



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

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

THÈSE

Présentée en vue de l'obtention du diplôme de :

Doctorat en Sciences

Filière : Génie Électrique

Intitulée :

**Contribution au traitement d'images
par l'analyse multi-résolution:
Application à la biométrie**

Présentée par : **DOGHMANE Hakim**

Thèse dirigée par :

Abdelhani BOUKROUCHE Professeur des Universités, Univ. Guelma

Devant le jury composé de :

Layachi BENNACER	Professeur des Universités	Univ. Guelma	Président du jury
Abdelhani BOUKROUCHE	Professeur des Universités	Univ. Guelma	Rapporteur
Amina SERIR	Professeur des Universités	Univ. USTHB	Examinatrice
Toufik BOUDEN	Professeur des Universités	Univ. Jijel	Examinateur
Abdelkrim MOUSSAOUI	Professeur des Universités	Univ. Guelma	Examinateur

Soutenue le :09/07/2019

Dédicaces

A mes très chers parents

A ma chère femme

A mes frères

A toute ma famille

A tous mes amis

Remerciements

Je remercie en premier lieu le tout puissant DIEU qui m'a donné le courage, la volonté, et de la patience afin voir l'aboutissement cette thèse.

Je tiens à remercier Monsieur **Abdelhani BOUKROUCHE**, Professeur à l'Université 8 Mai 1945 de Guelma et directeur de notre laboratoire PI:MIS qui m'a encadré tout au long de cette thèse et qui m'a fait partager ses brillantes intuitions. Qu'il soit aussi remercié pour sa gentillesse et sa disponibilité permanente.

Je tiens également à remercier les membres du jury d'avoir accepté d'y participer et l'honneur qui me font en voulant bien expertiser mon travail :

Je remercie vivement Monsieur **Layachi BENNACER**, Professeur à l'Université 8 Mai 1945 de Guelma, pour le plaisir qu'il me fait, en acceptant la présidence de ce jury.

J'adresse mes sincères remerciements à Madame **Amina SERIR**, Professeur à l'USTHB d'Alger, Messieurs **Toufik BOUDEN** et **Abdelkrim MOUSSAOUI**, Professeurs respectivement à l'Université de Jijel et l'Université 8 Mai 1945 de Guelma, pour avoir accepté de participer à mon jury de thèse et l'honneur qu'ils me font en acceptant d'évaluer mon travail de thèse.

Je tiens enfin à remercier l'ensemble des membres du laboratoire PIMIS chercheurs permanents et doctorants.

Table des Matières

Dédicaces.....	ii
Remerciements.....	iii
Table des Matières.....	iv
Notations.....	viii
Liste des tableaux.....	x
Liste des figures.....	xii
Introduction Générale.....	13
Chapitre 1 Analyse multi-résolution.....	18
1.1 Introduction.....	18
1.2 Représentation temps fréquence et espace échelle.....	19
1.2.1 Transformée de Fourier à fenêtre glissante.....	19
1.2.2 Transformée en ondelettes continue.....	21
1.2.2.1 Transformée en ondelettes continue 1D.....	21
1.2.2.2 Transformée en ondelettes continue 2D.....	23
1.2.3 Transformée en ondelettes discrète.....	24
1.2.3.1 Transformée en ondelettes discrètes 2D.....	25
1.2.4 Familles d'ondelettes.....	28
1.2.5 Avantages de la transformée en ondelettes.....	28
1.3 Analyse multi-résolution dyadique.....	28
1.3.1 Transformée ridgelet.....	29
1.3.2 Transformée curvelet.....	30
1.3.3 Transformée en contourlet.....	31

1.4 Analyse multi-résolution des niveaux de gris.....	32
1.4.1 Ondelette de Gabor.....	33
1.4.2 Multi-échelle du motif binaire local.....	35
1.4.3 Multi-échelle quantification par phase locale.....	38
1.5 Conclusion.....	40
Chapitre 2 Fondements de la reconnaissance biométrique.....	41
2.1 Introduction.....	41
2.2 Concepts de base de la biométrie.....	42
2.3 Caractéristiques biométriques.....	42
2.4 Systèmes biométriques.....	44
2.4.1 Architecture générale d'un système biométrique.....	44
2.4.2 Evaluation des performances.....	46
2.5 Applications de la biométrie.....	48
2.6 Aperçu des modalités biométriques.....	50
2.6.1 Visage.....	51
2.6.2 Oreille.....	51
2.6.3 Empreinte digitale.....	51
2.6.4 Empreinte palmaire.....	51
2.7 Conclusion.....	52
Chapitre 3 Extraction des caractéristiques pour les modalités de l'oreille et palmprint.....	53
3.1 Introduction.....	53
3.2 Description de la modalité oreille.....	53
3.2.1 Structure de l'oreille.....	53
3.2.2 Reconnaissance par l'oreille.....	54

3.2.3 Extraction des caractéristiques des images d'oreilles 2D.....	55
3.3 Description de la modalité palmprint.....	57
3.3.1 Les caractéristiques de palmprint.....	58
3.3.1.1 Les caractéristiques géométriques.....	58
3.3.1.2 Les lignes principales.....	59
3.3.1.3 Les caractéristiques des rides.....	59
3.3.1.4 Points de référence.....	59
3.3.1.5 Les caractéristiques de munitie.....	59
3.3.2 Extraction des caractéristiques des images palmprint 2D.....	60
3.4 Conclusion.....	64
Chapitre 4 Méthodes proposées.....	65
4.1 Introduction.....	65
4.2 Représentation biométrique à base d'une analyse multi-résolution.....	65
4.3 Contribution #1.....	66
4.3.1 Représentation de l'image oreille par DMS-BSIF.....	69
4.3.1.1 Apprentissage des filtres BSIF.....	70
4.3.1.2 La représentation DMS-BSIF.....	72
4.3.2 Etude expérimentale.....	74
4.3.2.1 Expérimentation #1.....	74
4.3.2.2 Expérimentation #2.....	76
4.3.2.3 Expérimentation #3.....	77
4.3.2.4 Expérimentation #4.....	78
4.3.2.5 Etude comparative.....	78
4.4 Contribution #2.....	81
4.4.1 Représentation palmaire DGLSPH.....	82

4.4.1.1 La méthode de décomposition pyramidale (SPH).....	86
4.4.1.2 La méthode d'analyse discriminante linéaire blanchie (WLDA).....	87
4.4.1.3 Etape de classification.....	87
4.4.2 Etude expérimentale.....	87
4.4.2.1 La base de données PolyU.....	88
4.4.2.2 La base de données PolyU 2D/3D.....	92
4.4.2.3 La base de données IIT Delhi.....	96
4.5 Conclusion.....	100
Conclusion Générale.....	102
Liste des publications.....	103
Références Bibliographiques.....	105

Notations

MRA	Multiresolution analysis
CWT	Continuous Wavelet Transform
DWT	Discrete Wavelet Transform
LPF	Low Pass Filter
HPF	High Pass filter
RT	Ridgelet Transform
CT	Curvelet Transform
GW	Gabor Wavelet
LBP	Local Binary Pattern
LPQ	Local Phase Quantization
ROC	Receiver Operating Characteristics
CMC	Cumulative Match Characteristics
EER	Equal Error Rate
FA	False Acceptation
FAR	False-Acceptance Rate
FR	False-Rejection
FRR	False-Rejection Rate
BSIF	Binarized Statistical Image Features
IIT Delhi	Indian Institute of Technology Delhi
USTB	University of Science and Technology Beijing
PCA	Principal Component Analysis
LDA	Linear Discriminant Analysis

WLDA	Whitened Linear Discriminant Analysis
ICA	Independent Component Analysis
KFDA	Kernel Fisher Discriminant Analysis
KPCA	Kernel Principal Component Analysis
IR	Identification Rate
EIR	Error Identification Rate
k-NN	K-Nearest Neighbors
MS-BSIF	Multiscale Binarized Statistical image features
DMS-BSIF	Discriminant Multiscale Binarized Statistical image features
SPH	Spatial Pyramid Histogram
GLSPH	Gabor Local phase quantization Spatial Pyramid Histogram
DGLSPH	Discriminant Gabor Local phase quantization Spatial Pyramid Histogram

Liste des tableaux

Tableau 4.1 : Partitionnement des images entre l'apprentissage et le test, en utilisant deux images par personne en apprentissage.

Tableau 4.2 : Partitionnement des images entre l'apprentissage et le test, en utilisant une seule image par personne en apprentissage.

Tableau 4.3 : Taux d'identifications correspondant aux minima locaux.

Tableau 4.4 : Taux d'identifications correspondant aux maxima locaux.

Tableau 4.5 : Taux d'identifications utilisant un banc des filtres BSIF construit selon différentes chaînes de bits.

Tableau 4.6 : Taux d'identifications utilisant un banc des filtres MS-BSIF.

Tableau 4.7 : Résumé des récents travaux liés à la reconnaissance biométrique à base de l'oreille 2D.

Tableau 4.8 : Taux d'identifications utilisant la représentation DGLSPH sur la base de données PolyU.

Tableau 4.9 : Taux d'identifications utilisant la représentation GLSPH sur la base de données PolyU.

Tableau 4.10 : Différents protocoles d'identification des empreintes palmaires utilisés dans les bases de données PolyU et PolyU 2D/3D.

Tableau 4.11 : Etude comparative de la méthode proposée avec les méthodes de codage sur la base de données PolyU.

Tableau 4.12 : Etude comparative de l'approche proposée avec des méthodes récentes sur la base de données PolyU.

Tableau 4.13 : Taux d'identifications utilisant la représentation DGLSPH sur la base de données PolyU 2D/3D.

Tableau 4.14 : Taux d'identifications utilisant la représentation GLSPH sur la base de données PolyU 2D/3D.

Tableau 4.15 : Sommaire des travaux connexes et récents sur la base de données PolyU 2D/3D.

Tableau 4.16 : Taux d'identifications utilisant la représentation DGLSPH sur la base de données IIT Delhi.

Tableau 4.17 : Taux d'identifications utilisant la représentation GLSPH sur la base de données IIT Delhi.

Tableau 4.18 : Sommaire des travaux connexes et récents sur la base de données IIT Delhi.

Tableau 4.19 : Performance de la méthode proposée, en terme de robustesse à différents périphériques de capture.

Liste des figures

Figure 1.1 : Effet de la taille de fenêtre glissante de TFFG.

Figure 1.2 : Pavage du plan temps-fréquence. (a) TFFG, (b) Transformée en ondelettes.

Figure 1.3 : Scalogramme.

Figure 1.4 : Exemple d'utilisation de CWT 2D.

Figure 1.5 : Principe de la transformée en ondelettes discrète 1D.

Figure 1.6 : Principe de l'analyse multi-résolution dyadique.

Figure 1.7 : Transformée DWT 2D.

Figure 1.8 : Exemple de DWT 2D pour deux niveaux de décompositions (Ondelette de Haar).

Figure 1.9 : Quelques types de familles d'ondelettes.

Figure 1.10 : Transformée ridgelet. (a) Projection de Radon, (b) Traitement de différentes projections par la transformée en ondelettes.

Figure 1.11 : Transformée curvelet. (a) Décomposition fréquentielle par banc de filtres, (b) Application de la transformée Ridgelet sur chaque zone dyadique.

Figure 1.12 : Transformée en contourlet.

Figure 1.13 : Partie réelle de l'ondelette de Gabor (4 échelles et 8 orientations).

Figure 1.14 : Construction d'un motif binaire et calcul du code LBP.

Figure 1.15 : Motifs binaires locaux invariants en rotation pour $P=8$.

Figure 1.16 : LBP pour différentes valeurs de (P,R) .

Figure 1.17 : Descripteur LPQ. (a) Exemple de fréquence utilisée, (b) Exemple de calcul par le descripteur.

Figure 2.1 : Différentes modalités biométriques.

-
- Figure 2.2 :** Architecture d'un système biométrique typique.
- Figure 2.3 :** Exemple de scores cumulés (CMC).
- Figure 2.4 :** Distribution des scores de similarités des imposteurs et clients.
- Figure 2.5 :** Courbe ROC.
- Figure 2.6 :** Marché biométrique par modalité (2015).
- Figure 3.1 :** Anatomie de l'oreille humaine.
- Figure 3.2 :** Caractéristiques géométriques de palmprint.
- Figure 3.3 :** Les quatre principales lignes de l'image palmprint.
- Figure 3.4 :** Les rides, les crêtes et les points de référence sur l'image palmprint.
- Figure 3.5 :** Minuties de palmprint.
- Figure 4.1 :** Quelques échantillons de la base de données d'oreilles IIT Delhi.
- Figure 4.2 :** Certains échantillons normalisés de la base de données d'oreilles IIT Delhi.
- Figure 4.3 :** Quelques échantillons de la base de données d'oreilles USTB-1.
- Figure 4.4 :** Schéma fonctionnel de la méthode proposée pour la modalité oreille.
- Figure 4.5 :** Illustration de la représentation de l'oreille basée sur DMS-BSIF.
- Figure 4.6 :** Filtres BSIF appris de taille 11x11x12.
- Figure 4.7 :** Quelques images BSIF pour différentes échelles (11x11, 13x13, 15x15, 17x17)x12
- Figure 4.8 :** Taux d'identifications utilisant tous les filtres BSIF appris pour la base de données d'oreilles IIT Delhi-1.
- Figure 4.9 :** Taux d'identifications obtenus sur la base de données d'oreilles IIT Delhi-1.
- Figure 4.10 :** Taux d'identifications obtenus sur la base de données d'oreilles IIT Delhi-2.
- Figure 4.11:** Taux d'identifications obtenus sur la base de données d'oreilles USTB-1.
- Figure 4.12 :** Schéma de principe de la méthode proposée pour palmprint.
-

Figure 4.13 : Illustration de la représentation palmaire DGLSPH. (a) image ROI, (b) Ondelette de Gabor, (c) Réponses de l'ondelette de Gabor, (d) Images LPQ, (e) Caractéristiques GLSPH, (f) Caractéristiques DGLSPH.

Figure 4.14 : Illustration de détection de la région d'intérêt (ROI) palmaire.

Figure 4.15 : Partie réelle de l'ondelette de Gabor avec deux échelles et quatre orientations. (a) Taille de la fenêtre est de 4x4, (b) Taille de la fenêtre est de 8x8

Figure 4.16 : Stratégies de décomposition verticale en plusieurs sous-blocs.

Figure 4.17 : Quelques ROIs extraits des images palmaires de la base de données PolyU. (a) Première session, (b) Seconde session.

Figure 4.18 : Taux d'erreur d'identification palmaire sur la base de données PolyU.

Figure 4.19 : Courbes CMC sur la base de données PolyU.

Figure 4.20 : Exemples des ROIs extraits des images palmprint de la base de données PolyU 2D/3D. (a) Première session, (b) Seconde session.

Figure 4.21 : Taux d'erreur d'identification palmprint sur la base de données PolyU 2D/3D.

Figure 4.22 : Courbes CMC sur la base de données PolyU 2D /3D.

Figure 4.23 : Quelques ROIs extraits des images palmaires de la base de données IIT Delhi. (a) Première personne, (b) Seconde personne.

Figure 4.24 : Taux d'erreur d'identification palmaire sur la base de données IIT Delhi.

Figure 4.25 : Taux d'erreur d'identification de la méthode proposée et celles des méthodes de codage sur la base de données IIT Delhi.

Introduction Générale

Au cours des dernières décennies, le traitement numérique d'images a connu de grands progrès et est indéniablement utile dans de nombreuses disciplines scientifiques et industrielles. L'objectif principal du traitement d'images est d'extraire les informations pertinentes afin de traiter et d'analyser ces images.

Les techniques d'analyse d'images permettent la reconnaissance des éléments contenus dans l'image. Cependant, ces techniques employées dépendent essentiellement de la nature des images à analyser et de l'objectif à atteindre. En plus, les données mesurées de la plupart des processus sont intrinsèquement de nature multi-résolutions, en raison des contributions d'événements survenant à différents endroits et avec une localisation différente en temps et en fréquence. Donc, l'analyse des données et les méthodes de modélisation qui représentent les variables mesurées à plusieurs résolutions conviennent mieux à l'extraction d'informations à partir de données mesurées qu'à celles qui représentent les variables à une seule résolution.

L'analyse multi-résolution des images et des signaux est un vaste domaine de recherche comportant de nombreux aspects théoriques (construction des filtres, approximation géométrique) et applicatifs (vision par ordinateur). Les débuts de cette analyse sont généralement attribués au géophysicien, Jean Morlet, motivé par la détection de singularité dans des signaux sismiques, et aidé par le mathématicien Alex Grossman. Leur collaboration conduit à la transformée en ondelettes continues. La formalisation de l'analyse a été faite, ensuite, par quelques mathématiciens jusqu'aux travaux en commun de Stéphane Mallat et Yves Meyer, qui ont généralisé l'analyse en ondelettes à l'analyse multi-résolution basée sur une hiérarchie d'espaces imbriqués. Ceci conduit à des algorithmes rapides réalisant la transformée en ondelettes discrète.

Dans la littérature, on trouve deux catégories de représentations d'images 2D basées sur la notion de l'analyse multi-résolution. La première s'articule sur l'utilisation de la transformée en ondelettes discrète 2D [1, 2, 3]. Alors, que la deuxième catégorie est fondée sur la construction des vecteurs caractéristiques par la concaténation des différentes réponses

des descripteurs obtenues pour différentes échelles et directions [4, 5, 6]. Partant de cette dernière catégorie, nous proposons des nouvelles représentations d'images appliquées à la biométrie.

La biométrie est la science qui permet la reconnaissance automatique d'une personne sur la base de ses caractéristiques physiques, comportementales ou biologiques, telles que: le visage, l'oreille, l'iris, l'odeur, la façon de marcher ou la signature électronique, etc. Ces caractéristiques s'appellent aussi modalités biométriques. La pertinence de la biométrie dans les sociétés modernes a été augmentée à cause du grand besoin de la sécurité et à la nécessité des systèmes de gestion d'identités à grande échelle. Les systèmes biométriques partent du principe que la plupart des caractéristiques biométriques de l'être humain sont distinctes pour chaque individu, peuvent être acquises de façon fiable à l'aide des capteurs appropriés et être représentables sous forme numérique.

Cette thèse s'inscrit dans le cadre général du traitement d'images pour la reconnaissance biométrique. Nous avons exploité les images des modalités biométriques pour l'extraction des caractéristiques à travers une analyse multi-résolution afin d'identifier les individus. Ainsi, nous avons proposé deux contributions :

La première :

1) Une nouvelle représentation multi-échelle appelée DMS-BSIF (Discriminant Multi-Scale Binaried Statistical Image features) est proposée pour l'identification des personnes par la modalité biométrique oreille. Cette représentation permet l'extraction des caractéristiques à différentes résolutions spatiales et fréquentielles. En plus, elle est discriminante par la projection des caractéristiques MS-BSIF (Multi-Scale Binaried Statistical Image features) dans l'espace LDA (Linear Discriminant Analysis).

La seconde :

2) La représentation DGLSPH (Discriminant Gabor Local phase quantization Spatial Pyramid Histogram) est proposée pour palmprint, en utilisant l'ondelette de Gabor, l'opérateur LPQ (Local phase quantization) et la méthode de décomposition spatiale pyramidale (SPH : Spatial Pyramid Histogram), afin d'extraire plus des détails informationnels pour différentes résolutions spatiales, fréquentielles et directionnelles.

Cette thèse est organisée en quatre chapitres :

Le premier chapitre définit deux catégories de représentations de l'image 2D basées sur l'analyse multi-résolution, celle qu'utilise la transformée en ondelettes discrète. Alors que, la seconde catégorie est basée sur une analyse multi-résolution des niveaux de gris de l'image, où le vecteur des caractéristiques est construit à partir de la concaténation des différentes réponses du descripteur obtenues par changement de sa taille de fenêtre.

Le second chapitre décrit les fondements et les notions de base de la biométrie. Ensuite, le principe de fonctionnement des systèmes biométriques ainsi que les outils utilisés pour évaluer leurs performances sont évoqués.

Le troisième chapitre est dédié à l'état de l'art des méthodes d'extraction des caractéristiques des modalités biométriques oreille et palmprint.

Le quatrième chapitre, est consacré à la description de différentes contributions proposées (DMS-BSIF et DGLSPH) dans le cadre de cette thèse. Nous testons et nous comparons les performances des représentations citées précédemment appliquées sur des données biométriques bidimensionnelles, en utilisant des bases d'images d'oreilles et palmaires en expérimentations.

Enfin, une conclusion générale clôture ce travail et évoque certaines perspectives pour des travaux futurs.

Chapitre 1

L'analyse multi-résolution

1.1 Introduction

Habituellement, Les signaux rencontrés dans les applications réelles possèdent un caractère non stationnaire, ce qui se traduit par une variation de leurs contenus spectral en fonction du temps. Les méthodes multi-résolution sont des outils puissants pour l'analyse des signaux. Elles sont largement utilisées dans les applications d'extraction de caractéristiques, de compression d'images et de débruitage. Les images ont généralement des statistiques variables localement qui résultent de différentes combinaisons des caractéristiques abruptes telles que des bords, de régions texturées et de régions homogènes à contraste relativement faible. Alors que cette variabilité et cette non-stationnarité spatiale défient toute caractérisation statistique, peut être bien gérer à partir des composants multi-résolution. L'analyse multi-résolution (AMR) permet de décomposer un signal ou une image en différentes sous bandes fréquentielles, ce qui lui permet d'être une meilleure représentation de ce type des signaux.

Généralement, on distingue deux grandes catégories de représentations des signaux basées sur l'analyse multi-résolution : a) utilisant la transformée en ondelettes discrète (DWT : Discrete Wavelet transform), b) construction des vecteurs caractéristiques (pour différentes échelles et directions). La première catégorie s'articule principalement sur une description pyramidale (Algorithme de S. Mallat [1, 2, 3]). Alors, que la seconde catégorie est basée essentiellement sur l'utilisation des descripteurs de différentes résolutions spatiales, fréquentielles et directionnelles. En plus, elle est caractérisée par une description non pyramidale ou la notion de multi-résolution est implicitement intégrée de telle sorte que les représentations à différentes échelles sont indépendantes. Elle s'articule sur la concaténation des vecteurs caractéristiques (généralement histogrammes) obtenus à diverses résolutions.

Dans ce chapitre, on va présenter le principe de l'analyse multi-résolution dyadique à travers la description des notions de base de la transformée en ondelettes à savoir la transformée en ondelettes continue et la transformée en ondelettes discrète dans les cas

monodimensionnel (1D) et bidimensionnel (2D). Par la suite, on décrit brièvement quelques types de familles d'ondelettes et certaines transformations géométriques en ondelettes. Puis, une introduction de certains descripteurs introduisant la notion de multi-résolution des niveaux de gris seront données en fin de chapitre.

1.2 Représentation temps-fréquence et espace-échelle

La transformée de Fourier était depuis très longtemps un outil mathématique permettant la description du contenu fréquentiel des signaux. Elle consiste à extraire les caractéristiques fréquentielles d'un signal. Par définition, la transformée de Fourier d'une fonction continue $x(t)$ est :

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-j2\pi ft} dt \quad (1.1)$$

Dans le cas bidimensionnel, La transformée de Fourier est donnée par:

$$F(u, v) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, y)e^{-j2\pi(ux+vy)} dx dy \quad (1.2)$$

Toutefois, la transformée de Fourier est incapable de déterminer à quel moment les composantes fréquentielles se produisent dans le signal. Par conséquent, la transformée de Fourier est une transformation globale.

Quand le contenu spectral d'un signal change dans le temps, les caractéristiques extraites dans un seul domaine (temporel ou fréquentiel) ne sont pas suffisantes pour représenter le signal. Plusieurs méthodes ont été proposées pour remédier à ce problème tel que la transformée de Fourier à fenêtre glissante (TFFG) ou spectrogramme et la transformée en ondelettes.

1.2.1 Transformée de Fourier à fenêtre glissante

Afin de pallier au problème du manque de résolution dans les représentations temporelle et fréquentielle, le géophysicien Denis Gabor a proposé la transformée de Fourier à fenêtre glissante. Cette transformée consiste à multiplier le signal $x(t)$ par une fenêtre glissante $g(t)$ centrée autour de $t=0$, et calculer la transformée de Fourier du produit de $x(t)$ par $g(t)$. Cette transformée de Fourier fournit une information fréquentielle du signal au voisinage de $t=0$. La transformée de Fourier à fenêtre glissante a pour expression :

$$\hat{X}(b, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)g(t - b)e^{-j2\pi ft} dt \quad (1.3)$$

Le signal $x(t)$ est supposé quasi-stationnaire à l'intérieure de la fenêtre $g(t)$.

La Figure 1.1 montre un exemple de l'utilisation de la transformée de Fourier à fenêtre glissante, utilisant la fenêtre de Hamming. Le signal $x(t)$ est constitué de deux sinusoïdes de fréquences $F_1=20\text{Hz}$ et $F_2=50\text{Hz}$ échantillonné avec une fréquence $F_e=1\text{kHz}$. La première sinusoïde (de fréquence F_1) est interviene pendant les intervalles de temps $[0\ 250]\text{ms}$ et $[750\ 1000]\text{ms}$, alors que l'autre sinusoïde est apparue dans l'intervalle de temps $[250\ 750]\text{ms}$.

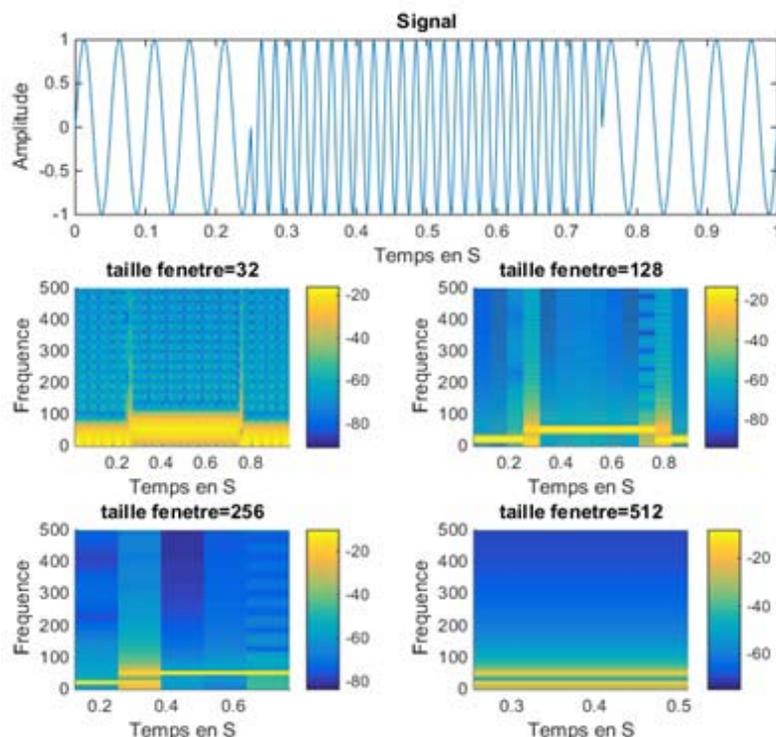


Figure 1.1 : Effet de la taille de fenêtre glissante de TFFG.

On peut voir sur la figure ci-dessus que les fenêtres étroites donnent une bonne résolution temporelle, néanmoins la résolution fréquentielle est faible. Alors, que les fenêtres larges donnent une meilleure résolution fréquentielle et une mauvaise localisation temporelle. Cependant, les fenêtres larges peuvent violer la condition de stationnarité.

La TFFG utilise une fenêtre d'analyse de taille fixe, ce qui veut dire que la résolution de la transformée de Fourier fenêtrée est constante sur tout le plan temps-fréquence (voir Figure 1.2). Cette transformée fournit alors une analyse mono-résolution des signaux. L'outil idéal serait une fenêtre qui s'adapte aux variations de fréquences dans le signal à analyser. Il s'agit donc de la transformée en ondelettes.

1.2.2 Transformée en ondelettes continue

Une ondelette est une onde de durée limitée admissible et possédant une énergie concentrée vers les hautes fréquences et à valeur moyenne nulle :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (1.4)$$

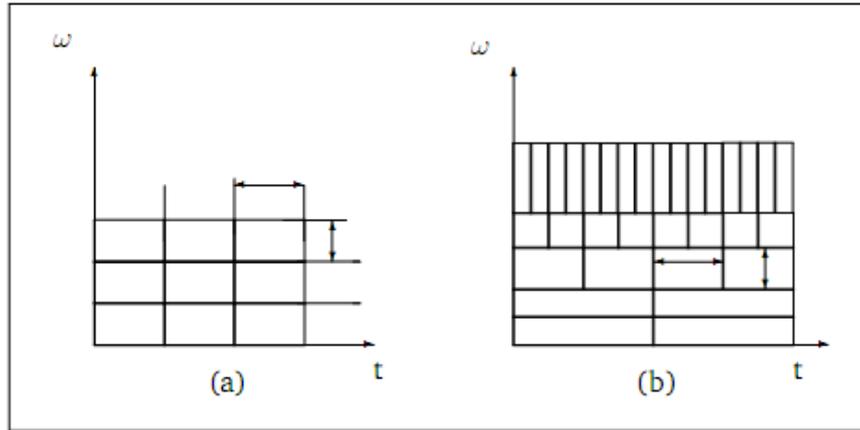


Figure 1.2 : Pavage du plan temps-fréquence. (a) TFFG, (b) Transformée en ondelettes.

Les ondelettes descendantes $\psi_{a,b}(t)$ seront obtenues à partir de l'ondelette mère, en utilisant l'équation :

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (1.5)$$

a est le facteur d'échelle (dilatation)

b est le facteur de translation

$\frac{1}{\sqrt{a}}$ est le facteur de normalisation de l'énergie afin que le signal transformé ait la même énergie à toutes les échelles.

1.2.2.1 Transformée en ondelettes continue 1D

La transformée en ondelettes continue utilise des translations et des dilatations de la fonction ondelette mère durant tout l'intervalle de temps de manière continue.

La définition de la CWT (Continuous Wavelet Transform) est donnée par la formule ci-dessous :

$$CWT_{(a,b)} = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (1.6)$$

La reconstruction du signal original est réalisée à partir de la transformée d'ondelette continue inverse (ICWT: Inverse Continuous Wavelet Transform) :

$$f(t) = \frac{1}{C_\psi} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} CWT_{(a,b)} \psi \left(\frac{t-b}{a} \right) \frac{da.db}{a^2} \quad (1.7)$$

L'existence de la transformée d'ondelette inverse dépend de la convergence du coefficient C_ψ :

$$C_\psi = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\psi(w)|^2}{w} dw < \infty \quad (1.8)$$

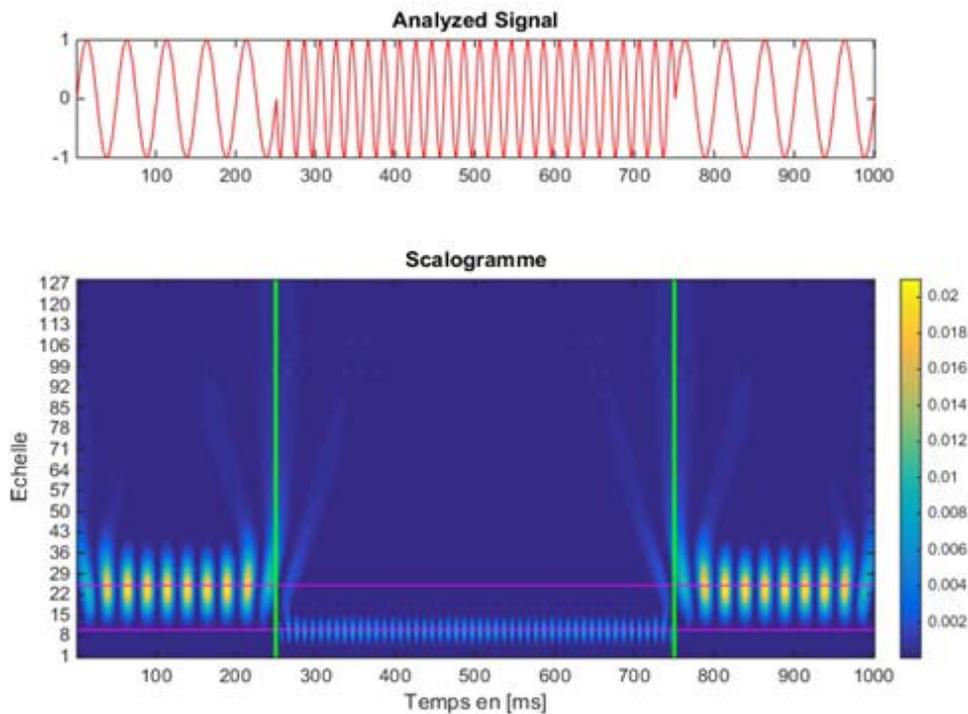


Figure 1.3 : Scalogramme.

La transformée en ondelettes continue d'un signal $f(t)$ à une dimension fournit une décomposition du signal à différentes échelles grâce à l'utilisation de l'ondelette mère ψ dilatée et translatée, en utilisant les paramètres a et b respectivement.

On obtient de cette manière une analyse dont la résolution fréquentielle et temporelle est variable. C'est grâce à ces propriétés que la théorie des ondelettes a connu un tel succès. Faire varier le paramètre b permet d'analyser localement le signal et ce à différentes échelles grâce au paramètre a .

1.2.2.2 Transformée en ondelettes continue 2D

Les ondelettes continues 2D sont construites à partir des translations et dilatations de l'ondelette mère $\psi(x, y)$:

$$\psi_{a,b}(x, y) = \frac{1}{\sqrt{a_x a_y}} \psi\left(\frac{x-b_x}{a_x}, \frac{y-b_y}{a_y}\right) \quad (1.9)$$

On définit la transformée en ondelettes continue 2D d'une fonction $f(x, y)$ par :

$$\begin{aligned} CWT_{(a,b)} &= \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) \psi_{a,b}(x, y) dx dy \\ &= \frac{1}{\sqrt{a_x a_y}} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) \psi\left(\frac{x-b_x}{a_x}, \frac{y-b_y}{a_y}\right) dx dy \end{aligned} \quad (1.10)$$

Où a est le facteur d'échelle constitué de a_x et a_y qui sont les paramètres d'échelles dans les directions horizontale (x) et verticale (y) respectivement. Le facteur de translation b est composé de b_x et b_y qui sont les facteurs de translation dans les directions x et y respectivement.

Le coefficient $CWT_{(a,b)}$ est plus élevé en valeur absolue si la corrélation entre $\psi_{(a,b)}(x, y)$ et $f(x, y)$ est importante. En pratique, la transformée continue 2D est obtenue en appliquant deux transformées en ondelettes 1D successives.

L'exemple suivant montre comment une ondelette isotrope ne discerne pas l'orientation des caractéristiques, contrairement à une ondelette anisotrope. L'exemple utilise l'ondelette isotrope à chapeau mexicain et l'ondelette directionnelle (anisotrope) de Cauchy.

Si l'ondelette est isotrope, l'analyse ne dépend pas de l'angle. L'ondelette à chapeau mexicain est un exemple d'ondelette isotrope. Les ondelettes isotropes conviennent à l'analyse ponctuelle d'images. Si l'ondelette est anisotrope, l'analyse dépend de l'angle et le CWT 2D agit comme un filtre local pour une image en échelle, en position et en angle. L'ondelette de Cauchy est un exemple d'ondelette anisotrope. Dans le domaine de Fourier, cela signifie que le support de fréquence spatiale de l'ondelette est un cône convexe dont le sommet est à l'origine. Les ondelettes anisotropes conviennent à la détection des caractéristiques directionnelles dans une image.

