



THÈSE
Pour obtenir le grade de
DOCTEUR EN SCIENCE

Spécialité :
Traitement d'image

Présentée et soutenue par
Bilal ATTALLAH

Réalisation d'un Système d'authentification
Automatique Bimodal par l'iris et la paume de la Main

Composition du jury :

Nom & Prénom	Titre & affiliation	Qualité
FALEK Leila	Prof. USTHB	Présidente
SERIR Amina	Prof. USTHB	Directrice de thèse
CHAHIR Youssef	HDR. Caen(France)	Co-Directeur de thèse
KEMMOUCHE Akila	MCA. USTHB	Examinatrice
HENDEL Fatiha	Prof. USTO	Examinatrice
MOUSSAOUI Abdelouahab	Prof. sétif -1-	Examineur
MAHBOUBI Amel	MC. Caen(France)	Invité

Remerciements

Louange à Allah le tout Puissant, le Miséricordieux. Louange à Allah qui m'a aidé à voir l'aboutissement de cette thèse. Je tiens à saluer ici tous ceux qui, de près ou de loin, ont contribué à la concrétisation de ce travail de thèse de doctorat. Ces remerciements sont rédigés dans un moment de relâchement intellectuel, sans véritable rigueur.

Tout d'abord, mes remerciements s'adressent aux personnes qui m'ont proposé le sujet de thèse et qui m'ont encadré tout au long de ces années : Pr **Amina SERIR** et Pr **Youssef CHAHIR**. Au travers de nos discussions, ils m'ont apporté une compréhension plus approfondie des divers aspects du sujet. Je salue aussi la souplesse et l'ouverture d'esprit de mes directeurs de thèse qui ont su me laisser une large marge de liberté pour mener à bien ce travail de recherche.

Je remercie les membres de mon jury : Mme **FALEK Leila** , Professeur à l'USTHB, pour l'honneur qu'elle m'a fait en acceptant la présidence du jury de cette thèse. Mes remerciements s'adressent également à Mr **MOUSSAOUI Abdelouahab** , Professeur à l'université Sétif-1, Mme **HENDEL Fatiha**, Professeur à l'USTO, Mme **KEMMOUCHE Akila** Maitre de conférences A à l'USTHB et Mme **MAHBOUBI Amel** Maitre de conférences A à l'université de Caen(France) qui ont bien voulu me faire l'honneur d'examiner ce travail et d'être membres du jury.

Je n'oublie pas, bien-sûr, ma famille qui m'a toujours permis de faire ce que je voulais et m'a toujours donné les moyens de le faire, qui m'a soutenu dans les bons comme dans les mauvais moments de la thèse et qui a toujours su être là pour moi. Je profite donc de ce moment pour remercier mon père, ma mère, mon frère et mes sœurs : « Merci d'être tels que vous êtes » ! Je remercie aussi ma famille « étendue » et tous ceux qui pensent à moi très fort et qui se reconnaîtront.

Enfin, je remercie de tout mon cœur ma femme et la mère de ma fille Hadjer, qui est présente chaque jour à mes côtés, qui n'a pas son pareil pour dire les choses qui réconfortent et qui font avancer.

Dédicace

Je dédie ce travail

A mon grand père Lhaj Athmane, décédé bien tôt ;

A ma grande mère ;

A Mes très chers parents ;

A ma femme, ma fille Hadjer ;

A mes neveux : Abdelbaset, Abdeldjalil et Djaouad ;

A mon frère et mes soeurs ;

A toute ma famille ;

A tous mes amis ;

Résumé

LA biométrie est une technique globale visant la reconnaissance automatique des individus à partir de leurs caractéristiques physiologiques et/ou comportementales. Dans cette thèse, nous abordons plusieurs points importants concernant la biométrie bimodale.. Nous nous proposons de réaliser un système d'authentification automatique à partir de la paume de la main et l'iris de l'œil. Ce système proposé, comportant plusieurs modules, tire avantage de différents procédés pour réduire les taux de fausses acceptations et de faux rejets. Tout d'abord, après avoir dressé un état de l'art des différents systèmes biométriques mono-modaux, nous faisons le lien entre les bases de données existantes, la sélection de caractéristiques pertinentes de dimension réduite s pour identifier que se soit l'iris ou l'empreinte palmaire et la fusion multimodale.

Ensuite, nous mettons en avant l'utilisation des transformées de Gabor, des descripteurs de texture locaux tels que LBP, BSIF ...) et des ondelettes à divers niveaux pour l'extraction des lignes de la paume de la main. Nous mettrons en évidence, dans notre étude, les capacités de ces transformées à caractériser les textures oscillatoires ainsi que les courbures en vue de l'extraction de signatures biométriques robustes.

Quant à l'analyse de l'oeil, nous proposons de combiner l'approche de Daugman avec une analyse multi-échelle (multi-résolution et multi-directionnelle) afin de mieux caractériser les structures radiales de l'iris et surmonter les problèmes inhérents à l'acquisition (présence de lentille, fermeture partielle des paupières, le changement de contraste) et à la mise en correspondance. Une étude comparative de différentes méthodes est présentée et fera ressortir notre processus global d'authentification par l'iris.

Enfin, la sélection des caractéristiques et l'exploration de nouvelles techniques de fusion de signatures biométriques issues des deux modalités ainsi que des analyses statistiques à grande échelle des scores de similarité provenant de chaque modalité ont permis une connaissance approfondie des scores issus des systèmes biométriques étudiés et une mise au point d'une méthode originale de fusion adaptative combinant l'utilisation des ondelettes, des descripteurs locaux de texture et des moments statistiques.

Mots clés : image iris, biométrie, identification/authentification, paume de la main, LBP, BSIF, PCA, Ondelettes, les transformées multi résolutions multi-directionnelles.

Listes des Tableaux

2.1	Comparaison entre les algorithmes de reconnaissance d'empreintes palmaires	40
2.2	Comparaison entre les algorithmes de reconnaissance d'iris	41
2.3	Comparaison entre les algorithmes de fusion	42
4.1	Les meilleurs taux de reconnaissance (CSS) en (%)	74
4.2	Les taux de vérification avec le filtre de Gabor en (%)	75
4.3	Les meilleurs taux de reconnaissance (MLBP) en (%)	76
4.4	Les meilleurs taux de reconnaissance (LPQ) en (%)	77
4.5	Les meilleurs taux de reconnaissance (Fusion des descripteur) en (%) . .	77
4.6	Résultat de la sélection (cas de plusieurs descripteurs) en (%)	78
4.7	EERs des différentes méthodes [Attallah et al., 2017b]	82
4.8	Les taux de reconnaissance (CASIA-IrisV3) en (%)	83
4.9	Performances du système (Gabor+Bsf+mRMR) [Attallah et al., 2017a]	85
4.10	Performances du système (Gabor+LBP+PCA) [Attallah et al., 2017d] . .	86

Table des Figures

1.1	Différentes modalités biométriques [Wayman et al., 2005].	5
1.2	Analyse Zephyr : comparaison de différentes modalités selon quatre critères principaux : l'intrusion, le pouvoir discriminant, le coût et l'effort [Solayappan and Latifi, 2006].	6
1.3	Sources de multiples éléments de preuve d'identité dans les systèmes biométriques multimodaux [Nandakumar, 2005]	12
1.4	Résumé des approches de fusion dans les systèmes biométriques multimodaux	17
1.5	Illustration du FRR et du FAR	18
1.6	Courbe ROC	18
1.7	Courbe CMC [Ijiri et al., 2012]	19
2.1	Architecture générale du système de reconnaissance d'iris	27
2.2	Les différents niveaux de fusion possibles (MF :module de fusion,MC :module de correspondance,MD :module de décision)	37
3.1	Schéma générique du SBB proposé	46
3.2	Idée générale de notre méthode de fusion	46
3.3	Description du processus	47
3.4	Détection de la zone d'intérêt [Badrinath and Gupta, 2011]	48
3.5	Palmcodes avec différentes tailles de filtre : Parties réelles et imaginaires respectivement. (A)-(B) 9x9, (C)-(D) 17x17, (E)-(F) 35x35.	48
3.6	La partie réelle du palmcode avec un filtre de taille 17x17 utilisant : (a) -45°, (b) 0°, (c) 45°, and (d) 90°.	49
3.7	Algorithme pour calculer un motif binaire local (LBP).	50
3.8	Résultats de la concaténation avec un motif binaire local (LBP) [Attallah et al., 2018b].	51
3.9	Résultats de la caractérisation avec les LPQ	52
3.10	Échantillons de la base de données MSPolyU et des codes BSIF correspondants.(a)-(f) l'image d'empreinte palmaire, Filtres 3*3-5bit, Filtres 7*7-6bit, Filtres 11*11-8bit, Filtres 15*15-9bit et Filtres 17*17-11bit[Attallah et al., 2018a].	54

3.11 Codes BSIF de la sous-bande des ondelettes.(a-(e))l' image Plamprint , les coefficients BSIF d'approximation , les coefficients BSIF des détails horizontaux, les coefficients BSIF des détails verticaux et les coefficients BSIF des détails diagonaux [Attallah et al., 2017b].	55
3.12 Schémas de l'approche statistiques spirale[Attallah et al., 2018b].	55
3.13 L'image palmaire et sous-bande d'ondelettes correspondante.(a)-(e) L'image palmaire, image approximée , images des détails horizontaux, verticaux et diagonaux, respectivement [Attallah et al., 2017b].	57
3.14 Formation du HoG d'une image : (a) découpage en cellules et formation de l'histogramme par blocs, (b) vote d'un pixel selon l'orientation de ses gradients.	58
3.15 Codes HOG de la sous-bande des ondelettes. (a)-(e) image paume de la main, les caractéristiques HOG des : coefficients d'approximation des détails horizontaux, des détails verticaux et des détails diagonaux [Attallah et al., 2017b].	59
3.16 L'étape de pré-fusion pour L'iris	59
3.17 (a) région de l'iris, (b) localisation de la pupille et de l'iris	60
3.18 Processus de normalisation de l'iris	61
3.19 Décomposition en ondelettes de Haar en trois niveaux	62
4.1 Les taux de vérification (BSIF) en (%)	75
4.2 Les taux de vérification (HOG+BSIF) [Attallah et al., 2017b].	80
4.3 Les taux d'erreur (HOG+BSIF) en (%) [Attallah et al., 2017b]	81
4.4 Les taux d'erreur en fonction du nombre de caractéristiques (HOG+BSIF) en (%) [Attallah et al., 2017b]	82
4.5 ROCs associé à l'iris, PolyU palm-print, fusion et sélection des caractéristiques [Attallah et al., 2017a]	84
4.6 ROCs associés à l'iris , PolyU palm-print, fusion et sélection des caractéristiques [Attallah et al., 2017d]	85

Liste des Abréviations

ACP Analyse en composantes principales

BOCV Binary Orientation Co-occurrence Vector

BLIP Baud limited image product

EER Equal Error Rate

FAR False Accept Rate

FCCA Fuzzy C-means clustering algorithm

FDA Fisher Discriminant Analysis

FRR False Reject Rate

GMM Gaussian Mixture Model

GAR Genuine Acceptance Rate

HD Hamming distance

ICA Independent Component Analysis

IDO Équation intégro-différentielle

IHM Interface Homme-Machine

K-NN k nearest neighbor

LBP Local Binary Pattern

LDA Linear discriminant analysis

LoG Laplacian of Gaussian

LPP Locality Preserving Projections

mRMR Minimum Redundancy Maximum Relevance

NIST The National Institute of Standards and Technologies

RLOC Robust Line Orientation Code

SCDFB Shiftable Complex Directional Filter Banks

SIFT Scale-invariant feature transform

SVM Support vector machine

SVD Singular-value décomposition

Sommaire

1	Contexte de la thèse	1
2	Nos contributions	2
3	Plan de la Thèse	3
1	La reconnaissance biométrique	4
1	Introduction	5
2	Biométrie mono-modale	5
2.1	Description générale	5
2.2	Modalités biométriques récentes :	6
2.2.1	Thermographie	7
2.2.2	Battements du coeur	7
2.2.3	Saccades	7
3	Limite de la biométrie	7
4	Pourquoi la multimodalité ?	8
5	Fusion multimodale	10
5.1	Conception d'un système biométrique multimodal	10
5.2	De multiples éléments de preuve d'identité	11
6	Les différents niveaux de fusion	13
6.1	Avant le Matching	14
6.1.1	Niveau Capteur (Sensor Level)	14
6.1.2	Niveau Caractéristiques (Feature Level)	14
6.2	Après le Matching	15
6.2.1	Sélection dynamique de classifieurs	15
6.2.2	Niveau Décision (Decision Level)	16
6.2.3	Niveau Rang (Rank Level)	16
6.2.4	Niveau Score (Score Level)	16
7	Mesure de la performance d'un système biométrique	16
8	Conclusion	19
2	État de l'art	21
1	Introduction	22
2	Reconnaissance d'empreintes palmaires	22
2.1	Approches basées sur des crêtes	22

2.2	Approches basées sur les lignes	23
2.3	Approches basées sur les sous-espaces	24
2.4	Approches statistiques	25
2.5	Approches basées sur le codage	25
2.6	Autres approches	26
3	Reconnaissance de l'iris	27
3.1	L'architecture générale du système	27
3.2	Algorithmes de reconnaissance d'iris : Aperçu	28
3.3	Algorithmes de reconnaissance d'iris basés sur la transformation de Hough	29
3.4	Algorithmes de reconnaissance d'iris basés sur une segmentation spécifique	31
4	Fusion bimodale (Empreinte palmaire+Iris)	36
4.1	Architecture générale du système	36
4.2	Algorithmes de reconnaissance bimodal	37
5	Conclusion	39
3	Le système biométrique bi-modal proposé	43
1	Introduction	44
2	Le système biométrique Bimodal (SBB)	44
2.1	Avant propos	44
2.2	Processus général	45
3	Phase de pré-fusion	46
3.1	Empreinte palmaire	46
3.1.1	Détection de la zone d'intérêt	46
3.1.2	Extraction des caractéristiques	48
3.1.2.1	Filtre de Gabor	48
3.1.2.2	LBP (Local Binary Patterns)	49
3.1.2.3	LPQ (Quantification de Phase Locale)	50
3.1.2.4	BSIF (Binarized Statistical Image Features)	53
3.1.2.5	Caractéristiques statistiques spirales proposées (CSS)	54
3.1.2.6	Décomposition en ondelettes	56
3.2	Iris	58
3.2.1	Détection de la région d'Iris	58
3.2.1.1	Transformée de Hough	59
3.2.2	Normalisation de l'iris	60
3.2.3	Code de l'iris	61
3.2.3.1	Décomposition en ondelettes de Haar	61
3.2.3.2	Filtrage de Log-Gabor	62
4	Etape de fusion et de sélection	63

4.1	La fusion	63
4.1.1	Normalisation des vecteurs de caractéristiques	63
4.1.2	Fusion des vecteurs des caractéristiques	63
4.2	Sélection des caractéristiques :	64
4.2.1	L'analyse en composantes principales ACP	64
4.2.2	Max-relevance, Min-Redundancy (mRMR)	64
5	Etape de reconnaissance et de décision	65
5.1	K-plus proche voisin (KNN)	65
5.1.1	Algorithme 1-NN	66
5.1.2	Algorithme K-NN	66
5.2	Extreme Learning Machine (ELM)	67
6	Conclusion	68
4	Tests Expérimentaux et évaluation des systèmes biométriques proposés	70
1	Introduction	71
2	Constitution de notre Base Biométrique Bimodale (BBB)	71
3	Outils de travail	71
3.1	Environnement matériel	72
3.2	Outils logiciels	72
3.3	Les Critères d'évaluation de notre système	72
4	Bases de données utilisées	72
5	Les tests sur les systèmes mono-modaux "Empreinte palmaire"	74
5.1	Caractéristiques statistiques – balayage en spirale (CSS)	74
5.2	Tests liés au Filtre de Gabor [Attallah et al., 2015]	74
5.3	Résultats liés au descripteur BSIF (Binarized Statistical Image Features)	75
5.4	Résultats liés au descripteur MLBP (Multi-scale Local binary patern)	76
5.5	Résultats liés au descripteur LPQ (Local Phase Quantization)	76
5.6	Fusion des méthodes d'extraction de caractéristiques locales	77
5.7	Sélection des caractéristiques à partir de plusieurs descripteurs	78
5.8	Descripteur (HOG+BSIF) [Attallah et al., 2017b]	79
6	Les tests sur les systèmes mono-modaux "Iris"	82
7	Tests sur le système bi-modale (Empreinte palmaire+Iris)	83
7.1	La première approche [Attallah et al., 2017a]	83
7.2	La deuxième approche [Attallah et al., 2017d]	84
8	Conclusion	86
	Conclusion générale et Perspectives	89
	Production scientifiques	91
	Bibliographie	92

Introduction générale

1 Contexte de la thèse

LA biométrie est la technologie qui mesure les caractéristiques du vivant afin de le caractériser et de l'authentifier. Cette technologie, est de plus en plus utilisée depuis une dizaine d'années, surtout dans le domaine de la sécurité. Aujourd'hui, la biométrie s'impose aux yeux des états comme une solution sécuritaire par excellence.

Pourtant, l'apparition de la biométrie remonte au 19^{ème} siècle. Au début, cette technique a été appelée anthropométrie. En effet, les empreintes digitales étaient parmi les premières modalités utilisées pour un besoin policier et pour l'identification des criminels. Du fait de l'efficacité de l'empreinte digitale, son utilisation policière n'a jamais été abandonnée.

La biométrie souffre d'ailleurs un peu de cette image policière et a du mal à se faire accepter par le grand public pour d'autres types d'applications.

Cependant, la biométrie n'est plus limitée aux empreintes digitales et à l'identification biométrique de personnes. De nombreuses modalités sont aujourd'hui exploitées pour des applications biométriques. On peut citer des modalités physiologiques comme : le visage, la voix, l'iris, la rétine, la forme de la main et d'autres caractéristiques comportementales comme : la frappe au clavier. Toute cette variété de modalités biométriques a donné naissance à divers produits commerciaux intégrant des systèmes biométriques. Ce sont des systèmes mono-modaux, dans la plupart des cas, s'appuyant sur le témoignage d'une seule source d'information issue d'une seule modalité biométrique.

Les systèmes biométriques mono-modaux souffrent de quelques défauts tels que la non acceptabilité du public, le taux d'erreurs, la possibilité de l'intrusion dans ces systèmes et autres problèmes. C'Est-ce qui a donné naissance à la biométrie multimodale qui se base elle sur la combinaison de diverses informations à partir de différentes sources biométriques. Ces sources peuvent être différentes instances de la même modalité, des modalités biométriques différentes, plusieurs prototypes d'une modalité issues de plusieurs capteurs ou plusieurs informations issues de plusieurs algorithmes d'extractions de caractéristiques à partir d'une seule modalité. Des études ont démontré que

ces systèmes biométriques multimodaux peuvent obtenir de meilleures performances par rapport aux systèmes mono-modaux [Ross et al., 2006a]. Cela explique leur usage fréquent et leur adaptation à de nombreux domaines d'applications.

L'identification biométrique basée sur de multiples modalités représente une tendance émergente justifiée par l'amélioration relative du taux global de reconnaissance. Cela peut être fait lorsque les caractéristiques biométriques de différentes modalités biométriques sont statistiquement indépendantes. Les différentes modalités biométriques pourraient aussi être plus appropriées pour différentes applications. Ainsi, l'utilisateur peut par exemple participer au choix du système biométrique.

Dans cette thèse, nous proposons un système d'identification de personnes par la fusion de deux modalités biométriques : la paume de la main et l'iris de l'œil.

2 Nos contributions

Nous avons choisi un système biométrique bimodal basé sur l'iris de l'œil et la paume de main car l'iris est une modalité biométrique jugée parmi les plus fiables tandis que l'empreinte palmaire est considérée comme l'une des plus récentes et la mieux acceptée par le public.

L'iris est la zone colorée située entre le blanc de l'œil et la pupille, c'est le seul organe interne humain visible de l'extérieur et le plus stable durant la vie d'une personne. La texture de l'iris est unique pour chaque œil d'une personne, c'est une combinaison de plusieurs éléments qui font d'elle l'une des textures distinctives les plus riches du corps humain. L'iris présente donc une caractéristique unique qui est d'être à la fois un organe protégé de l'environnement extérieur en même temps qu'il est relativement facile à acquérir comparé aux autres organes internes du corps humain comme par exemple la rétine. Aussi, l'empreinte palmaire est unique pour chaque individu et garde la même forme tout au long de la vie.

La reconnaissance par l'empreinte palmaire a fait l'objet du premier système biométrique proposé. Dans ce cadre, nous avons rencontré plusieurs problèmes surtout au niveau de la détection de la zone d'intérêt et la sélection des caractéristiques les plus pertinentes. La reconnaissance par l'iris a été un deuxième défi qui demande encore des recherches approfondies que se soit théoriques ou pratiques. Dans ce cadre, nous avons d'abord étudié l'état de l'Art et ensuite exploité le système proposé par [Daugman, 2007a].

Après la fusion de ces deux systèmes biométriques mono-modaux, nous avons adopté une méthode de sélection de caractéristiques afin de générer les plus pertinentes pour identifier que se soit l'iris ou l'empreinte palmaire. Cette méthode est basée d'abord

sur la réduction de la dimensionnalité des descripteurs choisis par l'algorithme **PCA** (Analyse en composantes principales) et l'algorithme **mRMR** (Minimum Redundancy Maximum Relevance), avant de passer à l'étape de classification et d'identification où nous avons utilisé deux classificateurs qui sont le **KNN** (k-nearest neighbors) et l'**ELM** (Extreme learning machine).

Afin d'évaluer les performances de l'approche proposée, nous avons effectué des études sur la sensibilité des résultats par rapport aux rotations, aux conditions d'éclairage et à la réflexion de la lumière. Nos tests ont été établis sur des images fournies par les bases de données PolyU PPDB, MSPolyU , IITD et CASIA. Les trois premières comportent des images d'empreintes palmaire tandis que la dernière comporte des images d'iris, acquises auprès de différentes personnes et sous différentes conditions.

3 Plan de la Thèse

La suite de ce mémoire est divisée en quatre parties :

Dans le premier chapitre, nous présentons les différentes notions de base de la biométrie et un état de l'art sur la biométrie multimodale en explicitant les différents outils, modes, niveaux de fusion, proposés par les travaux existants dans de littérature et en détaillant quelques systèmes biométriques parmi les plus utilisés.

Le deuxième chapitre, présente l'état de l'art sur la reconnaissance d'iris, l'empreinte palmaire et les systèmes qui sont basés sur les deux modalités. Après une analyse de l'existant, nous discutons et justifions nos choix des modalités et de méthodes à intégrer.

Dans le troisième chapitre, nous présentons le système biométrique bi-modal proposé pour l'identification des personnes. Nous décrivons les différentes étapes de la construction de ce système et nous présentons en détails, une nouvelle méthode proposée pour l'extraction et la sélection de caractéristiques.

Dans le quatrième chapitre, nous validons notre approche et les paramètres choisis par une phase d'expérimentation et nous montrons la capacité de notre méthode à extraire et sélectionner un nombre réduit de caractéristiques tout en conservant des taux de classification très satisfaisants. terminons ce chapitre par une comparaison entre notre approche et d'autres méthodes représentatives de la littérature.

Enfin, la conclusion générale présente une synthèse des contributions apportées ainsi que les pistes donnant des perspectives possibles pour de futurs travaux.

LA RECONNAISSANCE BIOMÉTRIQUE

Ce chapitre dresse une approche globale sur la reconnaissance biométrique. Les différentes recherches bibliographiques nous ont conduits à mettre en place un plan de chapitre permettant de lever le voile sur des définitions portant sur la notion de la biométrie mono-modale, de ses modalités ainsi que ses limites. La notion de multi-modalité est également traitée, les différents niveaux de fusion ainsi que les critères d'évaluation d'un système biométrique ont été développés.

Contents

1	Introduction	5
2	Biométrie mono-modale	5
2.1	Description générale	5
2.2	Modalités biométriques récentes :	6
3	Limite de la biométrie	7
4	Pourquoi la multimodalité?	8
5	Fusion multimodale	10
5.1	Conception d'un système biométrique multimodal	10
5.2	De multiples éléments de preuve d'identité	11
6	Les différents niveaux de fusion	13
6.1	Avant le Matching	14
6.2	Après le Matching	15
7	Mesure de la performance d'un système biométrique	16
8	Conclusion	19

1 Introduction

LA biométrie est une technique globale visant à établir l'identité d'une personne en analysant une de ses caractéristiques comportementales ou morphologiques [Jain et al., 2004] [Wayman et al., 2005] :

- Les biométries comportementales : on peut citer une des modalités les plus récentes telles que les mouvements des yeux, la frappe sur clavier en analysant la vitesse et la force de pression des touches du clavier, ou encore le mouvement des bras. La signature aussi est une biométrie comportementale vue par l'analyse de la pression du stylo et sa vitesse de déplacement. Mais ces biométries dépendent généralement de l'état physique ou moral de la personne, ce qui peut altérer l'information fournie par ces modalités pour la reconnaissance.
- Les biométries morphologiques : ce sont les modalités physiologiques qu'on peut trouver chez tous les individus comme les empreintes digitales, la forme et la géométrie de la main (l'empreinte palmaire) ; les traits du visage, la texture de l'iris, le dessin veineux de la rétine , la géométrie de l'oreille.

Il y a aussi, l'ADN, la voix, la démarche, la signature, ... qui sont autant de modalités biométriques différentes qui sont présentés dans Fig 1.1.

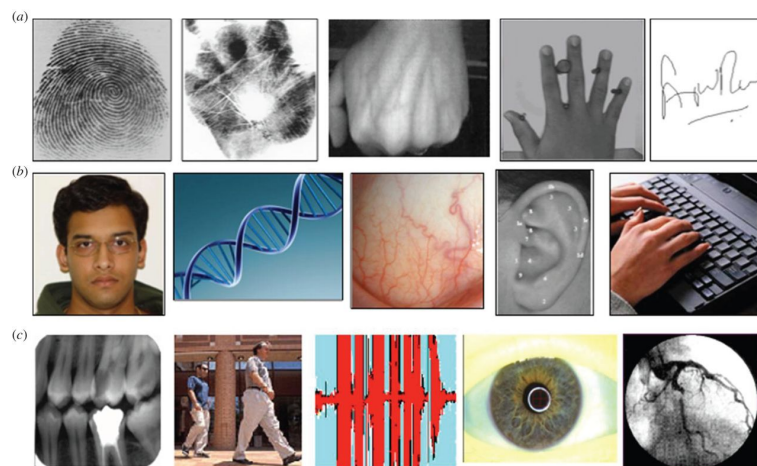


Fig 1.1 – Différentes modalités biométriques [Wayman et al., 2005].

2 Biométrie mono-modale

2.1 Description générale

La biométrie mono-modale est une technique d'authentification de personnes en se basant sur une seule modalité biométrique. Avant de proposer un système biométrique, il est nécessaire de choisir la modalité la plus appropriée à pour cette application. Ce choix de modalités est d'ailleurs confirmé par l'analyse Zéphyr

[Soleyappan and Latifi, 2006] (voir Fig1.2) se basant sur les critères de sélection suivants :

- Universelles* (exister chez tous les individus),
- Uniques* (permettre de différencier un individu par rapport à un autre),
- Permanentes* (autoriser l'évolution dans le temps),
- Enregistrables* (collecter les caractéristiques d'un individu avec son accord),
- Mesurables* (autoriser une comparaison future).

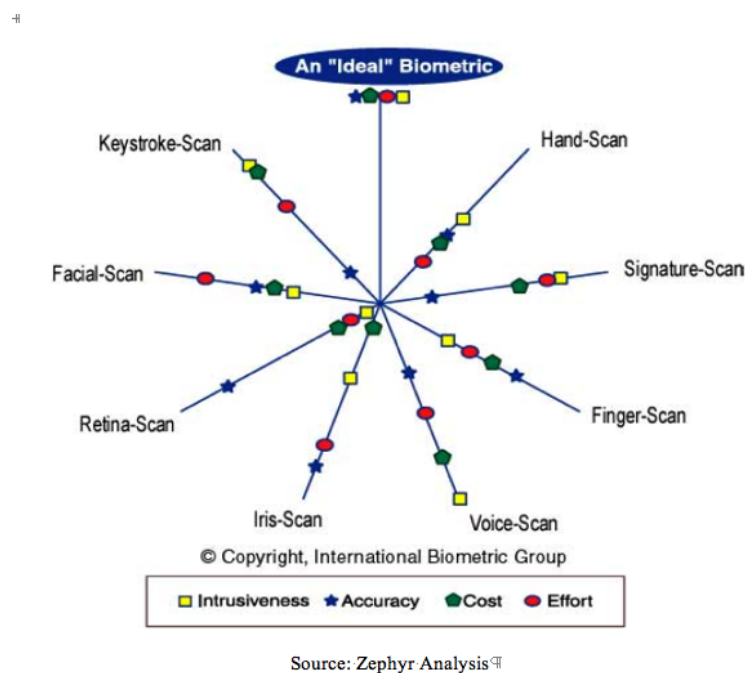


Fig 1.2 – Analyse Zephyr : comparaison de différentes modalités selon quatre critères principaux : l'intrusion, le pouvoir discriminant, le coût et l'effort [Soleyappan and Latifi, 2006].

2.2 Modalités biométriques récentes :

Quand on parle de biométrie, on pense à la reconnaissance d'empreinte digitale, de l'iris, du visage ou de la voix. Bien entendu, certaines biométries sont employées depuis plus d'un siècle, d'autres plus innovantes ne sont encore qu'à un stade purement expérimental. Ainsi, les progrès dans ce domaine ont permis d'explorer d'autres biométries prometteuses comme la thermographie (thermogramme de la main, le thermogramme facial), les mouvements des yeux, les battements du cœur, ou l'odeur corporelle, ou encore le mouvement des yeux.

L'avantage majeur de ces modalités c'est qu'elles ne sont pas intrusives. Mais ces solutions biométriques restent trop coûteuses.

2.2.1 Thermographie

Le principe de la thermographie est que le corps n'a pas la même température dans son ensemble. De ce fait, la thermographie a été considérée comme une technique biométrique. Donc, grâce à une caméra thermique, qui ne mesure pas de température mais des flux de rayonnement, une partie du corps (souvent le visage ou la main) sera sélectionnée pour produire une cartographie spatiale des températures (thermogramme). Cette cartographie permet de faire apparaître une répartition de la chaleur qui est unique à chaque individu [Ghiass et al., 2014] [Pan et al., 2013].

Un des avantages de cette technique est la possibilité d'obtenir une cartographie sans contact et sans laisser de traces. Elle permet également de distinguer de vrais jumeaux

2.2.2 Battements du coeur

Comme toute autre modalité biométrique, le rythme cardiaque est propre à chaque personne. C'est une nouvelle empreinte biométrique développée sous forme de bracelet, basée sur l'unicité du rythme cardiaque. De récents travaux sur la reconnaissance d'individu par les battements de coeur ont été publiés tels que [Odinaka et al., 2012] [Osowski et al., 2011] [Pan et al., 2013].

2.2.3 Saccades

Les mouvements des yeux ou les saccades sont étudiées depuis de nombreuses années mais de récentes études montrent qu'elles sont uniques pour chacun d'entre nous. Cette caractéristique constitue une signature biométrique exploitable. Bien entendu, deux personnes suivant une même cible auront leur regard qui se comportera de la même façon. Ce sont les stratégies oculaires fines des saccades qui seront différentes et propres à chaque individu.

Les principaux avantages des saccades sont qu'elles ne peuvent pas être reproduites frauduleusement et qu'elles peuvent être mesurées par de simples caméras à haute définition.

Dans le cadre de la proposition des systèmes de contrôle des saccades pour l'utiliser comme signature biométrique, des travaux de recherche récents ont été publiés comme [Bobak et al., 2017], [Bulling et al., 2011], [Rigas and Komogortsev, 2014].

3 Limite de la biométrie

Par rapport aux moyens d'identification classiques (mot de passe, badge, carte,..), les systèmes biométriques sont moins fiables en terme d'exactitude puisque ces moyens sont toujours reconnus avec un taux de 100%. Aussi, ces systèmes se basent sur un score de vraisemblance exprimant le score de similitude entre deux modalités biométriques en question. En se basant sur ce score, les systèmes biométriques passent par utilisent

un module de décision qui compare ce score à un seuil afin de générer une décision. Cependant, du fait que ce score ne reflète pas toujours la vérité de la comparaison et de la similitude, on peut dire que ces systèmes biométriques ne peuvent pas être fiables à 100%. L'absence de correspondance est une autre limitation qui est due à la variabilité des données biométriques à cause de la non fiabilité des représentations de ces modalités. Cette variabilité est due soit à la variabilité lors de la capture ou à la variabilité temporelle [Jain et al., 2006] [Phillips et al., 2000] .

- La variabilité lors de la capture : Cette variabilité est due à plusieurs phénomènes : déformation physique lors de la capture, erreurs lors de la numérisation, bruit d'acquisition. Cette variabilité n'est pas intrinsèquement liée à la biométrie mais à la numérisation de cette biométrie. Aussi, l'acquisition des biométries peut être impossible à cause des conditions environnementales. Par exemple il est impossible d'utiliser un système de reconnaissance de la voix dans un endroit très bruyé ou de reconnaissance par le visage lorsqu'il fait nuit (si l'on utilise une caméra à lumière visible) [Jain et al., 2006].
- La variabilité temporelle et la non-unicité des biométries : Ces variabilités sont également appelées variabilité intra-classe (variabilité d'une modalité pour un individu) au niveau des échantillons de la même biométrie d'une même personne et variabilité interclasse (variabilité entre les modalités de plusieurs individus) entre les différents échantillons des modalités de personnes différentes [Phillips et al., 2000].

Les systèmes biométriques souffrent du problème de l'intrusion par les fraudes. A priori, il est simple de voler une carte ou décoder un mot de passe mais il est plus difficile de falsifier un iris bien qu'il est toutefois possible de reproduire certaines modalités biométriques. Aussi, s'il est relativement simple de reproduire une signature ou imiter la voix d'une personne, il est plus difficile de reproduire l'iris ou l'empreinte digitale mais cela est possible. Ainsi que certaines études ont montré qu'il était possible de reproduire les empreintes digitales avec du silicone.

4 Pourquoi la multimodalité ?

Bien que les techniques de reconnaissance biométrique promettent d'être très performantes, on ne peut garantir actuellement un excellent taux de reconnaissance avec des systèmes biométriques uni-modaux, basés sur une unique signature biométrique. De plus, ces systèmes sont souvent affectés par les problèmes suivants [Ross and Jain, 2004] [Jain and Ross, 2004] :

- **Bruit introduit par le capteur** : du bruit peut être présent dans les données biométriques acquises, ceci étant principalement dû à 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 compromettre la précision du système [Chang et al., 2005],

- **Non-universalité** : si chaque individu d'une population ciblée est capable de présenter une modalité biométrique pour un système donné, alors cette modalité est dite universelle. Ce principe d'universalité constitue une des conditions de base nécessaires pour un module de reconnaissance biométrique. Cependant, toutes les modalités biométriques ne sont pas vraiment universelles [Snelick et al., 2005]. The National Institute of Standards and Technologies (NIST) a rapporté qu'il n'était pas possible d'obtenir une bonne qualité d'empreinte digitale pour environ 2% de la population (personnes avec des handicaps liés à la main, individus effectuant de nombreux travaux manuels répétés, etc.). De telles personnes ne peuvent pas être enrôlées dans un système de vérification par empreinte digitale. De la même manière, des personnes ayant de très longs cils et celles souffrant d'anomalies des yeux ou de maladies oculaires (comme certains glaucomes et cataractes) ne peuvent fournir des images d'iris, ou de rétine, de bonne qualité pour une reconnaissance automatique. La non-universalité entraîne des erreurs d'enrôlement ("Failure to Enroll" ou FTE) et/ou des erreurs de capture ("Failure to Capture" ou FTC) dans un système Biométrique,
- **Manque d'individualité** : les caractéristiques extraites à partir de données biométriques d'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 (père et fils, vrais jumeaux, etc.). Ce manque d'unicité augmente le taux de fausse acceptation ("False Accept Rate" ou FAR) d'un système biométrique (cf. Section 1.3),
- **Manque de représentation invariante** : 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. Ceci est connu sous le nom de "variations intra-classe". 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 de visage, présence de cicatrices dans une empreinte digitale, etc.). Idéalement, les caractéristiques extraites à partir des données biométriques doivent être relativement invariantes à ces changements. Cependant, dans la plu-

part des systèmes biométriques, ces caractéristiques ne sont pas invariantes et, par conséquent, des algorithmes complexes sont requis pour prendre en compte ces variations. De grandes variations intra-classe augmentent généralement le taux de faux rejet ("False Reject Rate" ou FRR) d'un système biométrique (cf. Section 1.3)

- **Sensibilité aux attaques** : bien qu'il semble très difficile de voler les modalités biométriques d'une personne, il est toujours possible de contourner un système biométrique en utilisant des modalités biométriques usurpées. Des études [Mats 02] [Van der Putte and Keuning, 2000] ont montré qu'il était possible de fabriquer de fausses empreintes digitales en gomme et de les utiliser pour contrer un système biométrique. Les modalités biométriques comportementales telles que la signature et la voix sont plus sensibles à ce genre d'attaque que les modalités biométriques physiologiques.

