

*Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche  
Scientifique*

*Université Ferhat Abbas – Sétif -1-  
UFAS (ALGERIE)*

## **THESE**

*Présentée à la Faculté de Technologie  
Département d'Électronique  
Pour l'obtention du diplôme  
De doctorat en sciences*

*Par*

Mr. Mourad CHAA

## **THEME**

---

***SYSTÈME DE RECONNAISSANCE DE PERSONNE PAR DES  
TECHNIQUES BIOMÉTRIQUES.***

---

Soutenue le 28/11 /2017 devant la commission d'examen

M. A. FERHAT HAMIDA	Prof. à l'université de Sétif1	<b>Président</b>
M. N. BOUKEZZOULA	Prof. à l'université de Sétif1	<b>Rapporteur</b>
M. A. BARTIL	Prof. à l'université de Sétif1	<b>Examineur</b>
M. S. TOUMI	Prof. à l'université d'Annaba	<b>Examineur</b>
M. L. BENNACER	Prof. à l'université de Guelma	<b>Examineur</b>
M. S. AKROUF	M.C.A. à l'université de BBA	<b>Examineur</b>



---

# *Table des matières*

<b>Remerciements</b> .....	I
<b>Glossaire</b> .....	II
<b>Résumé</b> .....	IV
<b>Abstract</b> .....	IV
<b>List des Figures</b> .....	V
<b>List des Tableaux</b> .....	IX
<b>Introduction générale</b> .....	1
<b>Chapitre 1 : Système biométrique</b>	
1.1. Introduction.....	5
1.2. La biométrie .....	5
1.2.1. Les modalités physiologiques .....	6
1.2.2. Les modalités comportementales .....	6
1.3. Architecture d'un système biométrique .....	7
1.3.1. Mode vérification .....	7
1.3.2. Mode identification .....	8
1.4. Comparaison entre les différents techniques biométriques.....	8
1.5. Les différentes modalités biométriques de la main.....	12
1.5.1. Géométrie de la main.....	12
1.5.2. Empreintes digitales.....	13
1.5.3. Empreintes des articulations des doigts .....	15
1.5.4. Empreintes palmaires .....	16
1.6. Système biométrique multimodal.....	17
1.7. Les applications de la biométrie.....	18
1.8. Evaluation d'un système biométrique .....	19
1.9. Conclusion .....	22
<b>Chapitre 2 : Description et état de l'art de la reconnaissance de palmprints et FKPs</b>	
2.1. Introduction.....	24
2.2. Palmprints .....	24

---

2.2.1. Les Caractéristiques de palmprint .....	24
2.2.1.1. Caractéristiques géométriques .....	24
2.2.1.2. Les lignes principales de palmprint .....	25
2.2.1.3. Les caractéristiques de rides .....	26
2.2.1.4. Points de référence .....	26
2.2.1.5. Les caractéristiques de minutie .....	26
2.2.2. Reconnaissance de palmprint 3D .....	27
2.2.2.1. Motivations de l'utilisation palmprint 3D .....	27
2.2.2.2. Acquisition des images de palmprints 3D .....	28
2.2.2.3. Algorithmes des représentations des images de palmprints 3D .....	28
2.2.3. Algorithmes d'extraction des caractéristiques et classification des images palmprints (2D et 3D) .....	30
2.3. L'empreinte de l'articulation de doigt (FKP) .....	32
2.3.1. Le dispositif d'acquisition des images FKPs .....	32
2.3.2. Motivation de la modalité FKP .....	33
2.3.3. Algorithmes d'extraction des caractéristiques et classification des images de FKP .....	34
2.4. Palmprints multispectrales .....	37
2.4.1. Le dispositif d'acquisition des images palmprints multispectrales .....	38
2.4.2. Algorithmes d'extraction des caractéristiques et classification des images de palmprints multispectrales .....	40
2.5. Conclusion .....	42
<b>Chapitre 3 : Les algorithmes utilisés dans les systèmes biométriques</b>	
3.1. Introduction .....	44
3.2. Les algorithmes de prétraitement .....	44
3.2.1. Algorithme du Self-Quotient Image (SQI) .....	44
3.2.2. Algorithme de l'adaptive single scale retinex (ASSR) .....	46
3.2.3. Le filtre DoG (Difference of Gaussians) .....	47
3.3. Les algorithmes extraction de caractéristiques .....	48
3.3.1. Les méthodes locales .....	48

---

3.3.1.1. Les filtres de Gabor .....	48
3.3.1.2. Filtres de Log-Gabor .....	51
3.3.1.3. Motif binaire local (LBP) .....	52
3.3.1.4. Le Motif binaire local à trois patches (TPLBP).....	53
3.3.1.5. Binarized Statistical Image Features (BSIF).....	55
3.3.1.6. Histogrammes d'orientation de Gradient (HOG) .....	57
3.3.2. Les méthodes basés les modèles .....	59
3.3.2.1. Modèle de Markov caché .....	59
3.3.2.2. Modelé multi Gaussian.....	61
3.3.3. Les méthodes globales .....	63
3.3.3.1. Les méthodes linaires.....	63
3.3.3.1.1. Analyse composant principale (PCA) .....	63
3.3.3.1.2. Analyse Discriminante Linéaire (LDA).....	68
3.3.3.2. Méthodes non-linéaires.....	69
3.3.4. Classifications .....	71
3.4. Conclusion .....	73

## **Chapitre 4: Les contributions proposées**

4.1. Introduction.....	75
4.2. Méthode proposée de palmprints.....	75
4.2.1. Methode proposée pour les images de palmprints 2D.....	76
4.2.2. Complexité computationnelle de descripteur BBSIF .....	77
4.2.3. Methode proposée pour les images de palmprints 3D.....	78
4.2.4. Expériences sur palmprints 2D et 3D .....	78
4.2.4.1. Base de données palmprints 2D et 3D.....	78
4.2.4.2. Extraction la région d'intérêt (ROI) de palmprint .....	79
4.2.4.3 Expériences sur palmprints 2D .....	80
4.2.4.4. Justification du choix de la combinaison de 7 BSIF pour le descripteur B-BSIF.....	82

---

4.2.4.5. Expériences sur palmprints 3D .....	84
4.2.4.6 Fusion au niveau des scores .....	84
4.3. Méthode proposée de FKP .....	90
4.3.1. Expériences sur les images FKP .....	92
4.3.1.1. La Base de données FKP .....	92
4.3.1.2. Extraction la région d'intérêt (ROI) de FKP .....	92
4.3.2. Résultats de simulation .....	93
4.3.2.1. Système monomodal .....	93
4.3.2.1.1. Résultat de l'authentification .....	93
4.3.2.1.2. Résultat de l'identification .....	97
4.3.2.2. Système multimodal .....	100
4.3.2.2.1. Résultat de l'authentification .....	101
4.3.2.2.2. Résultat de l'identification .....	102
4.4. Méthode proposée de palmprint multispectrale .....	103
4.4.1. Résultat et discussion.....	105
4.3.1.1. La Base de données .....	105
4.3.1.2. Extraction la région d'intérêt (ROI) de palmprint multispectrale.....	106
4.3.2.3. Résultat de l'authentification.....	106
4.5. Conclusion .....	110
<b>Conclusion Générale et perspectives .....</b>	<b>112</b>
<b>Références.....</b>	<b>115</b>

## GLOSSAIRES

**ASSR:** ("adaptive single scale retinex")

**BD :** Base des données ("Data Base")

**BLPOC :** ("band-limited phase only correlation")

**BSIF :** ("Binarized Statistical Image Features")

**BWFCR :** ("Block-wise features and collaborative representation")

**CCD :** Récepteurs à transferts de charge (" charge coupled device")

**CMC** (" Cumulative Match Characteristic")

**DET:** Courbes représentant les taux d'erreurs en échelle logarithmique ("Detection Error Trade-off curve")

**DoG :** ("Difference of Gaussians")

**DWT:** La transformée en ondelettes discrète ("Discrete Wavelet Transform")

**EER :** Taux d'erreurs égales ("Equal Error Rate")

**FAR :** Taux de Fausses Acceptations ("False Acceptance Rate")

**FKP :** Empreintes des articulations des doigts ("Finger-Knuckle-Print")

**FRR :** Le taux de Faux Rejets ("False Rejection Rate")

**GAR :** Taux des véritables clients ("Genuine Accept Rate ")

**GCI :** Image de courbure gaussienne ("Gaussian curvature image")

**GDA :** ("Generalized Discriminant Analysis")

**GMM :** Modèle multi Gaussian ("Gaussian Mixture Model")

**HOG :** Histogrammes d'orientation de Gradient ("Histogram of Oriented Gradient")

**HTER :** Taux d'erreur moyenne ("Half Total Error Rate ")

**HMM :** Modèle de Markov caché ("Hidden Model Markov")

**IBLDA :** ("Image-Based Linear Discriminant Analysis")

**ICA :** Analyse en composantes indépendantes ("Independent Component Analysis")

**ICP :** Iterative Closest Point

**KLDA :** Analyse Discriminante Linéaire à noyau ("kernel Linear Discriminate Analysis")

**KPCA** : Analyse en composantes principales à noyau ("kernel Principal Component Analysis")

**KNN**: K plus proches voisins ("k-nearest neighbors")

**LBP** : Motif binaire local ("Local Binary Patterns")

**LBP-HF**: ("Local Binary Pattern Histogram Fourier Features")

**LDA** : Analyse Discriminante Linéaire ("Linear Discriminate Analysis")

**LIF** : Index du doigt gauche ("Left Index Finger")

**LGIC** : ("Local-Global Information combination")

**LMF** : Milieu du doigt gauche ("Left Middle Finger")

**MAD** : ("Median Absolute Deviation")

**MCI** : Une image de courbure moyenne ("Mean curvature image")

**MLE** : Maximum de vraisemblance ("Maximum Likelihood Estimation")

**NIR** : ("Near-infrared")

**OLOF** : ("Orthogonal Line Ordinal Feature ")

**PCA** : Analyse en composantes principales ("Principal Component Analysis")

**PIN** : Numéro d'Identification Personnel ("Personnal Identification Number")

**PSO** : ("particle swarm optimization")

**ROC**: Courbe représentant les taux d'erreur ("Receiver Operating Characteristic").

**ROI**: Région d'intérêt ("Region Of Interest")

**RIF** : Index du doigt droit ("Right Index Finger")

**RMF** : Milieu du doigt droit ("Right Middle Finger")

**SIFT** : ("Scale Invariant Feature transform")

**SQI**: ("Self-Quotient Image")

**SR-KDA** : ("spectral regression kernel discriminant analysis")

**ST**: ("Surface Type")

**SVM**: Machine à vecteurs de support ("Support Vector Machine")

**TER** : La totale erreur rate ("Total Error Rate")

**TPLBP**: Motif binaire local à trois patches ("Three patch Local Binary Patterns")

**TPTSR**: ("Two-Phase Test Sample Representation")

## Remerciements

**T**out d'abord, je remercie du plus profond de mon coeur **ALLAH**, le tout Puissant, de m'avoir éclairé vers le bon chemin. Je tiens à exprimer mes remerciements à mon directeur de thèse Mr **Naceur-Eddine BOUKEZZOULA**, professeur à l'Université Ferhat Abbas Sétif 1, de m'avoir soutenu et fait confiance durant toutes ces années avec une grande patience.

Je remercie également le président le Professeur **Abdelhak FERHAT HAMIDA** d'avoir accepté de présider mon jury de soutenance et les membres du Jury le Professeur **Arres BARTIL** ; le Professeur **Salah TOUMI**, le Professeur **Layachi BENACER** et le Dr **Samir AKHROUF** qui m'ont fait l'honneur d'accepter de juger mon travail.

Je tiens à remercier également mon ami Mr **Abdelouahab ATTIA** pour son aide, sans oublier bien entendu tous les enseignants qui ont contribué par leur savoir et leurs encouragements le long de mon parcours.

Je tiens à remercier madame le Dr. **Benatia BELAHCENE Mébarka**, maître de conférences à l'université Mohammed Kheider de Biskra pour son soutien.

Mes remerciements vont également à mes chers parents qui m'ont toujours aidé et soutenu.

ملخص:

نظرا للحاجة لي الانظمة البيومترية في التطبيقات المدنية وحتى العسكرية : انظمة الدخول او الخروج الى او من المؤسسات, المراقبة في المطارات و غيرها من التطبيقات لهذا في هذا العمل قمنا باقتراح ثلاث طرق جديدة: في الاولى نقوم بدمج نتائج (scores) لكل من بصمة راحة اليد ثنائية الابعاد (2D) و ثلاثية الابعاد (3D). في هذا العمل نقترح طريقة جديدة لاستخراج مميزات بصمة راحة اليد (D2) اسمها (B-BSIF). اما بالنسبة استخراج مميزات بصمة اليد ثلاثية الابعاد نقوم اولا بتطبيق خوارزمية (SQI) لتخفيض من الترددات المنخفضة من ثم الحصول على صورة غير متغيرة في الاضاءة متنوعة بتطبيق خوارزمية (Filtres de Gabor) لحصول على متجه طويل يمثل هذه الصورة ثلاثية الابعاد. لتقليص من طول هذا المتجه قمنا بتطبيق طريقة (PCA+LDA). لي حساب المسافة بين المتجهات قاعدة البيانات و متجه اختبار (test) استخدمنا مسافة (Mahalanobis distance). وقد أجريت تجارب واسعة النطاق على قاعدة بيانات 2D و 3D بصمة الراحة اليد تتكون من 10400 صورة مجموعة من 260 شخص. وقد تم مقارنة بين الخوارزمية المقترحة وطرق أخرى موجودة. وعلاوة على ذلك، تم الحصول على أفضل نتيجة من خلال دمج score من واصف B-BSIF مع score من PCA + LDA + Gabor + SQI و لقد تم الحصول على معدل خطأ  $EER=0.00\%$  ومعدل الاعتراف من الرتبة الاولى  $Rang-1=100.00\%$ . في الطريقة الثانية قمنا باقتراح طريقة جديدة لمعرفة الاشخاص من خلال بصمة الاصابع (FKP). في هذه الطريقة قمنا باستخدام الخوارزميات التالية: (filtre 1D-Log Gabor), (filtres de Gabor) و (LDA): في المرحلة الاولى نقوم استخدام (filtre 1D-Log Gabor) لاستخراج الجزء الحقيقي من صورة بصمة الاصبع. بعدها نطبق (filtres de Gabor) لاستخراج متجه طويل يمثل هذه الصورة. و اخيرا نستعمل (LDA) لتقليص من بعد هذا المتجه. لي حساب المسافة بين المتجهات قاعدة البيانات و متجه اختبار (test) استخدمنا ايضا مسافة (Mahalanobis distance). اجريت تجربة هذه الطريقة على قاعدة بيانات تتكون 1980 صورة مجموعة من 165 شخص لكل شخص يوجد 12 صورة. النتائج المتحصل عليها هي جد مرضية مقارنة مع اعمال اخرى. في الطريقة الثالثة في هذه قمنا بمعرفة الاشخاص من خلال بصمة راحة اليد متعددة الاطراف ( احمر , اخضر, ازرق و تحت الحمراء) (palmprints multispectrales). هنا قمنا بتطبيق ثلاث طرق وهي (Gabor + Fisherpalms), (Gabor + Eigenpalms) و (Gabor + Kernel Eigenpalms) لاستخراج متجهات تمثل هذه الصور. قمنا ايضا بمقارنة هذه الطرق فوجدنا الطريقة فيلتر غابور+فيشربلمس (Gabor + Fisherpalms) تعطي

## ملخص

افضل النتائج. لي حساب المسافة بين المتجهات قاعدة البيانات و متجه اختبار(test) استخدمنا ايضا مسافة (Mahalanobis distance).

**الكلمات الدلالية:** بصمة راحة اليد متعددة الاطراف, نظام البيو متري, فيلتر غابور, مسافة ( Mahalanobis distance ), بصمة راحة اليد, بصمة الاصابع, نظام البيو متري, تقليص ابعاد المتجه, المرشحات

## Résumé

Dans ce document, nous proposons trois nouvelles méthodes. La 1<sup>ère</sup> méthode fusionne deux types de scores extraits de palmprints 2D et 3D pour un système de reconnaissance et le descripteur B-BSIF est introduit pour le système de reconnaissance palmprint 2D. L'algorithme SQI a été appliqué pour reconstruire des images palmprint 3D invariantes à l'illumination. La technique de l'analyse des composantes principales (PCA) + analyse linéaire (LDA) a été utilisée pour réduction de dimensionnalité. Pour le processus de comparaison, la distance cosinus Mahalanobis a été appliquée. La 2<sup>ème</sup> méthode permet d'extraire les caractéristiques discriminantes optimales des images FKPs «*Finger Knuckle Print*» en utilisant 1D-filtre de Log-Gabor, le banc de filtres Gabor et le LDA. La technique LDA est utilisée pour la réduction de la dimensionnalité des vecteurs caractéristiques des images FKPs. L'expérimentation a donné de meilleurs résultats par rapport à d'autres. La 3<sup>ème</sup> méthode présente les applications des méthodes telles que : filtres de Gabor + Fisherpalms, filtres de Gabor + Eigenpalms et filtres de Gabor+ Kernel Eigenpalms sur les images multi-spectrales afin d'extraire les vecteurs caractéristiques. Dans cette approche, nous comparons les méthodes de Gabor + Eigenpalms et de Gabor + Fisherpalms sur les images multi-spectrales de palmprint. Les résultats expérimentaux montrent que notre système donne de meilleures performances en comparaison avec d'autres systèmes existants dans la littérature.

**Mots-clés:** biométrie, palmprints, FKP, filtres de Gabor, distance cosinus Mahalanobis, PCA + LDA, algorithme SQI, B-BSIF, 1D filtre de Log-Gabor.

## Abstract

In this paper, we propose three new methods. The first method fuse two types of scores extracted from 2D and 3D palmprints for a recognition system and the B-BSIF descriptor is used for the 2D palmprint recognition system. The SQI algorithm has been applied to reconstruct palmprint 3D images invariant to illumination. The techniques of Principal Component Analysis (PCA) + Linear Analysis (LDA) have been used for dimensionality reduction. For the comparison process, the cosine distance Mahalanobis has been applied. The second method allows extracting the optimal discriminating characteristics of FKP «*Finger Knuckle Print*» images using 1D-Log-Gabor filter, Gabor filter bank and LDA. The LDA technique is used for the reduction of the dimensionality of the features vectors of the FKPs images. The experiment achieves better results compared to others. The third method presents the applications of methods such as: Gabor + Fisherpalms filters, Gabor + Eigenpalms filters and Gabor + Kernel Eigenpalms filters on multi-spectral images in order to extract features vectors. In this approach, we compare the methods of Gabor + Eigenpalms and Gabor + Fisherpalms on the multi-spectral images of palmprint. Experimental results show that our system performs better in comparison with other existing systems in the literature.

**Index Terms**— Biometric, palmprints, FKP, Gabor filter bank, PCA+LDA, Mahalanobis distance, BBSIF, SQI

## LISTE DES FIGURES

### Les Figures de Chapitre 1

<b>Figure 1.1</b> Exemples de modalités biométriques .....	5
<b>Figure 1.2</b> Classification des modalités biométriques .....	6
<b>Figure 1.3</b> Architecture d'un système biométrique.....	7
<b>Figure 1.4</b> Architecture d'un mode vérification .....	8
<b>Figure 1.5</b> Architecture d'un mode identification .....	8
<b>Figure 1.6</b> Analyse Zephyr : Comparaison de différentes modalités sur base de 4 critères.....	11
<b>Figure 1.7</b> Les parts de marché par technologie .....	11
<b>Figure 1.8</b> L'un des dispositifs de la société Schlage.....	12
<b>Figure 1.9</b> Géométrie de la main.....	13
<b>Figure 1.10</b> Caractéristique de l'empreinte digitale .....	14
<b>Figure 1.11</b> Les étapes de prétraitement de l'image d'empreint digital.....	15
<b>Figure 1.12</b> Quelques images des empreintes des articulations des doigts .....	15
<b>Figure 1.13</b> Empreinte palmaires : (a) 2D (b) 3D .....	16
<b>Figure 1.14</b> Les différentes possibilités de la fusion d'informations .....	17
<b>Figure 1.15</b> Quelques applications de la biométrie.....	19
<b>Figure 1.16</b> La relation entre FAR et FRR et le seuil T .....	21
<b>Figure 1.17</b> Courbes (a) DET (b) ROC .....	21
<b>Figure 1.18</b> La courbe CMC .....	22

### Les Figures de Chapitre 2

<b>Figure 2.1</b> Caractéristiques géométriques de palmprint .....	25
<b>Figure 2.2</b> Les quatre principales lignes de l'image de palmprint.....	25
<b>Figure 2.3</b> Les rides, les crêtes et les points de référence sur l'image de palmprint.....	26
<b>Figure 2.4</b> Minuties de palmprint .....	27
<b>Figure 2.5</b> Un dispositif d'acquisition d'images 3D basé sur la lumière et un exemple image de palmprint 3 D.....	28
<b>Figure 2.6</b> 1 <sup>ere</sup> ligne les ROI 3D images de palmprints . 2 <sup>eme</sup> ligne leurs images MCI. 3 <sup>eme</sup> ligne leurs images GCI .....	30
<b>Figure 2.7</b> La structure du module d'acquisition .....	32

<b>Figure 2.8</b> Dispositif acquisition FKP .....	32
<b>Figure 2.9</b> Exemple d'image FKP .....	33
<b>Figure 2.10</b> La structure interne d'un dispositif d'acquisition d'image palmprint multispectrale.....	38
<b>Figure 2.11</b> la structure externe d'un dispositif d'acquisition d'image palmprint multispectrale.....	39
<b>Figure 2.12</b> la plate-forme et la fixation de la main .....	39

### Les Figures de Chapitre 3

<b>Figure 3.1</b> (a) Images de palmprints. (b) Leur réflectances image en utilisant algorithme de SQI .....	45
<b>Figure 3.2</b> (a) Images de FKPs. (b) Leur réflectances images en utilisant algorithme de SQI .....	45
<b>Figure 3.3</b> (a) images de palmprints. (b) Leur reflectances images en utilisant algorithme de ASSR.....	47
<b>Figure 3.4</b> (a) images de FKPs. (b) Leur reflectances images en utilisant algorithme de ASSR .....	47
<b>Figure 3.5</b> (a) images de palmprints. (b) Leur images filtrées par un filtre DOG.....	48
<b>Figure 3.6</b> (a) images de FKPs. (b) Leur images filtrées par un filtre DoG.....	48
<b>Figure 3.7</b> 1 <sup>ere</sup> colonne les images originales. 2 <sup>eme</sup> colonne les réponses en amplitude. 3 <sup>eme</sup> colonne les réponses en phase (orientation=90 et échelle=1).....	50
<b>Figure 3.8</b> (a) exemple d'empreintes Palmaire. (b). filtres de Gabor (5 échelles et 8 orientations). (c) Les réponses des amplitudes de la convolution avec une famille de 40 filtres de Gabor .....	50
<b>Figure 3.9</b> Différence dans le domaine fréquentiel entre les filtres Gabor et Log-Gabor.....	51
<b>Figure 3.10</b> Une illustration de LBP basique .....	52
<b>Figure 3.11</b> Quelque modalité et leurs images LBP .....	53
<b>Figure 3.12</b> Exemples de d'opérateur <b>LBPP.R</b> . .....	53
<b>Figure 3.13</b> (a) l'image réelle FKP obtenue par filtre Log-Gabor. (b) le code TPLBP avec $S=8$ , $w=3$ , $r=2$ et $\alpha=2$ . (c) La représentation TPLBP d'une image réelle FKP .....	54

<b>Figure 3.14</b> Les 13 images naturelles utilisées pour l'apprentissage des filtres dans le descripteur BSIF .....	55
<b>Figure 3.15</b> (a) Exemple d'image FKP. (b) Filtre BSIF de taille 11x11 et de longueur 12. (c) Les résultats de la convolution de l'image FKP avec un filtre BSIF. (d) Image finale FKP filtrée par BSIF filtre.....	56
<b>Figure 3.16</b> (a) Exemple image FKP. (b) 12 canaux dans la cellule C1-1 (c)L'histogramme de l'orientation du gradient dans la cellule C1-1 .....	59
<b>Figure 3.17</b> Modèle de Markov caché .....	61
<b>Figure 3.18</b> Exemple d'un modèle GMM avec mélange de 3 Gaussiennes .....	62
<b>Figure 3.19</b> Chaque image est concaténée en un seul vecteur.....	64
<b>Figure 3.20</b> Image moyenne.....	64
<b>Figure 3.21</b> Exemple les 20 premier eigenpalms .....	66
<b>Figure 3.22</b> Exemple d'image palmaire projeté sur l'espace eigenpalms .....	67
<b>Figure 3.23</b> Système de reconnaissance des personnes par PCA.....	67
<b>Figure 3.24</b> (a) Image moyenne. (b) Exemple les 12 premier Fisherpalms .....	69

#### Les Figures de Chapitre 4

<b>Figure 4.1</b> Architecture de la méthode proposée de palmprints.....	75
<b>Figure 4.2</b> L'organigramme du descripteur B-BSIF: (a): l'image de palmprint 2D, (b) les résultats de l'application des différents descripteurs BSIF (images de code BSIF), et (c) les histogrammes des images de code BSIF. ....	76
<b>Figure 4.3</b> (a) Exemple images de palmprints 2D. (b) leur images de palmprints 3D .....	79
<b>Figure 4.4</b> Les étapes d'extraction ROI d'une image de palmprint 2D et leur correspondant 3D.....	80
<b>Figure 4.5</b> Courbe CMC de palmprints 2D en utilisant BBSIF descripteur.....	80
<b>Figure 4.6</b> Courbe ROC de palmprints 2D en utilisant BBSIF descripteur.....	81
<b>Figure 4.7</b> La courbe CMC pour différentes techniques sur palmprints 3D. ....	85
<b>Figure 4.8</b> La courbe ROC pour différentes techniques sur palmprints 3D .....	85
<b>Figure 4.9</b> Courbe CMC : La comparaison entre les systèmes unimodal (palmprints 2D ou palmprints 3D) et multimodaux (Fusion 2D et 3D palmprints).....	88

<b>Figure 4.10</b> Courbe ROC : La comparaison entre les systèmes unimodal (palmprints 2D ou palmprints 3D) et multimodaux (Fusion de palmprints 2D et 3D). .....	88
<b>Figure 4.11</b> Quelques images FKP, images réelles (Deuxième rangée) et images imaginaires (Troisième rangée).....	90
<b>Figure 4.12</b> Les réponses en amplitude d'une image réelle donnée .....	91
<b>Figure 4.13</b> Exemple images de FKPs dans la base de données PolyU.....	92
<b>Figure 4.14</b> Les étapes d'extraction de ROI de l'image FKP .....	93
<b>Figure 4.15</b> Performance du système unimodal proposée pour les différentes modalités (authentification mode). (a) LIF. (b) LMF. (c) RIF. (d) RMF.....	94
<b>Figure 4.16</b> Performance du système unimodal proposée pour les différentes modalités (identification mode). (a) LMF. (b) RIF. (c) LIF. (d) RMF. ....	98
<b>Figure 4.17</b> Comparaison entre le système multimodal et le système monomodal.....	102
<b>Figure 4.18</b> Diagramme de la méthode proposée pour palmprint multispectrale.....	104
<b>Figure 4.19</b> Exemples des ROI images palmprints multispectrales (a) Bleu. (b) Vert. (c) Rouge. (d) NIR.....	105
<b>Figure 4. 20</b> Les étapes d'extraction ROI d'une image 2D palmprint multispectrale.....	106
<b>Figure 4.21</b> Les courbes DET pour les différentes méthodes : Gabor+ Eigenpalms (Gabor+EPS) et les différentes bandes.....	108