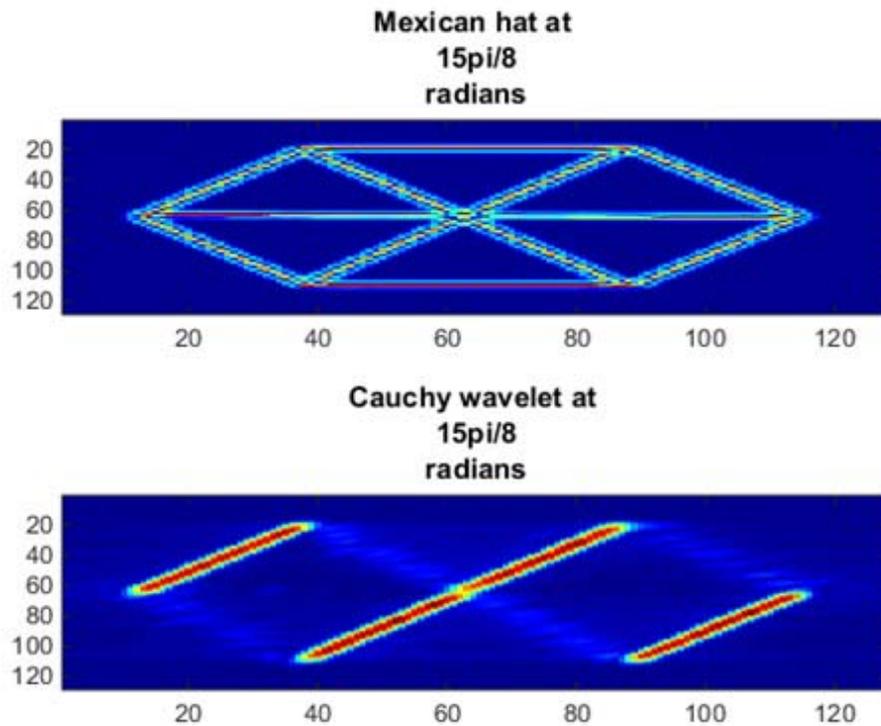


Figure 1.4 : Exemple d'utilisation de CWT 2D.

1.2.3 Transformée en ondelettes discrète (Discrete Wavelet transform : DWT)

La DWT est la version discrète de la transformée en ondelettes continue. Elle est réalisée à l'aide de l'algorithme de S. Mallat [3]. Cet algorithme est basé sur la définition d'une paire des filtres appelés filtres miroirs en quadratiques, un filtre de basses fréquences (Low Pass Filter: LPF) et un filtre de hautes fréquences (High Pass Filter: HPF) pour donner deux vecteurs respectivement L (Coefficients d'ondelettes d'approximation) et H (Coefficients d'ondelettes de détails). Tous les deux sont de taille approximativement égale à la moitié du vecteur d'origine. Ceci est dû au fait de la décimation par 2. Les deux vecteurs L et H, en les faisant passer par un sur-échantillonnage, puis un filtrage par les filtres de reconstruction passe bas (LPF) et passe haut (HPF) donnent en somme le vecteur d'origine (Figure 1.5).

La transformée en ondelettes discrète 1D translate et dilate l'ondelette selon des valeurs discrètes. Alors, les coefficients a et b seront discrétisés de la manière suivante :

$$a = a_0^j, b = kb_0 a_0^j \text{ avec } a_0 > 1, b_0 > 0 \text{ et } k \in \mathbb{Z} \quad (1.11)$$

Les ondelettes sont alors définies de la manière suivante:

$$\psi_{(a_0,b_0)}(x) = \frac{1}{\sqrt{a_0^j}} \psi\left(\frac{x - kb_0 a_0^j}{a_0^j}\right) \quad (1.12)$$

a_0^j est le facteur d'échelle

b_0 est le facteur de translation

La DWT du signal discret $x(n)$ est donnée par:

$$DWT_{(a_0,b_0)} = \sum_n x(n) \psi_{a_0,b_0}(n) \quad (1.13)$$

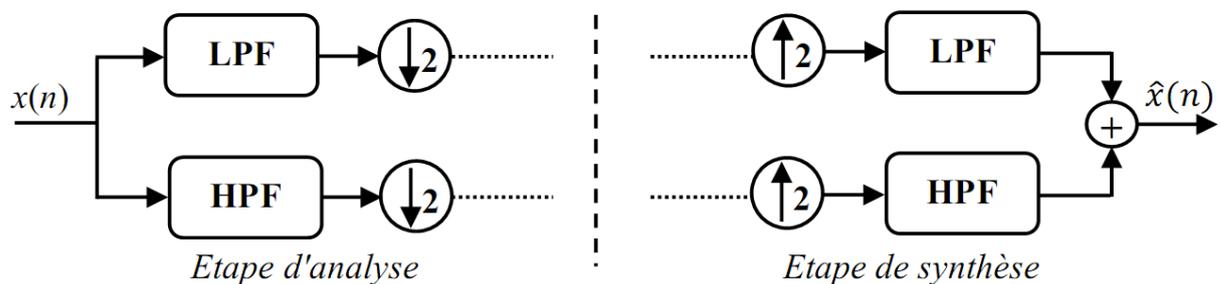


Figure 1.5 : Principe de la transformée en ondelettes discrète 1D.

L'analyse multi-résolution est un outil de traitement du signal qui permet de décomposer un signal en plusieurs échelles (résolutions) et le reconstruire à partir des éléments de cette décomposition. Une analyse multi-résolution est un partitionnement de l'espace des fonctions d'énergie finie par une famille de sous-espaces vectoriels.

L'idée est de projeter un signal $x(n)$ appartenant à un espace V_j sur un sous espace V_{j+1} et un sous espace W_{j+1} dans le but de réduire la résolution de moitié. Le sous-espace V_{j+1} est le sous-espace d'approximation et W_{j+1} est le sous-espace de détails (Figure 1.6).

1.2.3.1 Transformée en ondelettes discrète 2D

La DWT 2D peut être rapprochée de la notion d'analyse en sous bandes dans laquelle le spectre du signal à analyser est décomposé récursivement en une sous bande de détails (hautes fréquence) et une sous bande d'approximation (basses fréquences).

Pour un signal à deux dimensions, il y a quatre sous bandes qui sont extraites à chaque niveau de décomposition: une sous bande d'approximation (LL) contenant l'information basse fréquence selon les deux directions spatiales, une sous bande de détails horizontaux (LH), une sous bande de détails verticaux (HL) et une sous bande de détails diagonaux (HH) contenant les composantes hautes fréquences suivant les deux directions spatiales (Figure 1.7). La

Figure 1.8 présente un exemple de la transformée en ondelette discrète (DWT) 2D d'une image palmaire pour deux niveaux de décompositions.

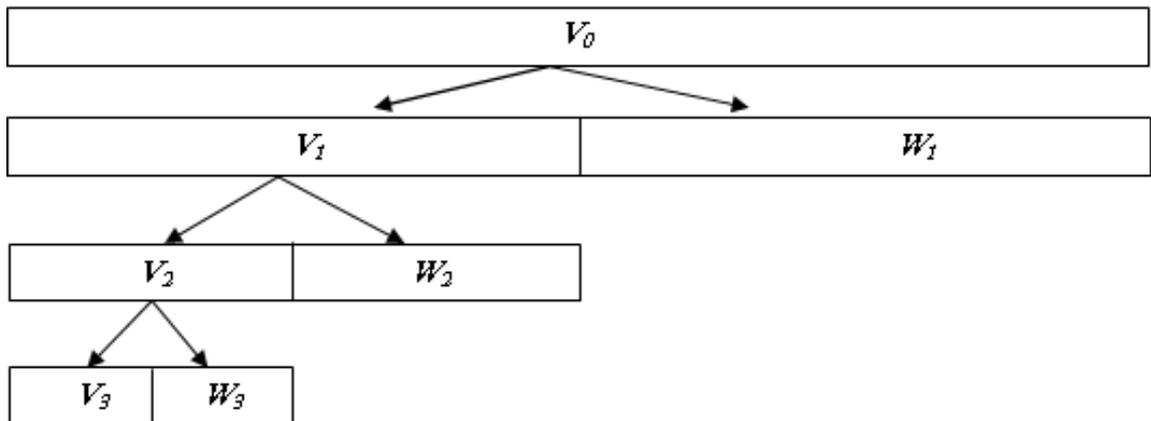


Figure 1.6 : Principe de l'analyse multi-résolution dyadique.

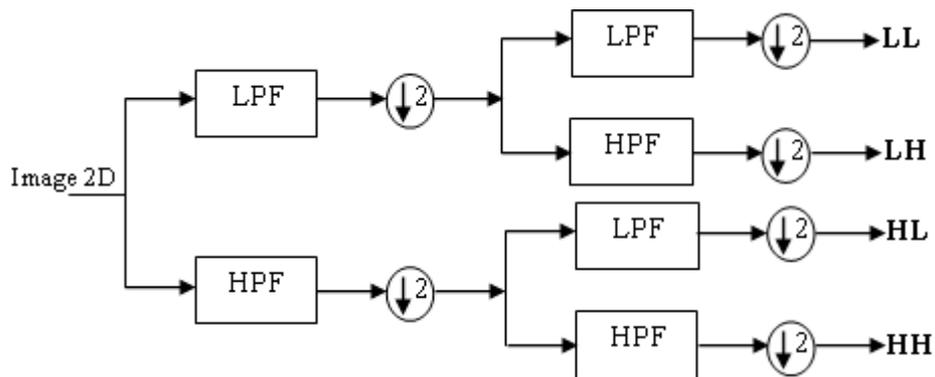


Figure 1.7 : Transformée DWT 2D.

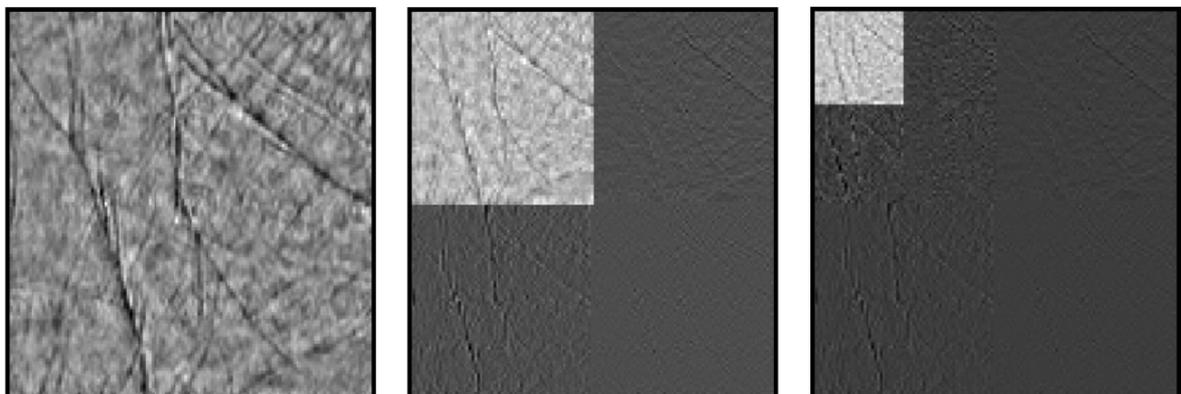


Figure 1.8 : Exemple de DWT 2D pour deux niveaux de décompositions (ondelette de Haar).

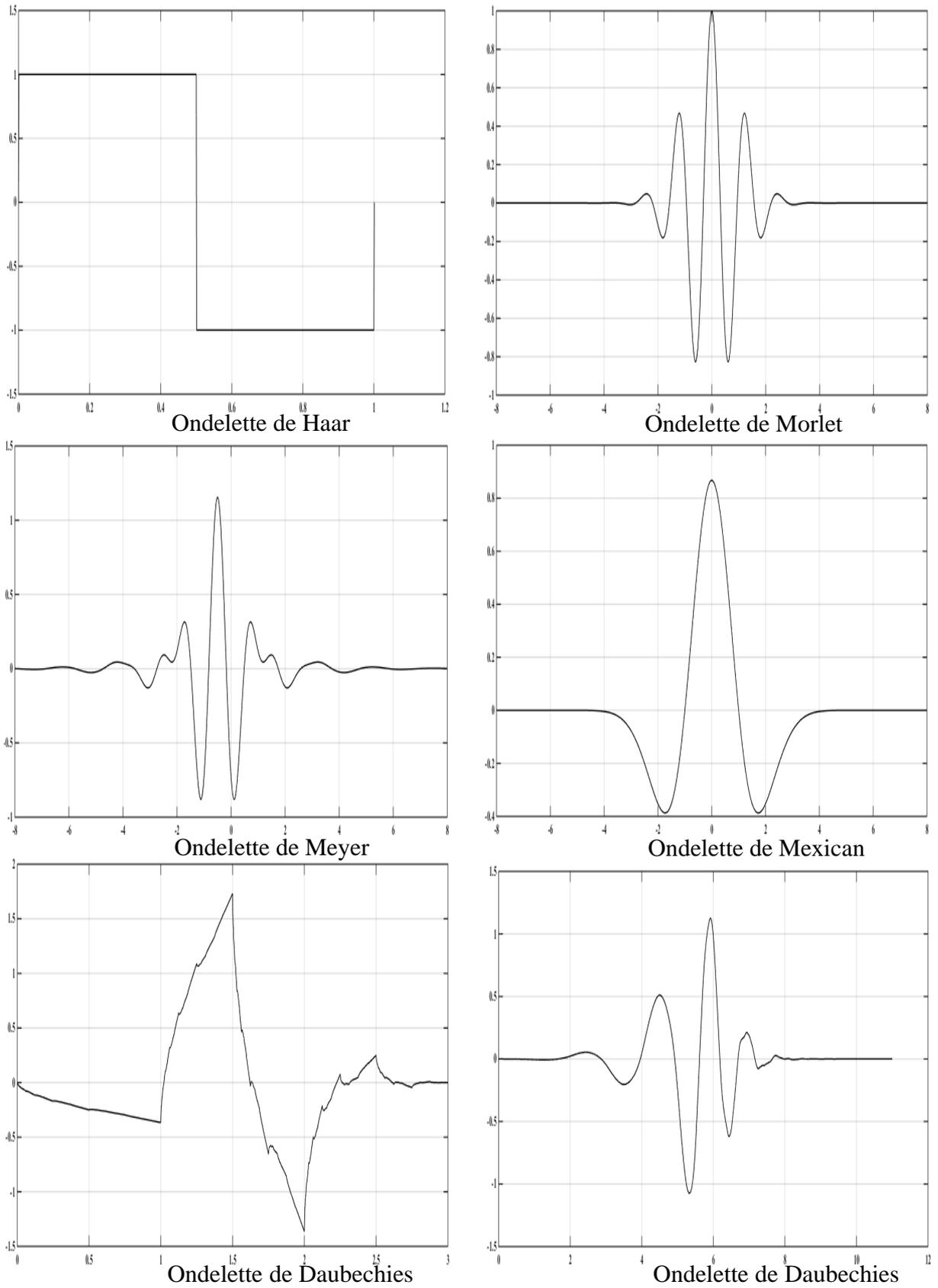


Figure 1.9 : Quelques types de familles d'ondelettes.

1.2.4 Familles d' ondelettes

Les différentes familles d'ondelettes sont utilisées selon leurs propriétés et en fonction du problème à résoudre. La Figure 1.9 présente quelques types de familles d'ondelettes.

1.2.5 Avantages de la transformée en ondelettes

La transformée en ondelette utilise des fonctions bien localisées dans le plan espace-échelle. Cette spécificité lui donne beaucoup d'avantages :

- Pour des signaux physiques présentent des variations très rapides, des sauts, des marches ou des discontinuités, l'analyse en ondelettes est mieux adaptée car l'ondelette permet la détection et l'analyse de ces variations. Cette particularité rend l'analyse en ondelettes complémentaires à l'analyse de Fourier. En effet, avec l'analyse de Fourier les discontinuités d'un signal ne sont pas facilement analysables car les coefficients des fréquences correspondantes sont étalés dans toute la transformée.
- La transformée en ondelettes peut représenter complètement et efficacement un signal avec peu de coefficients.
- La localisation en temps/fréquence est précieuse pour un nombre d'applications.

1.3 Analyse multi-résolution dyadique

L'analyse multi-résolution (MRA) est conçue pour donner une bonne résolution temporelle (une faible résolution fréquentielle) aux hautes fréquences et une bonne résolution fréquentielle (une faible résolution temporelle) aux basses fréquences.

Les ondelettes est un outil de traitement du signal permettant l'analyse à plusieurs échelles de temps, des propriétés locales de signaux complexes. Elles donnent lieu à de nombreuses applications dans des domaines variés, comme par exemple la géophysique, l'astrophysique, les télécommunications, l'imagerie et le codage vidéo. Elles sont à la base de plusieurs techniques d'analyse et de synthèse du signal et trouvent une multitude d'applications pour des problèmes généraux tels que la compression, le débruitage, la reconnaissance des formes, etc.

Avant le début des années 1980, les techniques préfigurant la théorie des ondelettes avaient déjà été introduites au sein de certaines communautés scientifiques. En dépit d'une perspective scientifique commune, chacun avait imaginé et développé le concept des ondelettes pour ses propres besoins, selon une technique particulière. Ce n'est qu'en 1989 que S. Mallat [2] relie les communautés entre elles, puisqu'il découvre les relations étroites entre les filtres miroirs en quadrature, les algorithmes pyramidaux utilisés en traitement numérique de l'image et les bases orthonormées d'ondelettes. Ce rapprochement des communautés a relancé des travaux de recherche très actifs sur la théorie des ondelettes accompagnés de toutes sortes d'applications.

Les premières utilisations de l'ondelette comme outil d'analyse ou de codage sont ensuite arrivées très rapidement, ce qui montre l'intérêt de cette technique pour l'industrie. Le premier usage industriel qui a été fait, fut l'archivage des empreintes digitales de la population américaine par le FBI. Un taux de compression de 90% sur les coefficients en ondelettes a été atteint autorisant un archivage qui restitue des images visuellement quasi sans pertes. Cette importante application d'archivage des années 80 a ouvert la voie à l'élaboration d'un projet de standard en 1996 pour la compression d'images. Un circuit intégré de compression vidéo par les ondelettes a également vu le jour en 1997.

Dans les sous-sections suivantes, nous allons rappeler quelques transformations en ondelettes géométriques dont le but sera justement de prendre en charge les limitations des ondelettes. Elles ont toutes pour objectif de prendre en compte la géométrie (contours et textures) de l'image.

1.3.1 Transformée Ridgelet

La transformée Ridgelet (RT) [7, 8, 9] compte parmi les premières transformées en ondelettes géométriques. Elle correspond à la construction d'un dictionnaire des fonctions d'analyse s'appuyant sur la transformée de Radon : les fonctions d'analyse résultantes correspondent à la mise en valeur des ruptures linéaires dans l'image. En effet, la transformée de Radon produit un ensemble de projections selon des directions données (voir Figure 1.10).

L'analyse par Ridgelet revient à appliquer une transformée de Radon sur l'image traitée, puis à calculer une transformée en ondelettes sur chaque résultat de projection. L'intérêt de cette transformée est de permettre de concentrer efficacement l'énergie de l'image

régulière par morceaux sur quelques coefficients tout comme dans la transformée en ondelettes. De plus, elle permet de prendre en charge des ruptures 2D linéaires [8] contrairement à la transformée en ondelettes.

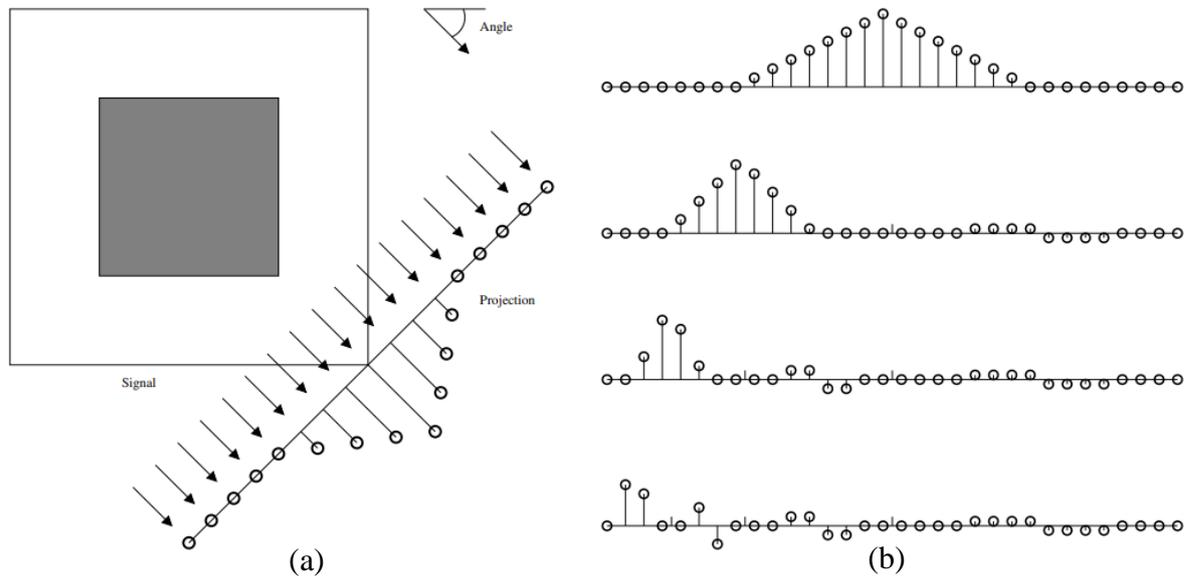


Figure 1.10 : Transformée Ridgelet. (a) Projection de Radon. (b) Traitement de différentes projections par la transformée en ondelettes.

1.3.2 Transformée curvelet

La transformée curvelet (CT) [8, 10, 11] correspond à l'association de différentes étapes : l'application des filtres passe-bandes, d'une segmentation dyadique de chaque bande de fréquence et de la transformée Ridgelet sur chaque zone segmentée (schématisée par la Figure 1.11). La décomposition fréquentielle associée à la segmentation dyadique permet de conditionner les données pour la transformée Ridgelet dans le but de décrire des singularités dont la taille et la forme du motif varient. Ces enrichissements de la description s'accompagnent d'une variabilité en position.

L'intérêt de cette variante est de permettre la prise en charge de rupture dans le signal dont le motif est plus complexe que dans la transformée Ridgelet, tout en gardant les avantages d'une meilleure adéquation entre les fonctions d'analyse et l'image décrite [8]. Cette transformée améliore donc la prise en compte des singularités d'une image.

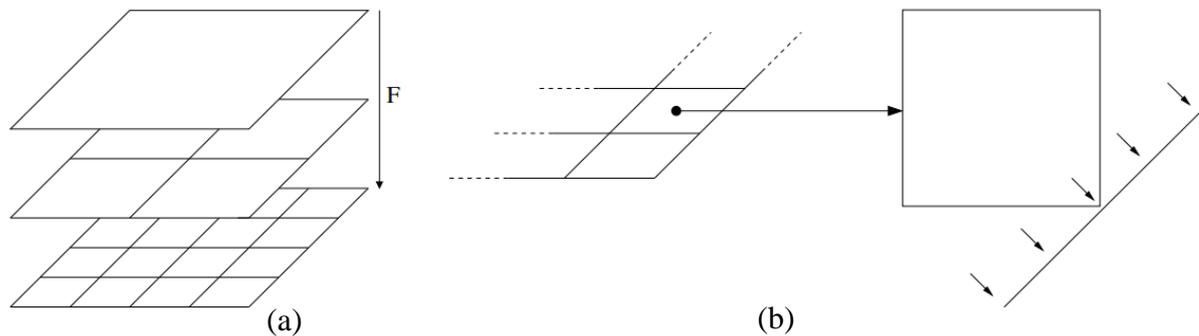


Figure 1.11 : Transformée curvelet. (a) Décomposition fréquentielle par banc de filtres. (b) Application de la transformée Ridgelet sur chaque zone dyadique.

1.3.3 Transformée en contourlet

La transformée en contourlet, telle qu'elle a été introduite par Minh Do et Martin Vetterli [12] est un nouveau schéma de décomposition d'images, qui fournit une représentation éparses des données aussi bien aux résolutions spatiales que fréquentielles. Une décomposition d'image en contourlet est construite en combinant successivement deux étages de décomposition distincts : une décomposition multi-échelle suivie d'une décomposition directionnelle [13, 14].

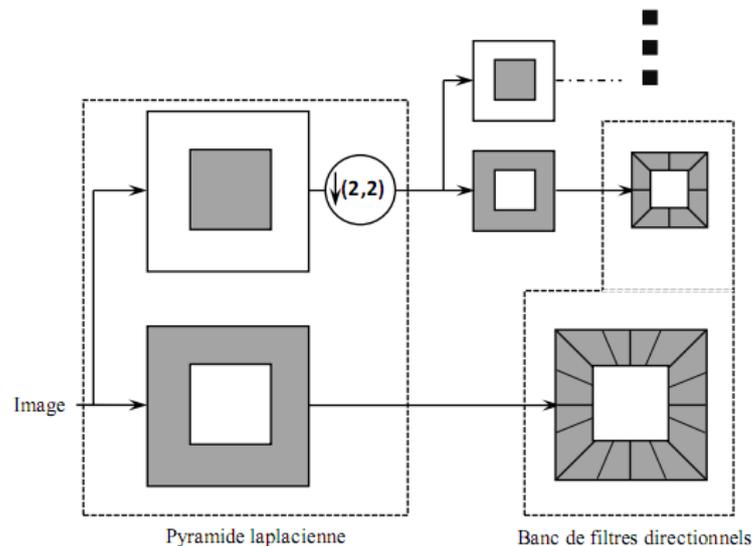


Figure 1.12 : Transformée en contourlet

Le premier étage utilise une pyramide Laplacienne pour transformer l'image en une suite de niveaux passe-bande et un niveau passe-bas (approximation en basse fréquence de l'image). Le deuxième étage applique de manière appropriée des filtres bidimensionnels

directionnels capturant ainsi des informations directionnelles ou orientées. Finalement, l'image se trouve représentée par un ensemble de sous bandes multi échelles et orientées.

1.4 Analyse multi-résolution des niveaux de gris

Une représentation multi-résolution des niveaux de gris peut être obtenue en faisant varier la taille d'un descripteur et en combinant les images de motif obtenues [15]. Une telle représentation a été suggérée pour la reconnaissance faciale [16, 17], et les résultats présentés pour cette application montrent que la précision est meilleure que celle d'une méthode à motif utilisant une seule résolution. Comme une représentation multi-résolution définie par un ensemble d'opérateurs de motif de taille différente du filtre peut donner un résultat instable. Cette instabilité peut être minimisée en utilisant des statistiques globales, représentées par un histogramme. Cette représentation des motifs présente plusieurs avantages. Tout d'abord, la représentation statistique permet de réduire la dimension de la taille de l'image. Deuxièmement, l'utilisation d'un histogramme en tant qu'ensemble de caractéristiques est robuste dans une certaine mesure à la translation et à la rotation d'une image, ce qui réduit la sensibilité au mauvais enregistrement.

Dans cette section, on va présenter certains descripteurs locaux introduisant l'analyse multi-résolution dans leurs structures. Cette analyse multi-résolution s'articule essentiellement sur l'utilisation des descripteurs multi-échelle. Basée sur le principe de la transformée de Fourier à fenêtre glissante et celle de la transformée en ondelettes continue, on construit un banc de filtres pour différentes valeurs d'échelles dont le principe de base est décrit ci-dessous.

Soit $h(x,y)$ une fenêtre 2D de taille $l \times l$ (l est impair), la construction de banc de filtres est basée sur le regroupement des caractéristiques trouvées à différentes échelles S ($S > 0$). L'échelle S est liée avec la taille de fenêtre (l) par l'équation suivante :

$$l = 2.S + 1 \tag{1.14}$$

Par exemple, pour une échelle $S=1$, nous avons une fenêtre de taille 3×3 ; et pour $S=2$, la taille de la fenêtre est de 5×5 et ainsi de suite. Différents descripteurs basés sur la l'analyse multi-résolution des niveaux de gris seront présentés dans les paragraphes suivants.

1.4.1 Ondelette de Gabor

L'ondelette de Gabor (GW) fournit une bonne résolution dans les domaines spatial et fréquentiel [6]. Elle semble être la base optimale pour extraire les caractéristiques locales pour plusieurs raisons [18] :

- Motivation biologique : Les cellules simples du cortex visuel des cerveaux de mammifère sont mieux modélisées comme une famille d'ondelettes 2D de Gabor auto-similaires.
- Motivation mathématique et empirique: L'ondelette de Gabor a les propriétés multi-résolution et multi-orientation et est elle est bien localisée.

Sur la base de ces avantages de l'ondelette de Gabor a été utilisée dans de nombreuses applications d'analyse d'images comme par exemple la reconnaissance des visages [19], la classification des textures [20], la récupération d'images de texture [21], etc.

L'ondelette de Gabor a une base sinusoïdale modulée par une gaussienne, c'est donc un filtre passe bande de gabarit gaussien. Il est très répandu par sa propriété de résolution optimale conjointe en fréquence et en temps. Tous les filtres peuvent être générés à partir d'une ondelette mère par dilatation et rotation :

$$\psi_{\mu,v}(z) = \frac{\|k_{\mu,v}\|^2}{\sigma^2} \text{Exp}\left(-\frac{\|k_{\mu,v}\| \cdot \|z\|^2}{2\sigma^2}\right) \left[\text{Exp}(ik_{\mu,v}z) - \text{Exp}\left(-\frac{\sigma^2}{2}\right) \right] \quad (1.15)$$

μ et ν définissent respectivement l'orientation et l'échelle des noyaux de Gabor, et z est un vecteur de coordonnées $(x, y)^t$. $\|\cdot\|$ désigne l'opérateur de la norme euclidienne et le vecteur d'onde $k_{\mu,v}$ est défini comme suit :

$$k_{\mu,v} = k_v \text{Exp}(i\phi_\mu) \quad (1.16)$$

$$\text{Où } k_v = k_{max} / f_v, k_{max} = \pi/2, f_v = f^v, f = \sqrt{2} \text{ et } \phi_\mu = (\pi \cdot \mu) / 4$$

Le symbole k_{max} est la fréquence maximale et représente le facteur d'espacement entre les noyaux dans le domaine fréquentiel.

L'ondelette de Gabor fait partie d'une famille de techniques d'analyse et de caractérisation de texture qui décrivent le rendu visuel par un mélange de signaux de fréquence, d'amplitude et de direction différentes. Elle permet l'extraction directe de

caractéristiques de texture localisées en fréquence et en orientation, en utilisant le principe des fenêtres gaussiennes, qui glissent le long de l'image en capturant ses propriétés locales. L'inconvénient majeur de l'utilisation de cette ondelette (banc de filtres) est le réglage des paramètres des filtres.

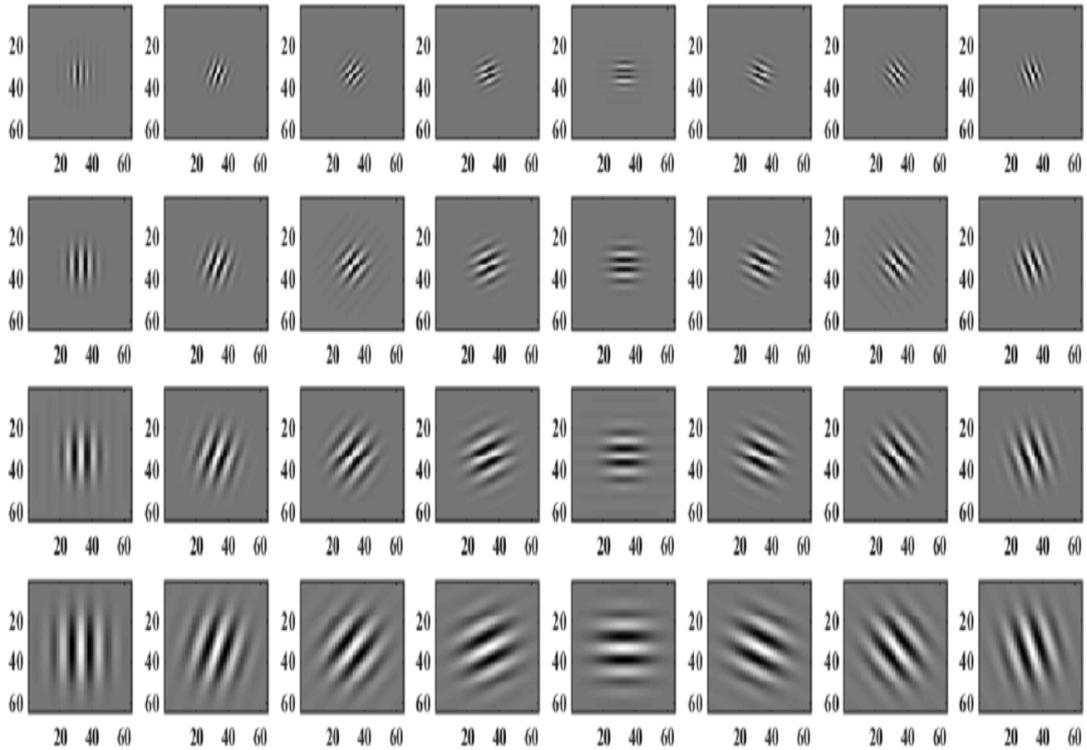


Figure 1.13 : Partie réelle de l'ondelette de Gabor (4 échelles et 8 orientations de pas angulaire de $\pi/8$).

Les images réponses $g_{\mu,v}(z)$ de l'ondelette de Gabor sont calculées à partir de :

$$g_{\mu,v}(z) = I(z) * \psi_{\mu,v}(z) \tag{1.17}$$

Où $I(z)$ est l'image d'entrée et $*$ est l'opérateur de convolution.

Il existe plusieurs manières d'exploiter les informations multi-échelles et multi directionnelles des réponses $g_{\mu,v}(z)$. Soit par exemple de concaténer les histogrammes extraits de chaque réponse (après normalisation), soit en utilisant la démarche suivante :

Pour chaque échelle v et orientation μ , les réponses $g_{\mu,v}(z)$ sont binarisées comme suit:

$$r_i(z) = \begin{cases} 1 & \text{si } Sgn(g_{\mu,v}(z)) > 0 \text{ pour } i=1,\dots,\mu v \\ 0 & \text{Ailleurs} \end{cases} \tag{1.18}$$

$\text{Sgn}(\cdot)$ désigne le signe. Puis, on code ces réponses binaires r_i :

$$q = \sum_{i=1}^{\mu\nu} r_i 2^{i-1} \quad (1.19)$$

1.4.2 Multi-échelle du motif binaire local

Les motifs binaires locaux (LBP : Local Binary Pattern) ont été proposés par Ojala en 1996 afin de caractériser les textures contenues dans des images en niveaux de gris [22]. Ils consistent à attribuer à chaque pixel de l'image à analyser, une valeur caractérisant le motif local autour de ce pixel. Ces valeurs sont calculées en comparant le niveau de gris du pixel central aux valeurs des niveaux de gris des pixels voisins. Le concept du LBP propose d'assigner un code binaire à un pixel en fonction de ses voisins. Ce code décrivant la texture locale d'une région est calculé par seuillage d'un voisinage avec le niveau de gris du pixel central. Afin de générer un motif binaire, tous les voisins prendront alors une valeur "1" si leur valeur est supérieure ou égale à celle du pixel courant et "0" autrement comme indiqué dans la Figure 1.14.

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

$$LBP_{P,R} = \sum_{i=0}^{P-1} S(g_i - g_c) \cdot 2^i \quad (1.20)$$

où $S(\cdot)$ est la fonction signe. g_i et g_c sont respectivement les niveaux de gris d'un pixel voisin et du pixel central.

$$S(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{Ailleurs} \end{cases} \quad (1.21)$$

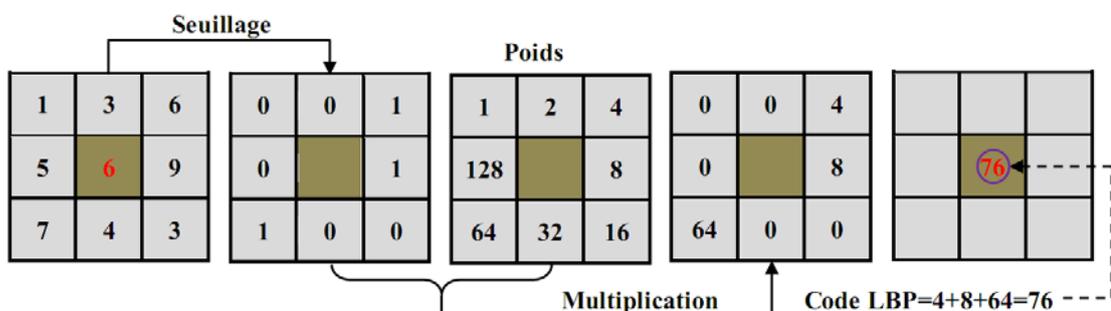


Figure 1.14 : Construction d'un motif binaire et calcul du code LBP.