Ainsi, à cause de tous ces problèmes pratiques, les taux d'erreur associés à des systèmes biométriques uni-modaux sont relativement élevés, ce qui les rend inacceptables pour un déploiement d'applications critiques de sécurité. Pour pallier à ces inconvénients, une solution est **la fusion** de plusieurs modalités biométriques au sein d'un même système, on parle alors de *système biométrique multimodal*.

5 Fusion multimodale

Les humains se reconnaissent entre eux à partir de plusieurs **caractéristiques biométriques** (physiques ou comportementales) associées à de nombreux détails contextuels de l'environnement. Comme il a été annoncé dans l'introduction concernant les systèmes unimodaux, chaque modalité en soi ne peut pas toujours être utilisée de manière fiable pour effectuer la reconnaissance. Cependant, la consolidation d'informations présentées par les différentes modalités peut permettre une authentification (ou vérification) précise de l'identité.

On peut donc s'attendre à ce que les systèmes biométriques multimodaux soient plus performants et ceci grâce à la présence de **multiples éléments de preuve** [Hong et al., 1999] [Duarte et al., 2016], un peu à la manière d'une *enquête policière*.

5.1 Conception d'un système biométrique multimodal

Un schéma de fusion d'informations dans le contexte de la biométrie soulève plusieurs questions concernant la conception du système. Le premier point important est la conception d'une Interface Homme-Machine (IHM) adéquate afin de permettre une acquisition efficace des informations biométriques d'un individu, tout en minimisant la gêne ou contrainte pour l'utilisateur. Le passage d'un système unimodal à un système multimodal impose que l'on prenne un soin tout particulier à la conception de l'IHM.

Il existe également d'autres facteurs qui impactent sur le design et la structure d'un système biométrique multimodal (Voir Fig.1.4) :

- **Les avantages liés au coût** : quel est le compromis entre le coût supplémentaire et l'amélioration de la performance du système ? Le coût est fonction du nombre de capteurs déployés, du temps pris pour acquérir les données biométriques, des exigences de stockage, du temps de traitement de l'algorithme et du degré de commodité perçue par l'utilisateur,
- **La détermination des sources d'information biométrique** : Quelles sont les différentes sources d'information biométrique à utiliser et quelles en sont les plus pertinentes pour un type d'application donné ?
- **L'acquisition et la séquence de traitement** : les modalités biométriques doivent-elles être acquises simultanément ou en série ? De la même manière, les informations acquises doivent-elles être traitées en même temps ou bien séquentiellement ?
- **Le type d'information** : quels types d'informations ou d'attributs (caractéristiques, scores de correspondance, décision, etc.) doivent être fusionnés ? Quel est l'impact de la corrélation parmi les sources d'information sur la performance du système de fusion ?
- **La méthode de fusion** : Quel schéma de fusion choisir pour combiner les informations présentées par de multiples sources biométriques ? Est-il possible de prédire le gain de performance obtenu en utilisant différentes méthodes de fusion dans le but d'en déterminer une optimale ?

5.2 De multiples éléments de preuve d'identité

Quelles sont les sources d'information qui peuvent être considérées dans un système biométrique multimodal ? En fait, lorsque l'on parle de système multimodal au sens large, il existe de nombreux scénarios possibles (Fig.1.3) [Nandakumar, 2005] :

- (i) **Systèmes multi-échantillons** : Un unique capteur peut être utilisé pour acquérir plusieurs échantillons du même trait biométrique dans le but de prendre en compte les variations qui peuvent se produire au sein de ce trait, ou pour obtenir une représentation plus complète du caractère sous-jacent. Par exemple, un système de reconnaissance faciale peut capturer (et enregistrer) le profil frontal du visage d'une personne ainsi que les profils gauches et droits afin de tenir compte des variations de la pose faciale [DEHACHE and SOUICI-MESLATI, 2014] [Ross, 2007],
- (ii) **Systèmes multi-capteurs** : dans ces systèmes, un même trait biométrique est analysé à l'aide de plusieurs capteurs afin d'extraire diverses informations provenant de l'enregistrement des images. Par exemple, un système peut enregistrer

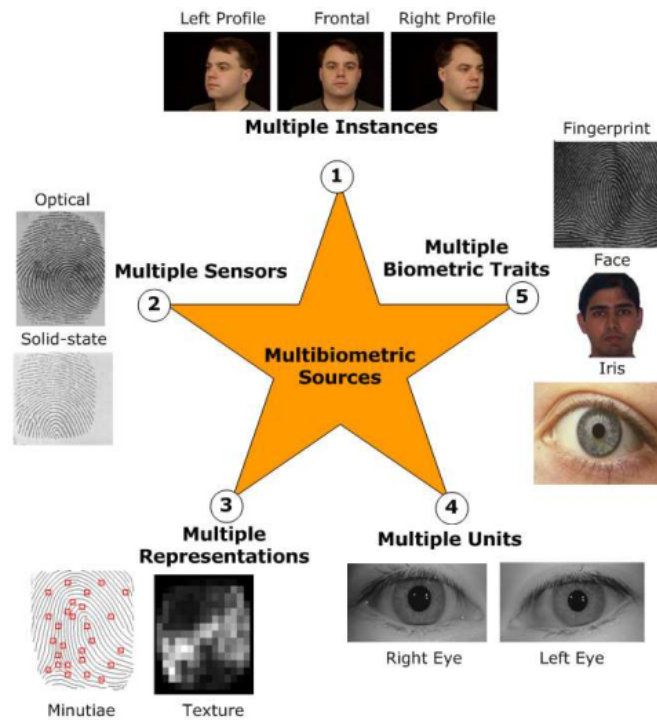


Fig 1.3 – Sources de multiples éléments de preuve d'identité dans les systèmes biométriques multimodaux [Nandakumar, 2005]

le contenu de la texture 2D du visage d'une personne avec une caméra CCD et la forme de la surface 3D du visage avec une autre gamme de capteurs dans le but de procéder à la reconnaissance. Dans ce cas, c'est l'introduction des capteurs 3D servant à mesurer la variation du relief du visage qui est responsable de l'augmentation du coût du système biométrique multimodal [Brooks and Iyengar, 1998] [Llinas and Hall, 1998],

- (iii) **Systèmes multi-algorithmes** : dans ces systèmes, les mêmes données biométriques sont traitées à travers plusieurs algorithmes. 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 améliorer la performance du système [Ross and Jain, 2003]. Ce genre de système ne nécessite pas de capteurs supplémentaires et n'oblige pas l'utilisateur à interagir avec de multiples capteurs, d'où l'amélioration de la commodité d'utilisation [Ross et al., 2006b],
- (iv) **Systèmes multi-instances** : ces systèmes utilisent tout simplement plusieurs instances d'un même trait biométrique. Par exemple, les iris gauches et droits d'un individu peuvent être utilisés afin de vérifier son identité. Ces systèmes ne nécessitent généralement pas l'introduction de nouveaux capteurs, pas plus qu'ils n'entraînent le développement de nouveaux algorithmes d'extraction de caractéristiques ou de reconnaissance et sont, par conséquent, rentables. A titre

d'information, les systèmes automatisés d'identification d'empreintes digitales ("Automated Fingerprint Identification Systems", AFIS) tirent profit de capteurs capables d'acquérir rapidement les empreintes des dix doigts d'un utilisateur [DEHACHE and SOUICI-MESLATI, 2014] [Ross, 2007],

- (v) **Systèmes multimodaux** : au sens strict du terme, ces systèmes vont particulièrement attirer notre attention car ce sont eux qui permettent de combiner les preuves présentées par différentes modalités biométriques afin d'établir l'identité d'un individu. Par exemple, l'un des premiers systèmes biométriques multimodaux utilise les caractéristiques du visage et de la voix [Brunelli and Falavigna, 1995]. On s'attend à ce que des traits biométriques décorrélés (comme les empreintes digitales et l'iris) fournissent une nette amélioration de la performance d'un système par rapport à des traits biométriques corrélés (comme la voix et les mouvements des lèvres). Le coût de déploiement de ce genre de systèmes est plus dû à l'introduction de nouveaux capteurs et, par conséquent, au développement d'interfaces utilisateur appropriées. La précision en reconnaissance peut significativement être améliorée en utilisant un nombre croissant de traits biométriques, bien que la problématique de la dimensionnalité grandissante ("curse-of-dimensionality") devrait imposer une limite à ce nombre. Ce problème de dimensionnalité limite le nombre d'attributs (ou de caractéristiques) utilisés dans un système de classification de formes lorsque l'on possède seulement un faible nombre d'échantillons d'entraînement [Jain and Ross, 2004] [Jain et al., 2006] . Le nombre de traits biométriques utilisés dans une application spécifique est également limité par des considérations pratiques comme le coût de déploiement, le temps d'enrôlement, le temps de retour ("throughput time") ou encore le taux d'erreur attendu.

Enfin, on peut noter que l'on utilise le terme de systèmes hybrides [Chang et al., 2005] pour se référer aux systèmes qui intègrent un sous-ensemble des 5 scénarios que nous venons d'évoquer. On trouvera également un historique complet de nombreux systèmes biométriques multimodaux qui ont été développés dans [Ross et al., 2006a].

6 Les différents niveaux de fusion

Dans un système typique de reconnaissance de formes, **la quantité d'informations disponible se réduit à mesure que l'on progresse du module de capture vers le module de décision**. Dans un système biométrique multimodal, la fusion peut se faire en utilisant l'information disponible dans n'importe quel de ces modules. Nous allons maintenant détailler ces niveaux de fusion que l'on peut répartir en deux grandes familles (Voir Fig.1.4), la fusion avant la mise en correspondance ("matching") et la fusion après la mise en correspondance [Ross and Jain, 2003] [Sanderson and Paliwal, 2002] .

6.1 Avant le Matching

Avant le matching, l'intégration de l'informations peut avoir lieu soit au *niveau capteur*, soit au *niveau caractéristiques*.

6.1.1 Niveau Capteur (Sensor Level)

Les données brutes ("raw data") provenant des capteurs sont combinées par fusion au niveau capteur [Jain, 2007]. La fusion au niveau capteur peut se faire uniquement si les diverses captures sont des instances du même trait biométrique obtenu à partir de plusieurs capteurs compatibles entre eux ou plusieurs instances du même trait biométrique obtenu à partir d'un seul capteur. De plus, les captures doivent être compatibles entre elles et la correspondance entre les points dans les données brutes doit être connue par avance. Par exemple, les images de visage obtenues à partir de plusieurs caméras peuvent être combinées pour former un modèle 3D du visage. Un autre exemple de fusion au niveau capteur consiste à mettre en mosaïque plusieurs images d'empreintes digitales afin de former une image d'empreinte digitale finale plus complexe [Ross et al., 2005] [Aeberhard and Kaempchen, 2011]. La fusion au niveau capteur n'est généralement pas possible si les instances des données sont incompatibles (par exemple, il est peut être difficile de fusionner des images de visages provenant de caméras ayant des résolutions différentes).

6.1.2 Niveau Caractéristiques (Feature Level)

La fusion au niveau caractéristiques consiste à **combiner différents vecteurs de caractéristiques** ("feature vectors") qui sont obtenus à partir d'une des sources suivantes : plusieurs capteurs du même trait biométrique, plusieurs instances du même trait biométrique, plusieurs unités du même trait biométrique ou encore plusieurs traits biométriques.

Quand les vecteurs de caractéristiques sont **homogènes** (par exemple, plusieurs images d'empreinte digitale du doigt d'un utilisateur), un unique vecteur de caractéristiques résultant peut être calculé comme une somme pondérée des vecteurs de caractéristiques individuels.

Lorsque les vecteurs de caractéristiques sont **hétérogènes** (par exemple, des vecteurs de caractéristiques de différentes modalités biométriques comme le visage et la géométrie de la main), nous pouvons les concaténer pour former un seul vecteur de caractéristiques. Cependant, la concaténation n'est pas possible lorsque les ensembles de caractéristiques sont incompatibles. Par exemple, les minuties d'empreintes digitales et les coefficients de visage issus du PCA ("*eigen-face coefficients*").

Les tentatives de Kumar et al. [Kumar et al., 2003] qui ont combiné des caractéristiques de l'empreinte palmaire et de la géométrie de la main d'une part, et Ross et Govindarajan [Ross et al., 2005] qui ont combiné des caractéristiques du visage avec celles de la géométrie de la main d'autre part, n'ont rencontré qu'un succès limité.

Les systèmes biométriques qui intègrent l'information à une étape en amont du traitement sont censés être plus efficaces que les systèmes qui opèrent une fusion à un niveau plus abstrait. Puisque les caractéristiques issues d'une entrée biométrique sont supposées contenir une information plus riche qu'un score de correspondance ou la décision d'un matcher (module de reconnaissance) biométrique, la fusion au niveau caractéristiques devrait fournir de meilleurs résultats de reconnaissance que les autres niveaux d'intégration.

Cependant, la fusion au niveau des caractéristiques est difficile à atteindre en pratique à cause des raisons suivantes :

- (i) **La relation entre les espaces de caractéristiques** ("feature spaces") de différents systèmes biométriques n'est pas forcément connue. Dans le cas où la relation est connue par avance, on doit prendre soin d'éliminer les caractéristiques qui sont fortement corrélées. Cela requiert l'application d'algorithmes de sélection de caractéristiques avant l'étape de classification,
- (ii) **La concaténation de deux vecteurs de caractéristiques peut engendrer un vecteur de caractéristiques ayant une grande dimension**, menant au fameux problème de la "malédiction de la dimensionnalité" (cf. Chapitre 2.4.2). Bien que ce soit un problème général dans la plupart des applications de reconnaissance de forme, cela est encore plus marquant dans les applications biométriques à cause du temps, de l'effort et du coût impliqués dans la collecte de grandes quantités de données biométriques,
- (iii) **La plupart des systèmes biométriques commerciaux ne fournissent pas l'accès aux vecteurs de caractéristiques qui sont utilisés dans leurs produits.** Ainsi, très peu de chercheurs ont étudié la fusion au niveau caractéristiques et la plupart d'entre eux se tournent généralement vers les schémas de fusion après le matching.

6.2 Après le Matching

Les schémas d'intégration de l'information après l'étape de la classification ou de correspondance peuvent être divisés en quatre catégories : sélection dynamique de classifieurs, fusion au niveau décision, fusion au niveau rang et fusion au niveau score.

6.2.1 Sélection dynamique de classifieurs

Un schéma de sélection dynamique de classifieurs choisit les résultats d'un classifieur qui est le plus à même de donner la décision correcte d'un modèle d'entrée spécifique [Gunes, 2001]. Ceci est aussi connu sous le nom d'approche "winner-take-all" et le système qui effectue cette sélection est appelée "associative switch" [Xu et al., 1991].

6.2.2 Niveau Décision (Decision Level)

L'intégration d'information au niveau abstrait ou au niveau décision peut être mis en place lorsque chaque matcher biométrique décide individuellement de la meilleure correspondance possible selon l'entrée qui lui est présentée [Prabhakar and Jain, 2002] [Prabhakar and Jain, 2002].

6.2.3 Niveau Rang (Rank Level)

Quand la sortie de chaque "matcher" (module de reconnaissance) biométrique est un sous-ensemble de correspondances possibles triées dans un ordre décroissant de confiance, la fusion peut se faire au niveau rang [Monwar and Gavrilova, 2009] [Karthiga and Mangai, 2016] [Sim et al., 2014]. Ho et al. [Ho et al., 1994] décrivent trois méthodes pour combiner les rangs assignés par différents matchers. Dans la technique "highest rank method", on assigne à chaque correspondance possible le meilleur (minimum) rang calculé par différents matchers. En cas d'égalité, on en retient un seul au hasard afin d'arriver à un ordre de rang strict et la décision finale est prise selon les rangs combinés. La méthode "Borda count" utilise la somme des rangs assignés par les matchers individuels afin de calculer les rangs combinés. La méthode de régression logistique est une généralisation de la méthode "Borda count" où une somme pondérée des rangs individuels est calculée et les poids sont déterminés par régression logistique.

6.2.4 Niveau Score (Score Level)

Après les vecteurs de caractéristiques, les scores (de correspondance) donnés en sortie par les matchers contiennent l'information la plus riche à propos du modèle d'entrée [Sim et al., 2014] [Sim et al., 2014] [Zhu and Xu, 2013]. En fait, la fusion au niveau score donne des meilleurs compromis entre la richesse d'information et la facilité d'implémentation. Il est relativement facile aussi, d'accéder et de combiner les scores générés par les différents matchers. En conséquence, l'intégration d'information au niveau score est l'approche la plus courante dans les systèmes biométriques multimodaux.

7 Mesure de la performance d'un système biométrique

Tout d'abord, afin de comprendre comment déterminer la performance d'un système biométrique, il nous faut définir clairement trois critères principaux, déjà évoqués dans la section 1.1 [Poh and Bengio, 2006] (voir Fig 1.5) :

- (i) Le premier critère s'appelle **le taux de faux rejet** ("False Reject Rate" ou **FRR**). Ce taux représente le pourcentage de personnes censées être reconnues mais qui sont rejetées par le système,

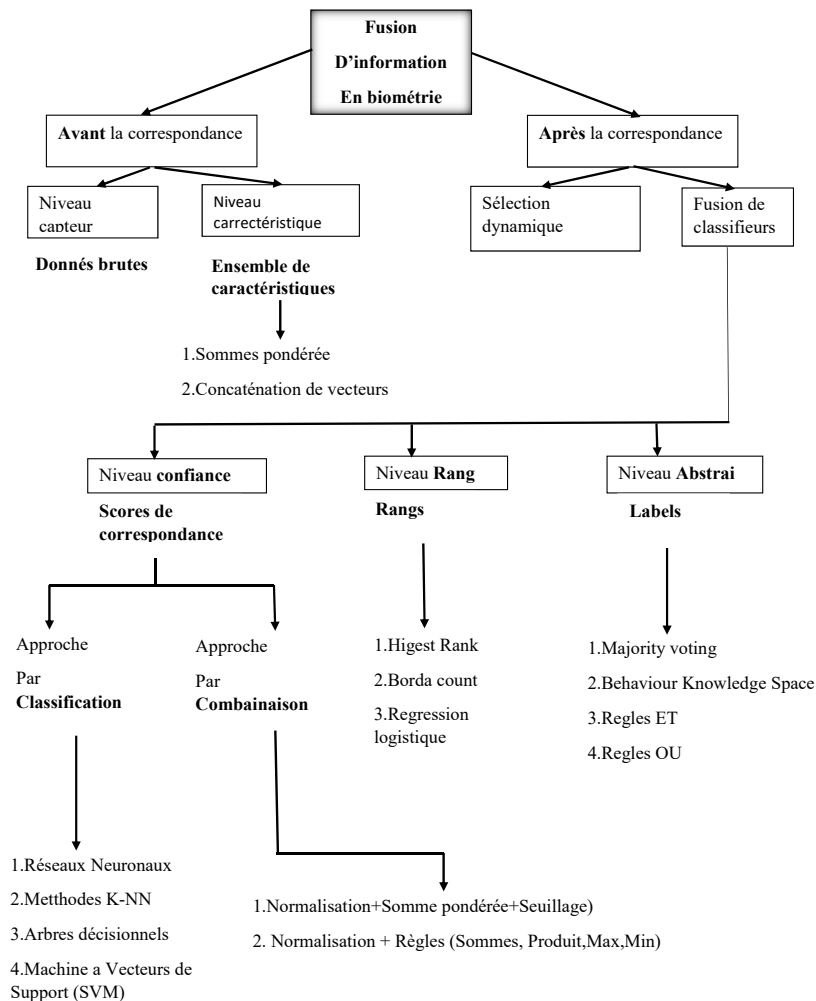


Fig 1.4 – Résumé des approches de fusion dans les systèmes biométriques multimodaux

- (ii) Le deuxième critère est **le taux de fausse acceptation** ("False Accept Rate" ou **FAR**). Ce taux représente le pourcentage de personnes censées ne pas être reconnues mais qui sont tout de même acceptées par le système,
- (iii) Le troisième critère est connu sous le nom de **taux d'égal erreur** ("Equal Error Rate" ou **EER**). Ce taux est calculé à partir des deux premiers critères et constitue un point de mesure de performance courant. Ce point correspond à l'endroit où **FRR = FAR**, c'est-à-dire le meilleur compromis entre les faux rejets et les fausses acceptations.

Selon la nature (authentification ou identification) du système biométrique, il existe deux façons d'en mesurer la performance :

- Lorsque le système opère en mode authentification, on utilise ce que l'on appelle une courbe ROC (pour "Receiver Operating Characteristic" en anglais). La courbe ROC (voir Fig 3.13) trace le taux de faux rejet en fonction du taux de fausse acceptation [Perronnin and Dugelay, 2002]. Plus cette courbe tend à épouser la forme du repère, plus le système est performant, c'est-à-dire possédant un taux de reconnaissance global élevé,

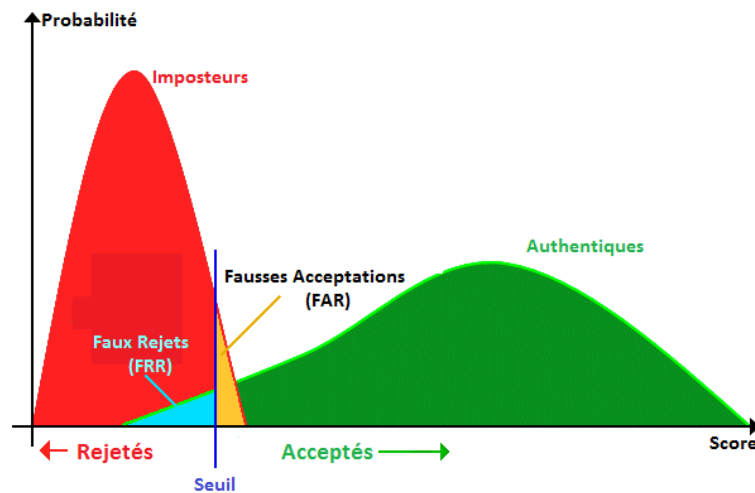


Fig 1.5 – Illustration du FRR et du FAR

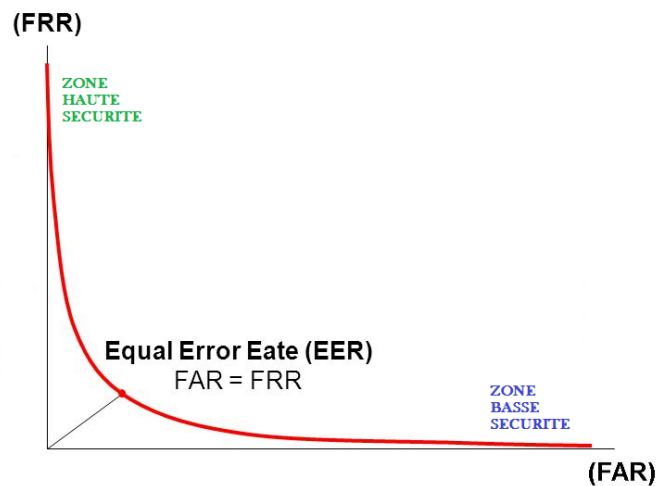


Fig 1.6 – Courbe ROC

- En revanche, dans le cas d'un système utilisé en mode identification, on utilise ce que l'on appelle une courbe CMC (pour "Cumulative Match Characteristic" en anglais). La courbe CMC (voir Fig 1.7) donne le pourcentage de personnes reconnues en fonction d'une variable que l'on appelle le rang [Ijiri et al., 2012]. On dit qu'un système reconnaît au rang 1 lorsqu'il choisit la plus proche image comme résultat de la reconnaissance. On dit qu'un système reconnaît au rang 2, lorsqu'il choisit, parmi deux images, celle qui correspond le mieux à l'image d'entrée, etc. On peut donc dire que plus le rang augmente, plus le taux de reconnaissance correspondant est lié à un niveau de sécurité faible

Enfin, il faut savoir que la courbe CMC n'est qu'une autre manière d'afficher la performance d'un système biométrique et peut également être calculée à partir du FAR et du FRR. Une étude comparative précisant le lien entre les courbes CMC et ROC peut être trouvée dans [Ijiri et al., 2012].

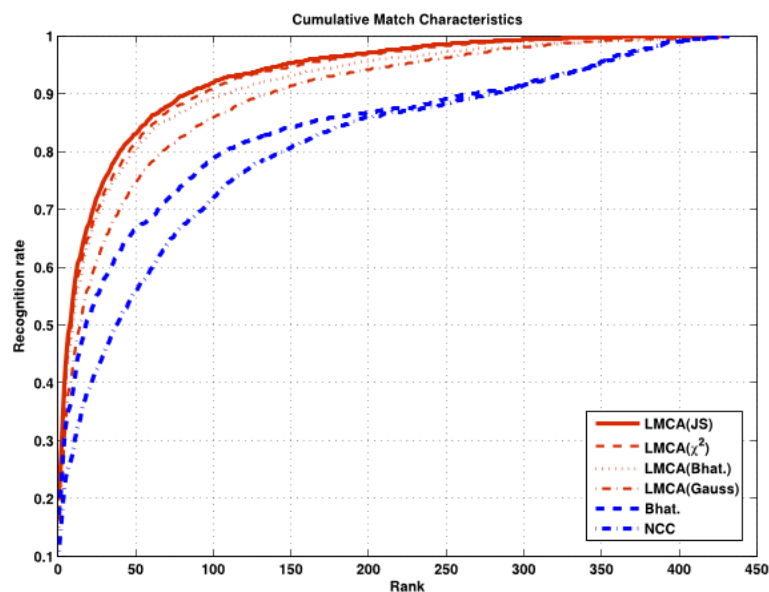


Fig 1.7 – Courbe CMC [Ijiri et al., 2012]

8 Conclusion

Les limitations de la biométrie mono-modale, nous ont poussé à choisir la biométrie multimodale comme cadre général pour le produit biométrique que nous avons proposé. Pour remédier au problème de non-universalité (exemple : 4% de la population peut avoir des empreintes digitales de mauvaise qualité) d'une modalité biométrique, nous avons choisi d'utiliser plus d'une seule modalité biométrique. Aussi, l'utilisation de plusieurs modalités diminue la possibilité des attaques et des fraudes en compliquant la tâche de la reconnaissance d'une personne en acquérant plus d'une modalité biométrique. Pour ce faire, nous avons étudié la fiabilité des biométries les plus connues et utilisées afin de choisir les modalités de bases pour notre méthode d'identification de personnes par fusion de différentes modalités biométriques. Dans ce cadre, nous avons choisi l'empreinte palmaire vu que c'est une modalité plus fiable que plusieurs autres modalités (visage, main, voix, signature,..) et la plus acceptée par le public. Nous avons aussi choisi l'iris comme deuxième modalité de base, vu que c'est une biométrie qui ne change pas durant la vie d'une personne et c'est une biométrie jugée parmi les plus fiables. Par conséquent, la fiabilité de ces deux modalités pourrait contribuer à la réalisation d'un système biométrique performant.

La fusion de plusieurs modalités nécessite une étude des différents niveaux de fusion. La plupart des travaux proposés dans le cadre de la fusion de différentes modalités biométriques sont basés sur la fusion au niveau des scores, vu la simplicité de la fusion à ce niveau. Alors qu'à ce niveau, les informations fournies sont moins riches que les informations fournies au niveau des caractéristiques en plus du cumul des erreurs après le passage par plusieurs étapes (pré-traitement, extraction de caractéristiques, comparaison) avant de générer le score final. Donc, plus la fusion est réalisée à un niveau éloigné de la capture, plus la quantité d'informations disponibles pour prendre une décision

est faible. Dans notre cas, nous ne pouvons pas faire la fusion au niveau de la capture étant donné que l'iris et l'empreinte palmaire sont deux modalités de types différents qui n'ont aucune relation morphologique. De ce fait, nous avons choisi la fusion des modalités biométriques à un niveau proche de la capture, c'est-à-dire au niveau des caractéristiques. Donc, notre contribution principale est la proposition d'une méthode d'identification de personne par la fusion de deux modalités biométriques : l'iris et l'empreinte palmaire au niveau de caractéristiques. Par conséquent, le défi à relever consiste à proposer une sélection adéquate des caractéristiques après fusion de ces deux modalités biométriques et ceci en dépit de la difficulté de procéder à la fusion à ce niveau par rapport aux autres niveaux de fusion. Aussi peu de travaux ont abordé ce problème de fusion au niveau des caractéristiques.

Ce chapitre a été consacré à la présentation des généralités sur la biométrie monomodale en plus des généralités sur la biométrie multimodale. C'est un chapitre introductif pour les chapitres suivants. Nous avons présenté le jargon dans le domaine biométrique, les avantages et les limitations de la biométrie monomodale ainsi que le contexte général de notre thèse en donnant l'avantage d'un système biométrique multimodal par rapport à un système monomodal. Puis, nous avons exposé les différentes formes de la multi-modalité, les différents scénarios et niveaux de fusion, les modes de fonctionnement d'un système biométrique multimodal.

ÉTAT DE L'ART

Ce chapitre décrit les méthodes existantes autour de la reconnaissance d'empreinte palmaire ainsi que celle de l'iris et la combinaison bi-modale entre ces deux modalités à travers les consultations bibliographiques.

Contents

1	Introduction	22
2	Reconnaissance d'empreintes palmaires	22
2.1	Approches basées sur des crêtes	22
2.2	Approches basées sur les lignes	23
2.3	Approches basées sur les sous-espaces	24
2.4	Approches statistiques	25
2.5	Approches basées sur le codage	25
2.6	Autres approches	26
3	Reconnaissance de l'iris	27
3.1	L'architecture générale du système	27
3.2	Algorithmes de reconnaissance d'iris : Aperçu	28
3.3	Algorithmes de reconnaissance d'iris basés sur la transformation de Hough	29
3.4	Algorithmes de reconnaissance d'iris basés sur une segmenta- tion spécifique	31
4	Fusion bimodale (Empreinte palmaire+Iris)	36
4.1	Architecture générale du système	36
4.2	Algorithmes de reconnaissance bimodal	37
5	Conclusion	39

1 Introduction

La recherche dans le domaine de la biométrie multimodale est relativement récente. Depuis 1995, date à laquelle les premiers travaux de fusion des modalités visage et de la voix ont été menés [Brunelli and Falavigna, 1995], de nombreuses études ont été conduites en associant différentes modalités, en faisant varier le niveau de fusion des données et en testant plusieurs règles de fusion [Ross et al., 2006b]. Avant de décrire notre système multimodal devant faire intervenir les modalités empreinte palmaire et iris, nous présenterons tout d'abord un état de l'art succinct en reconnaissance palmaire et en reconnaissance de l'iris. Enfin, nous porterons notre attention sur la fusion au niveau des caractéristiques, méthode choisie pour la fusion des deux modalités sus-citées.

2 Reconnaissance d'empreintes palmaires

Les méthodes employées pour l'extraction et l'assortiment des caractéristiques peuvent être divisées en catégories suivantes :

- Approches basées sur de crêtes ;
- Approches basées sur les lignes ;
- Approches basées sur les sous-espaces ;
- Approches statistiques ;
- Approches basées sur le codage ;
- D'autres approches.

Dans cette section, nous citons les méthodes les plus appropriées pour l'extraction des caractéristiques. Le tableau 2.1 passe en revue les différentes catégories.

2.1 Approches basées sur des crêtes

La méthode proposée dans [Li et al., 2009] est connue pour des acquisitions en différé de palmprint et combine les positions des minuties et l'orientation des structures locales des crêtes autour de chaque point de minutie pour faire la reconnaissance. Pour chaque minutie, un descripteur est calculé en utilisant l'information extraite et l'information des minuties voisines. La mise en correspondance est établie en utilisant la distance euclidienne entre les descripteurs.

La méthode de reconnaissance des empreintes [Liu et al., 2013] est basée sur l'extraction des minuties. D'abord, un algorithme de clustering est employé pour grouper les points de minuties en plusieurs ensembles, en utilisant les caractéristiques locales

telles que l'orientation et la fréquence locale. Ensuite, un nombre réduit de correspondances entre les minuties est calculé. Une structure locale pour chaque minutie, basée sur la position et le type des minuties [Jain and Feng, 2009], est employée pour calculer la similarité. Chaque correspondance de minutie est utilisée comme le début d'un algorithme de propagation pour rechercher d'autres minuties similaires. Le score de similarité est calculé en considérant comme la propagation la plus longue.

Un descripteur qui combine des caractéristiques de minutie avec le descripteur SIFT, est proposé dans [Laadjel et al., 2010] pour une similarité partielle d'empreinte palmaire. La distance euclidienne est utilisée pour comparer les descripteurs. Un plan minutie-correspondant basé sur la triangulation est proposé dans [Wang et al., 2012a].

La transformée en ondelettes 2D est utilisée dans [Gupta et al., 2009] pour extraire les caractéristiques des empreintes palmaires afin d'identifier la main droite d'une personne donnée puis sa main gauche et vice versa. Un algorithme de groupement est employé comme classifieur des caractéristiques afin de trouver les plus similaires.

Une méthode qui combine les minuties et les points SIFT est utilisée dans [Genovese et al., 2014] pour la correspondance des empreintes palmaires latentes. Une somme pondérée est utilisée pour combiner la correspondance des deux scores.

2.2 Approches basées sur les lignes

Une méthode basée sur l'extraction des caractéristiques de points reliant les lignes principales de l'empreinte palmaire, est décrite dans [Duta et al., 2002]. Les points choisis sont ceux situés sur les lignes qui présentent une intensité maximale dans leur bloc local. L'orientation des crêtes en chaque point est calculée.

Les positions des points de repères (correspondant aux points finaux et aux points médians des lignes principales) sont utilisés dans [Zhang and Shu, 1999], avec la direction des lignes de paume. Les positions des points repères de chaque segment sont employées comme caractéristiques. Le nombre de segments avec une distance euclidienne au-dessous d'un seuil spécifique est utilisé comme score d'appariement.

La méthode décrite dans [Nibouche and Jiang, 2013] est basée sur l'extraction des points caractéristiques correspondant à l'intersection des lignes et des plis de paume. Les descripteurs SIFT pour chaque point sont calculés et employés pour l'appariement des différentes empreintes palmaires acquises. En outre, un SVD (Singular-value décomposition) de la matrice de proximité construite en utilisant les positions des points est utilisé pour l'appariement entre les points en se basant sur leurs positions.

Un opérateur de Sobel pour extraire les images de la paume est utilisé [Wu et al., 2004]. Puis, une série de caractéristiques liées à l'importance des lignes et

de leurs directions est calculée. Une méthode basée sur HMMs est employée pour la classification.

2.3 Approches basées sur les sous-espaces

La méthode proposée dans [Pan and Ruan, 2008] met d'abord en évidence les structures de l'image en utilisant des filtres de Gabor, puis une projection (ACP-2D) des localités préservées (LPP) permet d'extraire les caractéristiques. La distance euclidienne est utilisée comme mesure de similarité entre les empreintes palmaires.

Une combinaison des lignes de la paume palmaire et de LBP (Local Binary Pattern) est aussi proposée dans [Jia et al., 2008]. D'abord, les lignes de la paume sont extraites des images. La mise en correspondance est effectuée en considérant le pourcentage des lignes en commun [Jia et al., 2008]. Puis, le LBP est appliqué aux images pour rehausser les structures locales, et la mise en correspondance est obtenue en utilisant la distance euclidienne comme mesure de similarité de l'ensemble des caractéristiques des localités préservées LPP.

Une étape de filtrage de Gabor, suivie d'une analyse ACP (Analyse en composantes principales), est utilisée dans [Ribarić and Marčetić, 2012] pour séparer les caractéristiques extraites à partir des canaux R, G, B de l'image. Une méthode comparative des approches ACP, FDA (Fisher Discriminant Analysis), et ICA (Independent Component Analysis) est décrite dans [Connie et al., 2005]. L'utilisation d'une amélioration préliminaire avec une transformée en ondelettes est également proposée. Un réseau de neurones PNN (Probabilistic Neural Network) est utilisé pour classer les caractéristiques.

Une méthode proposant l'utilisation de FDA (Fisher discriminant analysis) pour l'extraction des caractéristiques est décrite dans [Connie et al., 2005]. Comme étape préliminaire, une transformation en ondelettes complexe de double-arbre est employée pour rehausser les structures locales de l'image. Cependant, au lieu d'utiliser les coefficients d'ondelette directement comme caractéristiques, la réponse est modélisée à travers des descripteurs de la forme gaussienne.

La méthode décrite dans [Pan et al., 2007] emploie une technique basée sur la matrice de factorisation non négative (NMF) pour extraire les caractéristiques locales de l'image de la paume. Puis, une ACP est employé pour extraire les caractéristiques de l'image. Les différentes règles de fusion sont testées pour déterminer une combinaison des caractéristiques locales et globales, et un classificateur KNN (k nearest neighbor) est utilisé.

Une méthode utilisant l'ACP et LDA pour extraire des caractéristiques distinctes est décrite dans [Wang and Ruan, 2006a]. Un classificateur du KNN est employé pour la

classification.

Une méthode similaire est proposée dans [Wang and Ruan, 2006b] qui utilise l'analyse discriminante du noyau de Fisher (KFDA). La méthode décrite dans [Mu et al., 2011] emploie une procédure d'amélioration basée sur Shiftable Complex Directional Filter Banks (CDFB), qui produit une représentation d'une image avec des niveaux de gris invariants. Puis, les histogrammes du LBPs sont calculés pour chaque sous-région de l'image, et un classificateur discriminant linéaire de Fisher est employé pour comparer les échantillons des empreintes palmaires.