## Liste des tableaux

<b>Tableau 1. 1</b> Les avantages et les inconvénients des différentes technologies .....	9
<b>Tableau 1. 2</b> Comparaison des Technologies Biométriques (H=Haut, B=Bas et M=Moyenne) .....	10
<b>Tableau 4. 1</b> Rang-1 / EER obtenu par la méthode proposée pour les deux Modes (identification et vérification) sur palmprints 2D.....	81
<b>Tableau 4.2</b> EER/Rang-1 les 2 combinaisons possibles des filtres du BSIF .....	82
<b>Tableau 4.3</b> EER/Rang-1 les 3 combinaisons possibles des filtres du BSIF .....	83
<b>Tableau 4.4</b> EER/Rang-1 les 4 combinaisons possibles des filtres du BSIF .....	83
<b>Tableau 4.5</b> EER/Rang-1 les 5 ,6 et 7 combinaisons possibles des filtres du BSIF .....	83
<b>Tableau 4.6</b> Rang-1 / EER obtenu par la méthode proposée pour les deux Modes (identification et vérification) sur palmprints 3D.....	84
<b>Tableau 4.7</b> Rang-1 / EER obtenu par les différentes règle de fusion. ....	86
<b>Tableau 4.8</b> Performance des méthodes proposées en utilisant des différentes distances ..	87
<b>Tableau 4.9</b> Comparaison de la méthode proposée avec les approches existantes. ....	89
<b>Tableau 4.10</b> Temps de calcul du schéma proposé et des approches existantes.....	90
<b>Tableau 4.11</b> EER (%) obtenu pour les différents types de doigts.....	94
<b>Tableau 4.12</b> Comparative avec certains travaux dans la littérature .....	97
<b>Tableau 4.13</b> Rang-1 (%) obtenu pour les différents types de doigts.....	97
<b>Tableau 4.14</b> Comparative avec certains travaux dans la littérature .....	100
<b>Tableau 4.15</b> Résultats de Système multimodale .....	101
<b>Tableau 4.16</b> EER (%) Obtenue à partir des différents systèmes multimodaux .....	101
<b>Tableau 4.17</b> Résultats de Système multimodal.....	102
<b>Tableau 4.18</b> Rang 1 (%) Obtenue à partir des différents systèmes multimodaux .....	103
<b>Tableau 4.19</b> EER obtenus pour les différentes méthodes et bandes .....	107
<b>Tableau 4.20</b> EER obtenue pour les différentes méthodes et les facteurs sous échantillonnage en utilisant la bande rouge.....	107
<b>Tableau 4.21</b> EER obtenue pour les différentes distances de mesure .....	107
<b>Tableau 4.22</b> La comparaison entre la méthode proposée avec d'autres méthodes.....	110

La biométrie est la reconnaissance automatique des individus en utilisant leurs caractéristiques comportementales telles que la voix [1], la signature [2] ou physiologiques comme le visage [3], l’empreinte digitale [4]. Ces caractéristiques s’appellent modalités biométriques. Les modalités biométriques ne peuvent pas être facilement oubliées, perdues, échangées ou volées. Elles sont aussi permanentes ce qui signifie qu’elles ne varient pas ou peu au cours du temps. Grâce à ces propriétés, au cours des dernières années, la reconnaissance biométrique a été une des solutions les plus appropriées pour les applications nécessitant une haute sécurité telle que l’accès aux aéroports, aux centrales nucléaires, contrôle des frontières, banque, etc [5-8]. Cependant, l’utilisation de la biométrie pour l’authentification personnelle devient pratique et beaucoup plus précise que les méthodes traditionnelles comme l’utilisation des mots de passe, de la carte d’identité, du code PIN ou des cartes à puces qui peuvent être volées ou falsifiées. Généralement, les systèmes biométriques se composent des quatre modules suivants [9]:

- 1) **Module d'acquisition des données** : Les données sont obtenues à partir d'un dispositif d'acquisition (capteur ou camera) où la qualité des images est très importante pour le module de prétraitement.
- 2) **Module de prétraitement** : Le but de ce module est l'amélioration de la qualité de l'image biométrique (modalité) par la réduction du bruit et la normalisation.
- 3) **Module d'extraction de caractéristiques** : Ce module basé sur des méthodes statistiques et stochastiques telles que : L'analyse en composantes principales PCA en anglais «*Principal Components Analysis*», l'analyse discriminante linéaire LDA en anglais «*Linear Discriminant Analysis*», modèle de Markov caché HMM en anglais «*Hidden Markov model*» et un modèle de mélange gaussien GMM en anglais «*Gaussian Mixture Model*» afin d'obtenir des caractéristiques possédant les propriétés stables et uniques.
- 4) **Module de comparaison** : Dans ce module le système biométrique fonctionne en deux modes: le mode de vérification et le mode d'identification. En mode de vérification (authentification), le système vérifie l'identité en comparant le trait

biométrique inscrit dans la base de données avec un trait biométrique de test (1: 1). Dans le mode d'identification le trait biométrique de test est comparé avec tous les N traits biométrique déjà inscrits dans la base de données (1: N).

De plus, les performances biométriques dépendent fortement des conditions comme le comportement de l'utilisateur, l'environnement, le dispositif de capture, de sa technologie d'acquisition et de la qualité des algorithmes utilisés dans le module de prétraitement ou dans l'extraction des caractéristiques [9]. Parmi les différents traits, la reconnaissance de palmprints à savoir (palmprints 2D, palmprints 3D, palmprints multi-spectrales et FKP «*Finger knucle print*») a attiré beaucoup l'attention des auteurs à cause de divers facteurs avantageux comme (i) la facilité d'acquisition, (ii) les images de ces modalités ayant une basse résolution (traitement plus rapide), (iii) une unicité très élevée (selon les estimations des chercheurs) et (iv) la stabilité qui est étendue durant la vie des individus, d'où une fiabilité extraordinaire [7-9]. Durant ce travail, nous nous sommes intéressés uniquement à la reconnaissance des personnes à travers les images palmprints ou les images FKPs.

Cette thèse s'articule sur trois contributions : la première pour la reconnaissance des personnes en utilisant des palmprints 2D et 3D [10]. La deuxième pour l'authentification et l'identification des personnes par des images FKPs [11]. Et la troisième pour l'authentification des personnes par des images palmprints multi-spectrales [12].

Le travail présenté dans cette thèse se compose de quatre chapitres :

***Le premier chapitre*** : expose les concepts et l'architecture d'un système de reconnaissance biométrique pour les deux modes identification et authentification. Il présente aussi les différentes modalités biométriques de la main ainsi que la place du palmprint et FKP parmi celles-ci. Ce chapitre donne un aperçu sur l'évaluation d'un système biométriques.

*Le deuxième chapitre* : parle de l'état d'art des modalités : palmprint (2D et 3D), FKP et palmprint multi-spectrales. L'objectif de ce chapitre est de donner un panorama des méthodes qui existe déjà dans la littérature de ces modalités.

*Le troisième chapitre* présente une étude théorique détaillée sur les différentes méthodes utilisées dans les modules de prétraitement, d'extraction de caractéristiques et de classification.

*Le quatrième chapitre* : explique en détail les trois méthodes proposées, illustre les résultats expérimentaux des méthodes proposées et les compare avec ceux des méthodes déjà publiées. Et enfin nous terminons ce travail par une conclusion et des perspectives.

## Systèmes biométriques

1.1. Introduction.....	5
1.2. La biométrie.....	5
1.2.1. Les modalités physiologiques .....	6
1.2.2. Les modalités comportementales .....	6
1.3. Architecture d'un système biométrique .....	7
1.3.1. Mode vérification.....	7
1.3.2. Mode identification .....	8
1.4. Comparaison entre les différents techniques biométriques .....	8
1.5. Les différentes modalités biométriques de la main.....	12
1.5.1. Géométrie de la main.....	12
1.5.2. Empreintes digitales.....	13
1.5.3. Empreintes des articulations des doigts.....	15
1.5.4. Empreintes palmaires .....	16
1.6. Système biométrique multimodal.....	17
1.7. Les applications de la biométrie .....	18
1.8. Evaluation d'un système biométrique.....	19
1.9. Conclusion .....	22

## 1.1. Introduction

Ce chapitre consiste à un survol sur les différentes modalités biométriques de la main et l'architecture d'un système biométrique. Ceci est pour les deux modes authentification et identification. Également, quelques concepts et lexiques très utilisés dans le système biométrique ont été discutés.

## 1.2. La biométrie

La biométrie est de reconnaître une personne grâce à ses caractéristiques physiologiques pouvant inclure l'iris, l'empreinte digitale, l'empreinte palmaire, les empreintes des articulations des doigts, les géométries de la main, le visage ou les caractéristiques comportementales incluent la voix, la signature, la démarche (Figure 1.1). Les modalités biométriques peuvent se classer en deux parties physiologique et comportementale comme le montre la Figure 1.2 : [13].

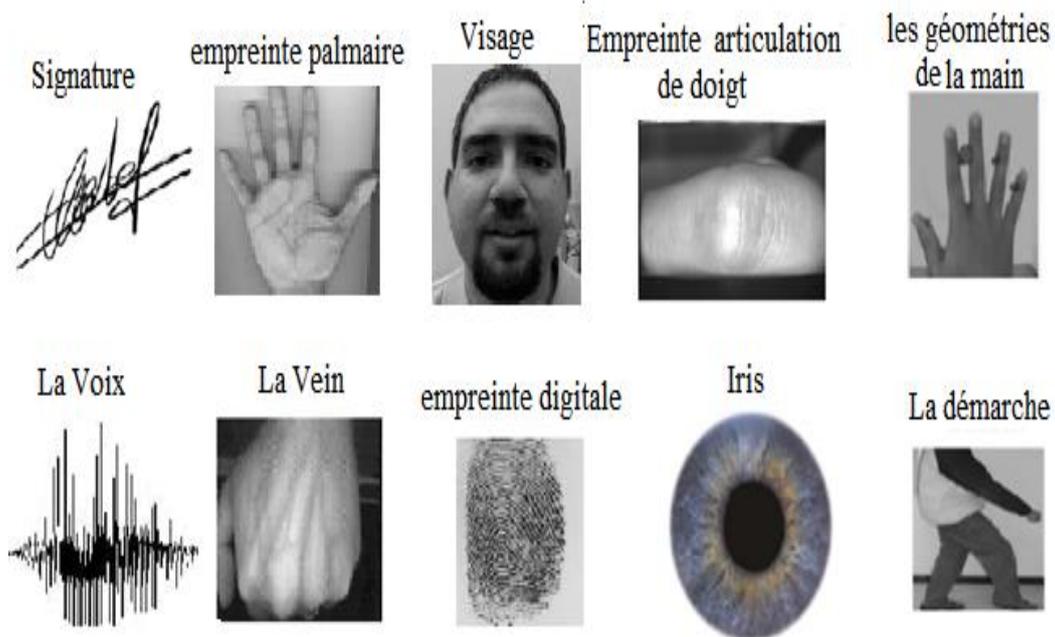


Figure 1. 1 Exemples de modalités biométriques.

### 1.2.1. Les modalités physiologiques

Ces modalités sont uniques et permanentes. Leur principe est basé sur l'identification de traits physiques particuliers de la personne, par exemple la forme de l'oreille, la thermographie faciale, la forme de la main, voir aussi la forme du visage, les empreintes digitales, l'iris, la rétine, etc.

### 1.2.2. Les modalités comportementales

Ces modalités se basent sur l'analyse de certains comportements d'une personne comme le tracé de sa signature, l'empreinte de sa voix, sa démarche et sa façon de taper sur un clavier (**Figure 1.1**). Il convient d'ajouter à ces deux catégories l'étude des traces biologiques regroupant de façon non exhaustive l'analyse de l'ADN et du sang [<https://www.cnil.fr/>]

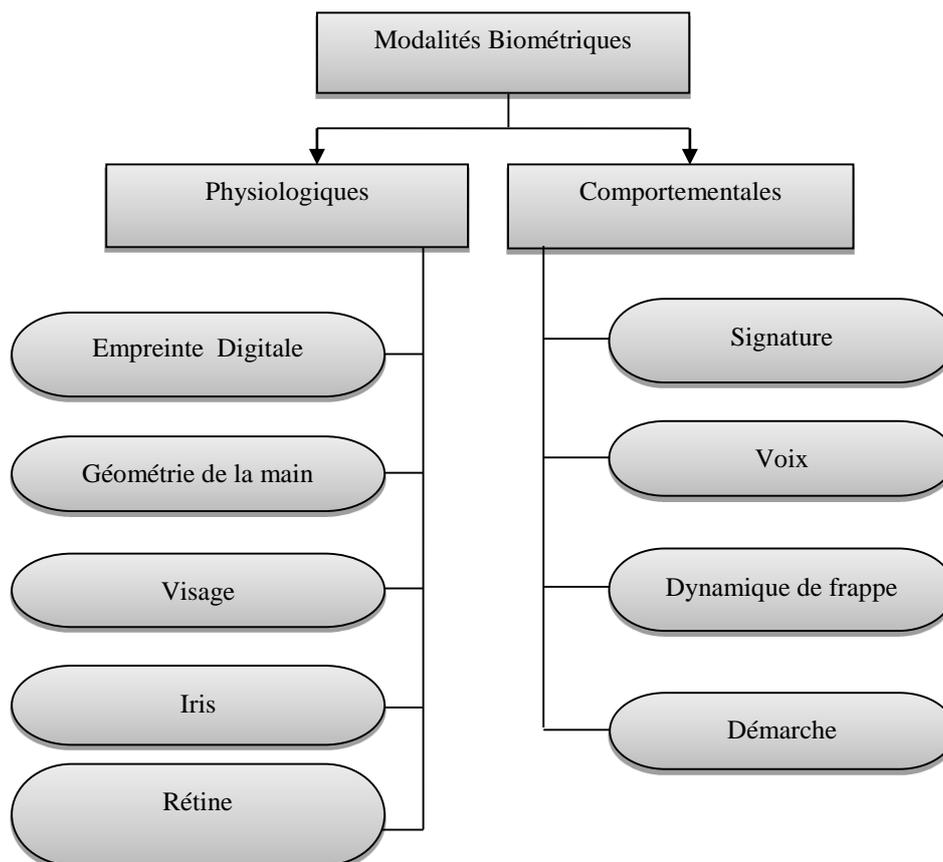
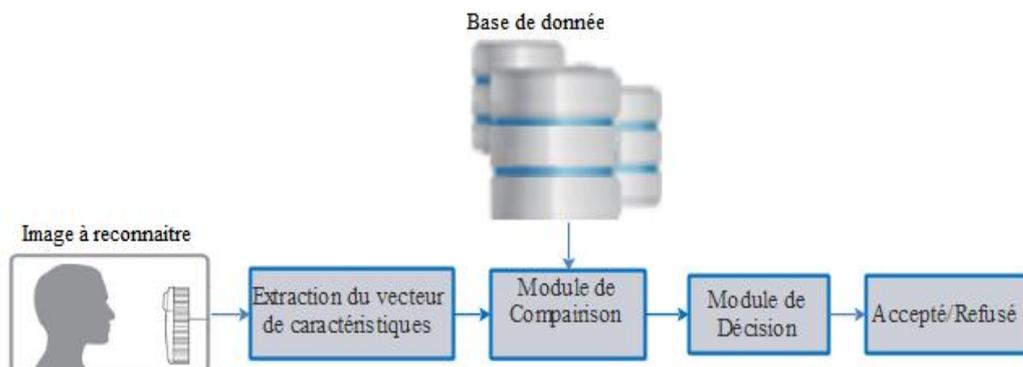


Figure 1. 2 Classification des modalités biométriques

### 1.3. Architecture d'un système biométrique

Un système biométrique est un système de reconnaissance des personnes qui procède en premier pas par l'acquisition des données biométriques de l'individu à reconnaître, puis extrait un ensemble de caractéristiques à partir de celles-ci, enfin il compare ces caractéristiques avec les modèles de la base de données. L'architecture d'un système biométrique est illustrée sur la **Figure 1.3**



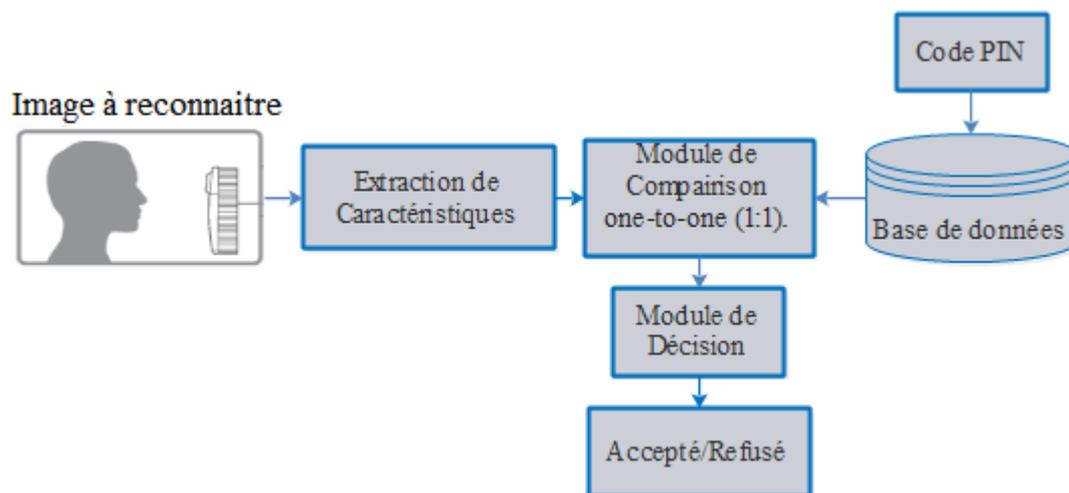
**Figure 1.3** Architecture d'un système biométrique

En effet, il existe deux phases : la phase d'entraînement et la phase de test : Pendant **la phase d'entraînement** les données biométriques d'un individu client appartenant au système sont stockées dans une base de données. Typiquement, les données biométriques acquises par module de capture (une caméra de sécurité, un lecteur d'empreintes digitales, etc.) sont traitées par le module d'extraction de caractéristiques afin d'extraire des traits saillants et distinctifs pour chaque individu. Pendant **la phase de reconnaissance**, la donnée biométrique acquise par personne de test est comparée avec les données stockées par le module de comparaison. La détermination de l'identité de l'utilisateur se fait par le module de décision. Un système biométrique peut fonctionner soit en mode vérification ou identification.

#### 1.3.1. Mode Vérification

Dans ce cas, le système compare la donnée de test (de la personne de test) avec la donnée biométrique stockée dans la base de données pour vérifier l'identité déclarée. Dans ce genre de système, la comparaison n'est faite qu'une fois et sert ensuite à prendre

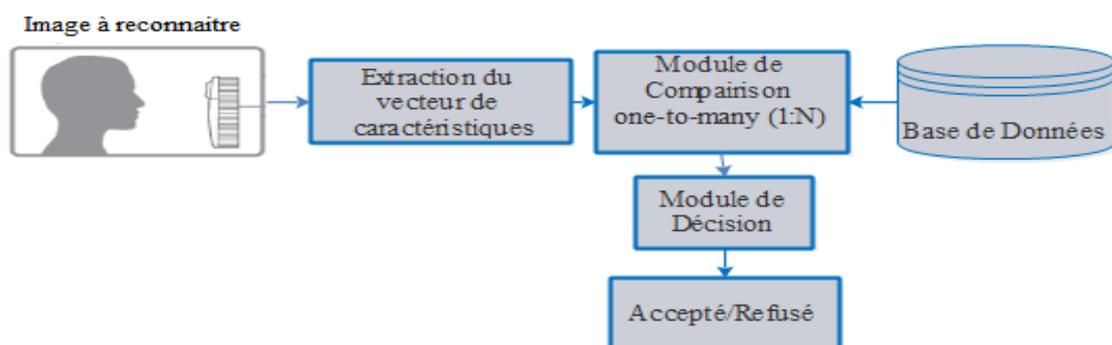
une décision à partir de la sortie du module de comparaison, appelée aussi one-to-one (1:1) (voir **Figure 1.4**).



**Figure 1.4** Architecture du mode vérification

### 1.3.2. Mode identification

Dans ce cas, le système compare la donnée de test avec toutes les références stockées dans la base de données et sert ensuite à prendre une décision à partir de la sortie du module de comparaison (voir **Figure 1.5**), appelée aussi one-to-many (1:N)



**Figure 1.5** Architecture du mode identification

## 1.4. Comparaison entre les différentes techniques biométriques

Le **Tableau 1.1** énumère les avantages et les inconvénients des différentes technologies biométriques. Alors que le **Tableau 1.2** présente une comparaison des systèmes biométriques existants en fonction de ces paramètres [14]:

Tableau 1. 1 Les avantages et les inconvénients des différentes technologies

Modalités	Avantages	Inconvénients
Iris	<ul style="list-style-type: none"> <li>✓ L'iris recèle plus de données que les empreintes digitales</li> <li>✓ stable durant toute la vie d'une personne.</li> <li>✓ Technique fiable</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>✓ Les effets d'illumination et d'occlusion (les yeux bougent quand on capture l'image).</li> <li>✓ La qualité de l'image n'est pas bonne.</li> <li>✓ Les contours de la pupille et de l'iris ne sont pas circulaires</li> <li>✓ Nécessite des dispositifs de détection spéciaux.</li> </ul>
Visage	<ul style="list-style-type: none"> <li>✓ Technique moins cher.</li> <li>✓ Visage est capturé à distance</li> <li>✓ Technique simple</li> </ul>	Technologie sensible à : <ul style="list-style-type: none"> <li>✓ les variations d'âge</li> <li>✓ à l'utilisation des artifices (moustaches, barbe, lunettes...)</li> <li>✓ les variations expression et poses</li> <li>✓ variations d'illumination</li> </ul>
Empreintes des articulations des doigts (EAD)	<ul style="list-style-type: none"> <li>✓ l'acquisition de données est relativement facile</li> <li>✓ EAD très adaptés à l'utilisation à l'intérieur et à l'extérieur</li> <li>✓ EAD est stable</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>✓ Nécessitant un contact physique</li> </ul>
Empreintes Palmaires	<ul style="list-style-type: none"> <li>✓ Image palmaire possession d'une basse résolution</li> <li>✓ Une précision élevée.</li> <li>✓ Peu de risque d'intrusion.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>✓ Nécessitant un contact physique</li> </ul>
Signature	<ul style="list-style-type: none"> <li>✓ Plus confortable</li> <li>✓ Utilisé dans le document administratif.</li> <li>✓ Accepter par les personnes</li> <li>✓ rapide et efficace,</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>✓ Besoin d'une tablette graphique</li> <li>✓ On ne peut pas utilisé à contrôle d'accès extérieur</li> <li>✓ Les signatures falsifiées (imitation)</li> </ul>
Empreintes digitales	<ul style="list-style-type: none"> <li>✓ Laissons derrière nous à chaque fois que nous touchons un objet.</li> <li>✓ nous aider à la recherche sur une scène de crime</li> <li>✓ Elles sont fiables et interchangeable durant la vie d'un individu.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>✓ Difficulté de lire l'empreinte digitale pour les travailleurs manuels.</li> <li>✓ Images à faible contraste</li> <li>✓ Mauvaise acquisition d'image</li> <li>✓ Nécessite dispositifs de détection spéciaux.</li> <li>✓ Nécessitant un contact physique</li> </ul>
Voix	<ul style="list-style-type: none"> <li>✓ efficace au téléphone</li> <li>✓ rapide et efficace</li> <li>✓ acceptées par les personnes</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>✓ Sensible au bruit ambiant.</li> <li>✓ Voix enregistrées</li> <li>✓ Sensible à l'état physique et émotionnel de l'individu</li> </ul>

- **Universalité** : Chaque personne doit avoir la caractéristique biométrique.
- **unicité** : toute deux personnes ne devraient pas avoir la même caractéristique.
- **La permanence** : La caractéristique biométrique ne doit pas changer avec le temps.
- **Performance** : Exactitude, vitesse et robustesse
- **Acceptabilité** : S'étendre aux personnes désireuses d'accepter de donner une caractéristique
- **Protection contre la falsification** : la caractéristique doit être difficilement falsifiable afin d'éviter une utilisation frauduleuse du système.

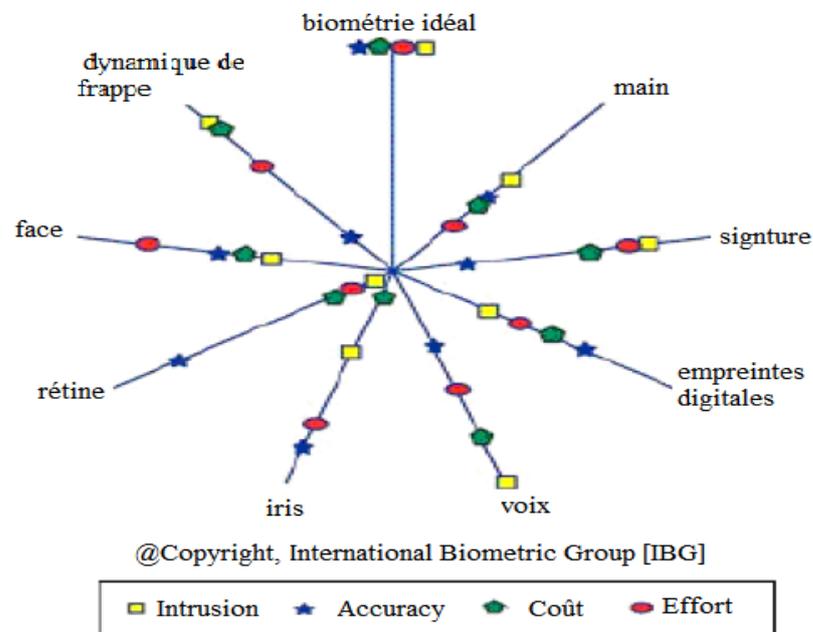
**Tableau 1. 2** Comparaison des Technologies Biométriques (H=Haut, B=Bas et M=Moyenne)

Modalités	Universalité	Unicité	Permanence	Performanc e	Acceptabilité	Contre la falsification
ADN	H	H	H	H	B	B
L'iris	H	H	H	H	B	H
La voix	M	B	B	B	H	B
La signature	L	B	B	B	H	B
L'empreinte digitale	M	H	H	H	M	H
La rétine	H	H	M	H	B	H
Le visage	H	B	M	B	H	B
La veine	M	M			M	H
l'oreille	M	M	H	M	H	M
La géométrie de la main	M	M	M	M	M	M
La démarche	M	B	B	B	H	M
Thermo- graphie	H	H	B	M	H	H

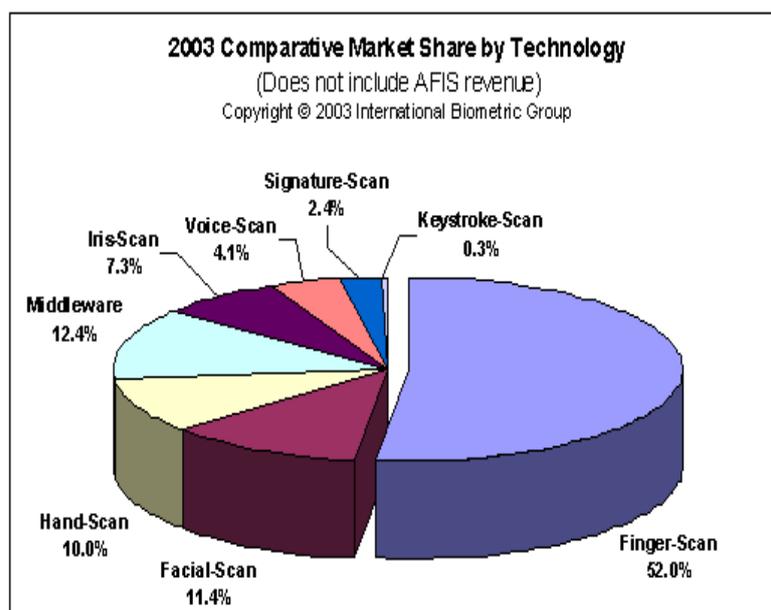
Le groupe international biométrique(IBG) [<http://www.biometricgroup.com>] offre une comparaison de différentes modalités basée sur 4 critères selon l'analyse de Zephyr (voire **Figure 1.6**) :

- **Effort** : effort requis par l'utilisateur lors de l'authentification ou l'identification.
- **Coût (Cost)** : lié aux dispositifs technologiques (lecteurs, capteurs, etc.)

