On constate sur ce tableau que pour la combinaison RGBN, le système donne le meilleur résultat avec un ROR égal à 100% et un RPR égale à 1 et ceci avec toutes les règles de fusion. En outre, avec la combinaison RGB, le ROR est égal à celui de RGBN sauf pour la fusion basée sur la règle MAX qui donne un ROR égal à 99.926% et un RPR égal à 2. Enfin, la figure 6.2.(c) montre la supériorité de la combinaison RGBN par rapport à celle de NG.

D'autres expérimentations, basées sur les images des FKPs, ont été examinées pour l'évaluation du taux d'identification en fonction des types des gabarits extraits par le filtre de Log-Gabor. Le Tableau 6.3 nous donne les performances des différentes modalités biométriques

TABLE 6.3: Résultats d'identification de FKP basée sur le filtrage de Log-Gabor.

MÉTHODES	FKP							
	LIF		LMF		RIF		RMF	
	T_o	EER	T_o	EER	T_o	EER	T_o	EER
<i>Module</i>	0.4357	9.393	0.4419	9.311	0.4421	7.749	0.4349	9.342
<i>Phase</i>	0.4526	6.168	0.4617	6.222	0.4661	5.333	0.4766	6.175

(différents doigts) pour chaque gabarit (*module* et *phase*) en mode d'identification ensemble ouvert. Il est clair que l'erreur la plus faible a été réalisée par le gabarit représenté par la *phase* de l'image filtrée, et ceci pour tous les types des doigts. Le gain moyen d'amélioration de ce gabarit par rapport au gabarit représenté par le *module* est environ 33.20%. La figure 6.3.(a) montre les performances du système en utilisant les différents types des doigts. Le système fonctionne avec une EER égale à 6.168% avec un seuil $T_o = 0.4526$ dans le cas de l'index gauche (*Left Index Fingers-LIF*), si le milieu gauche (*Left Middle Fingers-LMF*) est utilisé, EER devient 6.222% avec un seuil $T_o = 0.4617$. L'utilisation du milieu droit (*Right*

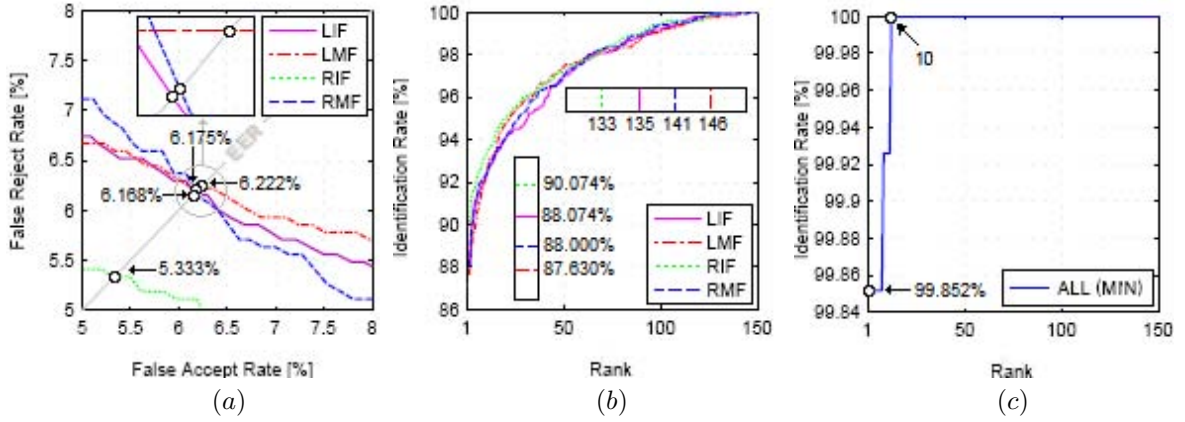


FIGURE 6.3: Performances d'identification des FKPs basée sur le filtrage de Log-gabor. (a) Courbes ROCs en respectant tous les types des doigts, (b) Courbes CMCs en respectant tous les types des doigts et (c) Courbe CMC pour la fusion des tous les types des doigts.

Middle Fingers-RMF) donne une EER égale à 6.175% avec un seuil $T_o = 0.47766$. Le milieu droit (*Right Index Fingers-RIF*) améliore les performances du système et donne un minimum d'erreur $EER = 5.333\%$ avec un seuil $T_o = 0.4661$.

Basé sur la fusion au niveau des scores, plusieurs combinaisons ont été testées en utilisant les différentes modalités (les différents types des doigts), afin d'arriver à un meilleur taux de reconnaissance. Les combinaisons testées sont les suivantes : l'index et le milieu de la même main (LIF-LMF et RIF-RMF) et tous les types des doigts (LIF-LMF-RIF-RMF notée ALL pour simplifier l'écriture). Le Tableau 6.4 présente les différentes erreurs obtenues pour chaque combinaison ainsi que les seuils correspondants pour toutes les règles de fusion. Comme on

TABLE 6.4: Résultats d'identification multimodales de FKP basée sur le filtrage de Log-Gabor.

RÈGLES FUSION	ENSEMBLE OUVERT						ENSEMBLE FERMÉ					
	LIF-LMF		RIF-RMF		ALL		LIF-LMF		RIF-RMF		ALL	
	T_o	EER	T_o	EER	T_o	EER	ROR	RPR	ROR	RPR	ROR	RPR
SUM	0.3423	1.630	0.3675	1.629	0.2790	0.148	95.482	82	95.185	123	99.333	19
WHT	0.3423	1.630	0.3702	1.674	0.2872	0.148	95.407	84	95.185	123	99.333	17
MIN	0.2472	1.778	0.2408	1.407	0.2011	1.522	97.481	91	97.556	125	99.852	10
MAX	0.4702	4.093	0.4485	3.187	0.4789	3.657	92.593	128	91.407	145	93.482	142
MUL	0.1762	1.722	0.1723	1.333	0.1711	1.522	97.407	88	97.482	127	99.852	12

peut le voir sur ce tableau, la fusion de tous les types des doigts (ALL) améliore sensiblement les résultats. Dans le cas des règles SUM et WHT, l'erreur est réduite à 0.148% pour les seuils 0.2790 et 0.2872, respectivement. Cette amélioration est d'environ 97.25% par rapport au système basé sur le RIF. Pour les autres combinaisons, une certaine amélioration est portée sur les taux d'erreur. D'une façon générale, pour les systèmes qui n'exigent pas une limitation vis-à-vis de la taille de base de données et le temps de calcul, cette amélioration est considérée très efficace. Par contre, pour les applications de vérification, par exemple une carte à puce, la taille de base de données peut poser un problème parce que la carte à puce possède une mémoire limitée.

Pour le mode d'identification ensemble fermé, la figure 6.3.(b) illustre les résultats des tests pour tous les types des doigts. On voit dans cette figure que le RIF donne toujours le meilleur résultat avec un ROR = 90.074% et un RPR = 133. Dans ce mode aussi, la fusion des différents types des doigts est testée et les résultats, des trois combinaisons, sont résumés dans le Tableau 6.4. Selon ce tableau, nous remarquons que les résultats obtenus (ROR et RPR) sont fortement influencés par la fusion des données, où nous avons un maximum ROR égal à 99.852% et un minimum RPR égal à 10 pour la fusion de tous les types des doigts (ALL) avec la règle MIN. La figure 6.3.(c) permet de mieux montrer cette influence. Néanmoins, il est à noter que l'amélioration apportée dans ce cas (9.800%) est faible par rapport à l'amélioration apportée à l'identification ensemble ouvert ($\simeq 97.250\%$).

↪ **Système basé sur la DCT :** Nous présentons, dans cette section, les principales expérimentations d'évaluation des systèmes basés sur la DCT. Dans ces expérimentations le gabarit d'identité biométrique de l'empreinte est extrait en appliquant la DCT par bloc et la DCT par bloc avec des coefficients améliorés (DCT-mod, DCT-mod2 et DCT-mod-delta). Avant de présenter de manière détaillée les performances des systèmes, nous déterminons expérimentalement la meilleure méthode d'extraction des caractéristiques. Pour cela, nous

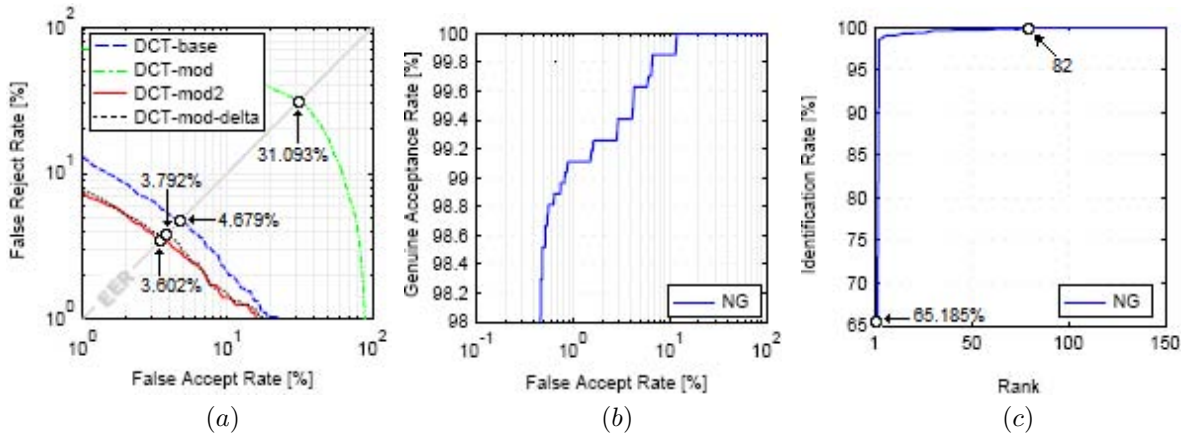


FIGURE 6.4: Performances d'identification des PLMs (NG) basé sur la DCT. (a) Courbes ROCs en respectant toutes les variantes de la DCT, (b) Courbe ROC et (c) Courbe CMC.

avons conçu une comparaison entre les quatre méthodes (DCT-base, DCT-mod, DCT-mod2 et DCT-mod-delta) pour choisir la plus performante. Le critère de choix est basé sur la valeur la plus basse de l'erreur (EER). Les expériences sont effectuées sur la modalité LIF des FKPs et les résultats de comparaison sont présentés dans la figure 6.4.(a). La figure montre bien la supériorité de la méthode DCT-mod2 par rapport aux autres méthodes avec une erreur égale à 3.602%. En revanche, la méthode DCT-mod est la méthode la moins performante (31.053%). Ces résultats montrent l'importance des trois premiers coefficients de la DCT, ce qui justifie le rapprochement entre les deux méthodes DCT-mod2 et DCT-mod-delta (3.602% $\simeq$ 3.792%). Cependant, la méthode DCT-mod-delta donne des vecteurs des caractéristiques

de tailles importantes que ceux obtenus par la méthode DCT-*mod2*. De ce fait, nous avons choisi la méthode DCT-*mod2* pour établir les différents systèmes.

TABLE 6.5: Résultats d'identification de PLM/FKP basée sur la DCT.

ENSEMBLE	NG		FKP							
			LIF		LMF		RIF		RMF	
	T_o	EER	T_o	EER	T_o	EER	T_o	EER	T_o	EER
ouvert	0.1860	0.890	0.0981	3.602	0.1022	3.773	0.1063	3.900	0.1042	3.007
	ROR	RPR	ROR	RPR	ROR	RPR	ROR	RPR	ROR	RPR
fermé	65.185	82	87.259	100	86.296	106	85.259	121	89.185	76

La meilleure méthode retenue est appliquée sur les PLMs afin d'évaluer les performances d'identification. Les résultats d'identification (ensemble ouvert et fermé) sont illustrés dans le Tableau 6.5. Dans le cas d'identification ensemble ouvert, le système engendre une faible erreur égale à 0.890% avec un seuil égal à 0.1860. La figure 6.4.(b) montre la courbe ROC de ce système. Les performances en mode ensemble fermé sont très mauvaises (ROR = 65.185% et RPR = 82). Finalement, la figure 6.4.(c) montre la courbe CMC du système.

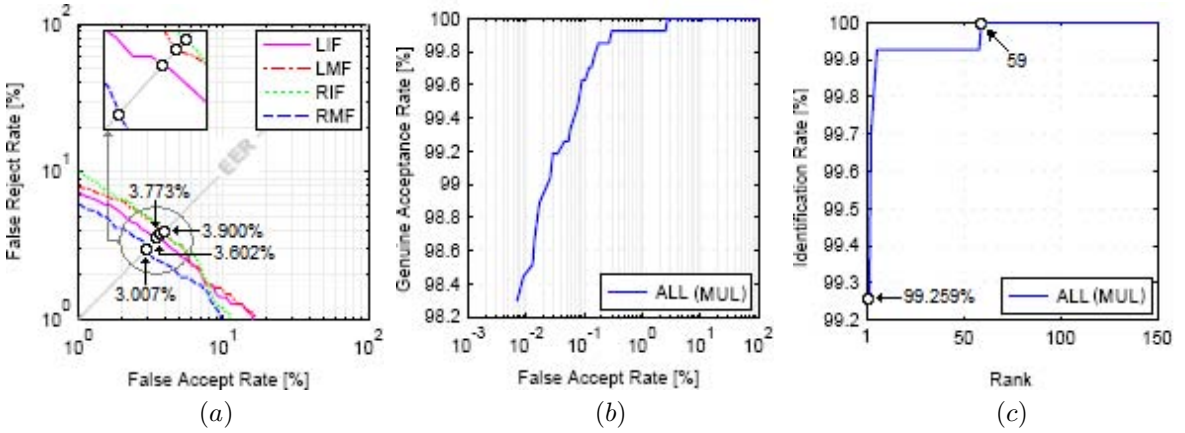


FIGURE 6.5: Performances d'identification des FKPs basée sur la DCT. (a) Courbes ROCs en respectant tous les types des doigts, (b) Courbe ROC et (c) Courbe CMC.

Les résultats des évaluations d'identification ensemble ouvert dans le cas des FKPs sont représentés dans le Tableau 6.5 et sont illustrés sur la figure 6.5.(a). D'après ces résultats, la modalité RMF donne le meilleur résultat avec une erreur EER égale à 3.007% avec un seuil T_o égal à 0.1042. Il est à noter aussi que les différents types des doigts donnent des résultats similaires. La modalité RMF donne aussi le meilleur résultat dans le cas d'identification ensemble fermé (Tableau 6.5) avec un ROR = 89.185% et un RPR = 76.

Le Tableau 6.6 montre les résultats de fusion des différents types des doigts. Cependant, la fusion de tous les doigts (ALL), avec la règle SUM, toujours donne le meilleur résultat avec une amélioration importante d'environ de 94.40% dans le taux d'identification (ensemble

TABLE 6.6: Résultats d'identification multimodale de FKP basée sur la DCT.

RÈGLES FUSION	ENSEMBLE OUVERT						ENSEMBLE FERMÉ					
	LIF-LMF		RIF-RMF		ALL		LIF-LMF		RIF-RMF		ALL	
	T _o	EER	T _o	EER	T _o	EER	ROR	RPR	ROR	RPR	ROR	RPR
SUM	0.0697	0.872	0.0873	1.111	0.0531	0.169	95.037	74	95.407	61	98.963	52
WHT	0.0698	0.868	0.0904	1.174	0.0530	0.174	95.111	74	95.482	49	98.889	57
MIN	0.0399	1.163	0.0540	1.556	0.0018	0.475	96.519	56	96.370	65	99.259	85
MAX	0.1105	1.888	0.1135	1.630	0.1110	0.964	93.926	82	93.926	113	96.889	95
MUL	0.0061	1.082	0.0083	1.271	0.0012	0.517	96.667	72	96.519	52	99.259	59

ouvert). Dans le cas d'identification ensemble fermé, le Tableau 6.6 a également montré que la combinaison ALL, avec la règle MUL, a eu la plus grande amélioration par rapport aux autres combinaisons. Les figures 6.5.(b) et 6.5.(c) montrent les courbes ROC et CMC pour, respectivement, l'identification ensemble ouvert et l'identification ensemble fermé en utilisant la combinaison ALL.

6.3.2 Représentation par modèles des caractéristiques (*Models*)

Tout d'abord, nous avons choisi les nombres des coefficients pris de chaque bloc (8×8) suivant la même méthode utilisée pour le choix du seuil de binarisation dans le système d'identification basé sur le *module* de l'image filtrée par le filtre de Log-Gabor (Sec. 6.3.1). D'une façon similaire, l'expérience consiste à comparer les performances du système avec plusieurs nombres des coefficients pris de chaque bloc afin de sélectionner le meilleur nombre qui donne un meilleur GAR. Les résultats de comparaison présentés dans la figure 6.6.(a) ont été obtenus sur les images de PLM avec un modèle de HMM de type ergodique avec cinq états chacune contenant une seule gaussienne pour les modélisations des probabilités. La figure

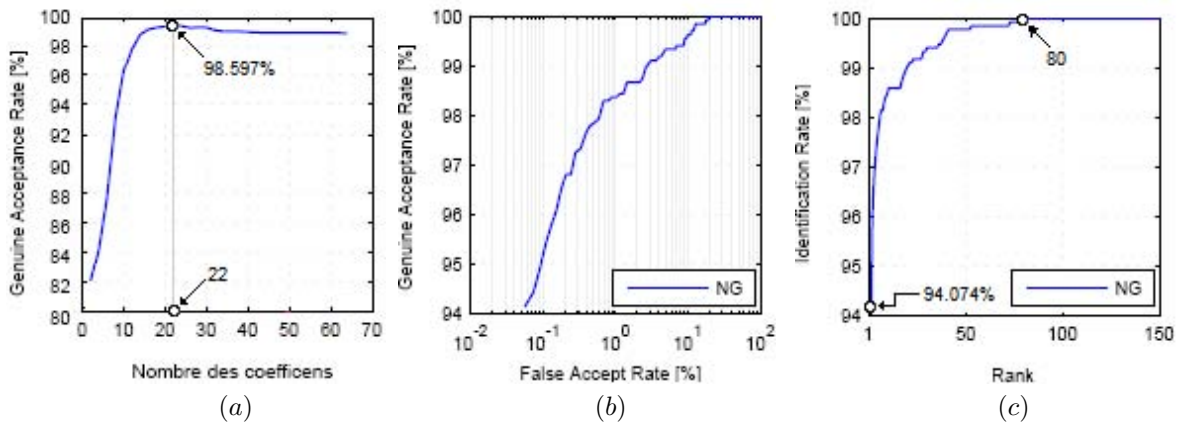


FIGURE 6.6: Performances d'identification des PLMs basée sur la DCT-HMM. (a) Choix du nombre des coefficients dans chaque bloc, (b) Courbe ROC et (c) Courbe CMC.

montre bien qu'un nombre (réduit) des coefficients égal à 22 pour chaque bloc, donne de bons résultats. Avec ce nombre, un excellent taux de reconnaissance, égal à 98.597%, est

obtenu. Ainsi, dans ce qui suit, le nombre des coefficients 22 est utilisé afin de garantir une grande sécurité du système biométrique.

La figure 6.6.(b) illustre les résultats d'identification ensemble ouvert des PLMs (NG). Le système donne une EER moyenne égale à 1.403% avec un seuil $T_o = 0.9369$. Ainsi, ce système peut fonctionner aussi avec un taux minimum de fausses acceptations (*False Acceptance Rate-FAR*) égal à 0.054%, donc un taux de faux rejet (*False Rejection Rate-FRR*) égal à 6.074%, et un GAR = 99.867%, avec un seuil $T_o = 1.000$. Un minimum de FRR = 0.000% (FAR = 20.061%) et un GAR = 80.205% est également obtenu avec un seuil $T_o = 0.8000$. Il est à noter que ce système est bien adapté aux applications "haute sécurité", il dispose d'un faible taux d'acceptation des imposteurs (FAR = 0.054%) avec un taux de rejet des clients acceptable (FRR = 6.074%). La figure 6.6.(c) montre les performances du système en mode d'identification ensemble fermé (courbe CMC). D'après cette figure, le système peut fonctionner avec un ROR égal à 94.074% et un RPR égal à 80.

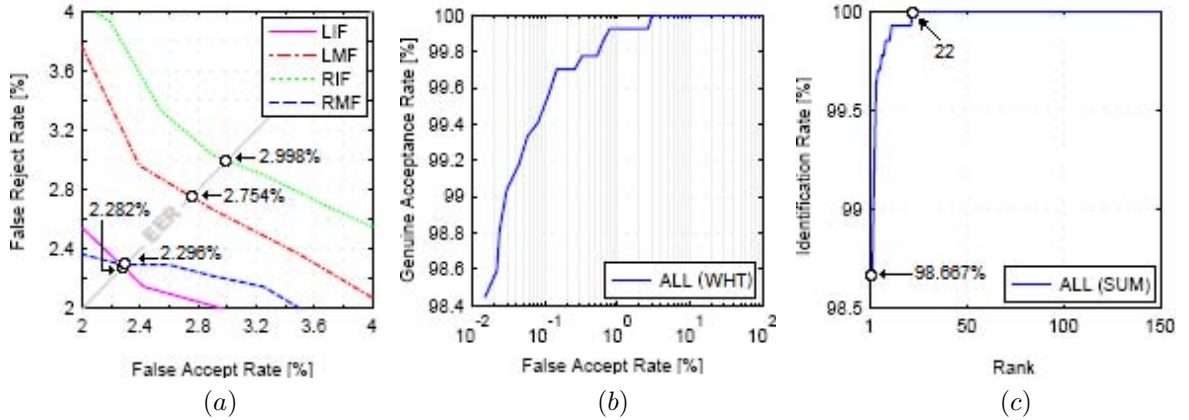


FIGURE 6.7: Performances d'identification des FKPs basée sur DCT-HMM. (a) Courbes ROCs en respectant tous les types des doigts, (b) Courbe ROC et (c) Courbe CMC.

Afin de pouvoir valider les performances de notre méthode proposée, nous avons utilisé la base de données des FKPs. La figure 6.7.(a) montre les performances du système en utilisant tous les types des doigts. D'après cette figure, les modalités LIF et RMF offrent l'erreur (EER) la plus basse en comparaison avec les autres types des doigts. Lorsque la modalité LMF est utilisée, EER devient 2.754% avec un $T_o = 0.9669$. La modalité RIF donne une erreur EER égale à 2.998% avec un $T_o = 0.9502$. Les deux modalités, LIF et RMF, peuvent améliorer les performances du système et elles donnent presque la même EER. Ainsi, la modalité RIF donne une EER égale à 2.296% avec un seuil $T_o = 0.9449$ et la modalité LIF donne une erreur plus basse égale à 2.282% avec un seuil $T_o = 0.9699$.

Pour l'identification ensemble fermé, le système fonctionne avec un ROR égal à 86.593% et un RPR égal à 120 lorsque la modalité RMF est utilisée (meilleure performance). Dans le cas de la modalité RIF le ROR devient 84.519% et le RPR égal à 98. L'utilisation de la modalité

LMF donne un ROR égal à 82.741% avec un RPR égal à 98. Finalement, la modalité LIF atteint un ROR égal à 84.741% avec un RPR égal à 61. Généralement, ces taux sont très faibles pour les applications qui nécessitent une moyenne à forte sécurité. En fait, plus le niveau de sécurité est élevé, plus on tendra vers l'utilisation des systèmes multimodaux, plus performants et plus sûrs. Cependant, le Tableau 6.7 illustre les performances de l'identification ensemble ouvert et fermé correspondant à la fusion au niveau des scores des différents types des doigts. Il est clair que la combinaison ALL améliore significativement les perfor-

TABLE 6.7: Résultats d'identification multimodales de FKP basée sur la DCT-HMM.

RÈGLES FUSION	ENSEMBLE OUVERT						ENSEMBLE FERMÉ					
	LIF-LMF		RIF-RMF		ALL		LIF-LMF		RIF-RMF		ALL	
	T _o	EER	T _o	EER	T _o	EER	ROR	RPR	ROR	RPR	ROR	RPR
SUM	0.9736	0.822	0.9543	0.815	0.9675	0.296	94.667	83	95.111	67	98.667	22
WHT	0.9736	0.826	0.9519	0.889	0.9682	0.277	94.741	83	95.037	73	98.370	33
MIN	0.9631	1.269	0.9404	1.255	0.9330	1.259	93.556	94	93.630	108	95.852	107
MAX	0.9857	1.097	0.9758	0.983	0.9990	0.450	84.074	52	85.556	52	76.000	15
MUL	0.9489	0.806	0.9143	0.872	0.8827	0.296	94.667	84	95.111	75	98.370	32

mances du système dans les deux modes opératoires, ensemble ouvert et fermé, avec les deux règles de fusion WHT et SUM, respectivement. À ce stade, le système peut être assigné à des applications de forte sécurité. Les figures 6.7.(b) et 6.7.(c) illustrent les performances de l'identification dans les deux modes opératoires, ensemble ouvert et fermé, respectivement.

6.4 Robustesse des représentations

Dans cette section, nous avons effectué une étude comparative concernant les différentes méthodes. Les critères de comparaison sont le taux d'identification, la taille de la base de données et le temps de calcul. Le but est de montrer l'avantage de l'utilisation des HMMs pour concevoir un système d'identification biométrique. Pour ce faire, nous avons utilisé un ordinateur avec un processeur Intel Dual cadencé à 2.20 Ghz, muni de 2 Go de RAM sous l'environnement Windows XP. Nous avons utilisé le logiciel MATLAB 7.5 pour la mise en œuvre des différentes méthodes. Nous avons retenu les meilleurs résultats obtenus par les différentes méthodes de représentation des caractéristiques pour faire la comparaison. Les méthodes utilisées sont : le filtre de Log-Gabor, la DCT et le modèle HMM. Les résultats de la comparaison sont donnés sur le Tableau 6.8. D'après ce tableau, pour les deux descripteurs et les deux modes d'identification, nous remarquons que la DCT présente les performances les plus basses avec un taux d'identification faible et un temps de calcul élevé. Ces performances basses sont dues au calcul des coefficients deltas, verticaux et horizontaux, et à la base de données relativement grande. Cependant, avec la modalité FKP, les taux d'identification ainsi que le temps d'exécution sont améliorés avec la méthode DCT-HMM par rapport à la méthode basée sur le filtrage de Log-Gabor. Bien que, avec la méthode basée sur le filtre de

TABLE 6.8: Robustesse et efficacité des différentes méthodes testées.

MÉTHODES		TAUX (%)		TAILLE		TEMPS (s)	
		Ensemble ouvert	Ensemble fermé	Nombre des coefficients	Taille sur disque (Ko)	Enrôlement	Identification
LOG-GABOR	PLM	99.778	99.185	9830400	1180	301.256	2.028
	FKP	94.667	90.074	14520000	1510	376.309	3.064
DCT	PLM	99.221	65.185	7718400	53400	456.358	7.312
	FKP	96.993	89.185	10582650	67400	471.201	9.156
DCT-HMM	PLM	98.597	94.074	384750	2160	390.604	1.096
	FKP	97.718	97.718	384750	2160	421.612	1.121

Log-Gabor, la base de données est très petite ainsi que l'espace mémoire qui a été réduit en raison de l'utilisation des vecteurs des caractéristiques binaires. Dans le cas de la modalité PLM, le Tableau 6.8 indique que le taux d'identification de la méthode basée sur le filtre de Log-Gabor est meilleur que celui de la méthode basée sur la DCT-HMM. Mais, en revanche, le temps de calcul devient plus important que celui de la méthode DCT-HMM.

Ainsi, nous pouvons conclure que la méthode DCT-HMM est la méthode qui donne en même temps un bon taux d'identification et un excellent temps de calcul. Ces conclusions nous ont donné deux voies à suivre pour l'amélioration de notre système proposé. La première est d'utiliser la fusion des deux méthodes DCT et DCT-HMM pour les applications qui n'exigent pas des contraintes liées à l'espace de stockage et au temps de calcul. La deuxième voie est d'utiliser le modèle HMM pour les applications qui nécessitent un temps de calcul élevé avec changement de la méthode d'extraction des caractéristiques afin d'améliorer le taux d'identification et le temps de calcul.

6.5 Combinaison des représentations

L'objectif de cette section est d'exploiter au maximum le vecteur de caractéristiques pour améliorer les performances du système. L'idée est d'exploiter les deux représentations (vecteur et modèle) pour augmenter le taux d'identification du système. En effet, la fusion des deux sous-systèmes, l'un basé sur la DCT et l'autre basé sur la DCT-HMM, intervient au niveau des scores en utilisant l'information produite par chaque sous-système sur chaque identité afin de générer la décision finale. Pour simplifier les résultats, notre idée est appliquée sur le PLM et le meilleur doigt de FKP qui est le milieu droit (RMF).

Tout d'abord, il faut choisir la règle de fusion des deux scores. Pour cela, nous avons effectué une étude comparative en changeant à chaque fois la règle de fusion. Les résultats d'identification ensemble ouvert, pour les deux modalités, sont montrés dans le Tableau 6.9.

TABLE 6.9: Résultats d'identification ensemble ouvert (multi-représentations).

MODALITÉS	SUM		WHT		MIN		MAX		MUL	
	T_o	EER	T_o	EER	T_o	EER	T_o	EER	T_o	EER
PLM	0.8416	0.296	0.8161	0.519	0.7696	0.593	0.9990	0.520	0.7430	0.347
FKP (RMF)	0.9241	1.185	0.9257	1.154	0.9562	1.441	0.9059	1.553	0.8621	1.185

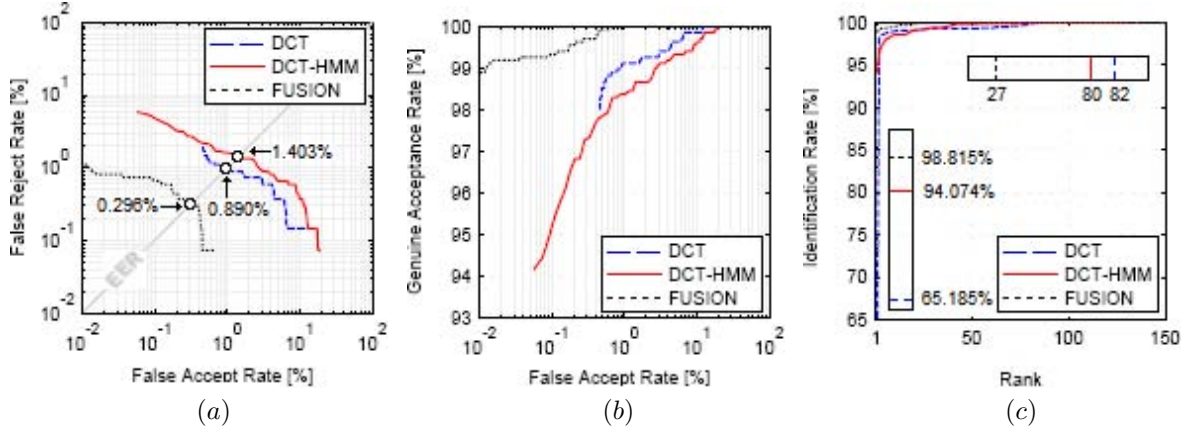


FIGURE 6.8: Comparaison entre le système multimodal et les systèmes unimodaux d'identification des PLMs. (a) Courbes ROCs en respectant le FAR, (b) Courbes ROCs en respectant le GAR et (c) Courbes CMCs.

Concernant le PLM, nous constatons que le taux d'identification (ensemble ouvert), pour toutes les règles de fusion, est meilleur que pour un système unimodal. Les figures 6.8.(a) et 6.8.(b) montrent bien l'influence de la fusion sur les performances du système. En effet, la combinaison des deux sous-systèmes a augmenté le temps de calcul parce que la complexité est devenue plus importante qu'un seul système avec une seule modalité.

Le Tableau 6.10 (resultats d'identification ensemble fermé) nous donne une idée plus avancée sur l'impact de la fusion sur le taux d'identification. Il est clair que l'amélioration portée par un système multimodales est significative. La figure 6.8.(c) montre bien cette amélioration.

TABLE 6.10: Résultats d'identification ensemble fermé (multi-représentations).