Une approche de reconnaissance des empreintes palmaires est formulée dans [Nibouche et al., 2012] sous forme de problème de minimisation pour augmenter l'efficacité du processus d'appariement, suivie d'une combinaison de PCA et de LDA pour extraire les caractéristiques.

2.4 Approches statistiques

La méthode décrite dans [Wang et al., 2012b] utilise les caractéristiques de texture des images palmaires par l'expression des lignes de la paume comme champs de direction dans la géométrie. Puis, une transformation en ondelettes complexes de double-arbre est employée pour rehausser les structures locales dans les images, et des histogrammes du LBP sont extraits et employés comme caractéristiques distinctives. Il est proposé de combiner les caractéristiques géométriques et les caractéristiques texturales [Yang and Wang, 2010]. En particulier, des moments de Zernike sont utilisés comme descripteurs de la texture des empreintes palmaires. Une approche relevant de l'intelligence Artificielle (IA) combinant les cartes auto adaptatives autonomes (soms) et les réseaux de neurones de rétro propagation (BPNNs), est utilisée pour classer les caractéristiques.

2.5 Approches basées sur le codage

La méthode décrite dans [Zhang et al., 2003] utilise une approche de filtrage basée sur le filtre de Gabor pour extraire, selon la direction, des lignes de la paume. Puis, la réponse du filtre de Gabor est quantifiée pour calculer une chaîne binaire qui représente l'information de l'empreinte palmaire (PalmCode). La distance de Hamming est employée pour la comparaison. Une méthode similaire (décrite dans [Kong et al., 2006]) a utilisé des filtres multiples de Gabor et FusionCode.

Dans la méthode décrite dans [Kong and Zhang, 2004], la distance au niveau du bit angulaire est employée pour la comparaison (Competitive Code). Dans le travail décrit dans [Guo et al., 2009], la méthode (BOCV) est utilisée comme caractéristique.

Elle est obtenue par la concaténation des réponses normalisées obtenues via le filtre Gabor multiple.

Une méthode basée sur des FCCA [Yue et al., 2009] détermine les meilleures orientations des filtres de Gabor à appliquer sur l'image. Un code semblable, appelé (RLOC) est employé dans [Jia et al., 2008] pour coder l'information d'orientation de l'image après une amélioration par la transformée de Radon.

2.6 Autres approches

Une approche de corrélation basée sur l'information de phase, obtenue à partir de l'application de la transformée de Fourier modifiée sur l'image palmaire, est proposée dans [Singh et al., 2012] pour calculer la similarité.

Une représentation des lignes palmaires basée sur une décomposition de quadruple-arbre est décrite dans [Kanchana and Balakrishnan, 2012]. La décomposition subdivise l'image en blocs de taille de plus en plus réduite jusqu'à ce que l'intensité du bloc soit inférieure à un certain seuil. Ainsi, il est possible d'analyser efficacement l'image en utilisant la résolution requise seulement dans le bloc qui contient l'information d'intérêt.

[Masood et al., 2009] propose l'utilisation de la transformée en contourlets pour l'obtention d'un descripteur de caractéristiques, et la distance euclidienne comme mesure de similarité. La combinaison de la transformée en contourlets et les dimensions fractales, est décrite dans [Pan and Ruan, 2008]. Dans cette méthode, la caractéristique de dimension fractale d'une image est employée en tant qu'indicateur de la rugosité de la texture. La distance de Manhattan est employée pour la classification. Les caractéristiques Multi-fractales sont également utilisées dans la méthode décrite dans [Shang and Li, 2009].

Dans la méthode décrite dans [Li et al., 2002], la réponse de Fourier dans le domaine fréquentiel est subdivisée en plusieurs zones, et les valeurs d'intensité des différentes zones sont utilisées comme caractéristiques. Deux ensembles de caractéristiques sont construits en subdivisant l'image de fréquence en pavés délimités par des anneaux concentriques ou des secteurs triangulaires. Puis, l'assortiment hiérarchique est utilisé pour comparer la similitude des échantillons.

Des caractéristiques à différents niveaux sont extraites dans [You et al., 2004] : Caractéristiques géométriques, globales dont l'énergie décrit une consistance rugueuse de la paume de la main, les lignes de la paume, et l'énergie locale de la texture sont employées pour la reconnaissance. Une méthode hiérarchique est employée pour accélérer l'identification dans de grandes bases de données. La distance euclidienne et la distance angulaire entre les vecteurs caractéristique sont utilisées comme mesures de similarité.

Dans [Badrinath and Gupta, 2008], les auteurs utilisent des caractéristiques SIFT pour l'appariement des empreintes palmaires.

La méthode décrite dans [Lu et al., 2009] emploie les matrices de covariance des régions auxquelles la transformée de Gabor a été appliquée.

Une méthode qui combine les caractéristiques extraites à partir d'une transformation en ondelettes discrète avec une évaluation de l'illumination est proposée dans [Prasad et al., 2012].

La méthode proposée dans [Wang et al., 2012b] est basée sur l'amélioration des images en utilisant les ondelettes de Gabor 2D, suivie de l'application d'un réseau de neurones (PCNN) pour décomposer les images Gabor-filtrées en série d'images binaires.

Dans [Wang et al., 2013], les entropies des images binaires sont utilisées comme caractéristiques, et un classifieur SVM est employé pour la comparaison.

3 Reconnaissance de l'iris

3.1 L'architecture générale du système

Depuis 1985, de nombreux chercheurs ont travaillé sur le problème de l'identification d'un individu à partir du modèle d'iris. Il a été découvert que chaque iris est unique et propre à un sujet. Les iris de parfaits jumeaux sont non seulement différents, mais même les iris des deux yeux d'une seule personne sont également différents.

Le diagramme de blocs généralisé du système de reconnaissance d'iris est présenté dans la figure Fig 2.1.

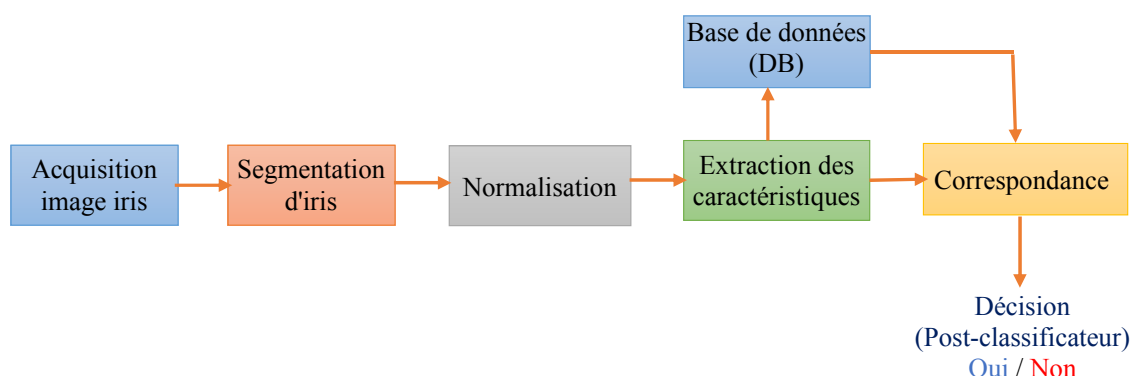


Fig 2.1 – Architecture générale du système de reconnaissance d'iris

Le système est divisé en modules d'inscription et d'authentification. Le processus d'inscription comprend l'acquisition, la segmentation, la normalisation et l'extraction

des caractéristiques à partir des images de l'iris. Ces caractéristiques sont stockées comme référence dans la base de données.

Au cours du processus de reconnaissance, la caractéristique de l'iris de test est comparée aux caractéristiques stockées, ce qui entraîne une décision d'acceptation ou de rejet du modèle d'iris qui est étudié. Ainsi, le processus de reconnaissance de l'iris se divise principalement en quatre étapes importantes :

- (i) **Segmentation de l'iris** : la première étape de tout système de reconnaissance de l'iris est de localiser le bord de l'iris défini par la limite intérieure (limite pupillaire) et les limites extérieures (limite limbique) de l'iris ;
- (ii) **Normalisation** : l'iris peut varier en taille en fonction des personnes. Pour la même personne, la taille de l'iris peut varier selon la contraction et la dilatation de la pupille causée par la variation de l'éclairage et d'autres facteurs. Le processus de normalisation garantit que les modèles d'iris de l'image entrée sont transformés en taille fixe pour faciliter l'extraction et la correspondance des caractéristiques ;
- (iii) **Extraction des caractéristiques** : l'iris fournit de nombreuses informations texturales. L'algorithme d'extraction des caractéristiques codifie ce modèle de texture pour former un vecteur de caractéristique pour la comparaison ;
- (iv) **Correspondance** : Les vecteurs caractéristiques sont classés en différents algorithmes de correspondants tels que la distance euclidienne, la distance de Hamming, la distance de Canberra, etc.

3.2 Algorithmes de reconnaissance d'iris : Aperçu

Daugman [Daugman, 1993, Daugman, 2004, Daugman, 2003] a proposé avec succès le premier algorithme de reconnaissance d'iris qui a été largement utilisé dans les produits commerciaux de reconnaissance d'iris. Une caméra vidéo numérique est utilisée pour capturer plusieurs images séquentielles d'un iris dans la gamme de fréquence infrarouge proche (NIR), généralement avec la coopération du sujet pour centrer l'œil dans l'angle de la caméra via une boucle vidéo de retour. Le NIR est utilisé car il fournit une information texturale abondante de l'iris, de sorte que les caractéristiques les plus utiles puissent être extraites.

Pendant que les images sont capturées, la qualité de l'image est évaluée en mesurant la puissance spectrale, de la fréquence moyenne à celle la plus haute des transformations bidimensionnelles (2-D) de Fourier (FT). Cette quantité est ensuite maximisée en ajustant la caméra ou en indiquant au sujet un besoin de réglage. Pendant l'étape de prétraitement, l'opérateur intégral-différentiel (IDO) est mis en place pour détecter les limites intérieures et extérieures de l'iris. Une opération similaire est utilisée pour localiser les limites des paupières supérieures et inférieures. Cet anneau d'iris circulaire

segmenté est converti en bloc rectangulaire de taille fixe en utilisant une transformation polaire communément appelée modèle de feuille de caoutchouc homogène de Daugman (DRSM). Une série d'ondelettes Gabor 2-D à valeur complexe modifiée est appliquée sur les régions locales de l'image normalisée de l'iris afin d'extraire les informations d'étape résultante de l'image de l'iris. Cette information d'étape de la texture locale de l'iris est grossièrement quantifiée en codes binaires à 2 bits de manière à générer un Code Iris 256 octets. La distance Hamming (HD) est utilisée pour trouver la probabilité de désaccord entre les deux Codes Iris.

Nous avons classé les différentes méthodes existantes selon la procédure utilisée pour la détection et l'extraction de l'iris de l'image de l'œil. Les approches classées dans un même groupe diffèrent par la méthode utilisée pour l'extraction des caractéristiques ou par la procédure de la mise en correspondance.

3.3 Algorithmes de reconnaissance d'iris basés sur la transformation de Hough

Wildes [[Wildes, 1997](#)] a utilisé une transformation de Hough (HT) à base de gradient pour détecter les deux limites circulaires d'un iris. Ce système modélise également les paupières comme des arcs paraboliques et détecte les paupières supérieures et inférieures en utilisant la HT. On constate que les caractéristiques spatiales distinctives de l'iris humain fournissent une meilleure visibilité à différents niveaux, c'est-à-dire distinguer la gamme de structures de la forme globale de l'iris à la distribution de cryptes minuscules et de la texture détaillée. Afin de saisir une telle gamme de détails spatiaux, la décomposition isotrope passe-bande est dérivée de l'application du Laplacien du filtre Gaussian (LoG) et est utilisée pour les images de l'iris. Le processus de correspondance est basé sur la corrélation normalisée entre la représentation de la modalité nouvellement acquise et les représentations de la base de données. En outre, l'analyse discriminante linéaire (FLD) est utilisée pour accepter ou rejeter l'identité d'une personne. **Boles et Boashash** [[Boles and Boashash, 1998](#)] ont proposé un algorithme de reconnaissance d'iris basé sur le passage à zéro de la transformation en ondelettes (WT) [[Mallat, 1989](#)]. Ils ont localisé et normalisé l'iris en utilisant la détection de bord et d'autres algorithmes de vision par ordinateur bien connus.

Les passages à zéro de la WT (utilisant la dérivée première de la fonction spline cubique) sont calculés à différentes résolutions sur des cercles concentriques sur l'image de l'iris. Les signaux unidimensionnels (1-D) qui en résultent sont comparés aux caractéristiques du modèle qui utilise quatre fonctions différentes.

Sanchez-Avila et al. [[de Martin-Roche et al., 2001](#)] ont présenté le même type d'algorithme basé sur la transformation en ondelettes discale discrète (DDWT).

Masek [Masek et al., 2003] a utilisé les filtres log-Gabor 1-D pour extraire les caractéristiques de l'iris et la HD a été utilisé pour la correspondance des modèles.

Dans [Ma et al., 2003], on utilise deux caractéristiques (la première est la puissance totale du spectre d'une région de l'iris et la seconde est le rapport de la puissance moyenne de la fréquence par rapport à l'autre puissance de fréquence de l'image de l'iris) afin d'évaluer la qualité des images de l'iris. Ces deux caractéristiques sont utilisées pour former la machine à vecteur de support (SVM) afin de prédire la qualité des images de l'iris.

Les images d'iris de bonne qualité sont localisées grâce à la combinaison du détecteur de contours de Canny et la transformée de Hough HT. L'anneau d'iris localisé est représenté sous forme de rectangle de taille fixe. Cette image d'iris normalisée a un faible contraste et peut avoir un éclairage non uniforme causé par la position des sources lumineuses. Ceux-ci peuvent affecter le traitement ultérieur dans l'extraction des caractéristiques et les algorithmes de correspondance. Afin d'obtenir une image de texture bien répartie, l'image de l'iris a été améliorée par une méthode de soustraction de fond.

Une banque de filtres spatiaux est construite pour capturer les détails de l'iris. Le vecteur de caractéristique (FV) est dérivé en calculant l'écart de la moyenne et la moyenne absolue de chaque bloc 8×8 des images d'iris filtrées. Pour améliorer l'efficacité du calcul et la précision de la classification, la FLD est utilisée pour réduire la dimensionnalité du vecteur caractéristique. Les mêmes auteurs ont présenté un algorithme efficace pour la reconnaissance de l'iris en caractérisant les principales variations locales [Ma et al., 2004a].

Les points de variation locale de l'iris (indiquant l'apparition ou la disparition d'une structure d'image de l'iris importante) sont utilisés pour représenter les caractéristiques de l'iris. Tout d'abord, un ensemble de signaux d'intensité 1-D est conçu pour décrire les informations les plus importantes de l'image originale 2-D de l'iris de manière efficace. Ensuite, une classe spéciale d'ondelettes 1-D (languette quadratique à support fini) est utilisée pour représenter les signaux d'intensité 1-D résultants. La position des points de variation locale est enregistrée sous forme de fonctions binaires. La similitude entre une paire de vecteurs caractéristiques est calculée à l'aide de la distance Hamming.

Ma et al. [Ma et al., 2004b] ont construit un signal 1-D qui contient la majorité des variations locales de l'iris. Les moments Gaussian-Hermite de ces signaux d'intensité sont utilisés comme caractéristiques distinctives. Le même processus (mentionné dans [Ma et al., 2003]) est effectué pour la réduction de la dimensionnalité et de la classification de l'iris.

Dans leur travail [Ma et al., 2002a], un système multicanal de reconnaissance de l'iris basé sur un filtre Gabor a été proposé.

De même, les filtres de symétrie circulaire ont été utilisés par **Ma et al.** [Ma et al., 2002b] pour la reconnaissance de l'iris sur les images d'iris normalisées améliorées.

Sun et al. [Sun et al., 2005b] ont présenté un algorithme d'équilibrage pour surmonter les limites des classifieurs basés sur les caractéristiques locales (LFC). En outre, un schéma constitué de classifieurs en cascade est proposé pour combiner les LFC et l'iris.

Sun et Tan [Sun and Tan, 2009] ont proposé des mesures ordinales (OM) pour la représentation des caractéristiques de l'iris afin de caractériser les relations qualitatives entre les régions de l'iris plutôt que des mesures précises des structures d' de l'image de l'iris. Ils ont pré-traité l'image originale de l'iris comme indiqué dans [Ma et al., 2003] et [Ma et al., 2004b]. Dans leur travail, les filtres différentiels multilobes (MLDF) basés sur le filtre Gaussien 2-D ont été présentés pour l'extraction des caractéristiques de l'iris. Ces filtres ordinaux sont utilisés sur 1024 régions d'image échantillonnées de manière dense pour obtenir un code ordinaire de 128 octets pour chaque image d'iris avec une distance flexible. Le taux d'erreur a été estimé à l'aide de la méthode bootstrap sur les distances de Hamming mesurées entre deux modèles ordinaux de la même classe.

Les auteurs ont utilisé le même schéma de représentation des caractéristiques de l'iris tel qu'indiqué dans [Sun and Tan, 2009] et la carte de poids de chaque classe d'iris est acquise en fonction des distances Hamming intra-classe parmi de nombreux modèles enregistrés. Cette carte de poids est mise à jour et stabilisée en augmentant le nombre d'images d'entraînement.

Thornton et al. [Thornton et al., 2007] ont effectué le même type d'expérimentation utilisé dans [Daugman, 1993] pour la segmentation, la normalisation et l'extraction de caractéristiques. Ensuite, ils ont présenté un cadre probabiliste général (approche bayésienne) à un matching de motif déformé des images de l'iris. Une estimation de maximum a posteriori (MAP) de la distance relative entre une paire d'images d'iris a été dérivée.

3.4 Algorithmes de reconnaissance d'iris basés sur une segmentation spécifique

Dong et al. [Dong et al., 2011] ont présenté une stratégie personnalisée d'alignement de l'iris en utilisant une carte de poids spécifique à la classe, tirée des images d'entraînement de la même classe de l'iris. Le prétraitement de l'image de l'iris comprend la localisation et la normalisation de l'iris. Le détecteur Adaboost-cascade de l'iris est utilisé pour déterminer la position approximative du centre de l'iris, puis ils appliquent un modèle élastique appelé "tirer et pousser" pour affiner le bord de l'iris et de la pupille

et enfin ils parviennent à supprimer les cils et les ombres via le modèle de prédiction [He et al., 2008].

Vatsa et al. [Vatsa et al., 2008] ont proposé des algorithmes pour la segmentation de l'iris, l'amélioration de la qualité, et ont pu combiner judicieusement la fusion des scores et l'indexation pour améliorer la précision et la rapidité de la reconnaissance de l'iris. Dans leur travail, un algorithme de segmentation hiérarchique de l'iris, à deux niveaux, est proposé pour détecter les limites de l'iris à partir d'images d'iris non-optimales. Dans le premier niveau, le seuil d'intensité est utilisé pour détecter une limite elliptique approximative et la fonction Mumford-Shah est utilisée au deuxième niveau pour obtenir la limite précise de l'iris. Un algorithme d'amélioration de la qualité de l'iris basée sur la machine à vecteur de support (SVM) est décrit pour obtenir une image d'iris riche en caractéristiques de haute qualité. Les caractéristiques de la texture sont extraites par la transformation Log-Gabor 1-D invariante à la translation et à la rotation, et les caractéristiques topologiques sont extraites à l'aide de la méthode Euler qui est invariante à la translation, la rotation, la mise à l'échelle et la transformation polaire. Ensuite, un SVM est proposé pour développer un algorithme de fusion qui permet de regrouper les scores obtenus en combinant les caractéristiques texturales et topologiques.

Schuckers et al. [Schuckers et al., 2007] ont présenté une nouvelle méthode pour la compensation des images d'angle mort d'iris obstruées afin d'améliorer la performance de reconnaissance de l'iris. Deux approches sont proposées pour tenir compte des variations angulaires dans les images de l'iris. Dans la première approche, l'IDO de Daugman est utilisé pour estimer la direction du regard. Une fois l'angle estimé, la transformation géométrique est incorporée sur l'image d'angle mort de l'iris pour obtenir une image d'iris de vue frontale. Cette image de la vue frontale de l'iris est normalisée à l'aide de DRSM et améliorée par une méthode d'égalisation d'histogramme standard pour augmenter l'intensité des régions peu visibles. L'analyse globale des composants indépendants (ICA) est appliquée sur cette image de l'iris normalisée améliorée pour coder l'iris. La mesure de distance euclidienne est utilisée pour effectuer une correspondance entre deux images d'iris projetées. La deuxième approche est basée sur un modèle d'étalonnage de déformation angulaire pour compenser l'angle mort pour créer une vue frontale de l'image de l'iris. Les informations de l'iris normalisé sont transformées en domaine des ondelettes à l'aide des fonctions biorthogonales 5/3 d'ondelettes connues à l'aide de la décomposition en lifting. La distance de Hamming a été utilisée pour la comparaison.

Dans [Abhyankar and Schuckers, 2010], on introduit un réseau neuronal d'ondelettes biorthogonales (BWN) pour la reconnaissance d'angles morts de l'iris en ajustant les facteurs non optimaux via le repositionnement du BWN.

Velisavljevic [Velisavljevic, 2009] a présenté le codage et la reconnaissance de l'iris

basés sur des ondelettes séparables. L'iris est localisé à l'aide d'IDO légèrement modifié.

Les filtres à ondelettes séparables orientés (directionlets) [Velisavljevic et al., 2006] sont utilisés pour fournir des caractéristiques directionnelles de l'iris à la fois des directions radiales et angulaires. Les coefficients de transformation résultants sont échantillonnés pour obtenir le code binaire et ces codes. La distance de Hamming (HD) est utilisée pour la comparaison.

Monro et al. [Monro et al., 2007] ont présenté un schéma de codage de l'iris basé sur la différence des coefficients de la transformée en cosinus discrète (DCT) des repères angulaires chevauchés à partir des images normalisées de l'iris. Dans leur travail, des images de bonne qualité d'iris ont été sélectionnées en fonction de leurs valeurs d'aplatissement et ont localisé l'iris par la transformation de Hough. Cette image d'iris localisée est normalisée par DRSM et améliorée à l'aide de la méthode de soustraction de fond [Ma et al., 2003]. La DCT d'une série de patches angulaires moyens est calculé à partir d'une image de l'iris normalisée améliorée et un sous-ensemble réduit de coefficients est utilisé pour former des vecteurs de sous-caractéristiques. Le code Iris est généré comme une séquence de plusieurs sous-caractéristiques, et la classification est effectuée à l'aide de la distance de Hamming pondérée.

Proenca et Alexandre [Proenca and Alexandre, 2007] ont divisé une image de l'iris normalisée en six régions et ont obtenu six Iris-codes en utilisant des filtres de Gabor. Les scores correspondants de ces six régions sont fusionnés pour générer un score de correspondance global pour la reconnaissance de l'iris.

Huang et al. [Huang et al., 2010] ont proposé un schéma de reconnaissance d'iris invariant à la rotation, basé sur des ondelettes non séparables. Tout d'abord, une banque de filtres à ondelettes orthogonales non séparables est utilisée pour capturer les caractéristiques de l'iris. Deuxièmement, une méthode basée sur le champ aléatoire de Markov, est utilisée pour capturer les caractéristiques invariantes de l'iris à la rotation. Enfin, les classifieurs à noyaux de Fisher à deux classes sont adoptés pour la classification.

Park et al. [Park et al., 2003] ont présenté un système de reconnaissance de l'iris basé sur un filtrage qui extrait les caractéristiques directionnelles de l'iris des échelles multiples. Ce système a d'abord localisé l'iris en utilisant l'IDO, normalisé par le DRSM, et a établi une région d'intérêt (ROI) pour l'extraction de caractéristiques. Deuxièmement, les caractéristiques de l'iris sont extraites à plusieurs échelles de la région d'intérêt ROI et on construit le vecteur de caractéristiques à l'aide de la banque de filtres directionnels (DFB) [Bamberger and Smith, 1992]. L'image de l'iris est décomposée en différentes sous-bandes directionnelles et la distance de Hamming permet de trouver la dissemblance entre deux images d'iris.

Nabti et al. [Nabti and Bouridane, 2008] ont présenté une approche sous plusieurs

angles pour la détection des bords en utilisant le module des maxima d'ondelettes. Les paupières et les cils sont isolés de l'image de l'iris détectée en utilisant la transformée de Hough HT linéaire. Cet anneau d'iris circulaire segmenté est représenté sous forme d'un rectangle à l'aide de DRSM. L'extraction des caractéristiques consiste à appliquer la transformée en ondelettes à différentes résolutions et en extraire les maxima (données dans [Mallat, 1989]) puis en appliquant une classe spéciale de banque de filtres de Gabor sur l'image normalisée. Deux types de vecteurs de caractéristiques binaires ont été calculés à l'aide de mesures statistiques (la moyenne, la variance et le moment d'invariance) et la distance de Hamming est utilisée pour vérifier la similitude des deux échantillons d'iris.

Tisse et al. [Tisse et al., 2002] ont présenté une combinaison d'IDO avec HT pour localiser l'iris et le DRSM est utilisé pour normaliser l'iris. Les caractéristiques de l'iris ont été analysées à l'aide d'une image analytique qui est construite à partir de l'image originale et de sa transformation de Hilbert. Les fonctions de fréquence émergentes sont échantillonnées pour former un vecteur de caractéristiques binaires et Les auteurs ont utilisé la distance Hamming pour le matching.

Lim et al. [Lim et al., 2001] ont utilisé la même technique donnée dans [Ma et al., 2003] pour localiser et normaliser l'iris. Dans leur travail, l'image de l'iris s'est décomposée en quatre niveaux à l'aide de la transformée en ondelettes 2-D en utilisant les ondelettes de Haar et les auteurs ont quantifié l'information des hautes fréquences de quatrième niveau pour former un code iris de 87 bits. Un réseau neuronal d'apprentissage concurrentiel modifié (LVQ) a été adopté pour la classification.

Helen et Selvan [Sulochana et al., 2006] ont utilisé un détecteur de contour pour extraire la texture de l'iris. Altan [Altun, 2008] a utilisé la transformation de courbure de première génération pour améliorer la qualité des images de l'iris (et les images d'empreintes digitales) et La transformée en ondelettes de Gabor 2-D pour l'extraction des caractéristiques suivie d'un algorithme génétique (GA) pour la réduction de la dimensionnalité.

Chen et al. [Chen et al., 2006] ont présenté des mesures de la qualité basées sur les ondelettes pour les images d'iris et ont suggéré que différentes régions de l'iris ont des qualités différentes et que les régions locales d'image d'iris avec une meilleure qualité ont une meilleure capacité de classification et vice versa.

Du et al. [Du et al., 2006] ont segmenté l'iris par la combinaison de l'opérateur de détection de contours de Canny et de l'opérateur de Sobel et ont normalisé l'iris à l'aide de coordonnées polaires invariantes en résolution (ce qui est différent de DRSM). Les motifs de texture locaux invariables en niveaux de gris (LTP) sont développés pour extraire les caractéristiques locales de l'iris.

Dans [Wang et al., 2007], la fusion multi-algorithmique a été présentée pour la

reconnaissance de l'iris. Cette méthode a combiné deux types d'algorithmes de reconnaissance d'iris : l'un est basé sur l'information de phase [Daugman, 1993] et l'autre est basé sur la représentation du passage à zéro [Boles and Boashash, 1998]. A la mise en correspondance, ces deux algorithmes sont fusionnés pour générer un score fusionné qui est utilisé pour prendre la décision finale.

Sung et al. [Sung et al., 2004] a proposé une technique pour localiser la zone de l'iris entre la limite intérieure et la limite de la collerette afin d'éliminer la surface inutile et d'augmenter le taux de reconnaissance. Une ondelette discrète modulée (db4) est utilisée pour extraire les caractéristiques de l'iris et reconnaître la personne en utilisant SVM.

Ajay et Passi [Kumar and Passi, 2010] ont présenté une étude comparative sur la performance de reconnaissance de l'iris à l'aide de log-Gabor, Haar wavelet, DCT et FFT.

Pourbseri et Araabi [Poursaberi and Araabi, 2007] ont utilisé la partie inférieure de la zone ainsi intensifiée de l'iris pour extraire les caractéristiques en utilisant DWT (db2). Le classifieur mixte est exploité en utilisant la distance de Hamming et la distance moyenne harmonique pour la reconnaissance.

Dey et Samanta [Dey and Samanta, 2008] ont présenté une approche pour l'extraction des fonctionnalités et le processus de jumelage. DWT (db4) avec quatre niveaux est utilisé pour extraire les caractéristiques de l'iris et quantifier ces fonctionnalités en 4 niveaux de quantification. En outre, des poids différents ont été attribués à différentes régions de l'iris pour comparer les deux modèles d'iris.

Bodade et Talbar [Bodade and Talbar, 2009] ont suggéré l'utilisation de filtres à ondelettes complexes et de filtres tournés (RCWF) pour l'extraction des fonctions de l'iris.

Noh et al. [Bae et al., 2003] a présenté un système de reconnaissance de l'iris basé sur l'analyse indépendante des composants (ICA) pour générer des vecteurs de base optimaux.

Dorairaj et al. [Dorairaj et al., 2005] a présenté un schéma universel de codage de l'iris en utilisant ICA pour améliorer la performance.

Krichen et al. [Krichen et al., 2009] ont proposé une approche d'adaptation à l'iris basée sur la corrélation de phase pour faire face aux dégradations des images d'iris qui se produisent en raison de procédures d'acquisition sans contraintes. Ce schéma de correspondance est une fusion des schémas de corrélation de phase globaux et locaux basés sur la transformée de Gabor.

Chou et al. [Chou et al., 2010] ont suggéré un système de reconnaissance de l'iris basé sur une vue non-orthogonale qui consiste en une imagerie d'iris, une segmentation de l'iris, une extraction de la fonction iris et un module de classification. Dans leur

travail, une méthode par consensus, intelligente et robuste, de segmentation de l'iris avec un échantillonnage aléatoire est proposée pour détecter les limites de l'iris dans une image à quatre spectres. Ensuite, un descripteur de caractéristiques d'iris détectant le pourtour de l'iris a été proposé dans le même document. Le descripteur a caractérisé un motif d'iris détecté à l'aide de dérivés des filtres Gaussiens (DoG) et Laplacien de Gaussian (LoG) avec des cartes multi scalaires marquant le pourtour. Le jumelage de deux modèles d'iris a été formulé à l'aide d'ensembles de classifieurs.

Une étude détaillée de la littérature sur les algorithmes de reconnaissance de l'iris jusqu'à l'année 2007 se trouve dans [Bowyer et al., 2008].

Santos et al.[Santos and Hoyle, 2012] Dans cette étude, ils ont présenté une nouvelle fusion de différents niveaux. La fusion (SIFT et 2-D Gabor wavelets) pour l'extraction des caractéristiques de l'iris. Le classifieur fusionné est exploité en utilisant la distance euclidienne et l'analyse du domaine Fréquentiel.

Rai et al.[Rai and Yadav, 2014] ont proposé une nouvelle méthode d'identification par l'iris en utilisant la combinaison des deux classifieurs (la distance de hamming +les SVM). La transformée en ondelettes de Haar a été utilisée comme descripteur.

minae et al.[Minaee et al., 2015] ont introduit les PCA pour la réduction de dimension des caractéristiques, ainsi que le classifieur MDC a été utilisé pour la mesure de similarité.

4 Fusion bimodale (Empreinte palmaire+Iris)

4.1 Architecture générale du système

Puisque le système biométrique multimodal se sert des deux modalités ou plus, les informations issues de ces modalités doivent être fusionnées à un certain niveau pour obtenir le résultat final. Cette fusion est possible à trois niveaux différents : Fusion au niveau des caractéristiques, au niveau des correspondances et au niveau de la prise de décision. Tous ces niveaux de fusion sont récapitulés dans la figure 2.2 :

- Fusion au niveau de caractéristiques : Les données capturées ou les caractéristiques extraites à partir de modalités sont fusionnées pour obtenir un descripteur résultat. Cette fusion donne de meilleurs résultats car elle est plus riche en information. Néanmoins, ce type de fusion peut être sujet au problème de compatibilité entre descripteurs unimodaux.
- Fusion au niveau des correspondances (scores) : Ici les résultats de score issus de divers classifieurs sont fusionnés pour produire le résultat final de la classification.

Cette méthode de fusion est la plus utilisée en raison de sa facilité et de ses bons résultats.

- Fusion au niveau de la prise de décision : Différents résultats d'acceptation/de rejet sont produits correspondant à chaque modalité biométrique. On utilise un système de vote qui combine et pondère les différentes décisions en fonction de l'objectif souhaité.

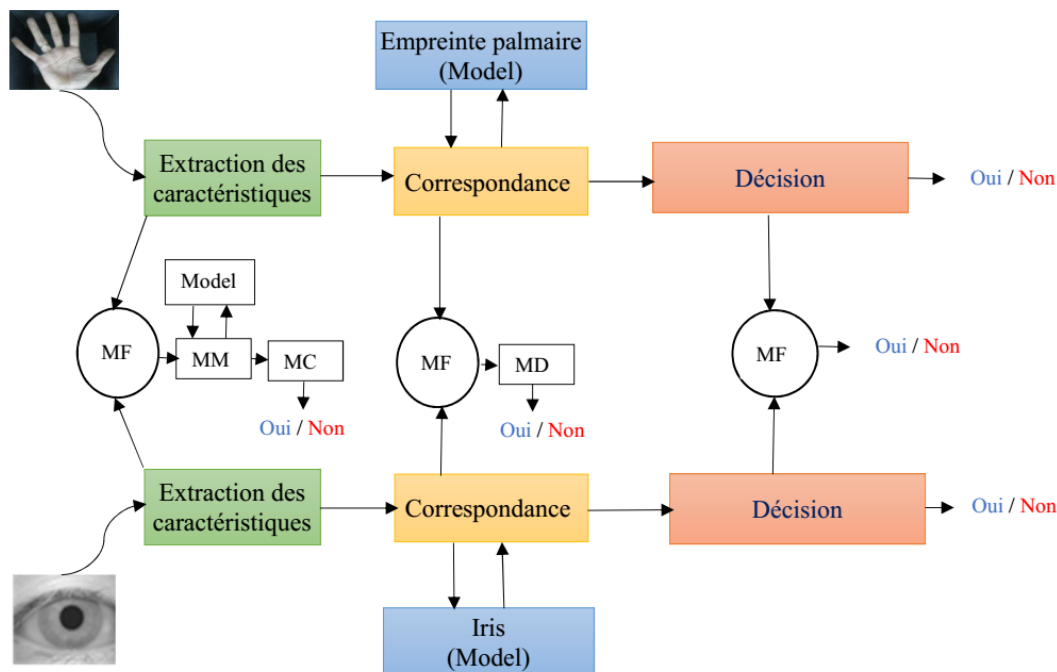


Fig 2.2 – Les différents niveaux de fusion possibles (MF :module de fusion,MC :module de correspondance,MD :module de décision)

4.2 Algorithmes de reconnaissance bimodal

En 1998, Hong et A. Jain [Hong and Jain, 1998] ont intégré les modalités visage et empreinte digitale pour développer un système multimodal d'identification des personnes qui a surmonté toutes les limitations des systèmes de reconnaissance unimodale basés sur le visage et des systèmes de reconnaissance d'empreinte digitale. Ils ont montré que les systèmes multimodaux donnent une meilleure représentation globale que les systèmes unimodaux utilisant les mêmes modalités biométriques.

De même, les modalités d'iris et de l'empreinte palmaire, peuvent avoir individuellement, quelques limitations, que l'on peut repousser en utilisant le système biométrique multimodal basé sur la caractérisation conjointe des deux modalités visant une meilleure représentation de l'individu. L'exactitude globale d'un système multimodal dépend de beaucoup de facteurs, comme le type de l'ensemble de caractéristiques sélectionnées de chaque modalité, du niveau de fusion considéré, de la méthode de fusion employée, de la résolution de l'image utilisée, de la compatibilité. des vecteurs de

caractéristiques.

En 2007, **Xiangqian et al.** [[Wu et al., 2007](#)] ont utilisé l'iris et l'empreinte palmaire pour développer le système d'authentification personnel bimodal. Les auteurs ont proposé la fusion au niveau des scores en utilisant des techniques de somme et de produit ayant pour résultat 0,012 % MTR et 0,006 % EER.

En 2008, **Wang et al.** [[Wang and Han, 2008](#)] ont proposé une stratégie parallèle multiple de fusion des machines de vecteurs à support (SVMs), dans laquelle tous les cas possibles de combinaison de modalités sont considérés et à chaque cas correspond un SVM permettant de combiner les scores pour produire un score à partir duquel la décision est prise.

En 2009, **Jingyan Wang et al.** proposent une nouvelle méthode de fusion au niveau des scores, basée sur la combinaison d'un modèle GMM et les scores normalisés. La première étape consiste à faire correspondre les caractéristiques des empreintes palmaires et celles de l'iris. Au final les résultats normalisés sont fusionnés pour l'authentification des identités.

En 2011, **Liu et al.** [[Liu et al., 2011](#)] propose une méthode de fusion des deux modalités : l'empreinte palmaire et l'iris par la mise en correspondance. L'algorithme développé est nommé "Baud limited image product" (BLIP) et est destiné spécialement pour la phase de mise en correspondance. Les résultats expérimentaux ont prouvé que la méthode proposée est performante en termes du taux de reconnaissance et aussi de réduction de l'espace mémoire pour le stockage des modèles.