- **Exactitude (Accuracy)** : efficacité de la méthode (liée au taux de reconnaissance)
- **Intrusion** : décrit l'information sur l'acceptation du système par les utilisateurs.



**Figure 1. 6** Analyse de Zephyr : Comparaison de différentes modalités sur la base des 4 critères  
 Selon le groupe IBG, les empreintes digitales continuent d'être la principale technologie biométrique en termes de la plus grande part du marché, près de 52% du chiffre d'affaires total (**Figure 1.7**).



**Figure 1. 7** Répartition des parts du marché par technologie

La reconnaissance du visage, avec 11.4% du marché, dépasse la reconnaissance de la main, qui occupait la deuxième place en termes de source de revenus après les empreintes digitales. Les autres technologies sont encore émergentes, ou réservées à des lieux où la sécurité atteint un niveau "paranoïaque", comme pour la reconnaissance de l'iris et de la rétine.

## 1.5. Les différentes modalités biométriques de la main

### 1.5.1. Géométrie de la main

La reconnaissance par géométrie de la main est un des systèmes biométriques commerciaux les plus anciens. C'est en effet en 1974 que le premier système a été commercialisé. Ce système était conçu pour être polyvalent, et était fait pour contrôler l'accès à certains lieux, pour identifier les gens et finalement pour contrôler la présence et le temps passé par les employés au travail. Mais c'est David Sidlauskas qui en 1985 développe plus en profondeur le concept technologique et c'est en 1986 que le premier système biométrique à géométrie de la main brevetée a été commercialisé. L'une des sociétés commerciales les plus importantes dans ce domaine est la société Schlage. Dans leurs appareils une caméra numérique CCD est utilisée pour acquérir une image à la main. L'un de leur dispositif est montré sur la **Figure 1.8**.



**Figure 1.8** L'un des dispositifs de la société Schlage

L'analyse de la main est très utilisée en biométrie pour des raisons que chaque main humaine est unique. Par exemple, Hydro-Québec l'utilise pour quiconque voulant

accéder à sa centrale nucléaire Gentilly-2. C'est aussi la norme pour les centrales nucléaires aux États-Unis. Les systèmes d'identification basée sur la géométrie de la main consistent à mesurer plusieurs caractéristiques géométriques de la main qui peut arriver jusqu'à 90. Trente caractéristiques globales de la géométrie de la main ont été définies [15]. Les caractéristiques typiques incluent la longueur et la largeur des doigts, la position des doigts, l'épaisseur de la main, etc. [16-18]. En fait, cette technologie prend deux photos, une du dessus de la main, l'autre du côté de la main en utilisant un miroir à angle (voir **Figure 1.9**). En tout, il y a 31 000 points qui sont analysés et le système prend 90 mesures (par exemple la distance entre les noues des doigts). Le tout est comparé avec un échantillon fourni par l'utilisateur antérieurement.

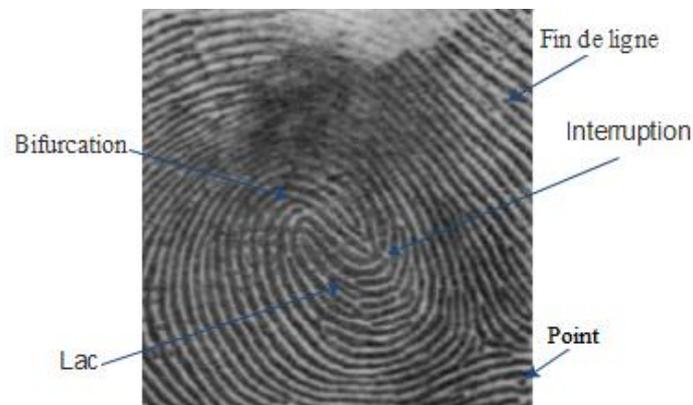


**Figure 1. 9** Géométrie de la main

### 1.5.2. Empreintes digitales

Les empreintes digitales (dermatoglyphes) sont une série de lignes, de bifurcations, de points qui forment des motifs qui sont différents pour chaque individu [19-20]. Les empreintes digitales sont analysées en utilisant leurs minuties qui sont des points précis dans une empreinte digitale, ce sont les petits détails dans une empreinte digitale qui sont les plus importants pour la reconnaissance d'empreintes digitales. Il existe trois principaux types de caractéristiques minutieuses: la fin de la crête, la bifurcation et de

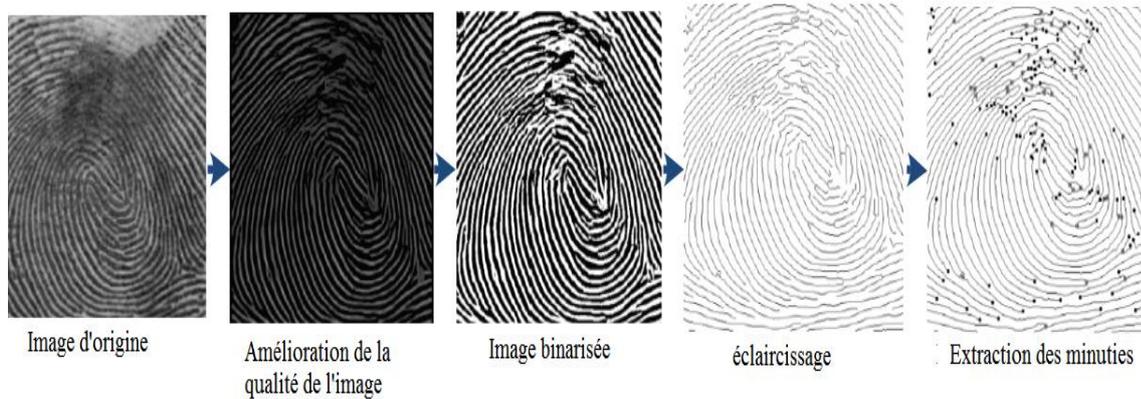
points. Une bifurcation est l'endroit où une crête se divise en deux crêtes. Les points sont les crêtes d'empreintes digitales qui sont nettement plus courtes que les autres crêtes comme le montre la **Figure 1.10**.



**Figure 1.10** Caractéristique de l'empreinte digitale

En plus des services policiers les empreintes digitales ont été utilisées pour la première fois systématiquement pour l'enquête criminelle en 1900, par Sir Edward Henry de la police métropolitaine de Londres, où ils ont été comparés lentement et laborieusement à la main. Ils avaient pris une empreinte digitale d'une scène de crime et une autre empreinte digitale d'un suspect et ils les ont simplement comparées sous une loupe ou un microscope. Malheureusement, les empreintes digitales prises dans des conditions différentes peuvent souvent avoir une apparence très différente de celle de la scène du crime qui est beaucoup plus susceptible d'être incomplète ou tachée et de les comparer pour prouver qu'ils sont identiques ou différentes nécessite parfois une grande habileté. C'est pourquoi les scientifiques avaient développé un système fiable pour faire correspondre les empreintes digitales où ils avaient cherché entre huit et seize caractéristiques distinctes [21-24]. Par exemple, aux États-Unis, deux empreintes digitales sont jugées identiques si huit points caractéristiques de ces empreintes correspondent. L'IAFIS en anglais «*integrated automated fingerprint identification system*» du FBI, l'utilisation la plus récemment médiatisée de l'utilisation de la biométrie des empreintes digitales est celle du programme US-VISIT où chaque visiteur (avec des exceptions pour les Canadiens et les Mexicains) doit fournir ses empreintes digitales qui seront vérifiées à son entrée et à sa sortie des États-Unis. L'image de

l’empreinte digitale doit être prétraitée pour l’extraction des minuties. Le prétraitement de l’image est divisé en trois étapes: Améliorer la qualité de l’image puis la binarisée et l’éclaircir et finalement extraire les minuties à partir de cette image [21] (**Figure 1.11**)



**Figure 1. 11** Les étapes de prétraitement de l’image d’empreinte digitale

### 1.5.3. Empreinte des articulations des doigts

L’empreinte des articulations des doigts FKP est un nouveau type de modalité biométrique, qui peut être utilisé avec succès pour reconnaître des personnes basé sur les lignes et les textures dans la surface externe du doigt comme illustre la **Figure 1.12**. Ces structures linéaires et ces textures ont une grande efficacité à discriminer les différents individus, car ils sont relativement stables et restent inchangés durant la vie d'une personne [25 - 28].



**Figure 1. 12** Quelques images des empreintes des articulations des doigts

La modalité FKP peut être utilisée par les systèmes biométriques en raison de certains avantages. Tout d'abord, l'acquisition de données qui est relativement facile et économique via des caméras commerciales à basse résolution. Deuxièmement, les

systèmes d'accès à base FKP sont très adaptés à l'utilisation à l'intérieur et à l'extérieur, et peuvent bien fonctionner dans des conditions météorologiques extrêmes et des conditions d'éclairage médiocres. Troisièmement, les caractéristiques FKP chez les adultes sont plus stables au fil du temps et ne sont pas sujettes à des changements majeurs. Enfin, les informations biométriques basées sur le FKP sont très fiables et peuvent être utilisées avec succès pour reconnaître des personnes parmi plusieurs [28].

#### 1.5.4. Empreintes Palmaires « Palmprints »

Palmprint est l'une des nouvelles modalités biométriques les plus efficaces et qui s'appuie sur la texture de la paume de la main. Récemment, il a été montré que les lignes principales et les rides dans une image palmprint sont uniques [29-32]. En général, la plupart des gens ont trois lignes principales: la ligne du cœur, la ligne de tête et la ligne de vie. Les rides sont considérées comme les modèles de ligne les plus fins et les plus irréguliers. Les rides prononcées autour des lignes principales, peuvent également contribuer à la discrimination de palmprint, comme le montre la **Figure 1.13**.

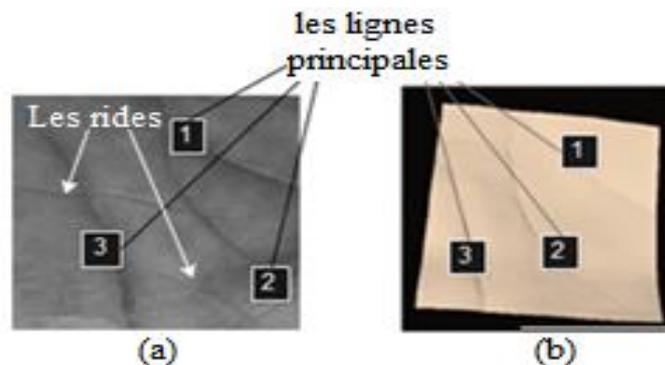


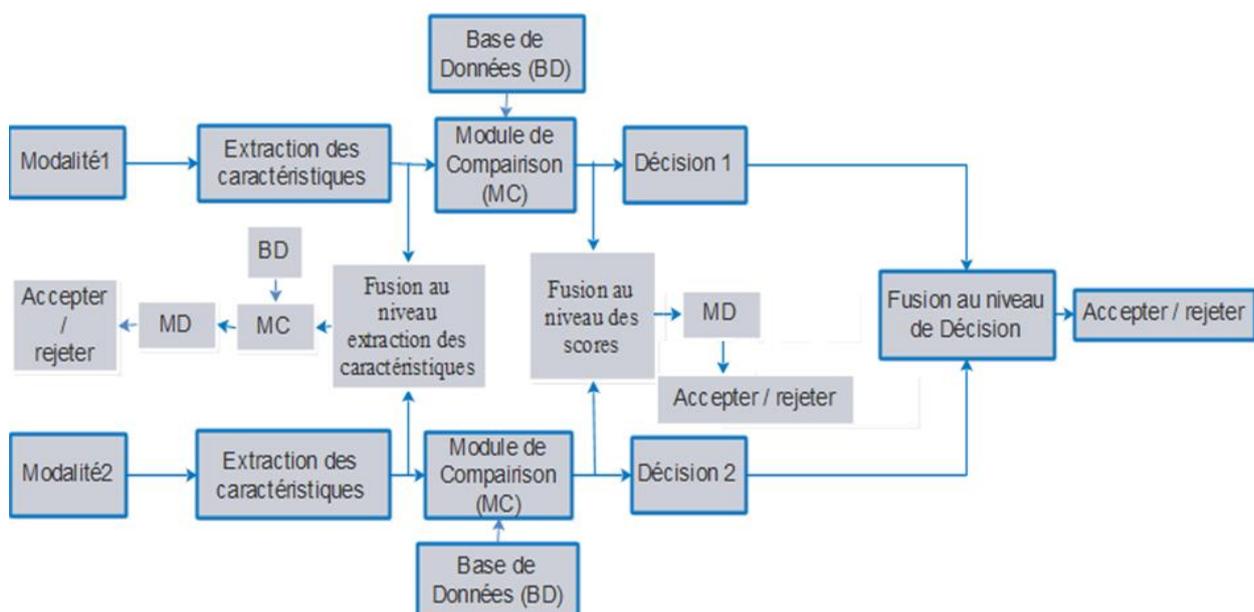
Figure 1.13 Empreinte palmaires : (a) 2D (b) 3D

Principalement, la palmprint a plusieurs avantages par rapport à d'autres modalités biométriques, y compris: 1) l'imagerie basse résolution (traitement plus rapide). 2) Elle n'exige généralement pas un grand coût de calcul 3) Elle atteint une précision significativement élevée. 4) peu de risque d'intrusion. Cependant, palmprint 2D a quelques inconvénients. Elle est vulnérable à la tromperie et au contournement par un imposteur. Par exemple, un imposteur peut accéder au système de reconnaissance palmprint 2D comme un véritable utilisateur à travers une fausse image biométrique. En outre, la capture d'images palmprints 2D peut influencer sur la forme d'information. Avec l'avènement dans les dispositifs d'acquisition 3D, la reconnaissance de palmprint 3D est

devenue une technique alternative prometteuse pour surmonter ces problèmes [29]. Le principal avantage de palamprint 3D est de conserver toute la forme de l'information sur l'empreinte de la paume et d'avoir une représentation réelle de palmprint.

## 1.6. Systèmes biométriques multimodaux

Certaines limites imposées par les systèmes biométriques uni-modaux peuvent être surmontés en incluant plusieurs sources d'informations (système multimodal) pour établir l'identité. L'utilisation des différentes modalités dans un système biométrique permet d'améliorer les performances par l'augmentation de l'exactitude du système et la diminution de l'erreur. Les systèmes biométriques uni-modaux ont un faible taux de reconnaissance par rapport à un système multimodal à cause du bruit introduit par le capteur ou du manque d'unicité due à des facteurs génétiques (deux frères ou père et frère), ce manque d'unicité augmente le taux de fausse acceptation (FAR) d'un système biométrique [32-33]. La clef du succès d'un système biométrique multimodal est la fusion de l'information. Cette dernière peut être faite à quatre niveaux différents : au niveau du capteur, au niveau de l'extraction de caractéristiques, au niveau des scores issue du module de comparaison et au niveau de la décision (voir **Figure 1.14**).



**Figure 1.14** Les différentes possibilités de la fusion d'informations

Plusieurs travaux ont montré que l'utilisation d'un système biométrique multimodal peut surmonter, les limitations possédées par un système biométrique monomodal simple et donner une meilleure exactitude [34-38].

### 1.7. Les applications de la biométrie

- 1) L'accès aux zones sensibles. L'utilisation d'un mot de passe et/ou un code PIN (personale identification number) qui peuvent être volés ou simplement oubliés influent sur le niveau de sécurité. Afin d'augmenter le niveau de sécurité, il est nécessaire de procéder à une authentification personnel forte. La vérification des caractéristiques biométriques permet de certifier qu'il s'agit bien de la bonne personne. Quelle que soit la technique utilisée les lecteurs biométriques, sont maintenant équipés d'interfaces permettant une intégration aisée aux systèmes de contrôle d'accès (**Figure 1.15**).
- 2) L'ouverture des équipements de communication telle que : Internet, micro-ordinateur, téléphone portable ou fixe, etc.
- 3) La pointeuse biométrique. Pour extraire les informations de chaque personne d'une façon rapide, mais avec condition que cette personne ait un fichier d'information dans la mémoire du système. Ce type de système a beaucoup d'application par exemple : restauration universitaire, la police pour reconnaître les gens qui ont des précédents judiciaires, ainsi que la force militaire utilisé pour pointage de présence quotidien (Voir **Figure 1.15**).
- 4) Le diagnostic médical : Certaines recherches ont porté sur le diagnostic médical se basant sur les changements des lignes principales de palmprint. Notamment, les théories de la médecine traditionnelle chinoise et de la médecine holographique [39] ont mentionné qu'il est possible de faire des consultations sur les patients en observant la paume de la main. De nombreux chercheurs ont confirmé ce point [39-42]. Jusqu'à présent, toutes les recherches sur le diagnostic du palmprint ont été effectuées manuellement, ce qui crée de nombreuses difficultés. Un travail de recherche plus approfondi devrait se concentrer sur le développement d'un système automatisé de diagnostic de la paume de la main.



Figure 1.15 Quelques applications de la biométrie

## 1.8. Evaluation d'un système biométrique

En biométrie, chaque système est en face de deux populations :

- 1) Les clients appartenant au système, ceux qui sont autorisés à pénétrer dans la zone protégée.
- 2) Les imposteurs n'appartenant pas au système, mais généralement qui essayent de rentrer.

Pour évaluer les performances d'un système biométrique plusieurs mesures sont employées :

- **FAR** : « *False Acceptance Rate* » c'est le taux de Fausses Acceptations: défini comme le nombre de Fausses Acceptations (FA) divisé par le nombre d'imposteurs dans la base  $N_i$ . FAR est calculé selon l'équation (1.1) :

$$FAR(T) = \frac{FA(T)}{N_i} \quad (1.1)$$

- **FRR** : « *False Reject Rate* » c'est le taux de Faux Rejetés indique le nombre de Faux Rejets (FR) divisé par le nombre de clients dans la base  $N_c$ . FRR est calculé par l'équation (1.2) :

$$FRR(T) = \frac{FR(T)}{N_c} \quad (1.2)$$

- **TER** : « *Total Error Rate* » c'est le taux d'erreur totale d'un système biométrique. Cette mesure est calculée par la relation suivante :

$$TER = FAR + FRR \quad (1.3)$$

- **HTER** : « *Half Total Error Rate* » c'est le taux d'erreur moyenne d'un système biométrique. Cette métrique est donnée par l'équation (1.4) :

$$HTER = \frac{FAR + FRR}{2} \quad (1.4)$$

- **L'EER** : « *Equal Error Rate* » c'est le taux d'erreur égale du système, qui correspond au taux d'erreur pour lequel FAR est égal à FRR.
- **GAR** : « *Genuine Accept Rate* » c'est le taux des véritables clients acceptés par le système biométrique. GAR est calculé par l'équation (1.5) :

$$GAR(T) = 1 - FRR(T) \quad (1.5)$$

La relation entre FAR et FRR et le seuil T sont montrés sur la **Figure 1.16 a**, où on constate que si on choisit le seuil T faible, le système laissera passer tous les gentils utilisateurs (clients), mais il laissera passer aussi les imposteurs facilement ce qui donne un système de faible sécurité. Et si on choisit le seuil T fort, le système bloquera les imposteurs mais malheureusement bloquera aussi quelques clients. Par conséquence FRR augmente avec le seuil contrairement au FAR qui diminue avec le seuil comme montre la **Figure 1.16 b**. Pour le mode vérification, dans ce travail nous fournissons des résultats sous forme d'EERs, des courbes dites DET «*Detection Error Trade-off curve*» et des courbes ROC «*Receiver Operating Characteristic*».

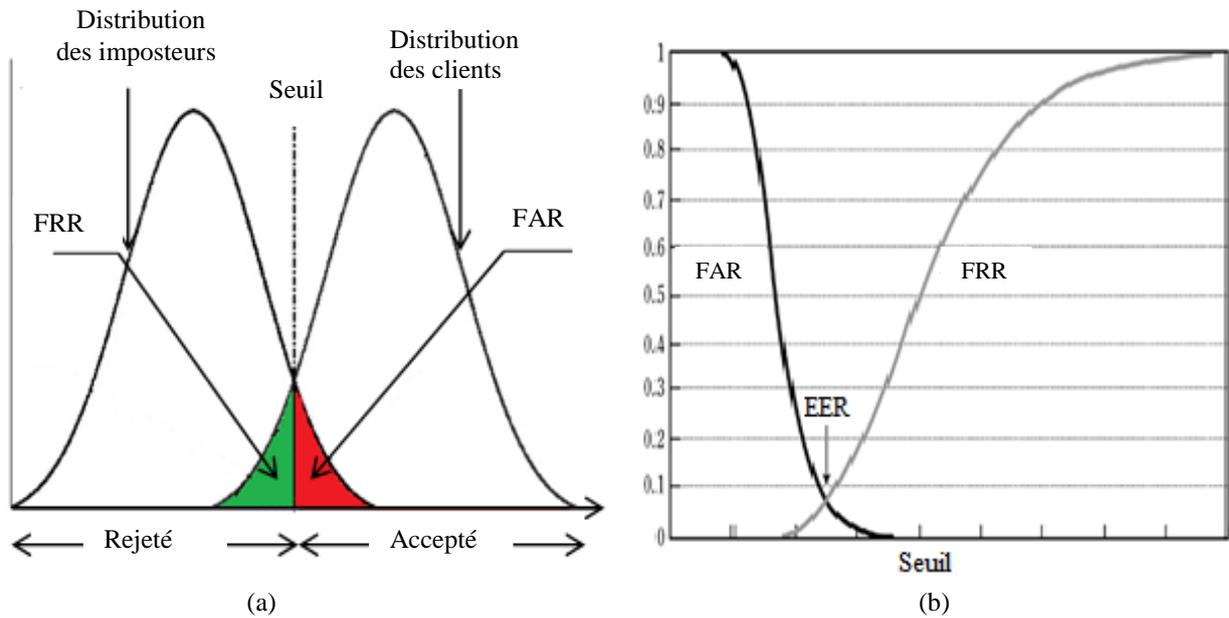


Figure 1.16 La relation entre FAR et FRR et le seuil T

La courbe DET est la liaison entre le FAR et le FRR pour différentes valeurs de seuil comme montre la **Figure 1.17 a**. La courbe ROC est la liaison entre le GAR et le FRR pour différentes valeurs de seuil comme le montre la **Figure 1.17 b**.

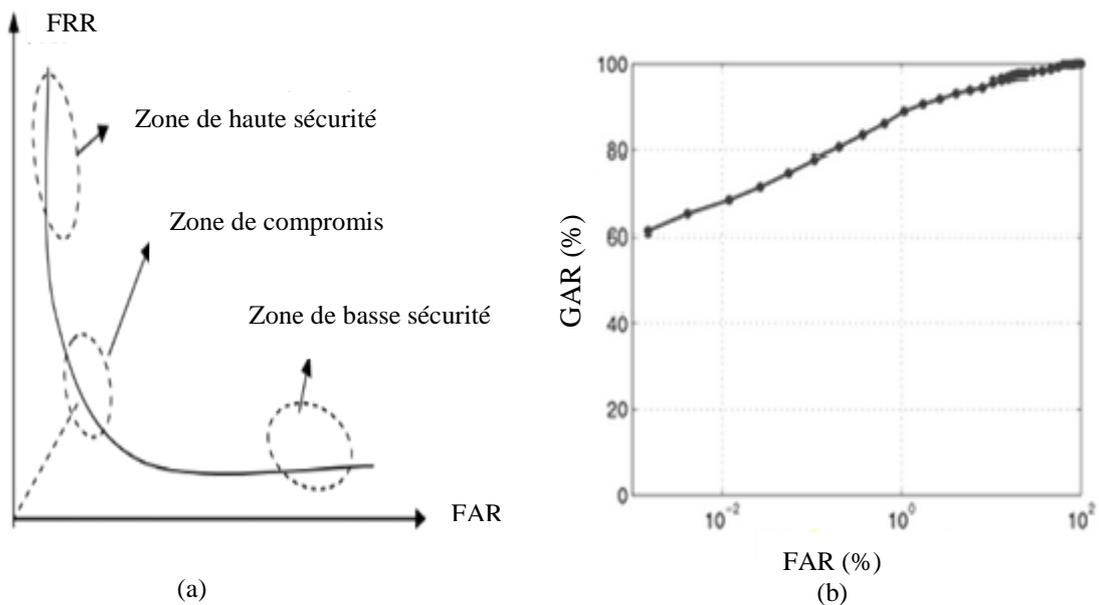
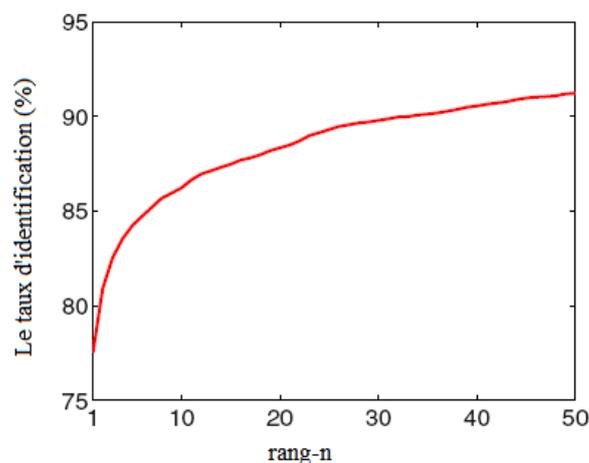


Figure 1.17 Courbes (a) DET (b) ROC

Pour le mode identification, toujours les résultats sont donnés sous forme d'un Taux d'identification de rang-1(Rank-1), et de courbes dites CMC «*Cumulative Match Characteristic*». Par exemple, si l'identité correcte d'un utilisateur correspond à la plus haute correspondance (score le plus élevé parmi tous les scores de N matchs), nous dirons que l'utilisateur a été identifié au premier rang. Le Rang-1 est calculé par:

$$\text{Rang} - 1 = \frac{N_i}{N} \cdot 100(\%) \quad (1.6)$$

Où  $N_i$  représente le nombre d'images attribuées avec succès à l'identité correcte (bien classées) et  $N$  représente le nombre total d'images essayant d'assigner une identité. Le taux d'identification de rang-n pour différentes valeurs de n peut être résumé en utilisant la courbe CMC (voir **Figure 1.18**). Où n varie de 1 à N. N est le nombre d'utilisateurs dans la base de données.