Une autre extension de l'opérateur original LBP est utilisée dans [4] appelé: des modèles uniformes. Elle est basée sur la mesure d'uniformité d'un motif. Cette uniformité

correspond au nombre de transitions de bits du 0 à 1 et vice versa dans un parcours circulaire. Un LBP est appelé uniforme si le nombre de transition est au maximum égale à 2. Par exemple, les motifs 00000000, 01100000 et 10001111 sont uniformes, tandis que les motifs 10010011 et 01110010 ne le sont pas. Dans le mappage du LBP uniforme, il y a un label de sortie séparé pour chaque motif uniforme, et tous les motifs non-uniformes sont assignés à un seul label. Cette notion d'uniformité est importante dans la méthode LBP pour représenter les informations de primitives structurelle comme les arrêtes (coins) et les contours.

La définition de ce motif ordonné au fait que le voisinage construit soit circulairement symétrique a permis de définir un second motif, lui aussi invariant à toute transformation monotone de l'échelle des niveaux de gris mais également invariant à toute rotation de l'image "LBP_{P,R}^{ri}". Pour tout pixel de coordonnée (x,y), le calcul de ce motif est donné par:

$$LBP_{P,R}^{ri}(x,y) = \min\{ROR(LBP_{P,R}(x,y), i) \mid i = 0, 1, \dots, P-1\} \quad (1.22)$$

où ROR (a,i) correspond au résultat de i décalages circulaires successifs vers la droite des bits du nombre a (codé sur P bits). LBP_{P,R}^{ri} quantifie ainsi les statistiques d'occurrence de modèles individuels invariant en rotation correspondant à certaines micro-caractéristiques de l'image.

La Figure 1.15, présente les 36 uniques motifs binaires locaux invariants en rotation possibles dans le cas de P = 8. A titre d'exemple, le motif "0" permet de détecter les tâches claires, le motif "8" les tâches sombres et les surfaces monotones, les motif "3" et "4" détectent les coins et les contours respectivement.

En plus, une méthode fondée sur l'analyse multi-résolution des motifs locaux binaires pour la classification des textures a été proposée dans [4, 5]. Elle est basée sur la concaténation des histogrammes d'occurrences discrètes des motifs "uniformes" calculés à partir de descripteurs LBP_{P,R}^{riu2} (motifs uniformes et invariants par rotation) pour différentes valeurs de P et R. Le paramètre P contrôle la quantification de l'espace angulaire, alors que R détermine la résolution spatiale de l'opérateur.

Ojala et *al.* [5] ont proposés une approche simple pour l'analyse multi-résolution, qui combine les réponses de plusieurs opérateurs réalisés avec différentes valeurs de (P, R). L'histogramme d'occurrence discrète des motifs "uniformes" calculé sur une image ou une région d'image représente une caractéristique de texture très puissante. Le concept de

l'opérateur LBP multi-résolution, est fondé sur le choix du voisinage P et le rayon R, afin de traiter les textures à différentes résolutions spatiales et directions. De plus, un voisinage pour un pixel central est réparti sur un cercle et construit à partir de deux paramètres: le nombre de voisins "P" sur le cercle et d'un rayon "R" pour définir une distance entre un pixel central et ses voisins.

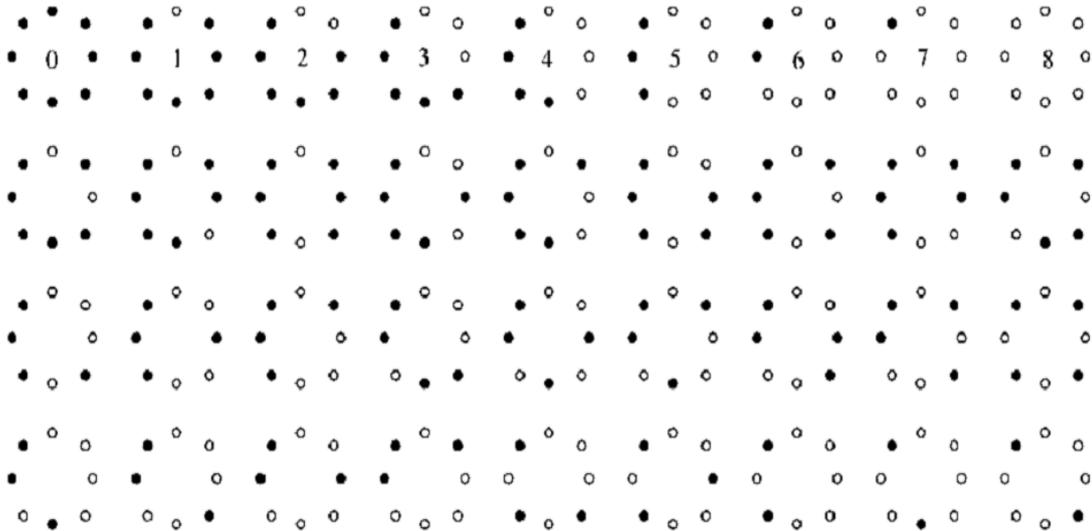


Figure 1.15 : Motifs binaires locaux invariants en rotation pour P=8.

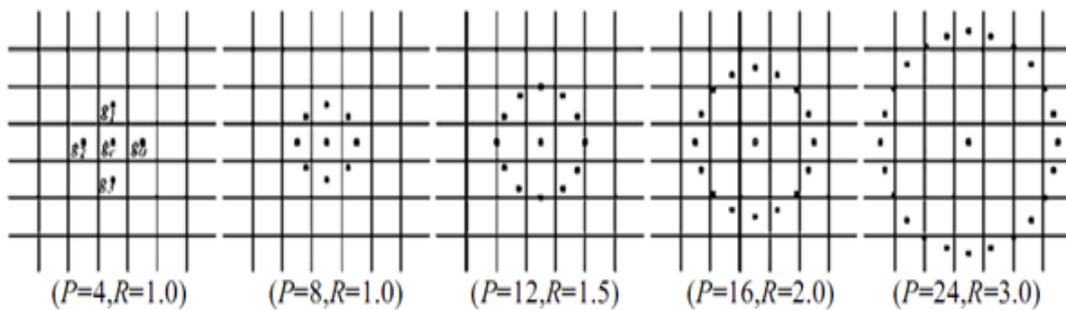


Figure 1.16 : LBP pour différentes valeurs de (P,R).

Soit une texture: $T = t(g_c, g_0, \dots, g_{P-1})$, g_c correspond à la valeur de niveau de gris du pixel central et g_p , avec $p=0, \dots, P-1$, correspond au niveau de gris de P pixels espacés régulièrement sur un cercle de rayon R . Si les coordonnées de g_c sont égales à (x_c, y_c) , alors les coordonnées de g_p sont données par l'équation suivante:

$$\begin{cases} x_g = x_c + R \cdot \cos\left(\frac{2\pi p}{P}\right) \\ y_g = y_c - R \cdot \sin\left(\frac{2\pi p}{P}\right) \end{cases} \quad (1.23)$$

Comme nous pouvons le voir sur la Figure 1.16, les coordonnées d'un voisin ne sont pas forcément situées au centre d'un pixel. Dans ce cas, le niveau de gris est déterminé par l'intermédiaire d'une interpolation bilinéaire. La Figure 1.16, illustre différents voisinages obtenus pour différentes valeurs du couple (P, R). Par conséquent la représentation finale est un histogramme de différentes résolutions (multi-résolution) obtenu à partir de la concaténation des histogrammes locaux calculés à partir de régions de l'image descripteurs calculées pour différentes valeurs de P et R.

Par conséquent, L'analyse multi-résolution pour l'opérateur LBP est réalisée en variant le nombre du voisinage circulaire P (direction) et le rayon R (résolution spatiale).

1.4.3 Multi-échelle quantification par phase locale

Ce descripteur a été proposé par Ojansivu et Heikkil (2008) [23]. Il est basé sur la quantification de la phase de la transformée de Fourier (LPQ: Local Phase Quantization) dans les voisinages locaux. La phase peut être vue comme une information invariante au flou sous certaines conditions généralement remplies. Dans l'analyse de texture, les histogrammes des images LPQ calculés dans des régions locales sont utilisés en tant que descripteur de texture d'une manière similaire à la méthode LBP. Le descripteur LPQ a connu un large intérêt pour la reconnaissance de visages comme un descripteur invariant au flou.

Pour une image donnée, chaque pixel est marqué par un code LPQ invariant au flou. De manière similaire à la méthodologie LBP, LPQ est un descripteur de texture d'image en niveaux de gris, qui est un opérateur de texture insensible au flou et invariant par rotation du spectre de phase de Fourier. Les informations de phase sont extraites localement sur un voisinage carré $M \times M$, en utilisant la transformée de Fourier à court terme (STFT) à chaque position de pixel $z=(x,y)$ de l'image définie par:

$$F(\xi, z) = \sum f(z - y) e^{-2\pi \xi^t y} = w_\xi^t f_z \quad (1.24)$$

Où :

f_z est un vecteur contenant les M^2 niveaux de gris et w_ξ^t est le vecteur de base du STFT à la fréquence ξ . Seuls quatre coefficients complexes sont considérés pour l'opérateur LPQ, correspondant aux fréquences 2D: $\xi_1 = [a, 0]^t$, $\xi_2 = [0, a]^t$, $\xi_3 = [a, a]^t$ et $\xi_4 = [a, -a]^t$, où

"a" est un scalaire suffisamment petit satisfaire la condition: $H(\xi) > 0$. Les informations de phase sont calculées par des points imaginaires et réels du vecteur de caractéristiques F_z .

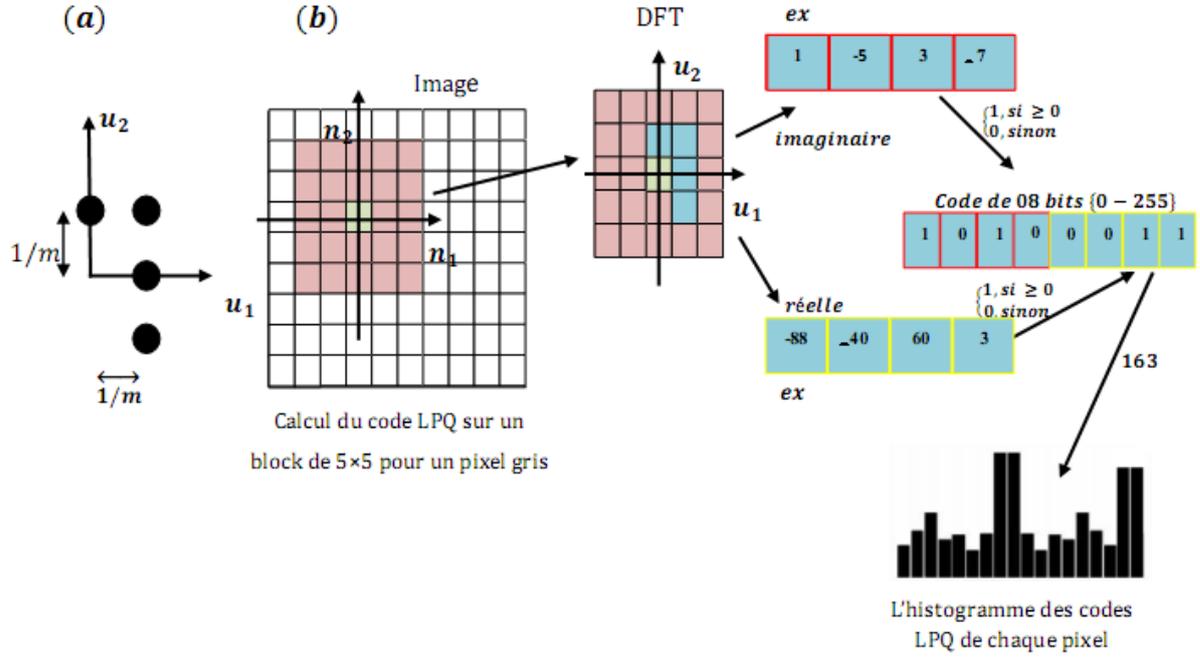


Figure 1.17 : Descripteur LPQ. (a) Exemple de fréquence utilisée, (b) Exemple de calcul par le descripteur [24].

Pour chaque pixel de coordonnée $z=(x,y)$, le vecteur de caractéristiques F_z est donné par :

$$F_z^v = [F(\xi_1, z), F(\xi_2, z), F(\xi_3, z), F(\xi_4, z)] \quad (1.25)$$

$$\text{Et: } F_z = [Re\{F_z^v\}, Im\{F_z^v\}]$$

Où $Re\{\cdot\}$ et $Im\{\cdot\}$ sont respectivement les parties réelles et imaginaires d'un nombre complexe. La matrice de transformation est de taille $8 \times M^2$ correspondante est donnée par:

$$W = [Re\{w_{\xi_1}, w_{\xi_2}, w_{\xi_3}, w_{\xi_4}\}, Im\{w_{\xi_1}, w_{\xi_2}, w_{\xi_3}, w_{\xi_4}\}] \quad (1.26)$$

$$\text{Ainsi: } F_z = W \cdot f_z$$

F_z est calculé pour toute la position de l'image. Ainsi, une quantification des vecteurs obtenus est réalisée avec le quantificateur scalaire:

$$q_i = \begin{cases} 1 & \text{Si } f_i \geq 0 \\ 0 & \text{Ailleurs} \end{cases} \quad (1.27)$$

Où f_i est le $i^{\text{ème}}$ composant de F_z . Le codage binaire suivant est utilisé pour transformer les coefficients quantifiés en entiers allant de 0 à 255 :

$$b = \sum_{i=1}^8 q_i \cdot 2^{i-1} \quad (1.28)$$

Cependant, Heikkila et Ojansivu [23] soulignent qu'il existe un compromis entre le pouvoir discriminant du descripteur LPQ et sa tolérance au flou. Plus la taille de la fenêtre de la fonction est petite, plus la fréquence du composant dont le coefficient peut être conservé est élevée, mais la tolérance au flou sera compromise.

Afin d'atténuer toute limitation introduite par ce compromis, une représentation de texture simple mais puissante, appelée Multi-Scale Local Phase Quantification (MS-LPQ) a été proposée par [25]. Cette représentation LPQ multi-résolution peut être obtenue en faisant varier la taille de la fenêtre de l'opérateur LPQ.

L'histogramme de quantification de phase locale multi-échelle étend le modèle de phase locale à une représentation multi-résolution. Il est démontré qu'il est robuste au flou et à l'éclairage. Cette représentation multi-résolution peut être obtenue en faisant varier la taille du filtre et en combinant les histogrammes normalisés obtenus à partir des images descripteurs.

1.5 Conclusion

Dans la première partie de ce chapitre, nous sommes intéressé par la présentation de l'analyse multi-résolution pyramidale à travers la description des notions de base de la transformée en ondelettes à savoir la transformée en ondelettes continue et discrète dans les cas monodimensionnel (1D) et bidimensionnel (2D). Puis, certaines transformations en ondelettes géométriques ont été présentées, où ces transformations sont plus adaptées à représenter les lignes non droites que la DWT. La seconde partie est consacrée à la définition de certaines représentations basées sur des notions de multi-résolution des niveaux de gris d'une image.

Chapitre 2

Fondements de la reconnaissance biométrique

2.1 Introduction

Depuis des décennies, la sécurité est devenue une préoccupation mondiale, d'où la nécessité de protéger les individus d'une part et de lutter contre la fraude et le crime d'autre part. Il est donc apparu nécessaire de fournir des moyens pratiques et fiables pour identifier ou vérifier des individus sans l'assistance d'une autre personne. Afin de répondre à ces besoins liés à la sécurité, la biométrie en tant qu'outil automatisé de reconnaissance des personnes, vise à imiter le merveilleux processus de reconnaissance des êtres humains. La capacité humaine à reconnaître un visage, une voix ou une manière de marcher est un processus de reconnaissance de modèle mental qui enregistre et stocke initialement certaines caractéristiques du sujet observé et les rappelle, en temps voulu, en cas de besoin. La biométrie est allée plus loin dans l'identification des personnes; elle ne permet pas seulement d'accélérer le processus d'identification, mais introduit de nouvelles modalités, telles que l'iris, les veines et l'ECG, sur la base desquelles le processus de reconnaissance humaine ne reconnaît pas le sujet. L'efficacité, la rapidité et la diversité sont les principales valeurs ajoutées de la biométrie par rapport au processus de reconnaissance des êtres humains..

Dans la première partie de ce chapitre, nous allons présenter quelques concepts de bases liés à la biométrie, à savoir le principe de fonctionnement d'un système biométrique ainsi que les outils d'évaluations utilisés pour mesurer leurs performances. Ensuite, nous donnons un aperçu sur les différentes modalités biométriques les plus répandues. Dans la deuxième partie, nous nous focaliserons sur la reconnaissance des personnes à travers les deux modalités biométriques oreille et l'empreinte palmaire puisqu'elles constituent l'application de l'analyse multi-résolution dans ce travail de thèse.

2.2 Concepts de base de la biométrie

L'organisation internationale de normalisation définit le terme biométrie, ou reconnaissance biométrique, comme étant "la reconnaissance automatisée d'individus en fonction de leurs caractéristiques biologiques ou comportementales" (ISO/IEC2382-37) [26]. La "reconnaissance" vise à associer une identité à un individu sur la base de certaines caractéristiques physiques présentées intrinsèquement par les parties de son corps et/ou de certaines caractéristiques comportementales créées par le corps. Ces caractéristiques sont appelées "modalités" ou "traits". Les caractéristiques physiques incluent entre autres : empreintes digitales, visage, oreille, iris, empreinte palmaire, etc. D'autre part, les caractéristiques comportementales contiennent : signature, voix, dynamique de frappe, etc.

Contrairement aux systèmes d'identification classiques qui établissent l'identité d'un individu en fonction de ce qu'il sait (informations secrètes telles que des mots de passe) et / ou de ce qu'il possède (possession d'objets tels que des cartes à puce, des licences, etc.); Les systèmes biométriques sont basés sur ce que "la personne est" (caractéristiques biologiques) et/ou ce "qu'elle fait" (caractéristiques comportementales). Ces caractéristiques sont directement liées à l'individu et ne peuvent donc pas être oubliées ou perdues.

Par ailleurs, la pertinence de la biométrie dans les sociétés modernes a été augmentée à cause de : i) Développement et déploiement des nouvelles technologies de l'information et des communications qui sont souvent amenées à travailler avec des données sensibles via différents supports de communications (ordinateurs, réseau internet, etc.) ; ii) La nécessité des systèmes de gestion d'identités à grande échelle, qui s'appuient fonctionnellement sur la détermination précise de l'identité d'un individu, dans un contexte d'applications largement interconnectées. La biométrie offre une solution robuste et fiable, en aspect de gestion d'identité, par une application entièrement automatisée ou semi-automatisée, dont l'objectif primordial est la détermination de l'identité d'un individu [27]. Le défi majeur était toujours d'empêcher l'accès des imposteurs aux ressources protégées.

2.3 Caractéristiques biométriques

Un problème important dans la conception d'un système biométrique pratique est de répondre à la question suivante: "quelles caractéristiques le système devrait-il utiliser pour prendre une décision concernant l'identité individuelle?".

Chaque trait biométrique a ses forces et ses faiblesses, le choix dépend généralement du domaine d'application et, parfois, de la population à identifier. Dans certains cas, plusieurs caractéristiques sont choisies. Jain et *al.* [28] ont identifié certaines exigences auxquelles une caractéristique biométrique typique doit satisfaire :

- **Universalité** : chaque individu accédant à l'application devrait posséder les caractéristiques demandées. Par exemple, la modalité iris ne peut pas être utilisée pour identifier des personnes aveugles.
- **Unicité** : les caractéristiques biométriques utilisées pour l'identification doivent être uniques pour pouvoir distinguer deux personnes. Par exemple, les traits du visage sont uniques pour une personne (même pour les jumeaux identiques, l'empreinte de la main diffère de l'empreinte digitale par ses caractéristiques et ses textures).
- **Permanence** : les caractéristiques biométriques doivent pouvoir résister aux changements dans le temps, au moins pendant la durée de fonctionnement du système biométrique. Un trait qui change de manière significative avec le temps (au fil du temps) n'est pas une biométrie utile.
- **Mesurabilité** : les caractéristiques biométriques doivent être mesurables quantitativement pour être traitées ultérieurement par une machine. A cet effet, des appareils appropriés sont connectés à la machine pour acquérir et numériser le trait biométrique afin de le transférer ultérieurement au système de reconnaissance.
- **Performance** : l'application qui utilise les caractéristiques biométriques doit assurer un niveau de performance acceptable. Cela inclut la précision et le temps de la reconnaissance, ainsi que les ressources consacrées à l'élaboration du système de reconnaissance tel que la capacité de stockage.
- **Acceptabilité** : Cela indique la volonté des personnes qui sont censées être identifiées avec ces caractéristiques de coopérer avec le système en fournissant leurs données biométriques.
- **Sécurité** : mesure la robustesse du système de reconnaissance. En d'autres termes, il est facile de tromper le système pour le forcer à prendre une mauvaise décision ou mettre en danger les informations biométriques des

utilisateurs. C'est-à-dire que les attaques de vol d'identité doivent être surveillées par le système. (Les signatures peuvent être falsifiées, la voix peut être imitée, la similitude des visages et empreintes digitales, etc.).

Il est difficile de trouver une seule caractéristique biométrique qui réponde à toutes ces exigences. Un système biométrique pratique devrait avoir une précision et une vitesse de reconnaissance acceptables avec des besoins raisonnables en ressources, invasive pour les utilisateurs, acceptés par la population ciblée et suffisamment robustes aux diverses attaques de fraude [29].

2.4 Systèmes biométriques

Les systèmes biométriques utilisent une variété de caractéristiques physiologiques, ou comportementales afin de déterminer l'identité d'un individu (voir Figure 2.1). Ces caractéristiques peuvent être : l'empreinte digitale, le visage, la géométrie de la main, l'iris, la signature électronique, la façon de marcher, la dynamique de frappe sur un clavier, l'empreinte palmaire, la voix, l'oreille, la veine de la main, l'odeur ou l'information apportée par l'ADN [30].

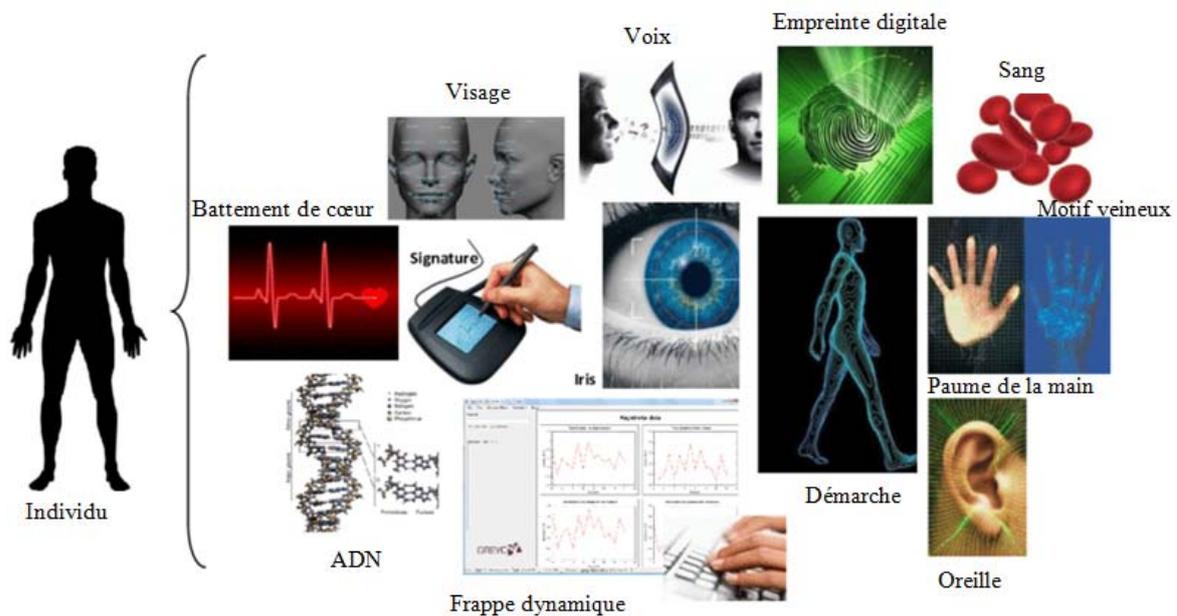


Figure 2.1 : Différentes modalités biométriques.

2.4.1 Architecture générale d'un système biométrique

Un système biométrique typique est constitué de quatre modules principaux (Figure 2.2) :

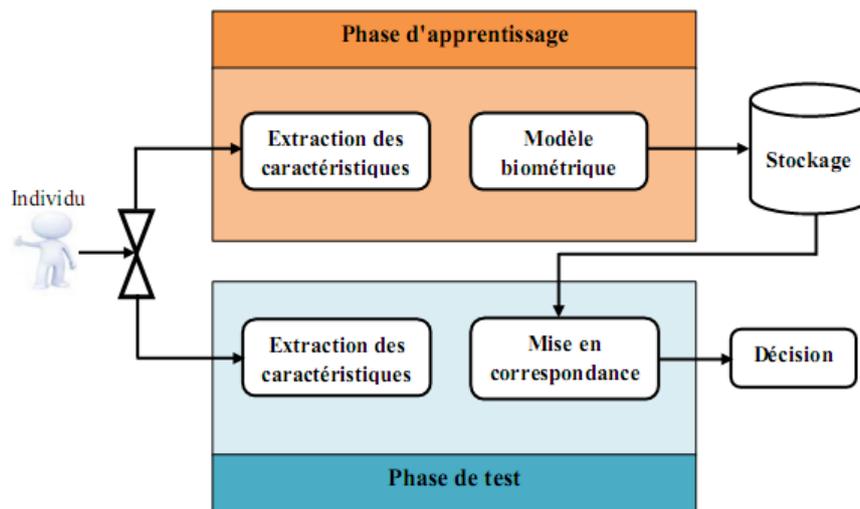


Figure 2.2 : Architecture d'un système biométrique typique.

- **Capteur biométrique :** Il est chargé de capturer les caractéristiques biométriques de l'individu, leur conversion sous forme numérique pour transférer vers le module suivant. La performance du système de reconnaissance dépend fortement de la qualité des données brutes acquises. En fait, ces données sont le résultat de la transformation d'un phénomène réel continu à une forme discrète numérique, ce qui entraîne une perte de données. La qualité des données acquises dépend de la technologie du capteur, du bruit ajouté et du degré de coopération de l'utilisateur avec le système.
- **Phase d'apprentissage :** Les données brutes acquises sont d'abord prétraitées pour améliorer leur qualité. Ensuite, certaines primitives discriminantes pertinentes sont extraites par le module "extraction des primitives" afin de générer une représentation compacte appelée "modèle de référence" qui reprend efficacement les caractéristiques biométriques. Le modèle généré est ensuite envoyé au système de stockage. En règle générale, l'étape d'enrôlement permet au système de reconnaissance biométrique d'apprendre l'identité des personnes authentiques dans l'environnement de travail.
- **Système de stockage :** le système de stockage peut être un simple fichier dans une simple carte à puce. En association avec le modèle généré, certaines informations biographiques (nom, mots de passe, adresse, etc.) peuvent être stockées. Dans tous les cas, le facteur important à prendre en compte est la sécurité du modèle stocké.

- **Module de mise en correspondance** : pendant la phase d'exploitation, le système est invité à identifier une personne. Il procède ensuite à l'extraction de ses caractéristiques discriminatoires à l'aide du module d'extraction des primitives de la même manière que la phase d'enrôlement. Ces primitives extraites sont appelées primitives de requête. Ensuite, le modèle stocké est révoqué pour être comparé à la requête. La comparaison vise à confirmer que la requête et les primitives du modèle proviennent de la même personne ou non. En règle générale, le résultat de la comparaison est un degré de similarité compris entre 0 (désadaptation totale) et 1 (correspondance parfaite) qui permet au système de prendre la décision appropriée en ce qui concerne l'identité de l'utilisateur.

D'autre part, le système biométrique peut fonctionner en mode de vérification ou d'identification. En mode de vérification, la caractéristique biométrique de l'utilisateur est vérifiée avec son propre modèle stocké dans la base de données (une comparaison de "un contre un"), ce qui permet au système de confirmer l'identité déclarée par un utilisateur. En mode d'identification, la comparaison est réalisée avec tous les modèles stockés dans la base de données en effectuant, des comparaisons de "un contre plusieurs". C'est le cas lorsque l'on veut savoir si la personne existe déjà dans la base de données. Le système essaie donc de répondre à la question "qui est l'utilisateur?".

2.4.2 Evaluation des performances

Le système de reconnaissance est destiné à identifier deux classes d'utilisateurs. Les utilisateurs inscrits dans le système constituent la classe "authentique". Ils ont déjà des modèles biométriques stockés dans la base de données. La deuxième classe est la classe "imposteur". Elle est constituée de tous les autres utilisateurs qui ne sont pas authentiques. La tâche du système est de reconnaître un utilisateur authentique comme étant authentique et un imposteur comme imposteur. Malheureusement, ce n'est pas toujours le cas. En pratique, plusieurs facteurs ont une influence sur l'acquisition des caractéristiques biométriques de telle manière que deux échantillons provenant du même utilisateur ne sont généralement pas similaires. Ceci est dû à :

- **Imperfections liées au capteur** : qui influencent directement la qualité des données détectées telles que le bruit et la résolution.

- **Conditions environnementales d'acquisition** : toute modification des conditions environnementales, telles que l'éclairage, les distances ou les technologies, par rapport aux conditions d'acquisition initiales peut entraîner des différences entre les échantillons acquis.
- **Interaction des utilisateurs avec le capteur** : la manière dont l'utilisateur interagit avec le capteur peut varier d'une acquisition à l'autre. C'est le cas, par exemple, de l'application d'une pression plus ou moins forte sur le lecteur d'empreintes digitales qui affecte l'élasticité de la peau.

Les critères d'évaluation des performances d'un système biométrique, permet mieux de tester et comparer les systèmes proposés par les chercheurs avec ceux qui existent dans la littérature. En mode d'identification, la modalité signature biométrique en entrée est comparée avec tous les modèles enregistrés dans la base de données afin de déterminer le meilleur modèle de correspondance. Ce dernier est déterminé en examinant les scores de correspondances qui concordent à toutes les comparaisons possibles, en affectant l'identité au modèle qui correspond au plus grand score de similarité. Le taux d'identification exprime le pourcentage des données de tests qui ont été correctement identifiées par rapport au nombre total de données utilisées dans la phase de test. Pour évaluer la performance d'un système d'identification biométrique, la courbe CMC (Cumulative Match Caractéristique en anglais) est utilisée. Cette courbe (voir Figure 2.3) permet de présenter le taux d'identification en fonction du rang. 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.

En outre, La variabilité observée dans la modalité biométrique d'un individu est appelée variation intra-classe, elle tend à être faible ; et la variabilité entre la modalité biométrique provenant de deux individus différents est appelée variation inter-classe, qui tend à être importante.

En cas de variation importante au sein d'une classe, le système n'identifie pas les personnes "authentiques" et les considère comme des "imposteurs"(FRR: False Rejection Rate en anglais), mais en cas de faible variation entre les classes, le système ne permet pas

d'exclure un "imposteur" et le considère comme "authentique"(FAR: False Acceptance Rate an anglais). Ce sont les principales erreurs qu'un système de reconnaissance peut commettre à l'étape de la comparaison (voir Figure 2.4). En mode de vérification, la courbe ROC (Receiver Operating Characteristics en anglais) apparaît comme un outil indispensable qui permet de pallier ces limites. Cette courbe trace le taux de faux rejets (FRR) en fonction du taux de fausses acceptations (FAR). Elle sera tracée d'une manière paramétrique en fonction des valeurs du seuil. Un exemple de détermination du point EER (Equal Error Rate en anglais), en utilisant la courbe ROC est illustré dans la Figure 2.5.

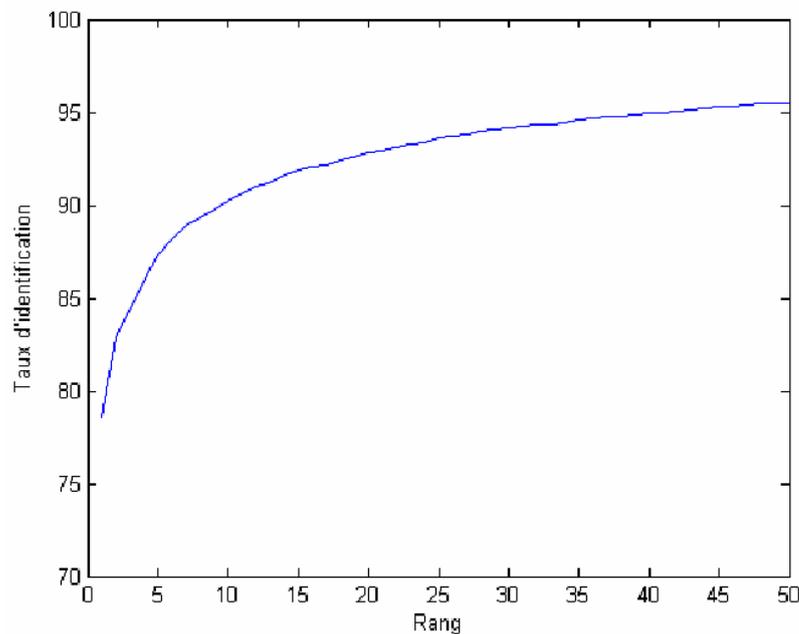


Figure 2.3 : Exemple de scores cumulés (CMC).

2.5 Applications de la biométrie

La biométrie a réussi à convaincre un large éventail d'applications à adopter non seulement comme composant fondamental de leur architecture de sécurité, mais également comme outil économique permettant de réduire les coûts et les risques financiers [31]. Elle a été progressé rapidement et de manière significative au cours des dernières décennies. Des recherches récentes confirment que le marché de la biométrie passerait de 8,7 milliards de dollars en 2013 à près de 27,5 milliards de dollars en 2019 [32].

La modalité d'empreintes digitales dominera toujours le marché, comme le montre la Figure 2.6. Cette accélération est justifiée par la croissance des services électroniques nécessitant une identification, ainsi que par la multiplication des fraudes et des vols d'identité

à contrôler. En outre, le développement des documents électroniques, en particulier les passeports biométriques et les cartes d'identité nationales, par les principaux gouvernements, contribuera à augmenter largement son utilisation. La biométrie est maintenant adoptée dans les domaines suivants :

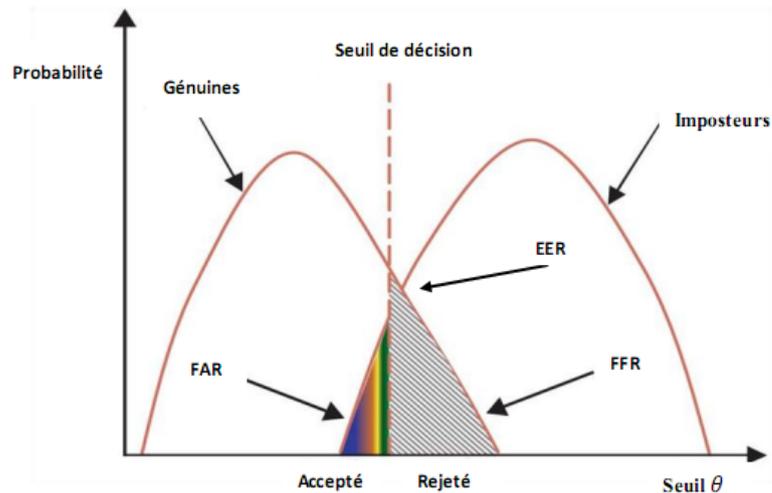


Figure 2.4 : Distribution des scores de similarités des imposteurs et clients.