En 2012, **Hariprasath et al.** [[Hariprasath and Prabakar, 2012](#)] ont développé un système multimodal utilisant l'iris et la paume de la main, dédié à l'identification. La fusion au niveau des caractéristiques, est exécutée en utilisant la transformée en ondelettes. Le système proposé a atteint des taux d'exactitude de l'ordre de 93,00%.

A la même année, **R. Gayathri** a également exploité l'extraction des caractéristiques de texture pour développer l'algorithme de fusion au niveau de caractéristiques basé sur la transformée en ondelettes. Les résultats obtenus ont montré que cette approche est très performante puisqu'elle peut atteindre des taux d'exactitude de l'ordre de 99,2% et un FAR de 1,6% [[Gayathri and Ramamoorthy, 2012](#)].

Zhenan Sun et al. ont proposé une nouvelle approche d'optimisation de la sélection des caractéristiques ordinales avec beaucoup de succès, pour un système d'identification bimodal (iris + empreinte palmaire) [[Sun et al., 2014](#)].

En 2014, **Kihal et al.** [[Kihal et al., 2014](#)] ont travaillé sur différentes bases de données pour mettre en évidence l'influence de la qualité d'acquisition des images sur le taux de reconnaissance. De même, ils ont exploité les trois niveaux de fusion pour chaque expérience. Ils ont opté pour l'utilisation des caractéristiques des textures. La

fusion au niveau des décisions ont donné de meilleurs résultats avec un GAR de 100%.

Thepade et al. ont développé un algorithme dans le domaine spatial. Ils ont travaillé sur les caractéristiques des texture en utilisant la transformée de Haar, walsh. Ils ont opté pour une fusion au niveau des scores qui a donné un GAR de 51.80% (approx.) [[Thepade and Bhondave, 2015](#)].

ManishaMadane a présenté aussi une nouvelle méthode d'extraction des caractéristiques pour l'empreinte palmaire [[Madane and Thepade, 2016](#)]. Afin de réduire la dimension des caractéristiques. Il a utilisé un codage sur des blocs. Afin de valider l'approche proposée, l'auteur a fusionné 60 paires d'iris et d'empreintes palmaires au niveau de la mise en correspondance. Ainsi, différentes valeurs de GAR ont été obtenues. Quelques travaux sont résumés dans le tableaux 2.3.

5 Conclusion

A travers l'aperçu global des approches de reconnaissance palmaire, de l'iris, et bimodale, mentionnées précédemment, une taxonomie a été présentée suivant la chronologie des publications, pour chaque modalité.

A l'instar de toutes les méthodes citées, quelques méthodes récentes visent uniquement la reconnaissance bimodale avec différents niveaux de fusion. Nous nous sommes penchés particulièrement sur la fusion des caractéristiques, par l'intermédiaire des descripteurs basés sur la texture pour l'empreinte palmaire, et un simple descripteur basé sur le filtre de Gabor pour l'iris. Ensuite, nous nous sommes particulièrement intéressés à la fusion des deux descripteurs en ayant comme objectif de mieux caractériser les images.

Néanmoins ces méthodes engendrent des vecteurs descripteurs de grandes tailles ; ceci nous a motivé à réduire la dimension de ces vecteurs. Des approches dédiées à la réduction de la dimensionalité seront détaillées dans le chapitre suivant.

Tableau 2.1 – Comparaison entre les algorithmes de reconnaissance d'empreintes palmaires

La Methode	Type de la Méthode	Type de Filtre	Année
Palm Code [Kong et al., 2003]	codage	Filtre de Gabor	2003
Competitive Code [Kong and Zhang, 2004]	codage	Filtre de Gabor	2004
POC [Wu et al., 2005]	codage	filtre Directionnel	2005
Ordinal Code [Sun et al., 2005a]	codage	filtre Gaussian	2005
Fusion Code [Kong et al., 2006]	codage	Filtre de Gabor	2006
MCC [Zuo et al., 2008]	codage	2D Log-Filtre de Gabor	2008
RLOC [Jia et al., 2008]	codage	MFRAT	2008
PCA/LDA+DR [Jia et al., 2008]	Subspace learning	MFRAT	2008
Improved CompC [Yue et al., 2009]	codage	Filtre de Gabor	2009
BLPOCCR [Zhu et al., 2009]	Correlation filter	MFRAT	2009
BOCV [Guo et al., 2009]	codage	Filtre de Gabor	2009
SMCC [Zuo et al., 2010]	codage	2ème dérivateur du FG	2010
Contour Code [Khan et al., 2011]	codage	Contourlet	2011
E-BOCV [Zhang et al., 2012]	codage	Filtre de Gabor	2011
LP-OM [Sun et al., 2014]	codage	filteres filtre ordinal	2013
HOL [Jia et al., 2014]	Histogramme	MFRAT + Filtre de Gabor	2014
DOC [Fei et al., 2016a]	codage	Filtre de Gabor	2015
LLDP [Luo et al., 2016]	Histogramme	MFRAT Filtre de Gabor	2016
Half Orientation Code [Fei et al., 2016c]	codage	Half Filtre de Gabor	2016
Concavity-Orientationcodage [Tabejamaat and Mousavi, 2017]	codage	filter de Banana	2016
Fast-CompC [Zheng et al., 2016]	codage	Filtre de Gabor	2016
CDR [Jia et al., 2017]	filtre de correlation	MFRAT	2017

Tableau 2.2 – Comparaison entre les algorithmes de reconnaissance d'iris

Auteur	Méthode d'extraction des caractéristique	Le classifieur utilisé	Année
[Daugman, 1993, Daugman, 2004]	Une série d'ondelettes	La distance de Hamming (HD)	1993
[Wildes, 1997]	La transformation de Hough à base de gradient (HT)	La distance Hamming (HD)	1997
[Masek et al., 2003]	log-Gabor 1-D	La distance Hamming (HD)	2003
[Ma et al., 2003]	La puissance totale du spectre	SVM	2003
[Ma et al., 2004b]	Les moments de Gaussian-Hermite	La distance Hamming (HD)	2004
[Sun et al., 2005b]	les caractéristiques locales (LFC)	Classificateur en cascade	2005
[Monro et al., 2007]	la transformation de Hough	HD pondérée	2007
[Nabti and Bouridane, 2008]	les composants maxima d'ondelettes	La distance Hamming (HD)	2008
[Sun and Tan, 2009]	Mesures ordinales (OM)	La distance Hamming (HD)	2009
[Abhyankar and Schuckers, 2010]	(BWN)	Réseau de neurones	2010
[Dong et al., 2011]	Prétraitement+Mesures ordinales (OM)	La distance Hamming (HD)	2011
[Santos and Hoyle, 2012]	Fusion des descripteurs	Fusion des classifieurs	2012
[Rai and Yadav, 2014]	Haar + 1D log Gabor	HD et SVM	2014
[Minaee et al., 2015]	La transformé en ondelettes + PCA	La distance Hamming (HD)	2015

Tableau 2.3 – Comparaison entre les algorithmes de fusion

Auteur	Taille Base	Niveau de Fusion	Méthodes de Fusion	Les valeurs
[Wu et al., 2007]	120	Au niveau de Score stratégies de maximum, minimum	Somme, product,	0.012%-0.006%
[Wang and Han, 2008]	100	Au niveau de Correspondance	Stratégie parallèle multiple des SVM	FAR : 0.63-0.16 FAR : 0.63-0.16
[Wang et al., 2009]	100	Fusion des caractéristiques	Baud limited image product (BLIP)	EER :1.75%-3%
[Hariprasath and Prabakar, 2012]	50	Fusion des caractéristiques	Ondelettes , Concaténation	GAR =93.00%
[Gayathri and Ramamoorthy, 2012]	125	Fusion des caractéristiques	la technique des Wavelet	GAR =93.00%
[Sun et al., 2014]	25	Fusion des caractéristiques fusion des décision	Nouvelle méthode de sélection des caractéristiques	GAR :99.2%
		Fusion(correspondance,décision) regles de somme fusion d'erreur	Concaténation FAR1 :2.10%	FAR :1.6%
			FAR1 :2.10%	EER =2.91%
[Thepade and Bhondave, 2015]	10	Au niveau de Score	Moyenne carré	FAR1 :2.10%
				FAR2 : 4.10%
				50.20 (Walsh)
				51.80% (Kekre)
				50.20% (Haar)

LE SYSTÈME BIOMÉTRIQUE BI-MODAL PROPOSÉ

Ce chapitre aborde le cœur de notre travail, à travers lequel nous décrivons les différents descripteurs et les classifieurs proposés dans les systèmes biométriques bi-modaux.

Contents

1	Introduction	44
2	Le système biométrique Bimodal (SBB)	44
2.1	Avant propos	44
2.2	Processus général	45
3	Phase de pré-fusion	46
3.1	Empreinte palmaire	46
3.2	Iris	58
4	Etape de fusion et de sélection	63
4.1	La fusion	63
4.2	Sélection des caractéristiques :	64
5	Etape de reconnaissance et de décision	65
5.1	K-plus proche voisin (KNN)	65
5.2	Extreme Learning Machine (ELM)	67
6	Conclusion	68

1 Introduction

L'identification de personnes par un système biométrique qui combine de multiples modalités représente une tendance émergente. La raison la plus impérieuse de combiner différentes modalités biométriques est l'amélioration des taux de performances de ces systèmes. Cette amélioration est due à l'indépendance statistique des caractéristiques biométriques des différentes modalités. Aussi, un système biométrique, qui combine différentes modalités, peut avoir plus de chances d'être intégré dans plusieurs applications. Pour toutes ces raisons, nous avons opté pour proposer un système biométrique bimodal basé sur deux modalités biométriques différentes : l'iris et l'empreinte palmaire. Le processus d'identification du système biométrique bimodal proposé comporte trois grandes phases : la phase de pré-fusion, la phase de fusion et sélection des caractéristiques, et la phase de décision. La phase de pré-fusion, consiste à suivre les processus des deux systèmes biométriques monomodaux (celui basé sur l'iris et celui basé sur l'empreinte palmaire) allant de l'étape de pré-traitement de ces deux systèmes jusqu'à l'extraction des caractéristiques des deux modalités biométriques. Dans la phase suivante, on fusionne ces caractéristiques par une méthode de fusion basée sur la théorie des possibilités. Dans la troisième phase, on sélectionne les caractéristiques les plus pertinentes par une méthode de sélection basée sur deux approches que nous avons choisies selon l'état de l'art sur les méthodes de sélection. Dans la suite de ce chapitre, nous présentons le système biométrique bimodal que nous avons proposé. Après une description générale de ce système, nous présentons les trois grandes phases du processus de ce système. Nous exposerons les résultats expérimentaux de l'évaluation des différentes méthodes proposées dans le prochain chapitre.

2 Le système biométrique Bimodal (SBB)

2.1 Avant propos

Pour pouvoir utiliser plusieurs sources biométriques, il est nécessaire de les fusionner afin de générer une seule décision d'identification. Cette fusion peut être faite à différents niveaux du processus biométrique, soit avant soit après l'étape de la classification. Nous avons fait le choix de fusionner nos données biométriques avant la phase de classification vue la richesse de l'information qu'on peut acquérir des modalités biométriques. Avant la classification, les données biométriques peuvent être fusionnées soit au niveau du capteur soit au niveau des caractéristiques. La fusion au niveau capteur ne peut être appliquée que pour les modalités biométriques compatibles (par exemple main et empreinte digitale). Puisque nous utilisons des modalités différentes et incompatibles, la fusion au niveau de l'extraction des caractéristiques semble être la méthode la plus appropriée pour fusionner l'iris et l'empreinte palmaire. La fusion au niveau des caractéristiques consiste à combiner les vecteurs caractéristiques issus des extracteurs appliqués sur les différentes sources biométriques.

Dans le cas où les vecteurs sont issus de plusieurs instances de la même modalité, il suffit de calculer la somme pondérée des caractéristiques pour générer un seul vecteur représentant les différentes sources biométriques. Les vecteurs issus de différentes modalités biométriques, peuvent être concaténés pour former un seul vecteur de caractéristiques. Cependant, la concaténation n'est pas toujours possible surtout dans le cas où ces ensembles de caractéristiques sont incompatibles (par exemple : les minuties d'empreintes digitales et le code binaire d'iris généré par le filtre de Gabor). Pour surmonter le problème de l'hétérogénéité des caractéristiques de l'iris et de l'empreinte digitale, nous avons opté pour l'utilisation du même type d'extracteurs dans les deux systèmes biométriques mono-modaux (de l'iris et de l'empreinte palmaire).

L'iris et l'empreinte palmaire sont capturés sous forme d'images. Ces deux images ont plusieurs points communs tels que : la présence des formes circulaires et la couleur de la modalité. Ces points communs nous ont aidés à trouver un seul extracteur de caractéristiques pouvant représenter les deux modalités. Comme nous l'avons déjà cité, les descripteurs de texture locaux tels que (LBP, BSIF, LPQ, Fusion des descripteurs) et les descripteurs à base d'ondelettes (Gabor, Haar, ...) sont les extracteurs de base que nous avons intégrés dans les deux méthodes d'extraction de caractéristiques correspondantes à la représentation de l'iris et de l'empreinte palmaire.

Nous présentons dans les sections suivantes l'évaluation expérimentale des caractéristiques extraites à partir de l'iris et les empreintes palmaires.

Après avoir validé chacun de ces extracteurs unimodaux, nous les avons intégré dans la méthode de fusion (concaténation) globale avant de pouvoir faire une sélection des caractéristiques pertinentes.

2.2 Processus général

Le processus général de notre SBB, est représenté dans la figure 3.1. Il peut être subdivisé en 3 grandes étapes : l'étape de pré-fusion qui consiste à passer par les processus des deux systèmes biométriques d'iris et d'empreinte palmaire, la phase de fusion et de sélection des caractéristiques pertinentes de l'iris et de l'empreinte palmaire ; la dernière phase concerne la prise de décision.

L'idée générale de notre processus d'identification d'une personne consiste à fusionner les caractéristiques issues de ces deux modalités biométriques. Une personne sera représentée par un seul vecteur de primitives. Ce vecteur est le résultat de la concaténation des primitives issues des extracteurs appliqués sur chacune des modalités (voir Fig.3.2). Il servira à mesurer le degré de ressemblance d'une personne par rapport aux personnes de la base d'apprentissage.

La démarche générale de notre processus d'identification de personne par l'iris et l'empreinte palmaire est présentée par la figure 3.3.

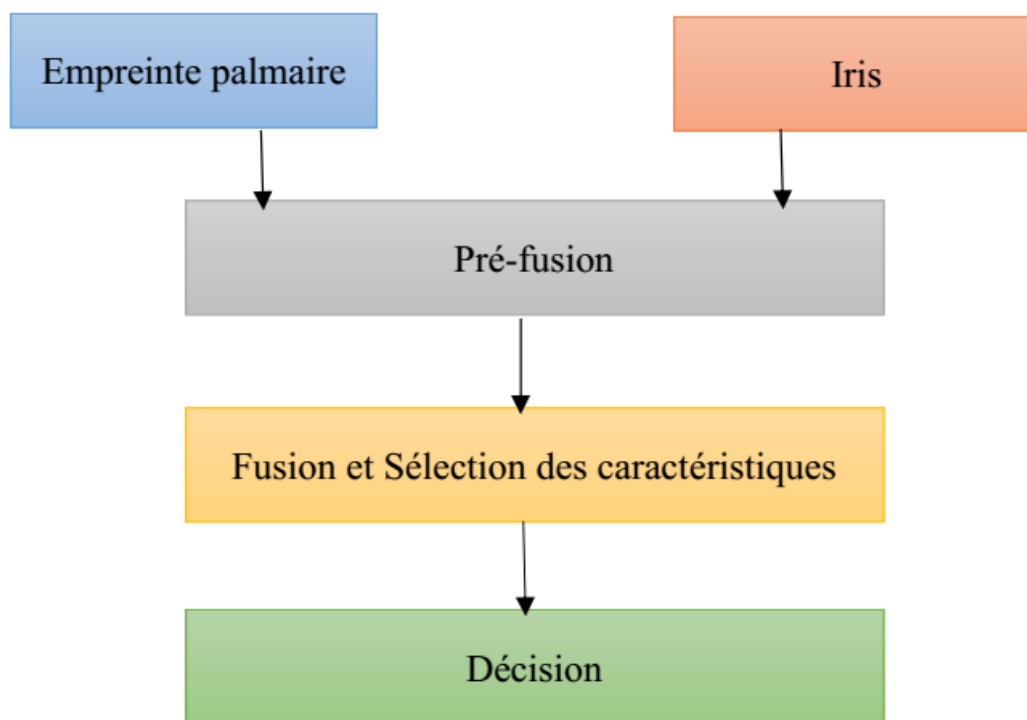


Fig 3.1 – Schéma générique du SBB proposé

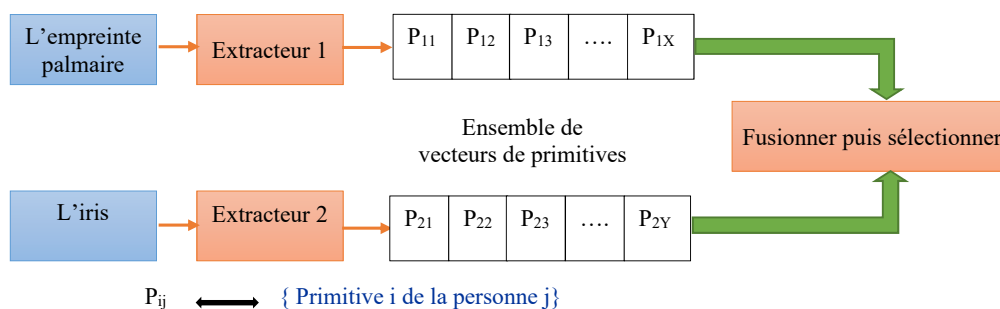


Fig 3.2 – Idée générale de notre méthode de fusion

3 Phase de pré-fusion

Dans la phase de pré-fusion, nous disposons de deux modalités que nous allons étudier chacune séparément :

3.1 Empreinte palmaire

3.1.1 Détection de la zone d'intérêt

La phase de prétraitement est essentielle dans les systèmes de reconnaissance de formes. Dans cette section, nous décrivons l'extraction de l'image palmaire de la main de l'utilisateur. La partie délimitée par un carré est considérée comme la région d'intérêt

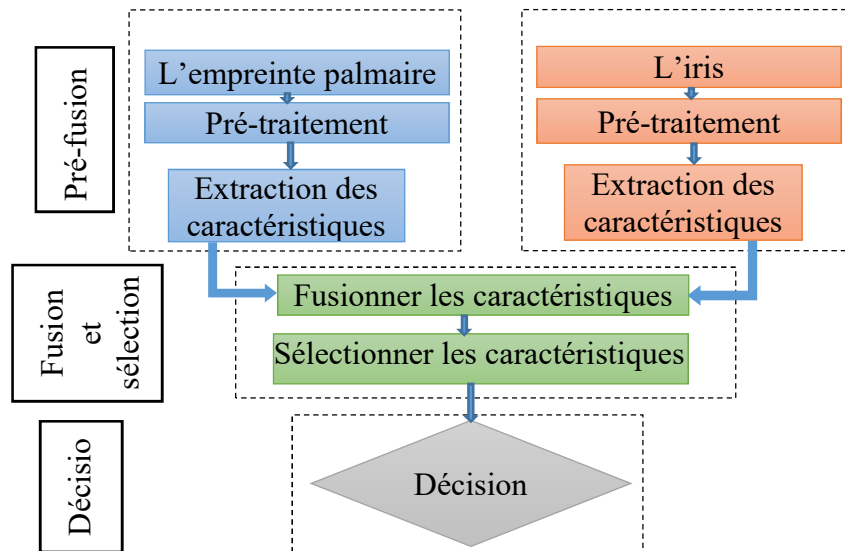


Fig 3.3 – Description du processus

ou "Region of interest"(ROI). Dans cette zone, les caractéristiques sont utilisées dans le but de vérifier ou identifier l'utilisateur. Cette procédure est composée des étapes essentielles [Badrinath and Gupta, 2011] suivantes :

- Appliquer un filtre passe-bas, par exemple un filtre gaussien, à l'image originale. Un seuil est utilisé pour transformer cette image en une image binaire.
- Utiliser un algorithme de détection de contours pour obtenir les contours des espaces entre les doigts(V_1, V_2, V_3, V_4).
- On trace une droite passant par les points (V_1, V_3) .
- On situe deux points (C_1) et (C_2) en traçant les segments(C_1V_1) et (C_2V_3) suivant des tangentes respectivement de 45° et 60° .
- On définit sur les deux segments deux points médians (M_1 et M_2) pour pouvoir représenter notre zone carrée.

Notons que, cette démarche a été appliquée seulement sur la base de données PolyU PPDB, les deux autres bases IITD et MSPolyU sont disponibles directement avec leurs zones d'intérêt.

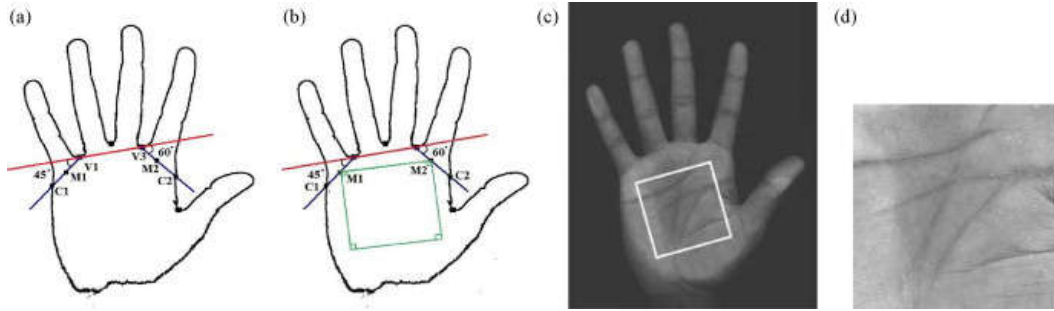


Fig 3.4 – Détection de la zone d'intérêt [Badrinath and Gupta, 2011]

3.1.2 Extraction des caractéristiques

3.1.2.1 Filtre de Gabor

On extrait les caractéristiques de l'empreinte palmaire à l'aide du filtre 2D de Gabor. Les filtres peuvent être générés en utilisant l'équation ci-dessous [Štruc and Pavešić, 2010] :

$$G(x, y, \theta, \mu, \sigma) = \frac{1}{2 \cdot \pi \cdot \sigma^2} \exp \left\{ -\frac{x^2 + y^2}{2 \cdot \sigma^2} \right\} \exp \{ 2 \cdot \pi \cdot i (\mu \cdot x \cdot \cos \theta + \mu \cdot y \cdot \sin \theta) \} \quad (3.1)$$

tels que :

- μ est la fréquence de l'onde sinusoïdale. θ est l'orientation du filtre de Gabor.
- σ est l'écart-type de l'enveloppe gaussienne.
- x et y sont les coordonnées des filtres de Gabor.

Les filtres normalisés de Gabor peuvent être obtenus à l'aide de l'équation suivante :

$$\tilde{G}[x, y, \theta, \mu, \sigma] = G(x, y, \theta, \mu, \sigma) - \frac{\sum_{i=-n}^n \sum_{j=-n}^n G(x, y, \theta, \mu, \sigma)}{(2n + 1)^2} \quad (3.2)$$

où $(2n + 1)^2$ est la taille du filtre de Gabor.

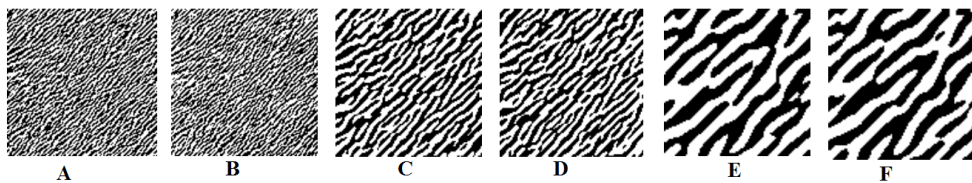


Fig 3.5 – Palmcodes avec différentes tailles de filtre : Parties réelles et imaginaires respectivement. (A)-(B) 9x9, (C)-(D) 17x17, (E)-(F) 35x35.

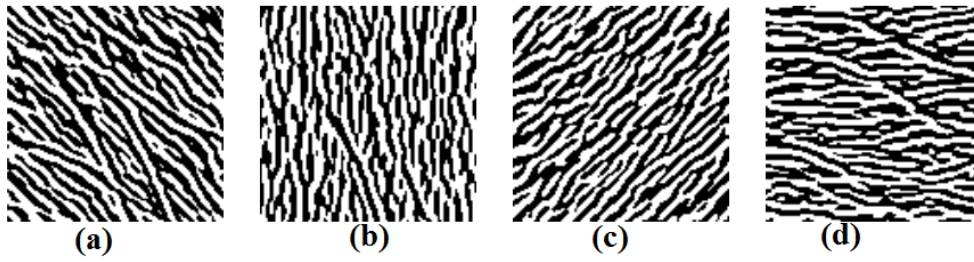


Fig 3.6 – La partie réelle du palmcode avec un filtre de taille 17x17 utilisant : (a) -45° , (b) 0° , (c) 45° , and (d) 90° .

3.1.2.2 LBP (Local Binary Patterns)

Une texture est définie dans le voisinage de rayon R d'une image (en niveaux de gris) comme la distribution jointe de $P + 1$ pixels :

$$T = t(g_c, g_0, \dots, g_{P-1}) \quad (3.3)$$

où g_c est le niveau de gris du pixel (x_c, y_c) et g_i (avec $i = 1, \dots, P - 1$) celui de P points du voisinage circulaire dont il est le centre. Ainsi définie, la texture peut se représenter, sans perte d'information, par les différences de niveau de gris entre le centre et le pourtour :

$$T = t(g_c, g_0 - g_c, \dots, g_{P-1} - g_c) \quad (3.4)$$

Si on suppose que ces différences sont localement indépendantes de la valeur du pixel central, on a :

$$T = t(g_c)t(g_0 - g_c, \dots, g_{P-1} - g_c) \quad (3.5)$$

Cette hypothèse d'indépendance est bien entendu discutable puisque le niveau de gris des images est limité en pratique, et que des valeurs importantes ou réduites de g_c limiteraient les valeurs possibles des différences (les deux phénomènes ne sont donc alors plus indépendants). La petite perte d'information induite par cette hypothèse d'indépendance (i.e négliger les possibles $\hat{A} \ll \text{couplages} \hat{A} \gg$ pour les valeurs extrêmes) a néanmoins l'appréciable avantage de rendre la définition invariante aux translations dans l'image.

Puisque $t(g_c)$ reflète l'information globale de luminance de l'image et n'est pas informative sur la texture locale, on peut négliger ce terme :

$$T \approx t(g_0 - g_c, \dots, g_{P-1} - g_c) \quad (3.6)$$

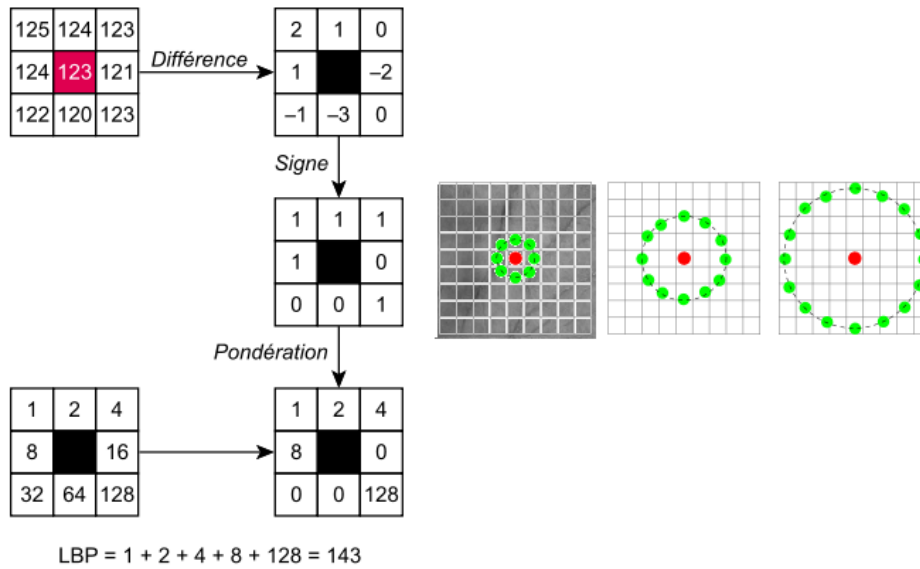


Fig 3.7 – Algorithme pour calculer un motif binaire local (LBP).

Ce vecteur de dimension P reflète les différences locales de niveau de gris. Afin de renforcer l'invariance à des changements monotones des niveaux de gris, seul le signe de ces différences est pris en compte :

$$T \approx t(\delta(g_0 - g_c), \dots, \delta(g_{P-1} - g_c)) \quad (3.7)$$

où $\delta(\cdot)$ est la fonction de Heaviside. Il ne reste alors qu'à pondérer chaque différence avec un facteur de la forme 2^p pour obtenir un code unique, aboutissant au descripteur du motif binaire local en un point (x_c, y_c) :

$$LBP_{P,R}(x_c, y_c) = \sum_{p=0}^{P-1} 2^p \delta(g_p - g_c) \quad (3.8)$$

Pour une image comportant N pixels ($x_c, c = 0 \dots N - 1$, ce motif est calculé en chaque point faisant sens (c'est-à-dire où le voisinage peut être défini), ce qui résulte en un descripteur global décrivant la texture de l'image (Voir figure 3.8).

3.1.2.3 LPQ (Quantification de Phase Locale)

Le descripteur de texture par Quantification de Phase Locale (ou Local Phase Quantization : LPQ) a été introduit pour la première fois par [Ojansivu and Heikkilä, 2008]. Il permet d'améliorer la classification de textures tout en étant robuste aux artefacts générés par différentes formes de flou présentes dans une image. Pour cela, le descripteur est construit de façon à ne retenir dans une image que l'information locale invariante à un certain type de flou (voir Figure 3.9).

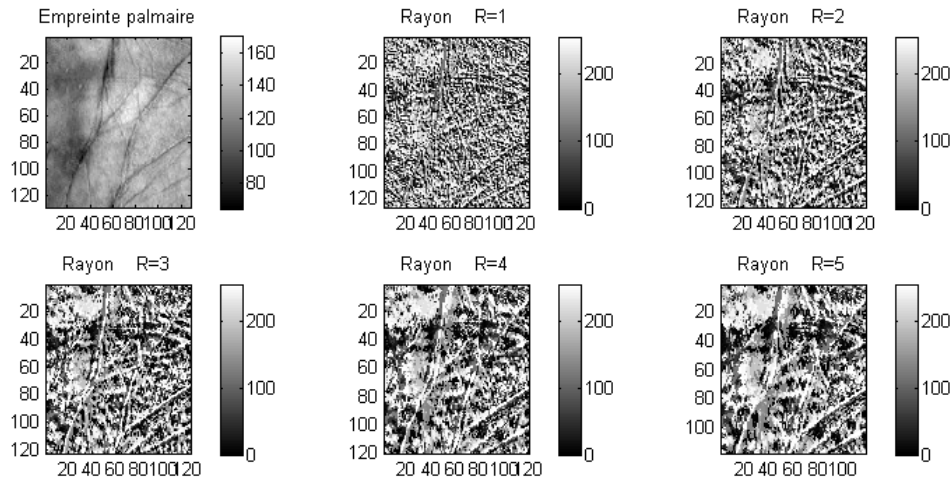


Fig 3.8 – Résultats de la concaténation avec un motif binaire local (LBP) [Attallah et al., 2018b].

Les auteurs [Nanni et al., 2010] ne considèrent en effet que les flous pouvant être représentés par une fonction d'étalement du point (PSF) "Point Spread Function" présentant une symétrie centrale. Cette hypothèse sur la PSF ne limite pas pour autant l'utilisation de cette méthode étant donné que la réponse à une source ponctuelle de la majorité des capteurs et des systèmes d'imagerie peut être modélisée par ce type de fonctions mathématiques qui peuvent également présenter des symétries d'ordre supérieur (axial ou radial par exemple) [Ojansivu and Heikkilä, 2008]. Une fois les conditions sur le flou définies, une transformée de Fourier à fenêtre glissante est calculée pour plusieurs fréquences choisies pour respecter les critères de la fonction d'étalement. Les coefficients ainsi obtenus sont quantifiés afin d'obtenir un mot de 8 bits [Nanni et al., 2010] [OUAMANE, 2015].

L'information de LPQ peut être extraite en utilisant la transformée discrète de Fourier à fenêtres glissantes à deux dimensions (2DWFT).

$$F_u(x) = \sum_{m \in N_x} h(m-x) f(m) e^{-j2\pi u^T m} = E_U^T f_x \quad (3.9)$$

où E_u , de taille $= 1 \times M^2$, est un vecteur de base de 2DWFT avec la fréquence u , et f_x , taille $= MT \times N$, est un vecteur contenant les valeurs des pixels d'image dans N_x à chaque position x . La fonction fenêtre, $h(x)$ est une fonction rectangulaire. La transformation est calculée à quatre valeurs de la fréquence, $u = [u_0, u_1, u_2, u_3]$ où $u_0 = [a, 0]^T$, $u_1 = [0, a]^T$, $u_2 = [a, a]^T$ et $u_3 = [a, -a]^T$. La valeur a est la plus haute fréquence scalaire pour laquelle $H_u i > 0$. Ainsi, seules quatre fonctions complexes comme un banc de filtres sont nécessaires pour produire huit images résultantes, composées de 4 images de la partie réelle et 4 images de la partie imaginaire de la transformée. Chaque pixel de l'image complexe résultant peut être codé par une valeur binaire représentée dans l'équation 3.10 en appliquant le codage bit de quadrant (the quadrant bit coding)

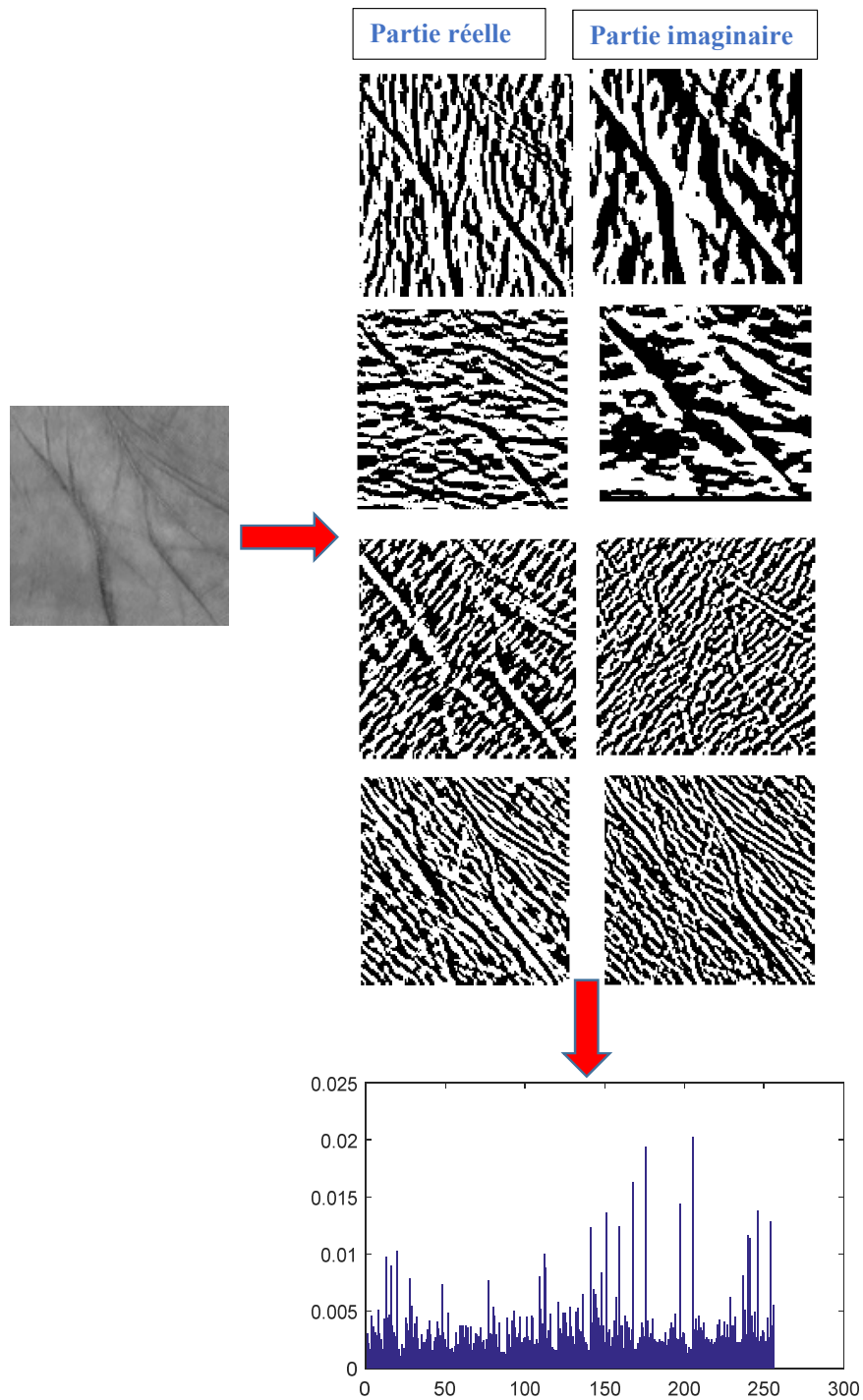


Fig 3.9 – Résultats de la caractérisation avec les LPQ

[Flusser and Suk, 1998].

$$B_{ui}^{\text{Re}}(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } F_{ui}^{\text{Re}}(x) > 0 \\ 0 & \text{si } F_{ui}^{\text{Re}}(x) \leq 0 \end{cases} \quad B_{ui}^{\text{Im}}(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } F_{ui}^{\text{Im}}(x) > 0 \\ 0 & \text{si } F_{ui}^{\text{Im}}(x) \leq 0 \end{cases} \quad (3.10)$$

Ce procédé de codage attribue deux bits pour chaque pixel pour représenter le quadrant dans lequel se trouve l'angle de phase [Zhang et al., 2007]. En fait, il fournit également la quantification de la fonction de phase de Fourier. En général, LPQ est une chaîne binaire, présentée dans l'expression 3.11, obtenue pour chaque pixel par la concaténation des codes bits de quadrant des parties réelles et imaginaires des huit coefficients de Fourier u_i

$$LPQ(x) = [B_{u0}^{\text{Re}}, B_{u0}^{\text{Im}}(x), B_{u1}^{\text{Re}}, B_{u1}^{\text{Im}}(x), \dots, B_{u3}^{\text{Re}}, B_{u3}^{\text{Im}}(x)] \quad (3.11)$$

La chaîne binaire est convertie en un nombre décimal par l'expression 3.12 pour produire une étiquette de LPQ. La Figure 3.9 résume l'ensemble de ces étapes.

$$LPQ(x) = B_{u0}^{\text{Re}} + B_{u0}^{\text{Im}}(x) \times 2^1 + \dots + B_{u3}^{\text{Re}} \times 2^{k-1} + B_{u3}^{\text{Im}}(x) \times 2^k \quad (3.12)$$

3.1.2.4 BSIF (Binarized Statistical Image Features)

BSIF a été introduit par Kannala et al. [Kannala and Rahtu, 2012]. Ils ont exploité les caractéristiques statistiques de l'image en se basant sur l'apprentissage automatique d'un ensemble fixe de filtres qu'ils ont appliqué sur un ensemble restreint d'images naturelles pour construire un code binaire. Ce dernier, représente efficacement les images d'entrée au niveau de pixel.