**Figure 1.18** La courbe CMC

## 1.9. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté quelques modalités biométriques avec leurs défis rencontrés dans les systèmes biométriques. Nous avons évoqué aussi les types et l'architecture d'un système biométrique avec leur application dans la vie réelle et enfin nous avons discuté l'évaluation d'un système biométrique. Dans le chapitre suivant, nous présentons un état de l'art sur les approches de la reconnaissance de palmprints (3D et 2D), palmprints multispectrales et l'empreinte de l'articulatoire de doigt (FKP).

## Description et état de l'art de la reconnaissance de palmprints et FKPs

2.1. Introduction.....	24
2.2. Palmprints .....	24
2.2.1. Les Caractéristiques de palmprint .....	24
2.2.1.1. Caractéristiques géométriques .....	24
2.2.1.2. Les lignes principales de palmprint .....	25
2.2.1.3. Les caractéristiques de rides .....	26
2.2.1.4. Points de référence .....	26
2.2.1.5. Les caractéristiques de minutie .....	26
2.2.2. Reconnaissance de palmprint 3D .....	27
2.2.2.1. Motivations de l'utilisation palmprint 3D .....	27
2.2.2.2. Acquisition des images de palmprints 3D .....	28
2.2.2.3. Algorithmes des représentations des images de palmprints 3D .....	28
2.2.3. Algorithmes d'extraction des caractéristiques et classification des images palmprints (2D et 3D).....	30
2.3. L'empreinte de l'articulation de doigt (FKP).....	32
2.3.1. Le dispositif d'acquisition des images FKPs.....	32
2.3.2. Motivation de la modalité FKP.....	33
2.3.3. Algorithmes d'extraction des caractéristiques et classification des images de FKP	34
2.4. Palmprints multispectrales .....	37
2.4.1. Le dispositif d'acquisition des images palmprints multispectrales.....	38
2.4.2. Algorithmes d'extraction des caractéristiques et classification des images de palmprints multispectrales.....	40
2.5. Conclusion .....	42

## 2.1. Introduction

Des recherches ont été menées durant ces années sur la reconnaissance de palmprints et FKP et où plusieurs problèmes relatifs à ce domaine ont été recensés. Ce chapitre présente un état de l'art sur les recherches présentées dans la littérature. Notamment nous décrivons en particulier les captures d'acquisitions, et les systèmes existants.

## 2.2. Palmprints

Palmprint désigne la surface interne de la paume de la main qui contient normalement 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 3<sup>e</sup> et 5<sup>e</sup> mois de grossesse [43] et les lignes superficielles apparaissent après notre naissance. Bien que les trois principales flexions soient génétiquement dépendantes, la plupart des autres plis ne sont pas identiques [44]. Même les jumeaux ont des images de palmprint différentes [44]. Ces données non génétiquement déterministes sont très utiles dans l'identification personnelle. Principalement, palmprint présente plusieurs avantages par rapport aux autres données biométriques, notamment:

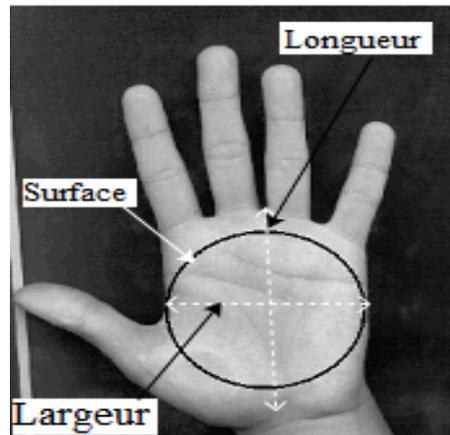
- ✓ L'image de palmprint a une basse résolution (traitement plus rapide).
- ✓ Généralement elle ne nécessite pas un grand coût de calcul.
- ✓ Elle atteint une exactitude élevée.
- ✓ Peu de risques d'intrusion.

### 2.2.1. 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 [45]. Ces catégories sont:

#### 2.2.1.1. Les caractéristiques géométriques

Ce sont les caractéristiques liées à la forme géométrique de la paume, telles que sa largeur, sa longueur et sa surface (**Figure 2.1**).

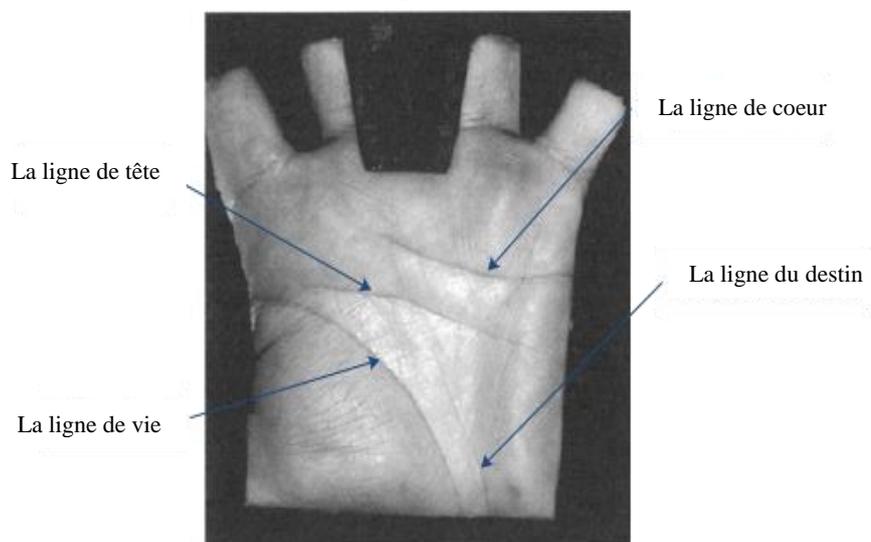


**Figure 2.1** Caractéristiques géométriques de palmprint

Ces caractéristiques sont faciles à collecter, même avec des appareils à faible résolution. Dans certains cas, ces caractéristiques sont considérées comme des concepts de la géométrie de la main et ne sont pas considérées comme palmprint typiques.

### 2.2.1.2. Les lignes principales de palmprint

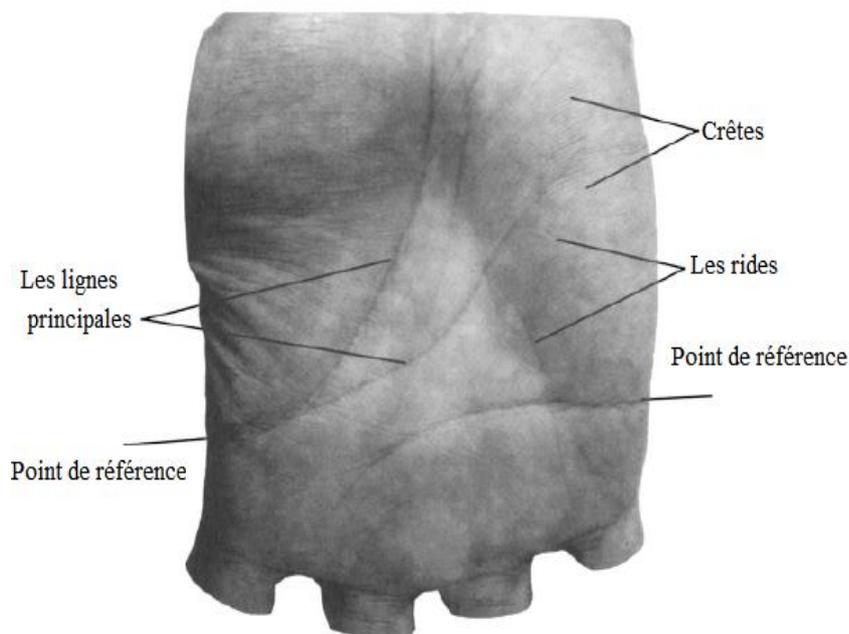
Quatre principales lignes (ou Plis de flexion) apparaissent sur la paume de la main de chaque personne. Ces caractéristiques sont importantes pour la reconnaissance de l'image palmprint car elles présentent une grande capacité de collecte et de permanence qu'elles peuvent être capturées par des appareils à faible résolution. Quatre différentes lignes principales de palmprint peuvent être définies : la ligne de coeur, la ligne de tête, la ligne de vie, et la ligne de destin (**Figure 2.2**).



**Figure 2.2** Les quatre principales lignes de l'image de palmprint [45]

### 2.2.1.3. 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 (**Figure 2.3**).



**Figure 2.3** : Les rides, les crêtes et les points de référence sur l'image de palmprint [45]

### 2.2.1.4. Points de référence

Deux points d'extrémités appelés points de référence sont obtenus par les lignes principales (voir la **Figure 2.3**). 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.

### 2.2.1.5. 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 (voir **Figure 2.4**)

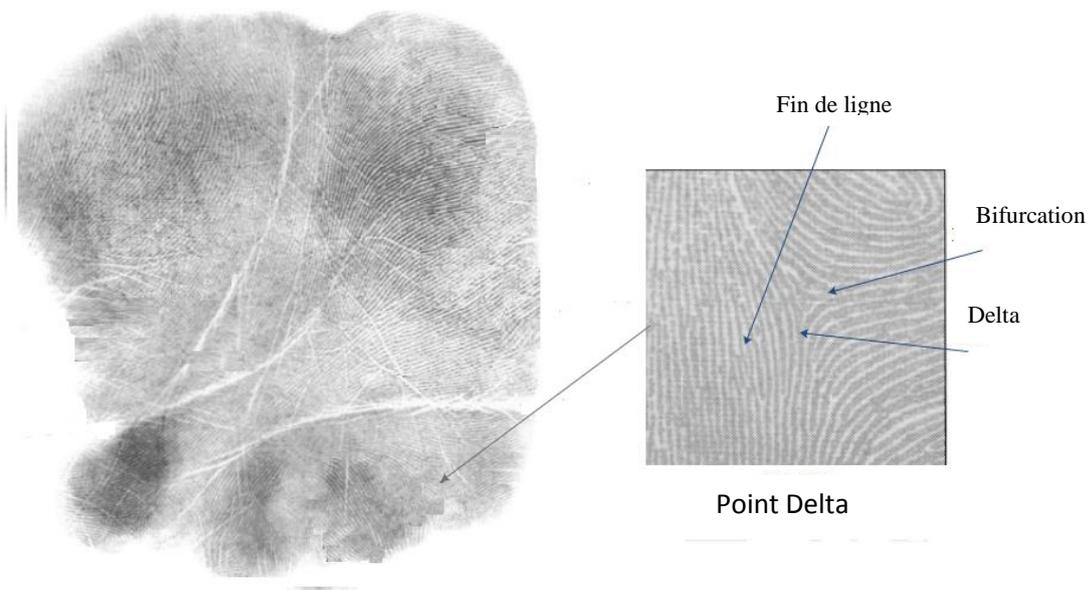


Figure 2.4. Minuties de palmprint

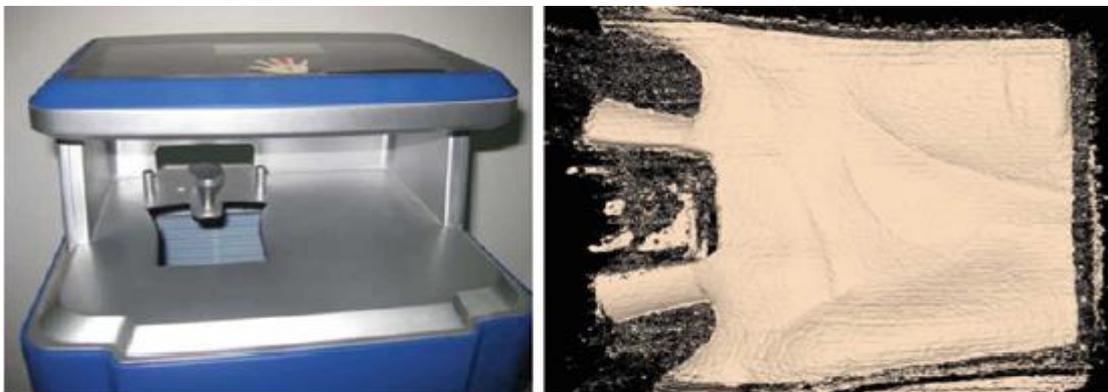
## 2.2.2. Reconnaissance de palmprint 3D

### 2.2.2.1. Motivations de l'utilisation de palmprint 3D

Palmprint 3D exploite l'information structurelle tridimensionnelle de la surface de la paume. Notamment la technique de l'imagerie à lumière structurée est utilisée pour acquérir les données tridimensionnelles de palmprint. Palmprint 3D contrairement au palmprint 2D ne peuvent pas être facilement falsifiées. De plus nombreuses informations de profondeur tridimensionnelles ne sont pas perdues dans le processus de traitement. En outre, de fortes variations d'illumination dans l'image de palmprint 2D posent des problèmes sur la reconnaissance palmprint 2D. Par conséquent, il y a un grand intérêt d'explorer de nouvelles techniques de reconnaissance de palmprint pour surmonter ces difficultés. Intuitivement, la reconnaissance de palmprint 3D est une bonne solution. De plus, la projection de la lumière laser sur la surface de la paume a une forte acceptabilité par les utilisateurs que celle sur le visage [46-48].

### 2.2.2.2. Acquisition des images de palmprints 3D

Des capteurs infrarouges sont utilisés pour détecter la présence de la main sur le dispositif d'acquisition. Il y a une cheville dans le dispositif développé servant de point de contrôle pour fixer la main. Quand une main est détectée, le périphérique projette plusieurs modèles lumineux (lumière structurée) [49]. La lumière réfléchiée est captée par une caméra CCD, puis une série d'images ont été collectées. Après un certain calcul, les informations de profondeur de surface 3D de l'objet sont obtenues. La **Figure 2.5** montre le système d'acquisition de palmprint 3D développé par le centre de recherches biométriques de l'université polytechnique de Hong Kong.



**Figure 2.5.** Dispositif d'acquisition d'images 3D basé sur la lumière et un exemple d'image de palmprint 3D [49]

### 2.2.2.3. Algorithmes de représentation des images de palmprints 3D

Plusieurs algorithmes dans la littérature ont été proposés pour améliorer et présenter les informations de profondeur de palmprint 3D en image 2D. La courbure moyenne MCI «*Mean Curvature Image*» et la courbure gaussienne GCI «*Gaussian Curvature Images*» de chaque nuage de points dans la région d'intérêt (ROI) de palmprint 3D sont alors calculées [49]. Pour minimiser la complexité de calcul et accélérer le processus de traitement, la courbure moyenne MCI et la courbure gaussienne GCI sont convertis à des images de niveau de gris. Les informations de profondeur «*Depth information*» dans palmprint 3D reflète la distance relative entre le plan de référence et chaque point dans l'objet. Soit  $p$  un point de la surface  $S$ , Considérons que toutes les courbes  $C_i$  sur  $S$  passent par le point  $p$ . Chaque courbe  $C_i$  aura une courbure associée  $K_i$  à  $p$ . Parmi ces

courbures  $K_i$ , il ya deux courbures  $K_1$  et  $K_2$  connues comme les principales courbures du point p sur la surface [49]. La courbure moyenne H et la courbure gaussienne K de p sont définies comme suit :

$$H = \frac{1}{2}(K_1 + K_2) \tag{2.1}$$

$$K = K_1 * K_2 \tag{2.2}$$

Pour une image palmprint 3D capturée, la MCI et la GCI sont calculées par l’algorithme dans [50], pour sa simplicité et son efficacité comme suit :

$$H = \frac{(1 + f_x^2)f_{yy} + (1 + f_y^2)f_{xx} - 2f_x f_y f_{xy}}{2(1 + f_x^2 + f_y^2)^{3/2}} \tag{2.3}$$

$$K = \frac{f_{xx}f_{yy} - f_{xy}^2}{(1 + f_x^2 + f_y^2)^2} \tag{2.4}$$

Où  $f_x$  et  $f_y$  sont les dérivées partielles d'ordre 1 et  $f_{xx}$ ,  $f_{yy}$  et  $f_{xy}$  sont les dérivées partielles d'ordre 2.

Les images de courbures H et K sont transformées en images des courbures  $\bar{H}$  et  $\bar{K}$  par les équations suivantes :

$$\bar{H}(i, j) = 0.5(H(i, j) - \mu)/(4\delta) + 0.5 \tag{2.5}$$

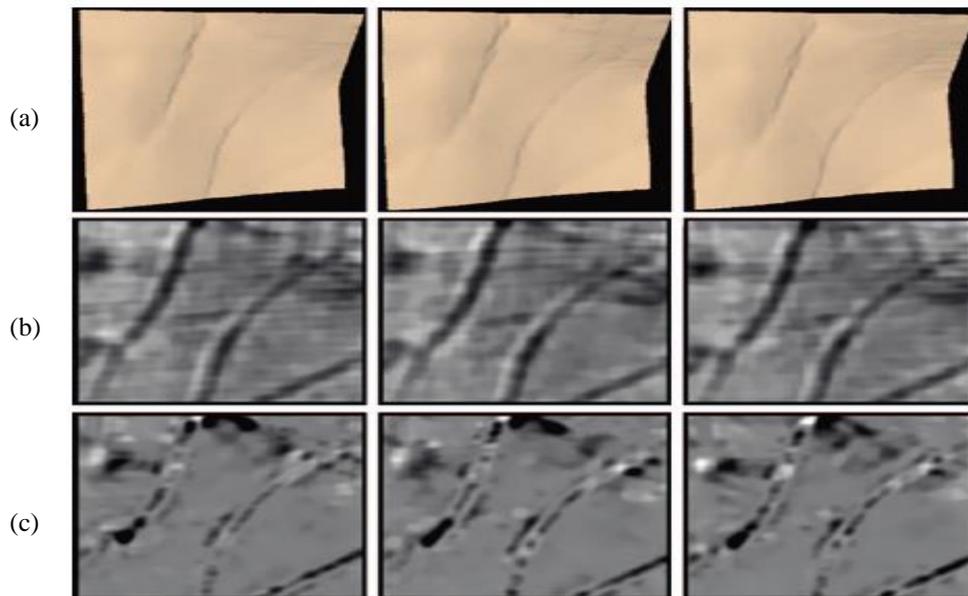
$$\bar{K}(i, j) = 0.5(K(i, j) - \mu)/(4\delta) + 0.5 \tag{2.6}$$

Où  $\mu$  et  $\delta$  sont la moyenne et l'écart-type de la courbure. Les valeurs des courbures seront normalisées dans l'intervalle [0,1] pour l’obtention des images de niveau de gris de 8 bits comme suit:

$$G_H(i, j) = \begin{cases} 0, & \bar{H}(i, j) \leq 0 \\ round(255 \times \bar{H}(i, j)), & 0 < \bar{H}(i, j) < 1 \\ 255, & \bar{H}(i, j) \geq 1 \end{cases} \tag{2.7}$$

$$G_K(i,j) = \begin{cases} 0, & \bar{K}(i,j) \leq 0 \\ \text{round}(255 \times \bar{K}(i,j)), & 0 < \bar{K}(i,j) < 1 \\ 255, & K(i,j) \geq 1 \end{cases} \quad (2.8)$$

$G_H(i,j)$  et  $G_K(i,j)$  sont respectivement les images MCI et GCI. **La Figure 2.6** illustre les images MCI et les images GCI de la même paume à différents moment.



**Figure 2.6** a) les ROI images de palmprints 3D. b) leurs images MCI. c) leurs images GCI

### 2.2.3. Algorithmes d'extraction de caractéristiques et classification des images palmprints (2D et 3D)

Zhang et al dans [50] avaient extrait une image de courbure moyenne (MCI), une image de courbure gaussienne (GCI) et une image type de surface ST «*surface type*» à partir de la région d'intérêt (ROI) de 3D palmprint. Ensuite, la distance de Hamming a été utilisée pour l'étape de comparaison. Dans [30], Li et al avaient extrait trois niveaux de caractéristiques de 2D et 3D palmprints, y compris les caractéristiques de forme, caractéristiques de la ligne principale, et les caractéristiques de texture. La méthode ICP «*Iterative Closest Point*» a été utilisée pour effectuer un raffinement d'alignement de la texture selon les lignes principales et la forme de la paume si nécessaire. Le raffinement d'alignement réduit considérablement la prolongation et les variations de rotation des

données de palmprint obtenues durant le processus d'acquisition. Dans [29], Li et al avaient proposé une autre approche, une fois que le MCI calculé à partir d'image ROI de palmprint 3D, les caractéristiques de ligne et d'orientation de MCI ont été fusionnés au niveau du score ou au niveau d'extraction des caractéristiques. Le vecteur final obtenu est utilisé pour l'étape de comparaison. Dans [48], Zhang et al avaient présenté un nouveau système d'authentification personnel qui exploite simultanément les informations de palmprints 2D et 3D. Pour comparer deux palmprints 3D, les courbures de surface ST sont calculées, puis la corrélation locale normalisée (LC) est ensuite utilisée pour l'étape de comparaison. Dans [51], Yang et al avaient utilisé la représentation d'indice de forme pour décrire la géométrie de ROI de palmprint 3D. Puis, la méthode LBP «*Local Binary Pattern*» et les filtres de Gabor avaient été appliqués sur la représentation d'indice de forme pour l'extraction de vecteurs caractéristiques. Ensuite, ces deux vecteurs caractéristiques ont finalement été fusionnés au niveau des scores. Dans [52], Cui propose un système de reconnaissance multimodal efficace qui exploite les caractéristiques des palmprints 2D et 3D. Également, la fusion se fait au niveau des scores. Les vecteurs caractéristiques de 2D et 3D sont obtenus par analyse de composantes principales (PCA) suivies d'une représentation TPTSR «*the two-phase test sample representation*». Meraoumia et al [53] ont combiné les informations de palmprints 2D et 3D afin de construire un système biométrique multimodal efficace basé sur la fusion au niveau des scores. Par conséquent, la PCA et la transformée d'ondelettes discrètes (DWT) ont été appliquées sur l'image de palmprint (2D ou 3D) pour l'extraction de caractéristiques avec un modèle de Markov caché (HMM) pour la modélisation des vecteurs caractéristiques. Zhang et al [54] avaient introduit un système d'identification de 3D palmprint. Premièrement, l'image de ROI palmprint 3D a été divisée en blocs uniformes et l'histogramme de type surface (ST) de chaque bloc a été extrait. Puis, les histogrammes de tous les blocs sont ensuite concaténés pour former un seul vecteur caractéristique. Enfin, la représentation collaborative (CR) avec régularisation et l1-norme ou L2-norme ont été utilisées pour la classification.

## 2.3.L'empreinte de l'articulation de doigt (FKP)

### 2.3.1. Le dispositif d'acquisition des images FKPs

Le module d'acquisition des images FKPs est composé d'un support de doigt, d'une source de lumière LED sous forme d'un anneau, d'une lentille, d'une caméra CCD et d'une carte d'acquisition. La source de lumière LED et la caméra CCD sont enfermés dans une boîte de sorte que l'éclairage soit presque constant. Un bloc basal et un bloc triangulaire sont utilisés pour fixer la position de l'articulation du doigt (voir **Figure 2.7**).

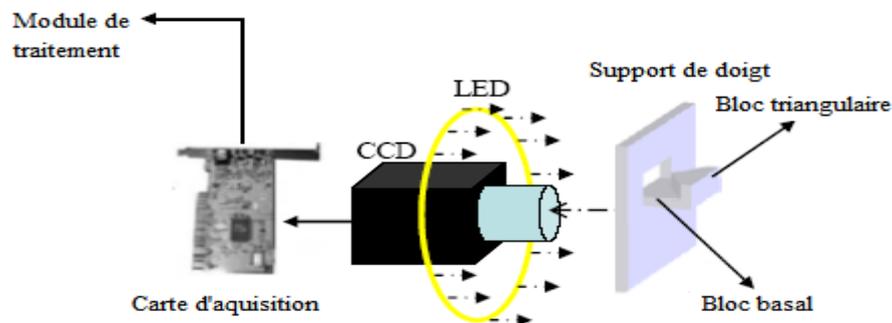
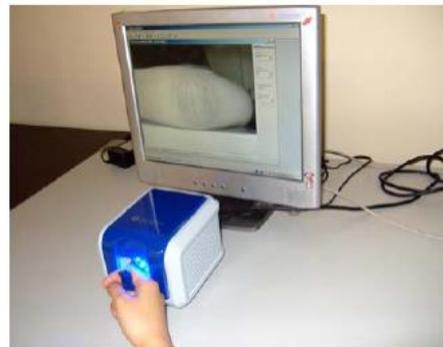


Figure 2. 7 La structure du module d'acquisition [55]

Dans acquisition de données, l'utilisateur peut facilement mettre son doigt sur le bloc basal en touchant les deux pentes du bloc triangulaire (voir **Figure 2.8**). Une telle conception vise à réduire les variations de position du doigt dans différentes sessions de capture.



(a)



(b)

Figure 2. 8 Dispositif d'acquisition de FKP [55]

Dès que, l'image est capturée elle est envoyée au module de traitement de données pour le prétraitement et l'extraction de caractéristiques. La taille des images FKPs acquises est de taille  $768 \times 576$  sous une résolution d'environ 400 dpi.

### 2.3.2. Motivation de la modalité FKP

Les systèmes de reconnaissance des personnes par FKP ont attiré l'attention considérable des chercheurs ces dernières années. FKP est un nouveau type de systèmes biométriques qui peut discriminer différents individus en fonction des lignes et des textures existantes dans la surface du doigt externe. Ces systèmes sont considérés comme une solution fiable, peu coûteuse et conviviale.