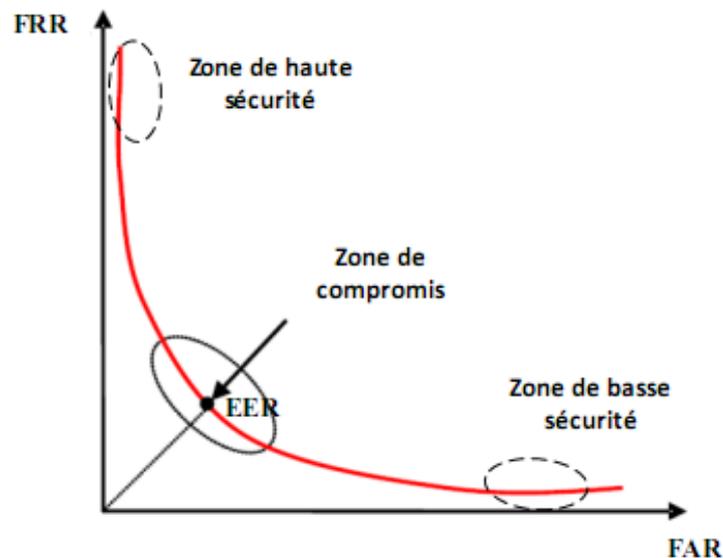


Figure 2.5 : Courbe ROC.

- **Applications gouvernementales** : la carte d'identité nationale biométrique, le passeport biométrique, le contrôle des frontières, la sécurité sociale, le vote électronique, etc.
- **Contrôle d'accès** : il s'agit de systèmes physiques tels que les systèmes de pointage et de sécurité des portes, ou logiques tels que l'accès à des ressources informatiques et à des systèmes d'informations distants.

- **Applications mobiles** : aujourd'hui, les téléphones intelligents (smart phone) sont équipés de technologies biométriques qui permettent d'identifier le propriétaire, de déverrouiller l'appareil, de faire des transactions commerciales, etc. Par exemple, les Apple iPhone 5 et Samsung Galaxy A5 sont livrés avec un lecteur d'empreintes digitales.

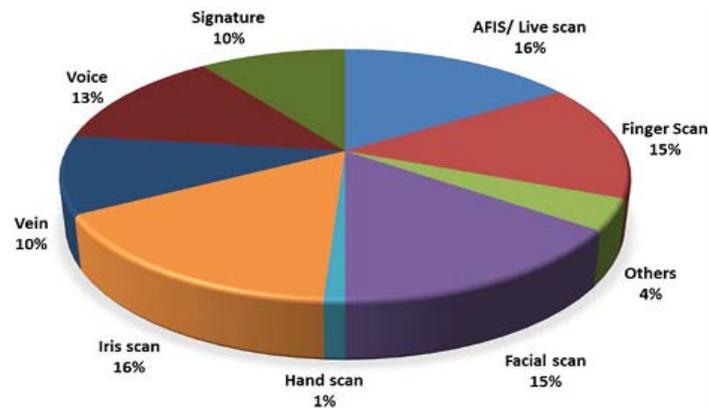


Figure 2.6 : Marché biométrique par modalité (2015) [32].

- **Applications commerciales** : Accès aux ordinateurs, applications Internet, commerce électronique, transactions bancaires, etc.
- **Applications médico-légales** : Les laboratoires médico-légaux utilisent habituellement la biométrie dans le cadre de leurs activités criminelles et la détermination de la responsabilité parentale ainsi que pour identifier les victimes.
- **Applications militaires** : ceux-ci comprennent des systèmes d'identification pour une utilisation dans le domaine, le contrôle d'accès et les applications de surveillance dans les zones sensibles, ainsi que les déploiements de bases de données volumineuses.

2.6 Aperçu des modalités biométriques

De nos jours, de nombreuses modalités biométriques compétitives sont proposées. Comme indiqué précédemment, le choix d'une modalité avec une technologie connue dépend de l'application ciblée et de la performance souhaitée. Certaines modalités telles que l'iris et la rétine, sont préférées pour leur grande fiabilité; d'autres sont choisis pour leur acceptabilité et leur applicabilité, telles que les empreintes digitales et le visage. Une brève introduction à certaines modalités biométriques communément utilisées est donnée ci-dessous :

2.6.1 Visage

Les applications de reconnaissances faciales ont évolué d'une authentification statique à une authentification dynamique. Les approches les plus connues dans la reconnaissance par visages sont basées [33] sur la localisation et la forme des attributs du visage, comme les yeux, les sourcils, le nez, les lèvres, le menton, et les relations spatiales entre eux, ou sur l'analyse globale de l'image du visage, qui représente ce dernier comme une combinaison pondérée d'un certain nombre de visages canoniques. L'identification par visage est une méthode non-intrusive. En pratique, le fonctionnement d'un système de reconnaissance de visages doit automatiquement [34] détecter si un visage est présent ou non dans l'image acquise, localiser le visage s'il existe et le reconnaître dans des conditions non contrôlées.

2.6.2 Oreille

La morphologie extérieure de l'oreille est relativement stable durant une période de temps pour les applications biométriques. Plusieurs études sur la stabilité extérieure de l'oreille (i.e., l'auricule) suggèrent que la forme de l'oreille mûrit très tôt tandis que son expansion se poursuit mais à un taux très faible [35]. Dans des applications de surveillance, il est possible d'employer l'oreille et le visage comme des pièces complémentaires d'information [36]. Les avantages principaux liés à l'utilisation des images d'oreilles 2D en tant que modalité biométrique résident dans la stabilité contre les variations en expression faciale, l'immunité relative contre les soucis d'intimité et la convenance d'acquérir secrètement des images pour les applications de surveillance.

2.6.3 Empreinte digitale

Depuis plusieurs décennies, les empreintes digitales ont été utilisées en criminologie et en identification biométrique. Une empreinte digitale est constituée de motifs de crête et de vallées. Il a été déterminé, d'une manière empirique, que les empreintes digitales des vrais jumeaux sont différentes [37]. Le taux d'identification à l'aide d'empreintes digitales s'est avéré très élevé [38].

2.6.4 Empreinte palmaire

Comparativement à l'empreinte digitale, l'empreinte palmaire est plus riche d'informations pertinentes, elle contient plus d'attributs (des motifs de crêtes et de vallées). En

plus, La paume de la main possède une surface supérieure à celle des doigts, ce qui rend l'empreinte palmaire plus distinctive [39, 40]. Cependant, leurs capteurs sont plus volumineux et couteux par rapport à ceux de l'empreinte digitale.

2.7 Conclusion

A travers ce chapitre, nous avons présenté les fondements de la biométrie, ses propriétés, le principe de fonctionnement des systèmes biométriques, les différentes modalités ainsi que les critères d'évaluation des performances des systèmes de reconnaissance. Ensuite, nous avons mis en évidence une comparaison entre ces modalités biométriques.

Dans le chapitre suivant, nous évoquerons un état de l'art sur les différentes méthodes d'extraction des caractéristiques en reconnaissance d'individus par les modalités oreille et palmprint, respectivement.

Chapitre 3

Extraction des caractéristiques pour les modalités de l'oreille et palmprint

3.1 Introduction

Des recherches ont été menées durant ces dernières années sur la reconnaissance des individus par les modalités oreille et palmprint où plusieurs problèmes relatifs à ce domaine ont été recensés. Ce chapitre présente un état de l'art sur les méthodes d'extraction des caractéristiques pour ces deux modalités biométriques.

3.2 Description de la modalité oreille

Dans cette section, nous allons se focaliser sur la description des systèmes biométriques basés sur l'oreille à savoir, son anatomie et les approches utilisées pour l'extraction des caractéristiques.

3.2.1 Structure de l'oreille

La littérature médico-légale indique que la croissance de l'oreille après les quatre premiers mois de la naissance est extrêmement linéaire [40]. Le taux d'étirement est environ cinq fois plus grand que la normale pendant la période de quatre mois à huit ans; après quoi il est constant jusqu'à l'âge de soixante-dix ans environ, puis il augmente à nouveau.

L'anatomie de l'oreille externe est constituée de l'Hélix, de l'anti-hélix, du lobe, de l'antitragus et de la concha, comme illustré à la Figure 3.1. Il est clair que l'oreille a certainement une forme unique et distinctive. Les principales caractéristiques utilisées pour le suivi et la reconnaissance de l'oreille sont l'hélix, l'anti-hélix, le lobe et le centre de l'oreille. L'hélix est la composante la plus saillante qui se fusionne au fond avec le lobule. L'anthélix est le bord arrondi de la conque qu'est une cavité de forme de coquille. La conque est divisée en deux parties par le Cru de l'Hélix (la partie horizontale de l'Hélix), qui forme une arête transversale sur la surface de la Conque [41,42].

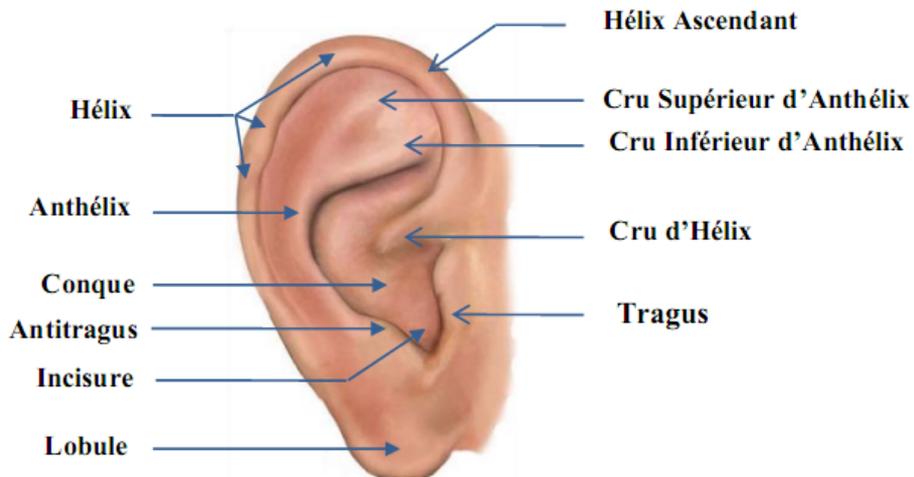


Figure 3.1 : Anatomie de l'oreille humaine [24].

3.2.2 Reconnaissance par oreille

Aujourd'hui, la reconnaissance biométrique par la modalité oreille représente un domaine de recherche actif, pour lequel de nouvelles techniques sont développées régulièrement. Les chercheurs ont suggéré que la forme et l'apparence de l'oreille humaine sont propres à chaque individu et que peu de changements se produisent pendant la vie d'un adulte [35]. Généralement, les images d'oreille peuvent être acquises de la même manière que les images de visage et utilisées dans les mêmes scénarios. L'empreinte oreille peut également servir de complément à d'autres modalités biométriques dans les systèmes de reconnaissance automatique et fournir des indices d'identité lorsque d'autres informations ne sont pas fiables, voire indisponibles. Dans les applications de surveillance, par exemple, où la technologie de reconnaissance de visage peut avoir des difficultés avec les visages de profil, l'oreille peut servir de source d'informations sur l'identité des personnes. Cette modalité est caractérisée par sa structure unique et stable, car l'apparence de l'oreille ne change pas durant la vie de l'être humain. En plus, le processus d'acquisition des images de l'oreille n'exige pas la coopération de la personne que l'on cherche à reconnaître. Par conséquent, l'empreinte oreille est considérée comme une modalité non-intrusive. En raison de toutes ces caractéristiques, les systèmes de reconnaissance par oreilles ont connu un développement considérable ces derniers temps. En outre, Innarelli [40] a été le premier à proposer un système d'identification automatique basé sur la forme externe de l'oreille.

Généralement, un système de reconnaissance basé sur l'oreille humaine nécessite trois étapes principales: la détection et localisation de l'oreille, l'extraction des caractéristiques et la classification. L'objectif principal de la première étape est d'isoler l'image de l'oreille fournie

d'un visage de profil d'entrée. Les erreurs commises à cette étape affectent la performance globale du système de reconnaissance.

Traditionnellement, la couleur et la texture étaient les principales caractéristiques utilisées pour effectuer la détection. Mais l'utilisation de ces fonctions pour l'oreille pose des problèmes inhérents, car il n'y a pas beaucoup de variation de couleur dans la région de l'oreille. La forme de l'oreille, en revanche, s'est avérée extrêmement unique. Actuellement, il existe deux types de caractéristiques de forme de l'oreille qui peuvent être exploités pour effectuer une détection :

- Formes 2D : La forme de l'oreille dans les images couleurs (RVB) est constituée des contours causés par la forte variation de gradient due aux changements de profondeur. L'hélix et l'anti-hélix sont des courbes très distinctives dont les propriétés de forme peuvent être utilisées pour effectuer la détection et la reconnaissance.
- Formes 3D : Les formes des images 3D consistent en des courbures de surface formées par les collines et les crêtes de l'oreille. La surface 3D de l'oreille contient plus d'informations qui peuvent être utilisées pour effectuer la reconnaissance. Grâce aux améliorations apportées récemment aux capteurs 3D, la détection basée sur la forme 3D suscite un vif intérêt dans la communauté du suivi (tracking) et de la biométrie.

3.2.3 Extraction des caractéristiques des images d'oreilles 2D

Son principal objectif est de construire un vecteur des caractéristiques qui devrait être invariant pour différentes variations telles que: échelle, rotation, translation, éclairage, etc. Pour atteindre cet objectif, de nombreuses approches d'extraction des caractéristiques ont été suggérées au cours des dernières décennies. Ces approches peuvent être classées en trois catégories: les approches locales, les approches globales et les approches hybrides. La première catégorie est basée sur l'extraction des caractéristiques locales discriminantes, qui sont invariantes à certaines conditions d'acquisition telles que: les variations d'éclairage, l'orientation, l'échelle, l'occlusion, etc. Parmi eux: Nanni et *al.* [43] ont utilisé l'ondelette de Gabor pour extraire les caractéristiques invariantes de chaque sous-fenêtre. Basit et *al.* [44] ont utilisé la technique de wrapping basée sur une transformée de curvelet pour extraire les vecteurs caractéristiques invariantes à l'échelle et l'orientation. La même année, de nombreux

descripteurs de texture locaux ont été suggérés dans la littérature pour le système de reconnaissance basé sur la modalité oreille tel que: le motif binaire local (LBP), la quantification de phase locale (LPQ) et les fonctions d'image statistique binarisées (BSIF). Benzaoui et *al.* [45] ont confirmé que les performances données par le descripteur BSIF sont meilleures que celles fournies par les descripteurs de texture restants en termes de précision. De plus, Benzaoui et *al.* [46] ont montré que l'image de l'oreille humaine peut être composée de deux régions: rigide et semi-rigide. En conséquence, la précision de la reconnaissance peut être augmentée si la dernière région n'est pas prise en compte pendant le processus de reconnaissance. Dewi et *al.* [47] ont suggéré la transformation SIFT (Scale Invariant Feature Transform) pour extraire les informations discriminantes de l'image de l'oreille. Les caractéristiques obtenues sont invariantes non seulement par rapport à la variation d'échelle, mais également par rapport à d'autres transformations géométriques, telles que: la translation et la rotation. De même, Prakash et *al.* [48] ont amélioré la précision de la reconnaissance à l'aide de la transformation SURF (Accélération des fonctionnalités robustes).

La deuxième catégorie est basée sur les approches globales qui exploitent l'apparence de l'image complète de l'oreille dans laquelle ses caractéristiques globales sont extraites. Il est à noter que ces approches sont très sensibles aux variations d'éclairage et de pose. Par conséquent, une étape de prétraitement spécifique devrait être établie [49]. En outre, cette catégorie contient également plusieurs techniques de projection linéaire et non linéaire, dans lesquelles l'image de l'oreille peut être présentée par la combinaison linéaire pondérée de certains vecteurs propres correspondants. De plus, les techniques de projection linéaire incluent de nombreuses méthodes de sous-espace telles que l'analyse en composantes principales (PCA), l'analyse discriminante linéaire (LDA) et l'analyse en composantes indépendantes (ICA). Pour réduire la dimension du vecteur caractéristique et éliminer les informations redondantes, les méthodes susmentionnées utilisent une autre représentation appelée représentation de sous-espace. En conséquence, Victor et *al.* [50] ont analysé les modalités visage et oreille à l'aide de la méthode de projection PCA. Ils montrent que la précision de la reconnaissance est meilleure lorsque l'image du visage est utilisée à la place de celle de l'oreille. Zhang et *al.* [51] ont appliqué les méthodes de sous-espace ICA et PCA à la base de données d'oreilles USTB-1. Les performances assurées par la méthode de sous-espace ICA sont meilleures que celles fournies par la méthode PCA en termes de précision de la reconnaissance. La troisième catégorie, appelée également les approches hybrides, repose sur

la combinaison des deux catégories précédentes. L'idée principale consiste à extraire des caractéristiques locales par les approches locales et à réduire leurs dimensionnalités à l'aide de l'une des méthodes de sous-espace décrites précédemment. Plusieurs chercheurs ont été intéressés par cette catégorie. Parmi eux : Galdamez et *al.* [52] ont proposé une nouvelle méthode hybride basée sur la combinaison de la transformation SURF avec la méthode de sous-espace LDA. Le vecteur de caractéristiques obtenu est utilisé pour alimenter deux entrées de réseau de neurone où une image oreille candidate est facilement identifiée. Kumar et *al.* [53] ont proposé une approche hybride basée sur les deux étapes suivantes. L'étape d'extraction des caractéristiques est d'abord assurée par l'orientation locale du niveau de gris. L'étape de classification est ensuite établie à l'aide de l'algorithme SRC (Sparse Representation Classification). D'autres techniques combinant les descripteurs locaux avec les méthodes de sous-espace ont été décrites et évaluées dans [54].

3.3 Description de la modalité palmprint

Palmprint est la surface interne de la paume de la main d'une personne qui contient essentiellement quatre lignes principales, des plis secondaires et les crêtes. Les plis secondaires sont appelés rides. Les lignes principales et les plis secondaires sont formés à partir de troisième et cinquième mois de grossesse [55] et les lignes superficielles apparaissent après la naissance.

Bien que les trois principales flexions soient génétiquement dépendantes, la plupart des autres plis ne sont pas identiques [56]. Même les jumeaux ont des images de palmprint différentes [56]. Ces données non génétiquement déterministes sont très utiles dans l'identification personnelle. Principalement, palmprint présente plusieurs avantages par rapport aux autres données biométriques, notamment :

- L'image de palmprint a une basse résolution (traitement plus rapide).
- Généralement, elle ne nécessite pas un grand coût de calcul.
- Elle atteint une exactitude élevée.
- Peu de risques d'intrusion.

3.3.1 Les Caractéristiques de palmprint

Les caractéristiques utilisées pour la reconnaissance de palmprint peuvent être divisées en cinq catégories selon le niveau de détails utilisés dans l'analyse des images palmprint [57]. Ces catégories sont :

3.3.1.1 Les caractéristiques géométriques

Sont les caractéristiques liées à la forme géométrique de la paume de la main, telles que sa : largeur, longueur et surface.

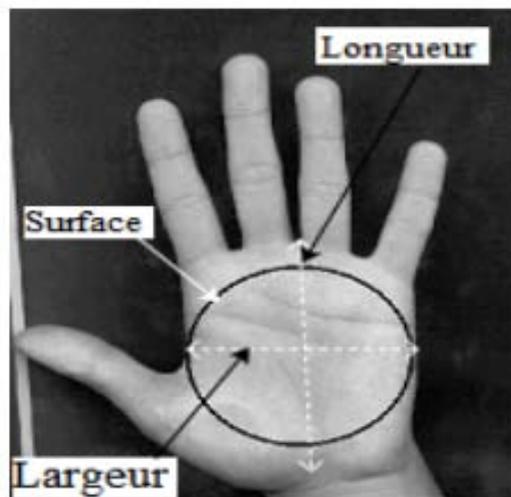


Figure 3.2 : Caractéristiques géométriques de palmprint [57].

Ces caractéristiques sont faciles à collecter, même avec des appareils à faible résolution.

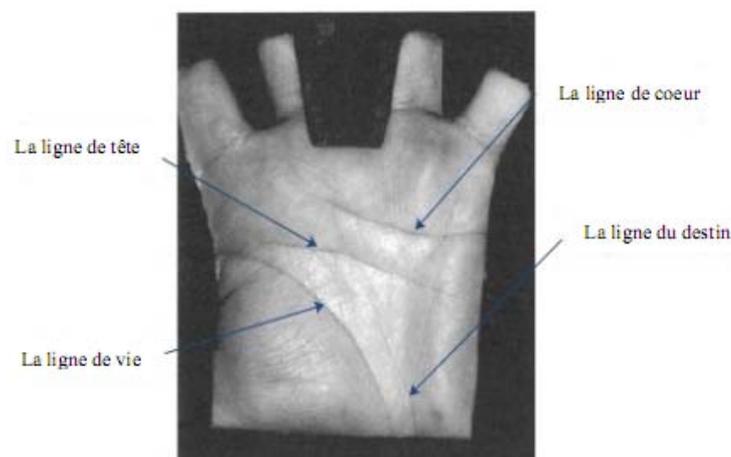


Figure 3.3 : Les quatre principales lignes de l'image palmprint [57].

3.3.1.2 Les lignes principales

Ces caractéristiques sont importantes pour la reconnaissance de l'image palmprint car elles présentent une grande capacité de collecte et de permanence qu'elles peuvent être capturées par des appareils à faible résolution. Quatre différentes lignes principales de palmprint peuvent être définies : dont celle du cœur, de la tête, de la vie et celle du destin.

3.3.1.3 Les caractéristiques de rides

Ces caractéristiques peuvent être considérées comme des lignes secondaires (ou des plis secondaires) et sont distinctives en raison de leur grande irrégularité. Ces caractéristiques présentent une bonne recevabilité mais sont moins permanentes que les lignes principales et peuvent être falsifiées.

3.3.1.4 Points de référence

Deux points d'extrémités appelés points de référence sont obtenus par les lignes principales (Figure 3.4). Celles-ci se croisent des deux côtés d'une paume et fournissent un moyen stable d'enregistrer les empreintes de paume. La taille d'une paume peut être estimée en utilisant la distance Euclidienne entre ces points d'extrémité.

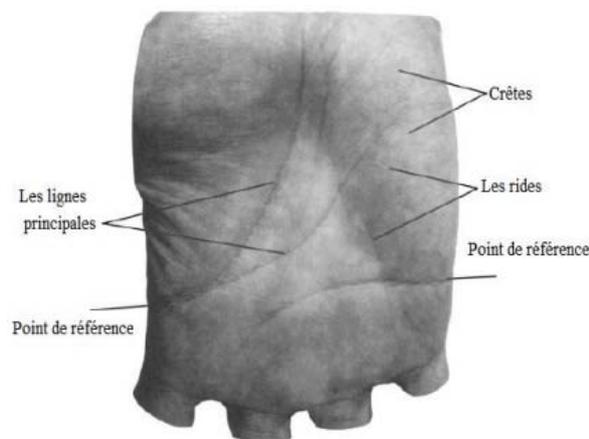


Figure 3.4 : Les rides, les crêtes et les points de référence sur l'image palmprint [57].

3.3.1.5 Les caractéristiques de minutie

Les minuties de palmprint sont généralement similaires aux minuties de l'empreinte digitale. Elles sont utilisées pour la reconnaissance et correspondent aux points suivants : Delta, Fin de ligne, Lac, Bifurcation. Ils sont très distinctifs et permanents. Cependant, leur acquisition nécessite l'utilisation d'appareils à haute résolution (Figure 3.5).

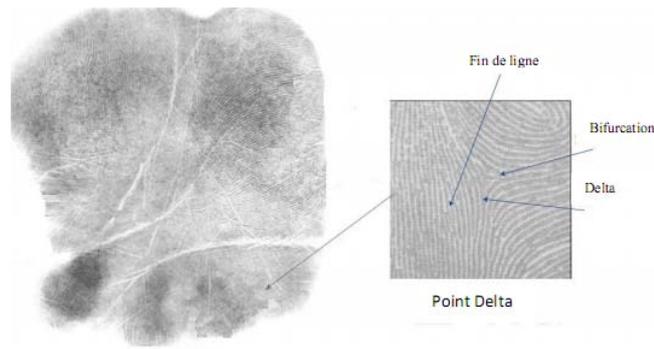


Figure 3.5 : Minuties de palmprint [57].

3.3.2 Extraction des caractéristiques des images palmprints 2D

Diverses modalités biométriques telles que l'empreinte digitale [58], l'empreinte palmaire [59], la géométrie de la main [60], l'empreinte de l'articulation des doigts (Finger Knuckle Print: FKP) [61,62] et leur combinaison ont été utilisées comme traits biométriques de la main [63,64].

En plus, le motif d'empreinte de la paume de la main est l'une des caractéristiques les plus prometteuses et les plus largement adoptées au cours de la dernière décennie. Cela est dû aux avantages suivants, notamment des caractéristiques des lignes stables et de texture riches [65]. En outre, les motifs d'empreinte palmaire présentent un degré élevé de caractère aléatoire et unique. Ces derniers sont même satisfaisants entre jumeaux identiques et restent également stables tout au long de la vie d'un adulte.

En raison de ces qualités, la reconnaissance palmaire a attiré l'attention de la communauté des chercheurs. Elle est considérée comme une alternative à utiliser séparément ou en combinaison avec le visage car, elle est moins affectée par certains changements que d'autres modalités biométriques.

Généralement, les différentes techniques de reconnaissance automatique de l'identité à partir d'images palmprint peuvent être divisées en techniques fonctionnant sur des données 2D ou 3D. Nous nous concentrons ici, uniquement sur les approches 2D. La reconnaissance des empreintes palmaires en 2D peut être catégorisée en approches basées sur l'apparence et en structures. Eigenpalm [63, 66] et Fisherpalm [67] sont deux travaux essentiels pour les méthodes de reconnaissance des empreintes de paume de la main basées sur l'apparence, qui utilisent respectivement l'analyse en composante principale (PCA) et l'analyse discriminante linéaire (LDA). Plus tard, l'analyse par composante indépendante (ICA) [68, 69], la projection préservant la localité [70, 71] et l'incorporation de discriminant local [72] ont été utilisés pour

la reconnaissance des empreintes palmaires. En outre, leur version kernelisée a également été étudiée, afin de gérer les variations de non linéarité de l'image palmprint. Ces méthodes incluent l'analyse en composantes principales du noyau (KPCA) [73], l'analyse discriminante du noyau en Fisher (KFDA) [74] et l'analyse discriminante généralisée (GDA) [75].

D'autre part, les approches basées sur la structure peuvent être divisées en approches basées sur les lignes et sur la texture. L'approche basée sur les lignes consiste à faire correspondre les informations sur les lignes de l'empreinte palmprint via des algorithmes de détection de ligne ou de contours [76-85].

Plusieurs approches ont été suggérées pour décrire la texture de l'empreinte palmaire au cours des dernières années. Les approches basées sur la texture peuvent elles-mêmes être divisées en deux catégories: les méthodes d'analyse de texture et les méthodes de codage de texture. La paume de la main est considérée comme riche en motifs de texture. De cette manière, les méthodes d'analyse de texture dans le traitement d'image sont généralement applicables. Dans la littérature, certains chercheurs ont proposé d'appliquer les filtres de Gabor [86, 87, 88], les ondelettes [89], la transformée de Fourier [90], la transformée en cosinus discrète (DCT) [91] et les Ondelettes complexes [92] pour la reconnaissance des personnes par empreintes palmaires. En plus, le schéma de soulèvement adaptatif [93], la transformée en entités invariantes à l'échelle (SIFT) [94], la transformation de Stockwell [95] et les moments de Zernike [96] ont également été utilisés. Cependant, ces approches sont sensibles aux variations de luminosité. De plus, ils ne fournissent généralement pas une précision hautement souhaitable.

Par ailleurs, les approches basées sur le codage offrent une haute précision, un processus d'appariement simple et une sélection de caractéristiques plus discriminante. Les caractéristiques de phase, d'orientation ou de module peuvent être considérées comme une sorte de méthode de représentation de texture locale. Ainsi, une représentation efficace de l'empreinte palmaire peut être obtenue en développant des descripteurs de texture appropriés. Par exemple, PalmCode [97], Code concurrentiel (CompCode) [98, 99], Code de fusion [100], Code ordinal [101], Code d'orientation de ligne robuste (RLOC) [89] et Vecteur de cooccurrence à orientation binaire (BOCV) [102] sont principalement des méthodes de codage. Toutes ces méthodes utilisent un ou plusieurs filtres pour extraire les caractéristiques d'une image palmprint. Le PalmCode extrait la caractéristique d'orientation en codant la

réponse du filtre de Gabor dans le sens $\frac{\pi}{4}$ dans une paire de codes binaires. Suite au succès du PalmCode, la méthode FusionCode, introduite par Kong et *al.* [100] pour réduire la corrélation spatiale de PalmCode, utilise quatre filtres de Gabor complexes avec des orientations différentes $\frac{j\pi}{4}$ ($j=0,1,2,3$) pour coder la phase de la réponse du filtre de Gabor dont l'amplitude est maximale. En plus, le code concurrentiel (CompCode), le code d'orientation de ligne robuste (RLOC), le code ordinal et le vecteur de cooccurrence d'orientation binaire (BOCV) sont proposés. Ils utilisent les informations d'orientation qui sont plus discriminantes pour l'identification personnelle et plus robustes pour une variation d'éclairage. Ces techniques reposent sur trois composants essentiels: le banc de filtres, le schéma de codage et l'approche d'appariement. Dans le premier composant, CompCode et BOCV utilisent six filtres de Gabor avec des orientations différentes, $\frac{j\pi}{6}$ ($j=0, 1, \dots, 5$) pour convoluer avec une image d'empreinte palmaire. Contrairement aux méthodes de codage mentionnées ci-dessus, les approches de code ordinal intègrent trois groupes de filtres gaussiens. Dans l'approche RLOC, une transformée de radon (MFRAT) est utilisée pour extraire la caractéristique d'orientation de palmprint avec plus de précision et résout beaucoup mieux le problème du sous-échantillonnage. Pour le deuxième composant, l'orientation plus forte du filtre de Gabor est considérée comme la caractéristique d'orientation dominante de l'empreinte palmaire et l'indice j est pris comme code concurrentiel. Contrairement aux autres méthodes qui extraient une caractéristique de direction unique, le BOCV a codé toutes les réponses des filtres de Gabor en tant que les caractéristiques d'orientation. Le signe des résultats du filtre est codé dans des codes binaires à trois bits. Enfin, dans le dernier composant, la distance de Hamming est appliquée aux codes BOCV, CompCode et ordinaux pour la mise en correspondance. D'une autre manière, un algorithme d'appariement basé sur la comparaison pixel à zone a été utilisé dans le procédé RLOC.

De même, des approches récemment basées sur le codage sont proposées pour extraire des informations efficaces afin, d'obtenir une reconnaissance précise de l'empreinte palmaire. Par exemple, Lung Fei a proposé trois méthodes de codage basées sur des schémas pour la reconnaissance d'empreinte palmaire: le code à double orientation avec schéma d'appariement non linéaire [103], le code de demi-orientation [104] et le code d'indicateur de direction voisin [105]. La plupart de ces méthodes sont basées sur les informations de phase ou d'orientation,

mais il existe d'autres approches basées sur les informations de niveau de gris telles que l'approche X-Dimensional Agolic Aggregate (2D SAX) [106].

En outre, de nombreux descripteurs d'image de texture locaux ont été proposés. Le motif binaire local (LBP), proposé dans un premier temps par [4], est utilisé pour générer des codes binaires en comparant les valeurs de gris d'un pixel central avec ses pixels voisins. Généralement, ces méthodes divisent une image d'empreinte palmaire (ou une image transformée) en plusieurs petits blocs, puis calculent la moyenne, la variance, l'énergie ou l'histogramme de chaque bloc en tant que les caractéristiques locales. Michael et *al.* [107] utilisent le LBP et l'opérateur directionnel de Sobel pour une représentation des caractéristiques de l'empreinte palmaire sans contact. Ensuite, un réseau de neurones probabiliste modifié (PNN) est utilisé pour l'appariement des caractéristiques. Guo et *al.* [108] appliquent un histogramme LBP multi-échelle hiérarchique dans lequel des modèles non uniformes ont été employés pour extraire une caractéristique plus utile. Puis, la distance du Chi-square est utilisée pour la mise en correspondance des caractéristiques. Cependant, la taille de descripteur LBP à plusieurs échelles est beaucoup plus grande. Pour surmonter cet inconvénient, un motif binaire local multi-échelle hiérarchique (HM-LBP) a été proposé dans [109], dans lequel les caractéristiques HM-LBP sont extraites, puis leurs dimensions sont réduites par une analyse en composantes principales (PCA). Ensuite, la classification collaborative est utilisée pour exploiter pleinement les informations de discrimination.

Des descripteurs de caractéristiques similaires ont récemment été proposés, tels que le motif directionnel de ligne locale [110]. Dans ce travail, le modèle dérivé local (LDP) [111] a été adopté pour extraire les codes binaires des motifs palmprint. Ceci est fait car il est possible de capturer le motif dérivé d'ordre supérieur dans une direction spécifique, ce qui est utile pour la représentation d'empreinte palmaire. En outre, Local Micro-structure Tetra Pattern a été proposé pour surmonter la limitation du système de reconnaissance d'empreinte palmaire proposée dans [112]. Ce dernier examine l'histogramme des lignes orientées (HOL) et le filtre en forme de ligne avec plusieurs techniques de réduction de dimension. Le modèle tétra à micro-structure locale [113] propose une méthode unique de reconnaissance des empreintes palmaires utilisant une réponse réelle du filtre de Gabor ou une transformation de radon fini modifiée en conjonction avec le descripteur de modèle tétra local (LTrP) [114].

Afin d'obtenir un système de reconnaissance d'empreinte palmaire de haute précision, il est intéressant de: i) Fusionner des divers descripteurs, tels que des descripteurs holistiques, linéaires, de codage et de texture [65, 115, 116], ii) Fusionner de multiples informations issues d'une modalité biométrique unique, par exemple, les informations extraites à plusieurs échelles et directions [86], iii) Fusionnant les informations obtenues à partir du domaine fréquentiel et spatial [118], iv) Combinant les informations proviennent de sources multiples [118,119], v) Fusion des informations 2D et 3D [120].

3.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté un état de l'art sur les différentes méthodes d'extraction des caractéristiques des images 2D pour oreille et palmprint. Egaleme nt, nous avons parlé des différentes caractéristiques de l'oreille et du palmprint (Caractéristiques géométriques, les lignes principales de palmprint, les caractéristiques de rides, etc.).

Chapitre 4

Méthodes proposées

4.1 Introduction

Dans le premier chapitre, nous avons présenté la notion de l'analyse multi-résolution non pyramidale largement utilisée en caractérisation des images texturées. Dans ce chapitre, nous allons tester et comparer deux nouveaux descripteurs conçus à partir d'une analyse multi-résolution des niveaux de gris sur des images de données biométriques, à savoir: l'oreille et la paume de la main, afin de mettre en évidence leurs performances et leur efficacités dans l'identification des individus.

Nous présentons et évaluons nos contributions pour les modalités biométriques oreille et la paume de la main respectivement. La première contribution consiste à construire un descripteur BSIF multi-échelle dont le but est d'extraire des caractéristiques saillantes à différentes résolutions (spatiale et fréquentielle) de la modalité oreille pour le processus de reconnaissance similaire à celles proposées dans [4, 17, 121]. Alors que la seconde contribution est basée sur l'utilisation de l'ondelette de Gabor, quantification par phase locale (LPQ) et décomposition pyramidale spatiale (SPH), afin de construire une description fondée sur une analyse multi-résolution des niveaux de gris pour la reconnaissance palmaire.