Soit l'image I_p et le filtre linéaire W_i de même taille, la réponse de filtre R_i est donnée par :

$$R_i = \sum_{m,n} I_p(m,n)W_i(m,n) \quad (3.13)$$

m et n représentent la taille de l'empreinte palmaire, et i représente le nombre de filtres linéaires. Pour $i = \{1, 2, \dots, n\}$, la réponse peut être obtenue par une chaîne binaire [Kannala and Rahtu, 2012] :

$$b_i = \begin{cases} 1, & \text{si } R_i > 0 \\ 0, & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (3.14)$$

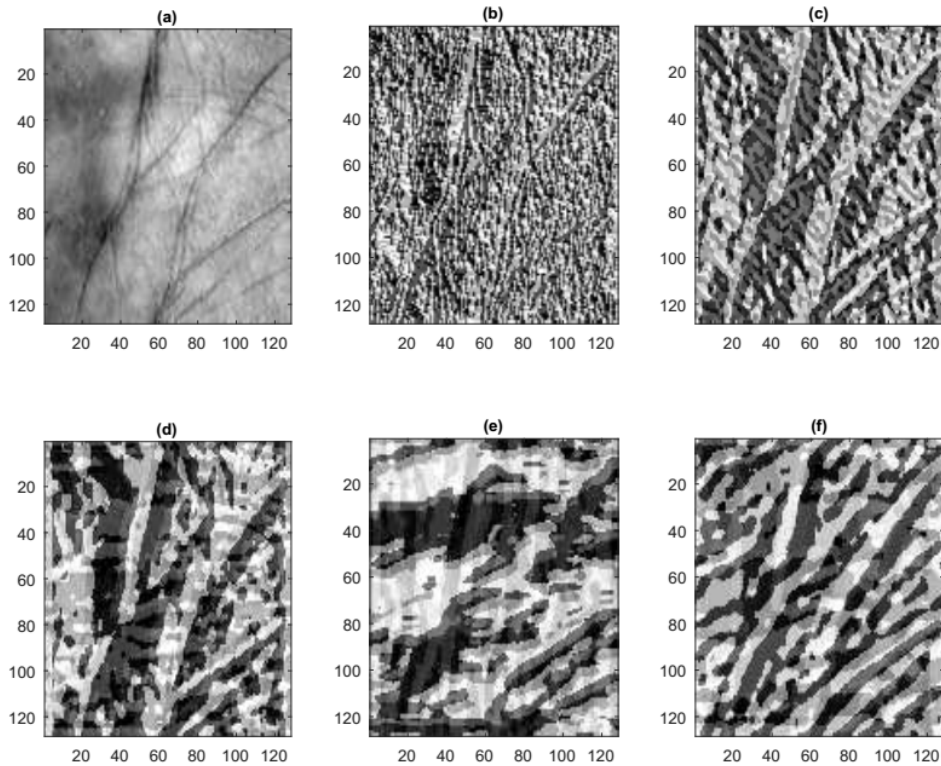


Fig 3.10 – Échantillons de la base de données MSPolyU et des codes BSIF correspondants. (a)-(f) l'image d'empreinte palmaire, Filtres 3*3-5bit, Filtres 7*7-6bit, Filtres 11*11-8bit, Filtres 15*15-9bit et Filtres 17*17-11bit [Attallah et al., 2018a].

Le code BSIF représenté comme un histogramme binaire, peut relever les caractéristiques de texture d'une empreinte palmaire. La taille du filtre et la longueur en bits sont importantes pour l'évaluation du descripteur BSIF dans le processus d'identification des empreintes palmaires.

Dans notre étude, huit filtres de taille (3×3 , 5×5 , 7×7 , 9×9 , 11×11 , 13×13 , 15×15 et 17×17) avec quatre longueurs en bits (6, 7, 9 et 11) ont été évalués (voir Fig. 3.10 et Fig. 3.11).

3.1.2.5 Caractéristiques statistiques spirales proposées (CSS)

Le but principal de la méthode proposée [Attallah et al., 2018b] est de calculer certains paramètres statistiques d'un bloc central de taille $N \times N$ dans l'empreinte palmaire avant de faire un parcours spiral voir Fig3.12. L'idée sous-jacente est de favoriser les zones centrales par rapport aux zones périphériques de l'empreinte palmaire.

□ **La moyenne (mean)** Elle est définie comme :

$$mean = \bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \quad (3.15)$$

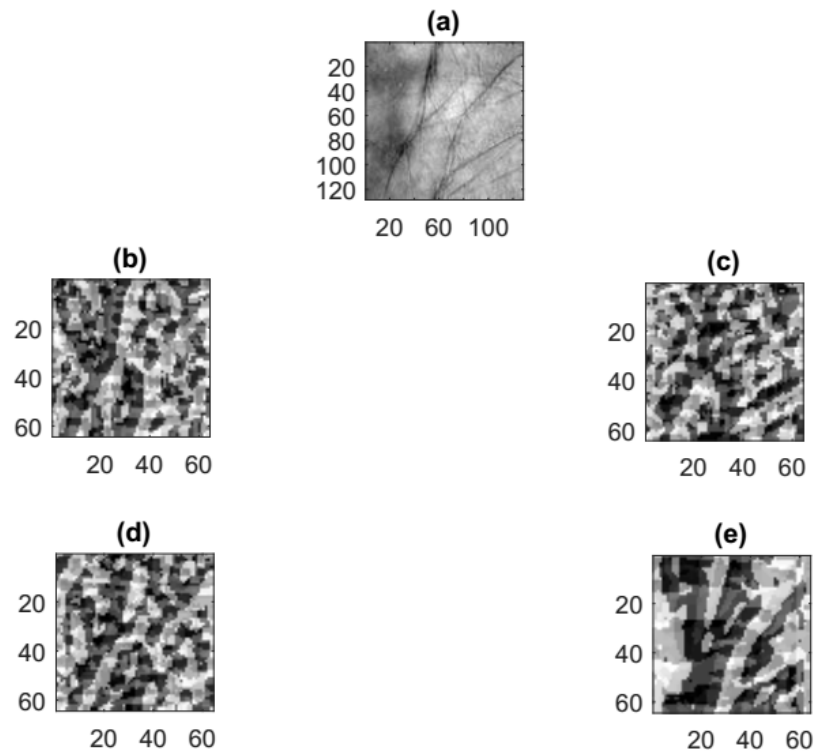


Fig 3.11 – Codes BSIF de la sous-bande des ondelettes.(a-(e)) l' image Plamprint , les coefficients BSIF d'approximation , les coefficients BSIF des détails horizontaux, les coefficients BSIF des détails verticaux et les coefficients BSIF des détails diagonaux [Attallah et al., 2017b].

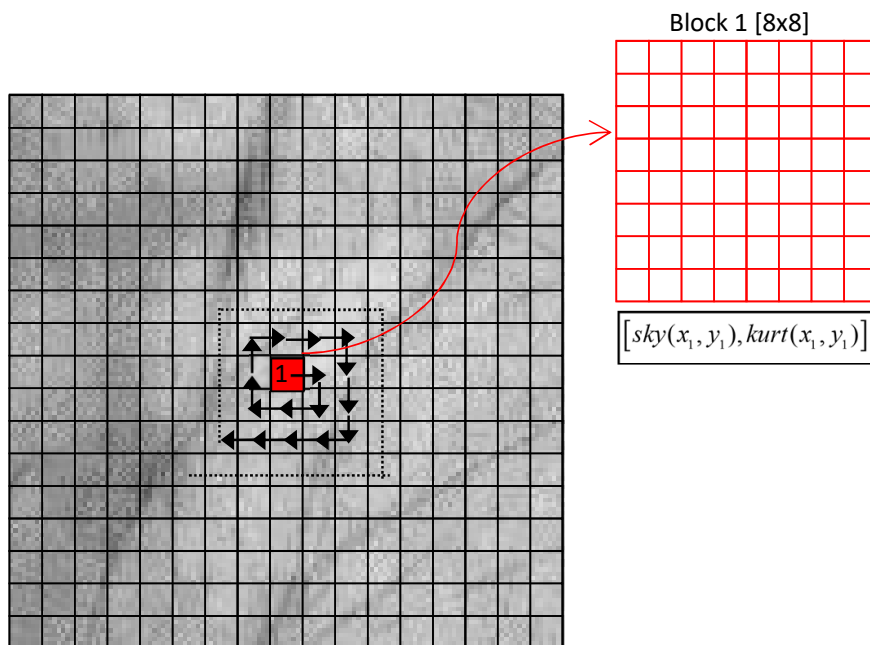


Fig 3.12 – Schémas de l'approche statistiques spirale [Attallah et al., 2018b].

□ Asymétrie (skewness)

En terme général, l'asymétrie d'une distribution ou d'un ensemble de données est positive si la queue de droite (à valeurs hautes) est plus longue ou de taille importante. Elle est négative si la queue de gauche (à valeurs basses) est plus longue ou de taille importante. Elle est définie comme :

$$ske = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^3}{\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \right]^{3/2}} \quad (3.16)$$

□ Aplatissement (kurtosis)

En théorie des probabilités et en statistique, le kurtosis, plus souvent traduit par un coefficient d'aplatissement ou coefficient d'aplatissement de Pearson, correspond à une mesure de l'aplatissement ou inversement de la "pointicité" de la distribution d'une variable aléatoire réelle. Il mesure, hors effet de dispersion (donnée par l'écart type), la disposition des masses de probabilité autour de leur centre, c'est-à-dire, d'une certaine façon, leur regroupement proche ou éloigné du centre de probabilité. l'aplatissement est défini comme :

$$kurt = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^4}{\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \right]^2} \quad (3.17)$$

3.1.2.6 Décomposition en ondelettes

(i) Ondelettes de Haar

En traitement d'images, les ondelettes orthogonales sont très utilisées [Burrus et al., 1997, Beylkin et al., 1991] car elles permettent de concentrer l'énergie du signal sur peu de coefficients et de fournir des coefficients décorrélés entre eux. En appliquant l'algorithme de Mallat [Mallat, 2000], dans le cas de signaux à une dimension (1D), le signal est décomposé en une approximation et un signal détail. En deux dimensions (2D), l'image est décomposée en une image approximation et trois images détails (horizontaux, diagonaux et verticaux).

Il existe plusieurs types de filtres d'ondelettes, nous utilisons, dans le cadre de cette étude, les ondelettes de Haar données par l'équation 3.18 comme une fonction de base pour extraire les caractéristiques de la région de l'empreinte palmaire

$$\begin{cases} 1, & \text{si } 0 \leq x \leq 1 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (3.18)$$

La figure 3.13 présente les sous-images après l'application de la transformation. La texture de l'empreinte palmaire est décomposée sur 4 sous-bande, puis on va appliquer le HOG (Histogramme de gradient orienté) sur ces dernier .

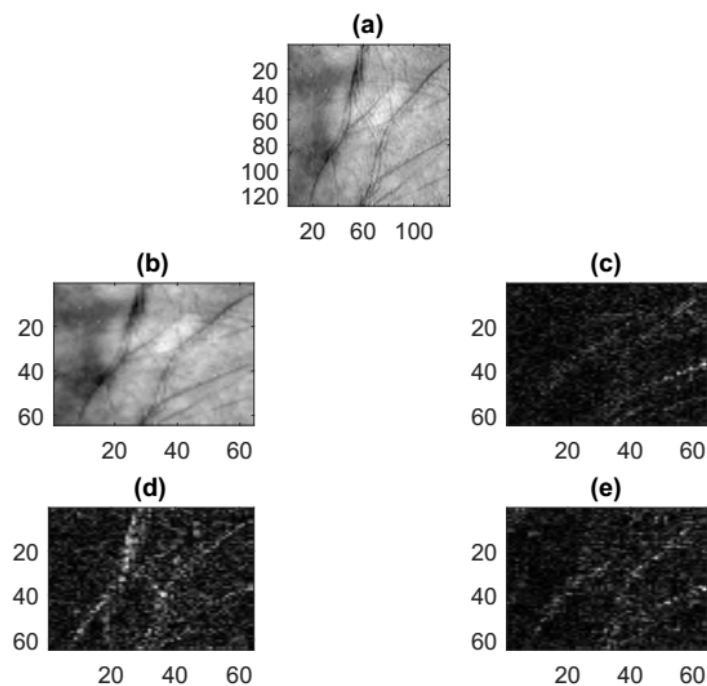


Fig 3.13 – L'image palmaire et sous-bande d'ondelettes correspondante. (a)-(e) L'image palmaire, image approximée, images des détails horizontaux, verticaux et diagonaux, respectivement [Attallah et al., 2017b].

(ii) Histogramme de gradient orienté HOG

(a) Gradient d'une image

Le gradient, en un pixel d'une image numérique, est un vecteur caractérisé par son amplitude et sa direction. L'amplitude est directement liée à la quantité de variation locale des niveaux de gris. La direction du gradient est orthogonale à la frontière qui passe au point considéré [Dalal and Triggs, 2005].

Le calcul du gradient est une étape critique dans la formation de descripteurs. La justesse des orientations calculées, et des histogrammes, dépend de cette étape et les résultats sont donc étroitement liés à la méthode employée pour calculer le gradient dans l'image.

Le calcul rapide du gradient peut être fait par des filtres de dérivation simple, Gaussien, Médian...etc.

Le gradient d'une image se calcule comme suit :

$$G(x, y) = \sqrt{(G_x(x, y) + G_y(x, y))} \quad (3.19)$$

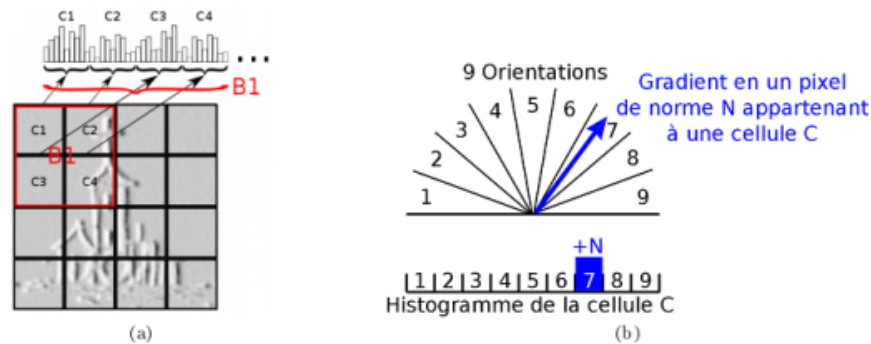


Fig 3.14 – Formation du HoG d'une image : (a) découpage en cellules et formation de l'histogramme par blocs, (b) vote d'un pixel selon l'orientation de ses gradients.

Et la direction du gradient est donnée par :

$$\alpha = \arctan \left(\frac{G_y(x, y)}{G_x(x, y)} \right) \quad (3.20)$$

$G_x(x, y), G_y(x, y)$ sont les gradients dans la direction horizontale et verticale, pour le pixel (x, y)

(b) Calcul de l'histogramme des orientations du gradient

Un histogramme est un tableau de nombres dans lequel chaque élément correspond à la fréquence d'apparition d'un intervalle de valeurs pour un ensemble donné. Dans le cadre d'une image, par exemple, chaque case de l'histogramme peut représenter les pixels de la même couleur [Dalal and Triggs, 2005].

L'image (la sous bande) est découpée en plusieurs cellules de petite taille (Fig.3.14.a), et pour chaque cellule un histogramme est calculé. Chaque pixel d'une cellule vote pour une orientation entre 0 et 180° dans le cas non signé (Fig.3.14.b), ou entre 0 et 360° dans le cas signé.

La dernière étape est la normalisation des descripteurs, afin d'éviter les disparités dues aux variations d'illumination, ainsi que l'introduction de redondance dans le descripteur. Pour cela, les cellules sont regroupées par bloc (concaténation des histogrammes des cellules d'un bloc), la valeur de vecteur du bloc est ensuite normalisée. Les blocs se recouvrent, donc une même cellule peut participer plusieurs fois au descripteur final.

3.2 Iris

Dans le cadre de cette thèse, nous avons choisi d'utiliser l'algorithme développé par [Rai and Yadav, 2014] il est schématisé par la figure 3.16.

3.2.1 Détection de la région d'Iris

La première phase de reconnaissance d'iris consiste d'extraire la région réelle d'iris dans une image numérique de l'oeil. La segmentation de l'iris a été réalisée par les

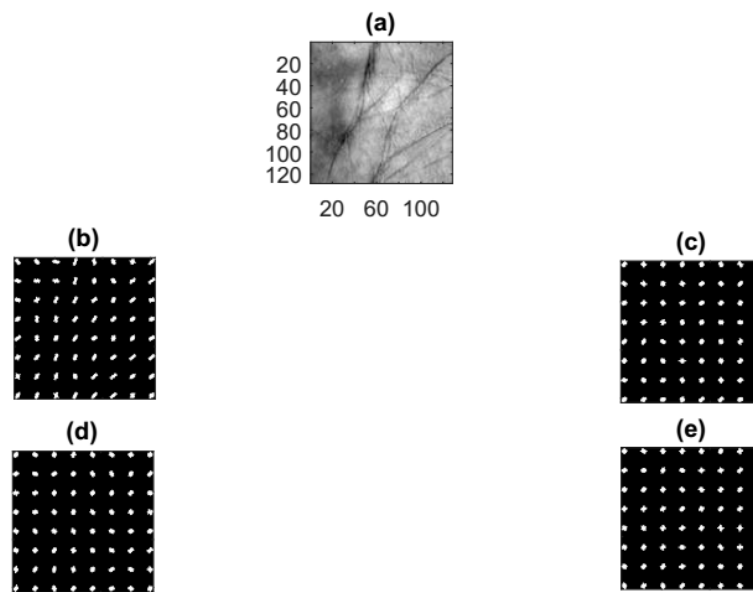


Fig 3.15 – Codes HOG de la sous-bande des ondelettes. (a)-(e) image paume de la main, les caractéristiques HOG des : coefficients d'approximation des détails horizontaux, des détails verticaux et des détails diagonaux [Attallah et al., 2017b].

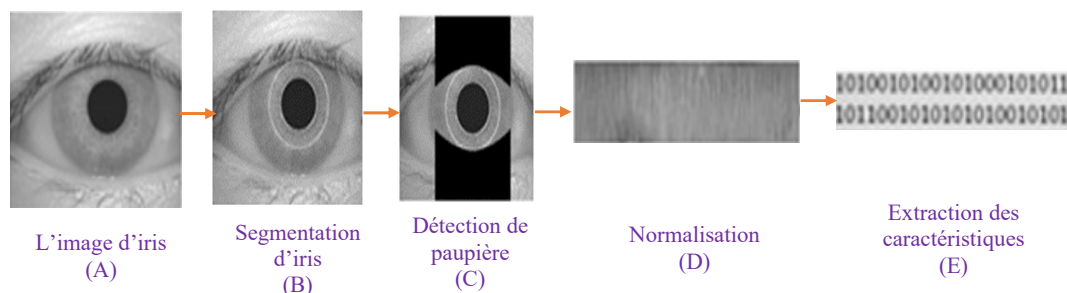


Fig 3.16 – L'étape de pré-fusion pour L'iris

trois étapes principales suivantes : la localisation de la frontière entre le blanc de l'oeil et l'iris à l'aide de la transformée de Hough circulaire ; la seconde étape consiste à représenter l'anneau de l'iris sous forme de rectangle, et la dernière étape permet de déterminer les zones de l'iris cachées par la paupière et corriger éventuellement ces défauts d'occultation.

3.2.1.1 Transformée de Hough

La transformée de Hough permet de détecter les objets de formes prédéfinies dans une image. La transformée de Hough permet d'avoir une bonne robustesse contre les discontinuités et les éléments manquants d'une forme. Le principe général de la trans-

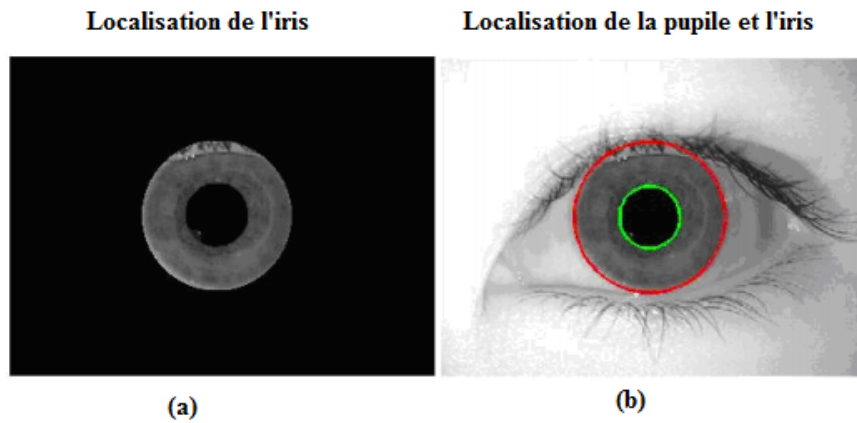


Fig 3.17 – (a) région de l'iris, (b) localisation de la pupille et de l'iris

formée de Hough est d'établir une projection entre l'espace de l'image et un espace de paramètres représentatif de la forme recherchée. Dans notre cas, nous chercherons les formes circulaires.

Un cercle avec le rayon r et le centre (x_c, y_c) peut être décrit par l'équation paramétrique :

$$x = x_c + r * \cos\theta \quad (3.21)$$

$$y = y_c + r * \sin\theta \quad (3.22)$$

A partir d'une image contour ayant comme points $(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, n$, la transformée de Hough peut être définie comme :

$$H(x_c, y_c, r) = \sum_{i=1}^n h(x_i, y_i, x_c, y_c, r) \quad (3.23)$$

$$h(x_i, y_i, x_c, y_c, r) = \begin{cases} 1, & \text{sig}(x_i, y_i, x_c, y_c, r) = 0 \\ 0, & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (3.24)$$

telle que $g(x_i, y_i, x_c, y_c, r) = (x_i^2 - x_c^2) + (y_i^2 - y_c^2) - r^2$. Les trois coordonnées (x_c, y_c, r) pour lesquelles $h(x_c, y_c, r)$ est le plus important seront alors prises comme coordonnées du centre et rayon du cercle. Voir figure 3.17.

3.2.2 Normalisation de l'iris

L'iris peut être représenté par une ellipse irrégulière. Ces irrégularités sont dues à la dilatation et contraction de la pupille, du fait que les deux cercles ne sont pas concentriques et du fait des changements non linéaires de la texture de l'iris, ces propriétés ont poussé Daugman à développer une méthode de normalisation pseudo-polaire du disque de l'iris appelée la méthode *RubberSheet* dont une signification imagée pourrait être vue comme une tentative d'étendre le disque de

l'iris comme du caoutchouc [Daugman, 2007b]. L'image de la figure 3.18 montre une image normalisée obtenue par ce processus qui transforme l'image de l'iris en un rectangle de taille fixe de l'ordre $(80 * 512)$ pixels.

La largeur de l'image représente la variation sur l'axe angulaire alors que la hauteur représente les variations sur l'axe radial.

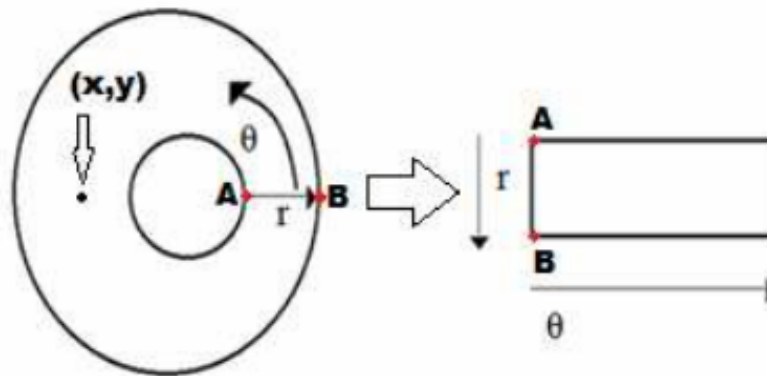


Fig 3.18 – Processus de normalisation de l'iris

3.2.3 Code de l'iris

Une fois que la région segmentée de l'iris est normalisée, on peut extraire les informations de texture de cette zone. Dans notre travail, nous avons utilisé deux transformées en ondelettes pour l'extraction des caractéristiques : l'une est basée sur les filtres de Haar et l'autre sur les filtres de Gabor 1D.

3.2.3.1 Décomposition en ondelettes de Haar

Les ondelettes peuvent être utilisées pour analyser les données dans la région de l'iris en mode multi-résolution. Les ondelettes ont l'avantage sur la transformée de Fourier traditionnelle par le fait d'aussi bien localiser les données en fréquence qu'en temps/espace, ce qui permet de faire correspondre les caractéristiques qui se produisent à la même position et la même résolution. Dans notre travail, l'ondelette de *Haar* est appliquée à l'image normalisée de taille 64×512 (Casia Database) à trois niveaux pour l'extraction de caractéristiques. La transformée en ondelettes a été appliquée à l'image, il en résulte quatre sous-régions LL, HL, LH et HH. La plus grande partie de l'énergie est contenue dans LL (basse fréquence) [Narote et al., 2009].

Cette région LL (sous-image) est fournie en tant qu'image à traiter de sorte que, nous pouvons à nouveau appliquer la transformée en ondelettes à la région concernée.

La transformée en ondelettes HAAR est répétée afin de réduire les tailles d'informations comme indiqué sur la Figure 3.19. De cette manière, les valeurs de caractéristique de la région réduite supplémentaire telles que LL3 sont obtenues (Patil et Patilkulkarani, 2009). Dans ce travail, la région LL3 pour chaque l'image de l'iris est obtenue en appliquant la transformée en ondelettes trois fois. LL3 est considérée comme une région caractéristique majeure. Les valeurs de la région LL3 sont utilisées comme composantes du vecteur caractéristique d'entrée du classifieur. A ce moment, la région LL3 contient les informations : $8 \times 64 = 512$ caractéristiques.

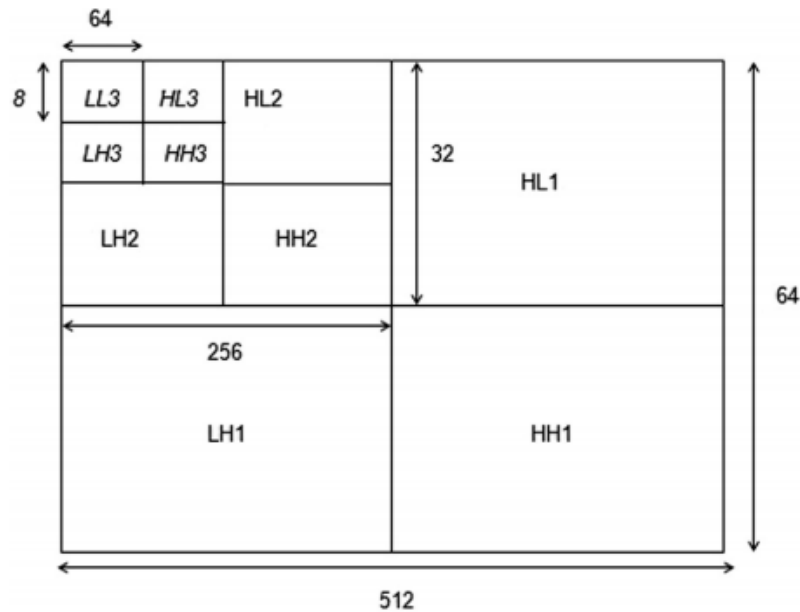


Fig 3.19 – Décomposition en ondelettes de Haar en trois niveaux

3.2.3.2 Filtrage de Log-Gabor

Le filtre de Gabor qui est généralement utilisé fournit un bon compromis entre le domaine spatial et fréquentiel. Puisque qu'il n'y a qu'une seule ondelette utilisée, cette propriété de Gabor joue un rôle important. En consultant les diverses études disponibles sur le processus de codage, on rencontre un désavantage lié au choix de l'ondelette que présente la partie réelle du filtre introduit une composante continue puisque la valeur à la fréquence zéro de la transformée de Fourier du filtre de Gabor n'est pas nulle. Cette composante continue est déterminée par l'illumination et n'apporte que l'information des conditions de prise des photos. Puisque dans le traitement de l'iris, nous nous intéressons seulement aux transitions des valeurs des pixels, cette composante doit être éliminée. Solution proposée dans la littérature [Masek et al., 2003] pour éliminer le problème exposé.

Il s'agit d'un filtre de Gabor dont l'échelle de fréquence est logarithmique. Il possède donc la réponse fréquentielle suivante :

$$G(f) = \exp\left(\frac{-(\log(f/f_0))^2}{2(\log(\sigma/f_0))^2}\right) \quad (3.25)$$

f_0 est la fréquence centrale et σ la largeur de bande du filtre. Les choix de f_0 et σ dépendent du problème (qualité et propriétés des images de la base de données) et des applications du système.

4 Etape de fusion et de sélection

4.1 La fusion

Grâce à l'unification biométrique avant la mise en correspondance, nous pouvons obtenir des résultats plus détaillés au niveau des caractéristiques. En comparaison avec la fusion au niveau du score, la fusion au niveau des caractéristiques a un temps de réponse plus rapide. Son inconvénient principal se résume en la dimension importante du vecteur descripteur (augmentation de la dimensionnalité) [Giraud, 2014].

4.1.1 Normalisation des vecteurs de caractéristiques

Il y a nécessité de normaliser les vecteurs de caractéristiques à cause de la variabilité et l'hétérogénéité des caractéristiques extraites séparément de chaque modalité. Plusieurs techniques utilisant (Z-Score, Min-Max, etc...) peuvent normaliser un vecteur de caractéristiques [Aksoy and Haralick, 2001].

La normalisation d'un vecteur $X = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_n]$ entre 0 et 1, est obtenue par la relation :

$$X' = \frac{x_i - \text{Min}(X)}{\text{Max}(X) - \text{Min}(X)} \quad (3.26)$$

4.1.2 Fusion des vecteurs des caractéristiques

Le vecteur final est obtenu par simple concaténation des vecteurs caractéristiques normalisés (Voir Eq. 3.27), telle que $E_I = [e_1, e_2, e_3, \dots, e_n]$ le vecteur normalisé pour le premier descripteur et $I_I = [i_1, i_2, i_3, \dots, i_n]$ pour le deuxième descripteur. Ainsi, on peut représenter le vecteur fusionné comme [Gunatilaka and Baertlein, 2001a] :

$$Fused_{vector} = [e_1, e_2, e_3, \dots, e_n, i_1, i_2, i_3, \dots, i_n] \quad (3.27)$$

4.2 Sélection des caractéristiques :

Supposons qu'un jeu de données soit décrit par la matrice X de taille $(n \times D)$ où n est le nombre de vecteurs x_i de dimension D . Ce jeu de données possède une dimension propre (ou intrinsèque) d , où $d < D$ voire $d \ll D$. En termes mathématiques, la dimension intrinsèque signifie que le jeu de données repose sur une variété de dimension d , contenu dans un espace de plus grande dimension D . Une technique de réduction de dimension transforme le jeu de données X en un nouvel ensemble Y de dimension d , en gardant autant que possible l'essentiel de l'information de l'ensemble de départ. Généralement, ni la géométrie de la variété, ni la dimension d sont connus [Fodor, 2002].

En se référant à la littérature, nous avons choisi d'utiliser d'utiliser les deux méthodes de réduction de dimension, l'Analyse en Composantes Principales (ACP) qui est l'une des méthodes les plus utilisées dans le domaine de reconnaissance ainsi que Max-relevance, Min-Redundancy (mRMR) que nous introduisons pour la première fois dans la reconnaissance bimodale [Attallah et al., 2017c].

4.2.1 L'analyse en composantes principales ACP

L'Analyse en Composantes principales (ACP) fait partie du groupe de méthodes descriptives multidimensionnelles appelées méthodes factorielles [Abdi and Williams, 2010].

l'ACP est une technique qui permet de trouver des espaces de dimensions plus petites dans lesquels il est possible d'observer au mieux les individus. Sa démarche essentielle consiste à transformer les variables quantitatives initiales, plus ou moins corrélées entre elles, en variables quantitatives, non corrélées, combinaisons linéaires des variables initiales et appelées composantes principales. Les composantes principales sont donc de nouvelles variables indépendantes, combinaisons linéaires des variables initiales, possédant une variance maximale [Chouaib, 2011].

Globalement l'ACP consiste à rechercher la direction suivant laquelle le nuage de points des observations s'étire au maximum. A cette direction correspond la première composante principale. La seconde composante principale est déterminée de telle sorte qu'elle soit la plus indépendante possible de la première ; elle est donc perpendiculaire à celle-ci [Jolliffe, 1986].

Ces deux composantes forment le premier plan principal. Cette opération est répétée de manière à trouver toutes les composantes principales permettant de maximiser la variance.

4.2.2 Max-relevance, Min-Redundancy (mRMR)

"Max-relevance, Min-Redundancy" (mRMR) est une méthode de filtrage pour la sélection de caractéristiques proposée par Peng et al. en 2005 ([Peng et al., 2005]).

Cette méthode est basée sur des mesures statistiques classiques comme l'information mutuelle, la corrélation etc...

L'idée de base est de profiter de ces mesures pour essayer de minimiser la redondance (**mR**) entre les caractéristiques et de maximiser la pertinence (**MR**). Les auteurs proposent deux variantes de leur méthode. Une pour des données discrètes et l'autre pour des données continues.

$$Redondance(i) = \frac{1}{|F|^2} \sum_{i,j \in F} I(i,j), Pertinence(i) = \frac{1}{|F|^2} \sum_{i,j \in F} I(i,Y) \quad (3.28)$$

Pour les données discrètes, les auteurs utilisent l'information mutuelle pour calculer les deux facteurs **mR** et **MR**. Le calcul de la redondance et de la pertinence d'une caractéristique est donné par l'équation 3.29 et 3.28 où F et $|F|$ représentent, respectivement, l'ensemble des caractéristiques et sa taille. $I(i,j)$ est l'information mutuelle entre la i^{eme} et la j^{eme} caractéristique et finalement $I(i,Y)$ est l'information mutuelle entre la i^{eme} caractéristique et l'ensemble des étiquettes de classes (Y). Le score d'une caractéristique est la combinaison de ces deux facteurs tel que [Chouaib, 2011] :

$$Score(i) = \frac{Pertinence(i)}{Redondance(i)} \quad \text{ou} \quad Score(i) = Pertinence(i) - Redondance(i) \quad (3.29)$$

Pour les données continues, les auteurs ont remplacé l'information mutuelle par d'autres mesures. Pour la redondance ils ont utilisé la mesure de corrélation, par contre, la mesure F-statistique est utilisée pour calculer la pertinence [Chouaib, 2011]

Après cette évaluation individuelle des caractéristiques, une technique de recherche séquentielle basée sur un classifieur, est utilisée pour sélectionner le sous-ensemble final de caractéristiques. En d'autres termes, un classificateur est utilisé pour évaluer les sous-ensembles en commençant par la caractéristique qui a le meilleur score, puis les deux meilleures, etc., jusqu'à trouver le sous-ensemble qui minimise l'erreur de classification [El Akadi, 2012].