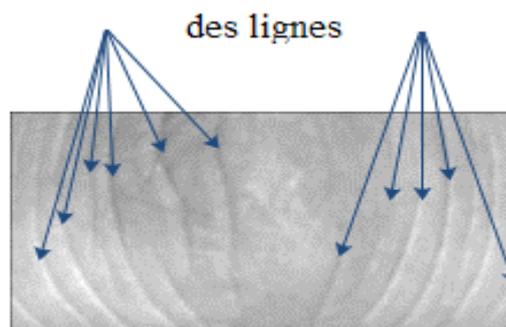


Figure 2.9. Exemple d'image FKP

Modalité FKP ont également plusieurs avantages par rapport aux autres modalités [55]:

- 1) Relativement stable et reste inchangée pendant la vie d'une personne
- 2) Acquisition relativement simple
- 3) Peu coûteuse
- 4) Aptitude à l'utilisation à l'intérieur comme à l'extérieur et peuvent même être utilisés dans des conditions météorologiques extrêmes et des conditions d'éclairage modestes.

Principalement la reconnaissance par FKP a été réalisée par deux tâches: (i) l'identification FKP et (ii) la vérification FKP. Cependant, le but principal de l'identification par FKP est de mettre une image de test FKP donnée dans l'un de plusieurs ensembles prédéfinis dans une base de données, alors que le processus de vérification FKP consiste à déterminer si deux images FKPs appartiennent à la même personne. En général, la phase de vérification FKP est plus difficile que celle de l'identification FKP parce qu'un seuil global a été nécessaire pour prendre une décision. La reconnaissance par FKP a joué un rôle majeur dans plusieurs domaines de sécurité en particulier les applications de commerce électronique, telles que le système de contrôle d'accès biométrique, la surveillance vidéo, la vérification dans les aéroports, les ordinateurs ou systèmes de dispositifs mobiles [55-66].

### 2.3.3. Algorithmes d'extraction de caractéristiques et classification des images de FKPs

Dans la littérature, plusieurs algorithmes de reconnaissance par FKPs ont été proposés et étudiés. Généralement, les méthodes d'extraction de caractéristiques des images de FKPs sont classées en trois types [55-69] : à savoir (i) les méthodes à base de modèles, (ii) les méthodes statistiques et (iii) les méthodes des sous-espaces. Les méthodes à base de modèles quantifient les caractéristiques de texture de l'image FKP à l'aide des modèles stochastiques tel que le HMM «*Hidden Markov Model*» et la GMM «*Gaussian mixture Model*». Dans les méthodes statistiques, la texture de l'image FKP est représentée par les paramètres qui sont liés à la distribution et à la relation entre les pixels de niveau de gris de l'image. Les méthodes de sous-espaces sont l'analyse par composantes principales (PCA), l'analyse discriminante linéaire (LDA) et l'analyse par composantes indépendantes (ICA), etc. Les coefficients de sous-espace sont considérés comme des caractéristiques.

Différentes mesures de distance et classificateurs sont utilisées pour comparer les caractéristiques. Zhang et al [55] avait introduit un système d'authentification des personnes par FKP basé sur une famille de filtres de Gabor. L'information d'amplitude et l'information d'orientation sont obtenues en utilisant les parties réelles et imaginaires

des filtres de Gabor. L'information d'amplitude et l'information d'orientation sont fusionnées pour obtenir le meilleur résultat. La distance angulaire est utilisée pour la classification. Guangwei et al [56] avait présenté une autre approche de l'authentification personnelle en utilisant un nouveau schéma d'intégration de l'orientation multiple et des informations de texture qui permettent d'améliorer la précision de vérification de FKP. Pour une image d'entrée FKP, les 6 réponses de filtrage de Gabor sont obtenues. Pour le vecteur caractéristique de l'orientation multiple. Chaque réponse de filtrage est directement codée en utilisant une technique de quantification basée sur le seuil d'image multi-niveaux. Pour l'extraction des caractéristiques de texture, l'opérateur LBP «*Local Binary Pattern*» est d'abord exécuté sur les réponses de filtrage de Gabor et la technique de quantification basée sur le seuil d'image à plusieurs niveaux est utilisée sur les réponses de la LBP. Pour l'étape de comparaison, les masques de fragilité, qui masquent les emplacements qui ont des petites réponses, sont incorporés pour une comparaison efficace. La fusion de score est utilisée pour obtenir le score final. El-Tarhouni et al. [57] avaient introduit une approche de reconnaissance personnelle basée sur les images de FKP. Dans cette approche, le descripteur (MSLBP) modèle binaire local à multi-échelles «*the Multi-scale Shift Binary Pattern*» a été utilisé pour définir l'ensemble des caractéristiques dans la première phase de reconnaissance. Après cela, la PCA est appliquée pour réduire la dimensionnalité des vecteurs caractéristiques. Enfin, la LDA est employée sur ce sous-espace pour obtenir une décision finale. Zeinali et al [58] avaient présenté un système de reconnaissance FKP basé sur la banque de filtres directionnels DFB en «*Directional Filter Bank*» pour l'extraction des caractéristiques. De plus, la LDA est utilisée pour réduire la dimensionnalité de ces vecteurs caractéristiques et la distance euclidienne pour la classification. Dans [59] Zhang et al avaient introduit une méthode dans laquelle le vecteur caractéristique de chaque image FKP est représenté par code hiérarchique. Ce code est généré en appliquant un signal monogénique à chacun des pixels de l'image FKP et la binarisation du signal est effectuée pour produire la sortie. Dans [60] yang et al avaient introduit un système où les filtres de Gabor avaient été utilisés pour l'extraction de caractéristiques puis la PCA et la méthode MMDA (multi-manifold discriminant analysis) avaient été utilisées pour la réduction de la dimensionnalité. La MMDA est basé sur l'apprentissage embarqué

graphique et sous l'analyse discriminante de Fisher. Dans [61] Morales et al proposèrent une approche dans laquelle le filtre de Gabor est utilisé pour améliorer l'image FKP puis l'algorithme SIFT «*scale invariant feature transform*» est appliqué pour extraction de vecteur caractéristique. Dans [62] Zhang et al, la transformée de Fourier basée sur le BLPOC «*band-limited phase only correlation*» a été utilisée pour l'extraction des coefficients qui sont considérés comme caractéristique globale d'image FKP. Dans [63] Zhang et al présentèrent une nouvelle méthode d'extraction de caractéristiques d'image FKP appelée LGIC «*local-global information combination*». LGIC combine l'information locale et l'information globale d'une image FKP. L'orientation locale a été prise comme caractéristique locale alors que les coefficients de la transformée de Fourier étaient considérés comme caractéristique globale. LGIC donne une précision très prometteuse pour la vérification FKP. Dans [64] Xiong et al utilisaient la méthode LGBP «*Local Gabor Binary Patterns* » pour l'identification des images de FKP. La LGBP proposée par Zhang et al. Dans [65] pour la reconnaissance faciale, dans laquelle les ondelettes de Gabor et la LBP sont combinées. Shariatmadar et al dans [66] proposèrent un nouveau schéma pour la reconnaissance des images FKP pour les deux modes identification et vérification. Chaque image ROI de FKP est divisée en plusieurs blocs et soumise à une famille de filtres de Gabor à partir desquels des motifs binaires sont générés et représentés sous forme d'histogrammes. La méthode de Bio-hashing est utilisée dans l'étape de comparaison entre les vecteurs de caractéristiques de la base de données et le vecteur de l'image d'entrée FKP. Hegde et al dans [67] caractérisèrent l'image FKP en utilisant la transformation de Radon. L'image FKP prétraitée est soumise à une la transformation de Radon et, à la suite de cette transformation les valeurs propres sont calculées. Dans [26] Zhang et al, trois caractéristiques locales sont extraites à savoir : la congruence de phase, l'orientation locale et la phase locale. Ces trois caractéristiques locales sont indépendantes l'une de l'autre et reflètent les différentes informations de l'image locale. Toutes sont calculées en utilisant un ensemble de paires de filtres en quadrature. Ces trois vecteurs caractéristiques sont fusionnés au niveau des scores pour atteindre la meilleure performance. De telles caractéristiques locales peuvent également être combinées avec des coefficients de transformée de Fourier, qui sont des caractéristiques globales. Shariatmadar et Faez [68] proposèrent d'abord un

système pour l'identification personnelle par FKP où au début, deux caractéristiques de chaque doigt (L'intensité du niveau de gris et ses transformées de Gabor) ont été extraites et fusionnées pour un système monomodal. Ensuite, la fusion de l'information de chaque doigt (LMF, LIF, RIF et RMF) (système multimodal) a été étudiée. D'autre part, les différentes combinaisons de deux, trois et quatre doigts ont été considérées à deux niveaux de fusion différents : au niveau des caractéristiques et au niveau des scores. La distance euclidienne a été utilisée pour la classification.

Shariatmadar et Faez [69] proposèrent un autre système pour l'identification et la vérification de l'identité basée sur FKP images. Une famille de filtres de Gabor a été utilisée pour l'extraction de caractéristiques de chaque doigt et alors la PCA a été appliquée pour la réduction de la dimension des vecteurs caractéristiques. La séparabilité entre les vecteurs caractéristiques a été réalisée par la LDA. Enfin, la distance euclidienne a été utilisée pour la classification.

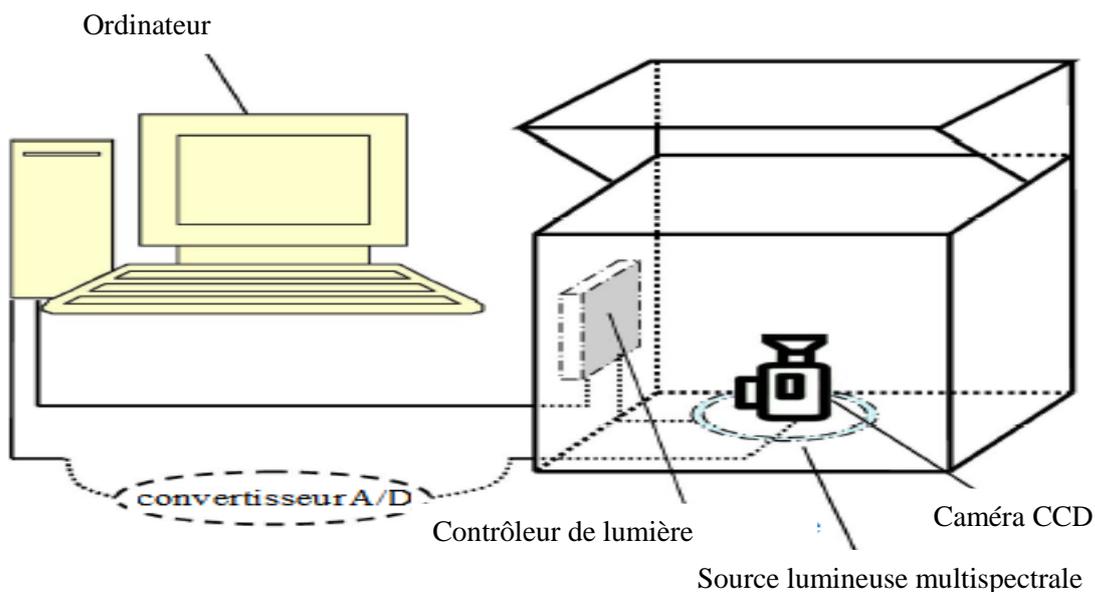
## 2.4. Palmprints multispectrales

La reconnaissance de palmprint multispectrale est une prometteuse technologie biométrique en raison de son caractéristique stable et unique. La richesse de l'information de texture en palmprint multispectrale offre l'un des moyens les plus importants pour la reconnaissance personnelle. En effet, la texture de palmprint multispectrale a plusieurs avantages, telle que : l'image à basse résolution, le faible coût, les caractéristiques structurelles stables et l'acceptation des utilisateurs élevés [70].

La palmprint multispectrale est largement utilisé dans la télédétection [71], l'imagerie médicale [72] et la machine de vision [73]. Plusieurs images peuvent être fournies dans une même scène mais avec des informations différentes (NIR, rouge, verte et bleue). Par conséquent, l'idée était d'utiliser l'information résultante dans ces images spectrales afin d'améliorer la performance du système de reconnaissance de palmprints multispectrales.

### 2.4.1. Dispositif d'acquisition des images palmprints multi-spectrales

La **Figure 2.10** représente la structure interne d'un dispositif d'acquisition d'image palmprint multi-spectrales. Ce dispositif se compose d'une caméra CCD à couplage de charge «*charge-coupled device*», d'un convertisseur A/D, d'une source lumineuse multi-spectrales, et d'un contrôleur de lumière. Une camera CCD est placé en bas de l'appareil. Le convertisseur A / D relie la CCD et l'ordinateur. Le contrôleur de lumière est utilisé pour le contrôle de la lumière multispectrale [73-74]. Le système peut capturer des images palmprint dans une résolution de  $352 \times 288$ . Un utilisateur est invité à mettre sa paume sur la plate-forme de l'appareil d'acquisition. Plusieurs piquets sont nécessaires pour fixer la main de l'utilisateur. La **Figure 2.11** représente la structure externe d'un dispositif d'acquisition d'image palmprint multispectrale. La **Figure 2.12** représente la plate-forme d'entrée du système montrant ainsi comment la paume de la main est fixée



**Figure 2.10** Structure interne d'un dispositif d'acquisition d'image palmprint multispectrale [75]



Figure 2.11 Structure externe d'un dispositif d'acquisition d'image palmprint multispectrale [75]

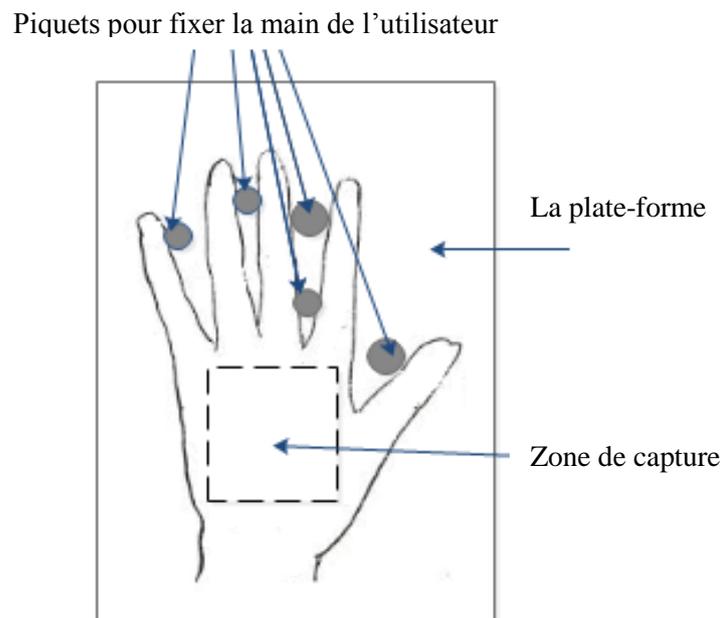


Figure 2.12 Plate-forme de fixation de la main

Quatre images de la paume sont recueillies avec quatre longueurs d'onde de lumières spectrales : NIR (880 nm), rouge (660 nm), vert (525 nm) et bleu (470 nm) [75]. Ces longueurs d'onde ont été choisies parce que différentes lumières peuvent pénétrer dans

différentes couches de la peau et pour améliorer différentes caractéristiques [76]. La commutation du temps entre les deux lumières consécutives est très courte, et les quatre images peuvent être capturées en très peu de temps (<1 s).

#### 2.4.2. Algorithmes d'extraction des caractéristiques et classification des images de palmprints multispectrales

La palmprint multispectrale est largement utilisée dans l'identification ou l'authentification personnelle pour une reconnaissance précise et robuste. Compte tenu d'une paire d'images multi-spectrales, l'objectif de l'authentification est de déterminer si elles proviennent ou non d'une même classe. La clé du succès du système biométrique est la fusion des informations. La fusion d'informations peut se faire à quatre niveaux différents: au niveau des capteurs, au niveau de l'extraction de caractéristiques, au niveau des scores et au niveau de la décision. Han et al [70] avaient proposé le premier système d'authentification de palmprint multispectrale en ligne. Un dispositif de capture multispectrale a été utilisé pour capter les images d'une même scène sous différentes lumières, y compris rouge, vert, bleu et infrarouge. La méthode de fusion à base d'ondelettes (trois niveaux de 'Haar') a été utilisée comme stratégie de fusion au niveau des données pour l'obtention d'une seule image (image de fusion). Le Compétitif code algorithm [74] a été appliqué sur l'image de fusion pour l'extraction de caractéristiques et la comparaison. La fusion d'images multispectrales à base d'ondelettes a donné un meilleur résultat que celui de l'utilisation des images multispectrales de chaque canal seul. Zhang et al [75] avaient présenté un autre système de l'authentification de palmprint multispectrale en ligne. Les images rouges, vertes, bleues et infrarouges sont captées en moins de 1 s, ce qui permet à ce système de répondre aux exigences d'une application en temps réel. Après l'extraction de caractéristiques de différentes bandes (rouge, verte, bleue et infrarouge, la fusion au niveau des scores de différentes Bandes a été utilisée pour intégrer les informations multi-spectrales. les résultats du système multimodal (la fusion au niveau des scores) sont meilleurs que ceux du système monomodal (chaque bande seule). Xu et al dans [76] proposèrent une autre approche pour la reconnaissance des palmprints multi-spectrales basée sur une matrice de

Quaternion. Ensuite, l'analyse par composante principale (PCA) et la transformée en ondelettes discrètes (DWT) ont été respectivement appliquées sur la matrice pour extraire les caractéristiques du palmprint et l'étape de classification se fait par le calcul de la distance euclidienne. El-Tarhouni et al [77] avaient introduit un nouveau système pour l'identification des images palmprints multispectrales. L'extraction de caractéristiques de chaque image de palmprint multispectrale se fait par deux algorithmes : le LBP-HF «*Local Binary Pattern Histogram Fourier Features*» et le filtre de Gabor. Les vecteurs obtenus sont fusionnés pour trouver un long vecteur caractéristique. L'algorithme SR-KDA en «*spectral regression kernel discriminant analysis*» a été appliqué sur tous les vecteurs caractéristiques des images palmprints multi-spectrales pour la réduction de la dimensionnalité. Enfin, la méthode des k plus proches voisins KNN «*k-nearest neighbor*» avec la distance euclidienne est utilisée pour la décision finale. Hao et al [78] ont utilisé diverses techniques de fusion d'image au niveau des pixels et la représentation OLOF «*Orthogonal Line Ordinal Feature*» pour la reconnaissance de palmprint multispectrale. La meilleure performance de reconnaissance a été obtenue lorsque la transformée en curvelettes a été utilisée pour la fusion des bandes. Dans [79] Khan et al, un système de vérification de palmprint multi spectrale basé sur l'algorithme du code de contour est proposé. Ici, les images de palmprint acquises dans six différentes bandes spectrales sont analysées de manière indépendante en utilisant cet algorithme avant d'effectuer la fusion au niveau des scores. Bounneche et al [80] ont présenté une nouvelle approche de reconnaissance de palmprint multispectrale. Un filtre de log-Gabor à multi-résolution (4 échelles et 6 orientations) a été utilisé pour l'extraction de caractéristiques où la carte caractéristique finale (feature map) est composée par des codes gagnants de la réponse de la banque de filtres les plus bas. Le processus de comparaison utilise une distance de Hamming de bit à bit et la divergence de Kullback-Leibler pour trouver l'intra et l'inter-similitude entre les cartes des caractéristiques de palmprint. Enfin, l'étape de la décision est réalisée à l'aide d'une fusion des scores générés à partir des différentes bandes spectrales. Cui.J [81] avait proposé un système de reconnaissance des images palmprint où la méthode IBLDA «*Image-Based Linear Discriminant Analysis*» a été utilisée pour l'extraction de

caractéristiques. Deux bandes sont fusionnées au niveau des caractéristiques puis la fusion au niveau des scores est utilisée pour la reconnaissance des palmprint.

## 2.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons analysé en détail les 3 modalités : palmprint, FKP et palmprints multispectrale. Nous avons discuté les types de dispositifs d'acquisitions et le rôle de chaque élément dans ces dispositifs. Egalement, nous avons parlé des différentes caractéristiques du palmprint (Caractéristiques géométriques, les lignes principales de palmprint, les caractéristiques de rides...). Finalement, les motivations d'utilisation de palmprints 3D dans les systèmes biométriques ont été données. En plus, la plupart des contributions agissant sur ces modalités existent dans la littérature pour le prétraitement, l'extraction de caractéristiques et la classification et ont été exposées en détail.

## Les algorithmes utilisés dans les systèmes biométriques

3.1. Introduction.....	44
3.2. Les algorithmes de prétraitement .....	44
3.2.1. Algorithme du Self-Quotient Image (SQI).....	44
3.2.2. Algorithme de l'adaptive single scale retinex (ASSR) .....	46
3.2.3. Le filtre DoG (Difference of Gaussians) .....	47
3.3. Les algorithmes extraction de caractéristiques .....	48
3.3.1. Les méthodes locales.....	48
3.3.1.1. Les filtres de Gabor .....	48
3.3.1.2. Filtres de Log-Gabor .....	51
3.3.1.3. Motif binaire local (LBP).....	52
3.3.1.4. Le Motif binaire local à trois patches (TPLBP).....	53
3.3.1.5. Binarized Statistical Image Features (BSIF) .....	55
3.3.1.6. Histogrammes d'orientation de Gradient (HOG) .....	57
3.3.2. Les méthodes basés les modèles .....	59
3.3.2.1. Modèle de Markov caché .....	59
3.3.2.2. Modelé multi Gaussian.....	61
3.3.3. Les méthodes globales .....	63
3.3.3.1. Les méthodes linaires.....	63
3.3.3.1.1. Analyse composant principale (PCA) .....	63
3.3.3.1.2. Analyse Discriminante Linéaire (LDA).....	68
3.3.3.2. Méthodes non-linéaires.....	69
3.3.4. Classifications .....	71
3.4. Conclusion .....	73

### 3.1. Introduction

Ce chapitre consiste à présenter les algorithmes utilisés dans les systèmes biométriques. Également, ces algorithmes se divisent en trois catégories : (i) les algorithmes de prétraitement, (ii) les algorithmes de classification et (iii) les algorithmes d'extraction de caractéristiques. Ces derniers sont classés en trois approches : (a) les algorithmes basés sur les approches locales (Filtres de Gabor, Filtres de Log-Gabor, LBP «*Local Binary Patterns*», TPLBP «*Three patch Local Binary Patterns*» et BSIF (*Binarized Statistical Image Features*).....) etc. (b) Les algorithmes basés sur les modèles, voir le modèle HMM «*Hidden Model Markov*» et Le modèle GMM «*Gaussian Mixture Model*». (c) Les algorithmes basés sur les approches globales appelés aussi algorithmes de projection qui sont de deux types, algorithmes linéaires comme PCA (*Principal Component Analysis*), LDA «*Linear Discriminate Analysis*», ICA «*Independent Component Analysis*». Et algorithmes non linéaires comme KPCA «*kernel Principal Component Analysis*».

### 3.2. Les algorithmes de prétraitement

#### 3.2.1. Algorithme du Self-Quotient Image (SQI)

L'algorithme SQI a été introduit par Wang et al [82] dans le domaine de la reconnaissance faciale. En général, une image  $I(x, y)$  à chaque point  $(x, y)$  donné comme :

$$I(x, y) = R(x, y) \cdot L(x, y) \quad (3.1)$$

Où  $R(x, y)$  et  $L(x, y)$  désignent les images de réflectance et d'illumination respectivement. À partir de l'équation 3.1, l'image de réflectance  $R(x, y)$  est donnée par :

$$R(x, y) = \frac{I(x, y)}{L(x, y)} \quad (3.2)$$

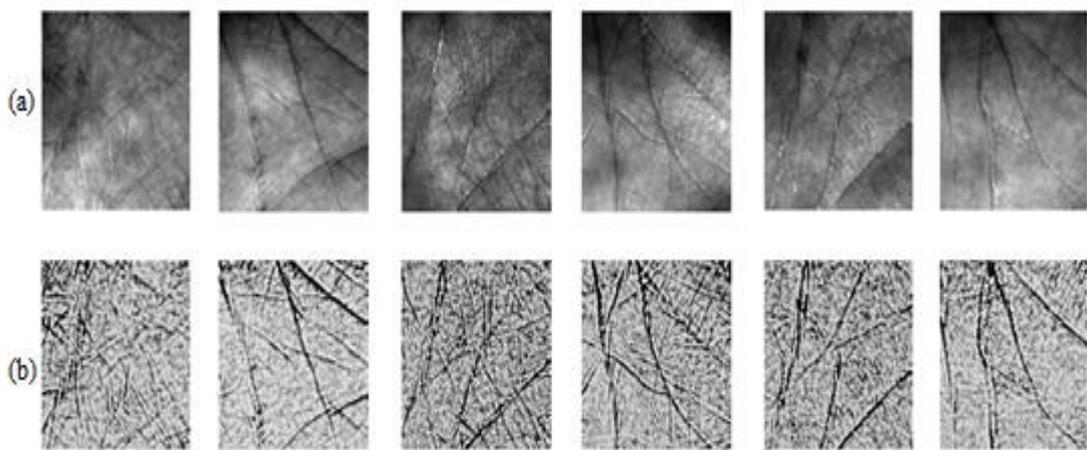
Étant donné que l'image de l'illumination peut être considérée comme la composante basse fréquence de l'image  $I(x, y)$ , elle peut alors être estimée comme suit :

$$L(x, y) \approx F(x, y) * I(x, y) \tag{3.3}$$

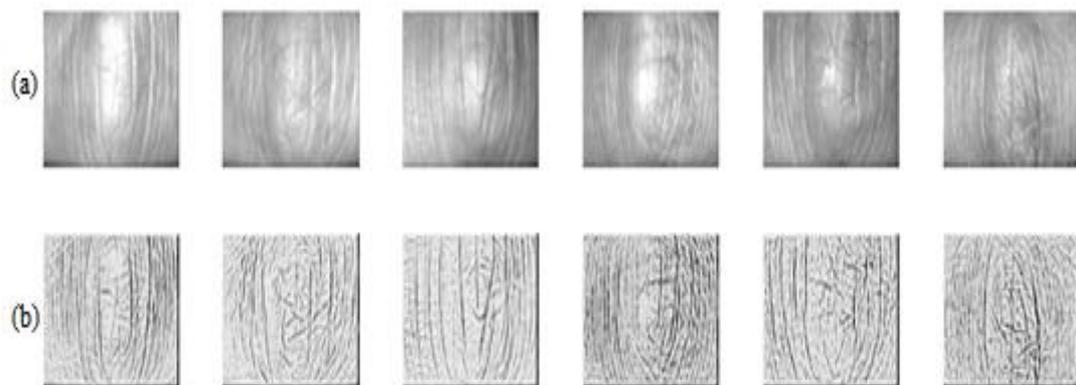
Où  $F(x, y)$  est un filtre gaussien avec l'écart type  $\sigma$  alors que  $*$  désigne l'opération de convolution. À partir des équations précédentes 3.2 et 3.3, l'image SQI  $Q(x, y)$  peut être calculée comme suit:

$$R(x, y) \approx Q(x, y) = \frac{I(x, y)}{F(x, y) * I(x, y)} \tag{3.4}$$

**Figure 3.1** et **Figure 3.2** représentent les images de palmprints et les images de FKPs avec leur reflectances images obtenus par SQI algorithme respectivement.