4.2 Représentation biométrique à base d'une analyse multi-résolution

Le système biométrique proposé dans le cadre de ce travail nécessite deux phases de fonctionnement. La première est la phase d'apprentissage; elle consiste à enregistrer les traits biométriques (oreille ou paume de la main) basée sur une analyse multi-résolution, de chaque individu afin de créer son propre modèle biométrique. Puis, ces caractéristiques sont stockées dans la base de données. La deuxième est la phase de test; elle consiste à extraire les mêmes caractéristiques et à les comparer avec les modèles biométriques stockés dans la base de données. Si les données enregistrées correspondent à un modèle dans la base de données, l'individu, dans ce cas, est considéré comme identifié.

Pour tester les différentes approches, nous allons utiliser la méthode de classification multi-classes supervisée, les k-plus proches voisins (k-NN). L'évaluation et la comparaison sont effectuées en utilisant le mode d'identification avec des taux d'identification au rang-1.

4.3 Contribution #1

Pour une évaluation approfondie de cette première contribution, nous avons effectué une série d'expérimentations en utilisant le descripteur discriminant BSIF multi-échelle afin d'extraire des caractéristiques discriminantes à partir d'un ensemble d'images pour la modalité biométrique oreille mis à la disposition des chercheurs, dont les bases de données: IIT-Delhi (Indian Institute of Technology) [122] et USTB (University of Science and Technology Beijing) [123].

Deux scénarios expérimentaux ont été étudiés: le premier, utilise deux images référentielles en phase d'apprentissage, tandis que le deuxième, utilise une seule image. La base d'images IIT Delhi est constituée d'images d'oreilles, collectées par des étudiants et par le personnel de l'université IIT Delhi (Inde). Les images ont été acquises entre Octobre 2006 et Juin 2007. Toutes les images ont été prises à distance et dans un environnement intérieur. La base de données actuellement disponible a deux versions: la première version, notée par IIT Delhi-1, contient 493 images de 125 personnes (classes) et la deuxième est IIT Delhi-2, contient 793 images de 221 classes différentes. Chaque personne dans la base de données comporte au minimum trois images d'oreilles. Les personnes sont dans l'intervalle d'âge de 14 à 58 ans. La résolution des images est de 272x204 pixels. La Figure 4.1 présente certains échantillons. En plus, cette base de données est également délivrée avec des images d'oreilles normalisées et recadrées avec une taille de 180x50 pixels (voir Figure 4.2).

La base de données USTB est constituée par des images d'oreilles collectées par l'Université de la Science et de la Technologie de Beijing (USTB). Les images de cette base de données ont été prises sous différentes conditions d'illumination et différents angles, elle contient 185 images de 60 personnes au total. Chaque personne possède au minimum trois images d'oreilles. La base de données disponible fournit aussi des images d'oreilles normalisées et recadrées de 150x80 pixels. La Figure 4.3 montre quelques échantillons de cette base de données.

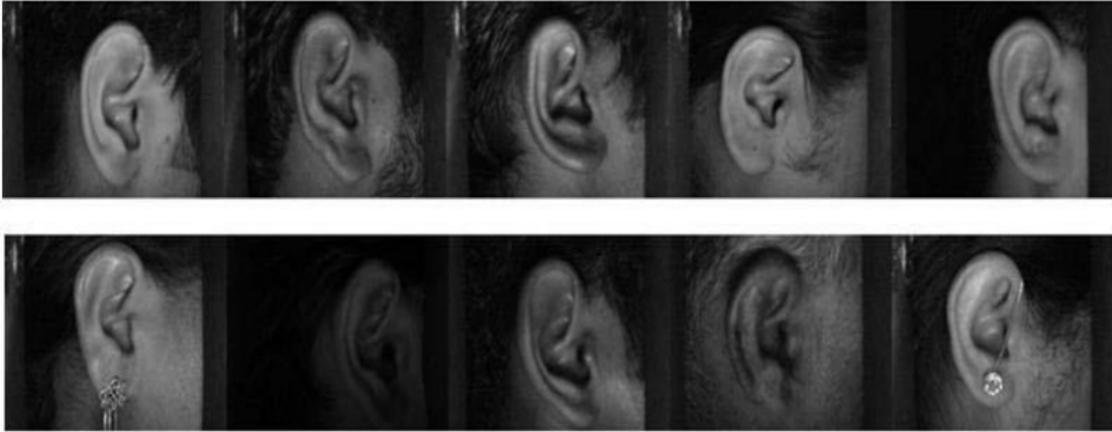


Figure 4.1 : Quelques échantillons de la base de données d'oreilles IIT Delhi.

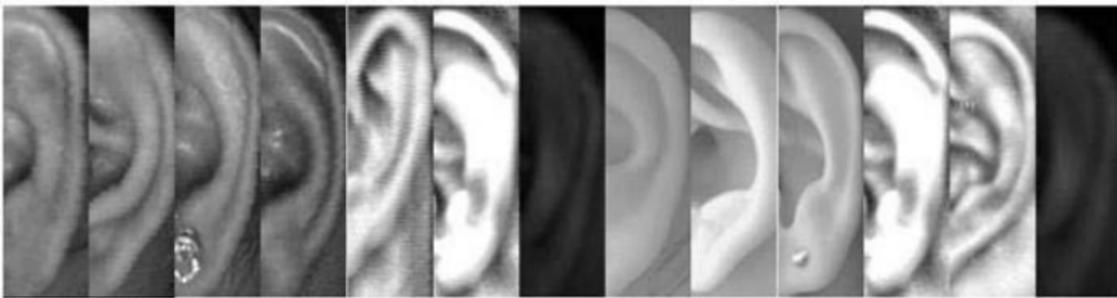


Figure 4.2 : Certains échantillons normalisés de la base de données d'oreilles IIT Delhi.

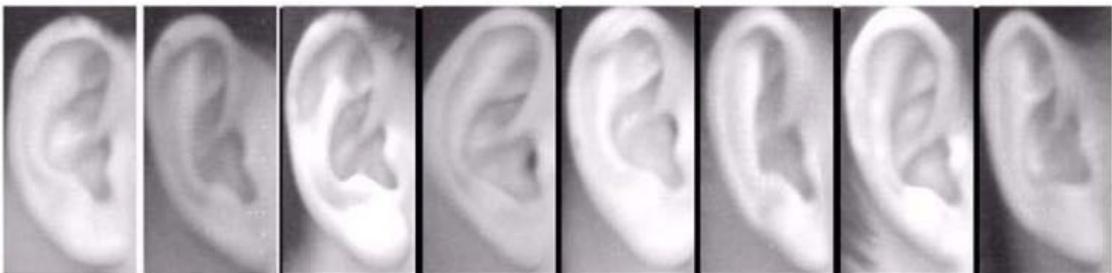


Figure 4.3 : Quelques échantillons de la base de données d'oreilles USTB-1.

Dans le premier scénario, deux images d'oreilles pour chaque personne de la base de données, ont été utilisées comme un ensemble d'apprentissage et les images d'oreilles restantes ont été utilisées comme un ensemble de test. Comme chaque personne dans les trois bases de données ont au maximum trois images, nous avons effectué trois permutations et rapporté le taux d'identification. Le nombre d'images dans les ensembles d'apprentissage et de test pour une permutation donnée est représenté dans le Tableau 4.1.

Dans le deuxième scénario une seule image d'oreille de chaque personne dans la base de données, a été utilisée comme un ensemble d'apprentissage, tandis que les images

d'oreilles restantes ont été utilisées comme un ensemble de test. Nous avons également fait trois permutations et rapporté le taux d'identification. Le nombre d'images dans les ensembles d'apprentissage et de test pour une permutation donnée est représenté dans le Tableau 4.2.

Cette étude s'intéresse uniquement à la reconnaissance biométrique à base de la modalité oreille 2D, dans laquelle deux contributions principales seront discutées. La première consiste à proposer une nouvelle représentation de l'oreille basée sur les histogrammes multi-échelles BSIF (MS-BSIF). Ils sont construits à partir des réponses d'images d'oreilles dérivées d'un ensemble de filtres Multi-échelles BSIF (MS-BSIF). Tandis que la deuxième contribution consiste à projeter les histogrammes MS-BSIF sur le sous-espace LDA en utilisant la méthode LDA blanchie (WLDA) [124]. Cette projection permet de produire des vecteurs discriminants MS-BSIF (DMS-BSIF), qui sont caractérisés par leurs petites dimensions. En plus, ils contiennent des informations plus pertinentes, présentant ainsi la clé de la réussite de l'étape de classification.

Tableau 4.1 : Partitionnement des images entre l'apprentissage et le test, en utilisant deux images par personne en apprentissage.

Base d'images	IIT Delhi-1	IIT Delhi-2	USTB-1
Nombre de personnes	125	221	60
Nombre d'images	493	793	185
Images utilisées en apprentissage	250	442	120
Images de test	243	351	65

Tableau 4.2 : Partitionnement des images entre l'apprentissage et le test, en utilisant une seule image par personne en apprentissage.

Base d'images	IIT Delhi-1	IIT Delhi-2	USTB-1
Nombre de personnes	125	221	60
Nombre d'images	493	793	185
Images utilisées en apprentissage	125	221	60
Images de test	368	572	125

La méthode proposée est basée sur les étapes suivantes: Premièrement, l'étape de prétraitement est appliquée aux images d'oreille brutes afin de réduire autant que possible l'effet de la variation de l'éclairage et des bruits. Deuxièmement, l'histogramme MS-BSIF est

construit à partir des réponses des filtres MS-BSIF. Troisièmement, les histogrammes résultants sont projetés dans le sous-espace LDA, ce qui réduit leurs dimensions et rend leurs composants plus discriminants. Enfin, les vecteurs caractéristiques DMS-BSIF obtenus sont utilisés pour l'étape de classification.

4.3.1 Représentation de l'image oreille par DMS-BSIF

Dans le système de reconnaissance biométrique basé sur l'empreinte oreille, l'extension du descripteur BSIF mono-échelle à une représentation multi-échelle permet d'extraire plusieurs caractéristiques contenant beaucoup d'informations à différentes résolutions (spatiale et fréquentielle). Cela augmente considérablement son pouvoir descriptif. La Figure 4.4 présente un aperçu de la méthode proposée. Elle s'articule principalement sur cinq étapes: (i) Etape de prétraitement, (ii) Extraction des caractéristiques à l'aide des filtres MS-BSIF, (iii) Normalisation et concaténation d'histogrammes, (iv) La méthode WLDA est utilisée pour réduire la dimension de l'histogramme et (v) L'utilisation du classifieur K-NN pour identifier l'image test.

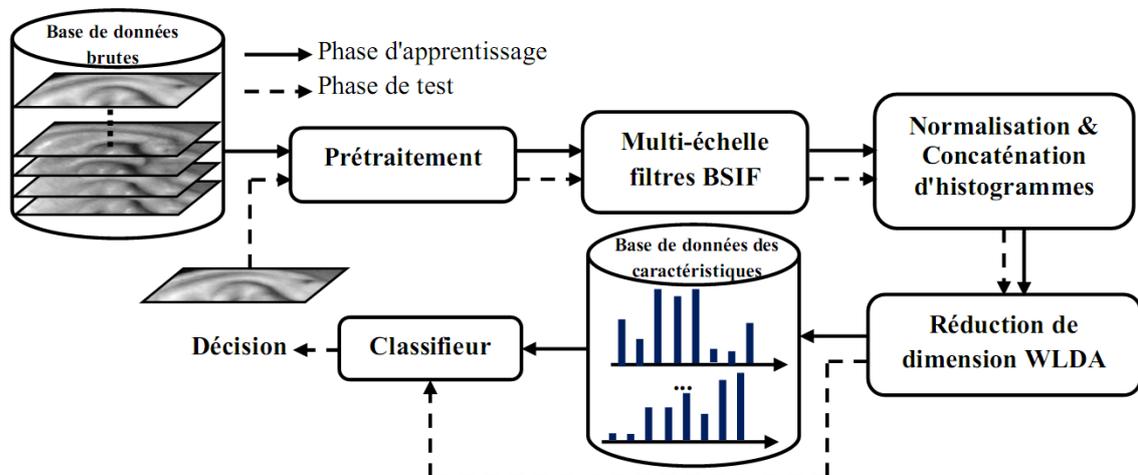


Figure 4.4 : Schéma fonctionnel de la méthode proposée pour la modalité oreille.

Comme le montre la Figure 4.4, l'objectif principal est de proposer une nouvelle représentation 2D de l'oreille basée sur le descripteur DMS-BSIF, dans laquelle les histogrammes obtenus deviennent invariants à la variation d'échelle et certaines transformations géométriques. Ces histogrammes sont obtenus, en suivant les étapes ci-après. Tout d'abord, une étape de prétraitement est appliquée aux images d'oreille d'origine à l'aide du filtre médian. Les images filtrées sont normalisées (centrées et écart type d'unité). Cela permet d'annuler l'effet des variations d'éclairage. Deuxièmement, les images traitées sont

convoluées avec les filtres MS-BSIF, générant ainsi de nombreuses réponses d'images à différentes échelles. Troisièmement, en fonction de ces réponses, les histogrammes correspondants sont extraits, fournissant ainsi les histogrammes MS-BSIF. Puis, ils sont normalisés dans l'intervalle $[0,1]$ à chaque échelle, ensuite concaténés ensemble. Quatrièmement, les histogrammes MS-BSIF obtenus sont projetés dans le sous-espace LDA à l'aide de la méthode LDA blanchie pour fournir les histogrammes DMS-BSIF. Chaque vecteur DMS-BSIF obtenu est caractérisé par une petite dimension où leurs composants deviennent plus discriminants. Les étapes mentionnées ci-dessus sont utilisées dans les phases d'apprentissage et de test où les vecteurs de caractéristiques résultants sont utilisés pour alimenter le classifieur K-NN. Une illustration de la représentation proposée (DMS-BSIF) est schématisée dans la Figure 4.5.

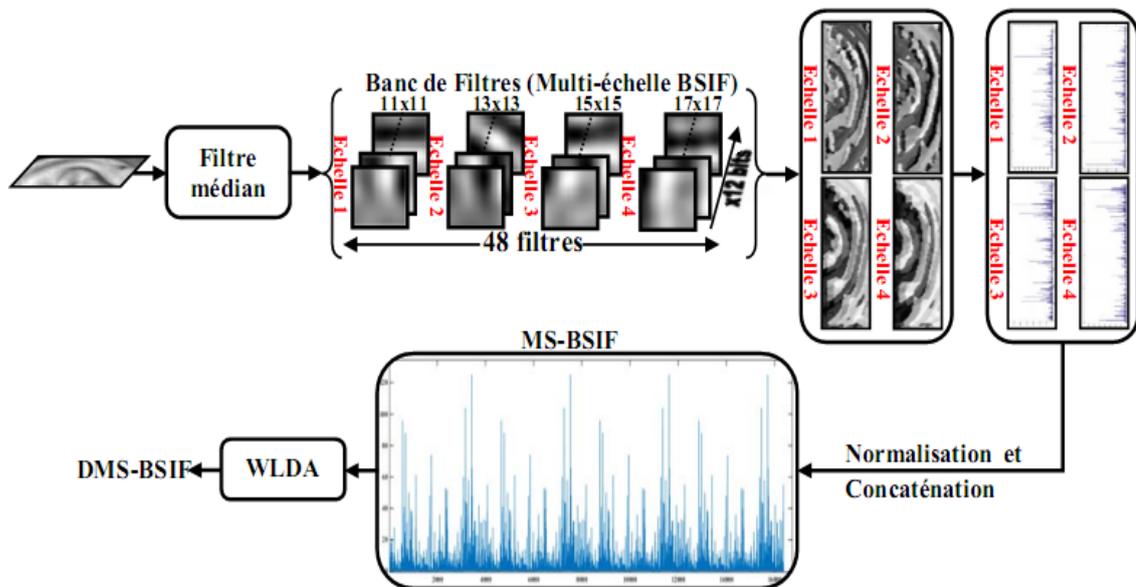


Figure 4.5 : Illustration de la représentation de l'oreille basée sur DMS-BSIF.

4.3.1.1 Apprentissage des filtres BSIF

Les paramètres de réglage des descripteurs LBP et LPQ sont généralement définis manuellement. Cependant, les paramètres du descripteur BSIF sont réglés par le biais d'un apprentissage statistique d'un grand nombre d'informations, qui sont assurées à partir d'un ensemble d'images patches [125]. Il a été utilisé pour extraire une texture d'image locale dans laquelle ses bonnes performances sont justifiées dans le domaine de la vision par ordinateur. La construction des filtres BSIF (les vecteurs propres de l'ICA) nécessite les trois étapes suivantes : L'étape de prétraitement est basée sur la soustraction de la moyenne de chaque

patch pour supprimer la luminance moyenne. Ensuite, la transformation de blanchiment, généralement réalisée via la méthode PCA, est utilisée pour réduire la dimension du vecteur caractéristique. Enfin, les filtres statistiquement indépendants sont estimés à l'aide de la méthode ICA. La Figure 4.6 montre quelques filtres BSIF appris. Le descripteur BSIF est une alternative de la catégorie de codage d'image binaire.

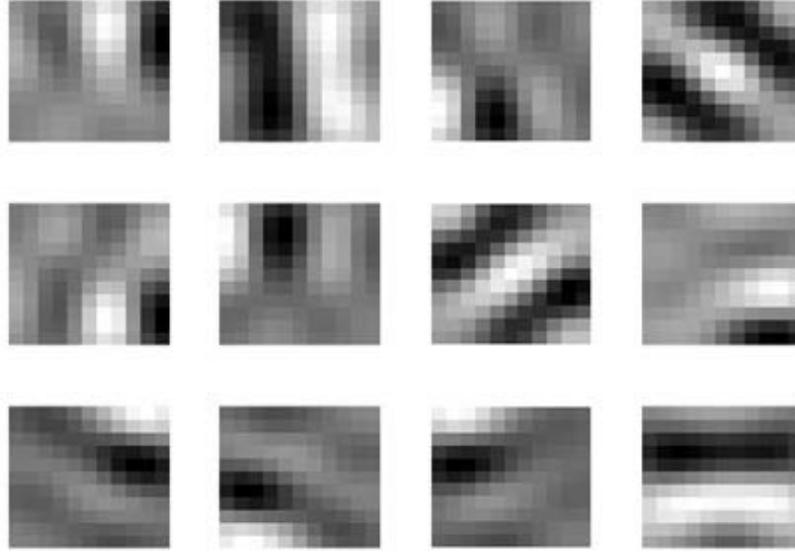


Figure 4.6 : Filtres BSIF appris de taille 11x11x12.

A partir d'un patch d'image X de taille $l \times l$ pixels et d'un filtre linéaire W_i de même taille, les réponses du filtre r_i sont obtenues par:

$$r_i = \sum_{y,z} W_i X(y,z) = w_i^t x \quad (4.1)$$

Une étape de post-traitement consiste à binariser les réponses r_i afin de produire les entités binarisées b_i comme:

$$b_i = \begin{cases} 1 & \text{si } r_i > 0 \\ 0 & \text{Ailleurs} \end{cases} \quad (4.2)$$

Enfin, l'image BSIF q est construite à l'aide du codage binaire suivant:

$$q = \sum_{i=0}^{n-1} b_i 2^i \quad (4.3)$$

Où, n est la chaîne de bits (nombre de filtres).

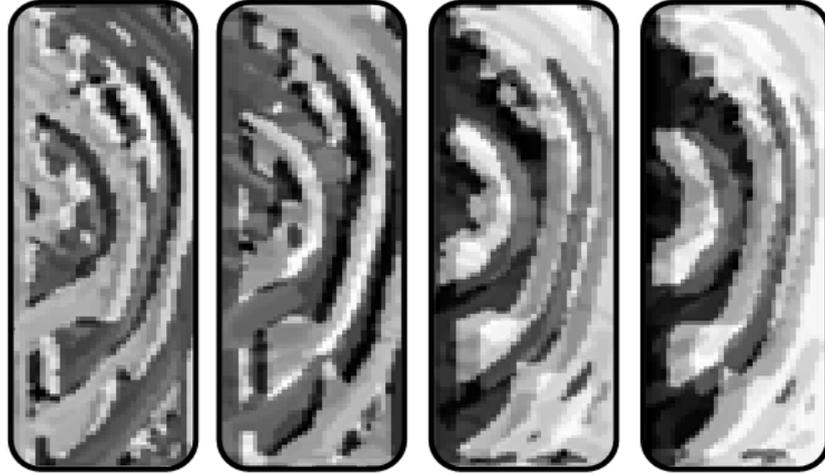


Figure 4.7 : Quelques image BSIF pour différentes échelles (11x11,13x13,15x15, 17x17)x12.

4.3.1.2 La représentation DMS-BSIF

Le descripteur BSIF est généralement caractérisé par deux paramètres. La taille du patch l et la chaîne de bits n . Ses performances dépendent fortement du bon choix de ces paramètres. Lorsque la taille du patch l est constante et si la valeur de n est élevée, cela revient à introduire des informations de haute fréquences dans le descripteur BSIF [126]. Par contre, si la valeur de n est petite, cela signifie que certaines informations sont perdues, telles que des contours, des crêtes, etc. Inversement, lorsque la valeur de n est constante et si la taille du patch l est grande, cela permet de prendre en compte la variation sur une zone de support plus grande. Ce qui offre au descripteur de capturer le contenu de l'image à grande échelle et inversement. L'analyse multi-résolution consiste à utiliser un ensemble de filtres BSIF, contenant les filtres ayant la même longueur de chaîne de bits et différentes tailles de fenêtre. Ainsi, après l'étape de prétraitement, le MS-BSIF est appliqué à l'image de l'oreille. Ensuite, pour chaque échelle s , l'image BSIF est obtenue. L'histogramme h_s normalisé par motif correspondant est calculé à l'aide de l'équation suivante:

$$h_s = [h_s^0, h_s^1, \dots, h_s^{M-1}] \quad (4.4)$$

Où S indique le nombre d'échelles utilisé dans les filtres MS-BSIF. Chaque histogramme normalisé est calculé comme suit :

$$h_s^i = \frac{1}{L} \sum_{j=1}^L \delta(\text{BSIF}_s(j), i) \quad (4.5)$$

Où:

$$\delta(BSIF_s(j), i) = \begin{cases} 1 & BSIF_s(j) = i \\ 0 & \text{Ailleurs} \end{cases} \quad (4.6)$$

L et M désignent respectivement le nombre de pixels et les niveaux de gris dans l'image BSIF.

Selon l'équation (4.4), tous les histogrammes normalisés h_s sont concaténés ensemble pour obtenir le vecteur d'histogramme H sous la forme:

$$H = [h_1, h_2, \dots, h_S] \quad (4.7)$$

Maintenant, la méthode LDA blanchie est utilisée pour projeter les histogrammes MS-BSIF obtenus dans un sous-espace discriminant [127], fournissant ainsi les histogrammes DMS-BSIF de dimension réduite. De plus, chaque image d'oreille dans les ensembles d'apprentissage et de test est représentée par l'histogramme DMS-BSIF correspondant. Enfin, l'étape de classification peut être résumée comme suit :

- **Caractéristiques MS-BSIF**

Etant donné les représentations H^1 et H^2 des histogrammes MS-BSIF, un classifieur du plus proche voisin (NN) est utilisé avec une distance Chi-square :

$$d_{\chi^2}(H^1, H^2) = \sum_{l=1}^N \frac{(H^1(l) - H^2(l))^2}{(H^1(l) + H^2(l))} \quad (4.8)$$

Où N est la dimension de l'histogramme.

- **Caractéristiques DMS-BSIF**

Dans ce cas, un classifieur du plus proche voisin (NN) est utilisé dans le sous-espace LDA, avec une distance cosinus. Cette distance est donnée par :

$$Sim(x^1, x^2) = \frac{(x^1)^t x^2}{\|x^1\| \|x^2\|} \quad (4.9)$$

Où x^1 et x^2 sont les vecteurs résultants de la projections des histogrammes H^1 et H^2 dans l'espace LDA, respectivement.

Pour évaluer l'approche proposée, trois bases de données de la biométrie oreille sont utilisées, à savoir la base de données de l'institut indien de technologie de Delhi (IIT Delhi) pour les deux versions et la première version de la base de données de l'Université des sciences et technologies de Beijing (USTB-1).

4.3.2 Etude expérimentale

Le filtre BSIF appris dépend de deux paramètres, à savoir la taille du patch (ou la taille de fenêtre du filtre BSIF) l et la chaîne de bits n . Afin d'étudier l'influence de ces paramètres, le système de reconnaissance de l'oreille humaine est évalué pour les cas suivants :

- Tous les filtres BSIF appris fournis par [125].
- Le banc de filtres BSIF obtenue en faisant varier la résolution fréquentielle (chaîne de bits n).
- Le banc de filtres BSIF obtenue en faisant varier la résolution spatiale (taille de fenêtre l).

Le protocole suivant est établi pour les trois cas mentionnés ci-dessus: deux images de chaque personne sont prises comme un ensemble de formation et les images d'oreille restantes comme un ensemble de tests utilisant la base de données IIT Delhi-1. Pour la phase de classification, le classifieur K-NN est utilisé avec la distance Chi-square, et trois permutations sont effectuées pour fournir le taux d'identification.

Dans toutes les expériences, une étape de prétraitement est effectuée sur l'image d'origine en appliquant le filtre médian. Puis, les images filtrées seront normalisées à une moyenne nulle et à l'écart type d'unité.

4.3.2.1 Expérimentation #1 (choix du filtre BSIF)

Dans ce cas, on étudie l'influence du choix du filtre BSIF sur le système de reconnaissance. Dans [45], les auteurs ont montrés les performances du descripteur BSIF pour la reconnaissance des personnes par la modalité oreille grâce à une étude comparative de différents descripteurs de texture tels que LBP et LPQ.

La Figure 4.8 montre l'influence du choix du filtre BSIF sur le système de reconnaissance. On peut distinguer huit minima locaux correspondant aux filtres BSIF dont la chaîne de bits n est égale à cinq. Selon l'ordre de position des valeurs minimales dans la figure ci-dessous, les filtres BSIF correspondants et les taux de reconnaissance sont indiqués dans le Tableau 4.3. La notation (l, n) dans Tableau 4.3 et Tableau 4.4 fait référence au filtre BSIF de taille $l \times l \times n$. On peut voir que le faible taux de reconnaissance est de 64,33% correspond au filtre BSIF ayant une petite taille de fenêtre ($l=3$). De plus, les dix maximums locaux les plus

significatifs peuvent être observés sur la Figure 4.8, dont les filtres BSIF et les taux de reconnaissance correspondants sont représentés dans le Tableau 4.4.

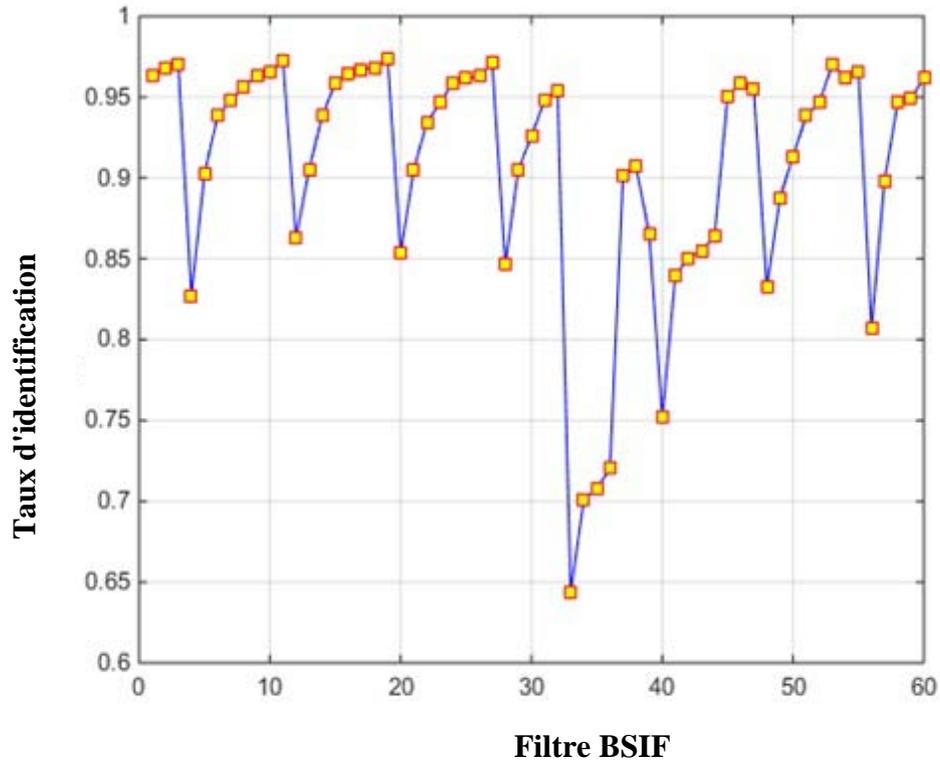


Figure 4.8 : Taux d'identifications utilisant tous les filtres BSIF appris pour la base de données d'oreilles IIT Delhi-1.

Tableau 4.3 : Taux d'identifications correspondant aux minima locaux.

	(11,5)	(13,5)	(15,5)	(17,5)	(3,5)	(5,5)	(7,5)	(9,5)
IR (%)	82.72	86.28	85.32	84.64	64.33	75.17	83.26	80.66

Tableau 4.4 : Taux d'identifications correspondant aux maxima locaux.

	(11,12)	(13,12)	(15,12)	(17,12)	(17,9)
IR (%)	96.98	97.26	97.39	97.12	95.43
	(5,11)	(7,11)	(9,10)	(9,12)	(9,9)
IR (%)	90.67	95.88	96.98	96.57	96.16

La moitié des maximums locaux sont ceux correspondant aux filtres BSIF ayant une chaîne de bits $n=12$, tandis que le reste des filtres sont répartis entre des filtres ayant la chaîne

de bits $n=9, 10$ et 11 . Les remarques mentionnées ci-dessus permettent de tirer les conclusions suivantes :

- Le taux d'identification varie proportionnellement à la chaîne de bits n .
- Le taux d'identification le plus élevé est de 97,39% correspond au filtre BSIF de taille $15 \times 15 \times 12$ en raison de ses caractéristiques. En fait, ce filtre permet d'extraire les composantes de haute fréquence en raison de la valeur élevée de la chaîne de bits ($n=12$) et en même temps de conserver les informations de basse fréquence appropriées en raison de la grande taille de la fenêtre de filtre ($l=15$).
- Le taux de reconnaissance le plus faible est obtenu avec le filtre BSIF ayant une chaîne de bits faible ($n=5$) et en même temps une taille de fenêtre plus petite ($l=3$).

4.3.2.2 Expérimentation #2

Les bancs des filtres BSIF sont construits à partir de filtres BSIF appris, chaque banc de filtres contient tous les filtres BSIF ayant la même taille de fenêtre et différentes chaînes de bits. Par exemple, le banc de filtres de taille 3×3 contient quatre filtres BSIF: $3 \times 3 \times 5$, $3 \times 3 \times 6$, $3 \times 3 \times 7$ et $3 \times 3 \times 8$. Les images de réponse obtenues à partir de ce banc de filtres donnent un histogramme de dimension $2^5 + 2^6 + 2^7 + 2^8 = 480$. Il convient de noter que les histogrammes obtenus à chaque chaîne de bits sont normalisés dans l'intervalle $[0,1]$, puis concaténés pour former l'histogramme global, qui est la représentation des caractéristiques d'une image de l'oreille. De plus, le banc des filtres de taille 3×3 est caractérisé par une petite taille de fenêtre. Il ne contient que quatre filtres BSIF, contrairement aux bancs de filtres restants qui contiennent huit filtres. Pour ces raisons, il offre une précision de reconnaissance inférieure à celle des autres. Le Tableau 4.5 montre que la précision de la reconnaissance augmente progressivement avec la taille de la fenêtre ($l=3$ à 13) du groupe de filtres, à l'exception du

Tableau 4.5 : Taux d'identifications utilisant un banc des filtres BSIF construit selon différentes chaînes de bits.

	3x3	5x5	7x7	9x9	11x11	13x13	15x15	17x17
Taux d'identification (%)	75.17	91.22	96.16	96.71	96.43	97.26	96.98	96.43

groupe de filtres de taille 11x11. En outre, le taux de reconnaissance le plus élevé est de 97,26% obtenu avec le banc de filtres de taille 13x13.

4.3.2.3 Expérimentation #3

Les bancs des filtres sont construits à partir de représentations multi-résolutions. Dans ce cas, chaque banc de filtres contient tous les filtres BSIF appris qui ont la même chaîne de bits et des tailles de fenêtre différentes. Les bancs des filtres résultants sont appelés bancs des filtres BSIF multi-échelles (bancs de filtres MS-BSIF). Par exemple, le banc des filtres MS-BSIF de chaîne de bits égale à 5 contient huit filtres BSIF: 3x3x5, 5x5x5, 7x7x5, 9x9x5, 11x11x5, 13x13x5, 15x15x5 et 17x17x5. Les réponses d'image obtenues à partir de ce banc des filtres donnent un histogramme de $2^3 \cdot 2^5 = 2^8 = 256$ dimensions. Les histogrammes obtenus à chaque échelle sont normalisés dans l'intervalle [0,1], puis concaténés pour former l'histogramme global, qui est la représentation des caractéristique d'une image oreille. Le taux de reconnaissance le plus élevé est de 97,53% obtenu avec le banc des filtres MS-BSIF de longueur de bits $n=11$ (voir le Tableau 4.6).

L'étude des trois expériences précédentes, nous permet de tirer les remarques suivantes:

- Le taux d'identification le plus élevé est de 97,53% obtenu à partir du groupe de filtres MS-BSIF dont la chaîne de bits $n=11$.
- Les bancs des filtres BSIF qui ont une grande taille de fenêtre offrent une grande précision de reconnaissance.
- Le banc des filtres MS-BSIF de la chaîne de bits $n=12$ donne une précision de reconnaissance intéressante.

Pour ces raisons, dans les expériences suivantes, on utilise le banc des filtres MS-BSIF de chaîne de bits $n=12$ et contenant que les filtres BSIF ayant une taille de fenêtre supérieure ou égale à 11.

Tableau 4.6 : Taux d'identifications utilisant un banc des filtres MS-BSIF.

	5	6	7	8	9	10	11	12
Taux d'identification (%)	91.22	94.10	95.47	96.43	96.57	97.12	97.53	97.26

4.3.2.4 Expérimentation #4

Dans cette expérience, deux représentations sont proposées: la représentation d'histogramme MS-BSIF et DMS-BSIF. Ils seront comparés pour les trois bases de données en termes de précision de la reconnaissance. Dans les Figures 4.9, 4.10 et 4.11, la notation (y, z) signifie que le banc des filtres MS-BSIF contient deux filtres BSIF, à savoir $yxyx12$ et $zxyz12$.

Pour les trois bases de données, la représentation de l'histogramme MS-BSIF donne une très faible précision de reconnaissance, utilisant une image pour l'ensemble d'apprentissage (voir les Figures 4.9 à 4.11). En outre, l'utilisation de la représentation d'histogramme DMS-BSIF (deux images sont prises pour l'ensemble d'apprentissage) avec un banc des filtres contenant quatre filtres BSIF donne des taux de reconnaissance les plus élevés soient 98,08%, 97,72% et 99,74% pour les bases de données Delhi-1, Delhi-2 et USTB-1, respectivement. Pour la représentation d'histogramme MS-BSIF, le vecteur caractéristique est de dimension égale à $(4 \times 2^{12} = 8192)$, alors qu'il est de dimension égale au (nombre de sujet-1) pour la représentation DMS-BSIF. On peut conclure que la dimension de la dernière représentation (DMS-BSIF) est plus faible que la représentation MS-BSIF, ce qui réduit les coûts de calcul et en même temps améliore la précision de la reconnaissance.