5 Etape de reconnaissance et de décision

5.1 K-plus proche voisin (KNN)

L'algorithme KNN figure parmi les plus simples algorithmes d'apprentissage artificiel. Dans un contexte de classification d'une nouvelle observation x , l'idée fondatrice simple est de faire voter les plus proches voisins de cette observation. La classe de x

est déterminée en fonction de la classe majoritaire parmi les k plus proches voisins de l'observation x .

La méthode KNN est donc une méthode à base de voisinage, non-paramétrique ; Ceci signifiant que l'algorithme permet de faire une classification sans faire d'hypothèse sur la fonction $y = f(x_1, x_2, \dots, x_p)$ qui relie la variable dépendante aux variables indépendantes [Norouzi et al., 2012].

5.1.1 Algorithme 1-NN

La méthode du plus proche voisin est une méthode non paramétrique où une nouvelle observation est classée dans la classe d'appartenance de l'observation de l'échantillon d'apprentissage qui lui est la plus proche, au regard des covariables utilisées. La détermination de leur similarité est basée sur des mesures de distance.

Formellement, soit L l'ensemble de données à disposition ou échantillon d'apprentissage :

$$L = \{(y_i, x_i), i = 1, \dots, n_L\} \quad (3.30)$$

où $y_i \in 1, \dots, c$ dénote la classe de l'individu i , et le vecteur $x'_i = (x_1, \dots, x_p)$ représentent les variables prédictives de l'individu i . La détermination du plus proche voisin est basée sur une fonction distance arbitraire $d(\cdot, \cdot)$.

Parmi les fonctions distance types, la distance de hamming et la distance euclidienne.

5.1.2 Algorithme K-NN

Une première extension de cette idée, qui est largement et communément utilisée en pratique, est la méthode des k plus proches voisins. La plus proche observation n'est plus la seule observation utilisée pour la classification. Nous utilisons désormais les k plus proches observations. Ainsi la décision est en faveur de la classe majoritairement représentée par les k voisins. Soit k_r le nombre d'observations issues du groupe des plus proches voisins appartenant à la classe r [Zhang and Zhou, 2007] :

$$\sum_{r=1}^c k_r = k \quad (3.31)$$

Ainsi une nouvelle observation est prédite dans la classe l avec :

$$l = \max_r(k_r) \quad (3.32)$$

Ceci évite que la classe prédite ne soit déterminée seulement à partir d'une seule

observation. Le degré de localité de cette technique est déterminé par le paramètre k : pour $k = 1$, on utilise la méthode du seul plus proche voisin comme technique locale maximale, pour $k \rightarrow n_l$, on utilise la classe majoritaire sur l'ensemble intégral des observations (ceci impliquant une prédiction constante pour chaque nouvelle observation à classifier) [Zhang and Zhou, 2007].

5.2 Extreme Learning Machine (ELM)

Le choix du classifieur est très important, parce qu'il constitue l'élément de décision finale dans le système de reconnaissance de formes. L'efficacité du classifieur reste aussi subordonnée à plusieurs autres facteurs à savoir : le choix et la taille de la base d'apprentissage et la méthode d'extraction des caractéristiques. La machine à apprentissage extrême (ELM : *Extreme Learning Machine*) est un classifieur multi-classe introduit récemment pour la reconnaissance des formes. Le système d'action de reconnaissance incorpore ce classifieur qui est une version des réseaux de neurones [Huang et al., 2006][Youssef et al., 2016].

Comparativement à d'autres classifieur, l'ELM fournit des performances significatives, telles que la rapidité de l'apprentissage et la précision de reconnaissance. L'ELM est une technique d'apprentissage automatique qui fait référence à un type de réseaux de neurones, sa spécificité est de n'avoir qu'une seule couche de nœuds cachés. Les nœuds cachés dans l'ELM sont initialisés de manière aléatoire et ne doivent pas être réglés de manière itérative (les poids des entrées de connexion de nœuds cachés sont répartis au hasard et jamais mis à jour). En fait, ces nœuds restent fixes après l'initialisation. De cette manière, seuls les paramètres de poids d'entrée doivent être appris.

Lorsque l'échantillon d'apprentissage A est donnée par (x_j, y_j) , $j = [1, \dots, q]$ dans lequel $x_j \in R^N$ et $y_j \in R^M$, la fonction de sortie du modèle ELM avec L neurones cachés peut s'exprimer comme suit :

$$f_i(x) = \sum_{i=1}^L g_i \omega_i(x) = \Omega(\mathbf{x})G, \quad (3.33)$$

où $G = [g_1, \dots, g_L]$ est le vecteur de poids de sortie reliant les nœuds cachés L aux nœuds de sortie $m > 1$, et $\Omega(\mathbf{x}) = [\omega_1(x), \dots, \omega_L(x)]$ est une fonction d'activation non linéaire [Huang et al., 2006] [Youssef et al., 2016]. Le système $\Omega(\mathbf{x})$ peut être écrit sous une forme explicite présentée comme suit :

$$\Omega_i(x) = \beta(\tau_i \cdot x + \epsilon_i), \quad \tau_i \in R^d, \epsilon_i \in R, \quad (3.34)$$

où B est une fonction d'activation avec des paramètres de couche caché (τ, ϵ) . La deuxième étape du processus d'apprentissage dans l'ELM, consiste à minimiser les erreurs entre les données d'entraînement et les poids de sortie en utilisant la norme des moindres carrées décrite ci-dessous :

$$\min \|\Omega G - H\|^2, G \in R^{N \times M}, \quad (3.35)$$

où Ω définit le système de la couche de neurones cachés donné comme suit :

$$\Omega = \begin{bmatrix} \beta(\tau_1 \cdot x_1 + \epsilon_1) & \dots & \beta(\tau_L \cdot x_1 + \epsilon_L) \\ \vdots & \dots & \vdots \\ \beta(\tau_1 \cdot x_N + \epsilon_1) & \dots & \beta(\tau_L \cdot x_N + \epsilon_L) \end{bmatrix} \quad (3.36)$$

et H est la matrice des données d'entraînement (matrice d'apprentissage) décrite comme suit :

$$H = \begin{bmatrix} h_1^T \\ \vdots \\ h_N^T \end{bmatrix}. \quad (3.37)$$

La solution optimale pour minimiser l'erreur d'apprentissage de la relation 3.35 suppose pratiquement que le nombre de neurones cachés L est inférieur à celui de l'ensemble d'apprentissage (c'est-à-dire $L < Q$). Par conséquent, en utilisant l'inverse généralisé de la matrice de Moore-Penrose [Huang et al., 2006], la solution optimale de l'équation 3.35 est décrite comme suit :

$$G^* = \Omega^* H, \quad (3.38)$$

où Ω^* est l'inverse de Ω

6 Conclusion

L'analyse précédente, portant sur le système proposé, a permis de concevoir un nouveau descripteur pour pouvoir extraire les vecteurs des caractéristiques discrimi-

nantes à partir des images palmaires.

L'utilisation des deux types de transformées pour la réduction de dimension des caractéristiques nous a permis de réduire la taille des deux vecteurs fusionnés.

Nous considérons que l'étape d'acquisition est déjà établie et les données sont désormais disponibles. Elles peuvent être acquises par tout type de capteurs 3D (scanner 3D, Kinect, caméra stéréoscopique, etc.). Ceci n'influence pas le mode de fonctionnement de notre approche de reconnaissance puisqu'aucune hypothèse n'est faite sur la qualité des données. Dans la chapitre suivant, nous présentons la procédure expérimentale suivie afin d'évaluer les différentes contributions proposées dans le cadre de cette thèse.

TESTS EXPÉRIMENTAUX ET ÉVALUATION DES SYSTÈMES BIOMÉTRIQUES PROPOSÉS

Ce chapitre est consacré à la description des différentes bases de données utilisées, et les tests mis en œuvre concernant les systèmes mono et bi-modaux. Les résultats obtenus sont confrontés avec ceux d'autres méthodes récentes.

Contents

1	Introduction	71
2	Constitution de notre Base Biométrique Bimodale (BBB)	71
3	Outils de travail	71
3.1	Environnement matériel	72
3.2	Outils logiciels	72
3.3	Les Critères d'évaluation de notre système	72
4	Bases de données utilisées	72
5	Les tests sur les systèmes mono-modaux "Empreinte palmaire"	74
5.1	Caractéristiques statistiques – balayage en spirale (CSS)	74
5.2	Tests liés au Filtre de Gabor [Attallah et al., 2015]	74
5.3	Résultats liés au descripteur BSIF (Binarized Statistical Image Features)	75
5.4	Résultats liés au descripteur MLBP (Multi-scale Local binary pattern)	76
5.5	Résultats liés au descripteur LPQ (Local Phase Quantization)	76
5.6	Fusion des méthodes d'extraction de caractéristiques locales	77
5.7	Sélection des caractéristiques à partir de plusieurs descripteurs	78
5.8	Descripteur (HOG+BSIF) [Attallah et al., 2017b]	79
6	Les tests sur les systèmes mono-modaux "Iris"	82
7	Tests sur le système bi-modale (Empreinte palmaire+Iris)	83
7.1	La première approche [Attallah et al., 2017a]	83
7.2	La deuxième approche [Attallah et al., 2017d]	84
8	Conclusion	86

1 Introduction

Dans notre système biométrique multimodal, les deux processus de reconnaissance d’empreinte palmaire et de l’iris ne se chevauchent que dans l’étape de fusion des primitives de ces deux modalités. Dans les étapes pré-fusion, le processus de la reconnaissance d’iris ne dépend pas de celui de la reconnaissance d’empreinte palmaire. Ce n’est qu’après la combinaison des primitives, que nous passons à la fusion des données et la prise de décision.

Dans le cadre de l’identification, nous utilisons une base de référence contenant les données d’un ensemble de personnes représentées par deux modalités. Pour ces deux modalités, nous stockons un nombre limité de prototypes pour chaque modalité/personne. Pour chaque prototype, nous stockons son gabarit (des distributions de possibilités de toutes les primitives) dans la base de référence utilisée par notre méthode de comparaison et de prise de décision. Pour chaque personne à tester, nous effectuons la comparaison avec tous les gabarits de la base de référence pour générer une décision d’appartenance de cette personne à la base de référence. Donc la décision de l’identification de la personne ne sera générée qu’après le parcours de la base de référence et la sélection de la personne la plus proche pour qu’elle soit identifiée comme étant celle en question. Puis nous comparons le score de vraisemblance à un seuil, s’il vérifie notre critère (supérieur ou égal au seuil) la personne candidate est reconnue comme légitime sinon il s’agit d’un imposteur.

2 Constitution de notre Base Biométrique Bimodale (BBB)

Rappelons que l’objectif principal de notre SBB est d’identifier une telle personne en se basant sur son empreinte palmaire et son iris. Donc pour pouvoir identifier une personne nous devons capturer ses deux modalités biométriques qui seront comparées à des couples de la base de référence de notre SBB. De ce fait, nous présentons notre base de référence (test) utilisée pour évaluer notre SBB. Cette base est le résultat de la combinaison de deux bases biométriques monomodales : la base PolyU d’empreintes palmaires et la base Casia d’iris. Ces deux bases ayant été construites avec des populations différentes, nous avons construit notre base de référence en associant de façon aléatoire, un individu de la base PolyU à un individu de la base CaSIA et de ce fait les couples formés procurent les couples de modalités (paume de la main, iris).

3 Outils de travail

Dans cette partie, nous avons mobilisé un certain nombre d’outils pour mener à bien ce travail.

3.1 Environnement matériel

Un ordinateur HP-COMPAQ est mis à notre disposition avec les caractéristiques suivantes :

- Processeur** : Intel® core(TM) i3-3470 CPU @ 3.20Ghz.
- RAM** : 8.00 Go de RAM.
- Disque Dur** : 500 Go.
- OS** : Microsoft Windows 7 64 bits.

3.2 Outils logiciels

Pour établir notre système, nous avons utilisé le logiciel Matlab 8.3 (R2016a) et son environnement interactif. C'est un langage de haut niveau qui permet l'exécution de plusieurs tâches, avec une grande puissance de calcul dont la mise en œuvre sera bien plus simple et rapide comparé à d'autres langages de programmation traditionnels, tels que le C, C++. Ce logiciel dispose de plusieurs boîtes à outils en particulier celle du traitement d'images « Image Processing Tool Box » qui propose un ensemble d'algorithmes et d'outils graphiques de référence pour le traitement, l'analyse, la visualisation et le développement d'algorithmes de traitement d'images.

3.3 Les Critères d'évaluation de notre système

- TFR(FRR)** : Taux de faux rejets, c'est l'action effectuée par le lecteur biométrique de rejeter un utilisateur qui doit être normalement accepté.
- TFA(FAR)** : Taux de fausses acceptations, c'est l'action effectuée par le lecteur biométrique d'accepter un utilisateur qui n'est normalement pas autorisé.
- TEE(EER)** : Taux d'égale erreur, Ce taux est calculé à partir des deux premiers critères et constitue un point de mesure de performance courant. Ce point correspond à l'endroit où $TFR = TFA$, c'est-à-dire le meilleur compromis entre les faux rejets et les fausses acceptations.
- TV** : Taux de vérification ($TV = 100 - TFR - TFA$),

4 Bases de données utilisées

- La base de données PolyU** : contient 7.752 images palmaires rassemblées de 386 paumes de 193 personnes. Parmi elles, 131 personnes sont de sexe masculin et le reste sont de sexe féminin. Les images palmaires ont été rassemblées en deux sessions séparées par un intervalle moyen d'environ deux mois. Durant chaque session, 10 images de l'empreinte palmaire ont été saisies pour chaque paume. Il y a 386 classes de paume dans la base de données PolyU, contenant environ 20 images palmaires des deux mains de chaque personne. Les images de la base de données PolyU ont été saisies avec une taille de $(128 * 128)$ pixels [Zhang et al., 2003].

- **La base de données IITD** : se compose de 2.300 images palmaires de 460 paumes différentes de 230 personnes. 5 images des deux paumes ont été capturées pour chaque individu. La taille finale des images est de (150×150) pixels dans la base de données IITD [Kumar, 2008].
- **La base de données multispectrale** : inclut quatre bases de données spectrales indépendantes de l'image palmaire. Chaque base de données spectrales a été rassemblée de 250 volontaires comprenant 195 de sexe masculin et 55 de sexe féminin. Chacun des volontaires a été invité à fournir 12 images des deux paumes de la main pour les illuminations rouges, vertes, bleues et proche-infrarouges (NIR). En conséquence, chaque base de données spectrale se compose de 6000 images de 500 paumes. Toutes les images palmaire dans la base de données multispectrales ont été stockées sous forme d'images de taille de (128×128) [Zhang et al., 2010].
- **La base de données d'iris** : La base CASIA-IrisV3 comprend trois sous-ensembles, étiquetés : CASIA-IrisV3-Interval, CASIA-IrisV3-Lamp et CASIA-IrisV3-Twins. Les images de CASIA-IrisV3-intervalles ont été acquises, sous un environnement fermé, en deux sessions de capture avec un intervalle d'au moins un mois entre la première et la deuxième session. 2639 images provenant de 249 personnes ont été recueillies sous un éclairage proche de l'infrarouge à l'aide d'un capteur spécial correspondant à une région d'acquisition de taille 80×70 . Pour chaque personne, un seul œil ou les deux yeux sont considérés. 395 classes d'iris sont finalement obtenues. Ces images en niveaux de gris sont enregistrées sous un format *JPEG* avec une dimension de 320×280 pixels. Les deux autres sous-ensembles de CASIA-IrisV3 contiennent des images de l'iris recueillies dans diverses conditions d'illumination et à partir d'iris de jumeaux. Cependant dans notre travail seul CASIA-IrisV3-Intervalles est utilisée pour évaluer le système de reconnaissance d'iris [Ma et al., 2003] [Tan and Ma, 2004]. Les images de la base présentent une bonne résolution avec un bon degré de détails de la texture de l'iris .
- **La base biométrique multimodale créée** : Comme expliqué ci-dessus, pour créer une base biométrique multimodale, nous avons combiné deux bases biométriques monomodales : la base d'empreintes palmaires et la base d'iris. Donc, chaque couple de modalités biométriques : l'iris et l'empreinte palmaire, identifie une personne. Nous obtenons maintenant, un ensemble de personne de référence pouvant constituer notre BBM. En effet, chaque personne qui veut s'identifier via notre système doit nous fournir les images de ses deux modalités biométriques qui seront soumises aux différentes étapes de notre processus d'identification. A la fin de ce processus, notre système génère une décision finale : personne rejetée (non reconnue) ou personne acceptée (reconnue).

5 Les tests sur les systèmes mono-modaux "Empreinte palmaire"

5.1 Caractéristiques statistiques – balayage en spirale (CSS)

Dans cette partie, nous utilisons la méthode proposée (CSS), nous remarquons aussi que les quatre descripteurs (moyenne, variance, Kurtosis, skewness) donnent à peu près les mêmes résultats.

- Kurtosis est le moins bon descripteur (voir Tableau 4.1).
- La fusion des descripteurs améliore l'authentification des empreintes palmaires. La performance de la fusion des quatre paramètres statistiques avec TEE= 5.44 % dans l'ensemble d'évaluation et TV = 94.16 %

Tableau 4.1 – Les meilleurs taux de reconnaissance (CSS) en (%)

Les critères Le descripteur	PolyU database				IITD			
	TEE	TFR	TFA	TV	TEE	TFR	TFA	TV
Mean	3.18	3.52	3.8	92.68	5.18	5.24	5	89.76
Var	3.36	3.58	3.8	92.35	10.21	12.34	8.20	79.46
Skewness	2.96	4.61	3.45	91.94	5.16	6.33	4.4	89.27
Kurtosis	4.76	9.88	13.44	76.68	11.59	15.28	10.6	74.20
Fusion	5.44	3.24	2.60	94.16	3.24	3.87	3.60	92.52

5.2 Tests liés au Filtre de Gabor [Attallah et al., 2015]

La famille des filtres de Gabor est caractérisée par un certain nombre de résolutions ou fréquences et orientations. Dans ce travail, nous avons concaténé pour chaque résolution les 8 directions dans un vecteur. Les filtres de Gabor ont une forme complexe qui peut être exploitée. Il est important d'utiliser les informations fournies par la partie réelle et la partie imaginaire des coefficients de Gabor.

Dans notre travail [Attallah et al., 2015], nous avons utilisé la distance de Hamming comme classifieur pour tester la similarité entre les vecteurs de caractéristiques

Le système est testé sur les deux bases de données (PolyU et IITD). Les deux tiers (2/3) des images pour chaque base ont été utilisées pour l'apprentissage et le reste (1/3) ont été utilisés pour les tests.

Le tableau 4.2 montre que le filtre de taille 9×9 donne de moins bons résultats par rapport aux filtres 17×17 et 35×35 . Il montre également que la phase filtrée permet d'avoir de meilleures performances par rapport à l'utilisation de l'amplitude. Nous

utilisons, par conséquent, dans ce qui suit, les réponses de phases filtrées des filtres de Gabor.

Le tableau 4.2 donne les taux d'erreur dans l'ensemble d'évaluation et de test en utilisant les ondelettes de Gabor pour chaque direction. Les meilleurs résultats sont obtenus avec la fusion des direction, c'est-à-dire $TV = 95.89\%$ pour la base PolyU et 95.08% pour la base IITD.

Tableau 4.2 – Les taux de vérification avec le filtre de Gabor en (%)

Taille du filtre θ	PolyU database			IITD		
	9*9	17*17	35*35	9*9	17*17	35*35
-45°	89.05	95.79	93.62	70.03	88.47	71.29
0°	87.25	97.51	95.30	82.25	94.80	85.61
45°	85.74	98.46	94.61	80.08	96.19	84.76
90°	73.14	95.05	88.33	67.23	87.11	71.09
Fusion	88.47	94.89	95.89	84.23	95.08	88.49

5.3 Résultats liés au descripteur BSIF (Binarized Statistical Image Features)

Toujours dans le but d'améliorer les performances de la méthode d'authentification d'empreinte palmaire, nous proposons d'utiliser une technique statistique BSIF pour évaluer la capacité de ces méthodes statistiques pour l'analyse des structures spécifiques aux empreintes palmaires. L'application de la méthode BSIF aux deux bases de données nous donnent les résultats illustrés dans la Fig. 4.1 .

Nous notons que la taille du filtre 17×17 donne le meilleur résultat pour les données PolyU, et IITD. La meilleure performance obtenue par la fusion de quatre tailles de filtres et pour le nombre de bits égal à 11 avec $TV = 95.48\%$.

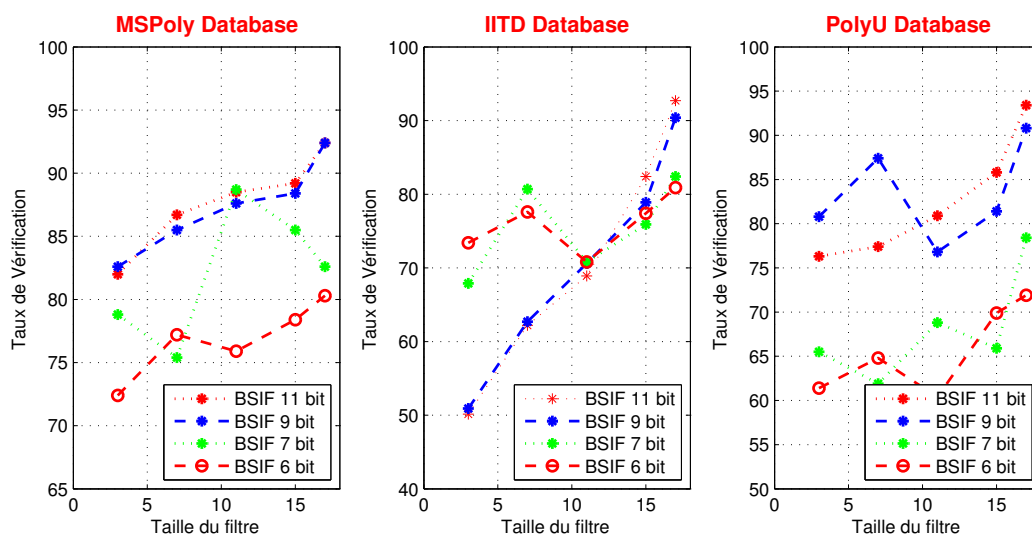


Fig 4.1 – Les taux de vérification (BSIF) en (%)

5.4 Résultats liés au descripteur MLBP (Multi-scale Local binary pattern)

Pour cette partie, nous utilisons la méthode locale LBP.

Les tableaux 4.3 montrent le taux d'erreur dans l'ensemble d'évaluation et de test de cette méthode d'extraction de caractéristiques pour les bases de données PolyU et IITD. Le nombre de points voisins (P) varie de 8 à 24 points et la valeur du rayon (R) varie de un à quatre pixels. Dans le tableau 4.3, la méthode LBP pour l'information 3D donne plus de performances que l'information 2D pour les quatre valeurs du rayon (R).

La fusion des quatre valeurs du rayon (MLBP) améliore les performances avec un EER = 1,95 % dans l'ensemble d'évaluation et TV = 93.94 % dans l'ensemble de test sur la base de données PolyU, ce qui n'est pas le cas de la base de données IITD. La meilleure performance est obtenue dans le cas (P, R) = (24,3) avec et TEE = 3.09% et TV= 91,84 %. Ceci peut être expliqué par la nature des bases de données, la variation de l'acquisition etc. . .

Nous constatons que les performances d'authentification d'empreinte palmaire s'améliorent avec l'augmentation du nombre de pixels du voisinage et du rayon considéré quel que soit la base de données d'application.

Tableau 4.3 – Les meilleurs taux de reconnaissance (MLBP) en (%)

Les critères (P,R)	PolyU database				IITD			
	TEE	TFR	TFA	TV	TEE	TFR	TFA	TV
(8,1)	3.62	4.03	3.43	91.89	4.82	5.94	6.97	85.45
(16,2)	3.56	4.02	3	92.92	4.08	4.79	5.1	89.13
(24,3)	3.45	3.88	2.7	93.25	3.09	4.46	3.7	91.84
(24,4)	3.61	4.35	3.2	92.44	4.4	4.17	6.58	88.42
Fusion	1.95	1.89	4.17	93.94	4.62	4.98	4.40	91.42

5.5 Résultats liés au descripteur LPQ (Local Phase Quantization)

La quatrième méthode d'extraction de caractéristiques locales étudiées est la LPQ. Les expériences menées sur les deux bases de données nous donnent les résultats présentés dans le tableau 4.4 .

Tableau 4.4 – Les meilleurs taux de reconnaissance (LPQ) en (%)

Les critères <i>R</i>	PolyU database				IITD			
	TEE	TFR	TFA	TV	TEE	TFR	TFA	TV
1	19.04	18.92	16.2	64.87	32.20	35.19	32.96	31.85
2	11.15	10.86	7.6	81.54	10.43	15.09	16.29	68.61
3	8.38	7.44	6.6	85.96	9.96	13.55	10.37	76.07
4	6.62	6.52	6	87.48	8.33	7.58	9.25	83.16
5	4.82	5.02	5	89.97	9.59	11.28	7.77	80.93
6	4.77	4.16	4.4	91.44	7.3	9.06	6.66	84.27
7	4.35	3.65	4.2	92.14	6.22	5.48	4.07	90.44
8	3.63	2.37	4.8	92.82	7.03	6.83	5.55	87.60
4 :8	3.22	2.45	4.20	93.34	5.16	4.53	4.44	91.03

Au regard des résultats de ce tableau, on peut relever les remarques suivantes :

- Les résultats obtenus sur les deux bases de données montrent l'importance de la fusion des modalités de profondeur et d'intensité.
- LPQ donne de mauvais résultats pour *R* inférieur à 4.
- La meilleure performance est obtenue pour la fusion des quatre grands *R*.
- Les performances d'authentification d'empreinte palmaire sont assez proches pour les deux bases de données.
- Ces résultats sont encourageants mais demeurent insuffisants. Notons que les taux de reconnaissance obtenus sont stables d'une base de données à une autre.

5.6 Fusion des méthodes d'extraction de caractéristiques locales

Dans cette partie du travail nous tentons de faire la fusion des différents descripteurs et de les appliquer sur les deux bases de données.

Les simulations menées nous donnent les résultats présentés dans le tableau 4.5

Tableau 4.5 – Les meilleurs taux de reconnaissance (Fusion des descripteur) en (%)

Les critères <i>R</i>	PolyU database				IITD			
	TEE	TFR	TFA	TV	TEE	TFR	TFA	TV
1-LBP	1.95	1.89	4.17	93.94	3.09	4.46	3.7	91.84
2- BSIF	1.90	1.78	2.8	95.42	1.91	2.20	2.80	95
3- CSS	5.44	3.24	2.60	94.16	3.24	3.87	3.60	92.52
4-LPQ	3.22	2.45	4.20	93.34	5.16	4.53	4.44	91.03
1+3	1.93	1.87	2.60	95.53	1.97	1.05	2.20	96.75
2+3	1.00	0.88	2.80	96.32	1.91	1.08	2.60	96.32
3+4	2.98	1.94	3.11	95.22	2.98	1.96	2.86	95.18
1+2+3+4	1.34	0.62	2.60	96.78	1.47	0.93	3.40	95.67

Les résultats obtenus sur la base de données PolyU sont encourageants notamment dans le cas de la fusion des descripteurs LBP+CSS+BSIF+LPQ avec un TEE=1.34 % et un TV= 96.78 %. Notons aussi que le meilleur descripteur reste la BSIF+CSS avec un TEE=1.00% et un TV=96.32 %.

D'après les résultats obtenus dans le tableau 4.5, on peut dire que notre méthode proposée BSIF est en tête, suivie de la CSS puis de LBP . LPQ tient la dernière place dans la reconnaissance palmaire dans les deux bases de données.

Enfin retenons de tous ces résultats que :

- la Fusion des deux descripteurs soit (LBP+CSS) ou bien (BSIF+CSS) que nous proposons est meilleure que les autres descripteurs étudiés chacun utilisé seul.
- la fusion des trois descripteurs (CSS+BSIF+LPQ) donne de meilleurs résultats que ceux obtenus antérieurement.

5.7 Sélection des caractéristiques à partir de plusieurs descripteurs

Dans le cas de plusieurs descripteurs, il existe deux manières d'appliquer la méthode de sélection. La première consiste à mettre toutes les caractéristiques de tous les descripteurs ensemble et à appliquer la méthode de sélection sur l'ensemble global. La deuxième réalise une sélection sur chacun des descripteurs indépendamment des autres et le sous-ensemble final est représenté par la réunion des sous-ensembles sélectionnés pour chacun des descripteurs.

Dans notre travail, nous avons choisi la sélection sur l'ensemble global.

Tableau 4.6 – Résultat de la sélection (cas de plusieurs descripteurs) en (%)

Les critères <i>R</i>	PolyU database				IITD			
	TEE	TFR	TFA	TV	TEE	TFR	TFA	TV
LBP+CSS	1.93	1.87	2.60	95.53	1.97	1.05	2.20	96.75
BSIF+CSS	1.00	0.88	2.80	96.32	1.91	1.20	2.60	96.32
LBP+BSIF+CSS+LPQ	1.34	0.62	2.60	96.78	1.47	0.93	3.40	95.67
LBP+CSS+mRMR [Attallah et al., 2018b]	3.56	0.16	3.63	96.28	0.32	0.98	1.89	97.22
BSIF+CSS+PCA [Attallah et al., 2018a]	2.06	0.29	2.59	97.12	1.72	0.54	2.03	97.43
LBP+BSIF+CSS+LPQ+PCA	1.22	1.89	2.77	95.34	0.84	0.8	4.52	94.68

Les résultats de notre technique sont présentés ci-dessus dans le tableau 4.6. Sur ce tableau, nous pouvons constater que la sélection sur la fusion des deux descripteurs (LBP+CSS et BSIF+CSS) donne de meilleurs résultats par rapport à une sélection sur la fusion des quatre descripteurs (LBP+BSIF+CSS+LPQ).

5.8 Descripteur (HOG+BSIF) [Attallah et al., 2017b]

Dans le cadre de ce travail, deux techniques d'extraction de caractéristiques individuelles sont appliquées à une transformation discrète en ondelettes (DWT) d'une image palmaire et leurs sorties sont fusionnées.

Les deux techniques utilisées dans la fusion sont l'histogramme du gradient (HOG) et les caractéristiques statistiques de l'image binarisée (BSIF). Ils sont ensuite évalués à l'aide d'un classifieur de par machine d'apprentissage extrême (ELM) avant de sélectionner une caractéristique basée sur l'analyse en composantes principales (ACP).

- l'histogramme BSIF et les vecteurs de caractéristiques HOG ont été combinés pour former le dernier vecteur caractéristique. Pour obtenir les meilleurs résultats, des filtres BSIF de tailles et de bits différents ont été choisis.
- Nous avons considéré trois bases de données palmprint : la base de données multispectrale Palmprint de l'université polytechnique de Hong Kong, la base de données Palmprint IITD de l'université polytechnique de Delhi (PolyU).
- Le filtre 17×17 avec une longueur de 11 bits a été sélectionné en fonction de la précision expérimentale supérieure obtenue avec cette combinaison.
- Les performances du HOG fusionné à BSIF et appliqués à différentes bases de données sont présentées dans le tableau 4.7. Ce dernier montre que, par rapport à d'autres méthodes d'extraction de fonctionnalités [Fei et al., 2016d] [Fei et al., 2016b] [Sellami-Masmoudi and Djemal, 2008] [Bosch et al., 2007] [Junior et al., 2009] [Dalal and Triggs, 2005] [Gunatilaka and Baertlein, 2001b], la méthode expérimentée fournit une performance supérieure, avec un EER de 1.6 à 5.38.
- La méthode proposée a été comparée à plusieurs techniques basée sur l'orientation à la fine pointe de la technologie, notamment le code ordinal, le code de fusion, le RLOC, le palmcode, le BOCV et les méthodes de demi-orientation.
- Fig.4.3 montre les résultats obtenus pour les six bases de données palmprint. Il apparaît clairement que les performances de la méthode proposée sont supérieures à celles obtenus par d'autres méthodes basées sur l'orientation lorsqu'elle est appliquée aux bases de données PolyU et IITD . Des taux d'erreur plus faibles sont atteints, dans les deux cas. Occasionnellement, la méthode compétitive a surpassé la méthode proposée sur les bases de données multispectrales (c.-à-d. les bases de données avec éclairages rouge, bleu, vert et proche infrarouge)

Plusieurs images palmaires (entre deux et six pour chaque classe) ont été utilisées pour la phase d'entraînement afin d'évaluer la performance de la méthode proposée. Le reste des images a été utilisé pour la phase de test. Par contre, la base de données IITD ne contenait que cinq images palmaires pour chaque palme : (Ntrain était 4) , voir figure(4.3).

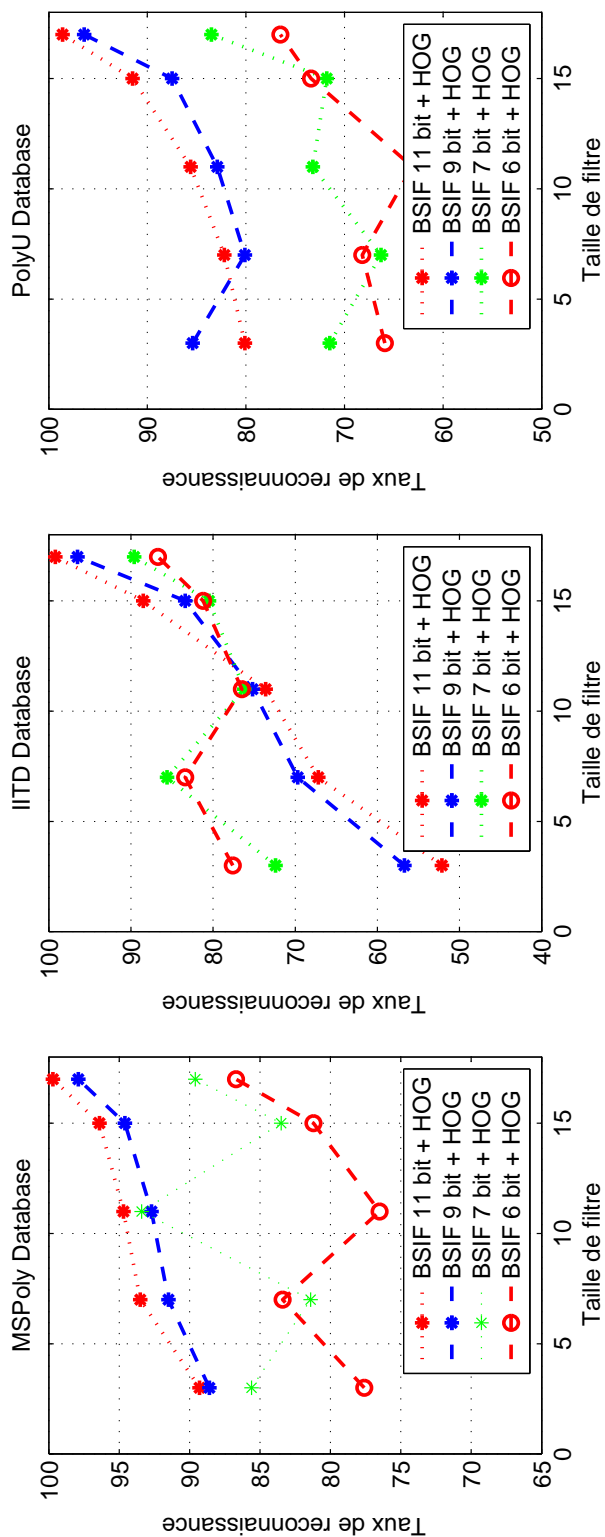


Fig 4.2 – Les taux de vérification (HOG+BSIF) [Attallah et al., 2017b].