MODALITÉS	SUM		WHT		MIN		MAX		MUL	
	ROR	RPR	ROR	RPR	ROR	RPR	ROR	RPR	ROR	RPR
PLM	98.815	27	98.667	35	98.667	74	65.037	5	98.815	34
FKP (RMF)	94.963	52	94.963	65	87.482	63	93.333	105	94.963	63

Nous avons effectué l'identification ensemble ouvert avec la même idée pour la modalité RIF. Nous représentons sur le Tableau 6.9 les résultats obtenus pour les différentes règles de fusion. Nous remarquons que le taux d'identification est amélioré avec toutes les règles de fusion, notamment la règle WHT qui donne le meilleur résultat d'identification (EER = 1.154% et T_o = 0.9257). L'erreur a été réduite à 50%. Une comparaison entre les différents systèmes est présentée dans les figures 6.9.(a) et 6.9.(b). Nous allons tester aussi cette idée sur l'identification de la modalité RIF en mode ensemble fermé. Le Tableau 6.10 ainsi que

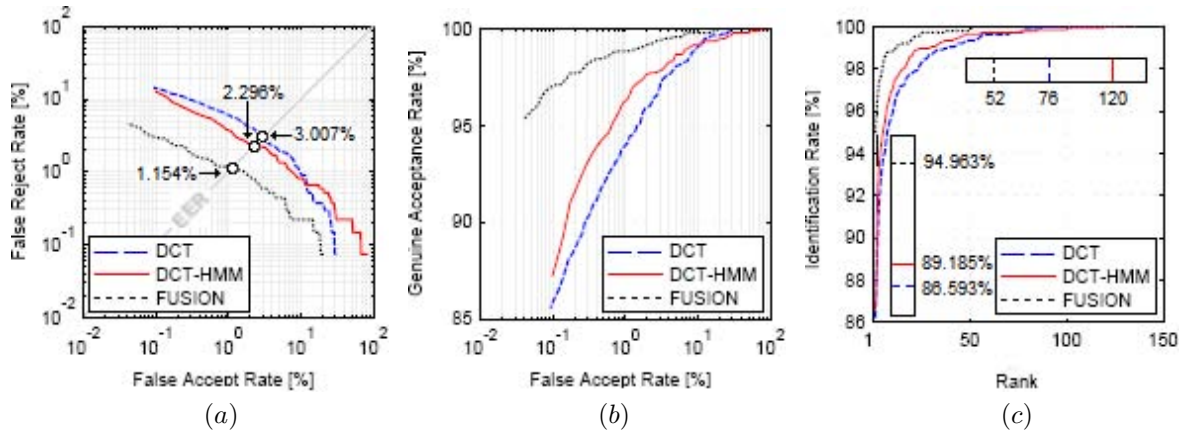


FIGURE 6.9: Comparaison entre le système multimodal et les systèmes unimodaux d'identification des FKPs (RIF). (a) Courbes ROCs en respectant le FAR, (b) Courbes ROCs en respectant le GAR et (c) Courbes CMCs.

la figure 6.9.(c) montrent les résultats des tests. Même constats est fait sur les améliorations portées.

6.6 Intégration de PCA dans le système biométrique

La précision du système dépend essentiellement de la méthode de représentation des caractéristiques. Plus la méthode est performante, plus les vecteurs des caractéristiques décrivent en détail les informations de l'empreinte et plus le processus d'identification est précis. Ainsi, comme nous l'avons vu dans la section 6.4, concernant l'identification des PLMs, l'utilisation de la DCT avec un HMM, comme une méthode de représentation, donne de mauvais résultats. Cependant, de nombreux paramètres, tels que la taille de bloc de traitement de la DCT et le chevauchement entre ces blocs, peuvent influencer sur les performances de la méthode. En effet, un ajustement plus judicieux de ces paramètres permettra une meilleure exploitation de cette méthode. D'autre part, plusieurs tests sont nécessaires pour sélectionner les paramètres optimaux, qui peuvent améliorer les performances du système mais rendent, par exemple, le temps de calcul très grand ce qui influe sur le principal avantage de HMM. De ce fait, au lieu de faire tous ces tests, nous allons essayer de trouver une autre méthode plus appropriée et la combiner avec le HMM afin d'obtenir un modèle assez représentatif.

6.6.1 Analyse des empreintes par le PCA

Dans cette section, le PCA a été appliquée sur les images des PLMs (NG) pour réduire le taux d'erreur dans le système d'identification. Ainsi, un vecteur de caractéristiques biométriques est extrait en effectuant une PCA dans l'espace original de l'image entière ensuite quelques composantes principales (*Principal Components-PCs*) sont sélectionnées pour représenter

l’empreinte. Le nombre des vecteurs de l’image (colonnes) est 128, l’application de PCA sur cette image permet de réduire le nombre à 33 vecteurs. Le Tableau 6.11 illustre l’information générée sous plusieurs groupes des PCs. Le taux d’identification dans les deux modes,

TABLE 6.11: Information totale dans les différents PCs.

Nombre des PCs	5 PCs	10 PCs	15 PCs	20 PCs	25 PCs	30 PCs
Information totale	89.841	95.555	97.259	98.184	98.769	99.131

ensemble ouvert et ensemble fermé, en utilisant l’association PCA-HMM est calculé et les résultats sont présentés dans les Tableaux 6.12 et 6.13, respectivement. D’après ces deux

TABLE 6.12: Identification ensemble ouvert dans les différents PCs.

5 PCs		10 PCs		15 PCs		20 PCs		25 PCs		30 PCs	
T_o	EER	T_o	EER	T_o	EER	T_o	EER	T_o	EER	T_o	EER
0.8114	4.661	0.7789	1.009	0.7783	0.846	0.8060	0.643	0.8022	0.728	0.8047	0.758

TABLE 6.13: Identification ensemble fermé dans les différents PCs.

5 PCs		10 PCs		15 PCs		20 PCs		25 PCs		30 PCs	
ROR	RPR	ROR	RPR	ROR	RPR	ROR	RPR	ROR	RPR	ROR	RPR
87.333	138	96.963	90	97.111	69	97.630	47	97.330	92	96.963	8

derniers tableaux, 20 PCs (information totale égale à 98.184%) sont suffisants pour atteindre un excellent taux d’identification (99.357%) par rapport à celui obtenu par la DCT-HMM (98.597%). Les gains obtenus sont d’environ 55% et 60% pour, respectivement, l’identification ensemble ouvert et l’identification ensemble fermé. Par conséquent, la séquence d’observation dans ce cas contient 20 vecteurs pour chaque image au lieu des 256 vecteurs dans la DCT-HMM. Cependant, la taille de chaque vecteur (128 coefficients au lieu des 22 coefficients dans la DCT-HMM) a augmenté le temps de calcul. La réduction de nombre des coefficients dans chaque vecteur permet donc de réduire le temps de calcul dans les deux phases, identification et enrôlement.

6.6.2 Représentation des empreintes par le PCA-HMM

Afin de réduire le nombre des coefficients dans les vecteurs des observations, un redimensionnement de l’image à une taille 32×32 pixels est adopté. Pour évaluer la méthode avec le redimensionnement de l’image (notée PCA-HMM-2), nous avons comparé son résultat d’identification avec celui de la méthode PCA-HMM sans redimensionnement de l’image et celui de la méthode DCT-HMM. Les figures 6.10.(a) et 6.10.(b) montrent les résultats (identification ensemble ouvert) des trois méthodes. D’après ces résultats, nous remarquons que le redimensionnement appliqué à l’image influe énormément sur le temps de calcul ainsi que

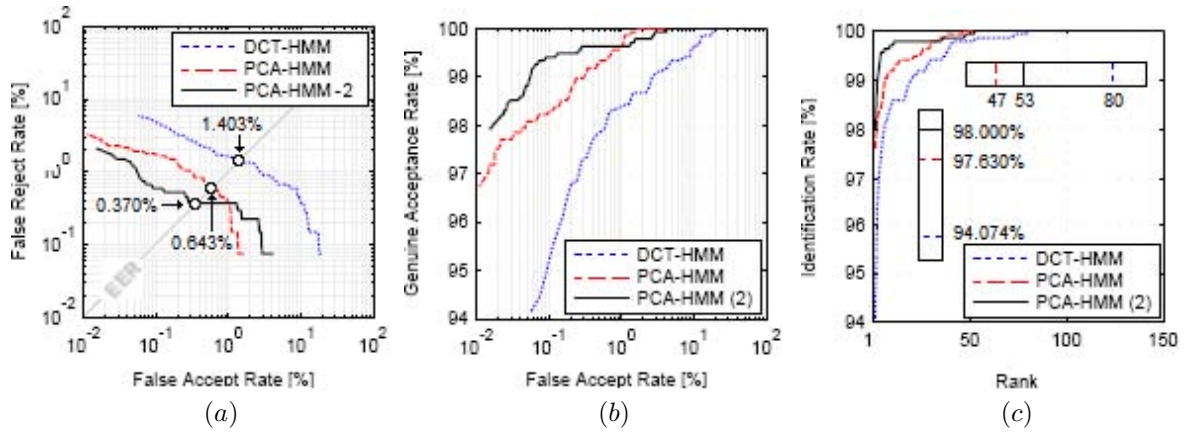


FIGURE 6.10: Performances d'identification basée sur les PLMs. (a) Courbes ROCs, en respectant le FRR, des différentes méthodes, (b) Courbes ROCs, en respectant le GAR, des différentes méthodes et (c) Courbes CMCs des différentes méthodes.

sur le taux d'identification. La méthode peut identifier une personne dans un délai de 0.682 secondes, soit un gain de 80% par rapport à la méthode PCA-HMM. Ce gain devient 38% dans le cas de la méthode DCT-HMM. Même constat pour la phase d'enrôlement dont le temps de calcul est égal à 129.657 secondes. D'autre part, cette méthode donne un très faible taux d'erreur ($EER = 0.370\%$ avec un $T_o = 0.7848$). En outre, nous remarquons sur la figure 6.10.(b) que le système peut fonctionner, dans un état tolérant ($GAR = 100\%$ et $FRR = 0.000\%$), avec un FAR égal à 4.256% ($T_o = 0.7380$) qui est plus élevé que celui obtenu avec la méthode PCA-HMM ($FAR = 1.698\%$ et $T_o = 0.542$). Pour mieux voir l'efficacité de cette méthode, nous avons effectué une comparaison entre les performances du système, dans le mode d'identification ensemble fermé, pour les trois méthodes en questions. La figure 6.10.(c) montre les résultats obtenus. Il est clair, d'après cette figure, que la méthode PCA-HMM-2 améliore considérablement le taux d'identification jusqu'à 98.000% au lieu des 97.630% et 94.074% donnés par le PCA-HMM et la DCT-HMM, respectivement.

Nous avons également étudié l'efficacité de notre méthode en utilisant la représentation 3D de PLM (noté PLM-3D). Les résultats expérimentaux montrent bien la supériorité de cette méthode dans les deux modes d'identification. Pour l'identification ensemble ouvert, un excellent taux d'erreur égal à 0.388% à un T_o égal à 0.8437 est obtenu. C'est un taux faible qui garanti une grande sécurité au système biométrique (voir figure 6.11.(a)). Concernant l'identification ensemble fermé, l'utilisation de cette méthode donne un taux d'identification égal à 97.630% avec un rang minime égal à 33 (voir figure 6.11.(b)). Ainsi, tous ces résultats montrent clairement l'importance de cette représentation (PLM-3D) dans les systèmes d'identification biométriques.

L'existence d'un dispositif de capture des images PLM qui donne en même temps les images 2D et 3D des PLMs nous ont poussé à fusionner les résultats obtenus par celles-ci afin de tenter d'augmenter encore plus la sécurité d'un système biométrique. Les résultats de fusion

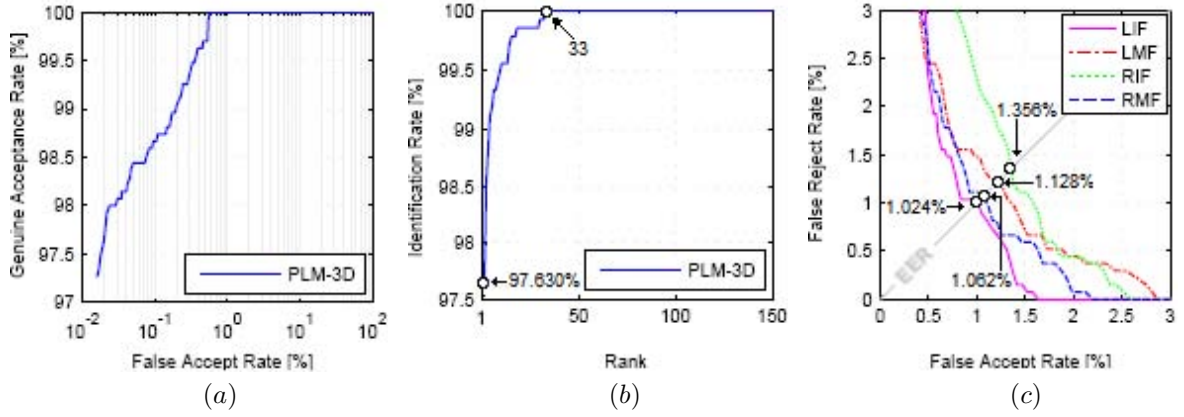


FIGURE 6.11: Performances d'identification basées sur les PLMs (3D) et les FKPs. (a) Courbe ROC, en respectant le GAR, de PLMs (3D), (b) Courbe CMC de PLMs (3D) et (c) Courbes ROCs des différents types de doigt.

TABLE 6.14: Résultats d'identification ensemble ouvert de fusion des PLMs 2D et 3D.

MODALITÉS	SUM		WHT		MIN		MAX		MUL	
	T_o	EER	T_o	EER	T_o	EER	T_o	EER	T_o	EER
2D-3D	0.9870	0.000	0.9990	0.000	0.7927	0.074	0.9524	0.074	0.9677	0.000

TABLE 6.15: Résultats d'identification ensemble fermé de fusion des PLMs 2D et 3D.

MODALITÉS	SUM		WHT		MIN		MAX		MUL	
	ROR	RPR	ROR	RPR	ROR	RPR	ROR	RPR	ROR	RPR
2D-3D	100.00	1	100.00	1	99.778	14	98.889	9	99.926	3

au niveau des scores sont illustrés dans les Tableaux 6.14 et 6.15 pour l'identification ensemble ouvert et ensemble fermé, respectivement. Ces résultats montrent bien les excellentes performances en précision de notre méthode. En effet, le taux d'identification dans les deux modes peut atteindre 100% avec les règles de fusion SUM et WHT. Ainsi, les autres règles de fusion donnent des résultats très intéressants dans les deux modes d'identification. Ceci est justifié par le fait que les deux modalités donnent d'excellents taux d'identification si elles sont prises individuellement (systèmes unimodaux).

Finalement, pour compléter le protocole de test de PCA-HMM-2, nous proposons dans cette section d'évaluer notre méthode en utilisant les images de la modalité FKP. Dans la figure 6.11.(c), nous avons montré, pour les quatre types des doigts, la courbe ROC qui lie le FRR avec le FAR. Nous constatons que l'index gauche (LIF) donne le meilleur taux d'identification et qui peut atteindre 1.024% ($T_o = 08515$) au lieu de 2.282% dans le cas du DCT-HMM. D'autre part, dans l'identification ensemble fermé, ce type de doigt donne toujours le meilleur résultat avec un ROR = 92.593% et un RPR = 28. Les autres types des doigts donnent ROR = 92.222% (RPR = 43), ROR = 91.704% (RPR = 36) et ROR = 92.148% (RPR = 36) pour, respectivement, le LMF, le RIF et le RMF.

Dans cette deuxième évaluation (concernant FKP), nous allons étudier l'influence de la fusion de données sur les performances du système en utilisant toujours la méthode PCA-HMM-2. Le Tableau 6.16 montre les différents résultats des différentes combinaisons testées dans les deux modes d'identification. Nous remarquons que pour la combinaison ALL, toutes les règles de fusion (sauf la règle MAX) donnent un taux d'identification (GAR et ROR) égal à 100%.

TABLE 6.16: Résultats d'identification multimodales de FKP basée sur la méthode PCA-HMM.

RÈGLES FUSION	ENSEMBLE OUVERT						ENSEMBLE FERMÉ					
	LIF-LMF		RIF-RMF		ALL		LIF-LMF		RIF-RMF		ALL	
	T _o	EER	T _o	EER	T _o	EER	ROR	RPR	ROR	RPR	ROR	RPR
SUM	0.8240	0.049	0.8629	0.048	0.9364	0.000	99.704	6	98.963	6	100.00	1
WHT	0.8214	0.058	0.8576	0.065	0.9305	0.000	99.704	6	98.963	7	100.00	1
MIN	0.8596	0.041	0.8377	0.091	0.9257	0.000	99.556	4	98.593	12	100.00	1
MAX	0.9732	0.177	0.8837	0.519	0.9990	0.205	93.037	23	91.926	29	86.074	3
MUL	0.7151	0.074	0.7969	0.047	0.8945	0.000	99.704	6	98.963	5	100.00	1

Pour conclure sur ces évaluations, nous pouvons dire que la méthode PCA-HMM-2 dégage une amélioration considérable du temps de calcul tout en assurant de bons résultats d'identification ensemble ouvert et ensemble fermé. Nous avons un temps de calcul réduit de presque la moitié par rapport à celui de la méthode d'extraction des caractéristiques "DCT-HMM". Enfin, plusieurs techniques peuvent être utilisées pour minimiser le temps de calcul comme la programmation parallèle et les méthodes d'optimisation de code.

6.7 Intégration de DWT dans le système biométrique

Evidemment, lors du redimensionnement de l'image, une perte d'information peut être introduite dans l'image résultante (redimensionnée), ce qui permet de perdre quelques détails qui peuvent jouer un rôle très important dans le processus de distinction entre les images des différentes personnes. En effet, cette perte peut apporter une faiblesse au système d'identification biométrique. Dans cette section, nous avons tenté de résoudre ce problème avec la transformée en ondelette discrète DWT afin d'améliorer encore plus les performances de notre système en augmentant la précision tout en gardant la rapidité de l'identification. Pour ce faire, une transformée discrète en ondelettes, sur 3 niveaux, est effectuée sur l'image de l'empreinte. Ensuite, les bandes résultantes de troisième niveau, à savoir la bande d'approximation et les bandes des détails (vertical et horizontal) sont combinées (concaténées l'une sur l'autre) pour construire la séquence d'observation. Le niveau de décomposition (3 niveaux) a été justement choisi pour générer des vecteurs des observations avec des tailles réduites (nombre des coefficients dans chaque vecteur égal à $16 + 16 + 16 = 48$ coefficients) afin de garder le temps d'identification faible.

Nous comparons, dans la suite, le taux d'identification (ensemble ouvert et ensemble fermé) de la méthode PCA-HMM-2 avec celui de la DWT. En effet, comme le montrent les figures 6.12.(a), 6.12.(b) et 6.12.(c), concernant les PLMs en représentation NG (2D), la solution proposée peut améliorer considérablement les performances du système d'identification.

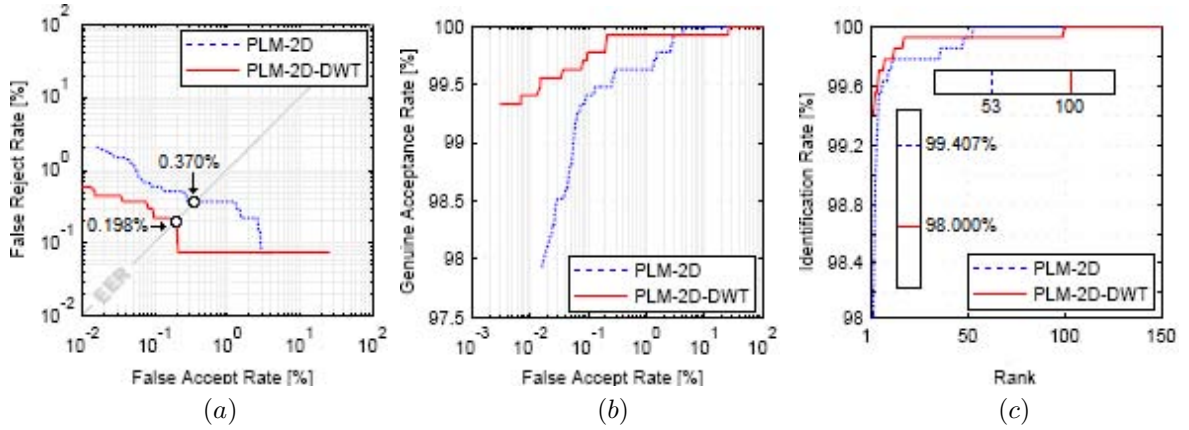


FIGURE 6.12: Comparaison entre la méthode PCA-HMM-2 et la méthode PCA-HMM basée sur la DWT en utilisant les PLMs (2D). (a) Courbe ROCs, en respectant le FAR, (b) Courbes ROCs, en respectant le GAR et (c) Courbes CMCs.

De plus, ces résultats montrent aussi le potentiel de la DWT dans les systèmes biométriques. Nous avons réalisé un gain sur le taux d'erreur en le réduisant à 55% et en maintenant un temps d'identification faible (1.072 secondes). Dans le mode ensemble ouvert, le système fonctionne par une EER égale à 0.198% avec un seuil égal à 0.8000. Cependant, il est très remarquable sur la figure 6.12.(b) que pour un GAR égal à 100%, notre solution possède une mauvaise performance, un FAR très grand (égal à 26.010% pour un seuil $T_o = 0.4990$) est donc généré. Par contre, la méthode PCA-HMM-2 donne un acceptable FAR égal à 4.256% ($T_o = 0.542$). Dans le mode ensemble fermé, la figure 6.12.(c) (Courbes CMCs pour les deux méthodes) nous montre que la solution proposée donne un taux optimal de reconnaissance égal à 99.407% et un rang 100 pour une reconnaissance parfaite. Finalement, il est important de noter que le temps d'enrôlement dans le cas de la nouvelle méthode (PCA-HMM avec DWT) est égal à 134,553 secondes pour une base de données des 150 personnes. Nous avons étendu ces expérimentations aux images des PLMs en représentations 3D (voir figures 6.13.(a) et 6.13.(b) pour l'identification ensemble ouvert et figure 6.13.(c) pour l'identification ensemble fermé). Les résultats obtenus confirment l'efficacité de notre solution. En effet, une excellente erreur égale à 0.173% ($T_o = 0.8500$) est obtenue dans l'identification ensemble ouvert. Une réduction du taux d'erreur d'environ 55%, ce qui veut dire que les détails ajoutés au vecteur d'observation rend ce dernier plus distinctif. La performance de l'identification ensemble fermé est aussi améliorée et atteint un ROR = 98.963% (RPR = 34) au lieu de 97.630% (33). Pour finir, un test de cette méthode a été effectué sur les images des FKPs, contrairement aux résultats précédents avec les images des PLMs, la méthode

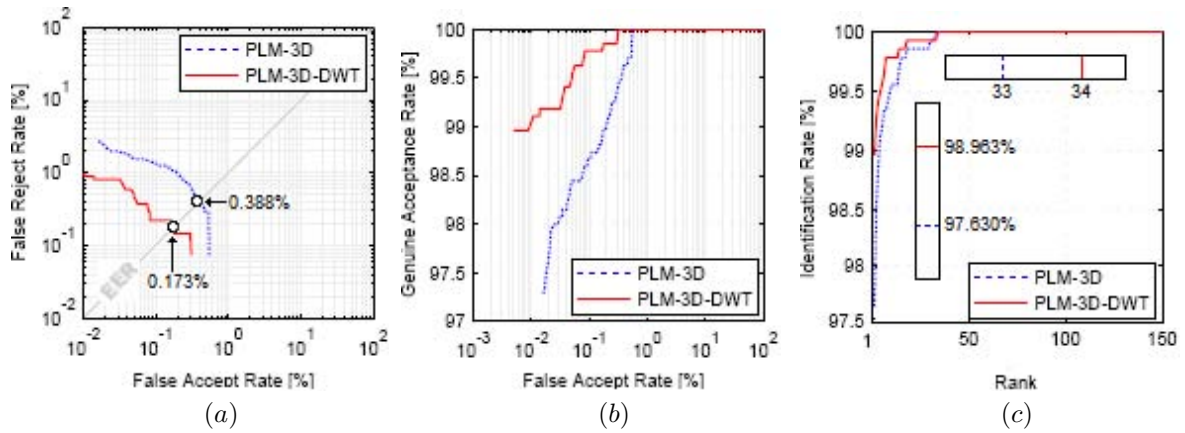


FIGURE 6.13: Comparaison entre la méthode PCA-HMM-2 et la méthode PCA-HMM basée sur la DWT en utilisant les PLMs (3D). (a) Courbe ROCs, en respectant le FAR, (b) Courbes ROCs, en respectant le GAR et (c) Courbes CMCs.

PCA-HMM basée sur la DWT n'a pas amélioré les performances de l'identification. Cependant, des résultats très similaires à ceux donnés par la méthode PCA-HMM-2 sont obtenus dans les deux modes d'identification. En effet, ceci est expliqué par les faibles détails dans les images des FKP par rapport aux images des PLMs.

6.8 Lien entre la BDCT et la DWT

Comme tout autre sujet de traitement d'image, les problèmes liés à l'espace mémoire disponible peuvent être poser des limites pour une technologie d'identification biométrique utilisant une modalité biométrique de grande taille. Par conséquent, un découpage de l'image en sous-zones (blocs) permet de réduire la complexité du système et offre une solution acceptable. Tout d'abord, une transformation en DCT par bloc de taille 8×8 est appliquée sur l'image. La réorganisation des coefficients des blocs est ensuite effectuée pour arriver à une représentation similaire à celle de la DWT sur trois niveaux (on note cette technique RBDCT). L'application de cette technique permet d'implémenter la méthode PCA-HMM-2 basée sur la DWT tout en assurant un fonctionnement normal quelle que soit la taille de l'image de descripteur. En outre, les coefficients BDCT peuvent être modélisés (DCT-HMM) puis fusionnés avec la méthode PCA-HMM-2.

Par l'utilisation des images des PLMs multispectrales (MSP) et le modèle de mélange gaussienne nous décrivons dans ce qui suit la relation entre les deux transformations à savoir la RBDCT et la DWT (étude comparative). Sur le Tableau 6.17 sont représentées les performances du système en utilisant les différentes méthodes. D'après le Tableau 6.17, Nous constatons que la méthode RBDCT est très similaire à la méthode DWT. En outre, la RBDCT a l'avantage d'être très pratique dans la mise en œuvre. Les courbes dans la fi-

TABLE 6.17: Comparaison entre la DWT et la RBDCT.

MÉTHODES	RED		GREEN		BLUE		NIR	
	T_o	EER	T_o	EER	T_o	EER	T_o	EER
DWT	0.9840	0.1481	0.8970	0.1481	0.9515	0.0231	0.9436	0.1874
RBDCT	0.9841	0.1480	0.8970	0.1481	0.9515	0.0231	0.9436	0.1875

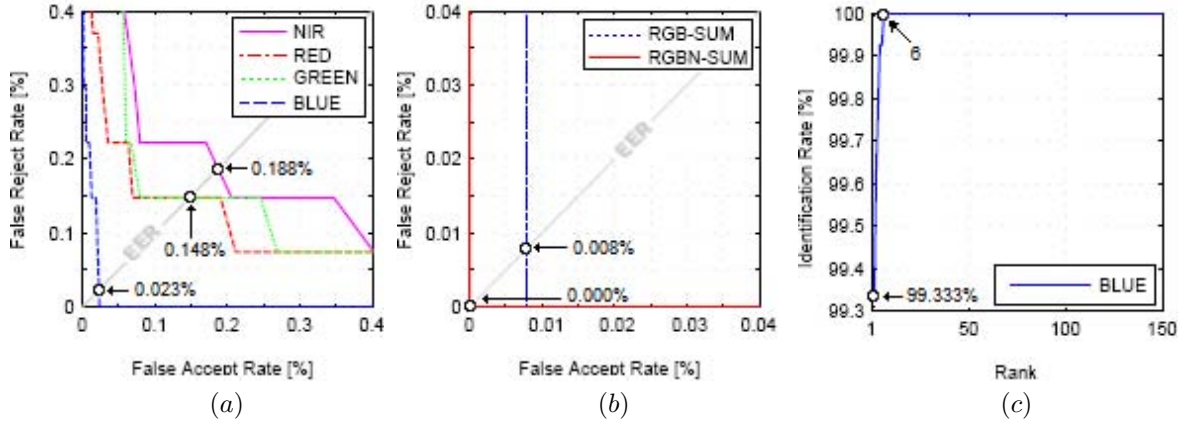


FIGURE 6.14: Performance d'identification des PLMs (MSP) sous la méthode RBDCT. (a) Courbes ROCs de toutes les bandes spectrales (b) Courbe CMC pour la meilleure bande (BLUE) et (c) Courbes ROCs des deux combinaisons avec la règle SUM.

Figure 6.14.(a) permettent de comparer les performances de chacune des bandes en utilisant la méthode RBDCT.

Cette figure montre que la bande BLUE offre une performance remarquable par rapport aux autres bandes. Cette méthode (RBDCT) donne une erreur égale à zéro avec la fusion de toutes les bandes (voir figure 6.14.(b)). Finalement, la figure 6.14.(c) montre la performance d'identification ensemble fermée en utilisant la bande BLUE. Cette performance donne un ROR = 100% et un RPR = 1 dans le cas de fusion de toutes les bandes.

6.9 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présentés nos résultats obtenus pour l'identification des empreintes PLM et FKP en utilisant plusieurs systèmes mono-biométrique et en fusionnant les systèmes, dans le cas où le descripteur est à plusieurs modalités. Deux types de représentation, à savoir un vecteur et un modèle, sont utilisés pour représenter les caractéristiques biométriques de l'image. Les résultats expérimentaux montrent que la représentation par le modèle HMM possède un temps de calcul faible avec un taux d'identification relativement mauvais par rapport à celui obtenu avec le filtrage de Log-Gabor. Pour résoudre ce problème, une autre méthode d'extraction des caractéristiques est proposée. Cette méthode a donné des résultats prometteurs du point de vue taux d'identification, mais augmente un peu le temps

de calcul ce qui nous a imposé d'améliorer notre méthode afin d'arriver à un taux d'identification fort tout en réduisant le temps de calcul ou, maintenir le même temps de calcul. Les résultats des tests montrent une excellente amélioration des taux d'identification ainsi que de temps de calcul. Enfin, Nous avons montré le lien qui peut exister entre la BDCT avec réorganisation des coefficients (RBDCT) et la DWT. Tous ces tests nous ont permis de prouver que la méthodologie fondée sur la représentation par le modèle HMM permet d'obtenir une identification plus efficace, avec un taux d'identification fort et en même un temps d'identification faible, pour les applications manipulant de petites à moyennes bases de données biométriques.

Chapitre 7

Systèmes multi-biométriques

7.1 Introduction

La tendance actuelle dans la communauté est l'utilisation de plusieurs modalités biométriques pour l'identification de personne. Ainsi, des systèmes multi-biométriques ont été déjà proposés dans la littérature en suscitant, de ce fait, les efforts des chercheurs. Dans ce chapitre, nous allons présenter notre propre étude de cette nouvelle tendance dans l'optique d'améliorer les performances d'identification. Les travaux que nous avons réalisés dans ce contexte consiste à associer les empreintes palmaires en niveau de gris (PLM-NG) et les empreintes des articulations des doigts (FKP), en faisant varier le niveau de fusion des données et en testant plusieurs règles de fusion.