**Figure 3. 1** (a) Images de palmprints. (b) Leur réflectances image en utilisant algorithme de SQI



**Figure 3. 2** (a) Images de FKPs. (b) Leur réflectances images en utilisant algorithme de SQI

### 3.2.2. Algorithme de l'adaptive single scale retinex (ASSR)

Algorithme ASSR estime l'image de l'illumination par convolution itérative utilisant un masque de lissage  $3 \times 3$  pondéré par un coefficient en combinant deux mesures de la discontinuité d'illumination «*Spatial Gradient et Local Inhomogeneity*» [83]. Ceci à travers la nouvelle fonction de conductance appliquée à chaque pixel. L'illumination à l'itération  $(i+1)$  est donnée par l'équation 3.5:

$$L^{(i+1)}(x, y) = \frac{1}{N(x, y)} \sum_{K=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 L^{(i)}(x + K, y + j) W^{(i)}(x + K, y + j) \quad (3.5)$$

$$N^{(i)}(x, y) = \sum_{k=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 W^{(i)}(x+k, y+j) \quad (3.6)$$

$$W^{(i)}(x, y) = g(d^{(i)}(x, y)) \quad (3.7)$$

Où:  $N^{(i)}(x, y)$  et  $W^{(i)}(x, y)$  sont le facteur de normalisation et les poids du masque de convolution à l'itération  $i$  respectivement.  $d^{(i)}(x, y)$  est la fonction de discontinuité à chaque pixel  $(x, y)$  où leur niveau est déterminé par deux paramètres  $S$  et  $h$ , ces paramètres étant déterminés automatiquement [83]. Alors que,  $g$  représentent une nouvelle fonction de conduction. La sortie de réflectance  $R(x, y)$  est calculée comme suit:

$$R'(x, y) = \log(I(x, y) + 1) - \log(L^T(x, y) + 1) \quad (3.8)$$

$$R(x, y) = \frac{R'(x, y) - R'_{\min}}{R'_{\max} - R'_{\min}} \quad (3.9)$$

$R'_{\min}$  et  $R'_{\max}$  sont les valeurs maximales et minimales de  $R'(x, y)$  respectivement.  $T$  est le nombre maximal d'itérations. Les **Figure 3.3** et **Figure 3.4** représentent les images de palmprints et les images de FKPs avec leurs reflectances images obtenues par ASSR algorithme respectivement.

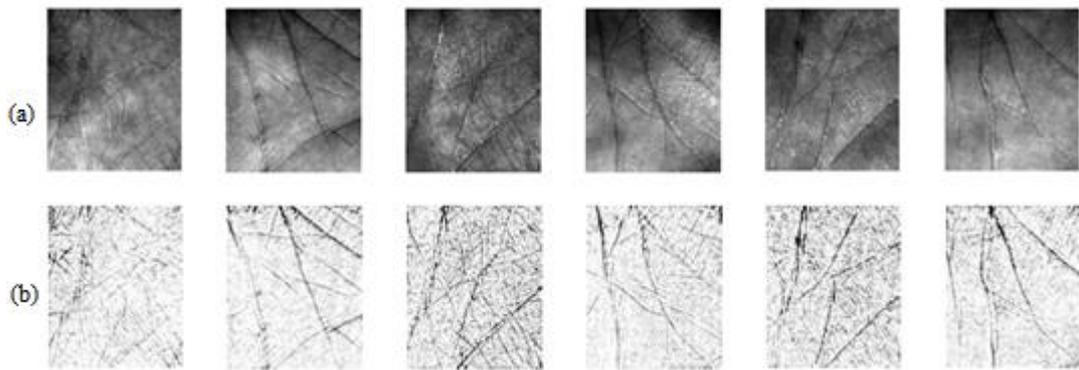


Figure 3. 3 (a) images de palmprints. (b) Leur reflectances images en utilisant algorithme de ASSR

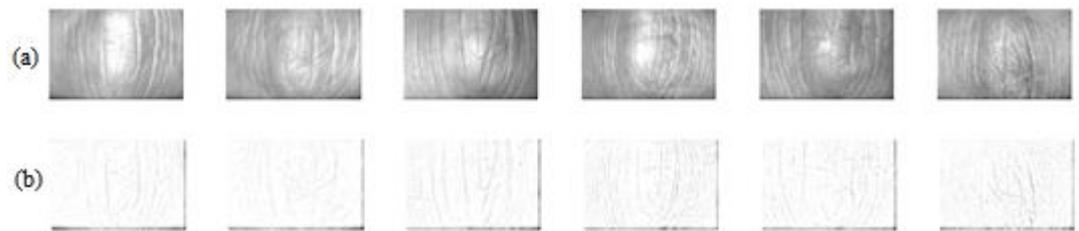


Figure 3. 4 (a) images de FKPs. (b) Leur reflectances images en utilisant algorithme de ASSR

### 3.2.3. Le filtre DoG (Difference of Gaussians)

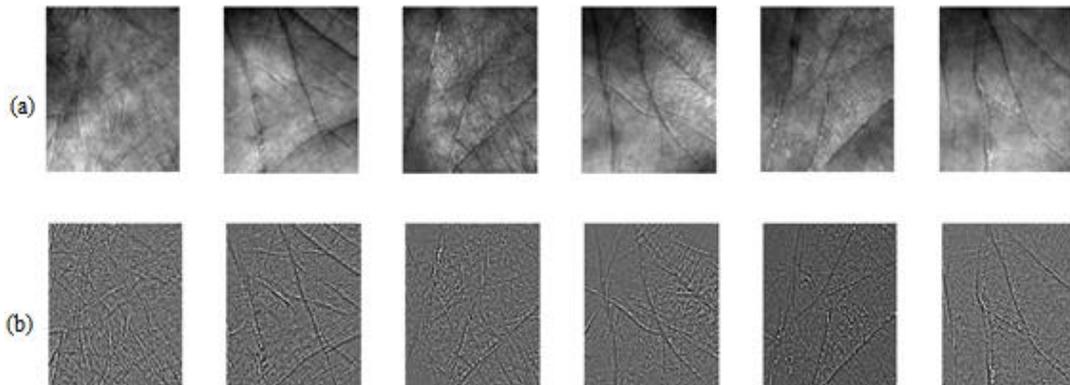
Le filtre DoG fonctionne Comme un filtre passe-bande [84]. Étant donnée,  $\sigma_L$  et  $\sigma_H$  définissent les basses et hautes fréquences respectivement. Ces fréquences de coupure dépendent de la qualité de l'image. Ici si la valeur de  $\sigma_L$  trop élevé entraînera la perte de l'information utiles car l'information se trouve principalement dans des basses fréquences. Cependant, les paramètres  $\sigma_L$  et  $\sigma_H$  sont choisis expérimentalement. L'image filtrée  $I_p(x, y)$  est traitée comme suit :

$$I_p(x, y) = DoG * I(x, y) \tag{3.10}$$

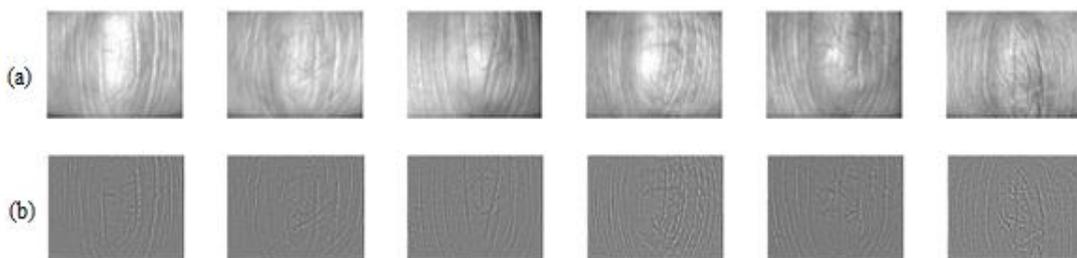
Le filtre DoG est calculé par l'équation (3.11):

$$DoG = \frac{1}{2\pi\sigma_L^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma_L^2}} - \frac{2}{2\pi\sigma_H^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma_H^2}} \tag{3.11}$$

Les **Figure 3.5** et **Figure 3.6** représentent les images de palmprints et les images de FKPs avec leur images filtrées obtenues par DoG algorithm respectivement.



**Figure 3. 5** (a) images de palmprints. (b) Leur images filtrées par un filtre DoG



**Figure 3. 6** (a) images de FKPs. (b) Leur images filtrées par un filtre DoG

### 3.3. Les algorithmes extraction de caractéristiques

#### 3.3.1. Les méthodes locales

##### 3.3.1.1. Les filtres de Gabor

Filtre de Gabor est un outil puissant pour l'extraction des caractéristiques appliqué sur les images d'une modalité biométrique. Cependant, plusieurs techniques de reconnaissance présentées dans la littérature exploitent ces filtres pour obtenir un système biométrique robuste et efficace [85-89]. Les filtres de Gabor sont capables de générer des informations à partir d'une image de texture à différentes échelles et sous différentes orientations. Généralement, le filtre de Gabor 2D dans le domaine spatial est défini par [87] :

$$H_{\mu,\nu} = \frac{f_{\mu}^2}{\pi n \lambda} \exp \left[ - \left( \frac{f_{\mu}^2}{n^2} \right) x_p^2 - \left( \frac{f_{\mu}^2}{\lambda^2} \right) y_p^2 \right] \exp(j2\pi x_p) \quad (3.12)$$

Où  $x_p = x \cos(\theta_v) + y \sin(\theta_v)$  et  $y_p = -x \sin(\theta_v) + y \cos(\theta_v)$ ,  $f_{\mu} = f_{\max} / 2^{\mu/2}$  et  $\theta_v = v\pi/8$ .

Comme nous pouvons le voir, le filtre de Gabor est réalisé par une modulation d'une onde sinusoidale (sinus / cosinus) de forme complexe par une fonction gaussienne du noyau dont la fréquence centrale et la fréquence maximale sont définies par  $f_{\mu}$  et  $f_{\max}$  respectivement.  $\theta_v$  est leur orientation.  $n$  et  $\lambda$  représentent la taille de l'enveloppe gaussienne selon l'axe x et l'axe y respectivement. Pour l'extraction des caractéristiques une famille des filtres de Gabor pour différentes échelles et sous différentes orientations ont été utilisée. Par exemple 40 filtres : 5 échelles ( $\mu=0,1,..4$ ) et 8 orientations ( $v=0,1, 2, \dots, 7$ ). Les réponses du banc de filtre de Gabor sont par la relation suivante:

$$IG_{\mu,\nu}(x, y) = I(x, y) * H_{\mu,\nu} \quad (3.13)$$

Où \* est le produit de la convolution et  $IG_{\mu,\nu}(x, y)$  les réponses (le résultat de la convolution). L'image  $IG_{\mu,\nu}(x, y)$  est un complexe structure qui peut être décomposé en une partie réelle et une partie imaginaire comme montre l'équation (3.14)

$$\begin{aligned} R_{\mu,\nu}(x, y) &= Real \left( IG_{\mu,\nu}(x, y) \right) \\ I_{\mu,\nu}(x, y) &= Im \left( IG_{\mu,\nu}(x, y) \right) \end{aligned} \quad (3.14)$$

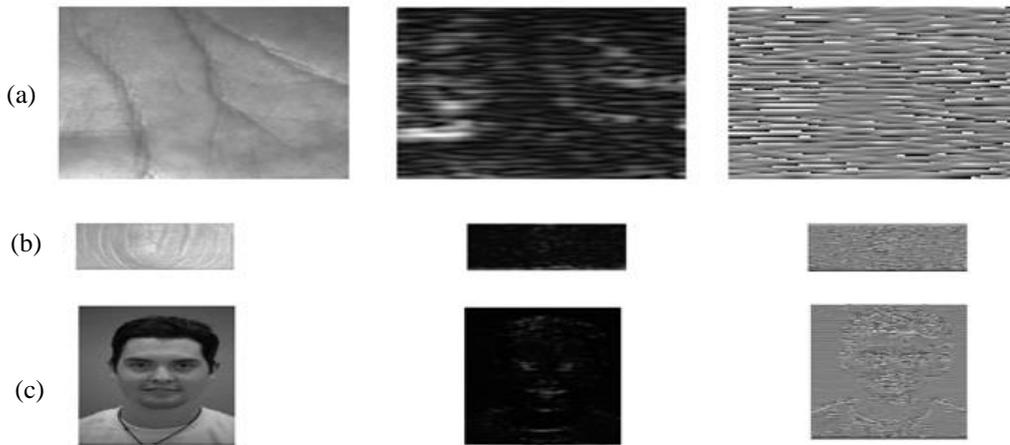
Donc l'amplitude et la phase seront calculées respectivement par :

$$A_{\mu,\nu}(x, y) = \sqrt{\left( R_{\mu,\nu}(x, y) \right)^2 + \left( I_{\mu,\nu}(x, y) \right)^2} \quad (3.15)$$

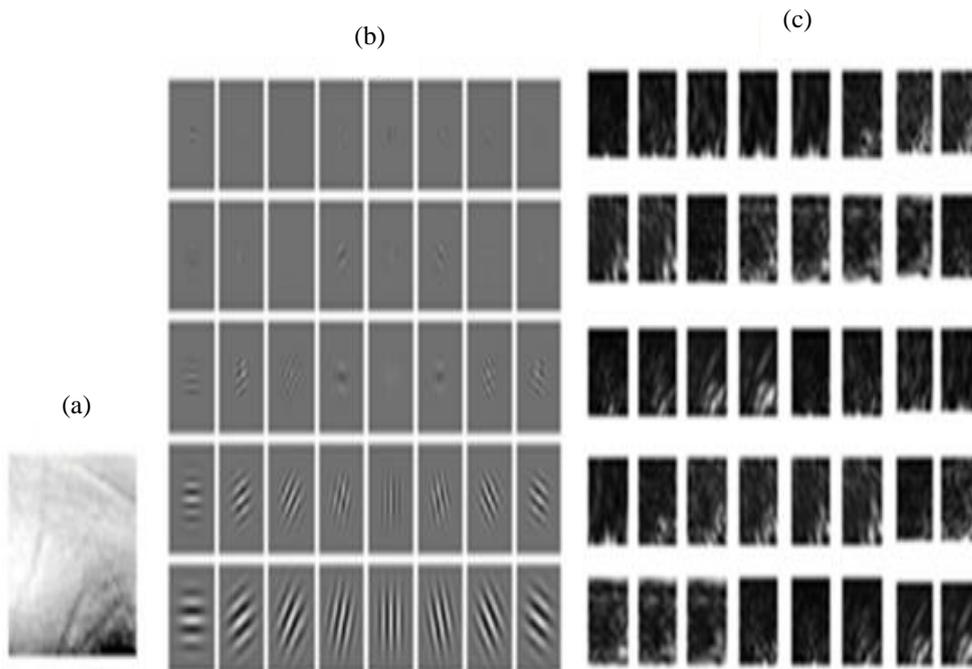
$$P_{\mu,\nu}(x, y) = \arctan \left( \frac{I_{\mu,\nu}(x, y)}{R_{\mu,\nu}(x, y)} \right) \quad (3.16)$$

La **Figure 3.7** montre quelques modalités biométriques avec les réponses en amplitude où sont présentées en 2<sup>eme</sup> colonne et les réponses en phases sont représentées en 3<sup>eme</sup> colonne. Les paramètres utilisés son orientation=90 et échelle=1. **Figure 3.8** montre

un exemple d'une image de palmprint filtrées par filtres de Gabor avec 8 orientations et 5 échelles. Après les réponses en amplitudes ont été calculées et représentées.



**Figure 3. 7** 1<sup>ère</sup> colonne les images originales. 2eme colonne les réponses en amplitude. 3 eme colonne les réponses en phase (orientation=90 et échelle=1)

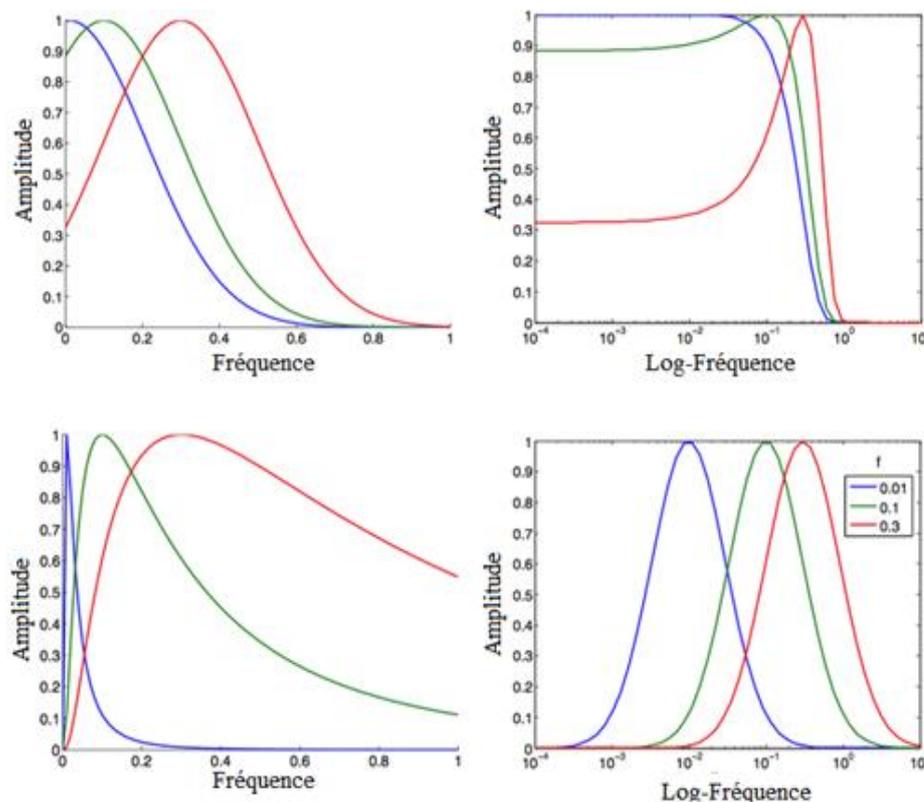


**Figure 3. 8** (a) exemple d'empreintes Palmaire. (b). filtres de Gabor (5 échelles et 8 orientations). (c) Les réponses des amplitudes de la convolution avec une famille de 40 filtres de Gabor

Plusieurs travaux ont été proposé dans la littérature qui exploite les informations complémentaires de l'amplitude et la phase ou l'amplitude et de la partie réelle afin d'obtenir un système de reconnaissance biométrique robuste [86-87].

### 3.3.1.2. Filtres de Log-Gabor

Bien que les filtres de Gabor montrent leur efficacité pour extraction de caractéristiques et l'analyse des images ces bancs de filtres présentent des inconvénients. Cependant, le fameux inconvénient connu par DC problème dans lequel le filtre symétrique aura une composante continue. Chaque fois le DC problème présente quand que la bande passante est plus grande qu'une octave. Les filtres de Gabor n'offrent pas des résultats optimaux si l'on recherche une large information spectrale avec une localisation spatiale maximale. Pour surmonter cette faiblesse, un filtre Log-Gabor proposé par Field [90] est utilisé pour éliminer la composante continue, ce filtre permet de produire des composantes continues nulles pour toute largeur de bande (voir **Figure 3.9**).



**Figure 3. 9** Différence dans le domaine fréquentiel entre les filtres Gabor et Log-Gabor [90]

Le filtre Log-Gabor peut être construit avec une bande passante arbitraire qui peut être optimisée pour produire un filtre avec une étendue spatiale minimale. La réponse en fréquence d'un filtre Log-Gabor est calculée par:

$$G(f) = \exp \left[ \frac{-\left(\log \left(\frac{f}{f_0}\right)^2\right)}{2 \left(\log \left(\frac{\sigma}{f_0}\right)^2\right)} \right] \quad (3.17)$$

Où  $f_0$  représente la fréquence centrale et  $\sigma$  donne la bande passante du filtre et le rapport  $\sigma/f_0$  devrait rester constant.

### 3.3.1.3. Motif binaire local (LBP)

L'opérateur d'analyse de la texture LBP, introduite par Ojala et al [91]. D'où le principe général est de comparer le niveau de gris d'un pixel avec les niveaux de ses voisins. Tous les voisins prendront une valeur 1 si leur valeur est supérieure ou égale au pixel courant et 0 si leur valeur est inférieure (Voir **Figure 3.10**). Les pixels de ce motif binaire sont alors multipliés par des poids et sommés afin d'obtenir un code LBP du pixel courant. LBP est un moyen puissant de description de texture et parmi ses propriétés dans des applications réelles sont ses discriminatives puissances, simplicité de calcul [91].

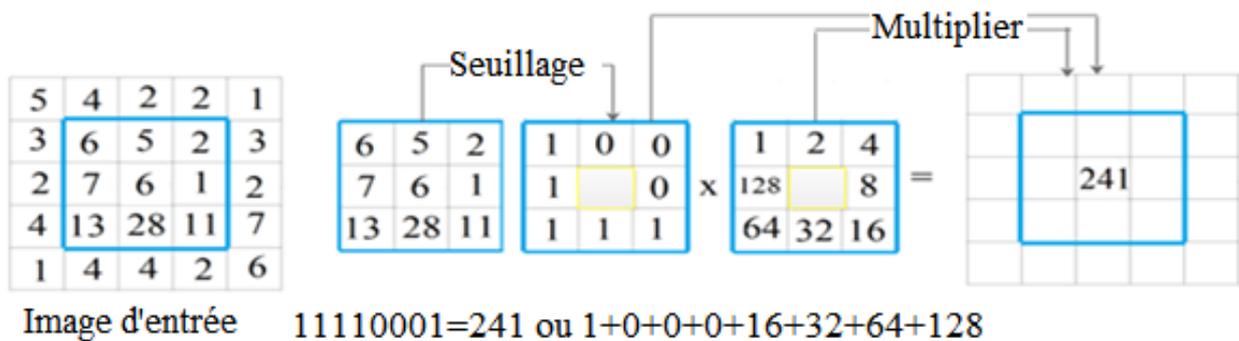


Figure 3. 10 Une illustration de LBP basique

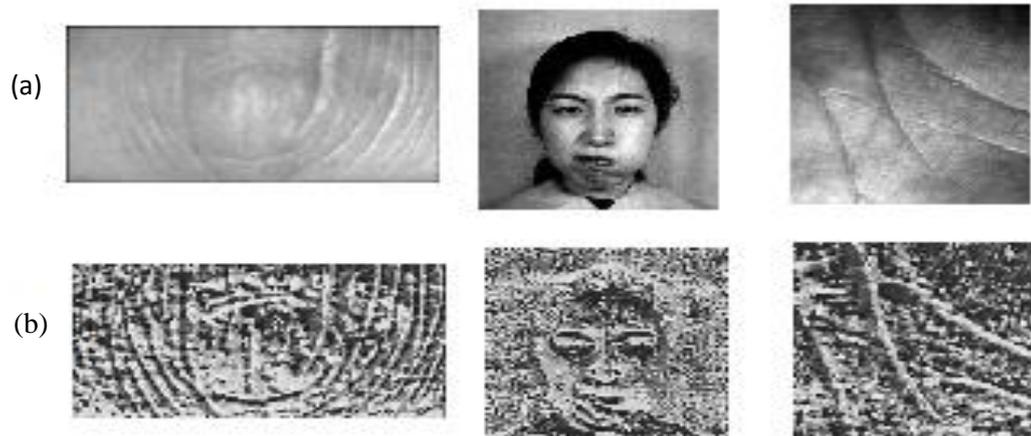
Soit  $g_c$  un pixel dans l'image d'entrée, ses  $p$  pixels voisins sont  $(g_0, g_1, \dots, g_{p-1})$ . La réponse LBP du pixel  $g_c$  est calculée comme suit :

$$LBP(x_c, y_c) = \sum_{i=0}^{p-1} f(x)(g_i - g_c) \cdot 2^i \quad (3.18)$$

Où  $f(x)$  est la fonction de seuillage, donnée par :

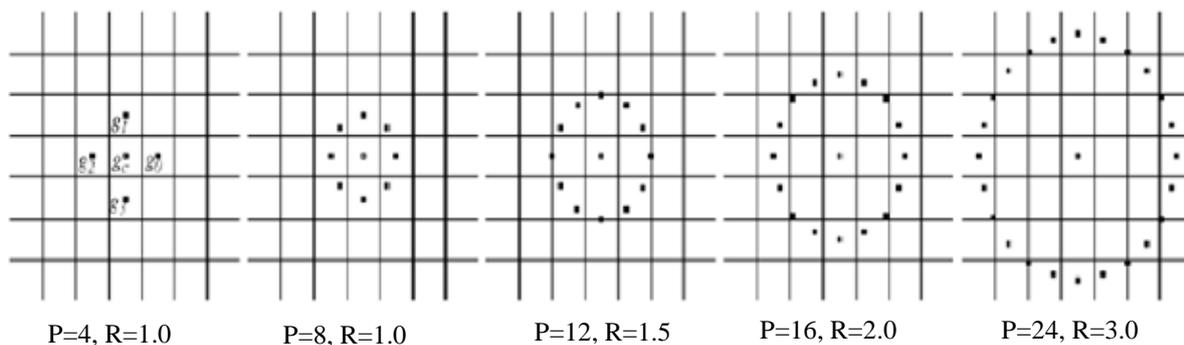
$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{si } x < 0 \end{cases} \quad (3.19)$$

La **Figure 3.11**. Montre un exemple de quelques modalités biométriques avec leurs images LBP en utilisant l'opérateur LBP basique.



**Figure 3. 11** Quelque modalité et leurs images LBP

LBP a été étendu ultérieurement basant sur des voisinages de taille différente (un voisinage de P pixels différentes c-à-dire différentes échelles) et la forme circulaire de rayon R [92] (Voir **Figure 3.12**).

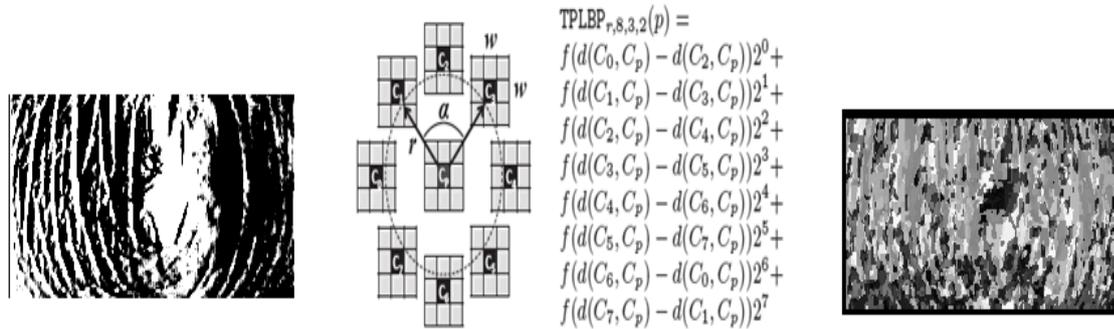


**Figure 3. 12** Exemples de d'opérateur LBPP.R. Source [92]

### 3.3.1.4. Le Motif binaire local à trois patches (TPLBP)

TPLBP est une autre approche pour décrire le LBP basé sur des patches. Le code TPLBP, proposé par Wolf et al [93]. Le TPLBP est calculé en comparant les valeurs de trois

patches pour produire une valeur d'un seul bit. Ce processus est répété pour chaque pixel. Comme le montre la **Figure 3.13**, chaque pixel d'une image a été étiqueté avec un code TPLBP en utilisant une fenêtre de taille  $w \times w$  centrée sur le pixel.