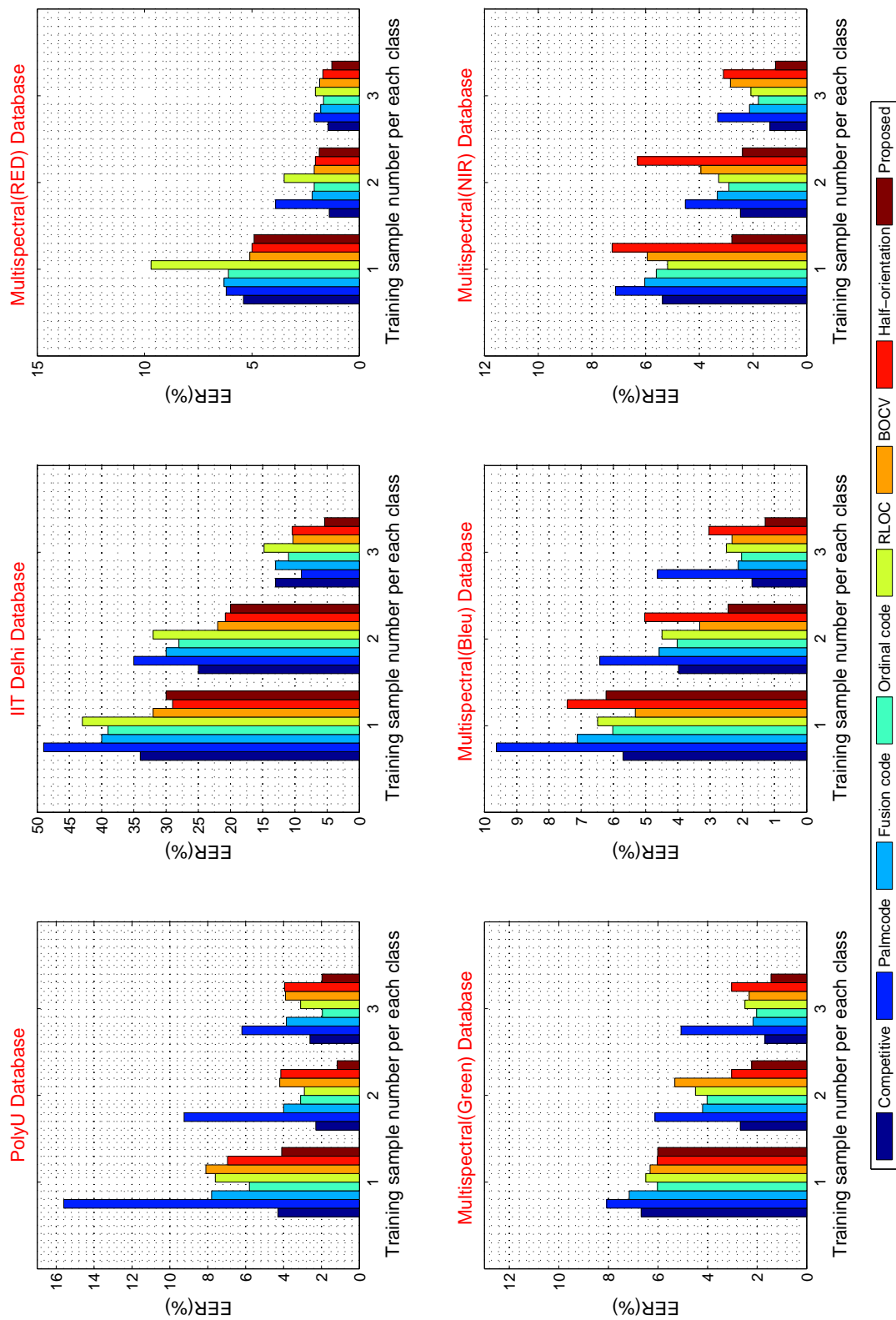


Fig 4.3 – Les taux d’erreur (HOG+BSIF) en (%) [Attallah et al., 2017b]

Tableau 4.7 – EERs des différentes méthodes [Attallah et al., 2017b] .

EERs	Comp. codes	Palm code	Fusion code	Ordinal code	RLOC	BOCV	Half orient.	Prop. Method
PolyU	2.61	9.31	8.99	2.72	3.60	4.69	2.04	1.97
IITD	6.96	9.33	8.78	7.44	8.26	7.08	6.33	5.38
Red	1.45	2.97	1.79	1.61	2.23	1.86	1.31	1.28
Green	1.68	5.07	2.16	2.02	2.49	3.23	1.44	1.18
Bleu	1.70	04.63	2.12	2.02	2.03	2.07	1.47	1.29
NIR	1.37	3.22	2.13	1.80	2.08	2.84	1.39	1.16

Le vecteur obtenu après l'étape de sélection a été utilisé suivant plusieurs dimensions pour évaluer le descripteur de fusion. La figure révèle de bons résultats avec la dimension (160) pour les deux bases PolyU et IITD par contre (120) pour le reste (voir fig.4.4).

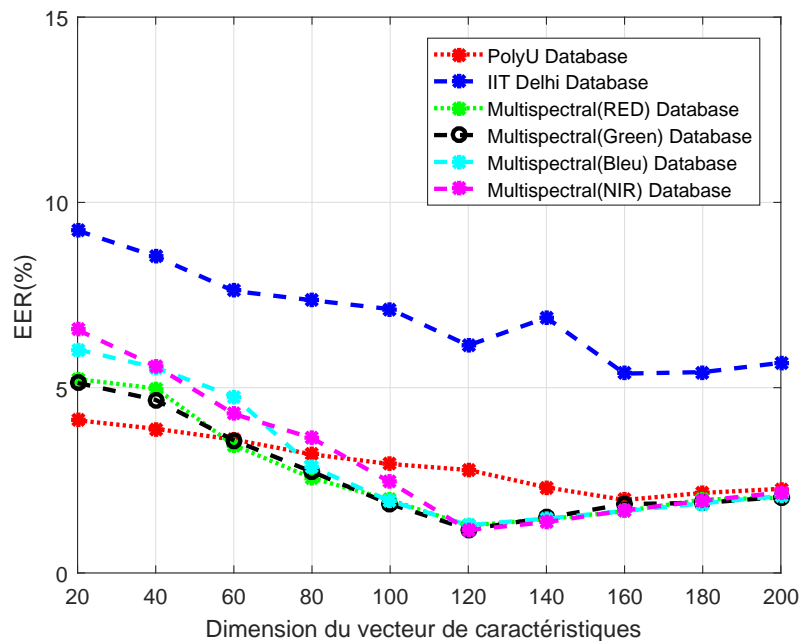


Fig 4.4 – Les taux d'erreur en fonction du nombre de caractéristiques (HOG+BSIF) en (%) [Attallah et al., 2017b]

6 Les tests sur les systèmes mono-modaux "Iris"

Dans ce travail 400 images (100 personnes) de CASIA ont été utilisées pour la formation et à des fins de test 300 images ont été utilisées. La précision de la reconnaissance a été comparée à celle des approches précédentes, [Masek et al., 2003], [Rai and Yadav, 2014], [Chen and Chu, 2009] et C [Patil and Kulkarni, 2009] et les résultats obtenus sont décrits dans le Tableau 4.8.

On peut voir que :

- lorsque les coefficients 1D Gabor sont utilisés comme caractéristiques des images d'iris le taux de vérification, le taux de fausses acceptations et le taux de faux rejets est obtenus sont respectivement 97,20%, 1,13% et 1,67%
- lorsque les coefficients d'ondelletes de HAAR sont utilisés comme caractéristiques des images d'iris le taux de vérification, le taux de fausses acceptations et le taux de faux rejets obtenus sont respectivement 96,97%, à 2,48% % et 1,45%.
- la combinaison des coefficients de Gabor 1D avec ceux de la transformée en ondelletes de Haar donne des taux de reconnaissance TV, FAR et FRR de l'ordre de 99,13%, 0,66% et 0,21% respectivement.

Tableau 4.8 – Les taux de reconnaissance (CASIA-IrisV3) en (%)

Les critères La méthode	CASIA-IrisV3		
	TFA	TFR	TV
[Masek et al., 2003]	0,005	0,238	99,75
[Rai and Yadav, 2014]	0	19,80	80,20
[Chen and Chu, 2009]	0,01	0,64	99,35
[Patil and Kulkarni, 2009]	0,09	0	99,91
1D Gabor	1,13	1,67	97,20
HAAR	2,48	1,45	96,97
Proposed(Gabor+HAAR)	0,66	0,21	99,13

- En se référant au tableau 4.8 qui permet un rapprochement comparatif de la méthode proposée avec d'autres, il apparait que notre méthode se rapproche de celles de [Masek et al., 2003] et [Patil and Kulkarni, 2009]. Elles demeurent, toutes les trois, les plus performantes, jusqu'à présent.

7 Tests sur le système bi-modale (Empreinte palmaire+Iris)

7.1 La première approche [Attallah et al., 2017a]

Dans ce travail une série de comparaisons avec les systèmes biométriques simples (iris et paume), la fusion de caractéristiques, et la sélection de mode est conduite pour démontrer l'efficacité du système suggéré. Ainsi, nous avons testé différents nombres de caractéristiques constituant le vecteur à fusionner.

Les courbes ROC (Receiver Operating Characteristic) facilitent l'évaluation des performances des systèmes biométriques. Elles sont basées sur le tracé de l'évolution de GAR (Genuine Acceptance Rate) en fonction de FAR (taux de fausses acceptations). GAR est exprimée comme $GAR = 1 - FRR$ (taux de FAUX rejets). Le seuil qui est associé à un GAR maximal qui est équivalent à un FAR minimal, doit être choisi à partir de la courbe de ROC.

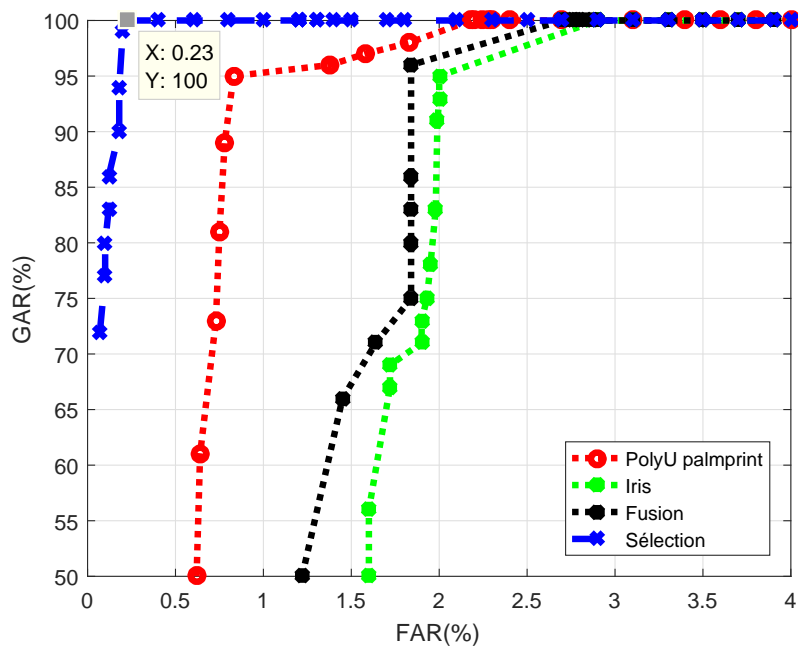


Fig 4.5 – ROCs associé à l'iris, PolyU palm-print, fusion et sélection des caractéristiques [Attallah et al., 2017a]

Les vecteurs de caractéristiques de chaque modalité (iris et palmprint) sont combinés pour former un seul vecteur de caractéristique qui passe par l'étape de sélection à base de la transformée mRMR. La Fig 4.5 montre que :

- Dans le cas de la caractéristique d'iris, le taux d'authentification individuel le plus élevé (GAR=100) est atteint pour un FAR=2,9, alors que dans le cas de la paume de PolyU, ce taux est réalisé pour un FAR=2,18. Ceci confirme que l'algorithme proposé est efficace pour les deux bases de données.
- Puisque pour un FAR juste proche de 2.5, est associé un GAR de l'ordre de 100 , les résultats obtenus par la fusion de caractéristiques de l'iris et de la paume-copie de PolyU sont plus fiables comparés à ceux obtenus indépendamment aux deux configurations.
- À un FAR=0,23, un GAR de 100 est obtenu avec la sélection de mode basée sur la transformée mRMR

7.2 La deuxième approche [Attallah et al., 2017d]

Les vecteurs de caractéristiques de chaque modalité (iris et palmprint) sont combinés pour former un seul vecteur de caractéristiques qui passe par l'étape de sélection à base de l'analyse en composantes principales PCA. La Fig 4.6 montre que :

- Dans le cas de la caractérisation par l'iris, le taux d'authentification individuel le plus élevé (GAR=100) est atteint à FAR=2.1, alors que dans le cas de la paume-

Tableau 4.9 – Performances du système (Gabor+Bsif+mRMR) [Attallah et al., 2017a]

Ref no	Méthode	Niveau de Fusion	Taille	EER
Proposed	Log Gabor+BSIF+ +mRMR	Feature fusion and Selection	200	0.23
Proposed	Log Gabor+BSIF+ +mRMR	Feature fusion and Selection	100	0.17
[Kadri et al., 2016]	Log Gabor	Score fusion	100	0.21
[Liu et al., 2012]	2D-DFT	Image Fusion	50	2.5
[Madane and Thepade, 2016]	Block Truncation Coding	Score Fusion	60	3.2
[Naderi et al., 2016]	2D Gabor filter	Score fusion, Rank fusion	173	5.3

copie de PolyU, ce taux est réalisé à FAR=1.15. Ceci confirme que l'algorithme proposé est efficace pour les deux bases de données.

- Puisqu'à un FAR de l'ordre de 1.28, est associé un GAR de 100, les résultats obtenus par la fusion de caractéristiques de l'iris et de la paume de PolyU sont plus fiables comparés à ceux obtenus indépendamment aux deux configurations.
- À un FAR=0,18, un GAR de 100 est obtenu avec la sélection du mode basée sur la transformée PCA.

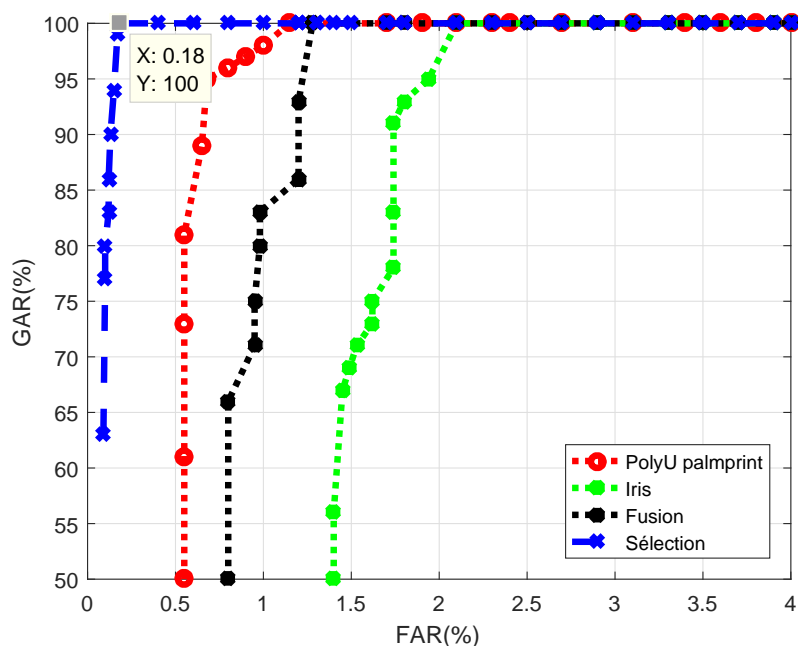


Fig 4.6 – ROCs associés à l'iris , PolyU palm-print, fusion et sélection des caractéristiques [Attallah et al., 2017d]

Tableau 4.10 – Performances du système (Gabor+LBP+PCA) [Attallah et al., 2017d]

Ref no	Méthode d'extraction	Niveau de Fusion	Taille	EER
Proposed	Log Gabor+LBP+ +PCA	Feature fusion and Selection	200	0.18
Proposed	Log Gabor+LBP+ +PCA	Feature fusion and Selection	100	0.13
[Attallah et al., 2017a]	Log Gabor+BSIF +PCA	Feature fusion	100	0.23
[Kadri et al., 2016]	Log Gabor	Score fusion	100	0.21
[Liu et al., 2012]	2D-DFT	Image Fusion	50	2.5
[Madane and Thepade, 2016]	Block Truncation Coding	Score Fusion	60	3.2
[Naderi et al., 2016]	2D Gabor filter	Score fusion, Rank fusion	173	5.3

La sélection des caractéristiques après une étape de fusion joue un rôle important dans la performance du système biométrique multimodal.

8 Conclusion

Ce chapitre a permis d'évaluer les résultats obtenus à travers la fusion des différents descripteurs pour l'authentification mono-modale (empreintes palmaire) ainsi que bi-modale (Iris+empreintes palmaire).

Pour l'extraction, nous avons fait appel à six approches locales, notamment (CSS, Gabor, LBP, LPQ, Fusion, HOG+ondelette, Gabor+BSIF+mRMR, Gabor+LBP+PCA).

Parmi ces méthodes, les CSS [Attallah et al., 2018b], HOG+ondelette [Attallah et al., 2017b], Gabor+BSIF [Attallah et al., 2017a] et Gabor+LBP [Attallah et al., 2017d] font partie des méthodes proposées dans le cadre de cette thèse.

En ce qui concerne la vérification mono-modale, parmi les descripteurs utilisés, il est à constater que seuls trois nous offrent des résultats satisfaisants, comparés aux descripteurs connus dans la littérature, notamment en termes des taux de vérification et d'erreur.

Pour ce qui est de l'authentification bi-modale, seuls les deux descripteurs proposés dans notre étude, en l'occurrence (BSIF+ GABOR+ mRMR) [Attallah et al., 2017a] et (LBP+GABOR+PCA) [Attallah et al., 2017d] offrent un taux d'erreur respectivement de 0.18 et 0.23. Nous pouvons noter que ces deux méthodes ont été appliquées sur une population de 200 personnes alors que les méthodes existantes utilisées lors de l'étude comparative, ont été appliquées à 100 personnes.

Conclusion générale et Perspectives

1 Conclusion Générale

AU cours de cette thèse, nous nous sommes intéressés à la biométrie d'une manière générale et la biométrie multimodale d'une manière plus particulière afin de pouvoir proposer un système biométrique.

Nous avons cherché à concevoir et développer un système biométrique multimodal intégrant de nouvelles techniques donnant une meilleure performance et surmontant les limitations des systèmes biométriques monomodaux.

Dans une première partie, nous avons présenté la biométrie monomodale, la biométrie multimodale, leurs caractéristiques, leurs limitations. Nous nous sommes ensuite focalisés sur les méthodes et outils intégrés dans les différents produits biométriques proposés.

Dans le chapitre 2, nous avons passé en revue les méthodes de reconnaissance palmaire, de l'iris et biimodale(iris+empreintes palmaire). Après une synthèse des plus importants algorithmes de reconnaissance monomodale, qui sont souvent des extensions directes d'algorithmes bi-modaux, nous avons abordé l'évaluation des capacités et des lacunes des algorithmes de reconnaissance bi-modaux (iris+empreinte palmaire), afin d'identifier les problèmes et les orientations pour la recherche future dans ce domaine.

Puis, nous nous sommes particulièrement focalisés sur les contributions que nous avons réalisées dans le cadre de cette thèse. Nos contributions concernent de nouvelles approches de reconnaissance par l'empreinte palmaire et un système biométrique multimodal intégrant une nouvelle méthode de fusion et sélection des caractéristiques de ces deux modalités biométriques([Attallah et al., 2018b] [Attallah et al., 2018a]).

La deuxième contribution, présentée dans le chapitre 3, concerne la proposition d'un système de reconnaissance d'empreinte palmaire. Ce système est basé sur deux nouvelles méthode d'extraction de caractéristiques ,la première basée sur un parcours spiral des paramètres statistiques et la deuxième basée sur la fusion entre les deux transformées BSIF et HOG. Nous avons validé cette méthode d'extraction de caractéristiques sur trois bases de données (PolyU palmaprint database-MS PolyU palma-

print database-IIT delhi database), et nous l'avons comparée aux méthodes d'extraction de caractéristiques récentes [Attallah et al., 2017b].

En plus de la méthode de fusion, nous avons proposé l'utilisation d'une méthode de sélection des caractéristiques pertinentes en se basant sur les transformé PCA et mRMR pour diminuer le nombre de caractéristiques représentant deux modalités biométrique en utilisant plusieurs extracteurs. Ces travaux ont été publiés dans ([Attallah et al., 2017a] et [Attallah et al., 2017d]).

Pour évaluer le Système Biométrique Multimodal proposé, nous avons besoin d'une Base Biométrique Multimodale. Pour ce faire, nous avons constitué une Base Biométrique Multimodale en combinant des images à partir des deux bases biométriques monomodales (PolyU palmprint et CASIA). Des résultats encourageants ont été obtenus par notre Système Biométrique Multimodal après son évaluation sur notre Base Biométrique Multimodale ainsi construite.

2 Perspectives

Pour la continuité du travail présenté dans cette thèse, nous proposons ci-après plusieurs axes de recherche.

- Nous proposons d'utiliser notre descripteur Spiral pour la caractérisation des images biométriques des autres modalités (oreille, démarche, odeur, etc.).
- Optimisation de caractéristiques par personne : avant de fusionner les caractéristiques issues des extracteurs de l'empreinte digitale et de l'iris, nous avons optimisé le nombre de caractéristiques représentant une personne. Cette optimisation est basée sur une méthode de sélection des caractéristiques les plus pertinentes pour représenter toutes les personnes d'une base d'apprentissage. Cette base d'apprentissage peut cependant être mise à jour en ajoutant d'autres personnes. Donc les caractéristiques sélectionnées peuvent devenir non représentatives pour les nouvelles personnes. Il est donc intéressant de concevoir une méthode d'optimisation pouvant sélectionner les caractéristiques pour chaque personne.
- L'évaluation de notre système biométrique multimodal sur une vraie base multimodale : dans notre cas nous avons constitué une base multimodale par une simple combinaison de deux bases biométriques monomodales.
- Des scénarios d'impostures sont aussi à étudier. Pour le moment seules les impostures à zéro effort, c'est-à-dire que les imposteurs sont simplement d'autres personnes de la base, sont considérées dans le cas des bases d'iris ou empreintes palmaire. Des impostures plus élaborées restent à étudier, comme le cas des images d'iris imprimés, de la pupille dilatée, de l'empreinte falsifiée.

-
- La construction d'un modèle mathématique pour la sélection ou la fusion par la sélection des meilleures caractéristiques des données biométriques qui pourraient permettre d'optimiser notre approche.
 - Finalement, une autre voie que nous souhaitons explorer est celle de l'implémentation de notre SBM sur une carte à puce.

Production scientifiques

Le travail effectuée dans le cadre de l'élaboration de cette thèse a fait l'objet d'un (02) articles de journal ainsi que (05) communications internationales et (02) national.

1 Articles de revues internationales

- (i) **Bilal Attallah**, Amina Serir, Youssef Chahir, Abdelwahhab Boudjelal, "Histogram of gradient and binarized statistical image features of wavelet subband-based palmprint features extraction," Journal of Electronic Imaging 26(6), 063006 (8 November 2017). <https://doi.org/10.1117/1.JEI.26.6.063006>. Submission : Received 1 August 2017; Accepted 11 October 2017.
- (ii) **Bilal Attallah**, Amina Serir, Youssef Chahir "Feature Extraction in Palmprint Recognition using spiral of Moment Skewness and Kurtosis Algorithm," Pattern Analysis and Applications.<https://doi.org/10.1007/s10044-018-0712-5>. Submission : Received 8 February 2017; Accepted 05 May 2018.

2 Communications internationales

- (i) **Bilal Attallah**, Youssef Chahir, Amina Serir, " Geometrical local image descriptors for palmprint recognition." the International Conference on Image and Signal Processing 2018 , July 2-4,2018, Cherbourg, Normandy, France (Accepted).<https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01790993/>
- (ii) **Bilal Attallah**, Amina Serir, Youssef Chahir, Abdelwahhab Boudjelal, "Application of BSIF, Log-Gabor and mRMR transforms for iris and palmprint based Bi-modal identification system." International Conference on Advanced Technologies for Signal and Image Processing (ATSIP), Fes, 2017, IEEE.<https://ieeexplore.ieee.org/document/8075600/>.
- (iii) **Bilal Attallah**, Amina Serir, Youssef Chahir, Abdelwahhab Boudjelal, Mounir Bouras, "Feature Selection for the Fusion of Iris and Palmprint Biometrics" The International Conference on Electronics and New Technologies (ICENT'2017), M'sila, 2017.

- (iv) **Bilal Attallah**, Amina Serir, Youssef Chahir, Abdelwahhab Boudjelal, Mounir Bouras, "A LBP, Log-Gabor and PCA Transforms for Iris and Palmprint based Bi-modal Identification System" International Conference on Pattern Analysis and Intelligent Systems (ICATS'17), Annaba, 2017, IEEE. URL : <https://www.ieee.org/conferencesevents/conferences/conferencedetails/index.html?ConfID=43089/>.
- (v) **Bilal Attallah**, Amina Serir, Youssef Chahir, Abdelwahhab Boudjelal, "A Fusion of Gabor and Radon Transformers Based Palm-Print for Person Identification System" International Conference on Pattern Analysis and Intelligent Systems (PAIS), 2015 .URL : <http://www.univ-tebessa.dz/seminaires/PAIS15/index.html>.

3 Communications nationales

- (i) **Bilal Attallah**, Amina Serir, Youssef Chahir, "A Review on Iris and Palmprint Based Bi-modal biometric System" ,The 2nd Image Processing Winter School (IPWS 2013)), USTHB, 2013 .
- (ii) **Bilal Attallah**, Amina Serir, Youssef Chahir, "Gabor feature based KNN classifier for palmprint Recognition" The First National Conference on Electronics and New Technologies (NCENT), 2015 .

Bibliographie

- [Abdi and Williams, 2010] Abdi, H. and Williams, L. J. (2010). Principal component analysis. *Wiley interdisciplinary reviews : computational statistics*, 2(4) :433–459.
- [Abhyankar and Schuckers, 2010] Abhyankar, A. and Schuckers, S. (2010). A novel biorthogonal wavelet network system for off-angle iris recognition. *Pattern recognition*, 43(3) :987–1007.
- [Aeberhard and Kaempchen, 2011] Aeberhard, M. and Kaempchen, N. (2011). High-level sensor data fusion architecture for vehicle surround environment perception. In *Proc. 8th Int. Workshop Intell. Transp.*
- [Aksoy and Haralick, 2001] Aksoy, S. and Haralick, R. M. (2001). Feature normalization and likelihood-based similarity measures for image retrieval. *Pattern recognition letters*, 22(5) :563–582.
- [Altun, 2008] Altun, A. A. (2008). Recognition of selected fingerprints and iris features enhanced by curvelet transform with artificial neural networks. In *Systems, Signals and Image Processing, 2008. IWSSIP 2008. 15th International Conference on*, pages 421–424. IEEE.
- [Attallah et al., 2018a] Attallah, B., Chahir, Y., and Serir, A. (2018a). Geometrical local image descriptors for palmprint recognition. In *International Conference on Image and Signal Processing 2018 (ICISP 2018)*, Cherbourg, France.
- [Attallah et al., 2018b] Attallah, B., Serir, A., and Chahir, Y. (2018b). Feature extraction in palmprint recognition using spiral of moment skewness and kurtosis algorithm. *Pattern Analysis and Applications*, pages 1–9.
- [Attallah et al., 2017a] Attallah, B., Serir, A., Chahir, Y., and Boudjelal, A. (2017a). Application of bsif, log-gabor and mrmr transforms for iris and palmprint based bi-modal identification system. In *Advanced Technologies for Signal and Image Processing (ATSIP), 2017 International Conference on*, pages 1–6. IEEE.
- [Attallah et al., 2017b] Attallah, B., Serir, A., Chahir, Y., and Boudjelal, A. (2017b). Histogram of gradient and binarized statistical image features of wavelet subband-based palmprint features extraction. *Journal of Electronic Imaging*, 26(6) :063006.
- [Attallah et al., 2017c] Attallah, B., Serir, A., Chahir, Y., Boudjelal, A., and Bouras, M. (2017c). Feature selection for the fusion of iris and palmprint biometrics. In *ELECTRONICS AND NEW TECHNOLOGIES (ICENT'17), 2017 INTERNATIONAL CONFERENCE ON*, page 1. M'sila university.
- [Attallah et al., 2017d] Attallah, B., Serir, A., Chahir, Y., Boudjelal, A., and Bouras, M. (2017d). Lbp, log-gabor and pca transforms for iris and palmprint based bi-modal identification system. In *Automatic control, Telecommunication and Signals (ICATS'17), 2017 International Conference on*, pages 1–6. IEEE.

- [Attallah et al., 2015] Attallah, B., Serir, A., Chahir, Y., and Yessad, D. (2015). Gabor feature based knn classifier for palmprint recognition. In *Electronics and New Technologies (NCENT'15), 2015 The First National Conference on*, pages 1–4. M'sila university.
- [Badrinath and Gupta, 2008] Badrinath, G. and Gupta, P. (2008). Palmprint verification using sift features. In *Image Processing Theory, Tools and Applications, 2008. IPTA 2008. First Workshops on*, pages 1–8. IEEE.
- [Badrinath and Gupta, 2011] Badrinath, G. and Gupta, P. (2011). Stockwell transform based palm-print recognition. *Applied Soft Computing*, 11(7) :4267 – 4281. Soft Computing for Information System Security.
- [Bae et al., 2003] Bae, K., Noh, S., and Kim, J. (2003). Iris feature extraction using independent component analysis. In *AVBPA*, pages 838–844. Springer.
- [Bamberger and Smith, 1992] Bamberger, R. H. and Smith, M. J. (1992). A filter bank for the directional decomposition of images : Theory and design. *IEEE transactions on signal processing*, 40(4) :882–893.
- [Beylkin et al., 1991] Beylkin, G., Coifman, R., and Rokhlin, V. (1991). Fast wavelet transforms and numerical algorithms i. *Communications on pure and applied mathematics*, 44(2) :141–183.
- [Bobak et al., 2017] Bobak, A. K., Parris, B. A., Gregory, N. J., Bennetts, R. J., and Bate, S. (2017). Eye-movement strategies in developmental prosopagnosia and “super” face recognition. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 70(2) :201–217.
- [Bodade and Talbar, 2009] Bodade, R. M. and Talbar, S. N. (2009). Iris recognition using combination of dual tree rotated complex wavelet and dual tree complex wavelet. In *Proceedings of the 2009 IEEE international conference on Communications*, pages 5425–5429. IEEE Press.
- [Boles and Boashash, 1998] Boles, W. W. and Boashash, B. (1998). A human identification technique using images of the iris and wavelet transform. *IEEE transactions on signal processing*, 46(4) :1185–1188.
- [Bosch et al., 2007] Bosch, A., Zisserman, A., and Munoz, X. (2007). Representing shape with a spatial pyramid kernel. In *Proceedings of the 6th ACM international conference on Image and video retrieval*, pages 401–408. ACM.
- [Bowyer et al., 2008] Bowyer, K. W., Hollingsworth, K., and Flynn, P. J. (2008). Image understanding for iris biometrics : A survey. *Computer vision and image understanding*, 110(2) :281–307.
- [Brooks and Iyengar, 1998] Brooks, R. R. and Iyengar, S. S. (1998). *Multi-sensor fusion : fundamentals and applications with software*. Prentice-Hall, Inc.
- [Brunelli and Falavigna, 1995] Brunelli, R. and Falavigna, D. (1995). Person identification using multiple cues. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 17(10) :955–966.
- [Bulling et al., 2011] Bulling, A., Ward, J. A., Gellersen, H., and Troster, G. (2011). Eye movement analysis for activity recognition using electrooculography. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 33(4) :741–753.
- [Burrus et al., 1997] Burrus, C. S., Gopinath, R. A., and Guo, H. (1997). Introduction to wavelets and wavelet transforms : a primer.
- [Chang et al., 2005] Chang, K. I., Bowyer, K. W., and Flynn, P. J. (2005). An evaluation of multimodal 2d+ 3d face biometrics. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 27(4) :619–624.

- [Chen and Chu, 2009] Chen, C.-H. and Chu, C.-T. (2009). High performance iris recognition based on 1-d circular feature extraction and pso–pnn classifier. *Expert Systems with Applications*, 36(7) :10351–10356.
- [Chen et al., 2006] Chen, Y., Dass, S. C., and Jain, A. K. (2006). Localized iris image quality using 2-d wavelets. In *International conference on biometrics*, pages 373–381. Springer.
- [Chou et al., 2010] Chou, C.-T., Shih, S.-W., Chen, W.-S., Cheng, V. W., and Chen, D.-Y. (2010). Non-orthogonal view iris recognition system. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 20(3) :417–430.
- [Chouaib, 2011] Chouaib, H. (2011). Sélection de caractéristiques : méthodes et applications. *Paris Descartes University : Paris, France*.
- [Connie et al., 2005] Connie, T., Jin, A. T. B., Ong, M. G. K., and Ling, D. N. C. (2005). An automated palmprint recognition system. *Image and Vision computing*, 23(5) :501–515.
- [Dalal and Triggs, 2005] Dalal, N. and Triggs, B. (2005). Histograms of oriented gradients for human detection. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on*, volume 1, pages 886–893. IEEE.
- [Daugman, 2003] Daugman, J. (2003). The importance of being random : statistical principles of iris recognition. *Pattern recognition*, 36(2) :279–291.
- [Daugman, 2004] Daugman, J. (2004). How iris recognition works. *IEEE Transactions on circuits and systems for video technology*, 14(1) :21–30.
- [Daugman, 2007a] Daugman, J. (2007a). New methods in iris recognition. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 37(5) :1167–1175.
- [Daugman, 2007b] Daugman, J. (2007b). New methods in iris recognition. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 37(5) :1167–1175.
- [Daugman, 1993] Daugman, J. G. (1993). High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 15(11) :1148–1161.
- [de Martin-Roche et al., 2001] de Martin-Roche, D., Sanchez-Avila, C., and Sanchez-Reillo, R. (2001). Iris recognition for biometric identification using dyadic wavelet transform zero-crossing. In *Security Technology, 2001 IEEE 35th International Carnahan Conference on*, pages 272–277. IEEE.
- [DEHACHE and SOUICI-MESLATI, 2014] DEHACHE, I. and SOUICI-MESLATI, L. (2014). Une approche multimodale pour la verification biométrique.
- [Dey and Samanta, 2008] Dey, S. and Samanta, D. (2008). Improved feature processing for iris biometric authentication system. *International Journal of Computer Science and Engineering*, 4(2) :127–134.
- [Dong et al., 2011] Dong, W., Sun, Z., and Tan, T. (2011). Iris matching based on personalized weight map. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 33(9) :1744–1757.
- [Dorairaj et al., 2005] Dorairaj, V., Schmid, N. A., and Fahmy, G. (2005). Performance evaluation of iris-based recognition system implementing pca and ica encoding techniques. In *Proc. SPIE*, volume 5779, pages 51–58.
- [Du et al., 2006] Du, Y., Ives, R. W., Etter, D. M., and Welch, T. B. (2006). Use of one-dimensional iris signatures to rank iris pattern similarities. *Optical Engineering*, 45(3) :037201–037201.

- [Duarte et al., 2016] Duarte, T., Pimentão, J. P., Sousa, P., and Onofre, S. (2016). Biometric access control systems : A review on technologies to improve their efficiency. In *Power Electronics and Motion Control Conference (PEMC), 2016 IEEE International*, pages 795–800. IEEE.
- [Duta et al., 2002] Duta, N., Jain, A. K., and Mardia, K. V. (2002). Matching of palmprints. *Pattern Recognition Letters*, 23(4) :477–485.
- [El Akadi, 2012] El Akadi, A. (2012). Contribution à la sélection de variables pertinentes en classification supervisée : Application à la sélection des gènes pour les puces à adn et des caractéristiques faciales.
- [Fei et al., 2016a] Fei, L., Xu, Y., Tang, W., and Zhang, D. (2016a). Double-orientation code and nonlinear matching scheme for palmprint recognition. *Pattern Recognition*, 49 :89–101.
- [Fei et al., 2016b] Fei, L., Xu, Y., Tang, W., and Zhang, D. (2016b). Double-orientation code and nonlinear matching scheme for palmprint recognition. *Pattern Recognition*, 49 :89–101.
- [Fei et al., 2016c] Fei, L., Xu, Y., and Zhang, D. (2016c). Half-orientation extraction of palmprint features. *Pattern Recognition Letters*, 69 :35–41.
- [Fei et al., 2016d] Fei, L., Xu, Y., and Zhang, D. (2016d). Half-orientation extraction of palmprint features. *Pattern Recognition Letters*, 69 :35–41.
- [Flusser and Suk, 1998] Flusser, J. and Suk, T. (1998). Degraded image analysis : an invariant approach. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 20(6) :590–603.
- [Fodor, 2002] Fodor, I. K. (2002). A survey of dimension reduction techniques. Technical report, Lawrence Livermore National Lab., CA (US).
- [Gayathri and Ramamoorthy, 2012] Gayathri, R. and Ramamoorthy, P. (2012). Feature level fusion of palmprint and iris. *IJCSI International Journal of Computer Science Issues*, 9(4) :194–203.
- [Genovese et al., 2014] Genovese, A., Piuri, V., and Scotti, F. (2014). Palmprint biometrics. In *Touchless Palmprint Recognition Systems*, pages 49–109. Springer.
- [Ghiass et al., 2014] Ghiass, R. S., Arandjelović, O., Bendada, A., and Maldague, X. (2014). Infrared face recognition : A comprehensive review of methodologies and databases. *Pattern Recognition*, 47(9) :2807–2824.
- [Giraud, 2014] Giraud, C. (2014). *Introduction to high-dimensional statistics*, volume 138. CRC Press.
- [Gunatilaka and Baertlein, 2001a] Gunatilaka, A. H. and Baertlein, B. A. (2001a). Feature-level and decision-level fusion of noncoincidentally sampled sensors for land mine detection. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 23(6) :577–589.
- [Gunatilaka and Baertlein, 2001b] Gunatilaka, A. H. and Baertlein, B. A. (2001b). Feature-level and decision-level fusion of noncoincidentally sampled sensors for land mine detection. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 23(6) :577–589.
- [Gunes, 2001] Gunes, V. (2001). *Pattern recognition by combination, cooperation and selection of classifiers*. Theses, Université de La Rochelle.
- [Guo et al., 2009] Guo, Z., Zhang, D., Zhang, L., and Zuo, W. (2009). Palmprint verification using binary orientation co-occurrence vector. *Pattern Recognition Letters*, 30(13) :1219–1227.