7.2 Architectures de combinaison

Nous allons mettre en commun le FKP et le PLM-NG afin de créer des systèmes multimodaux. Le but est d'améliorer la sécurité du système tel que le taux d'identification des modalités biométriques fusionnées soit supérieur au maximum des taux d'identification des modalités prises séparément. Ainsi, en utilisant les différentes modalités (cinq modalités : quatre pour FKP et une pour PLM) ainsi que les deux méthodes d'extraction des caractéristiques (DCT et PCA-DWT), plusieurs systèmes multimodaux peuvent être exploités. Cependant, nous nous limitons, dans ce chapitre, aux deux catégories des systèmes multimodaux. La première catégorie focalise sur les systèmes multi-biométriques, tandis que la deuxième catégorie traite les systèmes hybrides qui intègrent un sous-ensemble des cinq scénarios que nous avons déjà évoqué dans le chapitre 3. Nous rappelons, dans la figure 7.1, pour chaque catégorie l'architecture du système multimodal retenue pour conduire les étapes de classification et d'identification. La méthode d'extraction de caractéristiques biométriques

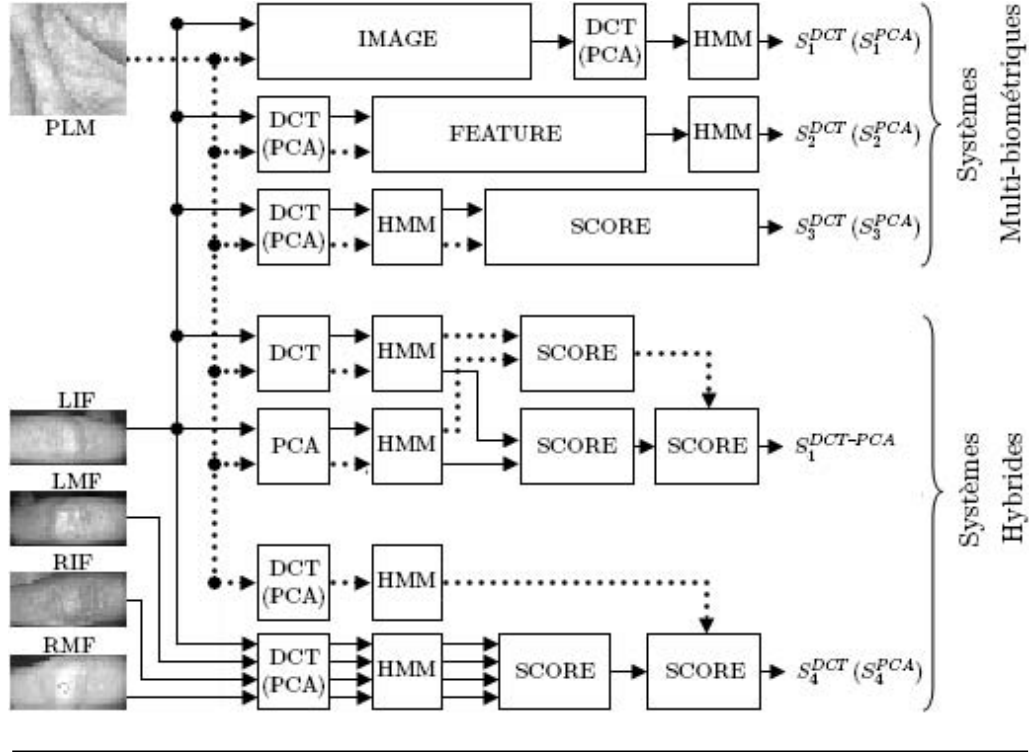


FIGURE 7.1: Systèmes multimodaux proposés.

ainsi que le niveau de fusion sont aussi indiqués pour chaque catégorie. D'après cette figure, neuf systèmes possibles peuvent être envisagés dans les deux catégories. La première catégorie inclue six systèmes qui peuvent être décomposés en deux sous ensemble chacun exploite une méthode d'extraction des caractéristiques différente (DCT ou PCA). Cependant, trois systèmes pour chaque sous ensemble peuvent être obtenus. Chaque système utilise un niveau de fusion différent (image, caractéristique ou score). Ces systèmes sont notés S_i^{MTD} , où i est le niveau de fusion ($i = \{1, 2, 3\} \equiv \{\text{image, caractéristique, score}\}$) et MTD dénote la méthode d'extraction de caractéristiques ($MTD \equiv \{\text{DCT, PCA}\}$). La deuxième catégorie inclue les systèmes hybrides. Cette catégorie peut être décomposée en deux groupes. Le premier groupe combine les systèmes multi-biométriques et les systèmes multi-algorithmiques, ce groupe comporte un seul système noté $S_1^{DCT-PCA}$. Le deuxième groupe combine les systèmes multi-biométriques et les systèmes multi-échantillons, ce groupe comporte deux systèmes basés chacun sur une méthode différentes (DCT ou PCA), ils sont notés S_4^{MTD} .

7.3 Systèmes multi-biométriques

Puisque le descripteur biométrique FKP comporte quatre modalités différentes, en se basant essentiellement sur la base des études effectuées dans le chapitre précédent portant sur les performances des systèmes unimodaux. Nous pouvons ainsi choisir la modalité qui va servir

de base pour la fusion avec le PLM. Cependant, nous pouvons remarquer, d'après les erreurs des systèmes unimodaux basés sur le FKP précédemment établie, que la modalité LIF offre des bonnes performances et ceci pour les deux méthodes d'extraction des caractéristiques. En effet, notre méthodologie de tests consiste à examiner les deux méthodes d'extraction des caractéristiques en utilisant, pour chaque méthode, les trois niveaux de fusion, à savoir le niveau image, le niveau des caractéristiques et le niveau des scores. Ainsi, les performances de chaque système sont évaluées dans les deux modes opératoires, identification ensemble ouvert et identification ensemble fermé.

7.3.1 Systèmes basés sur la DCT-HMM

Les cinq techniques de fusion au niveau image (voir chapitre 3, section 3.6.1), ont été utilisées pour faire plusieurs tests, présentées dans le Tableau 7.1 pour les deux modes d'identification, afin d'arriver à un meilleur taux d'identification (meilleur S_1^{DCT}). Nous remarquons d'après ces résultats que les taux d'erreur, pour l'identification ensemble ouvert, sont quasiment dans la fourchette de 0.8% à 1.2% pour toutes les techniques, ce qui permet d'établir une amélioration dans le taux d'identification de 15% à 42% et 47% à 65% par rapport aux systèmes unimodaux basés respectivement sur le PLM et le FKP (LIF). D'autre part, la technique basée sur le contraste de l'image (la technique CONTRAST) donne le meilleur résultat d'identification (EER = 0.815% avec un $T_o = 0.9563$) du fait que le contraste de l'image est mieux préservé dans cette technique. La même technique donne le meilleur taux

TABLE 7.1: Résultats d'identification du système S_1^{DCT} .

SYSTÈMES	NIVEAU	TECHNIQUES	ENSEMBLE OUVERT		ENSEMBLE FERMÉ	
			T_o	EER	ROR	RPR
S_1^{DCT}	IMAGE	DWT	0.9725	1.137	93.482	121
		PCA	0.9702	1.021	94.148	126
		LAPLACE	0.9683	1.185	93.185	126
		CONTRAST	0.9536	0.815	96.000	126
		GRADIENT	0.9690	0.890	94.519	126

d'identification dans l'identification ensemble fermé (voir Tableau 7.1). En effet, cette technique assure un taux d'identification de l'ordre de ROR = 96.000% et par conséquent une amélioration de 32% et 73% par rapport aux systèmes unimodaux basés, respectivement, sur le PLM et le FKP (LIF). D'autre part, en visualisant le taux d'identification à un rang donné (RPR), toutes les techniques sont équivalentes et aucune différence significative de résultats n'est observée.

Afin d'avoir un système multi-biométrique qui donne des bons résultats, nous testons aussi l'intégration des modalités au niveau caractéristique. En effet, le Tableau 7.2 récapitule les différentes performances du système multi-biométrique (S_2^{DCT}) en utilisant les différentes techniques de fusion. Nous pouvons facilement remarquer que le résultat obtenu avec le

TABLE 7.2: Résultats d'identification du système S_2^{DCT} .

SYSTÈMES	NIVEAU	TECHNIQUES	ENSEMBLE OUVERT		ENSEMBLE FERMÉ	
			T_o	EER	ROR	RPR
S_2^{DCT}	CARACTÉRISTIQUE	VERTICALE	0.9659	0.806	91.926	128
		MOYENNE	0.9745	1.407	86.222	128
		HORIZONTALE	0.9798	0.840	88.074	150

système multi-biométrique basé sur la concaténation verticale (la technique VERTICALE) a été meilleur (EER = 0.806% et T_o = 0.9659) que ceux de deux autres systèmes, mais les résultats obtenus de tous les systèmes ne sont pas satisfaisants car les taux d'erreur sont presque similaires à ceux de S_1^{DCT} avec un temps du calcul considérable. La supériorité de la technique VERTICALE est justifiable par le fait que la concaténation des deux vecteurs peut former un nouveau vecteur plus représentatif de l'image. Un résultat très similaire peut être obtenu avec la technique HORIZONTALE (EER = 0.840% et T_o = 0.9798). Cette technique permet de concaténer horizontalement les vecteurs (l'un devant l'autre), ce qui a pour effet d'augmenter la taille de la séquence d'observation. Cela implique également un modèle très représentatif de l'image. Finalement, le résultat de la technique MOYENNE montre une performance moins et un taux presque égal à celui du système unimodal basé sur le PLM, est obtenu. D'autres expérimentations ont examiné la façon dont évolue le taux d'identification, dans le mode d'identification ensemble fermé, en fonction des mêmes techniques de fusion. Les résultats des tests (voir Tableau 7.2) de ce mode opératoire sont conformes avec les tests de l'identification ensemble ouvert. Cependant, la technique VERTICALE reste toujours la plus efficace avec un ROR = 91.926% et un RPR = 128. Une diminution de performance d'environ 60%, vis-à-vis du meilleur système unimodal (basé sur le PLM), est marquée.

Pour compléter le protocole de test de la méthode DCT-HMM, nous proposons d'évaluer la fusion des deux modalités au niveau des scores (système S_3^{DCT}). Dans le Tableau 7.3, nous avons donné, pour les cinq techniques de fusion, les résultats des tests dans les deux modes opératoires. D'après ce tableau, nous remarquons que la fusion au niveau des scores peut potentiellement offrir des meilleurs taux d'identification que les autres niveaux. Cependant,

TABLE 7.3: Résultats d'identification du système S_3^{DCT} .

SYSTÈMES	NIVEAU	TECHNIQUES	ENSEMBLE OUVERT		ENSEMBLE FERMÉ	
			T_o	EER	ROR	RPR
S_3^{DCT}	SCORE	SUM	0.9424	0.232	98.667	21
		WHT	0.9224	0.444	98.296	24
		MIN	0.9307	0.519	98.148	48
		MAX	0.9814	0.472	98.556	7
		MUL	0.9184	0.222	98.667	19

cette fusion conduit à une erreur faible égale à 0.222% (T_o = 0.9184) dans le cas de technique MUL. Un résultat similaire (EER = 0.232% avec T_o = 0.9424) peut être obtenu avec la technique SUM. Ce résultat permet de confirmer la supériorité de la fusion au niveau des scores sur les deux niveaux de fusion précédents (image et caractéristique). Finalement, la

même constatation est faite avec l'identification ensemble fermé. Toujours la technique MUL maintient l'efficacité vis-à-vis les autres avec un ROR égal à 98.667%, ce taux atteint les 100% à partir du rang 19. Il est à noter que le temps de calcul de système S_3^{DCT} est augmenté (il est presque égal à la somme des temps de calcul des systèmes unimodaux basés sur le PLM et LIF $\simeq 2.3$ secondes) mais ce temps reste très acceptable pour plusieurs applications.

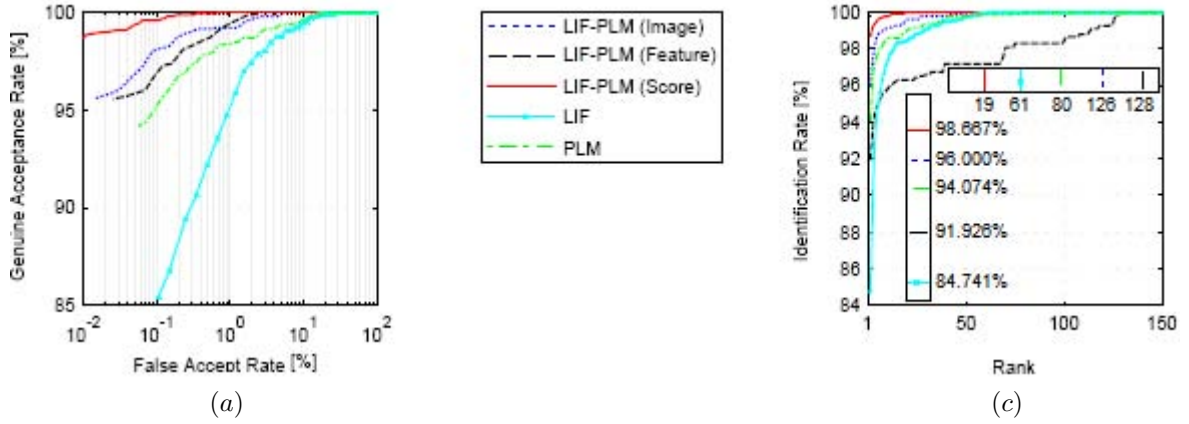


FIGURE 7.2: Comparaison des systèmes S_i^{DCT} et les systèmes unimodaux basés sur la DCT. (a) Identification ensemble ouvert, (b) Identification ensemble fermé.

Pour conclure sur les évaluations réalisées, nous avons comparé les performances des différents systèmes d'identification proposés incluant les systèmes unimodaux. La figure 7.2 illustre les courbes ROCs et CMCs pour, respectivement, l'identification ensemble ouvert et l'identification ensemble. Concernant l'identification ensemble ouvert (figure 7.2.(a)), tous les niveaux de fusion arrivent à améliorer le taux d'identification. Cependant, la figure montre bien la haute performance de la fusion au niveau des scores. En effet, pour confirmer sa supériorité par rapport aux autres niveaux, nous avons aussi effectué des tests dans les deux points de fonctionnement, à savoir le FAR fixé et le FRR fixé. Le Tableau 7.4 illustre les performances

TABLE 7.4: Résultats d'identification des systèmes S_i^{DCT} avec des FAR et des FRR fixés.

SYSTÈMES	FAR FIXÉ				FRR FIXÉ			
	FAR = 10^{-1}		FAR = 10^{-2}		FRR = 10^{-1}		FRR = 10^{-2}	
	T_o	FRR	T_o	FRR	T_o	FAR	T_o	FAR
S_1^{DCT}	0.9829	1.939	0.9999	4.444	0.9079	5.168	0.9061	5.407
S_2^{DCT}	0.9894	3.145	0.9999	4.444	0.9499	2.299	0.9465	2.736
S_3^{DCT}	0.9460	0.487	0.9999	1.257	0.8840	0.611	0.8813	0.664

des trois systèmes sous deux valeurs des FAR et FRR ($10^{-1}\%$ et $10^{-2}\%$). Il est clair que la fusion au niveau des scores (système S_3^{DCT}) est plus performant en termes d'identification que le niveau image (système S_1^{DCT}) et le niveau des caractéristiques (système S_2^{DCT}). D'autre part, la figure 7.2.(b) montre les résultats de comparaison de tous les systèmes en mode d'identification ensemble fermé. Tous les systèmes ont gardé approximativement la même performance sauf celui basé sur la fusion au niveau des caractéristiques (système S_2^{DCT}).

Il est à noter que plusieurs travaux existants sont arrivés aux mêmes résultats. De plus, la fusion au niveau des scores est complètement indépendante des algorithmes qui sont utilisés en extraction des caractéristiques pour générer des scores de similarité. Ceci offre donc une grande souplesse d'intégration dans des systèmes biométriques existants qui peuvent être mis à jour sans interférer avec la technique de fusion à mettre en place.

7.3.2 Systèmes basés sur la PCA-DWT-HMM

D'une manière similaire aux expériences de la section précédente, nous présentons dans ce qui suit les résultats d'identification des systèmes multi-biométriques basés sur la méthode PCA en utilisant les trois niveaux de fusion. Cependant, en commençant par la fusion au niveau image (système S_1^{PCA}), nous avons conduit plusieurs expériences en fusionnant les images issues des modalités PLM et LIF, en utilisant toujours les cinq techniques qui sont traitées précédemment. Lors des expériences sur ce niveau de fusion, nous avons comparé

TABLE 7.5: Résultats d'identification du système S_1^{PCA} .

SYSTÈMES	NIVEAU	TECHNIQUES	ENSEMBLE OUVERT		ENSEMBLE FERMÉ	
			T_o	EER	ROR	RPR
S_1^{PCA}	IMAGE	DWT	0.9555	0.146	95.630	7
		PCA	0.9582	0.153	95.742	11
		LAPLACE	0.9449	0.146	96.741	8
		CONTRAST	0.9475	0.063	98.667	8
		GRADIENT	0.9520	0.098	97.407	6

les performances du système d'identification sous les différentes techniques de fusion et les résultats expérimentaux sont présentés dans le Tableau 7.5. Il est à remarquer que les gains d'amélioration pour toutes les expériences sont meilleurs que ceux obtenus avec la méthode fondée sur la DCT. Pour l'identification ensemble ouvert, les taux d'erreur sont dans l'intervalle $[0.06\% \cdot 0.16\%]$ pour toutes les techniques, ce qui permet d'établir une amélioration dans le taux d'identification de 20% à 70% et 84% à 94% par rapport aux systèmes unimodaux basés respectivement sur le PLM et le FKP (LIF). En outre, la technique CONTRAST garde toujours son efficacité avec un minimum d'erreur égale à 0.063% et un seuil T_o égal à 0.9475, ce qui donne des améliorations d'ordres 68% et 94% par rapport aux systèmes unimodaux. Lorsque le système opère en mode fermé, nous remarquons une grande amélioration du taux d'identification par rapport au système unimodal basé sur la modalité LIF. Nous réalisons ainsi une amélioration de 82% environ. Par contre, une diminution de performance est nettement remarquée par rapport au système biométrique unimodal basé sur la modalité PLM, un ROR égal à 98.667% au lieu de 99.407% est obtenu.

Nous avons ainsi mené une expérience similaire à celle décrite précédemment, mais cette fois-ci en utilisant la fusion au niveau des caractéristiques (S_2^{PCA}). Les résultats obtenus pour toutes les techniques de fusion sont présentés dans le Tableau 7.6. Malheureusement,

comme nous pouvons le voir dans ce tableau, ce niveau de fusion n'améliore pas le taux d'identification obtenu par le système mono-biométrique basé sur le PLM, c'est peut-être parce que les deux systèmes mono-biométriques présentent des performances très éloignées ($EER = 0.198\% \rightsquigarrow 1.024\%$). Mais, les résultats d'identification dans les deux modes ($EER = 0.296\%$ et $ROR = 99.111\%$) restent très acceptables pour une base de données de 150 personnes.

TABLE 7.6: Résultats d'identification du système S_2^{PCA} .

SYSTÈMES	NIVEAU	TECHNIQUES	ENSEMBLE OUVERT		ENSEMBLE FERMÉ	
			T_o	EER	ROR	RPR
S_2^{PCA}	CARACTÉRISTIQUE	VERTICALE	0.8664	0.296	97.037	23
		MOYEN	0.8964	0.551	94.593	17
		HORIZONTALE	0.7871	0.370	99.111	77

Les tests d'évaluation de la fusion au niveau des scores (système S_3^{PCA}) nous ont permis d'obtenir les résultats illustrés dans le Tableau 7.7. Selon ce tableau, des bonnes performances ont été obtenues par la majorité des règles de fusion. Nous pouvons tout d'abord noter que toutes les règles de fusion améliorent les performances du système ; cela confirme bien l'importance de la fusion au niveau des scores. Un meilleur taux d'identification (100%) est réalisé par les règles de fusion SUM, MIN et MUL dans les deux modes d'identification. Les résultats montrent aussi une mauvaise performance, vis-à-vis du système mono-biométrique basé sur le PLM, de la règle MAX dans l'identification ensemble fermé.

TABLE 7.7: Résultats d'identification du système S_3^{PCA} .

SYSTÈMES	NIVEAU	TECHNIQUES	ENSEMBLE OUVERT		ENSEMBLE FERMÉ	
			T_o	EER	ROR	RPR
S_3^{PCA}	SCORE	SUM	0.8677	0.000	100.00	1
		WHT	0.7775	0.074	99.630	53
		MIN	0.9051	0.000	100.00	1
		MAX	0.9990	0.065	96.889	2
		MUL	0.8669	0.000	100.00	1

La figure 7.3 présente les résultats de comparaison de tous les systèmes (meilleurs cas) en mode d'identification ensemble ouvert et mode d'identification ensemble fermé sous forme des courbes ROCs et CMCs. Pour l'identification ensemble ouvert, nous pouvons faire les remarques suivantes grâce à la figure 7.3.(a) : Premièrement, le système multi-biométrique basé sur la fusion au niveau des scores (S_3^{PCA}) est meilleur que les autres systèmes. Deuxièmement, pour des taux d'acceptation des imposteurs supérieurs à $10^{-1}\%$, la fusion des deux modalités, quel que soit le niveau de fusion, améliore toujours les performances du système. Par contre, pour des faibles taux d'acceptation des imposteurs (supérieur à $10^{-1}\%$), la fusion au niveau image et au niveau des caractéristiques peuvent dégrader fortement les performances du système mono-biométrique basé sur le PLM. Le Tableau 7.8 donne un exemple des taux d'acceptation inférieur et supérieur à $10^{-1}\%$ pour le système S_1^{PCA} , système S_2^{PCA} et le système mono-biométrique basé sur la modalité PLM.

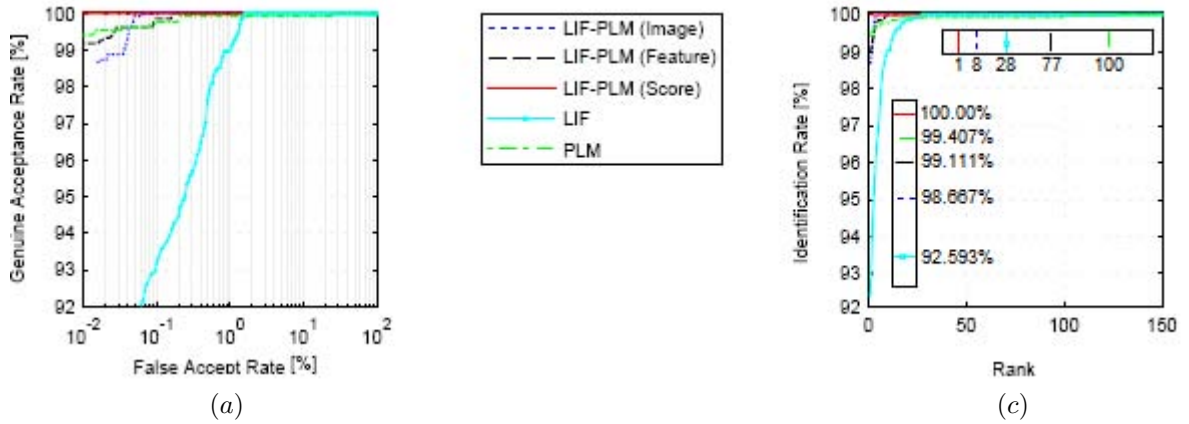


FIGURE 7.3: Comparaison des systèmes S_i^{PCA} et les systèmes unimodaux basés sur le PCA. (a) Identification ensemble ouvert, (b) Identification ensemble fermé.

TABLE 7.8: Résultats d'identification des systèmes S_i^{PCA} avec des FAR fixés.

SYSTÈMES	FAR < 10^{-1}				FAR $\geq 10^{-1}$			
	FAR = 0.020		FAR = 0.010		FAR = 0.100		FAR = 0.20	
	T_o	FRR	T_o	FRR	T_o	FRR	T_o	FRR
S_1^{PCA}	0.9920	1.259	0.9999	1.482	0.9373	0.000	0.9010	0.000
S_2^{PCA}	0.9510	0.667	0.9746	0.815	0.8750	0.148	0.8362	0.000
PLM	0.9255	0.444	0.9519	0.593	0.8435	0.222	0.7995	0.175

Enfin, pour l'identification ensemble fermé, il est clair, d'après la figure 7.3.(b), que le système S_1^{PCA} donne les meilleures performances (ROR = 100% et un RPR = 1) suivi par le système mono-biométrique basé sur le PLM (ROR = 99.407% et un RPR = 100).

7.4 Systèmes hybrides

Les systèmes hybrides permettent d'associer les performances des différents scénarios (voir chapitre 3, section 3.5) en combinant, par exemple, les systèmes multi-biométriques avec les systèmes multi-algorithmiques. Ils permettent d'augmenter les performances de l'identification du point de vue taux d'identification. Plusieurs combinaisons peuvent être considérées dans un système biométrique hybride, dans le cadre de travaux effectués dans cette thèse, deux combinaisons ont été testées pour mesurer le pouvoir des systèmes hybrides. Cependant, le système multi-biométrique est combiné à chaque fois avec le système multi-algorithmique et le système multi-échantillon.

7.4.1 Intégration des systèmes multi-algorithmes

Dans ces systèmes, les mêmes modalités biométriques, PLM et LIF, sont traitées à travers la DCT et le PCA-DWT. Deux systèmes multi-algorithmiques peuvent être construits, à savoir

le système basé sur le PLM (PLM-DCT-PCA) et le système basé sur le LIF (LIF-DCT-PCA). Ces deux systèmes sont ensuite fusionnés, utilisant la fusion au niveau des scores, afin de construire un système hybride performant ($S_1^{DCT-PCA}$).

Dans le mode d'identification ensemble ouvert, le Tableau 7.9 présente les taux d'erreur retenus pour les différents systèmes en respectant les différentes règles de fusion. Concernant, le premier système basé sur le LIF, il est clair d'après le Tableau 7.9, que la fusion des deux algorithmes (DCT et PCA) permet d'améliorer significativement les performances de l'identification. Cependant, des gains en performance des 96% et de 91% d'environ sont obtenus, par rapport aux systèmes mono-biométriques basés respectivement sur la DCT et le PCA. Le système donne alors un minimum d'erreur EER égal à 0.092% avec un seuil, T_o ,

TABLE 7.9: Résultats d'identification *ensemble ouvert* du système $S_1^{DCT-PCA}$.

SYSTÈMES	SUM		WHT		MIN		MAX		MUL	
	T_o	EER	T_o	EER	T_o	EER	T_o	EER	T_o	EER
LIF-DCT-PCA	0.9454	0.092	0.9012	0.296	0.9193	0.296	0.9803	0.556	0.9190	0.099
PLM-DCT-PCA	0.7939	0.074	0.8017	0.092	0.8055	0.074	0.9990	0.059	0.7024	0.074
$S_1^{DCT-PCA}$	0.9795	0.000	0.9814	0.000	0.9722	0.000	0.9990	0.073	0.9645	0.000

égal à 0.9454 dans le cas de la règle SUM. Nous avons également comparé, dans la figure 7.4.(a), les résultats de l'identification de système multi-algorithmique avec ceux des systèmes mono-biométriques. Comme nous pouvons le voir sur cette figure, les résultats obtenus en considérant la DCT et le PCA sont nettement moins bons que ceux obtenus en fusionnant les deux algorithmes (DCT et PCA).

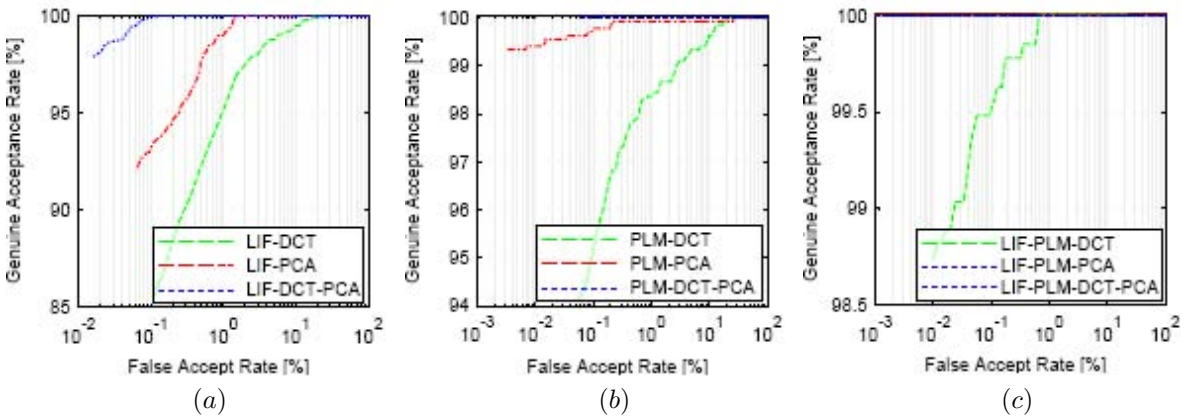


FIGURE 7.4: Performance d'identification *ensemble ouvert* du système $S_1^{DCT-PCA}$. (a) Performance du système multi-algorithmiques utilisant le LIF, (b) Performance du système multi-algorithmiques utilisant le PLM et (c) Comparaison du système $S_1^{DCT-PCA}$ et les systèmes multi-algorithmiques utilisant une seule modalité.

En suivant la même méthodologie de test et d'évaluation multimodale, nous avons testé le système multi-algorithmique basé sur la modalité PLM, afin de prouver encore l'efficacité de ce type de combinaison et les résultats sont illustrés sur la deuxième ligne de Tableau 7.9.

Comparé avec le système mono-biométrique utilisant la DCT ou le PCA, le système multi-algorithmiques a donné des performances remarquables. Cependant, toutes les règles de fusion permettent d'améliorer d'une façon efficace les performances du système. Le meilleur taux d'erreur ($EER = 0.059\%$ avec $T_o = 0.9990$) est obtenu avec la règle MAX, ce qui correspond à une amélioration de 96% et de 20% par rapport, respectivement, au système basé sur la DCT et le système basé sur le PCA. Nous visualisons dans la figure 7.4.(b) les performances des trois systèmes. Il est à remarquer que la combinaison des algorithmes a une forte influence sur le taux d'identification. Toutefois, nous pouvons aller à des FAR très faibles avant de noter une petite dégradation des résultats d'identification.

Pour finir avec l'identification ensemble ouvert, la dernière série des résultats porte sur la fusion des systèmes multi-algorithmiques basés sur le LIF et le PLM ($S_1^{DCT-PCA}$). Cependant, les deux systèmes LIF-DCT-PCA et PLM-DCT-PCA sont combinés au niveau des scores afin d'améliorer l'efficacité et la précision de l'identification. La dernière ligne du Tableau 7.9 illustre les taux d'identification en fonction de toutes les règles de fusion. Sur la base des résultats de cette expérimentation, il est clair que presque toutes les règles de fusion offrent une haute performance en termes d'identification. Sauf dans le cas de la règle MAX ($EER = 0.073\%$), toutes les autres règles de fusion fournissent le meilleur taux d'erreur ($EER = 0.000\%$) que les deux systèmes précédents. La figure 7.4.(c) nous permet de comparer entre les performances des systèmes multi-biométriques, l'un basé sur la DCT et l'autre sur le PCA, et le système hybride ($S_1^{DCT-PCA}$). Il est clair que le meilleur taux d'identification ($GAR = 100.00\%$) est réalisé par les deux systèmes, à savoir le système multi-biométrique basé sur le PCA et le système hybride. Du point de vue temps de calcul, le système multi-biométrique basé sur le PCA offre la meilleure performance. En outre, il est à remarquer que tous les systèmes possèdent des taux d'identification supérieurs à 98.500%, ce qui les rend très acceptables pour plusieurs applications de sécurité.

TABLE 7.10: Résultats d'identification *ensemble fermé* du système $S_1^{DCT-PCA}$.