**Figure 3. 13** (a) l'image réelle FKP obtenue par filtre Log-Gabor. (b) le code TPLBP avec  $S=8$ ,  $w=3$ ,  $r=2$  et  $\alpha=2$ . (c) La représentation TPLBP d'une image réelle FKP

$S$  est le nombre total des fenêtres supplémentaires patches répartis uniformément dans un anneau de rayon  $R$ . Nous avons pris des paires de patches  $\alpha$  (le long du cercle) et nous avons comparé leurs valeurs avec celle du patch central. Le code final a  $S$  bits par pixel. Le code TPLBP à chaque pixel est défini comme suit:

$$TPLBP_{R,S,W,\alpha}(P) = \sum_{i=0}^{S-1} f(d(C_i, C_p) - d(C_{i+\alpha \bmod S}, C_p)) 2^i \quad (3.20)$$

Où  $C_p$  est le patch central. Alors que  $C_i$ ,  $C_{i+\alpha \bmod S}$  Sont deux patches le long de la bague. La fonction  $d$  représente toute fonction de distance entre deux patches et  $f$  est la fonction de seuillage donnée par:

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq \tau \\ 0 & \text{si } x < \tau \end{cases} \quad (3.21)$$

La valeur de  $\tau$  est légèrement supérieure à zéro pour assurer une certaine stabilité dans des régions uniformes [93]. Chaque image a été divisée en une grille de régions non chevauchantes (par exemple :  $15 \times 15$  Grilles) et l'histogramme de chaque code binaire a été calculé pour chaque région. Chacun de ces histogrammes a été normalisés à la longueur de l'unité; leurs valeurs ont été tronquées à 0.2, puis normalisés de nouveau à

la longueur unitaire. Finalement, l'image est représentée par ces histogrammes concaténés en un seul vecteur.

### 3.3.1.5. Binarized Statistical Image Features (BSIF)

BSIF est un descripteur local récent pour reconnaître des textures. BSIF descripteur a été mentionné pour la première fois par J. Kannala et E. Rahtu en 2012 [94]. Ce descripteur est basé sur un ensemble de filtres linéaires de taille fixe. BSIF filtre une image donnée  $I$  de taille  $N \times N$  pixels avec un ensemble de filtres  $\varphi_i^{N \times N}$  alors les réponses  $r_i$  sont binarisées. J. Kannala et E Rahtu utilisent un ensemble des images naturelles (c-à-dire-appliqué les concepts introduites dans [95]) (voir **Figure 3.14**) pour former un ensemble des filtres  $\varphi_i^{N \times N}$ , ces filtres sont estimés en maximisant l'indépendance statistique des réponses  $r_i$  par ICA. Également, nous avons utilisé les filtres open-source [94] qui sont appris à partir de 13 images naturelles différentes [95]. La réponse du filtre est obtenue comme suit:



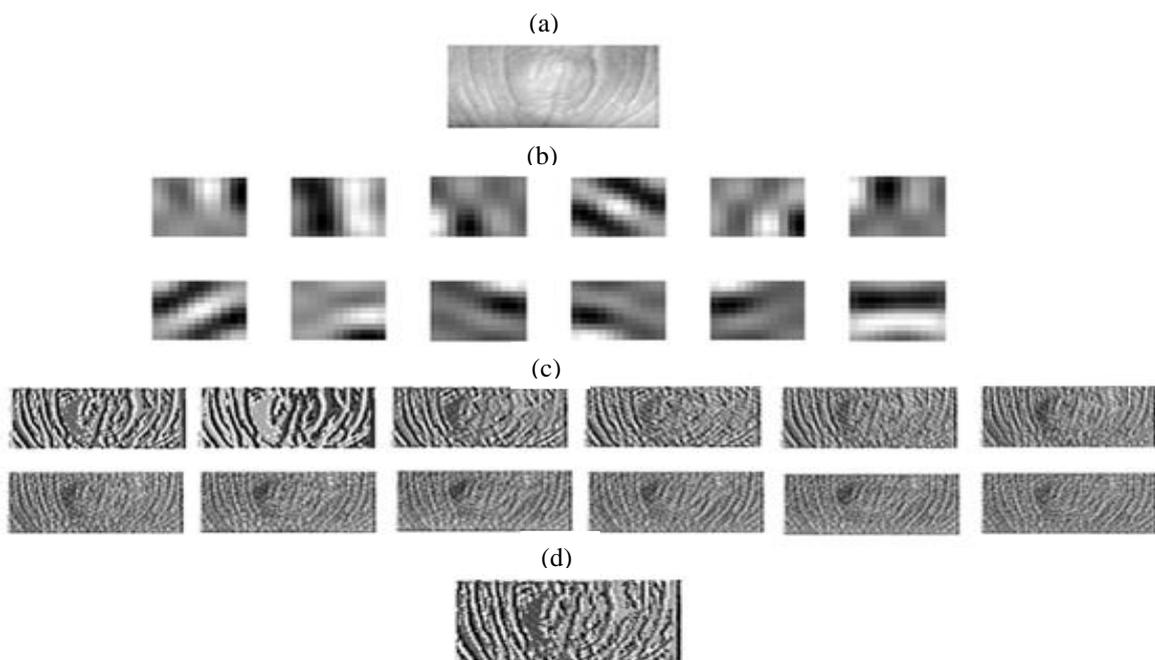
**Figure 3. 14** : Les 13 images naturelles utilisées pour l'apprentissage des filtres dans le descripteur BSIF [96]

$$r_i = \sum_{x,y} \varphi_i^{N \times N}(x,y) I(x,y) \tag{3.22}$$

Où  $\varphi_i^{N \times N}$  est un filtre linéaire de taille N et  $i = \{1, 2, \dots, n\}$  indique le nombre de filtres statistiquement indépendants dont la réponse peut être calculée ensemble et binarisée pour obtenir la chaîne binaire comme suit :

$$b_i = \begin{cases} 1 & \text{si } r_i > 0 \\ 0 & \text{si } r_i \leq 0 \end{cases} \tag{3.23}$$

Enfin, les fonctions BSIF sont extraites comme l'histogramme des codes binaires de chaque pixel. BSIF caractérise efficacement les composants de texture de l'image. Il existe deux facteurs importants dans le descripteur BSIF: la taille du filtre N et n la longueur du filtre. L'image et l'image filtrée par BSIF correspondantes sont représentées sur la **Figure 3.15**. La **Figure 3.15.a** indique un exemple d'image FKP. La **Figure 3.15.b** représente le filtre BSIF de taille 11x11 et de longueur 12. La **Figure 3.15.c** montre les résultats de la convolution de l'image FKP avec un filtre BSIF. La **Figure 3.15.d** montre image filtrée par BSIF filtre.



**Figure 3.15** (a) Exemple d'image FKP. (b) Filtre BSIF de taille 11x11 et de longueur 12. (c) Les résultats de la convolution de l'image FKP avec un filtre BSIF. (d) Image finale FKP filtrée par BSIF filtre.

### 3.3.1.6. Histogrammes d'orientation de Gradient (HOG)

HOG en anglais «*Histogram of Oriented Gradient* » est un descripteur très puissant proposé par N. Dalal et al dans [97], a été initialement développé pour la détection humaine, mais plus tard il est étendu et appliqué à de nombreux autres problèmes de vision par ordinateur [98]. HOG décrit l'aspect et la forme locale de l'objet dans une image en utilisant la distribution des gradients. Le vecteur caractéristique d'une image  $I(x, y)$  par la technique HOG est obtenu par la procédure suivante :

**Etape 1:** Diviser l'image  $I(x, y)$  en  $N$  cellules régulières ( $N$  petites régions) et des blocs. Les valeurs de gradient sont calculées pour chaque pixel en utilisant un filtre dérivatif 1-D centré, dans les directions horizontales et verticales. Pour cela les masques suivants sont utilisés:

$$D_x = [-1 \quad 0 \quad 1] \quad (3.24)$$

$$D_y = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix} \quad (3.25)$$

$$\begin{cases} G_x(x, y) = I(x, y) * D_x \\ G_y(x, y) = I(x, y) * D_y \end{cases} \quad (3.26)$$

**Etape 2:** L'amplitude et l'orientation de gradient à chaque pixel  $(x, y)$ , sont calculées en utilisant les équations. (3.27) et (3.28), respectivement [97-98].

$$|G(x, y)| = \sqrt{G_x(x, y)^2 + G_y(x, y)^2} \quad (3.27)$$

$$\alpha(x, y) = \arctan\left(\frac{G_y(x, y)}{G_x(x, y)}\right) \quad (3.28)$$

$G_x(x, y)$  et  $G_y(x, y)$  sont le gradient horizontal et le gradient vertical, au pixel  $(x, y)$ , respectivement.

**Étape 3:** L'histogramme de l'orientation du gradient à l'intérieur de chaque cellule est calculé par quantification Gradients non signés à chaque pixel en 12 canaux (bins) orientations. Les histogrammes sont uniformes de 0 à 180° (cas non signé) ou de 0 à 360° (cas signé).

**Étape 4:** Le vecteur caractéristique pour chaque cellule est normalisé en utilisant des vecteurs dans leurs blocs respectifs. Dans ce travail nous utilisons la méthode de L2-norme pour la normalisation des blocs, le facteur de normalisation est calculé à l'aide de l'équation. (3.29).

$$v_n = \frac{v}{\sqrt{\|v\|_2^2 + \epsilon^2}} \quad (3.29)$$

Où  $v$  est le vecteur non normalisé contenant tous les histogrammes dans un bloc,  $\|v\|_2$  est la L2-norme du vecteur descripteur, et  $\epsilon$  est une petite constante [97-99]. Il existe d'autres facteurs de normalisation comme L1-norme qui est alors défini par:

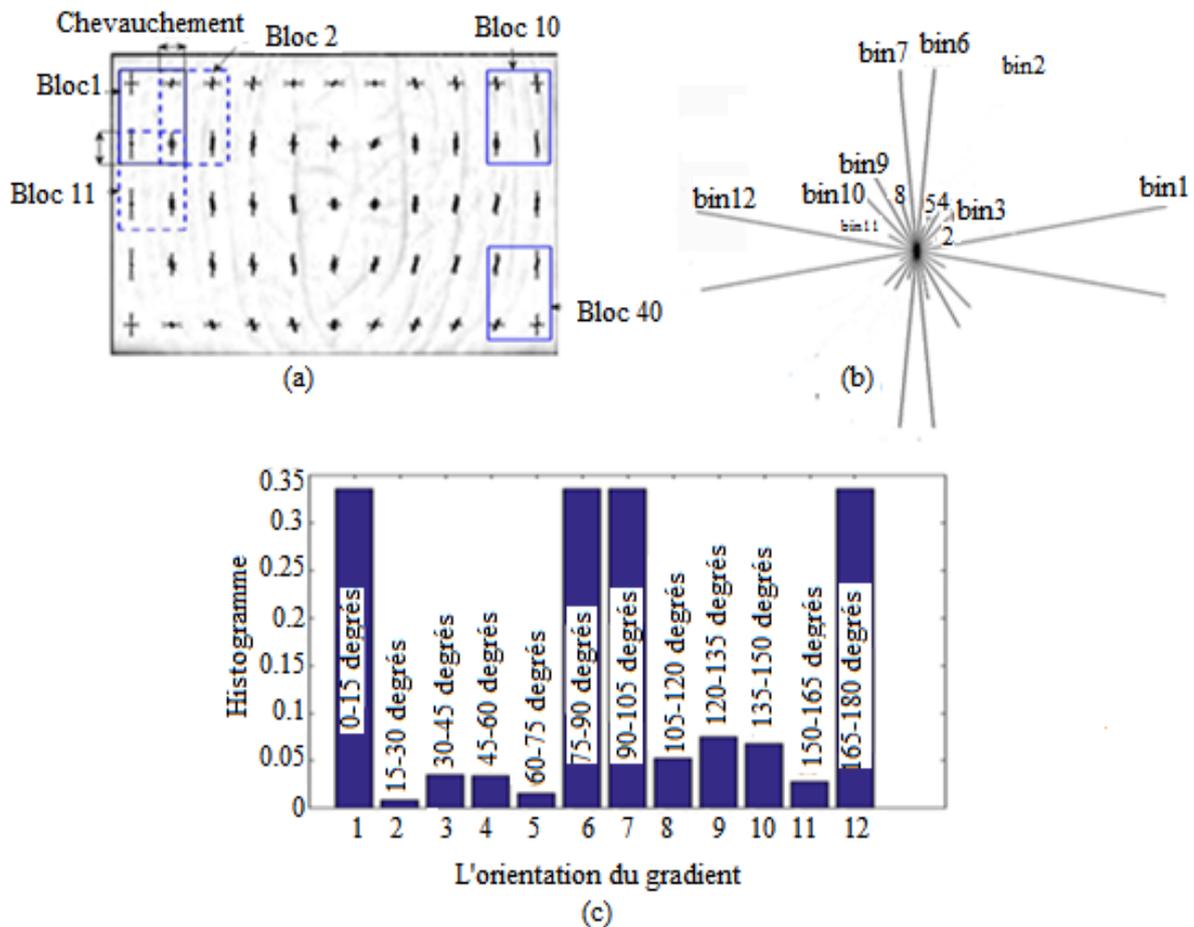
$$v_n = \frac{v}{\sqrt{\|v\|_1 + \epsilon^2}} \quad (3.30)$$

L2-norme donne de bons résultats par rapport à L1-norme, mais toutefois bien meilleurs que l'absence de normalisation [97].

**Étape 5:** Le vecteur caractéristique de chaque bloc  $(c)$  est formé en concaténant les vecteurs d'histogramme de toutes les cellules dans le bloc. A la fin le vecteur caractéristique HOG est formé en concaténant les vecteurs de caractéristiques des tous les blocs pour une image donnée.

Par exemple pour une image FKP de size 110x220 pixels, avec la taille de chaque cellule est 20 x 20 pixels et une taille de bloc est 2 x 2 cellules. Donc, 55 cellules dans

chaque image FKP (voir la **Figure 3.16**). Produit 48 vecteurs par bloc, dont la longueur est 1920 pour les 40 blocs dans l'image.



**Figure 3. 16** (a) Exemple image FKP. (b) 12 canaux dans la cellule C1-1 (c) L'histogramme de l'orientation du gradient dans la cellule C1-1

### 3.3.2. Les méthodes basés les modèles

#### 3.3.2.1. Modèle de Markov caché

Les modèles de Markov cachés HMMs en anglais, «*Hidden Markov Model*» sont massivement utilisés en reconnaissance de formes, en intelligence artificielle où encore en traitement automatique du langage naturel [100-103]. Récemment, HMM a prouvé son efficacité dans plusieurs applications du domaine de la biométrie et généralement a été utilisé pour la modélisation des vecteurs caractéristiques [104-109].

Mathématiquement, un HMM est représenté par la notation  $\lambda = (A, B, \pi)$  pour l'ensemble des paramètres complets de model. Donc un HMM se décrit par 5 paramètres :

- ✓ L'ensemble des états  $S_i$  où  $i$  appartenant  $1 \dots N$ .  $n$  dénote le nombre des états  $N$ .
- ✓ La matrice des transitions entre les états  $A(N \times N)$  : c'est la matrice des probabilités de passer d'un état à l'autre. À chaque transition de l'état  $S_i$  à l'état  $S_j$  est associée une probabilité de transition  $a_{ij}$ . (voir la **Figure 3.17**)
- ✓ Le vecteur des probabilités de départ  $\pi(1 \times N)$ , c'est à dire les probabilités de démarrage dans chacun des  $N$  états.  $\pi_i$  la probabilité que  $S_i$  soit dans l'état initial.
- ✓ Le nombre d'observations  $M$ . Chaque état émet des observations qui, elles, sont observables.
- ✓ La matrice des probabilités d'émission  $B(N \times M)$ , c'est à dire les probabilités pour chaque état d'émettre chacune des observations possibles.  $b_i(O_t)$  la probabilité d'émettre l'observation  $O_t$  à l'instant  $t$  étant dans l'état  $S_i$ .  $b_i(O_t)$  est représentée par un modèle de mélange gaussien de dimension  $P$  (GMM *Gaussian Mixture Model*) :

$$b_i(O_t) = N(O_t; \mu_i, \Sigma_i) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^P |\Sigma_i|}} e^{-\frac{1}{2}(O_t - \mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (O_t - \mu_i)} \quad (3.31)$$

Où  $\mu_i$  et  $\Sigma_i$  représentent la moyenne et la matrice de covariance respectivement à l'état  $i$ . on définit ici deux matrices liées à toutes les observations.

- $\mu$  est la matrice des moyennes de tous les états pour les probabilités d'émission. La taille de la matrice  $\mu$  est  $(P \times N)$ .
- $\Sigma$  est la matrice des écarts types de tous les états pour les probabilités d'émission. La taille de la matrice  $\Sigma$  est  $(P \times N)$ .

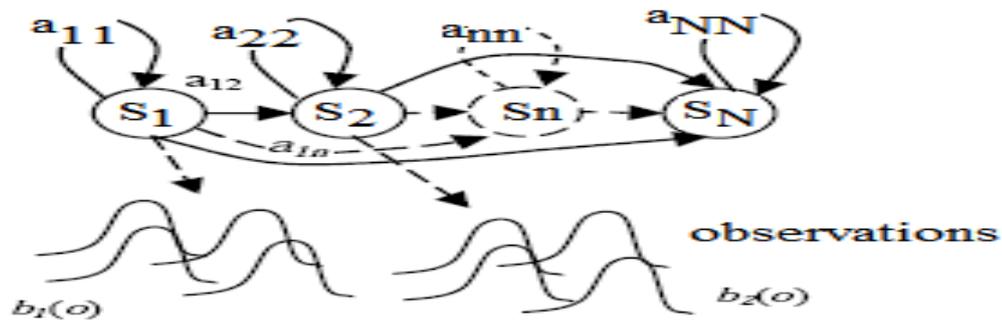


Figure 3. 17 Modèle de Markov caché

Généralement, il ya 3 problèmes des modelés HMMs :

**1<sup>ere</sup> problème** : consiste à comment nous calculons la probabilité d'observation de la séquence sachant que un modèle donnée  $P(O/\lambda)$

**Solution** : Algorithme de Forward

**2<sup>eme</sup> problème** : sert à comment trouver la séquence d'états qui maximise la séquence d'observations.

**Solution** : Algorithme de Viterbi

**3<sup>eme</sup> problème** : Quel sont les paramètres du modèle HMM pour maximiser la probabilité de générer une séquence d'observations à partir des données d'entraînement ?

**Solution** : Algorithme de Forward-Backward

### 3.3.2.2. Modelé multi Gaussian

Modèle multi Gaussian GMM en anglais «*Gaussian Mixture Model*» est un modèle statistique exprimé selon une densité mélange. GMM fournir une densité multimodale représentée par une somme pondérée de densités de plusieurs gaussiennes (Voir la **Figure 3.18**)

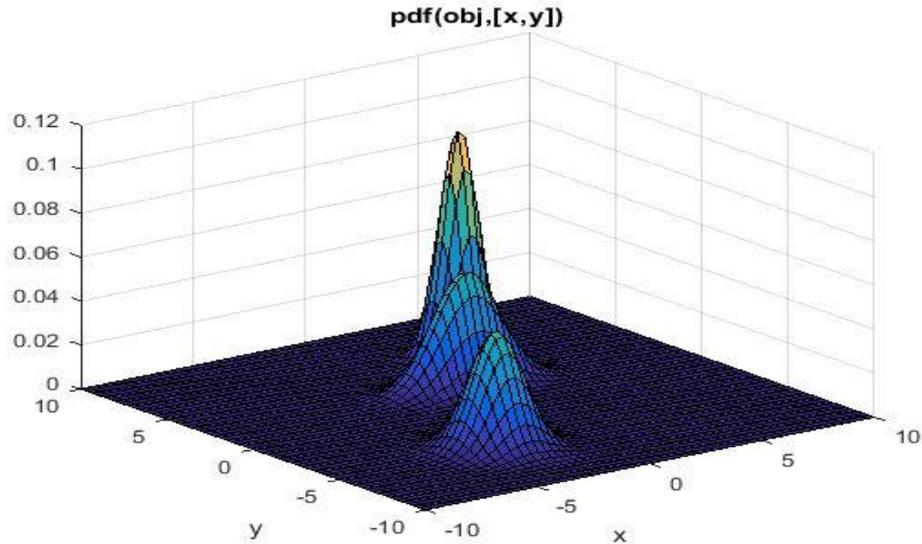


Figure 3. 18 Exemple d'un modèle GMM avec mélange de 3 Gaussiennes

Les modèles (GMM) sont parmi les méthodes les plus stables sur le plan statistique pour la modélisation des données [110-113]. GMM a été appliqué dans l'identification du locuteur, reconnaissance faciale, vérification ou identification biométrique. Mathématiquement, GMM est représenté par la notation  $N_i = (w_i, \mu_i, \Sigma_i)$ . GMM est décrit par l'ensemble des paramètres [110]:

- M est le nombre de Gaussienne utilisé par le modèle GMM. Une densité de multi Gaussienne  $P(x/\lambda)$  définie comme suit :

$$P(x/\lambda) = \sum_{i=1}^M w_i p_i(x) \tag{3.32}$$

Où  $w_i$  sont les Poids

- Une fonction gaussienne pour la dimension D est définie comme

$$p_i(x) = \frac{1}{(2\pi)^{D/2} |\Sigma_i|^{1/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (x - \mu_i)^T (\Sigma_i)^{-1} (x - \mu_i) \right\} \tag{3.33}$$

Notant  $\mu_i$  et  $\Sigma_i$  la moyenne et la matrice de covariance de la  $i^{\text{ème}}$  gaussienne respectivement. Où  $|\Sigma_i|$  le déterminant de  $\Sigma_i$ . Supposé, la matrice d'entraînement  $Y_T = [x_1, x_2 \dots x_q]$ .  $x_j$  désigne le vecteur de  $j^{\text{ème}}$  image et  $M_j$  est le modèle du vecteur  $x_j$  avec  $1 \leq j \leq q$ . Chaque vecteur  $x_j$  appartenant à l'un des classes  $C_1, C_2 \dots C_N$ . Dans la phase

apprentissage nous cherchons le meilleur ensemble de paramètre  $\lambda$  par le critère du maximum de vraisemblance MLE en anglais «*Maximum Likelihood Estimation*»

$$\arg \max_{\lambda} \prod_{j=1}^q P(x_j / \lambda_j) \quad (3.34)$$

Concernant la phase de reconnaissance, pour un vecteur de test  $x_t$  trouver le modèle qui atteindra à la probabilité a posteriori maximale.

$$\hat{\lambda} = \arg \max_{1 \leq j \leq q} P(x_t / \lambda_j) \quad (3.35)$$

### 3.3.3. Les méthodes globales

#### 3.3.3.1. Les méthodes linaires

##### 3.3.3.1.1. Analyse en composantes principales (PCA)

La méthode PCA, est l'une des méthodes de projection la plus utilisée pour la reconnaissance de visage ou dans le domaine de la biométrie. L'objectif de PCA est de trouver une nouvelle base de représentation des données obtenue par combinaison linéaire de la base originale. C'est donc tout simplement un problème du changement de base. Cette représentation a été appliquée au visage en 1991 par Matthew Turk [114].

L'idée est de trouver une transformation linéaire dans un espace de dimension réduite qui maximise la variance des projections des échantillons originaux. Etant donné  $q$  est le nombre des images d'entraînement (apprentissage). PCA consiste à trouver les vecteurs propres de la matrice de covariance formée par les différentes images de notre base d'apprentissage par la procédure qui suit :

**Etape1 :** Chaque image  $I_i(x, y)$  de dimension  $(N \times M)$  dans la base d'apprentissage est représentée par un vecteur de dimension  $m$  (**Figure 3.19**).

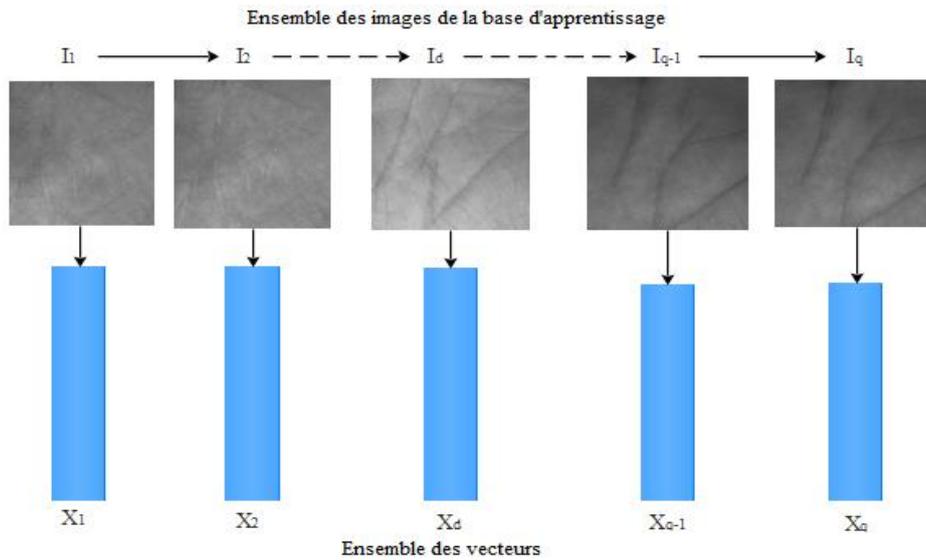


Figure 3. 19 Chaque image est concaténée en un seul vecteur

La matrice d'entraînement  $X_T = [X_1, X_2 \dots X_q]$ .  $X_j$  désigne le vecteur de  $j^{\text{ème}}$  image avec  $1 \leq j \leq q$ . Chaque vecteur ( $X_j$ ) appartenant à l'un des classes  $C_1, C_2 \dots C_p$ .

$$X_T = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{21} & \dots & a_{q1} \\ a_{12} & a_{22} & \dots & a_{q2} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ a_{1m} & a_{2m} & \dots & a_{qm} \end{pmatrix} = (X_1, X_2, \dots, X_q) \quad (3.36)$$

**Etape2 :** Calculer image moyenne de tous les images d'entrainement.

$$\mu = \frac{1}{q} \sum_{j=1}^q X_j \quad (3.37)$$



Figure 3. 20 Image moyenne

**Etape 3 :** Normaliser les vecteurs  $X_j$  c-à-dire soustraire de chaque vecteur  $X_j$  à un vecteur d'image moyenne  $\mu$ .

$$\bar{\phi}_j = X_j - \mu \quad (3.38)$$

**Etape 4 :** Calculer la matrice de covariance  $C$  afin de trouver les vecteurs propres (en anglais eigenvector). La taille de la matrice  $C$  est  $m * m$  avec  $m$  le nombre de pixel dans chaque image

$$C = AA^T \text{ O\`u } A = [\phi_1 \phi_2 \dots \phi_q] \quad (3.39)$$

Où  $\phi_q$  sont les vecteurs propres.