4.3.2.5 Etude comparative

Pour une étude plus complète, l'approche proposée est également comparée à d'autres méthodes récentes de reconnaissance de l'oreille. Le Tableau 4.7 montre et compare le taux de reconnaissance du rang-1 de l'approche proposée avec certaines approches d'extraction de caractéristiques dans les mêmes conditions et avec le même protocole d'évaluation. Comme on peut le constater, l'approche proposée basée sur une représentation discriminante de BSIF multi-échelles (DMS-BSIF) montre une performance très compétitive par rapport à ces approches récentes. De plus, la dimension des caractéristiques DMS-BSIF est très petite par rapport aux autres caractéristiques décrites dans le Tableau 4.7. Par exemple, le vecteur caractéristiques utilisé dans [45] et [46] est de dimension 4096 pour les trois bases de données, alors que la dimension du vecteur caractéristique DMS-BSIF est de 124, 220 et 59 pour les bases de données IIT-Delhi-1, IIT-Delhi-2 et USTB-1, respectivement. En outre, l'approche proposée explore et étend les modèles locaux obtenus par l'opérateur d'analyse de

texture BSIF à plusieurs résolutions spatiales et fréquentielles par rapport aux travaux mentionnés précédemment, dans lesquels une seule résolution spatiale est utilisée.

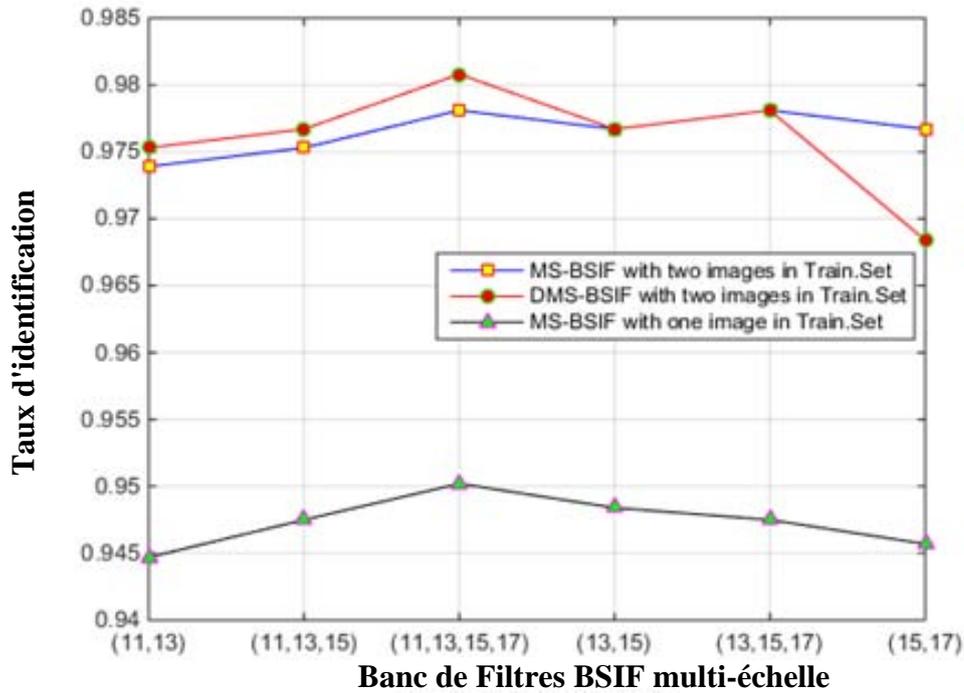


Figure 4.9: Taux d'identifications obtenus sur la base de données d'oreilles IIT Delhi-1

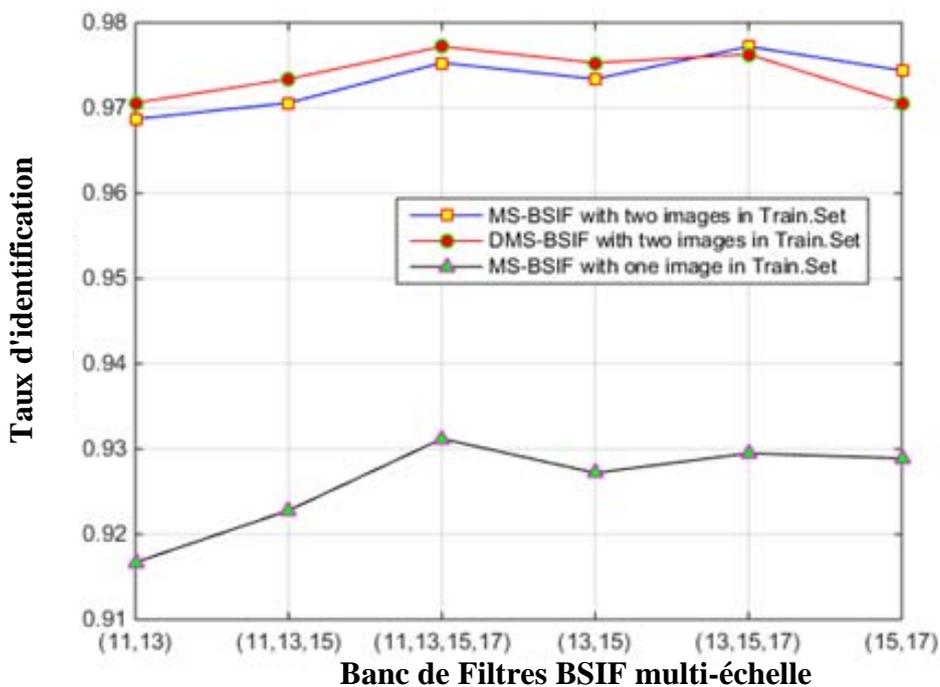


Figure 4.10 : Taux d'identifications obtenus sur la base de données d'oreilles IIT Delhi-2.

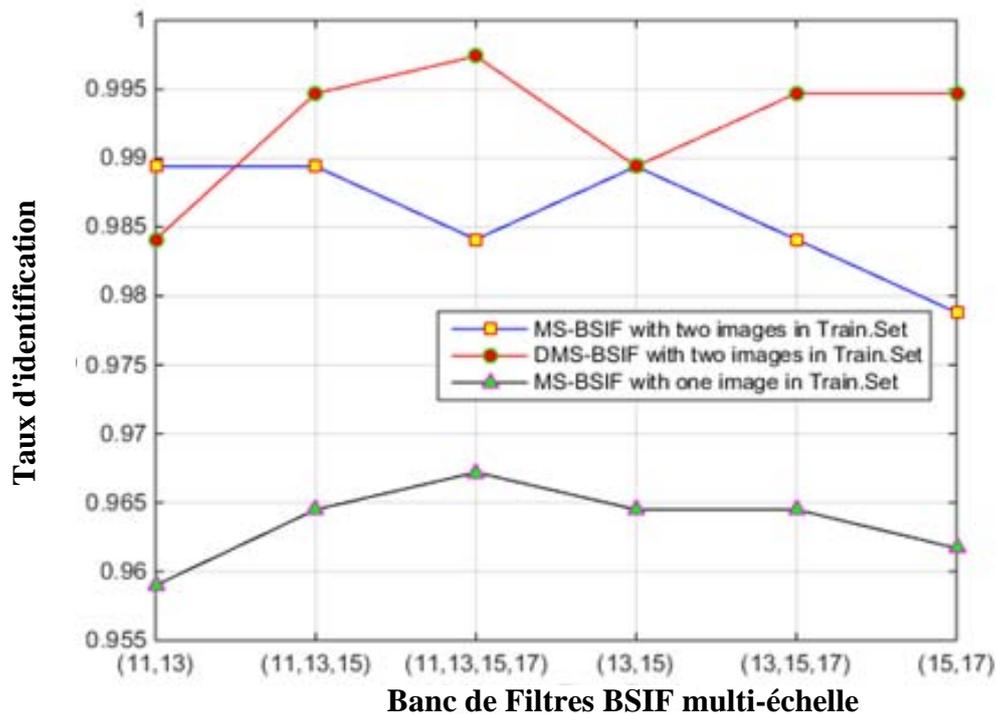


Figure 4.11 : Taux d'identifications obtenus sur la base de données d'oreilles USTB-1.

Tableau 4.7 : Résumé des récents travaux liés à la reconnaissance biométrique à base de l'oreille 2D.

Références	Extraction des caractéristiques	Classifieur	IITD-1	IITD-2	USTB
[44]	Non linear curvelet features	K-NN	97,77	96,22	/
[45]	BSIF descriptor	K-NN	97,26	97,34	98,46
[46]	Improved BSIF descriptor	K-NN	97,39	97,63	98,97
[53]	Sparse representation of local gray level orientations	Sparse representation	97,07	97,73	/
[128]	Geometric measurements	SVM	99,60	/	/
[129]	2-D quadrature filter	Hamming distance	96,53	96,08	/
[130]	Orthogonal log-Gabor filter pair	K-NN	96,27	95,93	/
[131]	Local principal independent components	Inner product classifier	97,60	97,20	/
Méthode proposée	DMS-BSIF	K-NN	98,08	97,72	99,74
	MS-BSIF	K-NN	97,81	97,53	98,41

Par conséquent, la représentation DMS-BSIF surpasse de 0,69%, 0,09% et 0,77% le descripteur amélioré de BSIF [38] pour les bases de données IITD-1, IITD-2 et USTB-1,

respectivement. Toutefois, les performances de DMS-BSIF sont inférieures à celles utilisées dans [128] pour la base de données IITD-1. Comme l'oreille est constituée de plusieurs structures géométriques telles que les courbures, les approches proposées de [44] et [128] basées sur des mesures géométriques donnent des résultats intéressants en termes de précision.

4.4 Contribution #2

De nos jours, d'importants travaux scientifiques sont orientés vers le développement de nouvelles représentations optimales de l'empreinte de paume de la main. Ces représentations doivent être discriminantes, robustes, compactes et faciles à mettre en œuvre, afin d'assurer les meilleures performances en termes de précision, de coût de calcul et d'exigence de stockage. Notre deuxième contribution présente ainsi un nouveau cadre d'analyse multi-résolution pour une représentation efficace de l'empreinte palmaire, appelé histogramme de pyramide spatiale discriminante de Gabor Lpq (DGLSPH), qui repose sur des ondelettes de Gabor, un descripteur de Quantification de phase locale (LPQ) et une méthode de décomposition pyramidale appelée Spatial pyramid Histogram (SPH). L'approche proposée est constituée des étapes suivantes: Premièrement, l'ondelette de Gabor à deux échelles et quatre orientations est utilisée pour capturer la structure locale dans l'image palmaire. Deuxièmement, l'opérateur LPQ est appliqué aux images de réponse de l'ondelette de Gabor, afin d'explorer pleinement la propriété d'invariance au flou et extraire l'information texturale. Ceci est effectué dans un espace multi-échelles et multi-directions. Troisièmement, la méthode de décomposition spatiale pyramidale (SPH) dans la direction verticale est appliquée, afin d'extraire des caractéristiques locales (histogrammes obtenus à chaque bloc de décomposition). Ensuite, les histogrammes obtenus sont normalisés dans $[0,1]$. La représentation globale de l'image palmaire est obtenue, en concaténant tous les histogrammes locaux. Puis, la représentation discriminante de l'image palmaire est construite à l'aide d'une analyse discriminante linéaire blanchie (WLDA). Enfin, le classifieur K-plus proche voisin est utilisé pour l'étape d'identification. Des expériences menées sur trois bases de données de la paume de la main (PolyU 2D, PolyU 2D/3D et IITD) montrent que la méthode proposée permet une amélioration significative des performances par rapport aux méthodes récemment proposées dans la littérature, en termes de précision.

4.4.1 Représentation palmaire par DGLSPH

Dans cette partie, nous décrivons notre système de représentation palmaire. Motivé par [132], nous proposons une nouvelle méthode de représentation palmaire qui explore non seulement la propriété d'invariance au flou, mais également l'information spatiale entre différentes échelles et orientations. Ainsi, l'utilisation des informations contenues dans les domaines fréquentiel et spatial peuvent fournir des informations supplémentaires importantes qui n'existent pas dans l'un de ces domaines. Ainsi, il augmente le pouvoir descriptif de la représentation palmaire et améliore encore le taux de reconnaissance. De plus, la complémentarité des descripteurs, en fusionnant différentes caractéristiques joue un rôle important de manière intuitive.

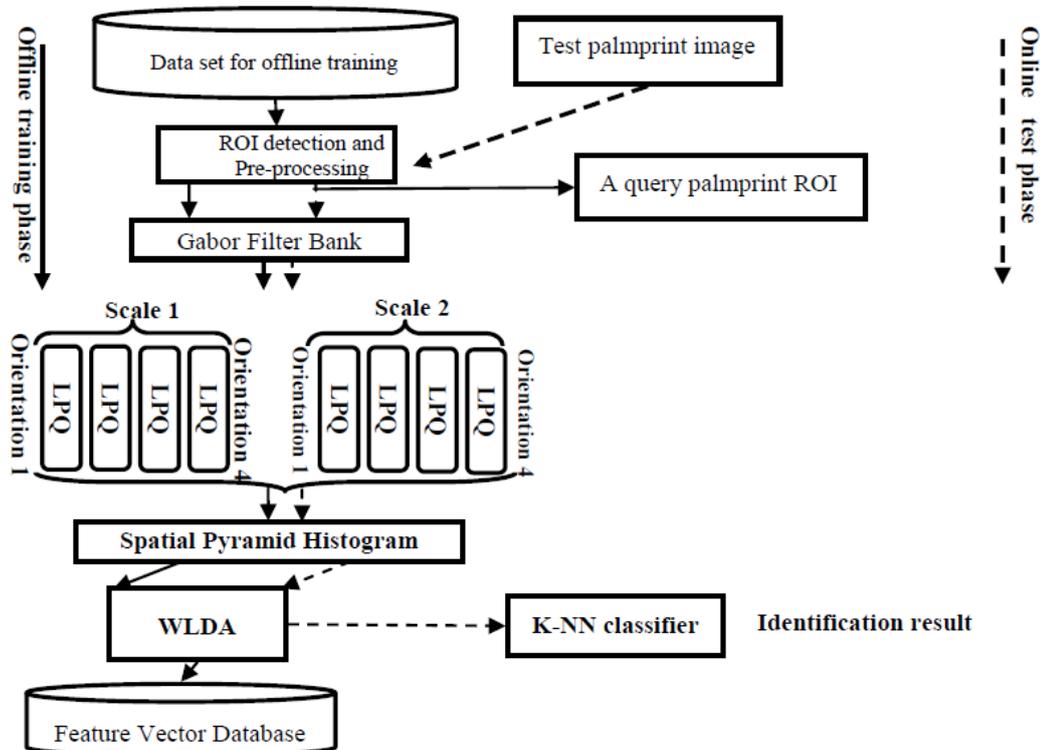


Figure 4.12 : Schéma de principe de la méthode proposée pour palmprint.

Un aperçu de la méthode proposée est présentée sur la Figure 4.12, dont les détails sont décrits dans la section suivante. Le pipeline de la méthode proposée comprend cinq étapes: (i) Etape de prétraitement, (ii) Extraction des caractéristiques à l'aide de l'ondelette de Gabor, (iii) Descripteur de LPQ et (iv) Regroupement d'histogrammes obtenus à partir de la décomposition spatiale pyramidale (SPH) après normalisation. La représentation globale de

l'histogramme est ensuite utilisée par le classifieur K-NN pour la reconnaissance des empreintes palmaires.

Comme le montre la Figure 4.13, la région d'intérêt (ROI: Region Of Interest) de l'image palmaire est détectée par l'algorithme d'extraction de ROI [113], après la capture de l'image. Nous effectuons un prétraitement sur l'image ROI Palmaire (ROI-P), en appliquant un filtrage médian. Ensuite, les représentations multi-échelles et multi-orientations sont calculées, en convoluant le ROI-P avec la partie réelle de l'ondelette de Gabor, qui a la capacité de représenter simultanément une image dans le domaine spatial et fréquentiel. Ensuite, le descripteur de texture LPQ est appliqué à chaque réponse d'images ROI-P. Par conséquent, la propriété d'invariance au flou est explorée à différentes échelles et directions. Puis, le processus de la décomposition spatiale pyramidale (SPH) dans la direction verticale avec un niveau L est effectué. Tous les histogrammes obtenus à chaque niveau l ($l=0, \dots, L$) sont normalisés dans la plage $[0,1]$ et concaténés dans un grand histogramme. Afin de réduire davantage la haute dimensionnalité de l'histogramme global et de rendre ses caractéristiques plus discriminantes la technique de blanchiment LDA (WLDA) est appliquée.

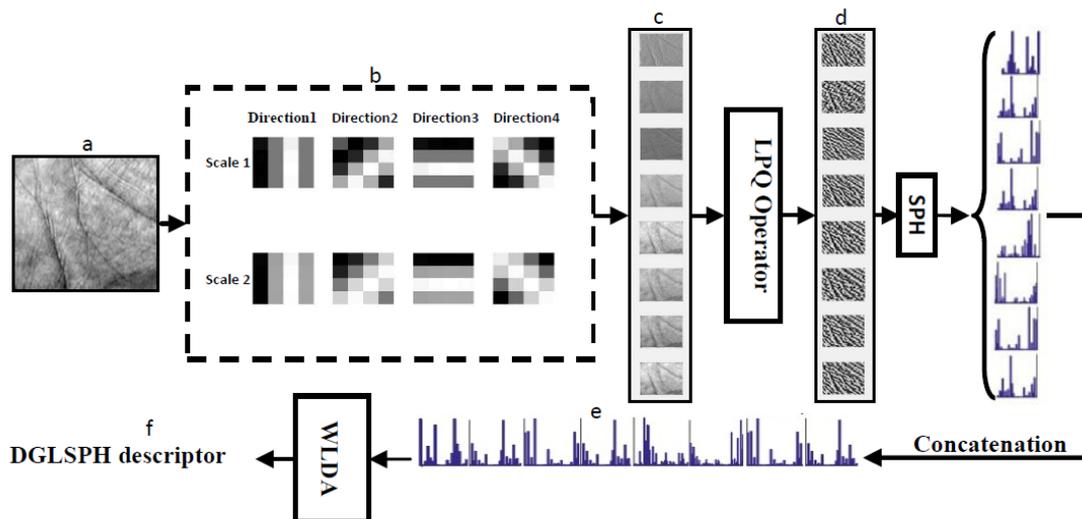


Figure 4.13 : Illustration de la représentation palmaire DGLSPH. (a) Image ROI, (b) Ondelette de Gabor, (c) Réponses de l'ondelette de Gabor, (d) Images LPQ, (e) Caractéristiques GLSPH, et (f) Caractéristiques DGLSPH.

Premièrement, l'algorithme décrit dans [113] extrait la surface de la peau entre le poignet et les doigts de l'empreinte palmaire est utilisé dans notre procédé d'extraction de ROI. Elle s'applique uniquement à la base de données PolyU 2D, car les deux autres bases de

données (PolyU 2D/3D et IITD) contenant leurs images de ROIs. L'image de la main acquise est binarisée, en utilisant un seuillage global pour extraire la paume de l'arrière-plan et suivie d'opérations morphologiques pour éliminer les petites informations d'arrière-plan non désirées. Le contour de l'image de la main est obtenu à l'aide de l'algorithme de traçage du contour [72] sur l'image de la main binarisée. Deux points de vallée situés entre les doigts sont détectés sur le contour de l'image de la main à l'aide d'un algorithme de détermination du maximum de courbure [133]. Une simple ligne perpendiculaire est ensuite étendue à partir de la ligne entre les deux doigts et une ROI est formée dans la zone de la paume. Après cela, une correction de l'éclairage non uniforme est appliquée. L'échantillon d'empreinte de paume et son région d'intérêt extraite sont illustrés à la Figure 4.14.

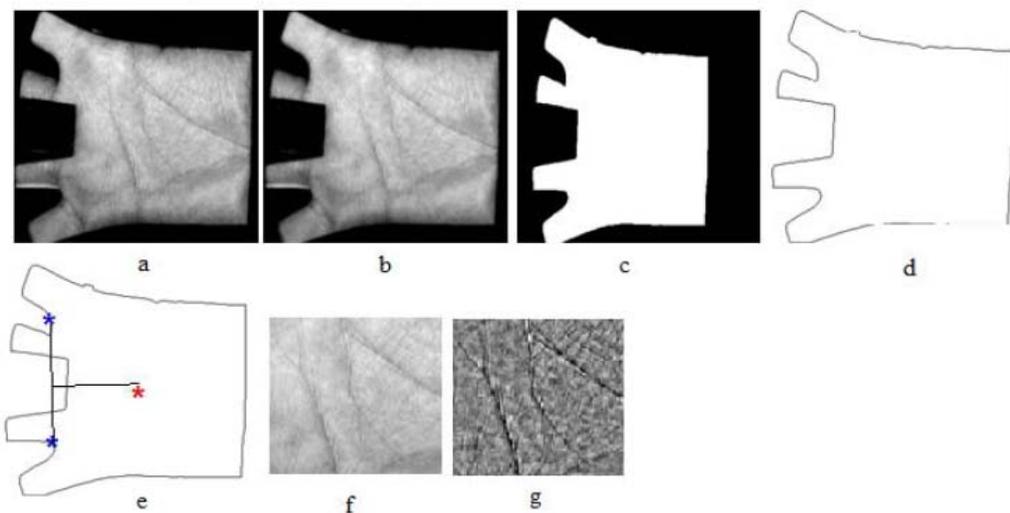


Figure 4.14 : Illustration de détection de la région d'intérêt (ROI) palmaire.

Deuxièmement, Le schéma d'extraction des caractéristiques est obtenu en construisant des informations structurelles et texturales pour différents niveaux de résolutions, en utilisant respectivement l'ondelette de Gabor et le descripteur LPQ. De plus, les caractéristiques locales sont obtenues à partir de la méthode SPH. La technique WLDA est utilisée pour: (i) Réduire la haute dimensionnalité de l'histogramme global,(ii) Renforcer la capacité de discrimination des caractéristiques.

L' ondelette de Gabor capture la structure locale correspondant à la fréquence spatiale, à la localité spatiale et à l'orientation sélective, qui sont révélées discriminantes et invariantes aux variations de l'éclairage et de l'expression dans la reconnaissance faciale [67]. Nous utilisons des filtres multi-échelles et multidirectionnels de Gabor pour coder les attributs de

structure locaux intégrés aux images ROI-P. La représentation de Gabor d'une image d'empreinte palmaire est obtenue, en convoluant l'image ROI-P avec la famille de l'ondelette de Gabor telle que définie par:

$$G_{\mu,v}(z) = I(z) * \psi_{\mu,v}(z) \quad (4.10)$$

Où $G_{\mu,v}(z)$ désigne le résultat de convolution correspondant aux différents filtres de Gabor à l'orientation μ et à l'échelle v . $I(z)$ est le ROI de l'image palmaire. Dans le domaine spatial, le filtre de Gabor peut être défini comme une fonction du noyau gaussienne modulée par une onde plane sinusoïdale :

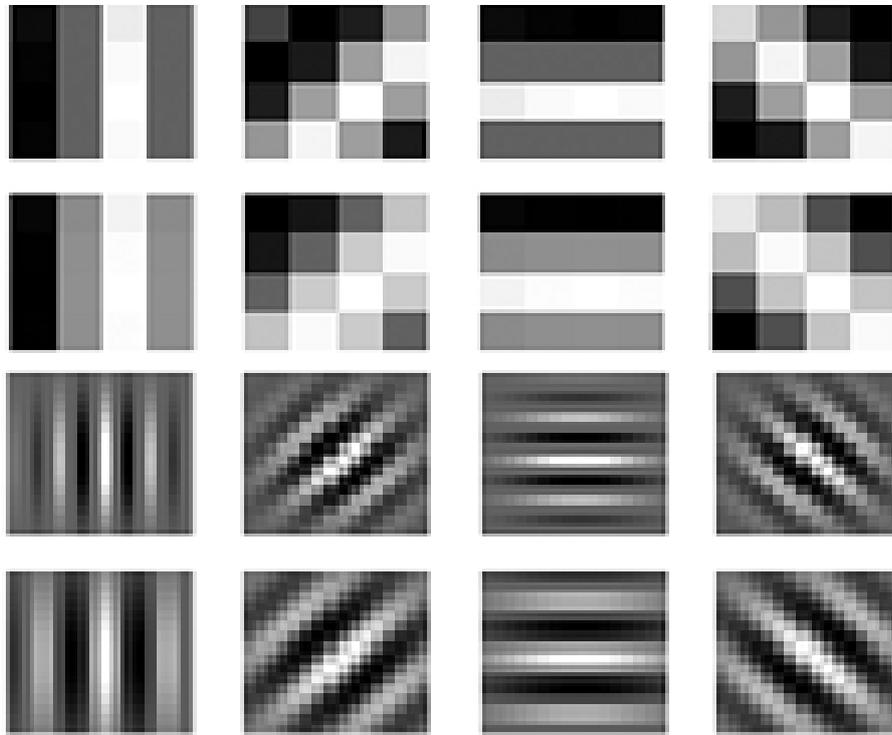


Figure 4.15 : Partie réelle de l'ondelette de Gabor avec deux échelles et quatre orientations. (a) Taille de la fenêtre est de 4x4, (b) Taille de la fenêtre est de 8x8.

$$\psi_{\mu,v}(z) = \frac{\|k_{\mu,v}\|^2}{\sigma^2} \text{Exp} \left(-\frac{\|k_{\mu,v}\| \cdot \|z\|^2}{2\sigma^2} \right) \left[\text{Exp}(ik_{\mu,v}z) - \text{Exp} \left(-\frac{\sigma^2}{2} \right) \right] \quad (4.11)$$

z est un vecteur de coordonnées $[x, y]^t$. $\|\cdot\|$ désigne l'opérateur de la norme euclidienne et le vecteur d'onde $k_{\mu,v}$ est défini comme suit:

$$k_{\mu,v} = k_v \text{Exp}(i\phi_\mu) \quad (4.12)$$

$$\text{Où } k_v = k_{max} / f_v, k_{max} = \pi/2, f_v = f^v, f = \sqrt{2} \text{ et } \phi_\mu = (\pi \cdot \mu) / 4$$

k_{max} désigne la fréquence maximale et représente le facteur d'espacement entre les noyaux dans le domaine fréquentiel.

Tous les filtres peuvent être générés à partir d'une ondelette mère par dilatation et rotation. Dans ce travail, nous utilisons des filtres de Gabor à deux échelles $v \in \{0, 1\}$ et quatre orientations $\mu \in \{0, 1, 2, 3\}$ avec un paramètre $\sigma = 2\pi$ donnant par conséquent huit filtres. Leur parties réelles sont présentées sur la Figure 4.15.

4.4.1.1 La méthode de la décomposition spatiale pyramidale (SPH)

Nous utilisons la méthode SPH introduite par Lazebnik [134], basée sur l'histogramme de pyramide de Grauman [135]. Le processus de construction des histogrammes à partir de la méthode de décomposition pyramidale (SPH) avec un niveau L est réalisé comme suit: on créant, dans la première étape, l'histogramme de niveau 0 (image entière).

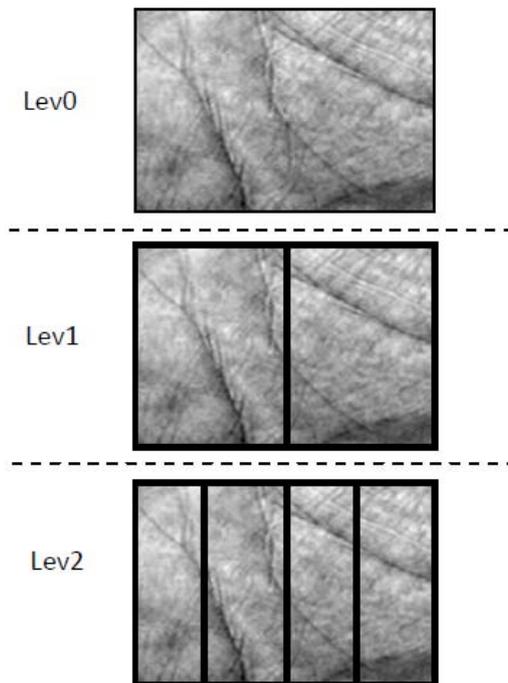


Figure 4.16 : Stratégies de décomposition verticale en plusieurs sous-blocs.

Ensuite, l'image est divisée en deux régions de taille égale au niveau 1, en utilisant une décomposition verticale et l'histogramme est calculé à chaque région. Le processus est répété, en subdivisant récursivement chaque région et, en calculant les histogrammes dans chaque

région jusqu'à atteindre le niveau souhaité L . Un exemple de calcul montre qu'il y aura 2^l histogrammes pour un niveau l et qu'en faisant la somme de ce nombre pour $l=0, \dots, L$, on obtient au total $(2^{L+1}-1)$ histogrammes pour un niveau L . Ensuite, tous ces histogrammes sont concaténés dans un grand vecteur après une étape de normalisation dans la plage $[0,1]$.

4.4.1.2 La méthode d'analyse discriminante linéaire blanchie (WLDA)

Les méthodes d'analyse des données sont utilisées pour réduire la dimension d'espace initiale, tout en ne conservant que les propriétés les plus discriminantes des caractéristiques extraites. Plusieurs approches de projection linéaire ou non linéaire ont été utilisées dans la littérature pour la reconnaissance d'empreintes palmaires, afin de réduire la dimensionnalité des vecteurs caractéristiques, telles que: PCA [63], LDA [67]. Dans [124], la technique WLDA a démontré son efficacité par rapport aux PCA et LDA dans la reconnaissance faciale. L'idée de base de WLDA est d'appliquer une transformation de blanchiment des données avant de réaliser l'algorithme LDA.

4.4.1.3 Etape de classification

Etant donné un nouveau échantillon Y de l'ensemble de test. Au début, nous calculons la représentation proposée (GLSPH) de cet échantillon. Ensuite, le vecteur des caractéristiques obtenu est mis en correspondance avec tous les modèles stockés. Un classifieur de plus proche voisin est utilisé avec la similarité d'intersection, afin de calculer la distance entre deux histogrammes.

La similarité d'intersection entre deux histogrammes H^1 et H^2 de longueur N est définie comme suit :

$$d(H^1, H^2) = \sum_{l=1}^N \text{Min}(H^1(l), H^2(l)) \quad (4.13)$$

Dans le cas du vecteur caractéristique DGLSPH, la similarité en cosinus est utilisée. Cette similarité entre deux vecteurs x et y de longueur N est définie comme suit :

$$S(x, y) = \frac{x \cdot y}{\|x\| \|y\|} = \frac{\sum_{i=0}^{N-1} x_i y_i}{\sqrt{\sum_{i=0}^{N-1} (x_i)^2} \sqrt{\sum_{i=0}^{N-1} (y_i)^2}} \quad (4.14)$$

4.4.2 Etude Expérimentale

Pour une évaluation approfondie de notre contribution, nous avons effectué une série d'expérimentations, en utilisant le descripteur discriminant DGLSPH afin d'extraire des

caractéristiques discriminantes à partir d'un ensemble d'images pour la modalité biométrique palmaire, en utilisant les bases de données : PolyU, Poly 2D/3D et IIT Delhi.

4.4.2.1 La base de données PolyU

La base de données d'images palmaires PolyU [71] est créée à l'Université polytechnique de Hong Kong. Elle comprend 7752 images en niveaux de gris recueillies auprès des deux mains de 193 sujets (soit 386 paumes distinctes), dont 131 hommes et 62 femmes. Toutes les images palmaires de la base de données ont été capturées au cours de deux sessions distinctes par une caméra CCD avec une résolution de 75 dpi (Dots Per Inch). Dans chaque session, environ 10 images sont collectées (ou bien 20 images par sujet). L'intervalle moyen entre la première et la deuxième session était d'environ deux mois. Ainsi, il y avait 386 classes différentes d'images palmaires ou chaque classe contient 20 images palmaires. Au cours des expériences, N images de la première session sont prises pour l'apprentissage et toutes les images de la deuxième session sont conservées pour la phase de test.

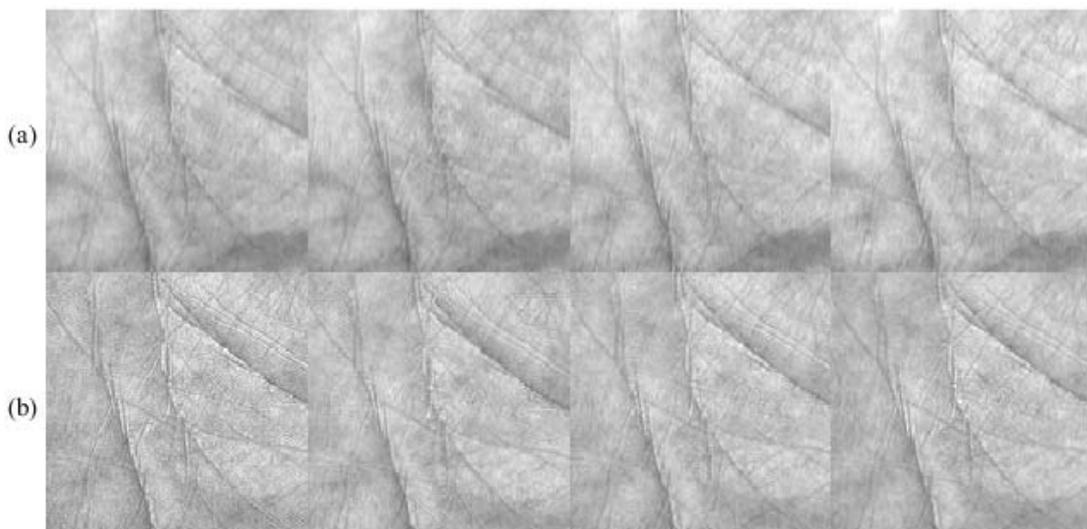


Figure 4.17 : Quelques ROIs extraits des images palmaires de la base de données PolyU (a) Première session, (b) Seconde session.

Pour mieux décrire la différence entre les images capturées à chaque session, la Figure 4.17 illustre certaines images palmaires capturées dans différentes sessions à partir d'une même paume. Les trois images de la première rangée (voir Figure 4.17a) ont été capturées lors de la première session, tandis que les images de la deuxième rangée (Figure 4.17b) ont

été capturées lors de la deuxième session. On peut constater qu'il y a de profonds changements d'éclairage.

Expérimentation #1

Afin d'examiner l'effet des paramètres k et L sur les performances de reconnaissance palmaire, nous utilisons les trois premières images de la première session pour la phase d'apprentissage (1158 images) et toutes les images de la deuxième session (3863 images) sont utilisées dans la phase de test similaire à [110].

Les résultats obtenus dans Tableau 4.8 et Tableau 4.9 montrent l'influence du choix des paramètres k et L sur le système de reconnaissance pour les représentations DGLSPH et GLSPH, respectivement. Pour une fenêtre LPQ de taille k fixe, le taux de reconnaissance est augmenté proportionnellement à la décomposition du niveau L de la méthode SPH. Alors, qu'à un niveau de décomposition L fixe, le taux de reconnaissance est meilleur lorsque la fenêtre LPQ est suffisamment grande. Ceci est dû à la forte corrélation entre les pixels adjacents. Cependant, l'utilisation d'une fenêtre LPQ de petite taille donne un faible taux de reconnaissance, même pour un niveau de décomposition L élevé.

Tableau 4.8 : Taux d'identifications utilisant la représentation DGLSPH sur la base de données PolyU.

K	3	5	7	9	11	13	15	17	19	21
Level 0	24.44	55.63	78.00	85.58	89.46	89.21	88.07	86.98	86.95	85.55
Level 1	55.92	83.41	92.39	95.34	96.35	96.12	95.91	95.75	95.63	95.37
Level 2	79.03	93.40	96.97	98.24	98.86	98.89	98.78	98.84	99.30	98.58
Level 3	89.90	96.71	97.90	98.89	99.53	99.59	99.74	99.61	99.84	99.40
Level 4	93.86	97.51	98.34	99.17	99.77	99.77	99.84	99.95	99.90	99.77

Tableau 4.9 : Taux d'identifications utilisant la représentation GLSPH sur la base de données PolyU.