SYSTÈMES	SUM		WHT		MIN		MAX		MUL	
	ROR	RPR	ROR	RPR	ROR	RPR	ROR	RPR	ROR	RPR
LIF-DCT-PCA	97.852	7	95.407	11	97.111	15	88.296	12	97.778	8
PLM-DCT-PCA	99.926	29	99.630	84	99.852	90	98.074	2	99.926	45
$S_1^{DCT-PCA}$	100.00	1	100.00	1	100.00	1	97.037	3	100.00	1

Une deuxième série des expériences consiste à examiner le système $S_1^{DCT-PCA}$ ainsi que les systèmes LIF-DCT-PCA et PLM-DCT-PCA en identification ensemble fermé et les résultats de tous les systèmes sont présentés dans le Tableau 7.10. Ces résultats confirment les résultats obtenus dans la section précédente. Tous les systèmes, basés sur la fusion multi-algorithmique, apportent une réelle amélioration des performances de l'identification dans le mode ensemble fermé. Pour le système LIF-DCT-PCA (voir la première ligne du Tableau 7.10), nous pouvons constater que les taux d'identification ROR sont améliorés presque avec toutes les règles de

fusion (sauf la règle MAX). Le meilleur taux est celui obtenu par la règle SUM, avec un ROR = 97.852% et un RPR = 7, ce qui correspond à 83% et à 71% par rapport à ceux obtenus avec les systèmes basés respectivement sur la DCT et le PCA. Les résultats de comparaison des systèmes LIF-DCT-PCA avec les systèmes mono-biométrique basés sur la DCT et le PCA sont donnés par les ROCs de la figure 7.5.(a).

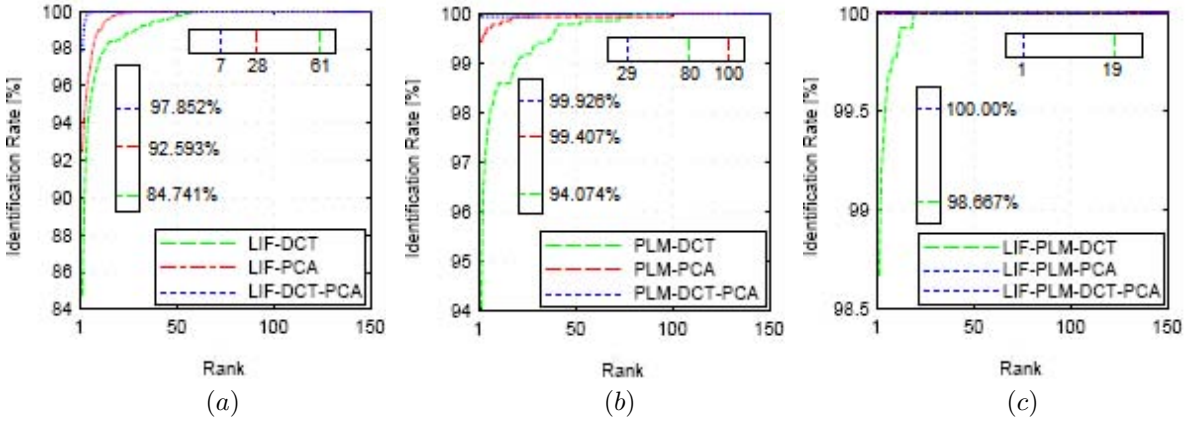


FIGURE 7.5: Performance d'identification *ensemble fermé* du système $S_1^{DCT-PCA}$. (a) Performance du système multi-algorithmiques utilisant la modalité LIF, (b) Performance du système multi-algorithmiques utilisant la modalité PLM et (c) Comparaison du système $S_1^{DCT-PCA}$ et les systèmes multi-algorithmiques utilisant une seule modalité.

Les résultats des tests indiqués dans le Tableau 7.10 (deuxième ligne) pour le system PLM-DCT-PCA permettent de montrer comment les performances du système, en fusionnant les résultats obtenus avec les deux systèmes basés sur la DCT et le PCA, ont été améliorées. Ce qui est intéressant dans ces résultats est l'amélioration significative apportée par les règles SUM et MUL par rapport aux autres règles de fusion. Ces deux règles ont donné un taux d'identification, ROR, égal à 99.926% qui correspond à une amélioration de 98% et de 88% d'environ pour, respectivement, les systèmes basés sur la DCT et le PCA. En outre, la règle SUM possède un RPR égal à 29, tandis que la règle MUL donne un RPR égal à 45. En effet, plus le RPR est petit plus le système est plus performant, c'est pourquoi nous avons retenu et utilisé le système multi-biométrique résultant de la règle SUM. La figure 7.5.(b) présente la courbe ROC de chaque système. Pour terminer avec cette section, les résultats du Tableau 7.10 (dernière ligne) montrent clairement une grande amélioration des résultats (100%), en utilisant le système $S_1^{DCT-PCA}$, et confirment encore que la fusion au niveau des scores adoptée est robuste et généralisable sur d'autres scénarios de fusion. En effet, toutes les règles, sauf la règle MAX, atteignent les 100% de bonne identification. Enfin, la figure 7.5.(c) comparent les performances des systèmes multi-biométriques, l'un basé sur la DCT et l'autre sur le PCA, et le système hybride ($S_1^{DCT-PCA}$). Il est clair aussi, dans le mode ensemble fermé, que le meilleur taux d'identification (ROR = 100.00%) est réalisé par les deux systèmes, à savoir le système multi-biométrique basé sur le PCA et le système hybride.

7.4.2 Intégration des systèmes multi-échantillons

Dans cette section, nous allons mettre en commun les différentes modalités de FKP (différents doigts) afin de créer un système multi-échantillons. Ce système est ensuite combiné avec le système basé sur la modalité PLM en utilisant la fusion au niveau des scores pour construire un système hybride. Pour les deux méthodes d'extraction des caractéristiques (DCT et PCA), comme nous l'avons déjà présenté dans le chapitre 6, la fusion de tous les types des doigts (noté ALL) au niveau des scores donne la meilleure performance dans les deux modes d'identification, ensemble ouvert et ensemble fermé. Cette combinaison est donc retenue afin de fusionner avec la modalité PLM. Cependant, deux systèmes hybrides peuvent être construits (voir figure 7.1) l'un basé sur la DCT, noté S_4^{DCT} , et l'autre basé sur le PCA, noté S_4^{PCA} .

Le Tableau 7.11 illustre les résultats des tests de l'identification ensemble ouvert exprimés en termes de EER pour les différents systèmes en utilisant toutes les règles de fusion au niveau des scores. Il est clair d'après la première ligne du tableau que notre système hybride d'identification, S_4^{DCT} , atteint un minimum EER = 0.009% avec un seuil $T_o = 0.9754$ dans le cas de la règle WHT. Cette erreur permet ainsi d'atteindre 99% et 97% comme amélioration

TABLE 7.11: Résultats d'identification *ensemble ouvert* des systèmes S_4^{DCT} et S_4^{PCA} .

SYSTÈMES	SUM		WHT		MIN		MAX		MUL	
	T_o	EER	T_o	EER	T_o	EER	T_o	EER	T_o	EER
S_4^{DCT}	0.9587	0.042	0.9754	0.009	0.9304	0.231	0.9837	0.134	0.9352	0.053
S_4^{PCA}	0.8112	0.000	0.9157	0.000	0.9019	0.000	0.9990	0.003	0.7812	0.000

par rapport aux systèmes mono-biométriques basés, respectivement, sur le PLM et la combinaison de tous les types des doigts (ALL). La figure 7.6.(a) nous permet de comparer les performances du système hybride (S_4^{DCT}) et des deux systèmes mono-biométriques (PLM-DCT et ALL-DCT). Il est clair d'après cette figure qu'avec des FARs légèrement supérieures à $10^{-2}\%$ le système S_4^{DCT} fonctionne avec un GAR = 100%. Dans ce cas, les deux autres systèmes possèdent, respectivement, un GAR d'environ 98.500% et 94.500%. Considérant maintenant le système S_4^{PCA} , ses résultats expérimentaux de l'identification ensemble ouvert sont illustrés dans la deuxième ligne du Tableau 7.11. Un taux d'erreur égal à 0.000% est obtenu avec toutes les règles de fusion à l'exception de la règle MAX qui donne une EER = 0.003%. La comparaison des systèmes mono-biométriques et hybride basés sur le PCA, sous formes des courbes ROCs, est résumée dans la figure 7.6.(b). Nous notons ici que le système hybride et le système basé sur la fusion de tous les types des doigts (ALL-PCA) fournissent un GAR égal à 100%. La figure 7.6.(c) permet de mieux comparer les performances des systèmes hybrides testés dans cette section. Nous notons d'abord que la courbe ROC du système hybride basé sur le PCA (S_4^{PCA}) dépasse largement celle du système hybride basé sur la DCT (S_4^{DCT}). De plus, même le système S_4^{DCT} donne un meilleur résultat avec des FARs supérieurs à $10^{-2}\%$.

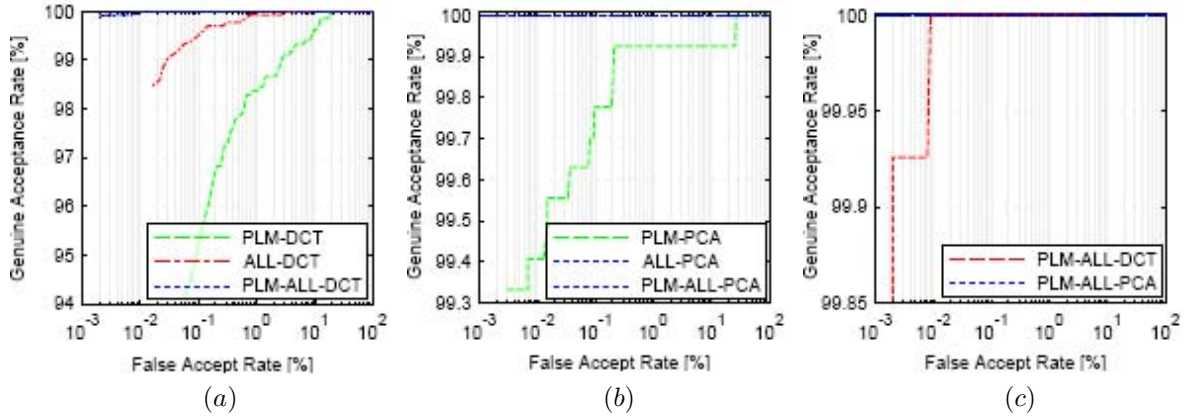


FIGURE 7.6: Performance d'identification *ensemble ouvert* des systèmes S_4^{DCT} et S_4^{PCA} . (a) Performance du système multi-échantillons S_4^{DCT} , (b) Performance du système multi-échantillons S_4^{PCA} et (c) Comparaison entre les deux systèmes S_4^{DCT} et S_4^{PCA} .

Dans cette expérience, nous avons effectué un test d'identification ensemble fermé pour se rendre encore mieux compte de l'impact de la fusion sur le taux d'identification. Ainsi, nous considérons toutes les règles de fusion et les différents résultats sont donnés dans le Tableau 7.12 pour les deux systèmes, S_4^{DCT} et S_4^{PCA} . Pour le système S_4^{DCT} (première ligne du

TABLE 7.12: Résultats d'identification *ensemble fermé* des systèmes S_4^{DCT} et S_4^{PCA} .

SYSTÈMES	SUM		WHT		MIN		MAX		MUL	
	ROR	RPR	ROR	RPR	ROR	RPR	ROR	RPR	ROR	RPR
S_4^{DCT}	99.259	8	99.778	4	98.889	41	97.704	5	99.259	9
S_4^{PCA}	100.00	1	100.00	1	100.00	1	99.778	2	100.00	1

tableau), les résultats montrent que la fusion au niveau des scores, basée toujours sur la règle WHT, donne le meilleur taux d'identification (ROR = 99.778% et RPR = 4), avec une amélioration d'environ 97% et 89% par rapport à celles obtenues en utilisant les systèmes mono-biométriques basés, respectivement, sur le PLM et la combinaison de tous les types des doigts (ALL). Il est à noter que même les règles SUM et MUL donnent des résultats très remarquables. Nous pouvons estimer la conséquence du système S_4^{DCT} sur la figure 7.7.(a) qui montre clairement que le taux d'identification est très bien amélioré par rapport aux autres systèmes. D'une façon similaire, nous avons reporté sur la deuxième ligne du Tableau 7.12, les résultats des tests pour le système S_4^{PCA} . Dans ce cas, nous pouvons noter qu'il y a aussi une grande amélioration dans le taux d'identification. Ainsi, le système peut fournir un ROR égal à 100% pour la majorité des règles de fusion. La règle de fusion MAX ne donne pas de bons résultats et possède un ROR = 99.778% et un RPR = 2. La figure 7.7.(b) présente une comparaison entre le système hybride S_4^{PCA} et les systèmes mono-biométriques basés respectivement sur le PLM et la combinaison ALL. Les courbes ROCs, dans la figure 7.7.(c), montrent une comparaison entre les deux systèmes hybrides S_4^{DCT} et S_4^{PCA} . D'après cette figure, les deux systèmes donnent des améliorations remarquables, en particulier lorsque la

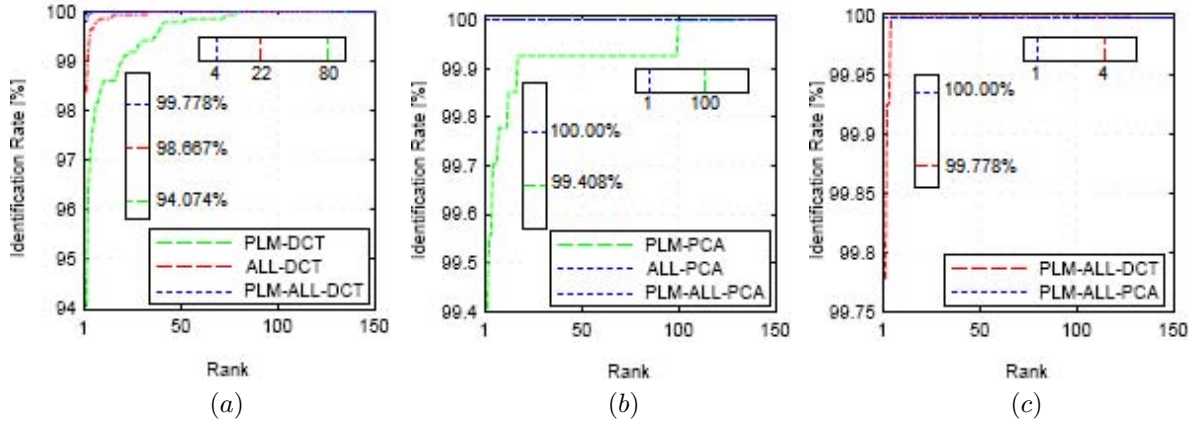


FIGURE 7.7: Performance d'identification *ensemble fermé* des systèmes S_4^{DCT} et S_4^{PCA} . (a) Performance du système multi-échantillons S_4^{DCT} , (b) Performance du système multi-échantillons S_4^{PCA} et (c) Comparaison entre les deux systèmes S_4^{DCT} et S_4^{PCA} .

méthode d'extraction des caractéristiques basée sur le PCA est utilisée. D'autant plus que le système S_4^{DCT} possède une courbe CMC caractérisée par une vitesse de convergence rapide.

7.5 Commentaires sur les évaluations

Cette section présente un résumé des principaux résultats obtenus par les différentes méthodes que nous avons développé et implémenté. Ainsi, nous avons effectué une étude comparative concernant les taux d'identification et les temps de calcul dans les différentes architectures proposées. Le but étant de pouvoir choisir la meilleure architecture pour concevoir un système d'identification biométrique fiable et robuste aux aléas des conditions réelles des applications. Il est clair, d'après nos résultats (chapitre 6 et 7), qu'une combinaison des deux systèmes mono-biométriques peut être utilisée pour atteindre une performance plus élevée. C'est pourquoi, dans cette étude, nous avons opté pour les systèmes multi-biométriques et systèmes hybrides. De ce fait, en basant sur les analyses des résultats obtenus, nous avons retenu les meilleurs résultats pour faire la comparaison entre eux et mettre en évidence la robustesse de la meilleure méthode proposée. Les résultats de ces analyses sont résumés dans le Tableaux 7.13. D'après ce tableau, nous notons d'abord qu'aucun des systèmes multi-biométriques basés sur la DCT (S_1^{DCT} , S_2^{DCT} et S_3^{DCT}) à améliorer le taux d'identification. Cela peut s'expliquer par la supériorité de la méthode basée sur le PCA par rapport à celle basée sur la DCT. Le système S_2^{PCA} aussi n'a pas amélioré le taux d'identification. Ceci peut être due au processus de prétraitement qui vise à redimensionner l'image de LIF pour arriver à la même taille que le PLM afin d'extraire les composants principales. Concernant le système S_1^{PCA} , une excellente amélioration (68% d'environ) est obtenue par rapport au meilleur système mono-biométrique basé sur le PCA et en utilisant le PLM. D'autre part, son temps de calcul (≈ 1.89 secondes) reste très acceptable pour plusieurs applications qui nécessitent un haut degré de sécurité tel que le contrôle d'accès. En utilisant le système hybride S_4^{DCT} ,

TABLE 7.13: Comparaison entre les systèmes multi-biométriques et les systèmes hybrides.

SYSTÈMES	TYPES	MÉTHODES	NIVEAU	TEMPS (s)	OUVERT		FERMÉ	
					T_o	EER	ROR	RPR
S_1^{DCT}	MULTI-BIO	DCT	IMAGE	1.6714	0.9536	0.815	96.000	126
S_2^{DCT}			FEATURE	3.6436	0.9659	0.806	91.926	128
S_3^{DCT}			SCORE	2.2313	0.9184	0.222	98.667	19
S_1^{PCA}		PCA	IMAGE	1.8901	0.9475	0.063	98.667	8
S_2^{PCA}			FEATURE	2.1857	0.8664	0.296	99.111	77
S_3^{PCA}			SCORE	2.2145	0.8677	0.000	100.00	1
$S_1^{DCT-PCA}$	HYBRIDES	DCT-PCA	SCORE	4.4251	0.9795	0.000	100.00	1
S_4^{DCT}		DCT	SCORE	5.6232	0.9754	0.009	99.778	4
S_4^{PCA}		PCA	SCORE	5.5563	0.8112	0.000	100.00	1

nous avons dégagé une amélioration considérable ($\approx 95\%$ d'environ) par rapport au meilleur système mono-biométrique basé sur le PCA et en utilisant le PLM. Cependant, ce système présente un temps de calcul important (5.62 *secondes*) pour une base de données de 150 personnes, ce qui le rend inacceptable pour les applications de sécurité qui nécessitent un temps de calcul modéré et surtout pour les applications qui possèdent des bases de données de tailles importantes (par exemple pour une base de données de 500 personnes, le système a besoin d'environ 19 *secondes* pour identifier une personne). Par ailleurs, la meilleure amélioration des résultats (100%), par rapport au meilleur système mono-biométrique basé sur le PCA et en utilisant le PLM, a été obtenue par les deux systèmes hybrides, $S_1^{DCT-PCA}$ et S_4^{PCA} , et par le système multi-biométrique S_3^{PCA} . Cependant, en tenant compte de temps de calcul de chaque système donné dans le Tableaux 7.13, le critère de choix du système peut être le compromis entre le taux d'identification et le temps de calcul. Cependant, il est à noter que tous ces résultats dépendent fortement de la taille de la base de données utilisée.

La figure 7.8.(a) illustre les densités de probabilité des scores (clients et imposteurs) et la distance de séparation entre les deux distributions pour le système S_3^{PCA} . Notons qu'une distance de séparation négative indique un recouvrement entre les distributions tandis qu'une distance de séparation positive indique un espacement entre les distributions. D'après cette figure, il est clair que la région de recouvrement entre les scores clients et imposteurs est nulle avec une large distance de séparation égale à 0.153 à partir de 0.843 jusqu'au 0.996. La figure 7.8.(b) montre l'évolution des deux taux d'erreurs, le FAR et le FRR lorsque le seuil varie. Il est clair que les allures de ces deux courbes sont totalement séparées ce qui génère un taux d'erreur égal à zéro. Cependant, le seuil de sécurité, T_o , doit être choisi dans l'intervalle $[0.843 \cdot 0.996]$. Enfin, la figure 7.8.(c) montre un exemple d'une matrice de similarité, où les scores clients, qui résultent de la comparaison d'éléments de la même personne, apparaissent le long de la diagonale principale de la matrice de similarité (ligne blanche). Tandis que les scores imposteurs, qui sont le résultat de comparaisons de personnes différentes, représentent les restes de la matrice.

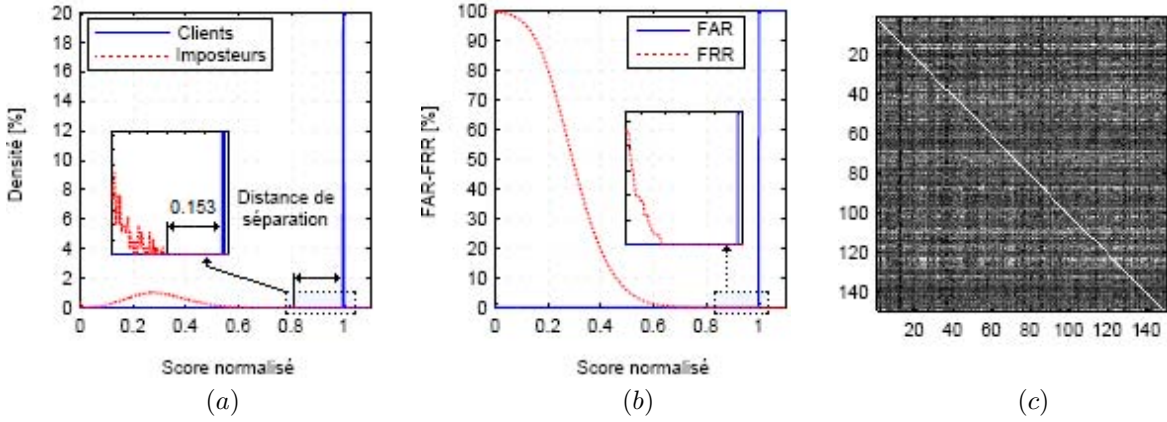


FIGURE 7.8: Performance d'identification de meilleur système (S_3^{PCA}). (a) Distributions des clients et imposteurs, (b) Taux d'erreurs FAR et FRR et (c) Matrice de similarité des scores de S_3^{PCA} .

7.6 Conclusion

Nous avons proposé dans ce chapitre, plusieurs systèmes biométriques multimodaux. Outre les systèmes multi-biométriques, nous avons exploré quelques systèmes hybrides. Ces différents systèmes sont testés dans le but d'améliorer le taux d'identification des modalités prises séparément. En validant ces systèmes sur une base de données de 150 personnes, nous avons dégagé une amélioration considérable du taux d'identification (100%) tout en assurant un acceptable temps de calcul (2.21 *secondes*). Cette amélioration est obtenue avec le système multi-biométriques S_3^{PCA} . Nous avons aussi obtenu un temps de calcul égal à 5.56 *secondes* et un taux d'identification égal à 100% avec le système S_4^{PCA} . Toutefois, il est possible d'améliorer le temps de calcul si une machine plus rapide est utilisée ou une méthode d'optimisation de code est associée au système biométrique.

Chapitre 8

Conclusions et Perspectives

LE travail présenté dans cette thèse s'inscrit dans le contexte de l'identification automatique des personnes basée sur leurs descripteurs biométriques. Nous avons utilisé deux nouveaux descripteurs biométriques, à savoir l'empreinte palmaire et les empreintes des articulations des doigts, pour réaliser nos systèmes biométriques proposés, mono et multimodaux. Après avoir introduit les concepts généraux de la biométrie, nous avons présenté un état de l'art de méthodes de fusion des modalités biométriques, en utilisant les différentes techniques et niveaux de fusion. Nous avons également présenté un tour d'horizon sur les travaux réalisés dans la littérature concernant l'identification des empreintes palmaires et les empreintes des articulations des doigts.

L'objectif principal est donc de concevoir des systèmes biométriques robustes pour l'identification fiable des personnes. L'utilisation conjointe des différentes modalités biométriques permet d'améliorer les performances du système d'identification. Néanmoins, des telles performances restent sensibles aux caractéristiques des modalités biométriques extraites. Cependant, trois critères permettent de juger l'efficacité d'un système biométrique donné. Ces critères sont le taux d'identification, la taille de la base de données et le temps de calcul. Un choix judicieux de la méthode d'extraction des caractéristiques permet de satisfaire ces trois critères. C'est dans ce cadre la que nos contributions ont été proposées. Ainsi, nous avons proposé deux représentations des caractéristiques : représentation par vecteur et représentation par modèle. Les résultats expérimentaux montrent que la représentation par le modèle de Markov caché (HMM) donne un taux d'identification acceptable, pour une base de données de taille moyenne, avec un minimum de temps de calcul. Ces performances sont celles qui sont demandées dans les applications en temps réel. Cette représentation est améliorée par l'association de la méthode d'analyse en composantes principales (PCA) avec le modèle HMM. Les résultats obtenus montrent des améliorations intéressantes dans le taux d'identification

et le temps de calcul. Cependant, nous notons ici que l'utilisation de PCA avec la redimensionnement de l'image peut engendrer des pertes dans l'information. A cet effet, nous avons proposé d'utiliser la transformée en ondelettes discrète (DWT) pour pallier à ce problème. Les résultats obtenus sont encore améliorés en termes de taux d'identification, d'espace mémoire et de temps de calcul.

Notre deuxième contribution réside dans l'extraction des caractéristiques des modalités biométriques en utilisant le filtre de Log-Gabor. Plusieurs gabarits biométriques peuvent être obtenus par le filtre de Log-Gabor. Ces gabarits sont extraits, pour chaque modalité biométrique, par l'argument (*phase*) et l'amplitude (*module*) de l'image filtrée résultat du filtre de Log-Gabor. D'après les résultats obtenus, nous avons constaté que le gabarit extrait de la *phase* est le gabarit qui représente mieux la modalité biométrique utilisée.

La réduction du bruit et de l'effet d'éclairage est un autre objectif visé pour l'amélioration des performances des systèmes biométriques proposés. Pour cela, nous avons utilisé la transformée en cosinus discrète par bloc avec des coefficients modifiés (ou la DCT modifiée : DCT-*mod2*). Les résultats obtenus avec cette transformée modifiée montrent que la modification des trois premiers coefficients de la DCT améliore le taux d'identification.

Pour l'amélioration de l'espace mémoire occupé, la DCT par bloc de taille 8×8 pixels a été appliquée sur l'image et une réorganisation des coefficients des blocs a été ensuite effectuée, pour arriver à une représentation similaire à celle obtenue par la DWT. Cette méthode, que nous avons appelé RBDCT, a donné des résultats remarquables.

A l'issu des conclusions retenues de nos travaux réalisés dans le cadre de cette thèse, nous nous envisageons dans les futures travaux d'utiliser d'autres approches pour l'extraction des caractéristiques des modalités biométriques. Ainsi, les réseaux de neurones peuvent être associés au modèle HMM afin d'éviter l'estimation des paramètres de ce dernier. Aussi, la transformée de Fourier discrète et la transformée en contourlet discrète peuvent être utilisées pour réduire l'effet de bruit et des autre paramètres liés au système de prise de vue. Comme elles peuvent être utilisés pour minimiser les pertes de l'information si le redimensionnement de l'image a été utilisé pour réduire l'espace mémoire occupé.

Annexe A

Extraction de la région d'intérêt

A.1 Prétraitements de l'image

ETANT donné que les images des modalités biométriques obtenues (données brutes) ne sont pas directement exploitables par les systèmes biométriques, elles doivent subir un prétraitement au cours duquel une région d'intérêt (*Region of Interest-ROI*) est extraite. La phase de prétraitement a pour rôle de configurer et de modifier l'image (modalité biométrique originale) de façon à la préparer, à l'extraction des caractéristiques.

Une ROI est une région intéressante d'une image, et peut être utilisée comme point de départ de nombreux algorithmes de traitement d'images. De ce fait, la qualité de l'algorithme utilisé pour détecter les ROIs conditionne souvent la qualité du résultat de la chaîne de traitement entière que l'on souhaite appliquer à une image. Aussi, le fait que les mêmes ROIs (ou à peu près) puissent être détectées sur deux images différentes mais représentant la même scène, est une propriété importante et généralement exigée pour tous les algorithmes de détection des ROIs. Dans le domaine de la biométrie, la signification des ROIs dépend du type de modalité biométrique. Elle peut correspondre aux zones des yeux ou aux zones autour de la bouche dans l'image du visage, comme elle peut correspondre à l'iris dans l'image de l'œil. Ainsi la méthode d'extraction va dépendre de la modalité biométrique.

A.2 Empreinte palmaire

Une paume est la surface intérieure de la main entre le poignet et les doigts. Une empreinte palmaire est définie comme une empreinte sur une paume. Donc, la phase de prétraitement, pour cette modalité, consiste à isoler l'empreinte palmaire (ROI) du reste de l'image de la main acquise par un quelconque capteur (par exemple la caméra CCD). L'extraction de ROI

n'étant pas forcément idéale, une tolérance des quelques pixels en translation est introduite dans les deux directions, verticale et horizontale. La méthode d'extraction de ROI appliquée dans notre système est basée sur l'algorithme décrit dans [88].

◆ Étape 1 : Réduction des bruits

Le lissage de l'image est une opération importante, utilisée pour atténuer un bruit qui corrompt l'information, avant l'étape de binarisation. En effet, un filtre linéaire passe-bas de type *Gaussien* permet de réduire ce bruit grâce à la localisation du bruit dans les hautes fréquences. Après passage par un filtre passe-bas gaussien de taille 3×3 et un écart-type $\sigma = 1.5$, on obtient une image lisse (voir figure A.1).



FIGURE A.1: Filtrage de l'image.

◆ Étape 2 : Binarisation

Binariser une image revient à segmenter l'image en deux classes : le fond et l'objet. Cette dernière consiste à mettre le fond en noir et l'objet en blanc. Plusieurs techniques de binarisation existent, mais la technique de seuillage est la plus populaire, grâce à sa facilité de mise en œuvre et de sa rapidité. Le seuillage final est réalisé en comparant l'image filtrée avec un seuil T_P . Cette opération est donnée par la formule :

$$I_b(i, j) = \begin{cases} 1 & I_0(i, j) \geq T_P \\ 0 & \text{Autrement} \end{cases} \quad (\text{A.1})$$

avec I_0 est l'image d'origine après le filtrage de gaussienne et I_b est l'image binaire obtenue. Pour générer le seuil T_P , nous avons opté pour la méthode de *Otsu* en raison de son efficacité. La figure A.2 montre l'opération de binarisation.

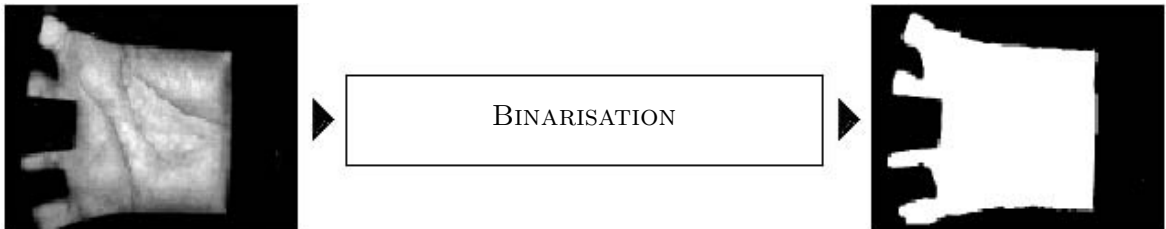


FIGURE A.2: Binarisation de l'image.

◆ Étape 3 : Détection de contour

L'objectif de cette étape réalisée à l'aide d'un algorithme classique de suivi de contour (*Square-Tracing*) est de déterminer le contour de la main. Sur les images binaires, les pixels sont soit noirs, soit blancs. Afin d'identifier des objets dans une image binaire, nous avons besoin de localiser les pixels blancs qui sont connectés les uns aux autres. En d'autres termes, les pixels connexes, ou voisins, forment un objet sur une image binaire qu'il faut réussir à identifier. En outre, dans un pavage carré, le pixel est en contact avec 8 pixels. Ces pixels définissent leur voisinage. Ce type de connectivité s'appelle la connectivité de type 8 (voir figure A.3.(a)). Dans le cas où les pixels ne sont liés que par 4 pixels, la connectivité est de type 4 (voir figure A.3.(b)).