- [Gupta et al., 2009] Gupta, A., Sachdeva, M., and Garg, U. (2009). Opmaop : opposite pair matching approach in offline palmprint. In *Advance Computing Conference, 2009. IACC 2009. IEEE International*, pages 519–524. IEEE.
- [Hariprasath and Prabakar, 2012] Hariprasath, S. and Prabakar, T. (2012). Multimodal biometric recognition using iris feature extraction and palmprint features. In *Advances in Engineering, Science and Management (ICAESM), 2012 International Conference on*, pages 174–179. IEEE.
- [He et al., 2008] He, Z., Sun, Z., Tan, T., Qiu, X., Zhong, C., and Dong, W. (2008). Boosting ordinal features for accurate and fast iris recognition. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 2008. CVPR 2008. IEEE Conference on*, pages 1–8. IEEE.
- [Ho et al., 1994] Ho, T. K., Hull, J. J., and Srihari, S. N. (1994). Decision combination in multiple classifier systems. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 16(1) :66–75.
- [Hong and Jain, 1998] Hong, L. and Jain, A. (1998). Integrating faces and fingerprints for personal identification. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 20(12) :1295–1307.
- [Hong et al., 1999] Hong, L., Jain, A. K., and Pankanti, S. (1999). Can multibiometrics improve performance ? In *Proceedings AutoID*, volume 99, pages 59–64. Citeseer.
- [Huang et al., 2006] Huang, G.-B., Zhu, Q.-Y., and Siew, C.-K. (2006). Extreme learning machine : theory and applications. *Neurocomputing*, 70(1) :489–501.
- [Huang et al., 2010] Huang, J., You, X., Yuan, Y., Yang, F., and Lin, L. (2010). Rotation invariant iris feature extraction using gaussian markov random fields with non-separable wavelet. *Neurocomputing*, 73(4) :883–894.
- [Ijiri et al., 2012] Ijiri, Y., Lao, S., Han, T. X., and Murase, H. (2012). Human re-identification through distance metric learning based on jensen-shannon kernel. In *VISAPP*.
- [Jain et al., 2006] Jain, A., Bolle, R., and Pankanti, S. (2006). *Biometrics : personal identification in networked society*, volume 479. Springer Science & Business Media.
- [Jain, 2007] Jain, A. K. (2007). Technology : biometric recognition. *Nature*, 449(7158) :38–40.
- [Jain and Feng, 2009] Jain, A. K. and Feng, J. (2009). Latent palmprint matching. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 31(6) :1032–1047.
- [Jain and Ross, 2004] Jain, A. K. and Ross, A. (2004). Multibiometric systems. *Communications of the ACM*, 47(1) :34–40.
- [Jain et al., 2004] Jain, A. K., Ross, A., and Prabhakar, S. (2004). An introduction to biometric recognition. *IEEE Transactions on circuits and systems for video technology*, 14(1) :4–20.
- [Jia et al., 2014] Jia, W., Hu, R.-X., Lei, Y.-K., Zhao, Y., and Gui, J. (2014). Histogram of oriented lines for palmprint recognition. *IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics : systems*, 44(3) :385–395.
- [Jia et al., 2008] Jia, W., Ling, B., Chau, K.-W., and Heutte, L. (2008). Palmprint identification using restricted fusion. *Applied Mathematics and Computation*, 205(2) :927–934.
- [Jia et al., 2017] Jia, W., Zhang, B., Lu, J., Zhu, Y., Zhao, Y., Zuo, W., and Ling, H. (2017). Palmprint recognition based on complete direction representation. *IEEE Transactions on Image Processing*.

- [Jolliffe, 1986] Jolliffe, I. T. (1986). Principal component analysis and factor analysis. In *Principal component analysis*, pages 115–128. Springer.
- [Junior et al., 2009] Junior, O. L., Delgado, D., Gonçalves, V., and Nunes, U. (2009). Trainable classifier-fusion schemes : An application to pedestrian detection. In *Intelligent Transportation Systems, 2009. ITSC'09. 12th International IEEE Conference on*, pages 1–6. IEEE.
- [Kadri et al., 2016] Kadri, F., Meraoumia, A., Bendjenna, H., and Chitroub, S. (2016). Palmprint & iris for a multibiometric authentication scheme using log-gabor filter response. In *Information Technology for Organizations Development (IT4OD), 2016 International Conference on*, pages 1–5. IEEE.
- [Kanchana and Balakrishnan, 2012] Kanchana, S. and Balakrishnan, G. (2012). Quad-tree decomposition for palm print feature representation in palmprint recognition system. In *Advanced Communication Control and Computing Technologies (ICACCCT), 2012 IEEE International Conference on*, pages 291–294. IEEE.
- [Kannala and Rahtu, 2012] Kannala, J. and Rahtu, E. (2012). Bsif : Binarized statistical image features. In *Pattern Recognition (ICPR), 2012 21st International Conference on*, pages 1363–1366. IEEE.
- [Karthiga and Mangai, 2016] Karthiga, R. and Mangai, S. (2016). A robust multimodal rank level fusion using incremental principal component analysis for biometric security. *Asian Journal of Research in Social Sciences and Humanities*, 6(cs1) :398–412.
- [Khan et al., 2011] Khan, Z., Mian, A., and Hu, Y. (2011). Contour code : Robust and efficient multispectral palmprint encoding for human recognition. In *Computer Vision (ICCV), 2011 IEEE International Conference on*, pages 1935–1942. IEEE.
- [Kihal et al., 2014] Kihal, N., Chitroub, S., and Meunier, J. (2014). Fusion of iris and palmprint for multimodal biometric authentication. In *Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA), 2014 4th International Conference on*, pages 1–6. IEEE.
- [Kong et al., 2006] Kong, A., Zhang, D., and Kamel, M. (2006). Palmprint identification using feature-level fusion. *Pattern Recognition*, 39(3) :478–487.
- [Kong and Zhang, 2004] Kong, A.-K. and Zhang, D. (2004). Competitive coding scheme for palmprint verification. In *Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004. Proceedings of the 17th International Conference on*, volume 1, pages 520–523. IEEE.
- [Kong et al., 2003] Kong, W. K., Zhang, D., and Li, W. (2003). Palmprint feature extraction using 2-d gabor filters. *Pattern recognition*, 36(10) :2339–2347.
- [Krichen et al., 2009] Krichen, E., Garcia-Salicetti, S., and Dorizzi, B. (2009). A new phase-correlation-based iris matching for degraded images. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 39(4) :924–934.
- [Kumar, 2008] Kumar, A. (2008). Incorporating cohort information for reliable palmprint authentication. In *Computer Vision, Graphics & Image Processing, 2008. ICV-GIP'08. Sixth Indian Conference on*, pages 583–590. IEEE.
- [Kumar and Passi, 2010] Kumar, A. and Passi, A. (2010). Comparison and combination of iris matchers for reliable personal authentication. *Pattern recognition*, 43(3) :1016–1026.
- [Kumar et al., 2003] Kumar, A., Wong, D., Shen, H., and Jain, A. (2003). Personal verification using palmprint and hand geometry biometric. In *Audio-and Video-Based Biometric Person Authentication*, pages 1060–1060. Springer.

- [Laadjel et al., 2010] Laadjel, M., Bouridane, A., Kurugollu, F., Nibouche, O., and Yan, W. (2010). Partial palmprint matching using invariant local minutiae descriptors. *Transactions on data hiding and multimedia security V*, pages 1–17.
- [Li et al., 2009] Li, J., Shi, G., Zheng, Y., and Liu, Y. (2009). The research on offline palmprint identification. In *Computer Science and Information Engineering, 2009 WRI World Congress on*, volume 1, pages 587–590. IEEE.
- [Li et al., 2002] Li, W., Zhang, D., and Xu, Z. (2002). Palmprint identification by fourier transform. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 16(04) :417–432.
- [Lim et al., 2001] Lim, S., Lee, K., Byeon, O., and Kim, T. (2001). Efficient iris recognition through improvement of feature vector and classifier. *ETRI journal*, 23(2) :61–70.
- [Liu et al., 2013] Liu, E., Jain, A. K., and Tian, J. (2013). A coarse to fine minutiae-based latent palmprint matching. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 35(10) :2307–2322.
- [Liu et al., 2011] Liu, J., Hou, Y., Wang, J., Li, Y., Wang, Q., Man, J., Xie, H., and He, J. (2011). Fusing iris and palmprint at image level for multi-biometrics verification. In *Fourth International Conference on Machine Vision (ICMV 11)*, pages 83501Q–83501Q. International Society for Optics and Photonics.
- [Liu et al., 2012] Liu, J., Hou, Y., Wang, J., Li, Y., Wang, Q., Man, J., Xie, H., and He, J. (2012). Fusing iris and palmprint at image level for multi-biometrics verification. In *Fourth International Conference on Machine Vision (ICMV 2011) : Computer Vision and Image Analysis ; Pattern Recognition and Basic Technologies*, volume 8350, page 83501Q. International Society for Optics and Photonics.
- [Llinas and Hall, 1998] Llinas, J. and Hall, D. L. (1998). An introduction to multi-sensor data fusion. In *Circuits and Systems, 1998. ISCAS'98. Proceedings of the 1998 IEEE International Symposium on*, volume 6, pages 537–540. IEEE.
- [Lu et al., 2009] Lu, J., Zhao, Y., and Hu, J. (2009). Enhanced gabor-based region covariance matrices for palmprint recognition. *Electronics letters*, 45(17) :880–881.
- [Luo et al., 2016] Luo, Y.-T., Zhao, L.-Y., Zhang, B., Jia, W., Xue, F., Lu, J.-T., Zhu, Y.-H., and Xu, B.-Q. (2016). Local line directional pattern for palmprint recognition. *Pattern Recognition*, 50 :26–44.
- [Ma et al., 2003] Ma, L., Tan, T., Wang, Y., and Zhang, D. (2003). Personal identification based on iris texture analysis. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 25(12) :1519–1533.
- [Ma et al., 2004a] Ma, L., Tan, T., Wang, Y., and Zhang, D. (2004a). Efficient iris recognition by characterizing key local variations. *IEEE Transactions on image processing*, 13(6) :739–750.
- [Ma et al., 2004b] Ma, L., Tan, T., Wang, Y., and Zhang, D. (2004b). Local intensity variation analysis for iris recognition. *Pattern recognition*, 37(6) :1287–1298.
- [Ma et al., 2002a] Ma, L., Wang, Y., and Tan, T. (2002a). Iris recognition based on multichannel gabor filtering. In *Proc. Fifth Asian Conf. Computer Vision*, volume 1, pages 279–283.
- [Ma et al., 2002b] Ma, L., Wang, Y., and Tan, T. (2002b). Iris recognition using circular symmetric filters. In *Pattern Recognition, 2002. Proceedings. 16th International Conference on*, volume 2, pages 414–417. IEEE.

- [Madane and Thepade, 2016] Madane, M. and Thepade, S. (2016). Score level fusion based bimodal biometric identification using thepade's sorted n-ary block truncation coding with varied proportions of iris and palmprint traits. *Procedia Computer Science*, 79 :466–473.
- [Mallat, 2000] Mallat, S. (2000). *Une exploration des signaux en ondelettes*. Editions Ecole Polytechnique.
- [Mallat, 1989] Mallat, S. G. (1989). A theory for multiresolution signal decomposition : the wavelet representation. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 11(7) :674–693.
- [Masek et al., 2003] Masek, L. et al. (2003). Recognition of human iris patterns for biometric identification.
- [Masood et al., 2009] Masood, H., Asim, M., Mumtaz, M., and Mansoor, A. B. (2009). Combined contourlet and non-subsampled contourlet transforms based approach for personal identification using palmprint. In *Digital Image Computing : Techniques and Applications, 2009. DICTA'09.*, pages 408–415. IEEE.
- [Minaee et al., 2015] Minaee, S., Abdolrashidi, A., and Wang, Y. (2015). Iris recognition using scattering transform and textural features. In *Signal Processing and Signal Processing Education Workshop (SP/SPE), 2015 IEEE*, pages 37–42. IEEE.
- [Monro et al., 2007] Monro, D. M., Rakshit, S., and Zhang, D. (2007). Dct-based iris recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 29(4) :586–595.
- [Monwar and Gavrilova, 2009] Monwar, M. M. and Gavrilova, M. L. (2009). Multimodal biometric system using rank-level fusion approach. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 39(4) :867–878.
- [Mu et al., 2011] Mu, M., Ruan, Q., and Guo, S. (2011). Shift and gray scale invariant features for palmprint identification using complex directional wavelet and local binary pattern. *Neurocomputing*, 74(17) :3351–3360.
- [Nabti and Bouridane, 2008] Nabti, M. and Bouridane, A. (2008). An effective and fast iris recognition system based on a combined multiscale feature extraction technique. *Pattern Recognition*, 41(3) :868–879.
- [Naderi et al., 2016] Naderi, H., Soleimani, B. H., Matwin, S., Araabi, B. N., and Soltanian-Zadeh, H. (2016). Fusing iris, palmprint and fingerprint in a multi-biometric recognition system. In *Computer and Robot Vision (CRV), 2016 13th Conference on*, pages 327–334. IEEE.
- [Nandakumar, 2005] Nandakumar, K. (2005). *Integration of multiple cues in biometric systems*. PhD thesis, Michigan State University. Department of Computer Science and Engineering.
- [Nanni et al., 2010] Nanni, L., Lumini, A., and Brahmam, S. (2010). Local binary patterns variants as texture descriptors for medical image analysis. *Artificial intelligence in medicine*, 49(2) :117–125.
- [Narote et al., 2009] Narote, S. P., Narote, A. S., and Waghmare, L. M. (2009). Iris based recognition system using wavelet transform. *IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security*, 9(11) :101–104.
- [Nibouche and Jiang, 2013] Nibouche, O. and Jiang, J. (2013). Palmprint matching using feature points and svd factorisation. *Digital Signal Processing*, 23(4) :1154–1162.

- [Nibouche et al., 2012] Nibouche, O., Jiang, J., and Trundle, P. (2012). Analysis of performance of palmprint matching with enforced sparsity. *Digital Signal Processing*, 22(2) :348–355.
- [Norouzi et al., 2012] Norouzi, M., Fleet, D. J., and Salakhutdinov, R. R. (2012). Hamming distance metric learning. In *Advances in neural information processing systems*, pages 1061–1069.
- [Odinaka et al., 2012] Odinaka, I., Lai, P.-H., Kaplan, A. D., O’Sullivan, J. A., Sirevaag, E. J., and Rohrbaugh, J. W. (2012). Ecg biometric recognition : A comparative analysis. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 7(6) :1812–1824.
- [Ojansivu and Heikkilä, 2008] Ojansivu, V. and Heikkilä, J. (2008). Blur insensitive texture classification using local phase quantization. In *International conference on image and signal processing*, pages 236–243. Springer.
- [Osowski et al., 2011] Osowski, S., Siwek, K., and Siroic, R. (2011). Neural system for heartbeats recognition using genetically integrated ensemble of classifiers. *Computers in Biology and Medicine*, 41(3) :173–180.
- [OUAMANE, 2015] OUAMANE, A. (2015). *Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage 2D et 3D*. PhD thesis, Université Mohamed Khider – Biskra.
- [Pan et al., 2013] Pan, S.-T., Wu, Y.-H., Kung, Y.-L., and Chen, H.-C. (2013). Heartbeat recognition from ecg signals using hidden markov model with adaptive features. In *Software Engineering, Artificial Intelligence, Networking and Parallel/Distributed Computing (SNPD), 2013 14th ACIS International Conference on*, pages 586–591. IEEE.
- [Pan et al., 2007] Pan, X., Ruan, Q., and Wang, Y. (2007). Palmprint recognition using fusion of local and global features. In *Intelligent Signal Processing and Communication Systems, 2007. ISPACS 2007. International Symposium on*, pages 642–645. IEEE.
- [Pan and Ruan, 2008] Pan, X. and Ruan, Q.-Q. (2008). Palmprint recognition with improved two-dimensional locality preserving projections. *Image and Vision Computing*, 26(9) :1261–1268.
- [Park et al., 2003] Park, C.-H., Lee, J.-J., Oh, S.-K., Song, Y.-C., Choi, D.-H., and Park, K.-H. (2003). Iris feature extraction and matching based on multiscale and directional image representation. In *International Conference on Scale-Space Theories in Computer Vision*, pages 576–583. Springer.
- [Patil and Kulkarni, 2009] Patil, C. M. and Kulkarni, S. P. (2009). An approach of iris feature extraction for personal identification. In *Advances in Recent Technologies in Communication and Computing, 2009. ARTCom’09. International Conference on*, pages 796–799. IEEE.
- [Peng et al., 2005] Peng, H., Long, F., and Ding, C. (2005). Feature selection based on mutual information criteria of max-dependency, max-relevance, and min-redundancy. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 27(8) :1226–1238.
- [Perronnin and Dugelay, 2002] Perronnin, F. and Dugelay, J.-L. (2002). Introduction à la biométrie-authentification des individus par traitement audio-vidéo. *Traitement du signal*, 19(4).
- [Phillips et al., 2000] Phillips, P. J., Martin, A., Wilson, C. L., and Przybocki, M. (2000). An introduction evaluating biometric systems. *Computer*, 33(2) :56–63.
- [Poh and Bengio, 2006] Poh, N. and Bengio, S. (2006). Database, protocols and tools for evaluating score-level fusion algorithms in biometric authentication. *Pattern Recognition*, 39(2) :223–233.

- [Poursaberi and Araabi, 2007] Poursaberi, A. and Araabi, B. N. (2007). Iris recognition for partially occluded images : methodology and sensitivity analysis. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, 2007(1) :20–20.
- [Prabhakar and Jain, 2002] Prabhakar, S. and Jain, A. K. (2002). Decision-level fusion in fingerprint verification. *Pattern Recognition*, 35(4) :861–874.
- [Prasad et al., 2012] Prasad, S., Govindan, V., and Sathidevi, P. (2012). Image quality augmented intramodal palmprint authentication. *IET image processing*, 6(6) :668–676.
- [Proenca and Alexandre, 2007] Proenca, H. and Alexandre, L. A. (2007). Toward non-cooperative iris recognition : A classification approach using multiple signatures. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 29(4).
- [Rai and Yadav, 2014] Rai, H. and Yadav, A. (2014). Iris recognition using combined support vector machine and hamming distance approach. *Expert systems with applications*, 41(2) :588–593.
- [Ribarić and Marčetić, 2012] Ribarić, S. and Marčetić, M. (2012). Personal recognition based on the gabor features of colour palmprint images. In *MIPRO, 2012 Proceedings of the 35th International Convention*, pages 967–972. IEEE.
- [Rigas and Komogortsev, 2014] Rigas, I. and Komogortsev, O. V. (2014). Biometric recognition via probabilistic spatial projection of eye movement trajectories in dynamic visual environments. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 9(10) :1743–1754.
- [Ross, 2007] Ross, A. (2007). An introduction to multibiometrics. In *Signal Processing Conference, 2007 15th European*, pages 20–24. IEEE.
- [Ross et al., 2005] Ross, A., Govindarajan, R., et al. (2005). Feature level fusion using hand and face biometrics. In *Proceedings of SPIE conference on biometric technology for human identification II*, volume 5779, pages 196–204.
- [Ross and Jain, 2003] Ross, A. and Jain, A. (2003). Information fusion in biometrics. *Pattern recognition letters*, 24(13) :2115–2125.
- [Ross and Jain, 2004] Ross, A. and Jain, A. K. (2004). Multimodal biometrics : An overview. In *Signal Processing Conference, 2004 12th European*, pages 1221–1224. IEEE.
- [Ross et al., 2006a] Ross, A. A., Nandakumar, K., and Jain, A. (2006a). *Handbook of multibiometrics*, volume 6. Springer Science & Business Media.
- [Ross et al., 2006b] Ross, A. A., Nandakumar, K., and Jain, A. (2006b). *Handbook of multibiometrics*, volume 6. Springer Science & Business Media.
- [Sanderson and Paliwal, 2002] Sanderson, C. and Paliwal, K. K. (2002). Information fusion and person verification using speech and face information. *Research Paper IDIAP-RR*, pages 02–33.
- [Santos and Hoyle, 2012] Santos, G. and Hoyle, E. (2012). A fusion approach to unconstrained iris recognition. *Pattern Recognition Letters*, 33(8) :984–990.
- [Schuckers et al., 2007] Schuckers, S. A., Schmid, N. A., Abhyankar, A., Dorairaj, V., Boyce, C. K., and Hornak, L. A. (2007). On techniques for angle compensation in nonideal iris recognition. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 37(5) :1176–1190.
- [Sellami-Masmoudi and Djemal, 2008] Sellami-Masmoudi, D. and Djemal, K. (2008). First workshops on image processing theory, tools and applications (ipta 2008).

- [Shang and Li, 2009] Shang, P. and Li, T. (2009). Multifractal characteristics of palmprint and its extracted algorithm. *Applied Mathematical Modelling*, 33(12) :4378–4387.
- [Sim et al., 2014] Sim, H. M., Asmuni, H., Hassan, R., and Othman, R. M. (2014). Multimodal biometrics : Weighted score level fusion based on non-ideal iris and face images. *Expert Systems with Applications*, 41(11) :5390–5404.
- [Singh et al., 2012] Singh, S., Ramalho, M., Correia, P. L., and Soares, L. D. (2012). Pprider : A rotation-invariant degraded partial palmprint recognition technique. In *Signal Processing Conference (EUSIPCO), 2012 Proceedings of the 20th European*, pages 1499–1503. IEEE.
- [Snelick et al., 2005] Snelick, R., Uludag, U., Mink, A., Indovina, M., and Jain, A. (2005). Large-scale evaluation of multimodal biometric authentication using state-of-the-art systems. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 27(3) :450–455.
- [Solayappan and Latifi, 2006] Solayappan, N. and Latifi, S. (2006). A survey of unimodal biometric methods. In *Proceedings of the 2006 International Conference on Security and Management*, pages 57–63.
- [Štruc and Pavešić, 2010] Štruc, V. and Pavešić, N. (2010). The complete gabor-fisher classifier for robust face recognition. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2010(1) :847680.
- [Sulochana et al., 2006] Sulochana, C. H., Selvan, S., District, K., and Nadu, T. (2006). Iris feature extraction based on directional image representation. *GVIP J*, 6(4).
- [Sun and Tan, 2009] Sun, Z. and Tan, T. (2009). Ordinal measures for iris recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 31(12) :2211–2226.
- [Sun et al., 2005a] Sun, Z., Tan, T., Wang, Y., and Li, S. Z. (2005a). Ordinal palmprint representation for personal identification [representation read representation]. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on*, volume 1, pages 279–284. IEEE.
- [Sun et al., 2014] Sun, Z., Wang, L., and Tan, T. (2014). Ordinal feature selection for iris and palmprint recognition. *IEEE Transactions on Image Processing*, 23(9) :3922–3934.
- [Sun et al., 2005b] Sun, Z., Wang, Y., Tan, T., and Cui, J. (2005b). Improving iris recognition accuracy via cascaded classifiers. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 35(3) :435–441.
- [Sung et al., 2004] Sung, H., Lim, J., Park, J.-h., and Lee, Y. (2004). Iris recognition using collarete boundary localization. In *Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004. Proceedings of the 17th International Conference on*, volume 4, pages 857–860. IEEE.
- [Tabejamaat and Mousavi, 2017] Tabejamaat, M. and Mousavi, A. (2017). Concavity-orientation coding for palmprint recognition. *Multimedia Tools and Applications*, 76(7) :9387–9403.
- [Tan and Ma, 2004] Tan, T. and Ma, L. (2004). Iris recognition : recent progress and remaining challenges. In *Biometric Technology for Human Identification*, volume 5404, pages 183–195. International Society for Optics and Photonics.
- [Thepade and Bhondave, 2015] Thepade, S. D. and Bhondave, R. K. (2015). Bimodal biometric identification with palmprint and iris traits using fractional coefficients of walsh, haar and kekre transforms. In *Communication, Information & Computing Technology (ICCICT), 2015 International Conference on*, pages 1–4. IEEE.

- [Thornton et al., 2007] Thornton, J., Savvides, M., and Kumar, B. V. (2007). A bayesian approach to deformed pattern matching of iris images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 29(4) :596–606.
- [Tisse et al., 2002] Tisse, C.-l., Martin, L., Torres, L., Robert, M., et al. (2002). Person identification technique using human iris recognition. In *Proc. Vision Interface*, pages 294–299.
- [Van der Putte and Keuning, 2000] Van der Putte, T. and Keuning, J. (2000). Biometrical fingerprint recognition : don't get your fingers burned. In *Smart Card Research and Advanced Applications*, pages 289–303. Springer.
- [Vatsa et al., 2008] Vatsa, M., Singh, R., and Noore, A. (2008). Improving iris recognition performance using segmentation, quality enhancement, match score fusion, and indexing. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 38(4) :1021–1035.
- [Velisavljevic, 2009] Velisavljevic, V. (2009). Low-complexity iris coding and recognition based on directionlets. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 4(3) :410–417.
- [Velisavljevic et al., 2006] Velisavljevic, V., Beferull-Lozano, B., Vetterli, M., and Dragotti, P. L. (2006). Directionlets : anisotropic multidirectional representation with separable filtering. *IEEE Transactions on Image Processing*, 15(7) :1916–1933.
- [Wang and Han, 2008] Wang, F. and Han, J. (2008). Robust multimodal biometric authentication integrating iris, face and palmprint. *Information technology and control*, 37(4).
- [Wang et al., 2007] Wang, F., Yao, X., and Han, J. (2007). Minimax probability machine multialgorithmic fusion for iris recognition. *Information Technology Journal*, 6(7) :1043–1049.
- [Wang et al., 2009] Wang, J., Li, Y., Ao, X., Wang, C., and Zhou, J. (2009). Multi-modal biometric authentication fusing iris and palmprint based on gmm. In *Statistical Signal Processing, 2009. SSP'09. IEEE/SP 15th Workshop on*, pages 349–352. IEEE.
- [Wang and Ruan, 2006a] Wang, M. and Ruan, Q. (2006a). Palmprint recognition based on two-dimensional methods. In *Signal Processing, 2006 8th International Conference on*, volume 4. IEEE.
- [Wang et al., 2012a] Wang, R., Ramos, D., and Fierrez, J. (2012a). Improving radial triangulation-based forensic palmprint recognition according to point pattern comparison by relaxation. In *Biometrics (ICB), 2012 5th IAPR International Conference on*, pages 427–432. IEEE.
- [Wang et al., 2012b] Wang, X., Lei, L., and Wang, M. (2012b). Palmprint verification based on 2d-gabor wavelet and pulse-coupled neural network. *Knowledge-Based Systems*, 27 :451–455.
- [Wang et al., 2013] Wang, X., Liang, J., and Wang, M. (2013). On-line fast palmprint identification based on adaptive lifting wavelet scheme. *Knowledge-based systems*, 42 :68–73.
- [Wang and Ruan, 2006b] Wang, Y. and Ruan, Q. (2006b). Kernel fisher discriminant analysis for palmprint recognition. In *Pattern Recognition, 2006. ICPR 2006. 18th International Conference on*, volume 4, pages 457–460. IEEE.
- [Wayman et al., 2005] Wayman, J., Jain, A., Maltoni, D., and Maio, D. (2005). An introduction to biometric authentication systems. *Biometric Systems*, pages 1–20.

- [Wildes, 1997] Wildes, R. P. (1997). Iris recognition : an emerging biometric technology. *Proceedings of the IEEE*, 85(9) :1348–1363.
- [Wu et al., 2004] Wu, X., Wang, K., and Zhang, D. (2004). Hmms based palmprint identification. *Biometric Authentication*, pages 37–47.
- [Wu et al., 2005] Wu, X., Wang, K., and Zhang, D. (2005). Palmprint authentication based on orientation code matching. In *Audio-and Video-Based Biometric Person Authentication*, pages 83–132. Springer.
- [Wu et al., 2007] Wu, X., Zhang, D., Wang, K., and Qi, N. (2007). Fusion of palmprint and iris for personal authentication. *Advanced Data Mining and Applications*, pages 466–475.
- [Xu et al., 1991] Xu, L., Krzyzak, A., and Suen, C. Y. (1991). Associative switch for combining multiple classifiers. In *Neural Networks, 1991., IJCNN-91-Seattle International Joint Conference on*, volume 1, pages 43–48. IEEE.
- [Yang and Wang, 2010] Yang, W.-l. and Wang, L.-l. (2010). Research of palmprint identification method using zernike moment and neural network. In *Natural Computation (ICNC), 2010 Sixth International Conference on*, volume 3, pages 1310–1313. IEEE.
- [You et al., 2004] You, J., Kong, W.-K., Zhang, D., and Cheung, K. H. (2004). On hierarchical palmprint coding with multiple features for personal identification in large databases. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 14(2) :234–243.
- [Youssef et al., 2016] Youssef, C. et al. (2016). Spatiotemporal representation of 3d skeleton joints-based action recognition using modified spherical harmonics. *Pattern Recognition Letters*, 83 :32–41.
- [Yue et al., 2009] Yue, F., Zuo, W., Zhang, D., and Wang, K. (2009). Orientation selection using modified fcm for competitive code-based palmprint recognition. *Pattern recognition*, 42(11) :2841–2849.
- [Zhang et al., 2007] Zhang, B., Shan, S., Chen, X., and Gao, W. (2007). Histogram of gabor phase patterns (hgpp) : A novel object representation approach for face recognition. *IEEE Transactions on Image Processing*, 16(1) :57–68.
- [Zhang et al., 2010] Zhang, D., Guo, Z., Lu, G., Zhang, L., and Zuo, W. (2010). An online system of multispectral palmprint verification. *IEEE transactions on instrumentation and measurement*, 59(2) :480–490.
- [Zhang et al., 2003] Zhang, D., Kong, W.-K., You, J., and Wong, M. (2003). Online palmprint identification. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 25(9) :1041–1050.
- [Zhang and Shu, 1999] Zhang, D. and Shu, W. (1999). Two novel characteristics in palmprint verification : datum point invariance and line feature matching. *Pattern recognition*, 32(4) :691–702.
- [Zhang et al., 2012] Zhang, L., Li, H., and Niu, J. (2012). Fragile bits in palmprint recognition. *IEEE Signal processing letters*, 19(10) :663–666.
- [Zhang and Zhou, 2007] Zhang, M.-L. and Zhou, Z.-H. (2007). Ml-knn : A lazy learning approach to multi-label learning. *Pattern recognition*, 40(7) :2038–2048.
- [Zheng et al., 2016] Zheng, Q., Kumar, A., and Pan, G. (2016). Suspecting less and doing better : New insights on palmprint identification for faster and more accurate matching. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 11(3) :633–641.

- [Zhu and Xu, 2013] Zhu, Q. and Xu, Y. (2013). Multi-directional two-dimensional pca with matching score level fusion for face recognition. *Neural computing & applications*, pages 1–6.
- [Zhu et al., 2009] Zhu, Y.-H., Jia, W., and Liu, L.-F. (2009). Palmprint recognition using band-limited phase-only correlation and different representations. *Emerging Intelligent Computing Technology and Applications*, pages 270–277.
- [Zuo et al., 2010] Zuo, W., Lin, Z., Guo, Z., and Zhang, D. (2010). The multiscale competitive code via sparse representation for palmprint verification. In *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2010 IEEE Conference on*, pages 2265–2272. IEEE.
- [Zuo et al., 2008] Zuo, W., Yue, F., Wang, K., and Zhang, D. (2008). Multiscale competitive code for efficient palmprint recognition. In *Pattern Recognition, 2008. ICPR 2008. 19th International Conference on*, pages 1–4. IEEE.

Résumé

La biométrie est une technique globale visant la reconnaissance automatique des individus à partir de leurs caractéristiques physiologiques et/ou comportementales. Dans cette thèse, nous abordons plusieurs points importants concernant la biométrie bimodale. Nous nous proposons de réaliser un système d'authentification automatique à partir de la paume de la main et l'iris de l'œil. Ce système proposé, comportant plusieurs modules, tire avantage de différents procédés pour réduire les taux de fausses acceptations et de faux rejets. Tout d'abord, après avoir dressé un état de l'art des différents systèmes biométriques mono-modaux, nous faisons le lien entre les bases de données existantes, la sélection de caractéristiques pertinentes de dimension réduite pour identifier que ce soit l'iris ou l'empreinte palmaire et la fusion multimodale. Ensuite, nous mettons en avant l'utilisation des transformées de Gabor, des descripteurs de texture locaux tels que LBP, BSIF ... et des ondelettes à divers niveaux pour l'extraction des lignes de la paume de la main. Nous mettons en évidence, dans notre étude, les capacités de ces transformées à caractériser les textures oscillatoires ainsi que les courbures en vue de l'extraction de signatures biométriques robustes. Quant à l'analyse de l'œil, nous proposons de combiner l'approche de Daugman avec une analyse multi-échelle (multi-résolution et multi-directionnelle) afin de mieux caractériser les structures radiales de l'iris et surmonter les problèmes inhérents à l'acquisition (présence de lentille, fermeture partielle des paupières, le changement de contraste) et à la mise en correspondance. Une étude comparative de différentes méthodes est présentée et fera ressortir notre processus global d'authentification par l'iris. Enfin, la sélection des caractéristiques et l'exploration de nouvelles techniques de fusion de signatures biométriques issues des deux modalités ainsi que des analyses statistiques à grande échelle des scores de similarité provenant de chaque modalité ont permis une connaissance approfondie des scores issus des systèmes biométriques étudiés et une mise au point d'une méthode originale de fusion adaptative combinant l'utilisation des ondelettes, des descripteurs locaux de texture et des moments statistiques.

Mots clés : image iris, biométrie, identification/authentification, paume de la main, LBP, BSIF, PCA, Ondelettes, les transformées multi résolutions multi-directionnelles.

Abstract

Biometrics is a global technique aimed at the automatic recognition of individuals based on their physiological and / or behavioral characteristics. In this thesis, we address several important points concerning bi-modal biometry. We propose to realize an automatic authentication system from the palm of the hand and the iris of the eye. This proposed multi-module system takes advantage of different methods to reduce the rates of false acceptances and false rejects. First of all, after having established a state of the art of the different mono-modal biometric systems, we make the link between existing databases, the selection of relevant characteristics of reduced size to identify iris or palmar fingerprint and multimodal fusion. Then we highlight the use of Gabor transforms, local texture descriptors such as LBP, BSIF ... and wavelets at various levels for the extraction of lines from the palm of the hand. In our study, we focus the capabilities of these transforms to characterize oscillatory textures as well as curvatures for the extraction of robust biometric signatures. As for the analysis of the eye, we propose to combine the Daugman approach with a multi-scale analysis (multi-resolution and multi-directional) to better characterize the radial structures of the iris and overcome the inherent problems at acquisition (presence of lens, partial closure of the eyelids, change of contrast) and matching. A comparative study of different methods is presented and will highlight our overall iris authentication process. Finally, the selection of characteristics and the exploration of new biometric signature fusion techniques from both modalities, as well as large-scale statistical analyzes of the similarity scores from each modality, allowed a thorough knowledge of the scores from the biometric systems studied. and a development of an original adaptive fusion method combining the use of wavelets, local texture descriptors and statistical moments.

Keywords: Iris image, biometric, identification/authentication, palmpoint, wavelet, LBP, BSIF, PCA.

ملخص

القياسات الحيوية تقنية عامة تهدف إلى التعرف التلقائي على الأفراد على أساس خصائصهم الفسيولوجية و / أو السلوكية. في هذه الرسالة، نتناول عدة نقاط مهمة تتعلق بالبيومتري ثنائية النماذج، ونقترح تحقيق نظام التعرف التلقائي من خلال راحة اليد وقزحية العين. يركز هذا النظام المتعدد النماذج المقترح على الطرق المختلفة لتقليل معدلات القبول الزائف والرفض الزائف. بداية، بعد أن قمنا بدراسة حول أحدث النظم البيومترية أحادية النماذج، فإننا نجري الربط بين قواعد البيانات الحالية، واختيار الخصائص ذات الصلة ذات الحجم المنخفض لتحديد القزحية. أو راحة اليد و ثنائية النماذج. ثم نسلط الضوء في دراستنا على استخدام تحويلات Gabor، واصفات النسيج المحلية مثل (BSIF, PCA, LBP) ... والموجات على مختلف المستويات لاستخراج الخطوط من راحة اليد. سنسلط الضوء على قدرات هذه التحويلات لتمييز الخصائص بالإضافة إلى منحنيات لاستخراج توقعات حيوية بيولوجية. أما بالنسبة لتحليل العين، فإننا نقترح دمج نهج دوغمان مع تحليل متعدد المقاييس (متعدد الدقة ومتعدد الاتجاهات) لتوصيف التراكيب الشعاعية للقزحية بشكل أفضل والتغلب على المشاكل المتأصلة. في الاستحواذ (وجود العدسة، والإغلاق الجزئي للجفون، وتغيير التباين) والمطابقة. يتم تقديم دراسة مقارنة للطرق المختلفة، وسوف تسلط الضوء على عملية المصادقة الشاملة للقزحية. وأخيراً، فإن اختيار الخصائص واستكشاف تقنيات جديدة لتضمين البصمة البيومترية من كلتا الطريقتين، بالإضافة إلى التحليلات الإحصائية واسعة النطاق لعشرات التشابهات من كل طريقة، سمح بمعرفة دقيقة بالنتائج من الأنظمة البيومترية المدروسة. وتطوير طريقة دمج اندماجية أصلية تجمع بين استخدام الموجات، واصفات النسيج المحلية واللحظات الإحصائية.

كلمات البحث: صورة القزحية، القياسات الحيوية، تحديد / التوثيق، والنخيل، وقرارات متعددة الاتجاهات المتعددة، LBP، BSIF، PCA، الموجات، ومعالجتها.