K	3	5	7	9	11	13	15	17	19	21
Level 0	30.29	44.47	58.09	65.44	70.13	71.16	69.79	70.18	69.32	67.93
Level 1	43.49	58.45	72.43	79.89	82.55	83.12	83.30	83.12	81.98	81.80
Level 2	53.27	70.10	83.38	88.43	90.97	90.99	91.56	91.74	91.85	91.38
Level 3	61.22	80.87	90.71	93.71	95.57	95.96	96.74	96.40	96.58	96.01
Level 4	66.37	87.63	94.25	96.76	97.80	98.14	98.71	98.52	98.32	98.21

Nous pouvons voir dans Tableau 4.8 et Tableau 4.9, que le meilleur taux de reconnaissance est de 99,95% obtenu pour $k=17$ et $L=4$, utilisant la représentation DGLSPH et égal à 98,71% pour $k=15$ et $L=4$ avec la représentation GLSPH.

Expérimentation #2

Pour démontrer l'efficacité de la méthode proposée, une étude comparative a été faite avec certains travaux existants appliqués à la base de données PolyU. Les différents protocoles utilisés par ces méthodes sont résumés dans le Tableau 4.10.

Tableau 4.10 : Différents protocoles d'identification des empreintes palmaires utilisés dans les bases de données PolyU et PolyU 2D/3D.

Protocole	Apprentissage		Test	
	Session 1		Session 1	Session 2
A	All images		Not used	All images
B	First N images		Not used	All images
C	First N images		Remaining images	All images
D	First N images		Remaining images	Not used
E	Randomly selected N images		Remaining images	All images
F	All images		Not used	Randomly selected N images
G	K-Fold Cross Validation			
H	First N images		Not used	First M images

Tableau 4.11 : Etude comparative de la méthode proposée avec les méthodes de codage sur la base de données PolyU.

Méthodes	Nbr. classe	Protocole	N	IR(%)
Competitive code	386	C	3	97.88
Ordinal code	386	C	3	97.45
Fusion	386	C	3	96.06
BOCV	386	C	3	95.80
E-BOCV	386	C	3	96.41
RLOC	386	C	3	95.58
HOC	386	C	3	98.84
Méthode proposée	386	B	3	99.95

La Figure 4.18 montre que les taux d'erreur d'identification des méthodes de codage tels que le code concurrentiel, le code ordinal, le code de fusion, le BOCV, le E-BOCV et le HOC sont plus élevés que la méthode proposée. De plus, le Tableau 4.11 compare les taux d'identification.

Comme le montre le Tableau 4.12, la méthode proposée permet d'obtenir un taux d'identification intéressant à l'exception de [109] et [110]. Il est à noter que la taille du vecteur caractéristique de [100] est vingt-trois fois plus grande que la nôtre. Il convient également de noter que le nombre d'images dans l'ensemble d'apprentissage utilisé par [109] est supérieur à

celui utilisé dans la méthode proposée. De plus, Les courbes CMC, utilisant les représentations GLSPH et DGLSPH pour $(k,L)=(15,4)$ et $(k,L)=(17,4)$, respectivement sont présentées sur la Figure 4.19.

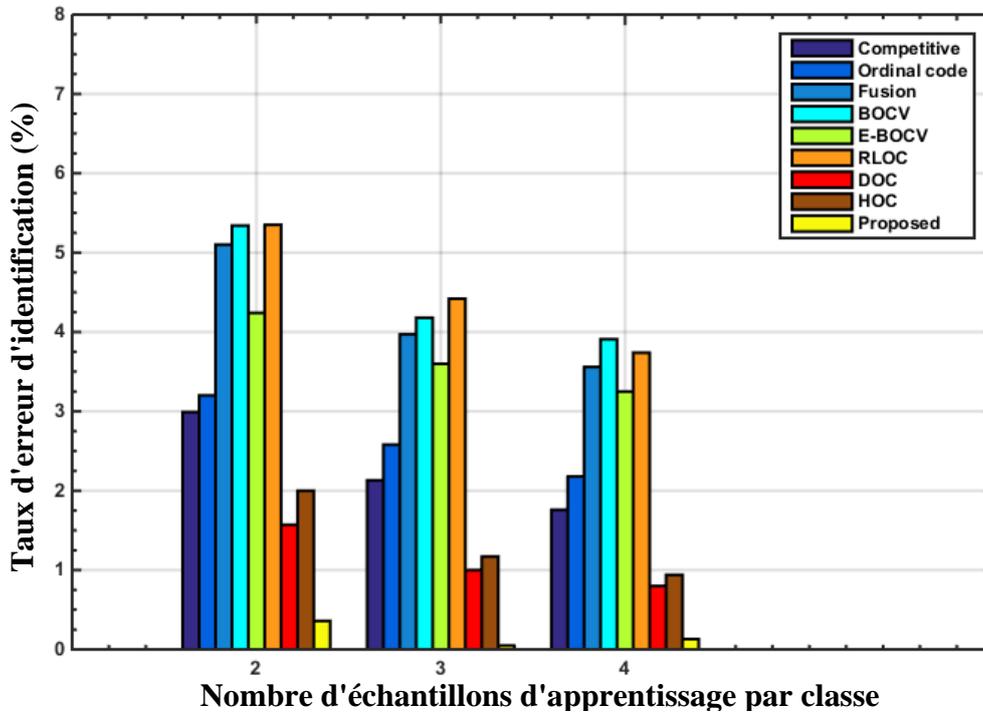


Figure 4.18 : Taux d'erreur d'identification palmaire sur la base de données PolyU.

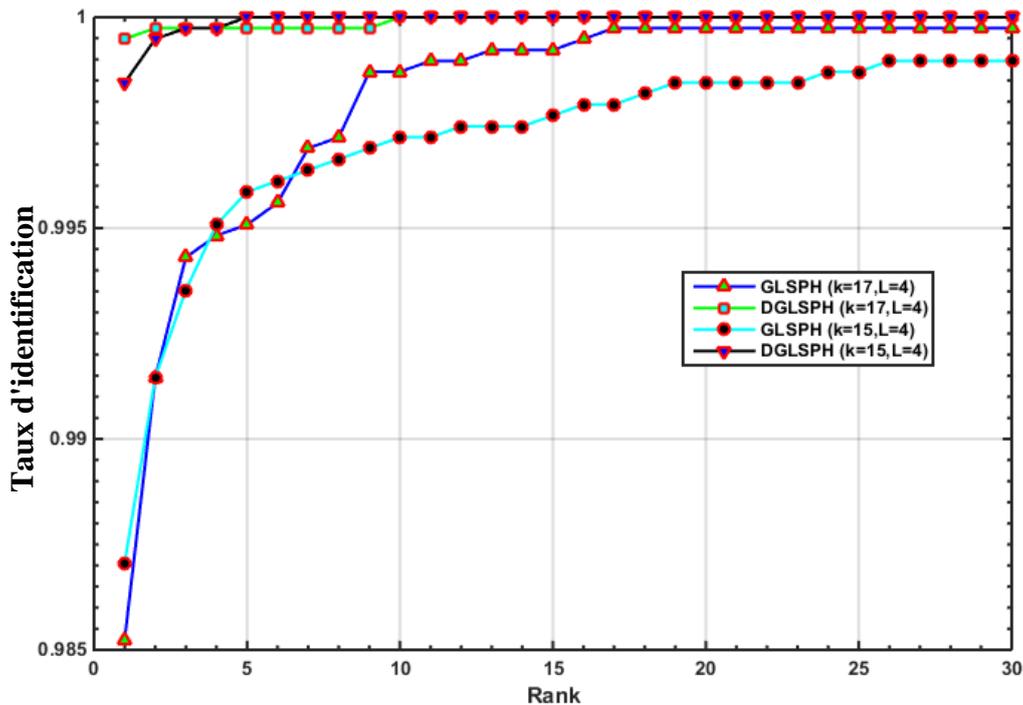


Figure 4.19 : Courbes CMC sur la base de données PolyU.

Le meilleur taux de reconnaissance IR = 100% est obtenu à partir des rangs 5 et 10 de la méthode proposée (DGLSPH), en utilisant le descripteur LPQ avec $k=15$ et $k=17$, respectivement.

Tableau 4.12 : Etude comparative de l'approche proposée avec des méthodes récentes sur la base de données PolyU.

Méthodes récentes					
[65]	386	F	N=5	Steerable-Filter +Riemannian Metric (Karcher-Mean)	91.00
				Fractal (FDBC)	95.31
				Texture Pattern+Principal lines shape	96.99
[103]	374	C	N=3	DOC ($n\theta=6$)	99.68
				DOC ($n\theta=12$)	99.74
[104]	386	C	N=3	Half-orientation extraction	98.84
[105]	386	C	N=3	Neighboring Direction Indicator	98.84
[109]	386	D	N=3	HM-LBP/174	99.43
			N=9	HM-LBP/522	99.98
[110]	386	B	N=3	LLDP _G /9216	100
				LLDP _M /9216	100
[117]	386	G	K=2	RDF	99.69
[119]	187	Select m left and m right images for training set	Remaining samples for testing set	Fusion left-right	94.98- 99.92
[136]	380	C	N=4	RBF-SVM	99.34
[137]	386	E	N=5	Using nonbalancing scheme	97.11
				Using balancing scheme	97.16
[138]	386	F	N=3	DOC	98.96
				DRCC	99.26
[146]	386	C	N=3	HOG-BSIF fusion	98.81
Méthode proposée	386	B	N=3	DGLSPH(L=4/K=17)	99.95
				GLSPH(L=4/K=15)	98.71

4.4.2.2 La base de données PolyU 2D/3D

La base de données d'images palmaires PolyU 2D /3D a été créée par le Centre de recherche biométrique (UGC/ CRC) de l'Université polytechnique de Hong Kong. Elle contient 8000 images provenant de 200 sujets (c'est-à-dire 400 paumes distinctes). Pour chaque sujet, 20 images palmaires sont collectées des mains gauche et droite en session

séparée, où environ 10 échantillons ont été capturés lors de la première session et de la seconde session, respectivement. Chaque échantillon contient un ROI 2D et son ROI 3D correspondant. Toutes les images 2D de cette base de données sont des fichiers BMP (Bitmap) au niveau de gris codés sur 8 bits. La Figure 4.20 montre quelques images de cette base de données.

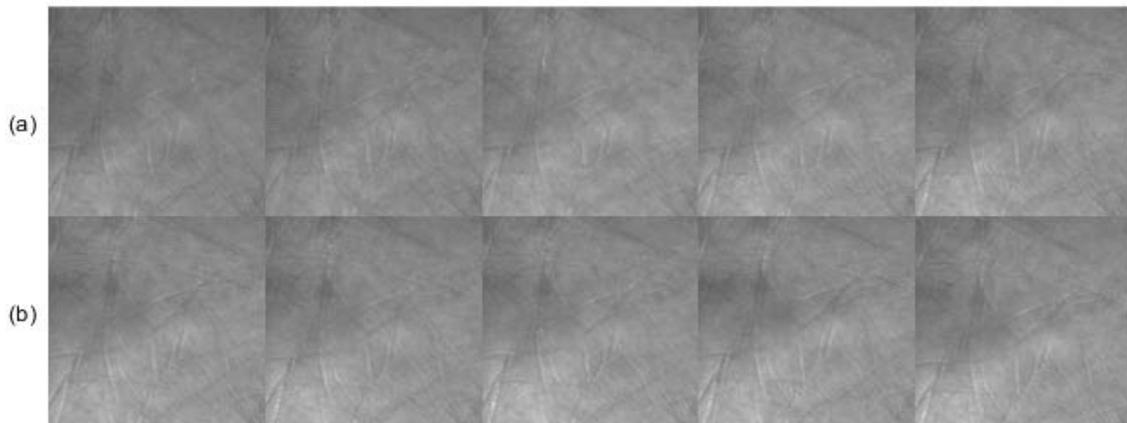


Figure 4.20 : Exemples des ROIs extraits des images palmprint de la base de données PolyU 2D/3D. (a) Première session, (b) Seconde session.

Par conséquent, il y avait 400 classes des paumes dans la base de données PolyU 2D/3D, lorsque les paumes gauche et droite de la même personne sont considérées comme appartenant à des classes différentes, chacune contenant environ 20 images de paumes. Les N premières images de la première session sont prises pour l'ensemble d'apprentissage et toutes les images de la deuxième session pour l'ensemble de test. En plus des images brutes de la base de données, des images palmaires de 128x128 pixels automatiquement recadrées et normalisées sont également fournies. Les principales distorsions de cette base de données sont les illuminations et les positions, y compris les translations et les rotations.

Expérimentation #1

Dans ce cas, nous étudierons l'effet des paramètres k et L sur le taux d'erreur d'identification. Nous prendrons les valeurs de k comme suit : (3x3), (5x5), (7x7), (9x9), (11x11), (13x13), (15x15), (17x17) et (19x19), afin de découvrir son impact sur les performances de reconnaissance palmaire. Pour cela, le niveau de décomposition L est varié de 0 à 4. Similaire à [110], nous utilisons les trois premières images de la première session pour la phase d'apprentissage et les images de la seconde session sont utilisées pour la phase de test. Sous de tels paramètres expérimentaux, l'ensemble d'apprentissage contient 1200

images (3x400), tandis que l'ensemble de test contient 4000 images. Les résultats sont présentés sur la Figure 4.21.

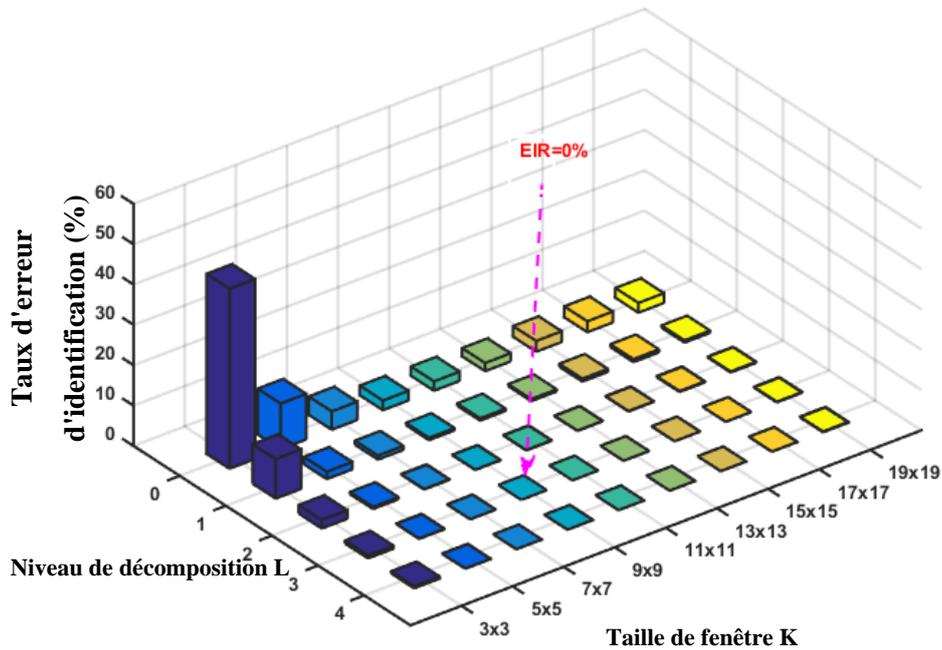


Figure 4.21 : Taux d'erreur d'identification Palmprint sur la base de données PolyU 2D/3D.

Les résultats montrent quand le paramètre k égal à 9, nous pouvons obtenir de bonnes performances (EIR = 0%) avec un niveau de décomposition $L=3$.

Tableau 4.13 : Taux d'identifications utilisant la représentation DGLSPH sur la base de données PolyU 2D/3D.

K	3	5	7	9	11	13	15	17	19
Level 0	55.40	88.70	95.47	97.62	97.70	97.98	97.35	97.30	97.58
Level 1	90.20	98.18	99.02	99.45	99.45	99.50	99.28	99.28	99.45
Level 2	97.88	99.48	99.88	99.92	99.88	99.90	99.88	99.78	99.75
Level 3	99.28	99.90	99.95	100	99.98	99.95	99.95	99.95	99.85
Level 4	99.50	99.92	99.98	99.95	99.95	99.95	99.95	99.95	99.82

Par ailleurs, le Tableau 4.13 donne plus de détails sur les différents résultats en termes de précision. Le taux de reconnaissance est faible dans le cas où aucune décomposition n'est effectuée ($L=0$) pour k varie de 3 à 7. Il devient considérablement intéressant à partir de $k=9$. Nous pouvons observer quant $L=1$, le taux de reconnaissance monte rapidement de 90,20% à 99,50%, pour k varie de 3 à 13, puis devient instable à partir de $k=15$. Il en va de même avec $L=2$ et $L=3$ où les instabilités apparaissent pour $k=13$ et $k=11$, respectivement.

Afin de prouver l'efficacité et la capacité discriminante de la méthode proposée, l'expérience précédente est répétée sans réduction. De cette manière, la similarité d'intersection avec le classifieur K-NN est utilisée. Le Tableau 4.14 montre les résultats obtenus.

Les résultats montrent que le taux de reconnaissance croît proportionnellement avec la taille de fenêtre LPQ et le nombre de décompositions L. Le meilleur taux de reconnaissance est de 98,82% obtenu avec $k=15$ et $L=4$ (voir Tableau 4.14). Cependant, les performances du système de reconnaissance diminuent au-delà de ces valeurs. Alors que le meilleur taux de reconnaissance est de 100% obtenu avec $k = 9$ et $L=3$ par la représentation DGLSPH (voir Tableau 4.13).

Tableau 4.14 : Taux d'identifications utilisant la représentation GLSPH sur la base de données PolyU 2D/3D.

K	3	5	7	9	11	13	15	17	19
Level 0	55.45	69.17	77.58	81.50	85.00	86.88	88.42	88.72	88.90
Level 1	69.65	80.50	86.75	89.72	91.57	92.73	93.55	93.83	94.05
Level 2	79.97	87.85	92.37	94.10	95.15	95.85	96.25	96.53	96.80
Level 3	87.52	93.07	95.25	96.50	97.35	97.68	97.82	97.92	98.12
Level 4	91.90	95.33	96.78	97.60	98.35	98.75	98.82	98.78	98.75

Expérimentation #2

Tableau 4.15 : Sommaire des travaux connexes et récents sur la base de données PolyU 2D/3D.

Méthodes	Nbr. class	Protocole	N	Descripteurs	IR(%)
[133]	400	C	N=5	TPTSR	98.53
[140]	400	C	N=5	USTFT	99.83
				GSTFT	99.90
				GD	99.97
[141]	400	B	N=4	2D/SRC	96.45
				3D/ SRC	95.87
				2D-3D fusion/AWFA/SRC	96.90
[142]	100	H	N=5	Fusion/SAO	98.40
[143]	400	I	N=4/M=5	Appearance-based representative	96.7
[144]	100	A	-	BRBPC	99.80
Méthode proposée	400	B	N=3	DGLSPH	100
				GLSPH	98.82

Afin de démontrer l'efficacité et les super performances de la méthode proposée, nous la comparons aux méthodes existantes pour la base de données palmaires PolyU2D/3D. Nous utilisons également le même protocole des méthodes cité dans le Tableau 4.15. Nous pouvons remarquer que le descripteur DGLSPH fournit un taux d'identification le plus élevé. Ceci est dû principalement à la robustesse et à la forte discrimination interclasse de cette représentation. En outre, les courbes CMC sont présentées à la Figure 4.22, utilisant les meilleures combinaisons des paramètres k et L obtenus dans Tableau 4.13 et Tableau 4.14. Ces combinaisons sont $(k,L)=(9,3)$ et $(15,4)$ pour les représentations DGLSPH et GLSPH, respectivement.

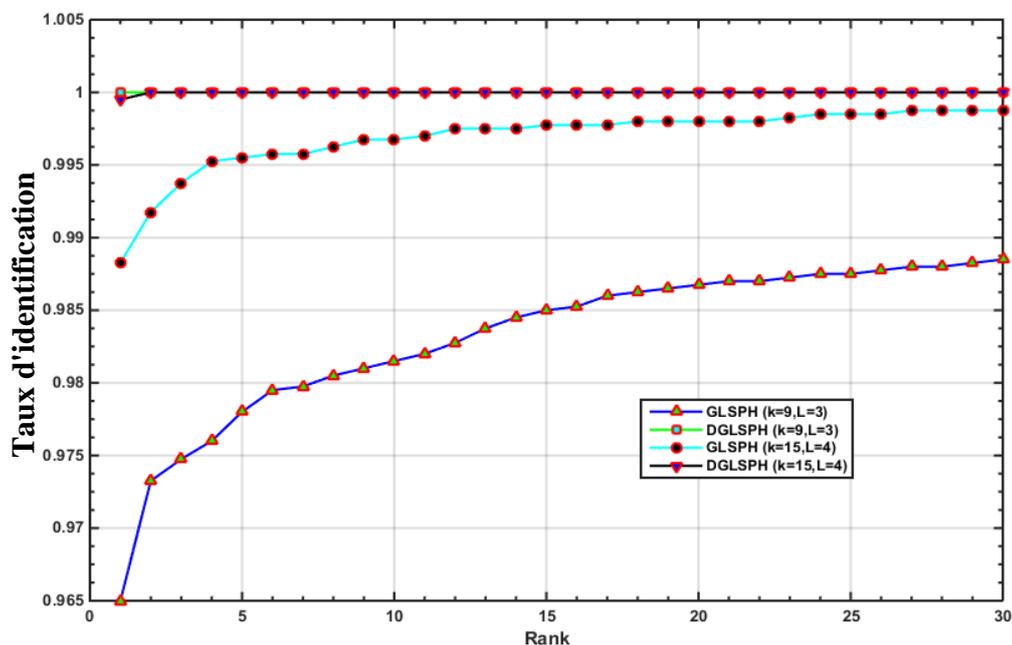


Figure 4.22 : Courbes CMC sur la base de données PolyU 2D /3D.

4.4.2.3 La base de données IIT Delhi

Dans la base de données d'empreintes digitales sans contact d'IIT Delhi, les images ont été collectées auprès de 230 utilisateurs à partir des deux mains (c'est-à-dire 460 paumes distinctes). Chaque utilisateur dispose d'au moins cinq échantillons d'empreintes palmaires pour chaque main. Ces images sont acquises lors de variations importantes de distorsion, de rotation et de translation. Les régions d'intérêts sont accessibles au public ou elles ont été extraites à l'aide de l'algorithme décrit dans [102]. La Figure 4.23 donne des exemples des ROIs de deux personnes. Au cours des expériences, les trois premiers échantillons sont sélectionnés pour la phase d'apprentissage et les échantillons restants sont utilisés pour la

phase de test. Par conséquent, nous avons 1380 (460x3) échantillons de l'ensemble d'apprentissage et 920 (460x2) échantillons pour l'ensemble de test.

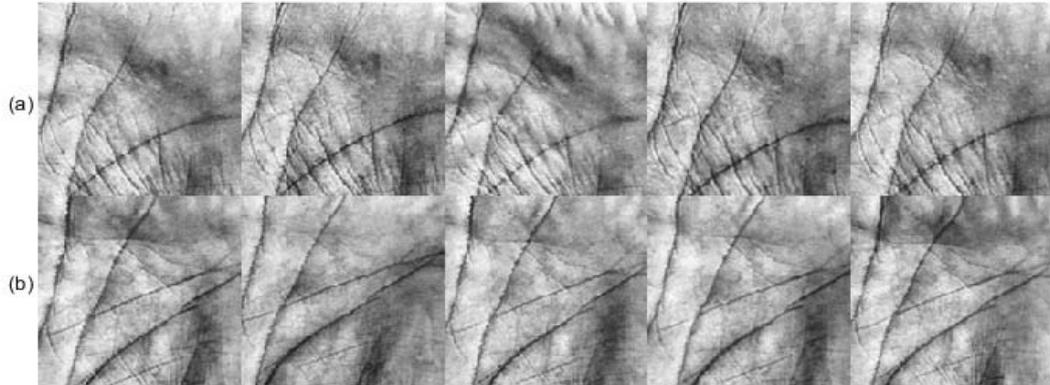


Figure 4.23 : Quelques ROIs extraits des images palmaires de la base de données IIT Delhi. (a) Première personne, (b) Seconde personne.

Expérimentation #1

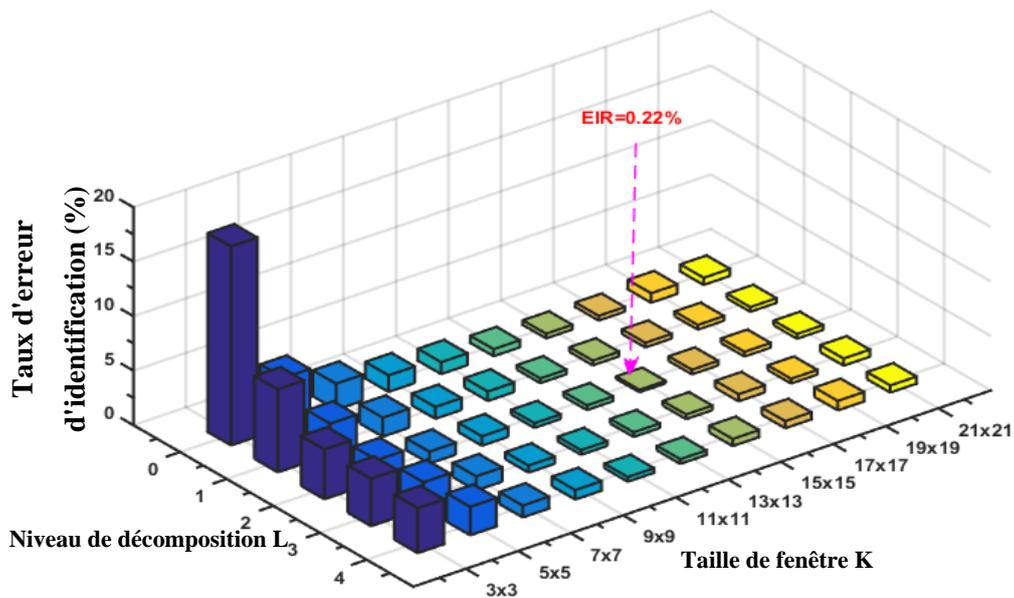


Figure 4.24: Taux d'erreur d'identification palmaire sur la base de données IIT Delhi.

Cette expérience est effectuée sur la paume gauche de la base de données IITD, en faisant varier la taille de la fenêtre de l'opérateur LPQ et le niveau de décomposition L. Au cours de cette expérience, la taille de la fenêtre varie de: 3x3 à 19x19 et L de 0 à 4. Les trois premières images par classe de paume gauche (230 classes) sont utilisées pour la phase d'apprentissage et les autres pour la phase de test. Les résultats sont illustrés sur la Figure

4.24, où l'axe des abscisses (x) indique le niveau de décomposition L , l'axe des ordonnées (y) représente la taille de la fenêtre et l'axe des z indique le taux d'erreur d'identification (EIR). Le meilleur résultat est obtenu avec $L=2$ et $k=15$. De plus, nous pouvons observer que l'erreur varie inversement avec la taille de la fenêtre de l'opérateur LPQ sous une forme exponentielle décroissante.

En outre, le Tableau 4.16 montre que le meilleur taux de reconnaissance est de $IR=99,78\%$ obtenu par la représentation DGLSPH (pour $k=15$ et $L=2$) est supérieure à celui trouvé par la représentation GLSPH ($IR=98,48\%$ lorsque $k=19$ et $L=2$) (voir Tableau 4.17).

Tableau 4.16 : Taux d'identifications utilisant la représentation DGLSPH sur la base de données IIT Delhi.

K	3	5	7	9	11	13	15	17	19	21
Level 0	81.74	95.43	97.61	98.48	98.91	99.35	99.57	99.57	99.13	99.35
Level 1	92.39	97.17	98.26	98.91	99.13	99.57	99.57	99.57	99.57	99.57
Level 2	95.43	98.04	98.91	99.13	99.57	99.57	99.78	99.57	99.57	99.57
Level 3	95.65	97.61	98.70	99.35	99.57	99.57	99.57	99.35	99.57	99.35
Level 4	95.87	97.39	98.91	99.13	99.57	99.57	99.35	99.35	99.13	99.35

Tableau 4.17 : Taux d'identifications utilisant la représentation GLSPH sur la base de données IIT Delhi.

K	3	5	7	9	11	13	15	17	19	21
Level 0	70.65	81.09	85.00	87.83	90.87	91.96	93.26	94.13	94.78	93.70
Level 1	78.26	86.09	88.91	92.17	93.48	95.43	96.30	95.87	97.39	97.61
Level 2	83.26	87.83	91.52	94.78	96.96	96.96	97.61	98.04	98.48	98.26
Level 3	84.78	89.78	93.26	96.09	96.74	97.61	97.83	98.26	98.04	97.83
Level 4	86.09	90.65	94.78	96.06	96.96	97.83	98.04	97.61	97.61	98.04

Expérimentation #2

Nous menons cette expérience pour démontrer l'efficacité de la méthode proposée, en la comparant aux méthodes existantes, utilisant la base de données IIT-Delhi pour toutes les classes (460 classes).

La Figure 4.25 montre que les taux d'erreur d'identification des méthodes de codage telles que le code concurrentiel, le code ordinal, le code de fusion, le BOCV, le E-BOCV et le HOC sont plus élevés que celle de la méthode proposée. Les résultats présentés dans la Figure 4.25 et le Tableau 4.18 justifient l'efficacité et la super performance de la méthode proposée. En outre, l'un des gros avantages de la méthode proposée par rapport aux autres méthodes de

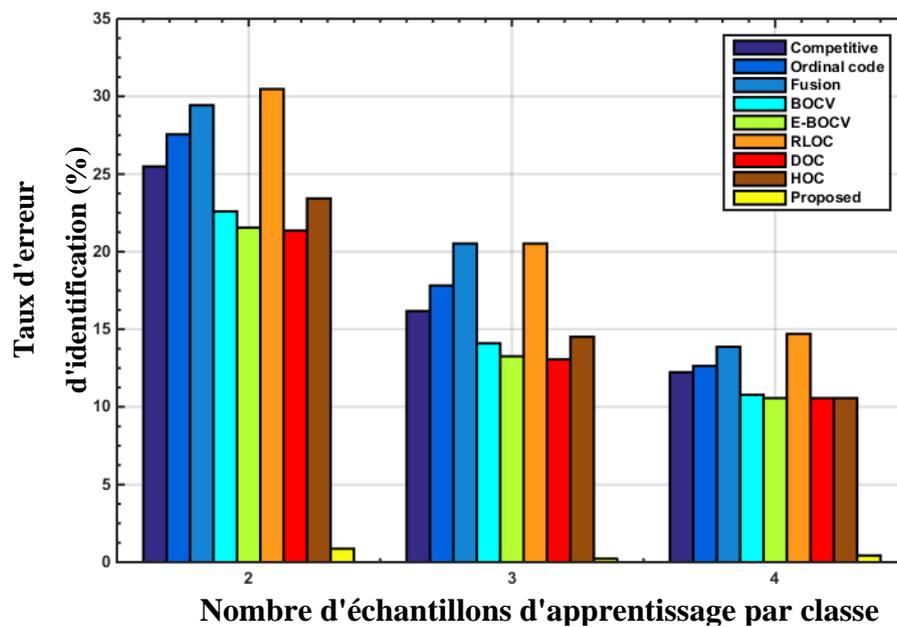


Figure 4.25 : Taux d'erreur d'identification de la méthode proposée et celles des méthodes de codage sur la base de données IIT Delhi.

Tableau 4.18 : Sommaire des travaux connexes et récents sur la base de données IIT Delhi.

Methodes	Nbr class	Ens. Appr.	Ens. Test	Descripteurs	IR%
[65]	460	randomly selection of 3 images	Remaining samples	Texture Pattern+ Principal lines shape	97.98
				Fractal (FDBC)	95.80
[105]	460	First 03 images	remaining samples	Neighboring Direction Indicator	89.20
[110]	459	First image	Remaining samples	LLDP ³ _G	92.00
				LLDP ³ _M	86.99
[113]	235	First 03 images	Remaining samples	LTrPG	95.31
				LTrPM	94.81
				LMTTrPG	95.03
				LMTTrPM	95.60
[119]	230	Select m left and m right images	Remaining samples	Fusion left-right	87.27-99.56
[138]	460	First 03 images	remaining samples	DOC	87.06
				DRCC	88.82
[139]	460	First 03 images	Remaining samples	HOG-BSIF fusion	79.10
[140]	430	First 02 images	Remaining samples	USTFT	96.57
				GSTFT	97.08
				GD	97.67
Méthode proposée	460	First 03 images	Remaining samples	DGLSPH(k=15/L=2)	99.57
				GLSPH(k=19/L=2)	97.07

reconnaissance palmaire est sa robustesse face aux conditions environnementales (dispositifs d'acquisition palmaire avec et sans contact).

Tableau 4.19 : Performance de la méthode proposée, en terme de robustesse à différents périphériques de capture.

Méthodes	Descripteurs	Contact device (PolyU database) IR(%)	Contactless device (IITD database) IR(%)	Différence (%)
[105]	NDI	98.84	89.20	8.84
[110]	LLDP _G	100	93.38	6.62
	LLDP _M	100	91.95	8.05
[119]	Fusion L-R	94.98-99.92	87.27-99.56	Around of 4.03
[138]	DOC	98.96	87.06	11.90
	DRCC	99.26	88.82	10.44
Méthode proposée	DGLSPH	99.57	99.57	0
	GLSPH	98.71	97.07	1.64

Le Tableau 4.19 montre que la différence entre les résultats obtenus dans les bases de données PolyU (avec contact) et IITD (sans contact) est de l'ordre de 4 à 12% pour toutes les méthodes à l'exception de celle proposée qui donne 0%. D'autre part, bien que la méthode proposée utilise des informations provenant d'une source unique fournies par une image palmaire 2D, ses performances sont meilleures que les méthodes qui utilisent des informations multiples issues de traits 2D et 3D, Gauche et droite, qui nécessitent davantage de capacité de stockage (complexité de calcul).

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons illustré avec détails les différentes représentations proposées dans cette thèse pour les modalités biométriques oreille et empreinte palmaire, respectivement. Ces représentations sont basées sur une analyse multi-résolution. Pour la modalité oreille, nous avons utilisé les filtres BSIF appris ou deux nouvelles représentations des caractéristiques sont proposées (MS-BSIF et DMS-BSIF) et évaluées sur trois bases de données. En outre, la représentation DMS-BSIF atteint des taux d'identification de 98,08%, 97,72% et 99,74% pour les bases de données IIT-Delhi-1, IIT-Delhi-2 et USTB-1

respectivement. Sa dimension est également très petite, ce qui permet de lui combiner avec d'autres caractéristiques afin d'améliorer les performances.

Pour l'empreinte palmaire une autre représentation a été proposée. Elle consiste en une décomposition en ondelettes, utilisant l'ondelette de Gabor, le descripteur LPQ et la méthode SPH, visant à extraire des caractéristiques plus discriminantes. Des expériences approfondies montrent la performance de la représentation proposée par rapport aux méthodes existantes dans la littérature. Cette nouvelle représentation augmente efficacement la précision de l'identification des empreintes palmaires avec un coût de calcul remarquablement inférieur. En outre, elle est plus robuste que les autres méthodes pour différents périphériques de capture et environnements non contrôlés.

Conclusion Générale

Nous avons présenté dans cette thèse deux contributions basées sur une représentation multi-résolution des niveaux de gris de l'image appliquées à la reconnaissance des individus par des modalités biométriques. Ces contributions sont inspirées des travaux [4, 5, 9]. La première contribution consiste à faire une extension du descripteur BSIF mono-résolution spatiale vers une représentation multi-résolution par l'utilisation de plusieurs filtres BSIF avec différentes résolutions spatiales et fréquentielles. Cette représentation est appliquée à l'oreille. Alors que la deuxième contribution permet d'extraire plusieurs informations tel que : spatiales, fréquentielles et directionnelles par l'emploi de l'ondelette de Gabor, LPQ et la méthode SPH. Cette représentation est appliquée au palmprint.