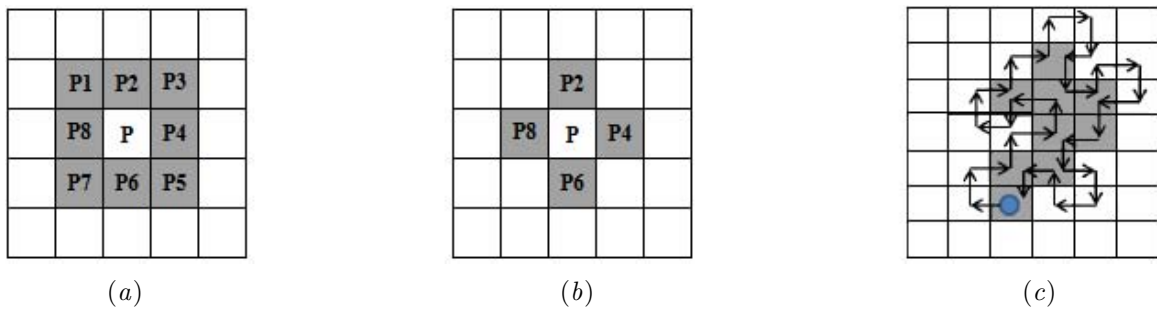


FIGURE A.3: Contour dans une image binaire. (a) connectivité de type 8, (b) connectivité de type 4 et (c) application de l'algorithme.

Nous considérons sur une image que la main correspond à un ensemble de pixels blanc sur un fond de pixels noir. Autrement dit, les pixels qui nous intéressent sont blancs (pixels utiles) et les pixels noirs représentent l'arrière-plan (le fond). Nous commençons en bas à gauche de l'image et nous effectuons un balayage des colonnes du bas vers le haut, jusqu'à rencontrer un pixel blanc (pixel qui nous intéresse). Ce pixel est mémorisé comme étant le pixel de départ. Une fois le pixel de départ détecté, si nous se trouvons sur un pixel utile, alors nous tournons à gauche et si nous se trouvons sur un pixel de fond, alors nous tournons à droite. L'algorithme s'arrête une fois que nous retombons à nouveau sur le pixel de départ. A chaque détection d'un pixel blanc, les coordonnées de ce dernier sont mémorisées afin de connaître le contour de la main. Le fonctionnement de cet algorithme est représenté sur la figure A.3.(c). La figure A.4 montre le contour de la main après l'application de cet algorithme.

◆ Étape 4 : Détection des points d'intérêts

Les points caractéristiques, représentés par les bouts des doigts et les vallées entres les doigts, sont calculés avec le même algorithme de suivi de contour. Ces points se coïncident avec les maxima et les minima de l'abscisse des points du contour. De plus, les bouts des doigts sont initialisés aux points des plus faibles abscisses de chaque doigt, et les vallées aux points des plus grandes abscisses situées entre les doigts. La fenêtre de paume (ROI) est construite selon

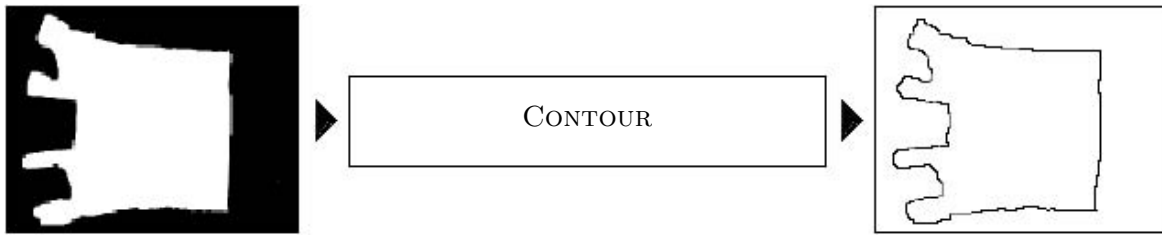


FIGURE A.4: Contour de la main.

l'un des modèles classiques (généralement carré). Sa localisation dépend uniquement de la position des vallées F_1 et F_2 , ainsi que de la largeur de la paume. La figure A.5 représente le résultat d'extraction des deux points (F_1 et F_2).



FIGURE A.5: Localisation des points d'intérêt.

◆ Étape 5 : Rotation de l'image

Avec l'extraction de ces points, il ne reste plus qu'une étape pour que la paume soit normalisée : sa rotation. L'angle de rotation a été calculé en fonction de la ligne tracée entre les deux points F_1 et F_2 et l'axe des ordonnées. Une fois l'angle θ déterminé, nous effectuons une rotation de l'image d'un angle θ , afin d'aligner l'axe F_1 et F_2 avec l'axe des ordonnées de l'image (voir la figure A.6). Dans beaucoup d'études, la rotation a lieu avant la définition de

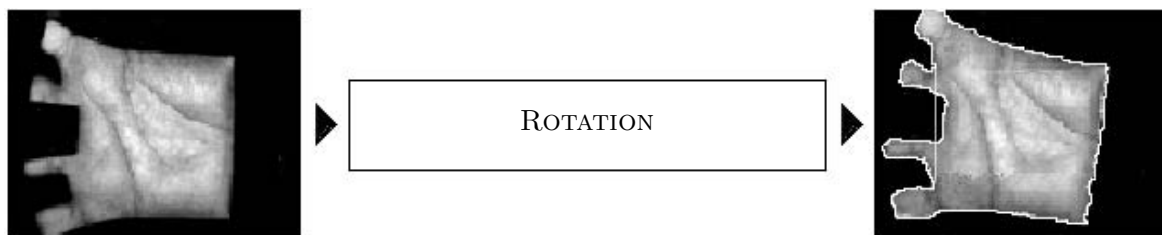


FIGURE A.6: Rotation de l'image.

la fenêtre, et cela afin de repérer plus facilement le carré. En effet, si la rotation est effectuée sur l'image entière, les bords de la fenêtre d'extraction sont horizontaux et verticaux, le carré (correspond au ROI) est donc très facile à localiser.

◆ Étape 6 : Localisation de ROI

La largeur de la zone d'étude (ROI), correspond à la distance d entre le segment de référence $\overline{F_1F_2}$ et le carré de la paume, est fixée à quelques pixels (dans notre travail, $d = 20$ pixels). La largeur du carré, W , est aussi fixée à quelques pixels (dans notre travail, $W = 128$ pixels). Ces deux distances sont fixées de façon à ce que la ROI soit centrée sur la main. Cette région (ROI) est mise en évidence sur le schéma suivant (voir figure A.7).



FIGURE A.7: Localisation de la ROI dans la paume.

◆ Étape 7 : Extraction de la ROI

Une région carrée, qui correspond au ROI, à une dimension fixe (128×128 pixels), de sorte que toutes les régions soient conformes à une même dimension, sont ensuite extraites. La figure A.8 montre le résultat obtenu après l'opération d'extraction de ROI.



FIGURE A.8: Extraction de ROI à partir de la paume.

La méthode d'extraction de ROI que nous venons de décrire a permis de traiter sans problème les différentes images des mains qui sont représentées en 2D (niveau de gris et multispectrale). Cependant, les images représentées en 3D nécessitent une phase spécifique de prétraitement correspondant à l'extraction de ROI. *David Zhang et al* [108] utilise le même capteur pour l'acquisition des empreintes palmaires sous les deux représentations, niveau de gris et 3D. De cette manière, l'extraction de ROI, pour la représentation en niveau de gris, est appliquée comme indiqué précédemment. Ensuite, après tourner l'image 3D avec le même angle calculé précédemment, les quatre points des coins du carré (ROI) sont mis en correspondance un-à-un entre l'image 2D et 3D (voir figure A.9). Par conséquent, l'extraction de ROI d'une représentation 3D peut facilement implémenter à travers l'algorithme d'extraction de ROI

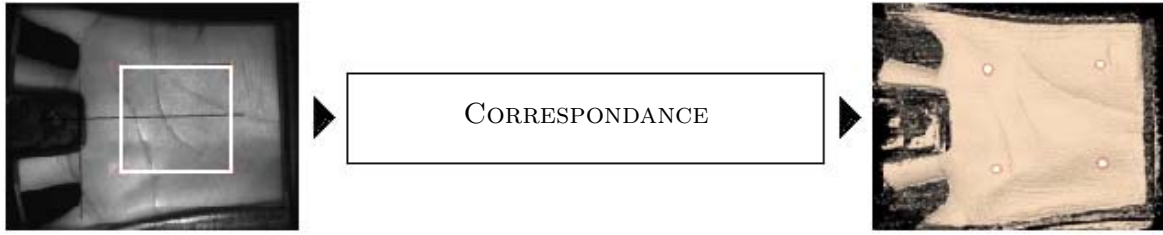


FIGURE A.9: Mise en correspondance entre l'image 2D et 3D.

d'une représentation 2D. La figure A.10 montre la ROI en 3D obtenue avec le groupage de tous les points correspond aux pixels dans la ROI en 2D.



FIGURE A.10: Extraction de ROI à partir l'image 3D.

A.3 Empreinte des articulations des doigts

L'empreinte de l'articulation du doigt présente aussi une caractéristique unique à chaque individu. Elle est invariable au cours du temps, facile à prélever, à numériser et à stocker. Après avoir établi le système de coordonnées, la partie centrale (ROI) est segmentée. Afin d'extraire la région d'intérêt (ROI) qui contient les textures autour de l'articulation, nous utilisons l'algorithme décrit dans [114]. Cette opération a pour but d'éliminer le fond (réduction de la taille d'image) et d'avoir des résultats plus précis.

◆ Étape 1 : Filtrage et sous-échantillonnage

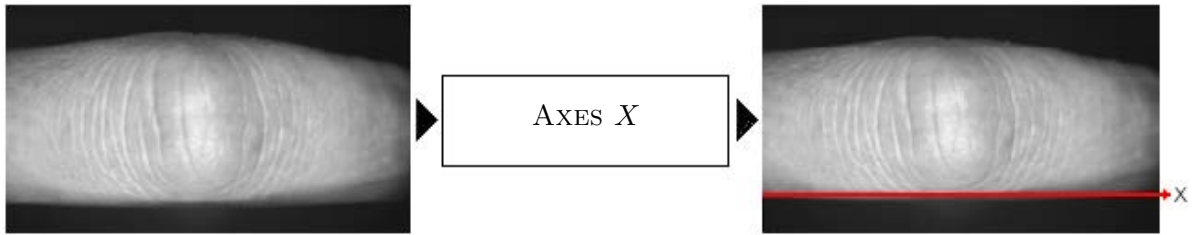
La taille de chaque image de la base des données est 768×576 pixels avec une résolution de $400dpi$. Il n'est pas nécessaire d'utiliser cette résolution pour l'extraction des caractéristiques (une faible résolution peut représenter bien les lignes principales et secondaires autour de l'articulation). Par conséquent, l'image du doigt subit une opération de filtrage suivi par une opération de sous-échantillonnage. L'objectif de l'opération de filtrage est de réduire le bruit dans l'image. Un filtre passe-bas (filtre gaussien), peut être appliqué pour réduire ce bruit et améliorer la qualité de l'image originale. L'opération de sous-échantillonnage permet de réduire la résolution de l'image jusqu'à $150dpi$. L'avantage de cette opération est de réduire considérablement le coût de calcul en réduisant la quantité de données. Nous notons I_D l'image résultante. Le résultat de cette étape est illustré dans la figure A.11.



FIGURE A.11: Filtrage et sous-échantillonnage de l'image de doigt.

◆ Étape 2 : Détermination de l'axe X

Une fois l'image de l'empreinte a été filtrée et sous-échantillonnée, l'algorithme détermine l'axe horizontal X . La limite inférieure du doigt peut être facilement extraite par un détecteur de contour de type Canny. Le filtre de Canny est utilisé en raison de ses avantages (bonne détection, bonne localisation). En fait, cette limite inférieure est presque conforme à toutes les images parce que tous les doigts sont mis sur le bloc de base dans l'acquisition de l'image. En adaptant cette frontière comme une ligne droite, l'axe X est déterminé. La figure A.12 montre l'axe X dans la frontière basse du doigt.

FIGURE A.12: Détermination de l'axe X .

◆ Étape 3 : Extraction d'une sous-image

Les informations utiles qui peuvent être utilisées pour une identification biométrique ne réside que dans une partie de l'image du doigt. Par conséquent, nous avons d'abord coupé



FIGURE A.13: Sous-image extraite avant l'extraction de la ROI.

une sous-image, I_S , à partir de l'image originale. Les limites gauche et droite de I_S sont deux valeurs fixées empiriquement. Les limites hautes et basses sont estimées selon la limite

de vrais doigts. La figure A.13 montre un exemple d'une sous-image. Cette sous-image est utilisée pour calculer l'axe Y .

◆ Étape 4 : Détection de contour

En appliquant le détecteur de contour de type Canny à l'image I_S , l'image des contours I_E peut être obtenue. Voir la figure A.14 pour un exemple.

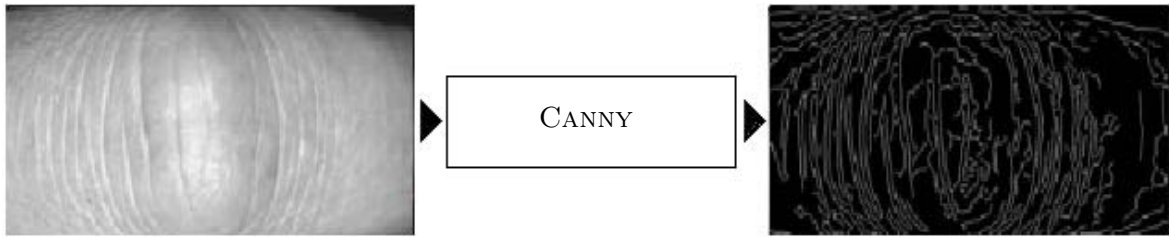


FIGURE A.14: Image des contours obtenue.

◆ Étape 5 : Codage des directions convexes

Basé sur les caractéristiques des courbes des contours dans l'image, I_E , nous pouvons coder I_E pour obtenir une image codée, I_{CD} , qui représente les directions convexes des courbes. À cette étape, chaque pixel dans I_E sera donc désigné par un code afin de représenter la direction (convexe) locale de ce pixel. Basé sur l'observation des images de doigt, nous pouvons représenter un modèle idéal des courbes dans l'image de doigt comme indiqué dans la figure A.15. Dans ce modèle, une courbe dans l'image est soit convexe vers la gauche

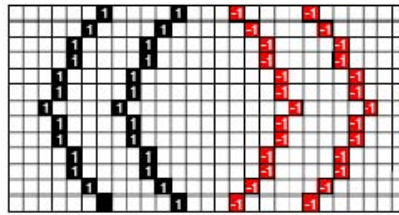


FIGURE A.15: Courbes sur l'image de doigt.

ou convexe vers la droite. Nous pouvons coder les pixels sur les courbes convexes (vers la gauche) par "1", les pixels sur les courbes convexes (vers la droite) par "-1" et les autres pixels (n'appartiennent pas à ces deux courbes) par "0". La figure A.16 montre les directions convexes I_{CD} .

◆ Étape 6 : Détermination de l'axe Y

Pour une image de doigt, la plupart des courbes sur la partie gauche de l'image sont dirigées vers la gauche et ceux sur la partie droite sont dirigées vers la droite. Cependant, il n'y a pas

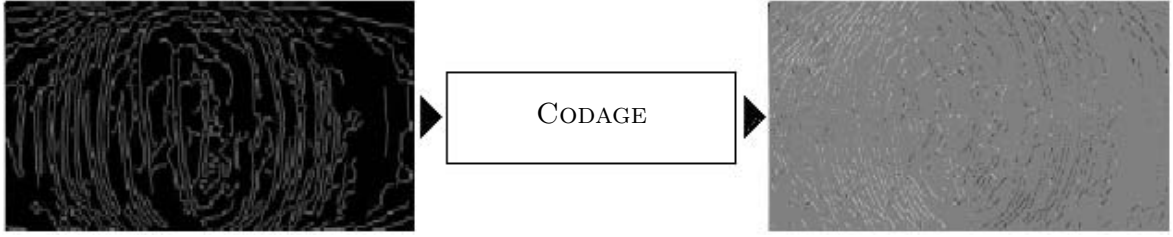


FIGURE A.16: Image obtenue par l'application de codage de la direction convexe.

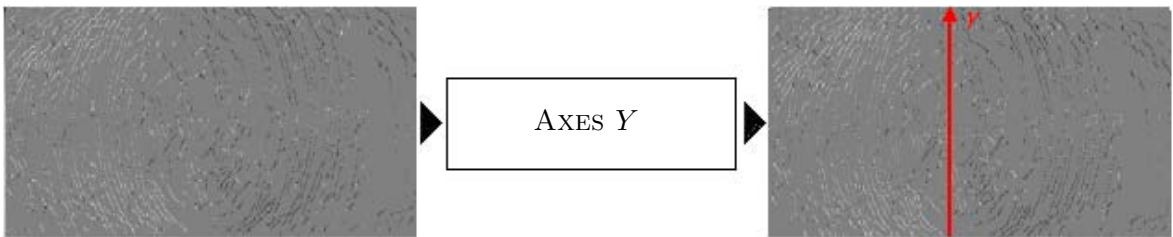
des directions convexes évidentes dans une petite zone autour de l'articulation. A partir de cette observation, nous pouvons définir une grandeur de convexité, ϱ , comme suit :

$$\varrho(x) = \text{abs} \left(\sum_W I_{CD} \right) \quad (\text{A.2})$$

où x est la position horizontale (représente une colonne) de la fenêtre. W est une fenêtre symétrique par rapport à l'axe $X = x$. La fenêtre W est de taille $d \times h$, avec h égale à l'hauteur de l'image I_S et d est choisi, dans notre travail, égale à 35. La grandeur $\varrho(x)$ peut atteindre sa minimale autour du centre de l'articulation. La fenêtre doit réaliser un trajet qui part de la gauche et qui va balayer les différents x . L'axe Y est défini comme suit :

$$Y = \arg \min_x [\varrho(x)] \quad (\text{A.3})$$

Cette position peut être utilisée pour définir l'axe Y . La figure A.17 montre la position de l'axe Y dans l'image du doigt.

FIGURE A.17: Détermination de l'axe Y .

◆ Étape 7 : Localisation de la ROI

Après avoir localisé les axes X et Y , nous pouvons déterminer une zone dans l'image I_D , nommée I_{ROI} , qui représente la région d'intérêt. D'après la figure A.18, la ROI, avec une taille fixe, peut être extraite à partir de l'image I_D .



FIGURE A.18: Localisation de la ROI dans l'image de doigt.

◆ Étape 8 : Extraction de ROI

Une région d'intérêt de l'empreinte est définie et découpée autour du l'axe Y (comme le montre la figure A.19). Une région rectangulaire, qui correspond au ROI, avec une dimension fixe (110×220 pixels) et contenant la majorité de l'empreinte, est ensuite extraite.



FIGURE A.19: Extraction de la ROI à partir l'image de doigt.

Enfin, nous pouvons constater que la méthode de localisation des axes X et Y , ainsi que la méthode d'extraction de la ROI, peuvent aligner efficacement les différentes images des doigts, en normalisant la zone qui fait l'objet des différents traitements pour extraire les caractéristiques biométriques du doigt. Ces opérations réduisent considérablement les variations causées par les différentes poses du doigt dans le système d'acquisition.

Annexe B

Modèle de Markov Caché

UNE fois acquises les images des modalités biométriques de la personne, le traitement de ces images par le système biométrique est constitué de trois étapes : étape de prétraitement ; étape d'extraction des caractéristiques et étape de modélisation des images par le HMM. Cependant, avant l'application du modèle HMM, il faut résoudre trois problèmes identifiés par *Rabiner et al* [149]. Ces trois problèmes sont les suivants.

↗ Évaluation

Etant donnée une séquence d'observations, $O = \{o_1, o_2, \dots, o_T\}$, et un modèle HMM, $\lambda = (A, B, \pi)$, comment calculer la probabilité $P(O|\lambda)$ pour que la séquence O soit générée par λ , c.-à-d. la probabilité que ce modèle ait pu émettre cette séquence ?

↗ Décodage

Etant donné un modèle $\lambda = (A, B, \pi)$ et une séquence d'observations, $O = \{o_1, o_2, \dots, o_T\}$, comment calculer la séquence d'états cachés dans le modèle, $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_T\}$, la plus probable.

↗ Apprentissage

Etant donné une séquence d'observations, comment déterminer les paramètres du modèle $\lambda = (A, B, \pi)$ pour que la probabilité $P(O|\lambda)$ soit maximisée sur les observations de la base d'apprentissage.

L'algorithme de *Forward* [161], l'algorithme de *Viterbi* [162] et l'algorithme de *Baum-Welch* [163] permettent de résoudre les trois problèmes ci-dessus.

B.1 Algorithme de *Forward*

Le problème d'évaluation se pose notamment quand nous avons plusieurs HMMs décrivant différents systèmes, et une séquence d'observations. Nous voulons ainsi connaître quel est le HMM ayant la plus forte probabilité d'avoir généré cette séquence. En d'autres termes, pour un modèle $\lambda = (A, B, \pi)$ et une séquence d'observations $O = \{o_1, o_2, \dots, o_T\}$, il faut calculer la probabilité $P(O|\lambda)$. Cette probabilité est déduite à partir des deux autres probabilités, à savoir : $P(O|Q, \lambda)$ et $P(Q|\lambda)$. La probabilité de la séquence des observations O pour une séquence spécifique des états Q est :

$$P(O|Q, \lambda) = \prod_{t=1}^T P(o_t|q_t, \lambda) = b_{q_1}(o_1) \times b_{q_2}(o_2) \cdots b_{q_T}(o_T) \quad (\text{B.1})$$

On a aussi la probabilité de la séquence des états Q :

$$P(Q|\lambda) = \pi_{q_1} a_{q_1 q_2} \cdot a_{q_2 q_3} \cdots a_{q_{T-1} q_T} \quad (\text{B.2})$$

La probabilité pour que la séquence des observations O et la séquence des états Q aient lieu simultanément est le produit de ces deux termes :

$$P(O, Q|\lambda) = P(O|Q, \lambda) \cdot P(Q|\lambda) \quad (\text{B.3})$$

Selon le formalisme des HMM, la probabilité d'une séquence d'observations, $P(O|\lambda)$, se décompose sur tous les chemins (*tous* Q) possibles dans un modèle λ :

$$P(O|\lambda) = \sum_{\text{tous } Q} P(O|Q, \lambda) P(Q|\lambda) \quad (\text{B.4})$$

où un chemin représente la séquence des états de la chaîne de Markov ayant émis la séquence d'observations. La probabilité de la séquence des observations O est donnée par :

$$P(O|\lambda) = \sum_{q_1, q_2, \dots, q_T} \pi_{q_1} b_{q_1}(o_1) a_{q_1 q_2} b_{q_2}(o_2) \cdots a_{q_{T-1} q_T} b_{q_T}(o_T) \quad (\text{B.5})$$

Le calcul de cette probabilité implique un nombre d'opérations de l'ordre de $2T \cdot N^T$ (très coûteuse en temps de calcul). Cependant, une autre approche, qui exploite la redondance de calcul dans l'évaluation directe de l'équation B.5, est utilisée pour réduire la complexité de calcul. Cette approche utilise une variable intermédiaire appelée variable "avant" ou "*forward*" ; d'où le nom de l'algorithme de *forward*. En effet, le calcul de $P(O|\lambda)$ à l'aide de cet algorithme ne demande au total que $N^2 T$ opérations.

Nous dénotons que la variable intermédiaire $\alpha_t(i)$ est la probabilité de la séquence d'observations partielle $O = \{o_1, o_2, \dots, o_T\}$, qui se termine à l'état i .

$$\alpha_t(i) = P(o_1 o_2 \dots o_T, q_t = s_i | \lambda) \quad (\text{B.6})$$

Les probabilités intermédiaires (ou partielles) sont calculées de manière récursive en calculant premièrement ces probabilités pour tous les états à $t = 1$, cette étape est dite initialisation.

$$\alpha_1(i) = \pi(i)b_i(o_1), \quad \text{pour } 1 \leq i \leq N \quad (\text{B.7})$$

Ensuite, pour chaque instant, $t = 2, \dots, T$, les probabilités partielles sont calculées pour chaque état, cette étape est dite induction :

$$\alpha_{t+1}(j) = \left[\sum_{i=1}^N \alpha_t(i) a_{ij} \right] b_j(o_{t+1}), \quad \text{pour } 1 \leq j \leq N, \quad 1 \leq t \leq T-1 \quad (\text{B.8})$$

Avec cette relation, nous pouvons alors calculer la probabilité intermédiaire à l'instant T pour chaque état j , $\alpha_T(j)$. Et finalement, la somme de toutes les probabilités partielles à l'instant T fournit la probabilité requise, cette étape est dite terminaison :

$$P(O|\lambda) = \sum_{i=1}^N \alpha_T(i) \quad (\text{B.9})$$

L'étape d'induction est le cœur de l'algorithme de *forward*, la figure B.1 illustre cette étape. Pour chaque état s_j , $\alpha_t(j)$ mémorise la probabilité partielle qui est calculée à partir de tous les états précédents

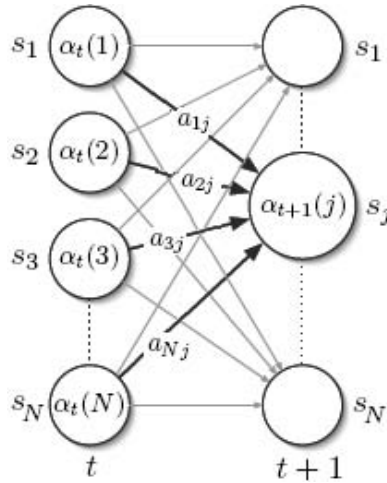


FIGURE B.1: Illustration de l'étape induction de l'algorithme de *forward*.

De façon similaire, nous pouvons définir une variable "arrière" ou "*backward*" $\beta_t(i)$ comme

la probabilité de la séquence d'observations partielle $o_{t+1}, o_{t+2}, \dots, o_T$, étant donné que l'état courant est i . Pour calculer les $\beta_t(i)$, il existe aussi, comme pour les $\alpha_t(i)$, une relation récursive (induction) :

$$\beta_t(i) = \sum_{j=1}^N \beta_{t+1}(j) a_{ij} b_j(o_{t+1}) \quad \text{pour } 1 \leq i \leq N, \quad 1 \leq t \leq T-1 \quad (\text{B.10})$$

avec comme initiation

$$\beta_T(i) = 1, \quad \text{pour } 1 \leq i \leq N \quad (\text{B.11})$$

Si nous cherchons un lien entre les deux variables intermédiaires $\alpha_t(i)$ et $\beta_t(i)$, nous pouvons remarquer que :

$$\alpha_t(i) \beta_t(i) = P(O, o_t = i | \lambda), \quad \text{pour } 1 \leq i \leq N, \quad 1 \leq t \leq T-1 \quad (\text{B.12})$$

Ainsi, la somme de ce produit donne une autre façon pour calculer la probabilité $P(O|\lambda)$, tout en utilisant les probabilités de *forward* et de *backward* :

$$P(O|\lambda) = \sum_{i=1}^N P(O, o_t = i | \lambda) = \sum_{i=1}^N \alpha_t(i) \beta_t(i), \quad \text{pour } 1 \leq t \leq T \quad (\text{B.13})$$

Nous allons voir après que la probabilité de *forward* et la probabilité de *backward* sont utiles pour résoudre le problème de décodage et d'apprentissage.

B.2 Algorithme de *Viterbi*

Etant donné une série d'observations, le problème du décodage se pose si nous devrions trouver la séquence la plus probable des états cachés d'un modèle HMM. La difficulté de ce problème réside dans la définition de la séquence d'état optimale, c.-à-d. chercher la séquence Q qui maximise la probabilité $P(Q|O, \lambda)$. Normalement, nous pouvons utiliser la solution du problème d'évaluation (l'algorithme de *forward*) pour calculer tous les Q possibles mais c'est coûteux en temps de calcul. Pour déterminer la séquence des états cachés la plus probable, étant donné une séquence d'observations, $O = \{o_1, o_2, \dots, o_T\}$, et un modèle HMM $\lambda = (A, B, \pi)$, l'algorithme de *Viterbi* est le plus utilisé. Cet algorithme est une approximation de l'algorithme de *forward*, qui calcule la probabilité (maximum de vraisemblance) du meilleur chemin (séquence complète des états) à la place de la somme sur tous les chemins.

D'abord, nous définissons la quantité $\delta_t(i)$, la probabilité du meilleur chemin aboutissant à l'état i :

$$\delta_t(i) = \max_{q_1, q_2, \dots, q_{t-1}} P(q_1 q_2 \dots q_t = s_i, o_1, o_2, \dots, o_t | \lambda) \quad (\text{B.14})$$

L'algorithme de *Viterbi* peut se résumer formellement de la façon suivante :

↪ **Initialisation :**

$$\delta_t(1) = \pi_1 b_1(o_1), \quad \text{pour } 1 \leq i \leq N \quad \text{et} \quad \psi_1(i) = 0 \quad (\text{B.15})$$

↪ **Induction :**

$$\delta_{t+1}(j) = \max_{1 \leq i \leq N} [\delta_t(i) a_{ij}] b_j(o_{t+1}) \quad \text{pour } 2 \leq i \leq T, \quad 1 \leq j \leq N \quad (\text{B.16})$$

$$\psi_{t+1}(j) = \arg \max_{1 \leq i \leq N} [\delta_t(i) a_{ij}] \quad \text{pour } 2 \leq i \leq T \quad 1 \leq j \leq N \quad (\text{B.17})$$

La figure B.2 illustre l'étape d'induction.

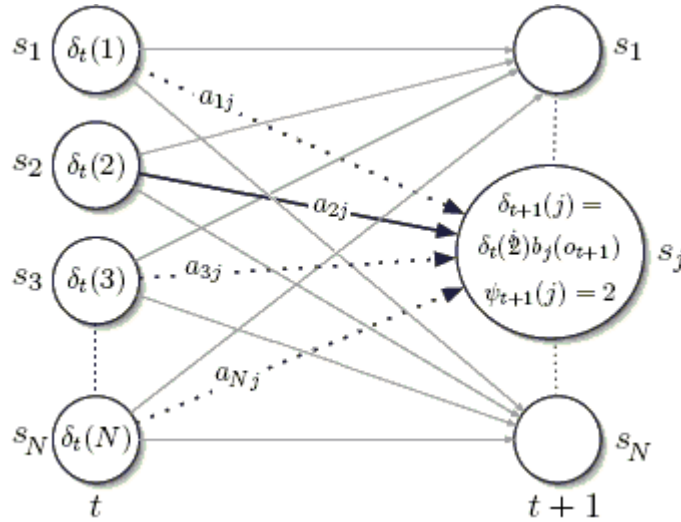


FIGURE B.2: Illustration de l'étape induction de l'algorithme de *Viterbi*.

↪ **Terminaison :**

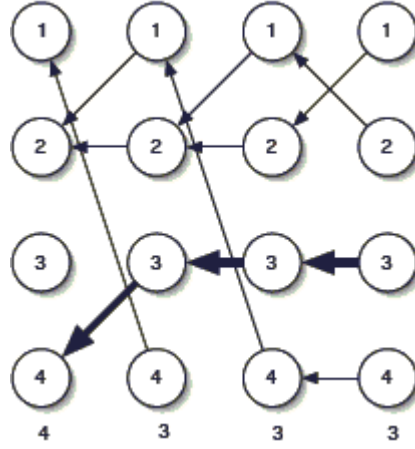
$$P^* = \max_{1 \leq i \leq N} [\delta_T(i)] \quad (\text{B.18})$$

$$q_T^* = \arg \max_{1 \leq i \leq N} [\delta_T(i)] \quad (\text{B.19})$$

↪ **Recherche arrière du meilleur chemin :**

$$q_t^* = \psi_{t+1}(q_{t+1}^*), \quad \text{pour } t = T-1, T-2, \dots, 1. \quad (\text{B.20})$$

Et enfin, la séquence $i_1, i_2, \dots, i_T$ est la séquence la plus probable des états cachés pour la séquence d'observations considérée. La figure B.3 montre un exemple de l'étape de recherche arrière du meilleur chemin de l'algorithme de *Viterbi*. Il s'agit d'aligner les observations o_t sur les états q_t du HMM.

FIGURE B.3: Etape de recherche arrière du meilleur chemin de l'algorithme de *Viterbi*.

B.3 Algorithme de *Baum-Welch*

Optimiser les paramètres d'un modèle HMM à partir d'un échantillon donné de séquences d'observations (appelé ensemble d'apprentissage) est un problème qui peut être résolu en utilisant l'algorithme de *Baum-Welch*. Cet algorithme est aussi connu sous le nom de *forward-backward*. Pour décrire l'algorithme nous avons à définir deux variables intermédiaires :

- la probabilité d'être dans l'état s_i à l'instant t et transférer à l'état s_j à l'instant $t + 1$.

$$\xi_t(i, j) = P(q_t = s_i, q_{t+1} = s_j | O, \lambda) \quad (\text{B.21})$$

- la probabilité d'être dans l'état s_i à l'instant t étant donné la séquence d'observations et le modèle HMM.

$$\gamma_t(i) = P(q_t = s_i | O, \lambda) \quad (\text{B.22})$$

Ces deux variables peuvent être exprimées en fonction des variables *forward*, $\alpha_t(i)$, et *backward*, $\beta_t(i)$, définies précédemment. Pour résumer, l'algorithme peut être décrit de la façon suivante :

Initialisation : Des paramètres arbitraires pour le modèle sont choisis ; entre autres, les valeurs de π sont choisies aléatoirement tandis que les variables A et B sont initialisées. Par exemple, les valeurs de A sont fixées a priori et celles de B sont initialisées par une quantification vectorielle.

Itération : Calcul des variables $\alpha_t(i)$ et $\beta_t(i)$ pour chaque état s_i , en utilisant respectivement les algorithmes *forward* et *backward*. Ensuite, nous déduisons les variables $\xi_t(i, j)$ et $\gamma_t(i)$ en

utilisant les expressions suivantes :

$$\xi_t(i, j) = \frac{\alpha_t(i) a_{ij} \beta_{t+1}(j) b_j(t+1)}{P(O|\lambda)} \quad (\text{B.23})$$

$$= \frac{\alpha_t(i) a_{ij} \beta_{t+1}(j) b_j(t+1)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_t(i) a_{ij} \beta_{t+1}(j) b_j(t+1)} \quad (\text{B.24})$$

et

$$\gamma_t(i) = \frac{\alpha_t(i) \beta_t(j)}{P(O|\lambda)} \quad (\text{B.25})$$

$$= \frac{\alpha_t(i) \beta_t(j)}{\sum_{i=1}^N \alpha_t(i) \beta_t(j)} \quad (\text{B.26})$$

De ces deux expressions, nous pouvons trouver que :

$$\gamma_t(i) = \sum_{j=1}^N \xi_t(i, j) \quad (\text{B.27})$$

Le calcul de $\xi_t(i, j)$ et $\gamma_t(i)$ est l'étape préalable à la ré-estimation des paramètres du HMM. Si nous sommions $\gamma_t(i)$ sur t , nous pouvons interpréter le résultat comme étant le nombre de fois que l'état s_i est visité ou de façon équivalente, comme le nombre de transitions qui sont faites à partir de s_i . De même, la somme de $\xi_t(i, j)$ sur t peut être interprétée comme le nombre de transitions de l'état s_i à l'état s_j . L'étape suivante consiste à actualiser les paramètres du HMM en utilisant la ré-estimation des paramètres :

$$\pi_i = \gamma_t(i) \quad \text{pour} \quad 1 \leq i \leq N \quad (\text{B.28})$$

$$\hat{a}_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^T \xi_t(i, j)}{\sum_{t=1}^T \gamma_t(i)} \quad \text{pour} \quad 1 \leq i \leq N, \quad 1 \leq j \leq N \quad (\text{B.29})$$

$$\hat{b}_j(k) = \frac{\sum_{t=1}^T \xi_t(i, j)}{\sum_{t=1}^T \gamma_t(i)} \quad \text{pour} \quad 1 \leq j \leq N, \quad 1 \leq k \leq M \quad (\text{B.30})$$

La réévaluation est un processus itératif. Ce processus est comme suit :

1. Initialiser $\lambda = (A, B, \pi)$,
2. Calculer $\alpha_t(i)$, $\beta_t(i)$, $\gamma_t(i)$ et $\xi_t(i, j)$,
3. Réévaluer $\lambda = (A, B, \pi)$,
4. Si $P(O|\lambda)$ augmente, retourner le pas 2.

L'algorithme est arrêté si le changement de la log-vraisemblance est inférieur à un seuil prédéfini ou si le nombre maximum d'itérations est atteint.

Annexe C

Evaluation des performances

B IEN que les méthodes d'identification biométrique promettent d'être très performantes, nous ne pouvons pas garantir actuellement leur robustesse en pratique dans un contexte d'utilisation spécifique et une cible utilisateurs. De plus, il existe plusieurs facteurs affectant la fonctionnalité de ces systèmes tels que [4] :

- **Manque de stabilité** : Les systèmes d'identification biométrique sont moins précis parce qu'ils donnent des réponses en terme de pourcentage de similarité (entre 0%~100%, le 100% n'étant quasiment jamais atteint). Cette variation des résultats d'identification d'une personne peut être due à une mauvaise interaction de l'utilisateur avec le capteur biométrique (cas d'un doigt mal positionné sur un capteur d'empreintes palmaires), conditions d'acquisition différentes (cas de changements d'éclairage pour un système de reconnaissance faciale) ou utilisation de capteurs différents lors de la phase d'enrôlement et d'identification. En raison de cette variation, la plupart des systèmes biométriques sont vulnérables. Ce manque de stabilité peut augmenter le taux d'erreur du système.
- **Manque de précision** : Les données biométriques extraites des personnes différentes peuvent être relativement similaires, comme le cas de vrais jumeaux. Ce manque d'unicité peut ainsi augmenter le taux d'erreur de certains systèmes biométriques.
- **Manque d'acceptabilité** : L'acquisition des données biométriques nécessite l'interaction de l'utilisateur avec le capteur biométrique. Cette interaction est effectuée avec ou sans contact (comme le cas des empreintes palmaires et les visages, respectivement). Ainsi, certaines modalités biométriques sont considérées plus intrusives que d'autres. L'absence d'études qui prennent en compte l'acceptabilité des usagers lors de l'utilisation des systèmes biométriques peut ainsi limiter la prolifération de tels systèmes.

En plus de ces limitations, les méthodes d'identification biométrique comprend d'autres limitations [24] tels que les nécessités de maintenance, la sécurité, le coût, les problèmes de

protection de données, les besoins humains de contrôle en mode opérationnel et bien sûr les taux d'erreur de reconnaissance. En biométrie, plusieurs travaux ont été réalisés pour évaluer et comparer les systèmes biométriques. Cependant, il n'existe pas de méthodologie générique d'évaluation d'un système biométrique intégrant les différents aspects opérationnels. Dans cette section, nous exposons les différentes métriques utilisées pour évaluer les performances des systèmes biométriques du point de vue précision d'identification. En effet, nous commencerons par définir les différentes mesures des taux d'erreur des systèmes biométriques. Ensuite, nous présenterons les façons de représenter ces taux d'erreur. Enfin, nous présenterons les points de fonctionnement à définir pour évaluer un système.

C.1 Mesures des taux d'erreur

La réponse d'un système de reconnaissance biométrique est généralement un score de similarité D_o (dans l'intervalle $[0..1]$, après normalisation), entre l'échantillon biométrique acquis (image de test) et le modèle enregistré (modèle de référence) dans la base de données du système. Plus le score est proche de "1" (ou "0" en fonction de la distance utilisée), plus le système est sûr que les deux images proviennent de la même personne. Plus le score est proche de "0" (ou "1" en fonction de la distance utilisée), moins le système est confiant dans le fait que les deux images proviennent de la même personne. La décision du système est régie par un seuil de décision T_o : les échantillons biométriques qui génèrent des scores supérieurs à T_o sont groupés et la conclusion d'appartenance à la même personne est prise. Par contre, les échantillons qui génèrent des scores inférieurs à T_o ne sont pas groupés entraînant la conclusion qu'ils proviennent des deux personnes différentes. Dépendant de ce seuil, il existe deux types d'erreur de classification correspondant aux mauvaises décisions mesurées de manière différente. Ils résultent de la non correspondance exacte entre deux échantillons biométriques d'une personne et permettent donc d'évaluer le niveau de fiabilité du système biométrique.

Deux types d'erreur peuvent être faits dans un système biométrique [56] : il peut rejeter un utilisateur client, il s'agit donc de faux rejets (*False Rejection-FR*). Il peut aussi accepter un imposteur et il s'agit ici de fausses acceptations (*False Acceptance-FA*). Lors de l'évaluation d'un système d'identification sur une base de données, nous mesurons les taux d'erreur sur cette base. Le taux de fausses acceptations (*False Acceptance Rate-FAR*) est égal au nombre de fausses acceptations divisé par le nombre de tests $\langle \text{imposteur} \rangle$. Le taux de faux rejets (*False Rejection Rate-FRR*) est égal au nombre de faux rejets divisé par le nombre de tests $\langle \text{client} \rangle$. Comme nous l'avons vu précédemment, les erreurs de décision des systèmes sont dépendantes du seuil de décision T_o . En effet, le FAR et le FRR sont fonction du ce seuil et, en général, ils devraient être notées comme $\text{FAR}(T_o)$ et $\text{FRR}(T_o)$, respectivement.

$$\text{FAR}(T_o) = \frac{\text{FA}(T_o)}{N_i} \qquad \text{FRR}(T_o) = \frac{\text{FR}(T_o)}{N_c} \qquad (\text{C.1})$$

où N_i et N_c représentent, respectivement, le nombre de tests imposteur et le nombre de tests client dans la base de données. Dans les applications utilisant un système d'identification biométrique, un des paramètres importants à régler est le seuil de décision. Donc, le seuil T_o doit être ajusté en fonction de l'application ciblée : haute sécurité, basse sécurité ou compromis entre les deux. Enfin, un autre taux est largement utilisé dans la communauté, il s'agit du taux des clients acceptés (*Genuine Acceptance Rate-GAR*). C'est le taux des personnes clients qui sont acceptées par le système. Ce taux est important car il représente le succès du système biométrique, c'est-à-dire :

$$\text{GAR}(T_o) = 1 - \text{FRR}(T_o) \quad (\text{C.2})$$

Il est important de noter que les deux taux d'erreurs, mentionnés précédemment, sont utilisés dans les deux modes opératoires : vérification et identification ensemble ouvert. Cependant, pour l'identification ensemble fermé, un autre taux peut être utilisé. Dans ce mode opératoire, nous utilisons le taux de reconnaissance au rang un (*Rank One Recognition-ROR*) ou tout simplement taux d'identification. Ce taux donne le pourcentage de personnes reconnues par le système biométrique en fonction d'une variable ρ .

$$\text{ROR}(\rho) |_{\rho=1} = 100 - \frac{N_{cr}}{N} \quad (\text{C.3})$$

où ρ représente le rang ($\rho \in [1 \cdot N]$), N représente le nombre de personnes dans la base des données et N_{cr} est le nombre de clients rejetés par le système. Le ROR représente le rapport entre le nombre de modèles correctement retrouvés par le système dans la base de données et le nombre total de modèles. Il existe un autre paramètre qui joue un rôle important surtout concernant la comparaison des systèmes : le rang de reconnaissance parfaite (*Rank of Perfect Recognition-RPR*). Ce paramètre représente le rang, ρ_n , dans le cas où $\text{ROR} = 100\%$.

$$\text{ROR}(\rho) |_{\rho=\rho_n} = 100\% \quad (\text{C.4})$$

Nous disons qu'un système reconnaît au rang ρ_n , lorsqu'il choisit, parmi ρ_n images, celle qui correspond le mieux à l'image du test. Nous pouvons donc dire que plus RPR augmente, plus le taux de reconnaissance correspondant est lié à un niveau de sécurité faible.

C.2 Points de fonctionnement

Dans les cas d'un système qui fonctionne en mode vérification ou identification ensemble ouvert, le choix du seuil de décision T_o est important car il influe directement sur les performances du système. Un seuil T_o trop petit (ou grand en fonction de la distance utilisée) entraîne l'apparition d'un grand nombre de faux rejets, tandis qu'un seuil T_o trop grand (ou

petit en fonction de la distance utilisée) engendre un taux important de fausses acceptations. Pour les applications, nous devons fixer T_o avec lequel les décisions d'acceptation ou de rejet de l'utilisateur seront prises. Cela correspond donc à choisir un point de fonctionnement du système. Les points de fonctionnement les plus utilisés sont :

- **Taux d'équivalence des erreurs (*Equal Error Rate-EER*)**

Ce point de fonctionnement correspond au seuil qui donne des taux FAR et FRR égaux, c'est-à-dire le meilleur compromis entre les faux rejets et les fausses acceptations.

- **Taux de fausses acceptations fixé (FAR fixé)**

Ce point de fonctionnement correspond au seuil tel que le FAR est égal à un taux fixé par l'application (par exemple FAR = 0.01%). La performance du système biométrique est donnée par le FRR pour cette valeur de FAR fixée.

- **Taux de faux rejets fixé (FRR fixé)**

Ce point de fonctionnement correspond au seuil tel que le FRR est égal à un taux fixé par l'application (par exemple FRR = 0.01%). La performance du système biométrique est donnée par le FAR pour le FRR fixé.

C.3 Courbes de performance

Pour visualiser les performances des systèmes biométriques lorsque le seuil varie, nous utilisons des courbes de performance. Les courbes de performance les plus utilisées sont :

- **Courbe de distributions des scores client et imposteur**

Pour évaluer la précision d'un système biométrique, nous devons calculer des scores à partir des échantillons biométriques appartenant à une même personne, et des scores issus des échantillons biométriques de différentes personnes. La distribution des scores issus des échantillons biométriques appartenant à une même personne est appelée distribution des personnes clients. La distribution de scores issus d'échantillons biométriques de différentes personnes est appelée distribution des imposteurs. La figure C.1.(a) illustre les distributions des scores client et des scores imposteur. Il est clair d'après cette figure que si le seuil T_o varie, les valeurs respectives de FAR et FRR changent.

- **Courbe de variation des FAR et des FRR en fonction du seuil de décision**

Comme nous l'avons vu auparavant, les performances d'un système biométrique (vérification ou identification ensemble ouvert) sont généralement évaluées suivant les FAR et FRR. Il est à noter que ces deux taux sont très corrélés et si l'un d'eux augmente l'autre diminue.

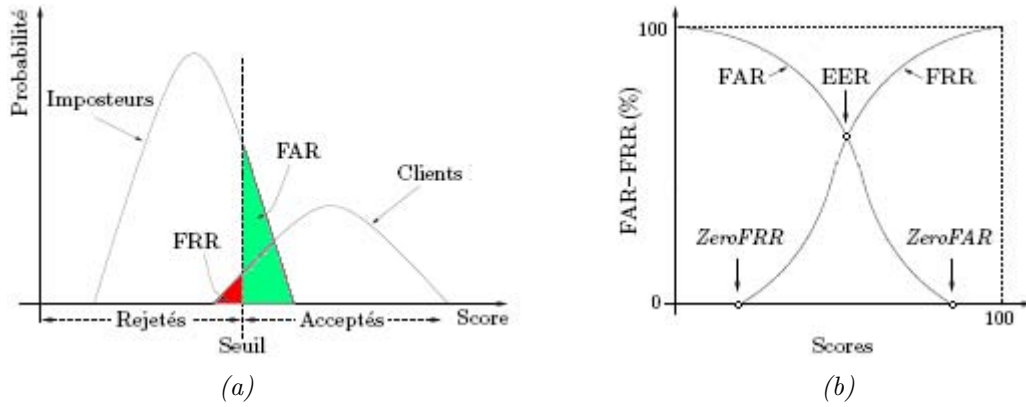


FIGURE C.1: Distribution des scores et les taux d'erreurs pour un seuil donné. (a) Distributions des scores client et des scores imposteur et (b) Variation des FRR et des FAR en fonction du seuil.

La corrélation entre les FAR et de les FRR est illustrée par la figure C.1.(b). Elle est principalement due à la difficulté d'isoler les deux distributions client et imposteur. Sur cette figure, nous pouvons lire les valeurs des taux d'erreur pour chaque valeur du seuil. En plus, le seuil du point EER, correspond au seuil pour lequel les FAR et les FRR sont égaux, est l'intersection des deux courbes.

• Courbe de variation du FRR en fonction de FAR lorsque le seuil varie

Comme les taux d'erreurs FAR et FRR dépendent tous les deux du même seuil de décision, nous pouvons également représenter sur une courbe la variation du FRR en fonction de FAR lorsque le seuil varie. Cette courbe s'appelle la courbe ROC (*Receiver Operating Characteristic*-

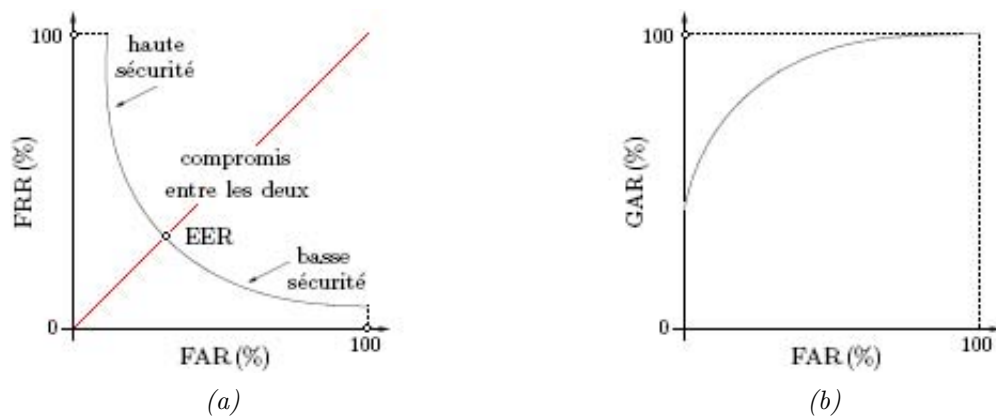


FIGURE C.2: Courbe des caractéristiques (ROC). (a) Variation du FRR en fonction du FAR lorsque le seuil de décision varie et (b) Variation du GAR en fonction du FAR lorsque le seuil varie.

ROC). Cette courbe permet de représenter graphiquement (voir figure C.2.(a)) les performances d'un système de vérification ou d'identification ensemble ouvert pour les différentes valeurs de T_o . Le seuil du point EER, correspond au seuil pour lequel les FAR et les FRR sont égaux, est l'intersection de la courbe avec la première bissectrice pour les courbes ROC

représentée sur la figure C.2.(a). En observant la figure C.2.(a), nous pouvons tirer deux autres points remarquables : *ZeroFRR* pour laquelle aucun faux rejet ne se produit et le *ZeroFAR* pour laquelle aucune fausse acceptation ne se produit. Enfin, pour le système de vérification ou d'identification ensemble ouvert, une autre représentation de la courbe ROC, pas moins connue, qui trace le GAR en fonction du FAR a été introduite dans plusieurs travaux. L'allure de cette courbe est illustrée par les figure C.2.(b).

• Courbe des scores cumulés

En mode d'identification ensemble fermé, le ROR est la mesure la plus couramment utilisée mais il n'est pas toujours suffisant. En effet, en cas d'erreur, il peut être utile de savoir si le bon choix se trouve dans les ρ_n premières réponses. Nous traçons alors la courbe des scores cumulés (*Cumulative Match Characteristics-CMC*) qui représente la probabilité que le bon choix se trouve parmi les premières réponses, comme l'illustre la figure C.3. Sur cette figure, nous pouvons lire la valeur de ROR, qui correspond à $\rho = 1$, la valeur de RPR qui correspond à $\text{ROR} = 100\%$.

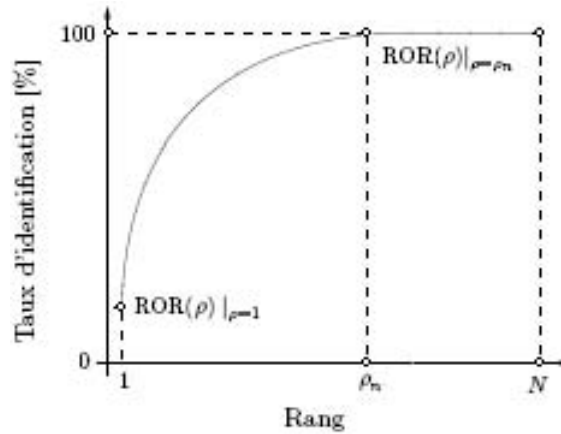


FIGURE C.3: Courbe des scores cumulés (CMC).

Annexe D

Bases des données

D.1 Description des bases des données utilisées

LE développement d'un système d'identification ou de vérification biométrique implique l'utilisation d'une base de données pour la phase d'évaluation. Durant ces dernières années, plusieurs bases des données, publiques et gratuites, ont été développées pour l'évaluation des algorithmes de reconnaissance biométrique. On peut citer, entre autres, la base FERET (*FacE REcognition Technology*) [155] et ORL (*Olivetti Research Laboratory*) [156] pour les visages, CASIA (*Chinese Academy of Sciences Institute of Automation*) [157] pour les iris et les empreintes palmaires multispectrales, et autres bases des données [158, 159]. Ces bases des données publiques sont devenues des standards (par exemple, FERET, CASIA), ce qui permet de comparer les résultats de reconnaissance des algorithmes développés à ceux des algorithmes existants. Cependant, des facteurs influent sur les images des modalités biométriques des bases des données tels que le changement dans l'éclairage et dans les poses. Les variations dans les modalités biométriques sont étudiées à travers l'acquisition de plusieurs sessions avec un intervalle de durée défini. Cependant, dans ces bases des données, nous n'avons accès qu'aux images en sortie des divers dispositifs de capture. La réalité de l'acquisition des données en environnement réel peut alors différer.

Les systèmes de reconnaissances biométriques qui ont été mis en place sont basés sur les empreintes palmaires (2D niveau de gris, structure 3D et multispectrale) et les empreintes des articulations des doigts (2D niveau de gris). Les images utilisées dans nos expériences sont issues des bases des données développées par le centre de recherche en biométrie de l'université polytechnique de Hong Kong (*Polytechnique University-PolyU*) [160]. Notre choix de ces bases des données est justifié par le fait que la plus part des travaux publiés dans la littérature ont utilisé ces bases des données pour l'évaluation de leurs résultats. En plus, ces bases des données contiennent un nombre important des images pour chaque personne. Autre raison est que PolyU est le seul organisme qui a réalisé des acquisitions des images des articulations des doigts.

D.2 Bases des données de l’empreinte palmaire

1) Empreinte palmaire en niveau de gris (PolyU-PALM-2D)

Le dispositif de capture d’empreinte palmaire, figure D.1.(b), est constitué d’une source de lumière sous forme d’un anneau, une caméra CCD, une lentille, une carte d’acquisition d’images, et un convertisseur analogique-numérique (CAN). Pour obtenir une image d’une empreinte stable, un boîtier et une couverture sont utilisés pour former un milieu semi-fermé, et la source de lumière (l’anneau) offre des conditions d’éclairage uniforme lors de l’opération de capture de l’image. Six chevilles sur la plate-forme servent des points de contrôle pour la mise en place de la main de l’utilisateur. Le CAN transmet directement les images capturées par la caméra CCD à un ordinateur. La figure D.1.(a), montre le dispositif de capture d’empreinte palmaire en ligne. Les images de l’empreinte palmaire peuvent être obtenues en deux tailles différentes, 384×284 pixels et 768×568 pixels.

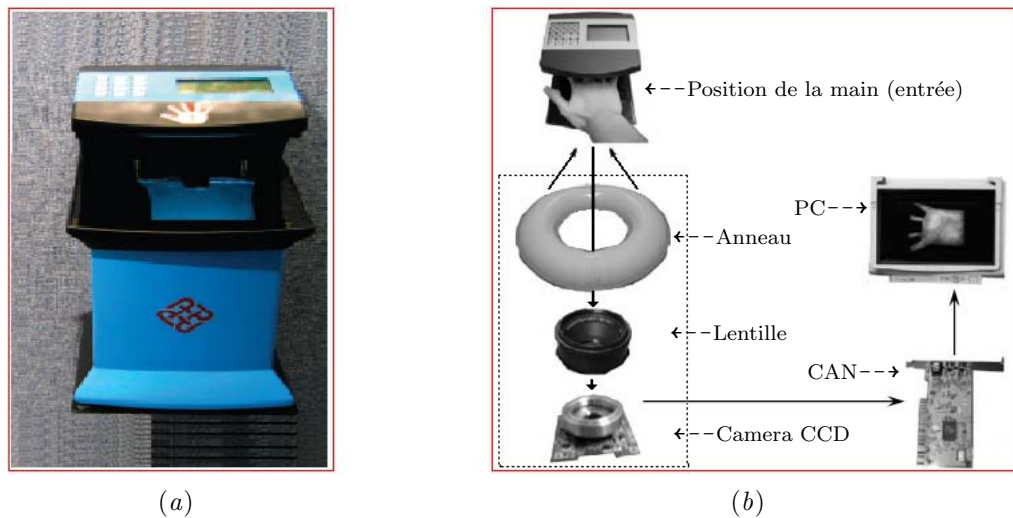


FIGURE D.1: Dispositif d’acquisition de l’empreinte palmaire 2D développé par PolyU [88]. (a) Dispositif d’acquisition et (b) Schéma de principe du dispositif.

Des images de l’empreinte palmaire des 193 personnes volontaires, parmi les étudiants et les personnels de PolyU, ont été prises par ce dispositif [151]. 131 personnes ($\simeq 68\%$) sont de sexe masculin. L’âge des personnes est reparti comme suit : environ 86% sont des personnes qui ont un âge moins de 30 ans, environ 3% sont des personnes qui ont un âge plus de 50 ans et le reste, 11%, sont des personnes qui ont un âge entre 30 et 50 ans. Les empreintes sont capturées en deux sessions, chaque session contient dix images pour chaque paume, droite et gauche, soit un total de quarante images par personne, de sorte que la base de données contient un total de 7720 images de 386 paumes différentes. Ces images contiennent des variations de luminosité, de petites variations des poses ainsi qu’un ajustement plus

judicieux de la mise au point de la caméra CCD de sorte que les images obtenues sur la première et la deuxième session pouvaient être considérés comme étant obtenues par deux dispositifs différents. L'intervalle de temps moyen entre la première et la deuxième session est 69 jours. La figure D.2 montre un exemple de quelques échantillons de cette base de données.

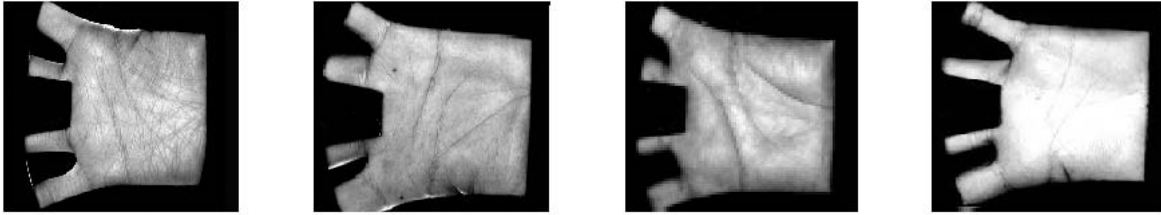


FIGURE D.2: Quelques images de la base de données PolyU-PALM-2D

2) Empreinte palmaire multispectrale (PolyU-MSP)

La zone du proche infrarouge (*Near InfraRed-NIR*) se situe dans une fenêtre spectrale entre la bande visible et celle du moyen infrarouge. L'absorption de la lumière NIR dans la fenêtre spectrale est faible pour l'eau. En outre, le tissu humain (peau, graisse sous-cutanée, etc.) est constitué de 70 % d'eau et le plasma qui occupe 40 % du sang est constitué de 95 % d'eau. Par conséquent, la lumière NIR pénètre profondément les différentes couches du tissu humain. Cette lumière NIR est alors diffusée ou dispersée par la peau et la graisse sous-cutanée et absorbée par le sang grâce à l'hémoglobine. Par conséquent, le sang apparaît comme une région sombre, tandis que la peau et la graisse apparaissent plus claires. Ainsi, la lumière NIR peut être alors exploitée pour étudier les couches de la peau. Ce qui amène à utiliser cette lumière pour l'extraction de la structure veineuse de la main qui représente elle-même une modalité propre à chaque personne.

Le système d'acquisition qui a été mis en place par PolyU peut capturer les images multispectrales sous quatre bandes spectrales avec l'utilisation des lumières visibles et NIR. Pour le spectre visible, des faisceaux des lumières provenant d'un projecteur à un réseau de LEDs à trois monochromes illumine la main, les longueurs d'ondes de ces trois couleurs sont $660nm$, $525nm$ et $470nm$ pour, respectivement, le rouge, le vert et le bleu. Pour le spectre NIR, des LEDs infrarouges avec une longueur d'onde $880nm$ pourraient être placées sous forme d'un rang. La figure D.3.(a) montre le prototype de dispositif de capture multispectral. Il se compose d'un camera CCD, lentille, un CAN, une source de lumière multispectrale, et un contrôleur de lumière. La structure de l'appareil d'acquisition est illustré sur la figure D.3.(b). Un monochrome CCD est placé au bas de l'appareil. Le convertisseur CAN relie la camera CCD et l'ordinateur. Le dispositif de contrôle de lumière est utilisé pour commander la lumière multispectrale.

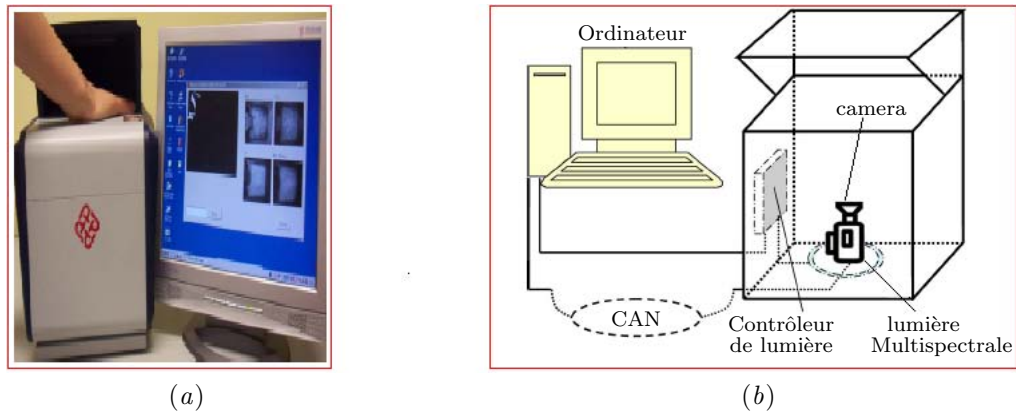


FIGURE D.3: Dispositif d'acquisition des images multispectrales (MSP) développé par PolyU [100].
(a) Dispositif d'acquisition et (b) Schéma de principe de dispositif.

Le système peut capturer des images des empreintes palmaires avec une résolution de 352×288 pixels ou 704×576 pixels. Un utilisateur, masculin ou féminin, est invité à placer sa main à un endroit précis (une plate-forme) ce qui peut simplifier la tâche de la reconnaissance. Plusieurs chevilles sont placées sur la plate-forme afin de contrôler le placement exact de la main. Quatre images de la paume sont regroupées sous différentes lumières spectrales. Le temps de commutation entre les deux feux consécutifs est très court, et les quatre images peuvent être capturées dans un temps très court ($< 1s$). Dans ce système, la structure de veines de la paume acquise dans la bande NIR n'est pas assez claire à cause de la camera CCD utilisée (pour réduire les coûts, une caméra standard de télévision est utilisée au lieu d'une caméra d'infrarouge sensible). En outre, il n'y a pas un filtre infrarouge devant la caméra CCD parce que le filtre infrarouge coupe la lumière visible.