Les résultats expérimentaux ont montrés l'efficacité de ces représentations proposées du point de vue de précision pour les modalités étudiées (oreille et palmprint). En outre, les résultats obtenus ont aussi permis de mettre en évidence des perspectives intéressantes :

- Combiner ou fusionner entre les différentes caractéristiques extraites à partir des deux catégories de l'analyse multi-résolution.
- Tester les performances des représentations proposées dans le cas de vérification biométrique.
- Utilisation de Deep Learning.
- Implémentation d'un système biométrique simple sur une carte FPGA.

Liste des publications

Publications Internationales

- **Hakim Doghmane**, Abdelhani Boukrouche and Larbi BOUBCHIR, "A novel discriminant multiscale representation for ear recognition". *International Journal of Biometrics*, 2019, Vol. 11, No. 1. pp., 50-66.
Lien: <https://doi.org/10.1504/IJBM.2019.096568>
- **Hakim Doghmane**, Hocine Bourouba, Kamel MESSAOUDI *et al.*, «Palmprint recognition based on discriminant multiscale representation ». *Journal of Electronic Imaging*, 2018, Vol. 27, no 5, p. 053032.
Lien: <https://doi.org/10.1117/1.JEI.27.5.053032>
- Z. Mentouri, A/K Moussaoui, D. Boudjehem and **H. Doghmane** "Steel strip surface defects identification based on binarized statistical features", *Scientific Bulletin Journal, Series B, Chemistry and materials science*, 2018, Vol. 80, Issue. 4. pp., 145-156.

Conférences Internationales

- **Hakim Doghmane**, Hocine Bourouba *et al.*, "Ear recognition based on discriminant improved multi-bags-of-visual features representation", *SETIT'18, Hammamet Tunisia 18-20 Décembre 2018*.
- **Hakim Doghmane**, Hocine Bourouba, Abdelhani Boukrouche *et al.*, "An improved multi-bags-of-features histograms representation for ear recognition", the 4th International Conference on Signal, Image, Vision and their Applications, SIVA'18, Guelma algeria 26-27 Novembre 2018.
- B. Bouledjane, L. Bennacer, **H. Doghmane** *et al.*, "Still image compression at low bit rates with an improved version of JPEG 2000 encoder", the 4th International Conference on Signal, Image, Vision and their Applications, SIVA'18, Guelma Algeria 26-27 Novembre 2018.

-
- H. Bourouba, **H. Doghmane**, K. Messaoudi *et al.*, "Ear recognition using textural structure descriptor representation", the 3rd International Conference on Recent Advances in Electrical Systems (ICRAES'18), *Hammamet Tunisia 23-25 Décembre 2018*.
 - A.H. Boualleg, M. Deriche, H. Bourouba, M. Sedraoui, **H. Doghmane**, "Enhanced face recognition under varying conditions using a Weber-Face combined with local phase quantization", the 3rd International Conference on Recent Advances in Electrical Systems (ICRAES'18), *Hammamet Tunisia 23-25 Décembre 2018*.
 - Hocine Bourouba, **Hakim, Doghmane**, Amir Benzaoui, *et al.* « Ear recognition based on multi-bags-of-features histograms» In: *Control, Engineering & Information Technology (CEIT), 2015 3rd International Conference on. IEEE, 2015. p. 1-6.*
 - Amir Benzaoui, Abdelhani Boukrouch, **Hakim Doghmane**, *et al.* «Face recognition using 1DLBP, DWT and SVM». In : *Control, Engineering & Information Technology (CEIT), 2015 3rd International Conference on. IEEE, 2015. p. 1-6.*

Références Bibliographiques

- [1]. S. Mallat, "Multiresolution approximations and wavelet orthonormal bases of $L^2(\mathbb{R})$ ", Trans. Am. Math. Soc., vol.315,N°1,pp.69-87,sep.1989.
- [2]. S. Mallat, "A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation", IEEE, PAMI, vol.11, N° 7, pp.674-693,july1989.
- [3]. S. Mallat, Livre "Une exploration des signaux en ondelettes" . Ellipses, Editions de l'Ecole Polytechnique, Novembre 2000.
- [4]. T. Ojala *et al.*, "Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns", IEEE Transactions on Pattern analysis and Machine Intelligence vol. 24, No. 7, pp., 971-987, 2002.
- [5]. T. Ojala, M. Pietikäinen, and T. Mäenpää, "A Generalized Local Binary Pattern Operator for Multiresolution grayscale and Rotation Invariant Texture Classification", in Advances in Pattern Recognition ICAPR 2001. vol. 2013: Springer Berlin Heidelberg, 2001, pp. 399-408.
- [6]. H. Hadizadeh, "Multi-resolution local Gabor wavelets binary patterns for gray-scale texture description", Elsevier, Pattern Recognition Letters 65 (2015) 163–169.
- [7]. E. J. Candès, "Ridgelets: Theory and Applications", Thèse de doctorat, Stanford university, 1998.
- [8]. G. Lebrun, "Ondelettes géométriques adaptatives : vers une utilisation de la distance géodésique", Thèse de doctorat, Université de Poitiers, France 2006.
- [9]. D.L. Donoho, "Orthonormal ridgelet and linear singularities", Mathematical Analysis, 31, pp., 1062-1099, 2000.
- [10]. F. Liu, L. Zhou, Z-M. Lu and T. Nie, "Palmprint Feature Extraction Based on Curvelet Transform", Journal of Information Hiding and Multimedia Signal Processing, Volume 6, Number 1, January 2015, pp., 131-139.

-
- [11]. D. Hong, X. Wu, Z. Pan et al., "A Fast Robustness Palmprint Recognition Algorithm", Biometric recognition, 9th Chinese Conference, CCBR 2014 Shenyang, China, Proceedings, Springer International Publishing Switzerland, pp., 311–318, November 7–9, 2014.
- [12]. M. N. Do and M. Vetterli, "The contourlet transform: An efficient directional multiresolution image representation", IEEE Transactions on Image Processing, Oct. 2003.
- [13]. S. M. Prasad, V. K. Govindan and P. S. Sathidevi, "Palmprint authentication using fusion of wavelet and contourlet features", Security and Communication Networks Security Comm. Networks 2011; 4:577–590, DOI: 10.1002/sec.234.
- [14]. K. Shanmugapriya, M. Karthika et al., "Performance Evaluation of Contourlet Transform based Palmprint Recognition using Nearest Neighbour Classifier", International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering, Volume 3, Issue 1, January 2013, pp., 294-299.
- [15]. C. H. Chan, J. Kittler, and M. A Tahir, "Kernel Fusion of Multiple Histogram Descriptors for Robust Face Recognition", Structural, Syntactic, and Statistical Pattern Recognition Joint IAPR International Workshop, SSPR & SPR 2010 Cesme,Izmir,Turkey,August18-20,2010 Proceedings Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2010 pp., 718-727.
- [16]. C. H. Chan et al., " Multi-scale local binary pattern histograms for face recognition", in: Lee, S.-W., Li, S.Z.(eds.) ICB2007. LNCS, vol.4642, pp.809–818. Springer, Heidelberg(2007).
- [17]. C. H. Chan et al., " Multiscale Local phase quantization histogram discriminant analysis with score normalization for robust face recognition", 2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision Workshops, ICCV Workshops 978-1-4244-4441-0/09/\$25.00 ©2009 IEEE.
- [18]. L. Shen and L. Bai, "A review of Gabor wavelets for face recognition," Patt. Anal. Appl. 9: 273-292, 2006.
- [19]. W. Zhang et al., "Local Gabor binary pattern histogram sequence (LGBPHS): a novel nonstatistical model for face representation and recognition", in: Tenth IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV'05), Beijing, China, 2005, pp. 786–791.

-
- [20]. F. Riaz, A. Hassan, S. Rehman, and U. Qamar, "Texture classification using rotation- and scale-invariant gabor texture features", *IEEE Signal Process. Lett.* 20 (6) (2013) 607– 610.
- [21]. J. Han and K.K. Ma, "Rotation-invariant and scale-invariant gabor features for texture image retrieval", *Image Vis. Comput.* 25 (2007) 1474–1481.
- [22]. T. Ojala, M. Pietikainen, and D. Harwood, "A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions", in *Pattern Recognition*, vol. 29(1), pp. 51-59, 1996.
- [23]. V. Ojansivu and J. Heikkilä: Blur insensitive texture classification using local phase quantization", in *Proceedings of the 3rd International Conference on Image and Signal Processing (ICIP). Lecture Notes in Computer Science (Springer). Vol.5099*, pp.236-243, Cherbourg-Octeville (France), 2008.
- [24]. A. Benzaoui, "Identification Biométrique par Descripteurs de Texture Locaux: Application au Visage & Oreille", thèse en 3ème Cycle en Electronique, option: Images et Signaux Biométriques, Université 8 Mai 1945 Guelma, 2015.
- [25]. M.A. Tahir, C.H. Chan, J. Kittler and A. Bouridane, "face recognition using multi-scale local phase quantization and linear regression classifier", *18th IEEE International Conference on Image Processing*, pp., 777-780, 2011.
- [26]. F. Belhadj, "Biometric system for identification and authentication", PhD Thesis, école nationale supérieure d'informatique, Oued-Smar, Algérie, 2017.
- [27]. J.N. Pato and L.I. Millet, "Editors: Biometric Recognition: Challenges and Opportunities", D.C, The National Academic Press, Washington (USA), 2010.
- [28]. A.K. Jain, R. Bolle, and S. Pankati, "Editors: Biometrics: Personal Identification in Network Society", Springer-Verlag, New York (USA), 1999.
- [29]. D. Maltoni, D. Maio, A.K. Jain, and S. Prabhakar, "Handbook of Fingerprint Recognition (2nd ed.)", Springer Publishing Company, Incorporated, <http://doi.org/10.1007/978-1-84882-254-2>.
- [30]. M.D. Femila and A.A. Irudhayaraj, "Biometric System", in *Proceedings of the 3rd IEEE International Conference on Electronics Computer Technology (ICECT)*. pp.152-156, Kanyakumari (India), 2011.

-
- [31]. S. Nanavati, M. Thieme, N. Raj, and R. Nanavati, "Biometrics: Identity Verification in a Networked World", New York, NY, USA: John Wiley & Sons, Inc., 2002.
- [32]. A. Miller, "Current and Future Uses of Biometric Data and Technologies", 2015.
- [33]. A. Benzaoui and A. Boukrouche, "1DLBP and PCA for Face Recognition", in Proceedings of the 11th IEEE International Symposium on Programming and Systems (ISPS), pp.7-11, Algiers (Algeria), 2013.
- [34]. M.P. Beham and S.M.M Roomi, "A Reiew of Face Recognition Methods", International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence (IJPRAI), Vol.27, No.04, pp.1-35, 2013.
- [35]. A. Ross and A. Abaza, "Human Ear Recognition", IEEE Computer, Biometrics Compendium, Vol.44, No.11, pp.79-81, 2011.
- [36]. Z. Huang, Y. Liu, C. Li, M. Yang, and L. Chen, "A Robust Face and Ear based Multimodal Biometric System using Sparse Representation", Pattern Recognition (Elsevier), Vol.46, No.08, pp.2156-2168, 2013.
- [37]. D. Maltoni, D. Maio, A.K. Jain, and S. Prabhakar, "Editors: Handbook of Fingerprint Recognition (2nd Edition)", Springer Verlag, 2009.
- [38]. F. Ahmed and D. Mohamed, "A review on fingerprint classification techniques", in Proceedings of the International IEEE Conference on Computer Technology and Development (ICCTD), Vol.2, pp.411-415, Kota Kinabalu (Malaisie), 2009.
- [39]. D. Zhang, Z. Guo, G. Lu, D. Zhang, and W. Zuo, "An Online System of Multispectral Palmprint Verification", IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, Vol.59, No.02, pp.480-490, 2010.
- [40]. A. V. Iannarelli, "Ear identification", Forensic Identification Series, Paramount Publishing Company, Fremont, California, USA, 1989.
- [41]. A.D. Dinkar and S.S. Sambyal, "Person identification in ethnic Indian goans using ear biometrics and neural networks", Forensic Science International (Elsevier). Vol.223, No.(1-3), pp.373.e1-13, 2012.
- [42]. H. Chen and B. Bhanu, "Human ear recognition in 3D", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI). Vol.29, No.04, pp.718-737, 2007.
-

-
- [43]. L. Nanni and A. Lumini, "A multi-matcher for ear authentication", *Pattern Recogn. Lett.*, Vol. 28, No. 16, pp.2219–2226, 2007.
- [44]. A. Basit and M. Shoaib, "A human ear recognition method using non-linear curvelet feature subspace", *Int. J. Comput. Math.*, Vol. 91, No. 3, pp.616–624, 2014.
- [45]. A. Benzaoui, A. Hadid and A.H. Boukrouche, "Ear biometric recognition using local texture descriptors", *Journal of Electronic Imaging (JEI-SPIE)*, Vol. 23, No. 5, pp.0530081–05300812, 2014.
- [46]. A. Benzaoui, I. Adjabi and A.H. Boukrouche, "Experiments and improvements of ear recognition based on local texture descriptors", *J. Optical Engineering*, Vol. 56, No. 4, pp.0431091–04310913, 2017.
- [47]. K. Dewi and T. Yahagi, "Ear photo recognition using scale invariant keypoints", in *Proceedings of the Computational Intelligence*, pp.253–258, 2006.
- [48]. S. Prakash, and P. Gupta, "An efficient ear recognition technique invariant to illumination and pose", *Telecommun, Syst.*, Vol. 52, No. 3, pp.1435–1448, 2013.
- [49]. Ž. Emeršič, V. Štruc and P. Peer, "Ear recognition: more than a survey", *Neurocomputing Journal*, Vol. 255, pp.26–39, Elsevier, 2017.
- [50]. B. Victor, K. Bower and S. Sarkar, "An evaluation of face and biometrics", in *Proc. of the 16th Int. IEEE Conf. on Pattern Recognition (ICPR)*, pp.429–432, 2002.
- [51]. Zhang, H. and Mu, Z. 'Compound structure classifier system for ear recognition', in *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Automation and Logistics (ICAL)*, pp.2306–2309, 2008.
- [52]. Galdamez, P., Ganzalez, A. and Ramon, M. 'Ear recognition using a hybrid approach based a neural networks', in *Proceedings of the International Conference on Information Fusion*, pp.1–6, 2014.
- [53]. Kumar, A. and Chan, T-S.T. 'Robust ear identification using sparse representation of local texture descriptors', *Pattern Recognition*, Vol. 46, No. 1, pp.73–85, 2013.
- [54]. Pflug, A., Paul, P.N. and Busch, C. (2014) 'A comparative study on texture and surface descriptors for ear biometrics', in *Proceedings of the International Carnhan Conference on Security Technology, IEEE*, pp.1–6, 2014.

-
- [55]. M. Cannon *et al.*, "Further evidence for anomalies in the hand-prints of patients with schizophrenia: a study of secondary creases", *Schizophrenia Research*, 13(2), 179-184, 1994.
- [56]. A. W. K. Kong, D. Zhang and G. Lu, "A study of identical twins' palmprints for personal verification", *Pattern Recognition*, 39(11), 2149-2156, 2006.
- [57]. D. Zhang, W. Zuo and F. Yue, "A comparative study of palmprint recognition algorithms", *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 44(1), 2, 2012.
- [58]. D. Maltoni, D. Maio, A.K. Jain and S. Prabhakar, "Handbook of Fingerprint Recognition," Springer, 2003.
- [59]. D. Zhang, W.K. Kong, J. You and M. Wong, "Online palmprint identification," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 25(9), pp. 1041-1050 (2003).
- [60]. R. Sanchez-Reillo, C. Sanchez-Avila and A. Gonzalez-Marcos, "Biometric identification through hand geometry measurements," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22(10), pp.1168-1171 (2000).
- [61]. L. Zhang, L. Zhang and D. Zhang, "Finger-knuckle-print: a new biometric identifier," in *Proceedings of the ICIP'09*, 2009.
- [62]. L. Zhang, L. Zhang, D. Zhang and H. Zhu, "Online finger-knuckle-print verification for personal authentication," *Pattern Recognition*, 43(7), pp. 2560-2571 (2010).
- [63]. S. Ribaric and I. Fratric, "A biometric identification system based on eigenpalm and eigenfinger features," *IEEE Trans. Pattern. Anal. Mach. Intell.*, 27(11), pp. 1698-1709 (2005).
- [64]. A. Meraoumia, S. Chitroub and A. Bouridane, "Palmprint and Finger-Knuckle-Print for efficient person recognition based on Log-Gabor filter response," *Analog. Integr. Circ. Sig. Process.*, 69, pp.17-27 (2011).
- [65]. R. Mokni, H. Drira and M. Kherallah, "combining shape analysis and texture pattern for palmprint identification," *Multimed. Tools Appl.*, 76, pp. 23981-24008 (2017).
- [66]. G. Lu, D. Zhang and K.Wang, "Palmprint recognition using eigenpalms features," *Pattern Recogn. Lett.*, 24(9), pp. 1463-1467 (2003).

-
- [67]. X. Wu, D. Zhang and K. Wang, "Fisherpalms based palmprint recognition," *Pattern Recogn. Lett.*, 24(15), pp. 2829-2838 (2003).
- [68]. T. Connie, A.T.B. Jin, M.G.K. Ong and D.N.C. Ling, "An automated palmprint recognition system," *Image Vis. Comput.*, 23(5), pp. 501-515 (2005).
- [69]. P.Yu and W. Jie-chang, "An improved method of palmprint recognition based on independent component analysis," *Journal of Guangdong Univ. Technol.*, pp. 1-14 (2010).
- [70]. Y. Zhang , D. Sun and Z. Qiu, "Hand-based single sample biometrics recognition," *Neural Comput. & Applic.*, 21(8), pp.1835-1844 (2012).
- [71]. J. Yang, D. Zhang, J. Yang and B. Niu, "Globally maximizing, locally minimizing: unsupervised discriminant projection with applications to face and palm biometrics," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 29(4), pp. 650-664 (2007).
- [72]. Y. Yan, Y. J. Zhang, "Discriminant projection embedding for face and palmprint recognition," *Neurocomputing*, 71(16), pp. 3534-3543 (2008).
- [73]. E. Murat, A. Murat, "Novel approach for automatic palmprint recognition," in *Proceedings of the 20th conference of the Canadian Society for Computational Studies of Intelligence on Advances in Artificial Intelligence*, pp. 122-133 (2007).
- [74]. Yanxia, W., Qiuqi, R., "Kernel fisher discriminant analysis for palmprint recognition," in: *Proceedings of the 18th International Conference on Pattern Recognition*, pp. 457-460 (2006).
- [75]. P. Yu, D. Xu, "Palmprint recognition using generalized discriminant analysis," in *Proceedings of the International Conference on Audio, Language and Image Processing*, pp. 1517-1521 (2008).
- [76]. X.Q Wu, K. Wang and D. Zhang, "An approach to line feature representation and matching for palmprint recognition," *Jour. Softw.*, 15(6), pp. 869-880 (2004).
- [77]. C. Han, H. Cheng, C. Lin and K. Fan, "Personal authentication using palmprint features," *Pattern Recognit.*, 36(2), pp. 371-381 (2003).
- [78]. X.Q. Wu, D. Zhang and K.Q. Wang, "Palm line extraction and matching for personal authentication," *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., Part A: Syst. Hum.*, 36(5), pp. 978-987 (2006).
- [79]. A. Morales, M.A. Ferrer and A. Kumar, "Towards contactless palmprint authentication," *IET. Comput. Vis.*, 5(6), pp. 407-416 (2011).
-

-
- [80]. P. Tunkpien, S. Panduwadeethorn and S. Phimoltares, "Compact extraction of principle lines in palmprint using consecutive filtering operations," in Proceedings of the second international conference on knowledge and smart technologies (2010).
- [81]. A. Bruno, P. Carminetti, V. Gentile, M. Cascia and E. Mancino, "Palmprint principal lines extraction," IEEE workshop on biometric measurements and systems for security and medical applications (BIOMS) proceedings, pp. 50-56 (2014).
- [82]. Z.N. Khan, R.J. Qureshi and J. Ahmad, "On feature based delaunay triangulation for palmprint recognition," arXiv:1602.01927, (2016).
- [83]. D.S. Huang, W. Jia and D. Zhang, "Palmprint verification based on principal lines," Pattern Recogn., 41(4), pp. 1316-1328 (2008).
- [84]. Fang, L., Leung Maylor, K.H, "Hierarchical identification of palmprint using line-based hough transform," in Proceedings of the 18th International Conference on Pattern Recognition, pp. 149-152 (2006).
- [85]. C.L. Lin, T.C. Chuang, K.C. Fan, "Palmprint verification using hierarchical decomposition," Pattern Recogn., Lett.38(12), 2639-2652 (2005).
- [86]. W.K. Kong, D. Zhang, W. Li, "Palmprint feature extraction using 2D Gabor filters," Pattern Recogn. 36:2339-2347.
- [87]. X. Pan, Q.Q. Ruan, "Palmprint recognition using Gabor feature-based (2D) PCA," Neurocomputing 71:3032–3036 (2008).
- [88]. X. Pan, Q.Q. Ruan, "Palmprint recognition using Gabor-based local invariant features," Neurocomputing 72(7-9), pp.2040-2045 (2009).
- [89]. W. Jia, D.S. Huang, and D. Zhang, "Palmprint verification based on robust line orientation code," Pattern Recognit., vol. 41, no. 5, pp. 1504-1513 (2008).
- [90]. W. Li, D. Zhang, Z. Xu, "Palmprint identification by Fourier transform," Int. Jour. Pattern Recognit. Artif. Intell., 16(4), pp. 417-432 (2002).
- [91]. X.Y. Jing, D. Zhang, "A face and palmprint recognition approach based on discriminant DCT feature extraction," IEEE Trans. Syst. Man. Cybern. B Cybern., 34(6), pp. 2405–2415.
- [92]. G.Y. Chen, W.F. Xie, "Pattern recognition with SVM and dual-tree complex wavelets," Image Vis. Comput., 25, pp. 960-966 (2007).
- [93]. X. Wang, J. Liang and M. Wang, "On-line fast palmprint identification based on adaptive lifting wavelet scheme," Knowl. Based Syst., 42, pp. 68-73 (2013).
-

-
- [94]. A. Morales, M.A. Ferrer and A. Kumar, "Towards contactless palmprint authentication," *IET. Comput. Vis.*, 5(6), pp. 407416 (2011).
- [95]. G.S. Badrinath, P. Gupta, "Stock well transform based palmprint recognition," *Appl. Soft. Comput.* 11, pp. 4267-4281 (2011).
- [96]. M. Jazzar, G. Muhammad, "Feature selection based verification/identification system using fingerprints and palmprint," *Arab. Journ. Sci. Eng.*, 38(4), pp. 849-857 (2013).
- [97]. D. Zhang, W.-K. Kong, J. You and L. M. Wong, "Online palmprint identification," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 25, no. 9, pp. 1041-1050, Sep. 2003.
- [98]. A. Kong, D. Zhang, "Competitive coding scheme for palmprint verification," in *Proc. 17th ICPR*, vol. 1, pp. 520-523 (2004).
- [99]. F. Yue, W.M. Zuo, and D. Zhang, "FCM-based orientation selection for competitive code-based palmprint recognition," *Pattern Recognit.*, vol. 42, no. 11, pp. 2841–2849 (2009).
- [100]. A. Kong, D. Zhang, and M. Kamel, "Palmprint identification using feature-level fusion," *Pattern Recognition*, 39(3), 478-487 (2006).
- [101]. Z. N. Sun, T. N. Tan, Y. H. Wang, and S. Z. Li, "Ordinal palmprint representation for personal identification," in *Proc. CVPR*, pp. 279-284 (2005).
- [102]. Z. H. Guo, D. Zhang, L. Zhang, and W. M. Zuo, "Palmprint verification using binary orientation co-occurrence vector," *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 30, no. 13, pp. 1219-1227 (2009).
- [103]. L. Fei, Y. Xu, W. Tang and D. Zhang, "Double-orientation Code and Nonlinear Matching Scheme for Palmprint Recognition," *Pattern Recognition* (2015).
- [104]. L. Fei, Y. Xu and D. Zhang, "Half-orientation extraction of palmprint features," *Pattern Recognition Letters* 69, pp. 35-41 (2016).
- [105]. L. Fei, B. Zhang, Y. Xu and L. Yan, "Palmprint Recognition Using Neighboring Direction Indicator," *IEEE transactions on human-machine systems* 2168-2291©2016.
- [106]. J. Lin, E. Keogh, S. Lonardi and B. Chiu, "A symbolic representation of time series, with implications for streaming algorithms," in *ACM. SIGMOD. workshop on research issues in data mining and knowledge discovery*, pp. 2-11 (2003).
-

-
- [107]. G.K.O. Michael, T. Connie, A.B.J. Teoh, "Touch-less palm print biometrics: Novel design and implementation," *Image Vis. Comput.* 26(12), pp. 1551-1560 (2008).
- [108]. Z. Guo, L. Zhang, D. Zhang and X. Mou, "Hierarchical multi-scale LBP for face and palmprint recognition," in *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing (ICIP 2010)*, Hong Kong, China, pp. 4521-4524, (2010).
- [109]. X. Guo, W. Zhou and Y. Zhang, "Collaborative representation with HM-LBP features for palmprint recognition," *Machine Vision and Applications*, 28(3-4), pp. 283-291 (2017).
- [110]. Y. Luo, L. Zhao, B. Zhang, W. Jia, F. Xue, J. Lu, Y. Zhu and B. Xu, "Local line directional pattern for Palmprint Recognition," *Pattern Recognit.*, 50 (2), pp. 26-44 (2016).
- [111]. T. Jabid, M.H. Kabir and O. Chae, "Robust facial expression recognition based on local directional pattern," *ETRJ J.*, 32(5), pp. 784-794 (2010).
- [112]. W. Jia, R. Hu, Y. Lei, Y. Zhao and J. Gui, "Histogram of Oriented Lines for Palmprint Recognition," *IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Syst.*, 44(3), pp. 385-395 (2014).
- [113]. G. Li, J. Kim, "Palmprint Recognition with Local Micro-structure Tetra Pattern," *Pattern recognition journal* (2016).
- [114]. S. Murala, R.P. Maheshwari and R. Balasubramanian, "Local Tetra Patterns: A New Feature Descriptor for Content Based Image Retrieval," *IEEE Trans. Image Process.*, 21(5), pp. 2874-2886 (2012).
- [115]. A. Kumar, D. Zhang, "Personal authentication using multiple palmprint representation," *Pattern Recognit.*, 38(10), pp. 1695-1704 (2005).
- [116]. M. Tabejamaat, A. Mousavi, "a coding guided holistic based palmprint recognition approach," *Multimed. Tools Appl.*, 76, pp. 7731-7747 (2017).
- [117]. D. Tamrakar, P. Khanna, "noise and rotation invariant RDF descriptor for palmprint identification," *Multimed. Tools Appl.* 75, pp. 5777-5794 (2016).
- [118]. L. Leng, M. Li, C. Kim and X. Bi, "dual source discrimination power analysis for multi instance contactless palmprint recognition," *Multimed. Tools Appl.*, DOI 10.1007/s11042-015-3058-7.

-
- [119]. Y. Xu, L. Fei and D. Zhang, "Combining Left and Right Palmprint Images for More Accurate Personal Identification," *IEEE Trans. Image Process.* 24(2), pp. 549-559 (2015).
- [120]. Q. Zheng, A. Kumar and G. Pan, "A 3D feature descriptor recovered from a signal 2D palmprint image," *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 38, no.6, june 2016.
- [121]. C. H. Chan, M. A. Tahir, J. Kittler *et al.*, " Multi-scale local phase quantization for robust component-based face recognition using kernel fusion of multiple descriptors", *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 35, no. 5, may 2013.
- [122]. A. Kumar, IIT Delhi Ear Image Database version1.0., New Delhi, India, http://www4.comp.polyu.edu.hk/~csajaykr/IITD/Database_Ear.htm, 2007.
- [123]. Z. Mu Z, USTB Ear Image Database, Beijing, China, <http://www1.ustb.edu.cn/resb/en/index.htm>, 2009.
- [124]. V.D.M. Nhat, S.Y. Lee and H.Y. Youn, "Whitened LDA for face recognition", *CIVR'07*, Amsterdam, the Netherlands, 2007.
- [125]. J. Kannala and R. Esa, "BSIF: binarized statistical image features", in *Proc. IEEE Int. Conf. on Pattern Recognition (ICPR)*, Tsukuba, Japan, pp.1363–1366, 2012.
- [126]. S.R. Arashloo, "Multiscale binarized statistical image features for symmetric face matching using multiple descriptor fusion based on class-specific LDA", *Pattern Analysis & Applications*, Vol. 20, No. 1, pp.113–126, Springer, 2015.
- [127]. L. Yuan and Z-C. Mu, "Ear recognition based on 2D images", in *Proceedings of the Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems*, IEEE, pp.1–5, 2007.
- [128]. Omara, I. *et al.* (2016) "A novel geometric feature extraction method for ear recognition", *Expert Syst. Appl.*, Vol. 65, No. 1, pp.127–135.
- [129]. Chan, T.S. and Kumar, A. (2012) "Reliable ear identification using 2-D quadrature filters", *Pattern Recognit. Lett.*, Vol. 33, No. 14, pp.1870–1881.
- [130]. Kumar, A. and Wu, C. (2012) 'Automated human identification using ear imaging', *Pattern Recognit.*, Vol. 45, No. 3, pp.956–968.

-
- [131]. Mamta and Madasu, H. (2013) 'Robust ear based authentication using local principal independent components', *Expert Syst. Appl.*, Vol. 40, No. 16, pp.6478–6490.
- [132]. R.Z. Shu, P.Y. Jian and M.Z. Jian, "Local binary pattern (LBP) and local phase quantization (LPQ) based on Gabor filter for face representation," *Elsevier journal Neurocomputing* 116 pp. 260-264 (2013).
- [133]. J. Cui, "2D and 3D palmprint fusion and recognition using PCA plus TPTSR method," *Neural Comput. & Applic.*, 24, pp. 497-502 (2014).
- [134]. S. Lazebnik, C. Schmid and J. Ponce, "Beyond bags of features: Spatial pyramid matching for recognizing natural scene categories," in *Proceedings of the 2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition -Volume 2*. IEEE Computer Society, pp. 2169-2178 (2006).
- [135]. K. Grauman and T. Darrel, "The pyramid match kernel: Discriminative classification with sets of image features," in *Proceedings of the tenth IEEE International Conference on Computer Vision –volume 2*. IEEE Computer Society, pp. 1458-1465 (2005).
- [136]. A. Meraoumia, S. Chitroub and A. Bouridane, "A Robust Palmprint Identification System Using Histogram of Oriented Gradients and Multi-classifiers," *IEEE* (2015).
- [137]. W. Tang, "Competitive region orientation code for palmprint verification and identification," *Journ. of Electronic Imaging* 24(6), 063019 (Nov/Dec 2015).
- [138]. Y. Xu, L. Fei, J. Wen and D. Zhang, "Discriminative and Robust CompetitiveCode for Palmprint Recognition," *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics: systems.*, 2168-2216©2016 IEEE.
- [139]. B. Attallah, A. Serir, Y. Chahir, A. Boudjelal, "Histogram of gradient and binarized statistical image features of wavelet subband-based palmprint features extraction," *Journal of Electronic Imaging* 26(6), 063006 (Nov/Dec2017).
- [140]. D. Tamrakar, P. Khanna, "Blur and occlusion invariant palmprint recognition with blockwise local phase quantization Histogram," *Journ. of Electronic Imaging* 24(4), 043006 (Jul/Aug 2015).
- [141]. Y. Xu, Y. Lu, "Adaptive weighted fusion: A novel fusion approach for image classification," *Neurocomputing* 168, pp. 566-574 (2015).
-

[142]. M. Tabejamaat, "Selective Algorithm Outline (SAO); An Alternative Approach for Fusing Different Palm-Print Recognition Algorithms," *Neural Process Lett.*, 43, pp. 709-726 (2016).

[143]. J. Wen, Y. Chen, "Appearance-based representative samples refining method for palmprint recognition," *Optical Engineering* 51(7), 077203 (July 2012).

[144]. J. Cui, J. Wen and Z. Fan, "Appearance-based bidirectional representation for palmprint recognition," *Multimed. Tools Appl.*, 74, pp. 10989-11001 (2015).

CONTRIBUTION AU TRAITEMENT D'IMAGES PAR L'ANALYSE MULTIRESOLUTION: APPLICATION A LA BIOMETRIE

Résumé:

L'analyse multi-résolution des images est un vaste domaine de recherche comportant de nombreux aspects théoriques (construction de filtres, approximation géométrique) et applicatifs (vision par ordinateur). Nous développons dans le cadre de cette thèse des nouvelles représentations (Discriminant Multi-scale Binarized Statistical Invariant Features (DMS-BSIF) et Discriminant Gabor Lpq Spatial Pyramid Histogram (DGLSPH) basées sur une analyse multi-résolutions des niveau de gris d'images oreille et paume de la main, respectivement appliquée à la reconnaissance biométrique. Ces représentations proposées sont évaluées sur des bases de données reconnus dans la littérature. Des expériences de DMS-BSIF sont menées sur trois bases de données de la modalité de l'oreille à savoir IIT Delhi-1, IIT Delhi-1, USTB-1. En plus, d'autres expériences utilisant DGLSPH sont effectuées pour la modalité de l'empreinte palmaire sur les bases de données: PolyU 2D, PolyU 2D/3D et IITD. Les résultats obtenus montrent que les représentations d'images proposées fournit des performances significatives par rapport aux méthodes récemment proposées du point de vue précision.

Mots-Clés : Analyse multi-résolution, la biométrie, palmprint, oreille, échelle.

CONTRIBUTION TO IMAGE PROCESSING BY MULTIRESOLUTION ANALYSIS: APPLICATION TO BIOMETRICS

Abstract:

Multi-resolution image analysis is a vast field of research involving many theoretical (filter construction, geometric approximation) and application (computer vision) aspects. Within the framework of this thesis, we are developing new image representations Discriminant Multi-scale Binarized Statistical Invariant Features (DMS-BSIF) and Discriminant Gabor Lpq Spatial Pyramid Histogram (DGLSPH) based on a multi-resolution analysis of the grey level of ear and palmprint images, respectively applied to biometric recognition. These proposed representations are evaluated on databases recognized in the literature. DMS-BSIF experiments are being conducted on three databases of the ear modality, namely IIT Delhi-1, IIT Delhi-1, USTB-1. In addition, other experiments using DGLSPH are performed for the palmprint modality on the databases: PolyU 2D, PolyU 2D/3D and IITD. The results obtained show that the proposed image representations provide significant performance compared to the recently proposed methods in terms of accuracy.

Key-words: Multiresolution analysis, biometrics, palmprint, ear, scale.

المساهمة في معالجة الصور بواسطة التحليل المتعدد الكثافة: التطبيق على القياس الحيوي (البيوميترى)

المخلص :

التحليل المتعدد الكثافة للصور هو ميدان واسع من الأبحاث مع العديد من الجوانب النظرية (بناء المرشحات، وتقريب الهندسي) والتطبيقية (الذكاء الاصطناعي). لذلك قمنا بتطوير تمثيلات جديدة (DMS-BSIF) و (DGLSPH) بناء على التحليل المتعدد الكثافة لشدة البيكسل (niveaux de gris du pixel) من أجل التعرف البيوميترى باستعمال الأذن وكف اليد على التوالي. تم تقييم هذه التمثيلات المقترحة على قواعد بيانات معترف بها في المجال البحثي. ولقد أستعملت التمثيلة DMS-BSIF على ثلاث قواعد بيانات للأذن : IIT Delhi-1, IIT Delhi-2 et USTB-1. بالإضافة إلى ذلك، تم إجراء تجارب أخرى باستعمال تمثيلة DGLSPH على ثلاث قواعد بيانات لكف اليد : PolyU 2D, PolyU 2D/3D, IITD. وتشير النتائج المتحصل عليها إلى أن التمثيلات المقترحة تقدم أداء هاما مقارنة مع الأساليب المقترحة مؤخرا في مجال التعرف البيوميترى من حيث الدقة.

كلمات البحث : التحليل المتعدد الكثافة للصور، التعرف البيوميترى، الأذن، كف اليد