La base d'images contient 250 personnes différentes qui représentent toujours les étudiants et les personnels de PolyU [152]. Dans cette base, 195 personnes sont masculins avec un

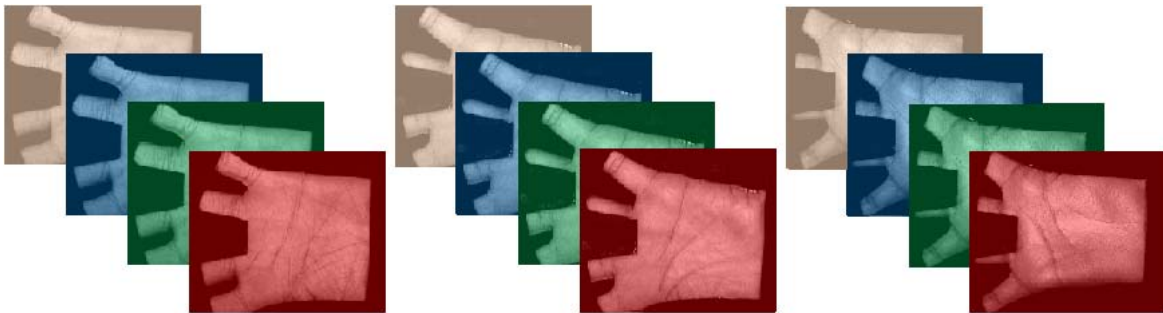


FIGURE D.4: Quelques images de la base de données PolyU-MSP.

intervalle d'âge allant de 20 à 60 ans. La collection des images est faite en deux sessions séparées. L'intervalle du temps entre les deux sessions est 9 jours. A chaque session, six images

de chacune des deux mains, gauche et droite, ont été capturées pour chaque personne. Par conséquent, cette base d'image contient 6000 images pour chaque bande provenant des 500 paumes différentes. A chaque coup, le système collecte quatre images depuis quatre bandes (Rouge, Vert, Blue et NIR). La figure D.4 montre des échantillons d'empreinte palmaire multispectrale sous les quatre bandes spectrales.

3) Empreinte palmaire à structure 3D (PolyU-PALM-3D)

A cause des exigences de précision et de rapidité dans la reconnaissance biométrique, PolyU a choisi d'utiliser la profondeur de la paume afin d'améliorer les performances du système biométrique. Cette technique pour la mesure de surface de l'objet a été utilisée depuis plus de deux décennies. Elle a été largement utilisée dans de nombreuses applications, telles que la mesure 3D de l'objet, la reconstruction 3D de forme, ...etc. L'architecture de l'appareil d'acquisition est illustrée sur la figure D.5.(b). L'appareil est essentiellement composé des

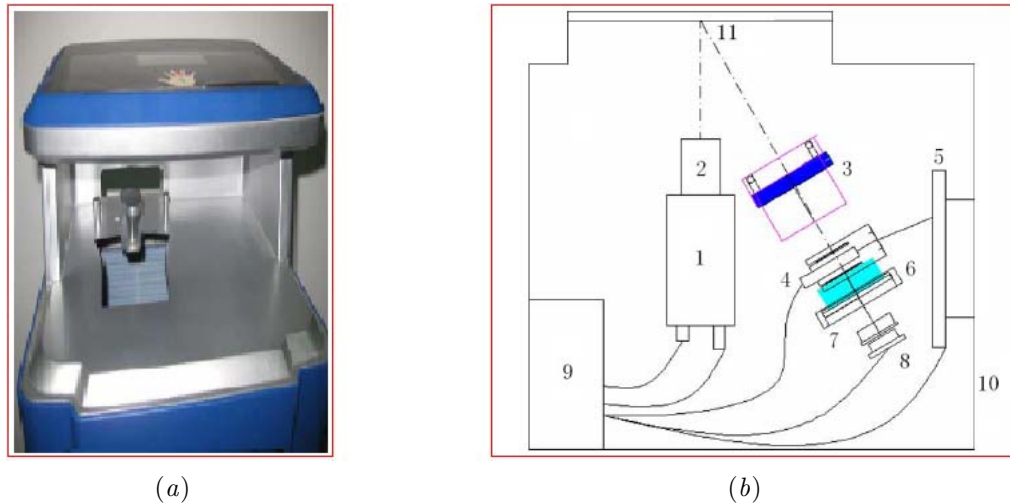


FIGURE D.5: Dispositif d'acquisition de l'empreinte palmaire 3D développée par PolyU [108]. (a) Dispositif d'acquisition et (b) Schéma de principe de dispositif. 1) Camera CCD ; 2) lentille ; 3) Projecteur ; 4) Panneau LCD ; 5) Contrôleur LCD ; 6) Lentille arrière ; 7) Lentille avant ; 8) Source de lumière blanche (LED) ; 9) Boîte de contrôle du signal et d'énergie ; 10) Boîtier.

deux unités, l'une pour la projection de lumière et l'autre pour la collection de données. L'unité de projection de lumière contient principalement une source de lumière LED blanche, un écran LCD, et plusieurs lentilles convergentes. L'unité de collection contient une caméra CCD et une lentille. En effet, l'ordinateur commande un projecteur pour projeter une série de 13 bandes de lumière structurée sur la surface interne de la paume, ensuite, une caméra CCD sert à capturer les images de la paume. En même temps, l'ordinateur envoie une commande pour stocker les images. Les coûts de collection de données égal environ de 2s. A partir de ces images, l'information de profondeur de chaque point de la paume peut être calculée en utilisant des techniques dites "phase transition and phase expansion". Ce traitement coûtera

environ 0,5s. Donc, le temps total de l'acquisition de l'information 3D est d'environ 2,5s. La figure D.5.(a) montre le prototype de ce dispositif de capture.

La base de données PolyU-PALM-3D [153] contient des images de 260 personnes, 182 masculines et 78 féminines avec deux sessions et six images par session pour chaque personne soit un total de 12 images par personne. L'intervalle de temps entre deux sessions est deux semaines. Les images ont une résolution de 768×576 pixels. Il est à noter que, à l'aide de ce dispositif on peut obtenir les deux représentations, à savoir, la représentation en niveau de gris et la représentation en structure 3D. Ces images renferment différentes positions dans des conditions de luminosité différentes. La figure D.6 montre quelques exemples des images 2D et 3D dans cette base de données.

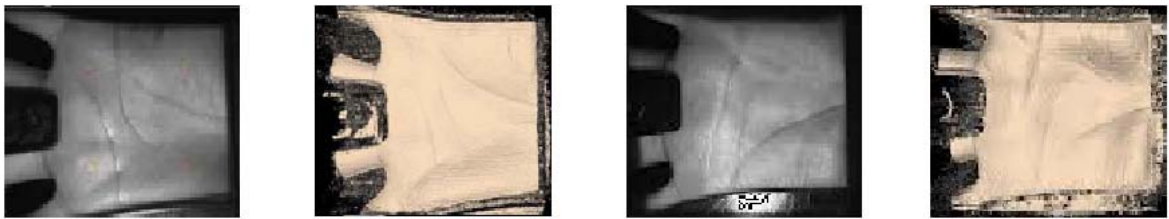


FIGURE D.6: Quelques images de la base de données PolyU-PALM-3D.

D.3 Empreinte d'articulations du doigt (PolyU-FKP)

Le problème critique dans l'acquisition des données est de rendre l'environnement d'acquisition stable le plus possible afin que les variations sur les images collectées, de la même personne, soient réduites. Généralement, un processus d'acquisition stable peut réduire, efficacement, la complexité des algorithmes de traitement, ce qui permet d'améliorer les performances de la reconnaissance. Pour résoudre ce problème de stabilité, un environnement d'acquisition semi-fermé est conçu dans ce système. Le dispositif d'acquisition de données est composé d'un support de doigt, une source de lumière LED sous forme d'un anneau, une lentille, une caméra CCD et une carte d'acquisition. Le mécanisme d'acquisition des images de cette base de données est illustré sur la figure D.7.(a). La source de lumière LED et la caméra CCD sont placées dans une boîte fermée de sorte que l'éclairage soit constant. La boîte contient un support de doigt pour fixer la position de son articulation. Ce support comporte deux blocs, bloc de base et bloc triangulaire, afin de réduire les variations de la position spatiale du doigt dans les différentes sessions. La taille des images obtenues est de 768×576 pixels avec une résolution $\simeq 400$ dpi. La figure D.7.(b) montre le schéma de principe de ce système (Dispositif d'acquisition de FKP).

Les images de cette base de données [154] sont capturées à l'aide du dispositif décrit ci-dessus au sein de PolyU. La base de données PolyU-FKP contient 165 personnes dont 125

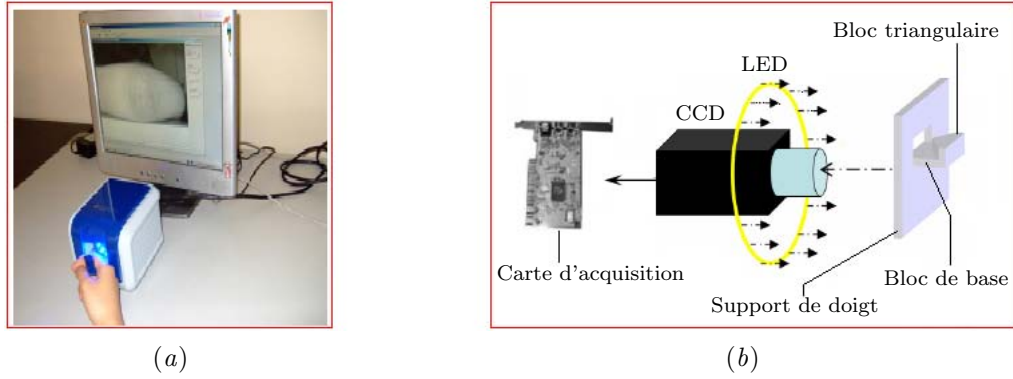


FIGURE D.7: Dispositif d'acquisition de FKP développé par PolyU [118]. (a) Dispositif d'acquisition et (b) Schéma de principe de dispositif.

personnes sont des masculins. 143 personnes ayant l'âge compris entre 20 et 30 ans et les autres ayant l'âge entre 30 et 50 ans. Les images de chaque doigt sont capturées en deux sessions avec un intervalle de 25 jours entre les deux sessions. Six images de chaque doigt ont été collectées. Quatre doigts pour chaque personne sont capturés, à savoir, l'index gauche (*Left Index Finger-LIF*), l'index droit (*Right Index Finger-RIF*), la majeur gauche (*Left Middle Finger-LMF*) et la majeure droite (*Right Middle Finger-RMF*). Par conséquent, 48 images des quatre doigts sont collectées pour chaque personne. La base de données finale rassemble un total de 7920 images en niveaux de gris des doigts, gauches et droits. La figure D.8 illustre quelques exemples d'images de cette base de données.

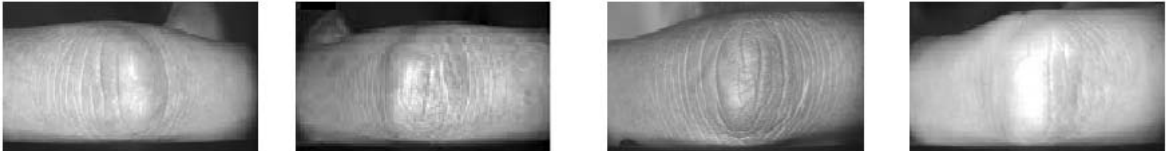


FIGURE D.8: Quelques images de la base de données PolyU-FKP.

Annexe E

Contributions Personnelles

A.1 Publications

1. AbdAllah Meraoumia, Salim Chitroub and Mohamed Saigaa, "Person's Recognition Using Palmprint Based On 2D Gabor Filter Response", *Journal of Engineering and Science Technology-JEST*, Guelma University, Vol. 1, No. 1, pp. 233-244, 2011. <http://www.univ-guelma.dz/dpu/revues.asp>.
2. AbdAllah Meraoumia, Salim Chitroub and Ahmed Bouridane, "Palmprint and Finger-Knuckle-Print for efficient person recognition based on Log-Gabor filter response", *Analog Integrated Circuits and Signal Processing, International Journal*, springer, Vol. 69, No. 1, pp. 17-27, 2011, DOI : [10.1007/s10470-011-9632-7](https://doi.org/10.1007/s10470-011-9632-7).
3. AbdAllah Meraoumia, Salim Chitroub and Ahmed Bouridane, "Fusion of Multi-spectral Palmprint Images for Improved Identification Performance", *International Journal of Photonics and Optoelectronics*, World Academic Publishing, Vol. 1 No. 1, pp. 13-19, 2012, <http://www.jpo-journal.org/paperInfo.aspx?ID=5239>.
4. AbdAllah Meraoumia, Salim Chitroub and Ahmed Bouridane, "An Efficient Hand-Based Biometric Recognition System Using Finger-Knuckle-Print Data", *Recent Patents on Telecommunication, International Journal*, Bentham Science Publishers, Vol. 1, No. 1, pp. 151-162, 2012, DOI : [10.2174/2211740711201020007](https://doi.org/10.2174/2211740711201020007).
5. AbdAllah Meraoumia, Salim Chitroub and Ahmed Bouridane, "2D and 3D palmprint information, PCA and HMM for an improved person recognition performance", *Integrated Computer-Aided Engineering, International Journal*, IOS Press Publishers, Vol. 20, pp. 303-319, 2013, DOI : [10.3233/ICA-130431](https://doi.org/10.3233/ICA-130431).
6. AbdAllah Meraoumia, Salim Chitroub and Ahmed Bouridane, "Do multispectral palmprint images be reliable for person identification?", *Multimedia Tools and Applications, International Journal*, Springer, Sept 20, 2013, (Online), DOI : [10.1007/s11042-013-1706-3](https://doi.org/10.1007/s11042-013-1706-3).
7. AbdAllah Meraoumia, Salim Chitroub and Ahmed Bouridane, "An Efficient 2D and 3D Palmprint Identification System by Jointly Using Gabor Filter Response, Wavelet Transform and Radial Basis Function", *Recent Patents on Signal Processing, International Journal*, Bentham Science Publishers, Vol. 4, (Online), DOI : [10.2174/2210686304666140324184046](https://doi.org/10.2174/2210686304666140324184046).

A.2 Chapters in books

1. AbdAllah Meraoumia, Salim Chitroub and Ahmed Bouridane, "Multimodal Biometric Person Recognition System Based on Multi-Spectral Palmprint Features Using Fusion of Wavelet Representations", *Advanced Biometric Technologies*, Edited by Girija Chetty and Jucheng Yang, Published by InTech, pp. 21-42, 2011, ISBN 978-953-307-487-0, DOI : [10.5772/18450](https://doi.org/10.5772/18450).
2. Mohamed Saigaa, AbdAllah Meraoumia, Salim Chitroub and Ahmed Bouridane, "Hand-based Biometric for Personal Identification Using Correlation Filter Classifier", *Advanced In Biometrics For Secure Humain Authentication and Recognition*, Edited by Dakshina Kisku, Phalguni Gupta and Jamuna Kanta Sing, Published by CRC Press & Taylor and Francis, Dec 17, 2013, ISBN 9781466582422.
3. AbdAllah Meraoumia, Salim Chitroub and Ahmed Bouridane, "Biometric Recognition Systems Using Multispectral Imaging", *Bio-Inspired Computing in Cyber Security*, Edited by Aboul-Ella Hassanien, Ali Ismail Awad, Tai-hoon Kim and Janusz Kacprzyk, Published by Springer, (*Accepted*).

A.3 Communications Internationales indexées dans la base de données Springerlink

1. AbdAllah Meraoumia, Salim Chitroub and Mohamed Saigaa, "Person's Recognition Using Palmprint Based on 2D Gabor Filter Response", *International conference on Advanced concepts for intelligent vision systems-ACIVS 2009*, Bordeaux, France. Springer, LNCS 5807, pp. 720-731, Sep 28 Oct 2, 2009, DOI : [10.1007/978-3-642-04697-1_67](https://doi.org/10.1007/978-3-642-04697-1_67).
2. AbdAllah Meraoumia, Salim Chitroub and Ahmed Bouridane, "Efficient person identification by fusion of multiple palmprint representations", *The 4th International Conference on Image and Signal Processing, ICISP 2010*, Trois-Rivières, QC, Canada, June 30-July 2, 2010, Springer, LNCS 6134, pp. 182-191, DOI : [10.1007/978-3-642-13681-8_22](https://doi.org/10.1007/978-3-642-13681-8_22).
3. AbdAllah Meraoumia, Salim Chitroub and Ahmed Bouridane, "An Efficient Palmprint Identification System Using Multispectral and Hyperspectral imaging", *The fourth International Conference on Computer Science and its Applications-CIIA '2013*, Saida, Algeria, May 4-6, 2013, Proceedings published by Springer-Verlag in the Modeling Approaches and Algorithms, SCI 488, pp. 155-164, DOI : [10.1007/978-3-319-00560-7_20](https://doi.org/10.1007/978-3-319-00560-7_20).

A.4 Communications Internationales indexées dans la base de données IEEE xplora

1. AbdAllah Meraoumia, Salim Chitroub and Ahmed Bouridane, "Gaussian Modeling And Discrete Cosine Transform For Efficient And Automatic Palmprint Identification", *IEEE International Conference on Machine and Web Intelligence-ICMWI*, USTHB, Algiers, Oct 3-5, 2010, pp. 121-125, DOI : [10.1109/ICMWI.2010.5648073](https://doi.org/10.1109/ICMWI.2010.5648073).
2. AbdAllah Meraoumia, Salim Chitroub and Ahmed Bouridane, "Fusion of Multispectral Palmprint Images For Automatic Person Identification", *International Conference on Electronics, Communications and Photonics-SIEPCPC*, Saudi arabi, 2011, pp. 1-6, 2011, DOI : [10.1109/SIEPCPC.2011.5876898](https://doi.org/10.1109/SIEPCPC.2011.5876898).
3. AbdAllah Meraoumia, Salim Chitroub and Ahmed Bouridane, "Fusion of Finger-Knuckle-Print and Palmprint for an Efficient Multi-Biometric System of Person Recognition", *International Conference on Communications-ICC*, Kyoto, Japan, 5-9 June 2011, pp. 1-5, DOI : [10.1109/icc.2011.5962661](https://doi.org/10.1109/icc.2011.5962661).

4. AbdAllah Meraoumia, Salim Chitroub and Ahmed Bouridane, "2D and 3D palmprint information and Hidden Markov Model for improved identification performance", *IEEE International Conference on Intelligent Systems Design and Applications-ISDA*, Cordoba, Spain, 2011, pp. 648-653, DOI : [10.1109/ISDA.2011.6121729](https://doi.org/10.1109/ISDA.2011.6121729).
5. AbdAllah Meraoumia, Salim Chitroub and Ahmed Bouridane, "Multimodal Biometric Person Recognition System based on Fingerprint & Finger-Knuckle-Print Using Correlation Filter Classifier", *International Conference On Communications-ICC*, Ottawa, Canada, 10-15 June 2012, pp. 820-824, DOI : [10.1109/ICC.2012.6363959](https://doi.org/10.1109/ICC.2012.6363959).
6. AbdAllah Meraoumia, Salim Chitroub and Ahmed Bouridane, "Improving Palmprint Identification by Combining Multiple Classifiers and Using Gabor Filter", *International Conference on Electronics, Circuits and Systems-ICECS*, Seville, Spain, 9-12 Dec 2012, pp. 141-144, DOI : [10.1109/ICECS.2012.6463780](https://doi.org/10.1109/ICECS.2012.6463780).
7. Mohamed Saigaa, AbdAllah Meraoumia, Salim Chitroub and Ahmed Bouridane, "Efficient person recognition by Finger-Knuckle-Print based on 2D Discrete Cosine Transform", *International Conference On Information Technology and e-Services-ICITeS*, Sousse, Tunisia, 2012, pp.1-6, DOI : [10.1109/ICITeS.2012.6216667](https://doi.org/10.1109/ICITeS.2012.6216667).
8. AbdAllah Meraoumia, Salim Chitroub and Ahmed Bouridane, "Are Infrared Images Reliable For Palmprint Based Personal Identification Systems ?", *Saudi International Conference on Electronics, Communications and Photonics-SICECP*, Riyadh, Saudi arabia, 27-3 April, 2013, pp.1-6, DOI : [10.1109/SICECP-C.2013.6551012](https://doi.org/10.1109/SICECP-C.2013.6551012) .
9. AbdAllah Meraoumia, Salim Chitroub and Ahmed Bouridane, "An Efficient Multispectral Palmprint Identification System Using Radial Basis Function", *The 11th IEEE International NEWCAS conference*, Paris, France, pp.1-6, June 16-19, 2013, DOI : [10.1109/NEWCAS.2013.6573567](https://doi.org/10.1109/NEWCAS.2013.6573567).
10. AbdAllah Meraoumia, Salim Chitroub and Ahmed Bouridane, "An Efficient Multi-spectral Palmprint Identification Using Contourlet Decomposition And Hidden Markov Model", *The 4th IEEE European Workshop on Visual Information Processing-EUVIP*, Paris, France, June 10-12, 2013, pp. 214-219, INSPEC Accession Number : 13838820 .

A.5 Communications Internationales avec comités de lecture internationaux

1. AbdAllah Meraoumia, Mohamed Saigaa et Moussadek Laadjel, "Edge Detection Based Palmprint Identification", *The 4^{eme} Symposium International, Images Multimédias Applications Graphiques et Environnements-IMAGE*, Guelma, Algérie, Nov 09-10 2008, pp. 149-153.
2. AbdAllah Meraoumia, Salim Chitroub and Mohamed Saigaa, "Personal Authentication Using Palmprint Based on 2-D Gabor Phase Response", *International conference systems and information processing, ICSIP*, Guelma, Algeria, May 2-4, 2009, pp. 123.
3. Mohamed Saigaa, Salim Chetroub, AbdAllah Meraoumia, "Human Recognition Based on 2D Gabor Filter", *International Conference on Image and Signal Processing and their Applications-ISPA*, Mostaganem, Algeria, 2009.
4. Mohamed Saigaa, Salim Chetroub, AbdAllah Meraoumia, "Partial Palmprint Recognition For Forensic Applications", *The 1^{ere} conférence Internationale en génie électrique-CIGET*, Tébessa, Algérie, 25-26 Octobre 2009.

5. Mohamed Saigaa, Salim Chetroub, AbdAllah Meraoumia, "Degraded Partial Shoeprint For Forensic investigations", *The 5^{eme} Symposium International, Images Multimédias Applications Graphiques et Environnements-IMAGE*, Biskra, Algérie 03,04-05 Nov. 2009.
6. AbdAllah Meraoumia, Salim Chitroub and Mohamed Saigaa, "A 2D Gabor Filter Based Palmprint Authentication for Person's Recognition", *The 1^{ere} conference Internationale en genie electrique-CIGET*, Tebessa, Algérie, 25-26 Oct 2009, pp. 246-251.
7. AbdAllah Meraoumia, Salim Chitroub and Mohamed Saigaa, "A Multiple Palmprint Representations Using Phase Correlation Function & 2D Discrete Cosine Transform For Personal Identification", *The 5^{eme} Symposium International, Images Multimédias Applications Graphiques et Environnements-IMAGE*, Biskra, Algérie, Nov 03-05, 2009, pp. 101-109.
8. AbdAllah Meraoumia, Salim Chitroub and Mohamed Saigaa, "Biometric Recognition System Based On Multiple Palmprint Representation", *International conference applied informatics-ICAI*, Bordj bou arreidj, Algeria, Nov 15-17, 2009.
9. AbdAllah Meraoumia, Salim Chitroub and Ahmed Bouridane "Fusion of Iris and Palmprint Data for Person Identity Identification Using Log-Gabor Filter Response", *International symposium on modeling and implementation of complex systems-MISC*, Constantine, Algeria, May 30-31, 2010.
10. AbdAllah Meraoumia, Salim Chitroub and Ahmed Bouridane, "Efficient Person Recognition by Palmprint Based on Log-Gabor Filter Response", *International Conference on Electrical Engineering, Electronics and Automatics-ICEEEA*, Bejaia, Algeria, Nov 2-3, 2010.
11. AbdAllah Meraoumia, Salim Chitroub and Ahmed Bouridane, "Automatic Finger-Knuckle-Print Identification Using Multivariate Normal Density Function Based On Discrete Cosine Transform", *International Conference on Image and Signal Processing and their Applications-ISPA*, Biskra, Algeria, Dec 6-8, 2010.
12. AbdAllah Meraoumia, Salim Chitroub and Ahmed Bouridane, "Personal Recognition by Finger-Knuckle-Print Based on Log-Gabor Filter Response", *International Conference on Electronics & Oil : from theory to applications-ICEO'11*, Ouargla, Algeria, March 1-3, 2011.
13. AbdAllah Meraoumia, Salim Chitroub and Ahmed Bouridane, "Multi-Spectral Palmprint Identification Based On Rotation Invariant Variance Measures", *The 1st International Conference Information Systems and Technologies-ICIST*, Tébessa, Algérie, April 24-26, 2011.
14. AbdAllah Meraoumia, Salim Chitroub and Ahmed Bouridane, "Efficient Person Recognition by Finger-Knuckle-Print Based on 2D Discrete Cosine Transform", *Second International Conference on Systems and Information Processing-ICSIP'11*, Guelma, Algeria, May 15-17, 2011.
15. AbdAllah Meraoumia, Salim Chitroub and Ahmed Bouridane, "On-line Finger-Knuckle-Print Identification Using Hidden Markov Models & Discrete Cosine Transform", *International Congress on Telecommunication and Application-ICTA'12*, Bejaia, Algeria, April 11-12, 2012.
16. AbdAllah Meraoumia, Salim Chitroub and Ahmed Bouridane, "Hidden Markov Models & Principal Component Analysis for Multispectral Palmprint Identification", *International Conference On Advanced communication and Information Systems-ICACIS'12*, Batna, Algeria, Dec 12-13, 2012.
17. AbdAllah Meraoumia, Salim Chitroub and Ahmed Bouridane, "Multimodal Biometric Person Recognition System based on Iris & Palmprint Using Correlation Filter Classifier", *International Conference On Computing And Information Technology-ICCIT*, Al Madinah, Saudi Arabia, 12-14 March 2012.
18. AbdAllah Meraoumia, Salim Chitroub and Ahmed Bouridane, "On-line Finger-Knuckle-Print Identification Using Gaussian Mixture Models & Discrete Cosine Transform", *International Conference on*

Electronics and Oil-ICEO'2013, Ouargla, Algeria, March 5-6, 2013.

19. AbdAllah Meraoumia, Mohammed Saigaa, Salim Chitroub and Ahmed Bouridane, "Fusion of Multiple Representations and Using HMM Classifier for Improving Palmprint Identification", *International Conference on Artificial Intelligence and Information Technology-ICA2IT'14*, Ouargla, Algeria, March 10-12, 2014.

A.6 Communications Nationales

1. AbdAllah Meraoumia, Mohammed Saigaa and Mossaddek Laadjel, "Identification d'Individus Par Reconnaissance d'Empreintes Palmaires", *Séminaire sur les Systèmes Numériques Embarqués-SSNE'08*, Bordj-El-Bahr, Algérie, 05-06 Mai 2008.
2. AbdAllah Meraoumia, Salim Chitroub and Mohamed Saigaa, "Person's Recognition by Palmprint Based on 2D Discrete Cosine Transform", *Embedded Systems Conference-ESC'9*, l'école militaire polytechnique et bureau recherche-développement, pp. 26, 05-06 Mai 2009.

Bibliographie

- [1] A. K. Jain, A. Ross, and S. Pankanti, "Biometrics : A Tool for Information Security ", *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, Vol. 1, No. 2, pp. 125-143, 2006.
- [2] J.Wayman, A. Jain, D. Maltoni and D. Maio, "Biometric Systems, Technology, Design and Performance Evaluation", *Springer*, London, 2005.
- [3] F. Perronnin, J-L. Dugelay, "Introduction à la Biométrie : Authentification des Individus par Traitement Audio-Vidéo ", *Traitement du Signal*, Vol 19, N4, pp. 253-265, 2002.
- [4] J. Wayman, A. Jain, D. Maltoni and D. Maio, "Biometric Systems, Technology, Design and Performance Evaluation", *Springer*, London, 2005.
- [5] Peter Varchol, DusanLevicky, "Using of Hand Geometry in Biometric Security Systems", *Radioengineering*, Vol. 16, No.4, Dec 2007.
- [6] Abdallah Meraoumia, Salim Chitroub andahmed Bouridane, "Multimodal Biometric Person Recognition System based onFingerprint & Finger-Knuckle-Print Using Correlation Filter Classifier", *IEEE International Conference On Communications-ICC10*, Ottawa, Canada, Jun 2012.
- [7] Boreki, G. & Zimmer, A, "Hand geometry : a new approach for feature extraction", *Fourth IEEE Workshop on Automatic Identification Advanced Technologies*, pp. 149-154, 2005.
- [8] Abdallah Meraoumia, Salim Chitroub and Mohamed Saigaa, "Person's Recognition Using Palmprint Based On 2D Gabor Filter Response", *Advanced concepts for intelligent vision systems. International conference-ACIVS*, Bordeaux, France. Springer, LNCS 5807, 2009, pp. 720-731, Sept 28 Oct 2, 2009,
- [9] Lin Zhang, Lei Zhang, David Zhang and Hailong Zhu, "Ensemble of Local and Global Features for Finger-Knuckle-Print Recognition", *Pattern Recognition*, Vol. 44, No. 9, pp. 1990-1998, 2011.
- [10] Wu, J.-D. and Ye, S-H, "Driver identification using finger-vein patterns with Radon transform and neural network", *Expert Systems with Applications*, No. 36, pp. 5793-5799, 2009.
- [11] Lin Zhang, Hongyu Li, "Encoding local image patterns using Riesz transforms : With applications to palmprint and finger-knuckle-print recognition", *Image and Vision Computing*, Vol 30, pp. 1043-1051, 2012.
- [12] Z. Sun, T. Tan, "Ordinal measures for iris recognition", *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* Vol 31, No. 12, pp. 2211-2226, 2009.
- [13] X. Tan, B. Triggs, "Fusing Gabor and LBP Feature Sets for Kernel-Based Face Recognition", *Analysis and Modeling of Faces and Gestures*, pp. 235-249, 2007.
- [14] N. Loris, L. Alessandra, "A multi-matcher system based on knuckle based features", *Neural Computing and Applications*, Springer London, Vol. 18, No. 1, pp. 87-91, 2009.

- [15] W. Li, L. Zhang, D. Zhang, G. M. Lu, and J. Q. Yan, "Efficient joint 2D and 3D palmprint matching by alignment refinement", *IEEE Conference Computer Vision Pattern Recognition*, pp. 795-801, 2010.
- [16] Robert K. Rowe, Umut Uludag, Meltem Demirkus, Sujan Parthasaradhi, Anil K. Jain, "A Multispectral Whole-hand Biometric Authentication System", *Biometrics Symposium*, pp.1-6, 2007.
- [17] S. A. Robila, "Toward hyperspectral face recognition", *Image Processing : Algorithms and Systems*, vol. 6812 of Proceedings of SPIE, 2008.
- [18] L. Nanni and A. Lumini, "Ensemble of Multiple Palmprint Representation", *Expert Systems with Applications*, Elsevier, 2008.
- [19] B. Ly Van, S. Garcia-Salicetti, B. Dorizzi, "Fusion of HMM's Likelihood and Viterbi Path for On-line Signature Verification", *Biometric Authentication Workshop (BioAW)*, LNCS 3087, Prague, Czech Republic, May 2004, pp. 318-331.
- [20] L. Bocci, D. Vicari, and M. Vichi, "A mixture model for the classification of three-way proximity data", *Computational Statistics and Data Analysis*, Vol. 50, No. 7, pp.1625-1654, 2006.
- [21] Connie T, Teoh A, Goh M, Ngo D, "Palmprint recognition with PCA and ICA", *Conference of image and vision computing*, New Zealand, pp 227-232, 2003.
- [22] Dabbaghchian S, Ghaemmaghani MP, Aghagolzadeha A, "Feature extraction using discrete cosine transform and discrimination power analysis with a face recognition technology", *Pattern Recognition*, Vol. 3, No. 4, pp.1431-1440, 2010.
- [23] A. Bouridane, "Imaging for Forensics and Security : From Theory to Practice", *Springer series on Signals and Communication Technology*, Springer Science and Business Media, ISBN. 978-0-387-09531-8, 2009.
- [24] A. K. Jain, P. Flynn and A. A. Ross, "Handbook of biometric", *Springer Science and Business Media*, ISBN. 13 : 978-0-387-71040-2, 2008.
- [25] Jain, A., Ross, A., Prabhakar, S., "An introduction to biometric recognition", *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, Vol 14, pp. 4-20, 2004.
- [26] S. Pankanti, R. M. Bolle, and A. K. Jain., "Biometrics : The Future of Identification", *IEEE Computer*, Vol. 33, No. 2, pp. 46-49, 2000.
- [27] Abdallah Meraoumia, Salim Chitroub and ahmed Bouridane., "Multimodal Biometric Person Recognition System based on Iris & Palmprint Using Correlation Filter Classifier", *International Conference On Computing And Information Technology-ICCIT 2012*, Al Madinah, Saudi Arabia, March 12-14, 2012.
- [28] International Biométrie Group-IBG, En ligne : [http : / www.biometricgroup.com/reports/publicmarket_report.html](http://www.biometricgroup.com/reports/publicmarket_report.html).
- [29] Ajay Kumar, David Zhang., "Improving Biometric Authentication Performance from the User Quality", *IEEE transactions on instrumentation and measurement*, Vol. 59, No. 3, pp. 730-735, march 2010.
- [30] N. V. Boulgouris, K. N. Plataniotis and E. Micheli-Tzanakou., "Biometrics : Theory, Methods, and Applications", *David B. Fogel, Series Editor, Willy publisher, IEEE Press on Computational Intelligence*, 2010.
- [31] Son, B., Ahn, J.-H., Park, J.-h., Lee, Y., "Identification of Humans Using Robust Biometric Features", *Lecture Notes in Computer Science*, pp.903-911, 2004.

- [32] Kumar, A., Zhang, David, "Combining Fingerprint, Palmprint and Hand-shape for User Authentication", *18th International Conference on Pattern Recognition-ICPR*, pp. 549-552, 2006.
- [33] A. Kumar, D. Wong, H. Shen, and A. Jain, "Personal verification using palmprint and hand geometry biometric", *Audio and Video based Biometric Person Authentication*, LNCS 2688, pp. 668-678, 2003.
- [34] Y. H. Pang, A. TeohBeng Jin, D. Ngo, and C. Ling, "Palmprint Authentication System Using Wavelet based Pseudo Zernike Moments Features", *Inter Journal of The Computer, the Internet and Management*, Vol. 13, No.2, pp. 13-26, 2005.
- [35] Rui Zhao, Kunlun Li, Ming Liu, Xue Sun, "A Novel Approach of Personal Identification Based on Single Knuckle-print Image", *Asia-Pacific Conference on Information Processing-APCIP*, 2009.
- [36] C. Tisse, L. Martin, L. Torres and M. Robert, "Person identification technique using human iris recognition", *Proc. of Vision Interface*, pp. 294-299, 2002.
- [37] Cardinaux F, Sanderson C, Bengio S, "Face verification using adapted generative models", *The 6th IEEE International Conference Automatic Face and Gesture Recognition-AFGR*, Seoul, pp 825-830, 2004.
- [38] Lajevardi, S.M. ; Arakala, A. ; Davis, S.A. , Horadam, K.J. , "Retina Verification System Based on Biometric Graph Matching", *IEEE Transactions onImage Processing*, Vol. 22, No. 9, pp. 3625-3635, 2013
- [39] Suman Senapati, Goutam Saha, "Speaker Identification by Joint Statistical Characterization in the Log-Gabor Wavelet Domain", *International Journal of Intelligent Systems and Technologies*, winter, 2007.
- [40] Jain, A. K., Griess, F. D. and Connell, S. D, "On-line signature verification", *Pattern Recognition*, Vol. 35, No. 12, pp. 2963- 2972, 2002.
- [41] QiuHong Yu, Yilong Yin, Gongping Yang, Yanbin Ning, Yanan Li., "Face and Gait Recognition Based on Semi-supervised Learning", *The 5th Chinese Conference on Pattern Recognition-CCPR2012*, BeiJing, China, Sep. 24-26, pp. 284-291, 2012.
- [42] Ying Zhang, Guiran Chang, Lin Liu, JieJia., "Authenticating User's Keystroke Based on Statistical Models", *Fourth International Conference on Genetic and Evolutionary Computing*, Shenzhen, China, pp. 578-581, Dec 2010.
- [43] Zhi Liu, Yilong Yin, Hongjun Wang, Shangling Song, Qingli Li, "Finger Vein Recognition with Manifold Learning", *Journal of Network and Computer Applications*, Vol. 33, No. 3, pp. 275-282, 2010.
- [44] Butler, J.M., Shen, Y., McCord, B.R, "The development of reduced size STR amplicons as tools for analysis of degraded DNA", *Journal of Forensic Sciences*, Vol. 48, No. 5, pp. 1054-1064, 2003.
- [45] Khan, M.M. Ward, R.D. Ingleby, M, "Automated Classification and Recognition of Facial Expressions Using Infrared Thermal Imaging", *IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems*, Singapore, pp. 202-206, Dec. 2004.
- [46] L. Nanni and A. Lumini, "Fusion of color spaces for Ear Authentication", *Pattern Recognition*, , Vol.42, No.9, pp.1906-1913Sept. 2009.
- [47] S. Purushotham, and M. Anuncia., "Enhanced Human Identification System Using Dental Biometrics", *The 10th WSEAS International Conference on Neural Networks*, Prague, Czech Republic, pp. 120 -125, 2009.

- [48] Choras, M., "Lips Recognition for Biometrics", *Advances in Biometrics*, pp. 1260-1269, 2009.
- [49] Martin D. Gibbs, "Biometrics : body odor authentication perception and acceptance", *ACM SIGCAS Computers and Society*, Vol.40, No.4, pp.16-24, Dec 2010.
- [50] Chetana Hegde, Rahul Prahu H, Sagar D S, P Deepa Shenoy, Venugopal K R and L M Patnaik, "Heartbeat biometrics for human authentication", *Signal, Image and Video Processing*, Vol. 5, No. 4, pp 485-493, Nov. 2011.
- [51] Zorkadis, V., & Donos, P., "On biometrics-based authentication and identification from a privacy-protection perspective : Deriving privacy-enhancing requirements", *Information Management & Computer Security*, Vol. 12, No. 1, pp. 125-137, 2004.
- [52] AK Jain and A. Kumar, "Biometrics of next generation : An overview", *Second Generation Biometrics*, Springer, 2010.
- [53] Wu S.Q., Gu Z.H., Chia S.H, "Infrared facial recognition using modified blood perfusion", *International conference on information, communication and signal processing, ICICS*, Singapore, pp. 1-5, 2007.
- [54] C.M. Most, "Towards privacy enhancing applications of biometrics", *Digital ID World. Magazine*, Issue 11, pp 18-20, June/July 2004.
- [55] A. K. Jain, A. Ross, and S. Prabhakar, "An Introduction to Biometric Recognition", *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology, Special Issue on Image- and Video-Based Biometrics*, Vol. 14, No. 1, pp. 4-20, January 2004.
- [56] D. Maltoni, D. Maio, A. K. Jain, and S. Prabhakar, "Handbook of Fingerprint Recognition", *Second Edition*, Springer, 2009.
- [57] A. K. Jain, L. Hong, and S. Pankanti, "Biometric Identification", *Comm. ACM*, Vol. 43, No. 2, pp. 90-98, February 2000.
- [58] J. Ruiz-del-Solar, C. Devia, P. Loncomilla and F. Concha, "Offline signature verification using local interest points and descriptors", *Progress in Pattern Recognition, Image Analysis and Applications, Lecture Notes in Computer Sciences*, Vol. 5197, pp.22-29, 2008.
- [59] Jain A.K, Dass S.C and Nandakumar K, "Can soft biometric traits assist user recognition?", *Proceedings of SPIE International symposium on defense and security : Biometric technology for human identification*, 2004.
- [60] Ross A., "An Introduction to multibiometrics", *The 15th European signal processing conference-EUSIPCO*, Poznan, Poland, pp. 51, 2007.
- [61] A. Ross and A. K. Jain, "Information Fusion in Biometrics", *Pattern Recognition Letters*, Vol. 24, Issue 13, pp. 2115-2125, September, 2003.
- [62] K. Nanda kumar, A. Ross, and A. K. Jain, "Biometric Fusion : Does Modeling Correlation Really Matter ? ", *The 3rd Int'l Conf. on Biometrics : Theory, Applications and Systems*, Washington DC, Sept. 2009.
- [63] K. Nanda kumar, A. K. Jain and A. Ross, "Fusion in Multibiometric Identification Systems : What about the Missing Data ? ", *The 3rd International Conference on Biometrics*, Alghero, Italy, June 2-5, 2009.
- [64] Z. Sun, A. A. Paulino, J. Feng, Z. Chai, T. Tan, A. K. Jain, "A Study of Multibiometric Traits of Identical Twins", *Proc of SPIE*, Vol. 7667, 76670T, April 2010.

- [65] A. Ross and A. K. Jain, "Multimodal Biometrics : An Overview", *The 12th European Signal Processing Conference-EUSIPCO*, Vienna, Austria, pp. 1221-1224, Sept 2004.
- [66] Ajay Kumar and Sumit Shekhar, "Personal identification using multibiometrics rank-level fusion", *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics : Part C*, Vol. 41, No. 5, pp. 743-752, Sep. 2011.
- [67] Yongjin Lee, Kyunghye Lee, Hyung keun Jee, Youn-Hee Gil, Woo-Yong Choi, Dosung Ahn, Sung Bum Pan, "Fusion for Multimodal Biometric Identification", *The 5th International conference on Audio and video-based biometric person authentication-AVBPA*, Hilton Rye Town, N.Y. USA, pp. 1071-1079, July 2005.
- [68] Suo Jidong, Liu Xiaoming, "Fusion of Radar and AIS Data", *The 7th International Conference on Signal Processing-ICSP'04*, Beijing, China, Vol.3, pp. 2604-2607, 2004.
- [69] Berger C., Voltersen M., Eckardt R., Eberle J., Heyer T., Salepci N., Hese S., Schmullius C., Tao J., Auer S., Bamler R., Ewald K., Gartley M., Jacobson J., Buswell A., Du Q., Pacifici F., "Multi-Modal and Multi-Temporal Data Fusion", *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, Vol.6, No.3, pp.1324-1340, Jun 2013.
- [70] Julian Fierrez-Aguilar, Javier Ortega-Garcia, Daniel Garcia-Romero, and Joaquin Gonzalez-Rodriguez, "A comparative evaluation of fusion strategies for multimodal biometric verification", *The 4th International Conference on Audio-and Video-Based Biometric Person Authentication-AVBPA*, Guildford, UK, pp. 830-837, Jun 2003.
- [71] A. A. Ross, A. K. Jain and K. Nandakumar, "Levels of Fusion in Biometrics", *Handbook of Multibiometrics*, Springer, US, 2006.
- [72] Nirosha Joshitha J, R. Medona Selin, "Image Fusion using PCA in Multifeature Based Palmprint Recognition", *International Journal of Soft Computing and Engineering-IJSCE*, Vol. 2, No. 2, pp. 226-230, May 2012.
- [73] Shekhar Karanwal, Davendra Kumar and Rohit Maurya, "Fusion of Fingerprint and Face by using DWT and SIFT", *International Journal of Computer Application*, Vol. 2 , No.5, pp. 33-36, Jun 2010.
- [74] Flitti F, Collet C, Slezak E, "Image fusion based on pyramidal multiband multiresolutionmarkovian analysis", *Signal, Image And Video Processing*, Vol. 3, No. 3, pp. 275-289, 2009.
- [75] Lin K.M., Han F.L., Yang Y.M, "Feature level fusion of fingerprint and finger vein biometrics", *Second International Conference on Advances in Swarm Intelligence-ICSI*, Heidelberg, Germany, pp. 348-355, Jun 2011.
- [76] S. Dass, K. Nandakumar, and A K. Jain, "A Principled Approach to Score Level Fusion in Multimodal Biometric Systems", *The 5th International conference on Audio and video-based biometric person authentication-AVBPA*, Hilton Rye Town, N.Y. USA, pp. 1049-1058, July 2005.
- [77] Norman Poh and Samy Bengio, "Database, protocols and tools for evaluating score-level fusion algorithms in biometric authentication", *Pattern Recognition*, Vol. 39, No. 2, pp. 223-233, 2006.
- [78] Vassilios Chatzis, Adrian G. Bors, and Ioannis Pitas, "Multimodal Decision-Level Fusion for Person Authentication", *IEEE Transaction on Systems, Man Cybernetics.*, Vol. 29, No. 6, pp. 674-680, Apr 1999.
- [79] A. Jain, K. Nandakumar, A. Ross, "Score Normalization in Multimodal Biometric Systems", *Pattern Recognition*, Vol. 38, No. 12, pp. 2270-2285, Dec 2005.

- [80] Ruiz, B., Poza, MJ, Puente, L., and García, A. , “A simple score normalisation technique for multimodal biometric authentication’, *Int. J. Biometrics*, Vol. 1, No. 4, pp.374-392, July 2009.
- [81] Salim Chitroub, “Classifier combination and score level fusion : concepts and practical aspects”, *International Journal of Image and Data Fusion*, Vol. 1, No. 2, pp. 113-135, 2010.
- [82] N. Poh and S. Bengio, “EER of fixed and trainable fusion classifiers : A theoretical study with application to biometric authentication tasks”, *Conference on Lecture Notes in Computer Science*, pp. 74-85, 2005.
- [83] Nisha Srinivas, Kalyan Veeramachaneni, Lisa Ann Osadciw, “Fusing correlated data from multiple classifiers for improved biometric verification”, *The 12th International Conference on Information Fusion*, Seattle, WA, USA, pp. 1504-1511, July 2009.
- [84] J. Fortuna, P. Sivakumaran, A. M. Ariyaeinia and A. Malegaonkar, “Relative Effectiveness of Score Normalisation Methods in Open-Set Speaker Identification”, *The Speaker and Language Recognition Workshop-Odyssey*, Toledo, Spain, pp. 369-376, 2004.
- [85] Lupu E., Pop, G.P., Roman N.M., “A Survey of Multimodal Biometric Systems”, *The 1st International Conference on Advancements of Medicine and Health Care through Technology, Med-Tech2007*, Cluj-Napoca, Romania, pp.37-42, Sept 2007.
- [86] S. M. E. Hossain and G. Chetty., “Human Identity Verification by Using Physiological and Behavioural Biometric Traits”, *International Journal of Bioscience, Biochemistry and Bioinformatics*, Vol. 1, No. 3, pp. 199-205, Sept 2011.
- [87] Uhl A., Wild P., “Personal recognition using single-sensor multimodal hand biometrics”, *International Conference on Image and Signal Processing-ICISP*, LNCS, Vol. 5099, Springer, Heidelberg, pp. 396-404, 2008.
- [88] Zhang, D., Kong, W., You, J., & Wong, M., “On-line palmprint identification”, *IEEE Transactions On Pattern Analysis And Machine Intelligence*, Vol. 25, No. 9, pp. 1041-1050, 2003.
- [89] Ajay Kumar, David Zhang., “Integrating Shape and Texture for Hand Verification”, *Third International Conference on Image and Graphics-ICIG04*, 2004.
- [90] Lei Zhang and David Zhang., “Characterization of Palmprints by Wavelet Signatures via Directional Context Modeling”, *IEEE Transactions On Systems, Man, And Cybernetics-Part B : Cybernetics*, Vol. 34, No. 3, pp.1335-1347, June 2004.
- [91] Dapeng Zhang and Wei Shu, “Two novel characteristics in palmprint verification : datum point invariance and line feature matching”, *Pattern Recognition*, Vol. 32, pp. 691-702, 1999.
- [92] A. Kumar, D. C. M. Wong, H. Shen, and A. K. Jain, “Personal verification using palmprint and hand geometry biometric”, *Proc. AVBPA*, pp. 668-675, June 2003.
- [93] Xiangqian Wu, David Zhang and Kuanquan Wang, “Fisherpalms based palmprint recognition”, *Pattern Recognition Letters*, Vol. 24, pp. 2829-2838, 2003.
- [94] Guangming Lu, David Zhang and Kuanquan Wang, “Palmprint recognition using eigenpalms features”, *Pattern Recognition Letters*, Vol. 24, pp. 1463-1467, 2003.
- [95] Wangmeng Zuo, David Zhang and Kuanquan Wang, “An assembled matrix distance metric for 2DPCA-based image recognition”, *Pattern Recognition Letters*, Vol. 27, pp. 210-216, 2006.
- [96] Abdallah Meraoumia, Salim Chitroub and ahmed Bouridane, “Efficient person identification by fusion of multiple palmprint representations”, *The 4th international conference-ICISP 2010*, Trois-Rivières, QC, Canada, Proceedings. Berlin, Springer, LNCS 6134, pp.182-191, June 2010.

- [97] Han D, Guo Z, Zhang D, "Multispectral palmprint recognition using wavelet-based image fusion", *The 9th international conference on signal processing*, pp 2074-2077, Oct 2008.
- [98] Guo Z, Zhang D, Zhang L, "Is white light the best illumination for palmprint recognition? ", *Comput Anal Image Patterns*, LNCS 5702, pp.50-57, 2009.
- [99] Hao Y, Sun Z, Tan T, Ren C, "Multispectral palm image fusion for accurate contact-free palmprint recognition", *The 15th IEEE international conference on image processing*, pp 281-284, Oct 2008.
- [100] Zhang D, Guo Z, Guangming L, Zhang L, Zuo W, "An online system of multispectral palmprint verification", *IEEE transactions on instrumentation and measurement*, Vol. 59, N 2, pp.480-490, 2010.
- [101] Zohaib Khan, Ajmal Mian and Yiqun Hu, "Contour Code : Robust and Efficient Multispectral Palmprint Encoding for Human Recognition", *IEEE International Conference on Computer Vision-ICCV*, pp.1935-1942, 2011.
- [102] Jin-Rong Cui, "Multispectral palmprint recognition using Image-Based Linear Discriminant Analysis", *International Journal of Biometrics*, Vol. 4, No. 2 pp. 106-115, 2012.
- [103] Xu X., Guo Z., Song C., Li Y, "Multispectral Palmprint Recognition Using a Quaternion Matrix", *Sensors*, Vol. 12, No. 4, pp. 4633-4647, 2012.
- [104] Abdallah Meraoumia, Salim Chitroub and ahmed Bouridane, "An Efficient Multi-spectral Palmprint Identification Using Contourlet Decomposition And Hidden Markov Model", *The 4th IEEE European Workshop on Visual Information Processing*, Paris, France, pp. 214 - 219, June 2013.
- [105] Z. Guo, L. Zhang, and D. Zhang, "Feature band selection for multispectral palmprint recognition", *Int. Conf. Pattern Recognition*, pp. 1136-1139, 2010.
- [106] Zhenhua Guo, David Zhang, Lei Zhang, and Wenhua Liu, "Feature Band Selection for On-line Multispectral Palmprint Recognition", *IEEE Transactions On Information Forensics And Security*, Vol. 7, No. 3, pp.1094-1099, June 2012.
- [107] Abdallah Meraoumia, Salim Chitroub and ahmed Bouridane, "An Efficient Palmprint Identification System Using Multispectral and Hyperspectral imaging", *The fourth International Conference on Computer Science and its Applications-CIIA'2013*, Saida, Algeria, Springer-Verlag in the Modeling Approaches and Algorithms, SCI 488, pp. 155-164, 4-6 may 2013.
- [108] D. Zhang, G. Lu, W. Li, L. Zhang, and N. Luo, "Palmprint Recognition Using 3-D Information", *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C : Applications and Reviews*, Vol. 39, No. 5, pp. 505-519, Sept. 2009.
- [109] W. Li, D. Zhang, and L. Zhang, "Three Dimensional Palmprint Recognition", *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, San Antonio, TX, pp. 4847-4852, 2009.
- [110] David Zhang, Vivek Kanhangad, Nan Luo, Ajay Kumar, "Robust palmprint verification using 2D and 3D features", *Pattern Recognition*, Vol. 43, pp. 358-368, 2010.
- [111] Abdallah Meraoumia, Salim Chitroub and ahmed Bouridane, "2D and 3D palmprint information and Hidden Markov Model for improved identification performance", *IEEE International Conference on Intelligent Systems Design and Applications-ISDA*, Cordoba, Spain, pp. 648-653, 2011.
- [112] Jinrong Cui, "2D and 3D palmprint fusion and recognition using PCA plus TPTSR method", *Neural Computing & Application*, online, Nov. 2012.

- [113] Lin Zhang, Lei Zhang, David Zhang and Hailong Zhu, "Ensemble of local and global information for finger-knuckle-print recognition", *Pattern Recognition*, Vol. 44, pp. 1990-1998, 2011.
- [114] Lin Zhang, Lei Zhang, David Zhang and Hailong Zhu, "Online finger-knuckle-print verification for personal authentication", *Pattern Recognition*, Vol. 43, pp. 2560-2571, 2011.
- [115] Chetana Hegde, P Deepa Shenoy, Venugopal K R and L M Patnaik, "FKP Biometrics for Human Authentication Using Gabor Wavelets", *International Technical Conference of IEEE Region 10-TENCON 2011*, pp. 1149-1153, 2011.
- [116] Ajay Kumar and Ch. Ravikanth, "Personal Authentication Using Finger Knuckle Surface", *IEEE Transactions On Information Forensics and Security*, Vol. 4, No. 1, pp. 98-110, March 2009.
- [117] A. Kumar, Y. Zhou, "Personal identification using finger knuckle orientation features", *Electronic Letters*, Vol. 45, No. 20, pp.1023-1025, 2009.
- [118] L. Zhang, L. Zhang, D. Zhang, "Finger-knuckle-print verification based on band-limited phase-only correlation", *The 13th International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns-CAIP*, Münster, Germany, pp. 141-148, 2009.
- [119] Abdallah Meraoumia, Salim Chitroub and ahmed Bouridane, "An Efficient Hand-Based Biometric Recognition System Using Finger-Knuckle-Print Data", *Recent Patents on Telecommunication*, Bentham Science Publishers, Vol. 1 No. 1 pp. 151-162, 2012.
- [120] Zhu Le-qing and Zhang San-yuan, "Multimodal biometric identification system based on finger geometry, knuckle print and palmprint", *Pattern Recognition Letters*, Vol. 31, pp.1641-1649, 2010.
- [121] Tadej Savic and Nikola Pavesic, "Personal recognition based on an image of the palmar surface of the hand", *Pattern Recognition*, Vol. 40, pp. 3152-3163, 2007.
- [122] Goh Kah Ong Michael, Tee Connie and Andrew Teoh Beng Jin, "An innovative contactless palm print and knuckle print recognition system", *Pattern Recognition Letters*, Vol. 31, pp. 1708-1719, 2010.
- [123] Linlin Shen, Li Bai and Zhen Ji, "Hand-based biometrics fusing palmprint and finger-knuckle-print", *The 1st International Workshop on Emerging Techniques and Challenges for Hand-Based Biometrics-ETCHB*, 2010.
- [124] Aditya Nigam and Phalguni Gupta, "Multimodal Personal Authentication System Fusing Palmprint and Knuckleprint", *International Conference on Trends for Scientific Information Professionals-ICIT*, Heidelberg, pp. 188-193, 2013.
- [125] Abdallah Meraoumia, Salim Chitroub and ahmed Bouridane, "Fusion of Finger-Knuckle-Print and Palmprint for an Efficient Multi-Biometric System of Person Recognition", *IEEE International Conference on Communications-ICC*, Kyoto, Japan, pp. 1-5, June 2011.
- [126] J. You, W.X. Li and D. Zhang., "Hierarchical palmprint identification via multiple feature extraction", *Pattern Recognition*, vol. 35, pp.847-859, 2002.
- [127] De Santos Sierra, Alberto; Sánchez Ávila, Carmen; Bailador del Pozo, Gonzalo; Guerra Casanova, Javier., "Invariant Hand Biometrics Feature Extraction", *The 6th Chinese Conference on Biometric Recognition-CCBR*, Beijing, China, LNCS, Vol 7098, pp. 108-115, Dec 2011.
- [128] Wai Kin Kong, David Zhang, Wenxin Li., "Palmprint feature extraction using 2-D Gabor filters", *Pattern Recognition* 36, pp. 2339-2347, 2003.

- [129] Tsai DM, Lin CP., "Fast defect detection in textured surfaces using 1D Gabor filters", *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, Vol. 20, N. 9, pp. 664-675, 2002.
- [130] C. J. Lee and SD Wang., "Fingerprint feature extraction using Gabor filters", *Electronics Letters*, Vol. 35, No. 4, pp. 288-290, 1999.
- [131] John Daugman, "Complete Discrete 2-D Gabor Transforms by Neural Networks for Image Analysis and Compression", *IEEE Trans on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Vol. 36. No. 7. pp. 1169-1179, July 1988.
- [132] Abdallah Meraoumia, Salim Chitroub and Ahmed Bouridane, "Palmprint and Finger-Knuckle-Print for efficient person recognition based on Log-Gabor filter response", *Analog Integrated Circuits and Signal Processing*, Vol. 69, N. 1, pp 17-27, Oct 2011.
- [133] X. Wu, K. Wang, D. Zhang, "Palmprint authentication based on orientation code matching", *Fifth International Conference on Audio- and Video-based Biometric Person Authentication-AVBPA*, N.Y, USA, pp. 555-562, 2005.
- [134] Rafael Gonzalez and Richard Woods, "Digital Image Processing", *Addison Wesley*, 1992.
- [135] Vikas Maheshkar, Sushila Kamble, Suneeta Agarwal, and Vinay Kumar Srivastava, "DCT-Based Reduced Face For Face Recognition", *International Journal of Information Technology and Knowledge Management*, Vol. 5, pp. 97-100, 2012.
- [136] Mark S. Nixon, Alberto S.Aguado, "Feature Extraction & Image Processing", *Elsevier Ltd*, Second edition, 2008.
- [137] Abdallah Meraoumia, Salim Chitroub and Bouridane ahmed, "An Efficient Hand-Based Biometric Recognition System Using Finger-Knuckle-Print Data", *Recent Patents on Telecommunication*, Bentham Science Publishers, Vol. 1 No. 1 pp. 151-162, 2012.
- [138] Sajjad Hossain, Kandarpa Kumar Sarma, "Iris Recognition Based Identification Using 2D-Discrete Cosine Transform and Self Organizing Map Neural Network", *International Journal of Systems, Algorithms & Applications*, Vol. 2, pp. 95-99, April 2012.
- [139] Conrad Sanderson and Kuldeep K. Paliwal, "Polynomial Features for Robust Face Authentication", *IEEE International Conference on Image Processing-ICIP*, Rochester, New York, USA, pp. 997-1000, Sept 2002.
- [140] C. Sanderson and K.K. Paliwal, "Fast feature extraction method for robust face verification", *Electronics letters*, Vol. 38, No. 25, 2002.
- [141] A.N. Akansu, W.A. Serdijn, and I.W. Selesnick, "Wavelet Transforms in Signal Processing : A Review of Emerging Applications, Physical Communication", *Elsevier*, vol. 3, No. 1, pp. 1-18, Mar 2010.
- [142] M. Rabbani and R. Joshi, "An overview of the JPEG 2000 still image compression standard", *Signal Processing on Image Communication*, Vol. 17, pp. 3-48, 2002.
- [143] Abdallah Meraoumia, Salim Chitroub and ahmed Bouridane, "Multimodal Biometric Person Recognition System Based on Multi-Spectral Palmprint Features Using Fusion of Wavelet Representations", *Advanced Biometric Technologies*, Edited by GirijaChetty and Jucheng Yang, Published by InTech, ISBN 978-953-307-487-0, pp. 21-42, 2011.
- [144] Abdallah Meraoumia, Salim Chitroub and ahmed Bouridane, "Do multispectral palmprint images be reliable for person identification?", *Multimedia Tools and Applications*, Springer, Online, Sept 20, 2013.

- [145] Li, Y., Ao, X., Wang, C., Zhou, J., "Multimodal biometric authentication fusing iris and palmprint based on GMM", *IEEE 15th Workshop on Statistical Signal Processing-SSP*, Cardiff, UK, pp. 349-352, August, 2009.
- [146] Douglas A. Reynolds, "Gaussian Mixture Models", *Encyclopedia of Biometrics*, pp. 659-663, 2009.
- [147] Guorong Xuan, Wei Zhang, Peiqi Chai, "EM algorithms of Gaussian mixture model and hidden Markov model", *International Conference on Image Processing-ICIP*, Thessaloniki, Greece, pp. 145-148, October 2001.
- [148] Leonard E. Baum and Ted Petrie, "Statistical Inference for Probabilistic Functions of Finite State Markov Chains", *The Annals of Mathematical Statistics*, Vol. 37, No. 6, pp. 1554-1563, 1966.
- [149] Rabiner, L. R., and B. H. Juang, "An Introduction to Hidden Markov Models", *IEEE ASSP Magazine*, Vol. 3 No. 1, pp. 4-16, 1986.
- [150] Abdallah Meraoumia, Salim Chitroub and Bouridane Ahmed, "2D and 3D palmprint information, PCA and HMM for an improved person recognition performance", *Integrated Computer-Aided Engineering*, IOS Press Publishers, Vol. 20, pp. 303-319, 2013.
- [151] The Hong Kong Polytechnic University, PolyU Palmprint Database, <http://www.comp.polyu.edu.hk/~biometrics/>.
- [152] The Hong Kong Polytechnic University, PolyU MSP Database, <http://www.comp.polyu.edu.hk/~biometrics/MultispectralPalmprint/MSP.htm>.
- [153] The Hong Kong Polytechnic University, PolyU 3D Palmprint Database, <http://www.comp.polyu.edu.hk/~biometrics/2D3DPalmprint/2D3DPalmprint.htm>.
- [154] The Hong Kong Polytechnic University, PolyU FKP Database, <http://www.comp.polyu.edu.hk/~biometrics/FKP/polyudb.htm>.
- [155] The FERET Database, <http://www.nist.gov/itl/iad/ig/feret.cfm>.
- [156] The ORL Database, http://www.cl.cam.ac.uk/Research/DTG/attarchive/pub/data/att_faces.zip.
- [157] The CASIA Database, <http://www.cbsr.ia.ac.cn/english/index.asp>.
- [158] The AR Face Database, <http://www2.ece.ohio-state.edu/~aleix/ARdatabase.html>.
- [159] The Extended M2VTS Database, <http://www.ee.surrey.ac.uk/CVSSP/xm2vtsdb/>.
- [160] PolyU Biometrics Research Centre <http://www4.comp.polyu.edu.hk/>.
- [161] Lawrence R. Rabiner, "A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition", *Proceedings of the IEEE*, Vol. 77, No. 2, pp. 257-286, 1989.
- [162] Andrew J. Viterbi, "Viterbi algorithm", *Scholarpedia*, Vol. 4, No. 1, 6246, 2009.
- [163] Harun Uğuz, Ahmet Arslan, İbrahim Türkoğlu, "A biomedical system based on hidden Markov model for diagnosis of the heart valve diseases", *Pattern Recognition Letters*, Vol. 28, pp. 395-404, 2007.