Prenant l'exemple suivant supposant la résolution de chaque image est  $128 * 128$  et le nombre des images d'apprentissage égal à 100 donc on obtient 16384 vecteurs propres et la longueur de chaque vecteur est 16384. Dans ce cas le problème peut parfois être très difficile et très long (la complexité de calcul est énorme, manquer de mémoire et système peut ralentir). La solution est donnée dans **l'étape 5**

**Etape 5 :** On calcule les vecteurs propres à partir de la matrice de covariance avec la réduction de la dimensionnalité. Dans ce cas la taille de  $C$  est  $qxq$ .

$$C = A^T A \text{ O\`u } A = [\phi_1 \phi_2 \dots \phi_q] \quad (3.40)$$

Si le nombre des images apprentissage est  $q=100$  par exemple donc on obtient 100 vecteurs propres et la longueur de chaque vecteur est 100.

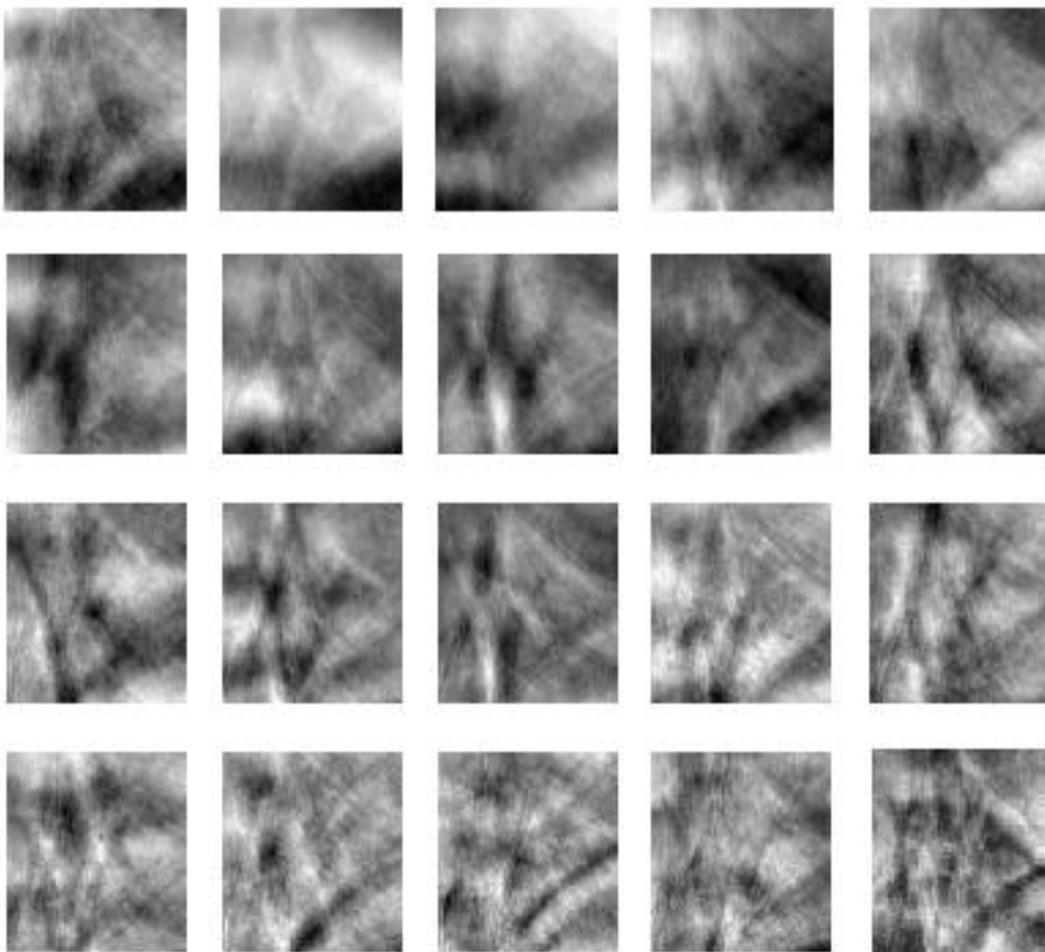
**Etape 6 :** Conversion les  $k$  vecteurs propres de dimension inférieure à la dimension initiale des images originale (palmprint). Si  $u_i$  sont les vecteurs propres de  $C = AA^T$  et  $v_i$  sont les vecteurs propres de  $C = A^T A$

$$u_i = Av_i \quad (3.41)$$

**Etape 7 :** Sélectionnez les  $k$  meilleurs vecteurs propres, sachant que  $k < q$ . Cet espace vectoriel s'appelle l'espace des palmprints voir **Figure 3.21** (La représentation graphique des  $k$  meilleurs vecteurs propres s'appelle eigenpalms en anglais).

**Etape 8 :** Chaque image originale de palamprint  $I_i$  a été projeté dans l'espace des images palmprints ( $e_K$ ) pour former une suite de coefficients d'appartenance (Voir **Figure 3.22**). Ces coefficients forment alors un vecteur représentant l'image  $I_i$  :

$$\Omega_i = [w_1 w_2 \cdots w_k] \quad (3.42)$$



**Figure 3. 21** Exemple les 20 premier eigenpalms

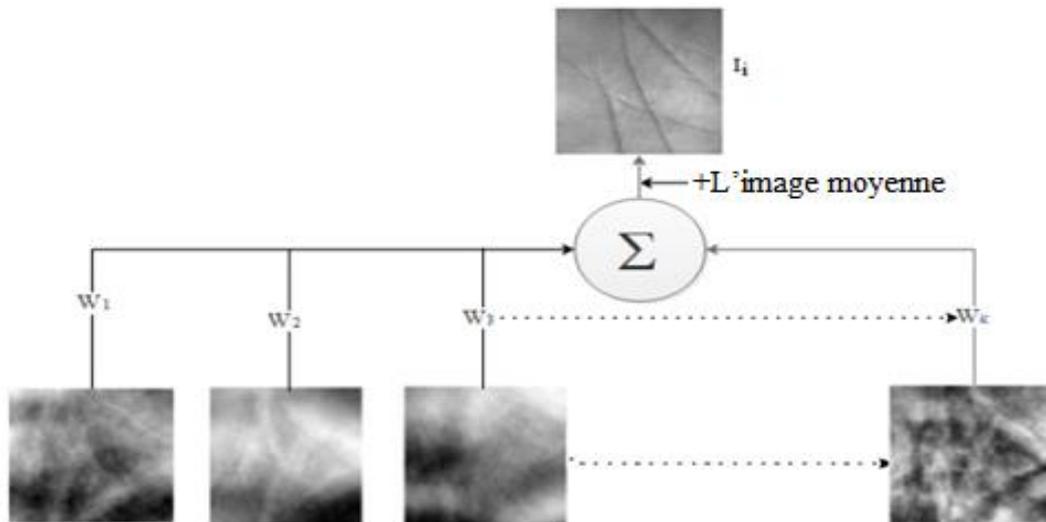


Figure 3. 22 Exemple d'image palmaire projeté sur l'espace eigenpalms

Dans la phase de test une image palmprint d'une personne inconnue est entrée au système alors le système convertit l'image d'entrée en un vecteur puis le normalisé. Ce vecteur normalisé a été projeté sur l'espace eigenpalms pour obtenir le vecteur de poids «weight vector». Celui-ci considérait comme la nouvelle représentation d'image d'entrée. Puis le système calcule la distance entre le vecteur poids d'image en entrée et les vecteurs poids dans la base de données. Enfin une décision est prète à partir de cette distance (voir Figure 3.23)

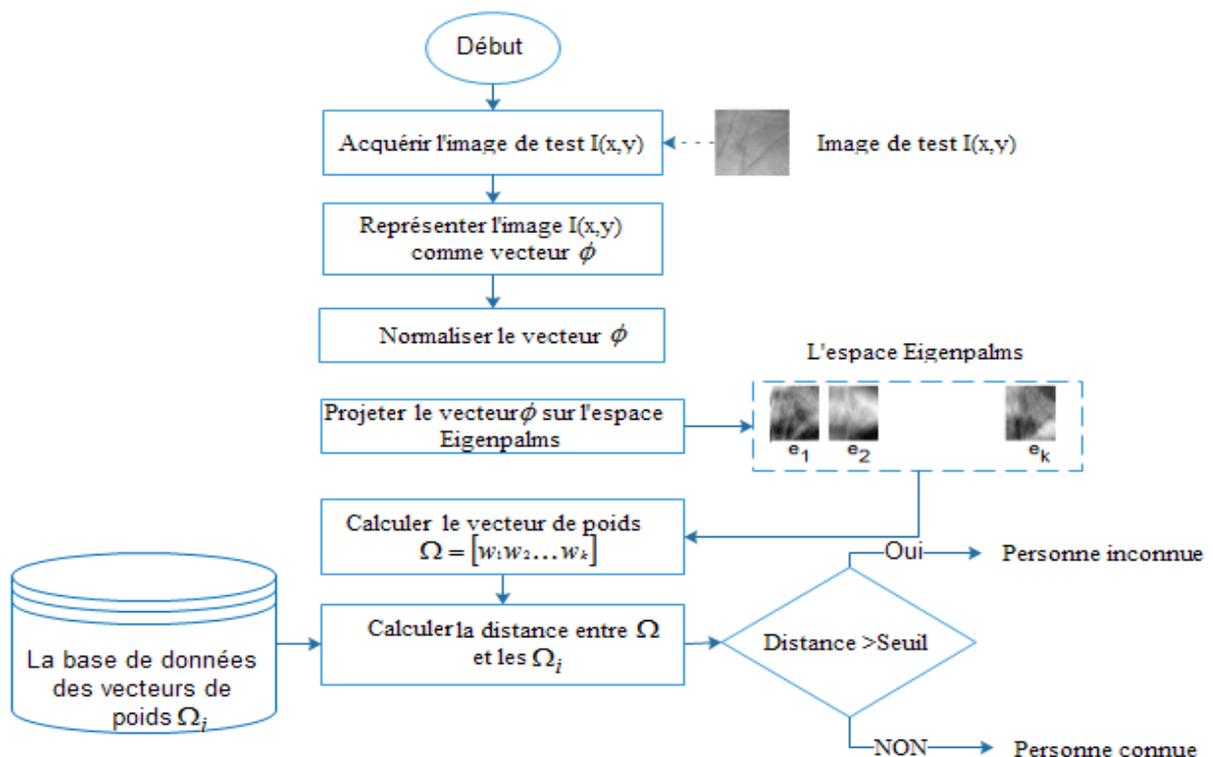


Figure 3. 23 Système de reconnaissance des personnes par PCA

### 3.3.3.1.2. Analyse Discriminante Linéaire (LDA)

L'analyse discriminante linéaire (LDA) en anglais est «*Linear Discriminate Analysis*» est une technique populaire, utilisée pour trouver la combinaison linéaire des caractéristiques qui séparent mieux les classes d'objets. Les combinaisons résultantes peuvent être utilisées comme classificateur linéaire, ou pour la réduction des caractéristiques avant la classification. Ces combinaisons linéaires obtenues en utilisant Fisher palm T(w) (équation 3.45). LDA est une technique qui cherche les directions pour la discrimination entre les données [115-116].

Soit la matrice d'entraînement  $X_T = [X_1, X_2 \dots X_q]$ .  $X_j$  désigne le vecteur caractéristique d'image (j). Chaque  $X_j$  appartenant à l'un des N classes  $C_1, C_2, \dots, C_N$  avec  $1 \leq j \leq q$ . Sous-espace LDA a été construit de sorte qu'il minimise la variance intra-classe  $S_B$  «*between-class scatter matrix*» et maximise la variance inter-classe  $S_W$  «*within-class scatter matrix*»:

$$S_B = \sum_{i=1}^N n_i (\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T \quad (3.43)$$

$$S_W = \sum_{i=1}^N \sum_{X_j \in C_i} (X_j - \mu_i)(X_j - \mu_i)^T \quad (3.44)$$

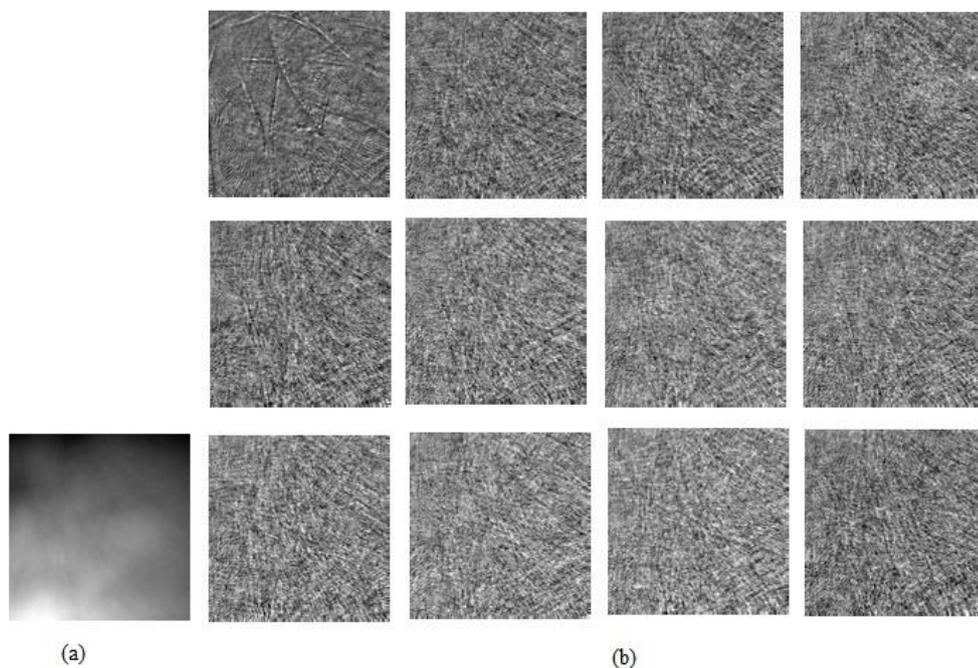
Où  $n_i$  représente le nombre d'échantillons dans l'ième classe,  $\mu_i$  désigne la moyenne des données d'apprentissage appartenant à la i<sup>ème</sup> classe,  $N$  le nombre de classes et  $\mu$  représente la moyenne globale de toutes les données d'entraînement. Et puis on dérive la matrice de transformation W qui maximise le critère discriminant de Fisher :

$$T(W) = W_{opt} = \arg \max_W \frac{|W^T S_B W|}{|W^T S_W W|} = [W_1 W_2 \dots W_d] \quad (3.45)$$

La solution optimale à ce problème d'optimisation est donnée par la résolution du problème généralisé des vecteurs propres

$$S_B W = \gamma S_W W \quad (3.46)$$

Ça revient à la recherche des vecteurs propres de la matrice  $S_W^{-1} S_B$ . La représentation graphique de ces vecteurs propres s'appelle en anglais Fisherpalms (voir **Figure 3.24**). La longueur des vecteurs caractéristiques après l'application de LDA au plus  $N-1$ . Avec  $N$  est le nombre total des classes.



**Figure 3. 24** (a) Image moyenne. (b) Exemple les 12 premier Fisherpalms

### 3.3.3.2. Méthodes non-linéaires

KPCA en anglais «*Kernel-PCA*» s'appelle PCA à noyau. Egalement KPCA une extension de problème non linéaire de PCA en utilisant des fonctions à noyaux [117-120]. KPCA est une technique puissante laquelle a été appliquée avec succès dans les domaines notamment la reconnaissance des formes et la biométrie .Le problème du PCA ne peut pas séparer efficacement les données non linéaires.

Cependant, la technique KPCA basée sur les noyaux. Le choix de la fonction noyau influent sur les performances de la méthode. Les fonctions à noyaux les plus utilisés sont :

- Le noyau RBF gaussien (Gaussian Radial Basis Function kernel)

$$K(x, y) = \exp\left(-\frac{|x - y|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3.47)$$

Avec  $|x - y|^2$  est la distance euclidienne au carré entre les deux vecteurs caractéristiques  $x$  et  $y$ .

- le noyau polynomial de degré  $d$

$$K(x, y) = (x^T y + c)^d \quad (3.48)$$

$c \geq 0$ , est un paramètre permettant de régler l'étalement de la fonction. Lorsque  $c = 0$ , le noyau est appelé homogène. Soit la matrice d'entraînement  $X_T = [X_1, X_2 \dots X_q]$ .  $X_j$  Désigne le vecteur caractéristique d'image ( $j$ ). Chaque  $X_j$  appartenant à l'un des  $N$  classes  $C_1, C_2, \dots, C_N$  avec  $1 \leq j \leq q$ . PCA à noyaux permet ainsi de construire des mappings non-linéaires. Les étapes PCA à noyaux sont les suivantes :

- PCA à noyaux projetée d'abord les données  $X_j$  à un espace  $K$  de  $p$  dimensions présenté sous une forme  $\phi(X_j)$

$$X_T = [X_1, X_2 \dots X_q] \in R^P \rightarrow \{\phi(X_1), \phi(X_2) \dots \phi(X_n)\} \text{ avec } 1 \leq i \leq n \quad (3.49)$$

Avec  $\phi(X_n) \in \mathcal{H}$ .

- PCA à noyaux calcule les principaux vecteurs propres de la matrice noyaux plutôt que la matrice de covariance.

$$C = \frac{1}{q} \sum_{j=1}^q \phi(X_j) \phi(X_j)^T \quad (3.50)$$

- Pour calculer les composantes principales en résolvant le problème des valeurs propres (On cherche les vecteurs propres  $V$ )

$$CV = \lambda V \quad (3.51)$$

Où  $\lambda$  sont les valeurs propres et  $V$  sont les vecteurs propres. On peut écrire  $v_i$

Sous la forme:

$$v_i = \sum_{j=1}^q a_{ij} \phi(X_j) \quad (3.52)$$

La matrice  $K$  de Gram est défini par

$$k_{ij} = k(X_i, X_j) = (\phi(X_i) \phi(X_j)) \quad (3.53)$$

### 3.4. Classifications

Ce travail focalise sur l'utilisation de quatre distances métriques. Étant donné deux vecteurs  $V_i = v_1, v_2, \dots, v_n$  et  $Y_j = y_1, y_2, \dots, y_n$ , qui sont ci-après :

La distance euclidienne ( $Eu$ ) est obtenue par la relation suivante [121-122]:

$$d_{Eu}(V_i, Y_j) = \sqrt{(V_i - Y_j)^T (V_i - Y_j)} \quad (3.54)$$

La distance de Mahalanobis ( $Ma$ ) est donnée par l'équation suivante, où  $C$  est la matrice de covariance [123-124]:

$$d_{Ma}(V_i, Y_j) = (V_i - Y_j)^T C^{-1} (V_i - Y_j) \quad (3.55)$$

La distance City Block ( $Ctb$ ) est donnée par [125-126]:

$$d_{Ctb}(V_i, Y_j) = \sum_{q=1}^n |V_{iq} - Y_{jq}| \quad (3.56)$$

La distance Cosinus ( $Cos$ ) est donnée par [127-128]:

$$d_{\cos}(V_i, Y_j) = \left( 1 - \frac{V_i Y_j^T}{\sqrt{(V_i V_i^T)(Y_j Y_j^T)}} \right) \quad (3.57)$$

Par conséquent, avant de trouver la décision, des méthodes de normalisation des scores sont utilisées pour améliorer les performances [129-130]: Soit  $S$  et  $\hat{S}$  sont des matrices de scores avant et après la normalisation respectivement :

- La normalisation Min-Max calcule  $\hat{S}$  comme suite:

$$\hat{S} = \frac{S - \min(S)}{\max(S) - \min(S)} \quad (3.58)$$

Où  $\max(S)$  et  $\min(S)$  sont les valeurs maximale et minimale de score  $S$ .

- La normalisation Z-score de  $\hat{S}$  est calculé comme suit :

$$\hat{S} = \frac{S - \mu}{\sigma} \quad (3.59)$$

Où  $\mu$  et  $\sigma$  sont la moyenne et écart-type de score  $S$ .

- La normalisation médiane noté par MAD en anglais «*Median Absolute Deviation*» de  $\hat{S}$  est obtenue comme suit :

$$\hat{S} = \frac{S - \text{median}}{MAD} \quad (3.60)$$

Où le MAD est calculé par la fonction suivante :

$$MAD = \text{median}(|S - \text{median}|) \quad (3.61)$$

Dans le cas d'un système multimodal, les scores de chaque système monomodal sont intégrés (fusionné) pour générer un score unique qui est utilisé par la suite dans le module de la décision. Les règles de fusion utilisées sont définies et calculées comme suit [129] : Soit  $S_1$  est le score de système 1 et  $S_2$  est le score de système 2.

- Simple somme :

$$S_{sum} = S_1 + S_2 \quad (3.62)$$

- Minimum score :

$$S_{min} = \min\{S_1, S_2\} \quad (3.63)$$

- Maximum score :

$$S_{max} = \max\{S_1, S_2\} \quad (3.64)$$

- Somme-pondération-score (WHT):

$$S_{WHT} = w_1 S_1 + w_2 S_2 \quad (3.65)$$

Avec  $w_1$  et  $w_2$  sont les poids pondérés, où la somme de ces poids doit être égale à

1.  $w_1$  et  $w_2$  sont calculés de la façon suivante :

$$w_1 = \frac{1}{\frac{1}{EER_1} + \frac{1}{EER_2}} \quad (3.66)$$

$$w_2 = \frac{1}{\frac{1}{EER_1} + \frac{1}{EER_2}} \quad (3.67)$$

Dans les équations ci-dessus,  $EER_1$  et  $EER_2$  sont le taux égal d'erreur du système 1 et système 2 respectivement.

### 3.5. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté un détail mathématique sur les différentes méthodes de prétraitement, d'extraction des caractéristiques et de classification. Nous avons parlé sur les différentes méthodes des normalisations et les règles des fusions des scores et comment calculer les poids ( $w_1, w_2, \dots$ ) dans le cas d'une somme-pondération-scores. Nous consacrons le chapitre suivant pour donner les détails de nos contributions et les résultats expérimentaux trouvés.

## Les contributions proposées

4.1. Introduction .....	75
4.2. Méthode proposée de palmprints .....	75
4.2.1. Methode proposée pour les images de palmprints 2D .....	76
4.2.2. Complexité computationnelle de descripteur BBSIF .....	77
4.2.3. Methode proposée pour les images de palmprints 3D .....	78
4.2.4. Expériences sur palmprints 2D et 3D .....	78
4.2.4.1. Base de données palmprints 2D et 3D .....	78
4.2.4.2. Extraction de la région d'intérêt (ROI) de palmprint .....	79
4.2.4.3 Expériences sur palmprints 2D.....	80
4.2.4.4. Justification du choix de la combinaison de 7 BSIF pour le descripteur B-BSIF .....	82
4.2.4.5. Expériences sur palmprints 3D.....	84
4.2.4.6 Fusion au niveau des scores.....	84
4.3. Méthode proposée de FKP .....	90
4.3.1. Expériences sur les images FKPs.....	92
4.3.1.1. La Base de données FKP .....	92
4.3.1.2. Extraction de la région d'intérêt (ROI) de FKP .....	92
4.3.2. Résultats de simulation .....	93
4.3.2.1. Système monomodal .....	93
4.3.2.1.1. Résultats de l'authentification .....	93
4.3.2.1.2. Résultats de l'identification.....	97
4.3.2.2. Système multimodal .....	100
4.3.2.1.1. Résultats de l'authentification .....	101
4.3.2.1.2. Résultats de l'identification.....	102
4.4. Méthode proposée de palmprint multispectrale .....	103
4.4.1. Résultats et discussion.....	105
4.3.1.1. La Base de données .....	105
4.3.1.2. Extraction de la région d'intérêt (ROI) de palmprint multispectrale .....	106
4.3.2.3. Résultats de l'authentification .....	106
4.5. Conclusion .....	110

## 4.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons les contributions proposées en détail, notamment l'architecture des systèmes présentés ainsi que leurs résultats expérimentaux. De plus une comparaison avec les résultats des travaux existants déjà dans la littérature est également mentionnée.

## 4.2. Méthode proposée de palmprints

Cette section consiste à présenter des détails sur le système biométrique multimodal proposé. La **Figure 4.1** illustre la méthode proposée basée sur les palmprints 2D et 3D en utilisant le descripteur B-BSIF (Bank of Binarized Statistical Image Features), l'algorithme SQI, les filtres de Gabor et la technique PCA + LDA. En effet ce système est divisé en deux sous-systèmes où chaque sous-système manipule une modalité. Cependant, chaque sous-système calcule son propre score. Ensuite, ces scores correspondants sont normalisés et fusionnés dans un seul score final. Les principales nouvelles idées présentées dans cette approche sont les suivantes:

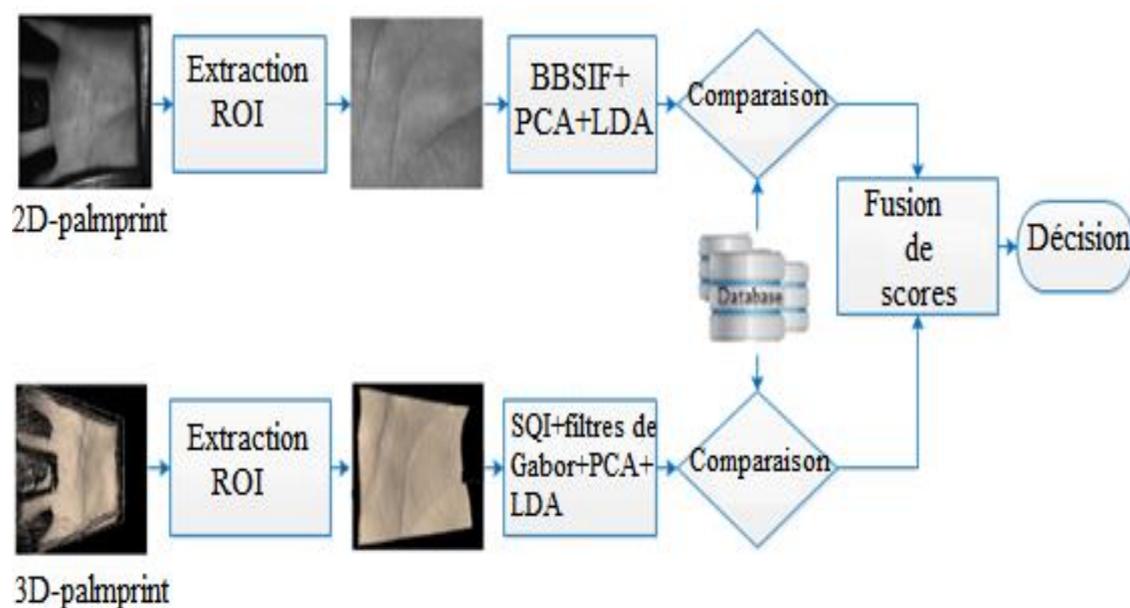
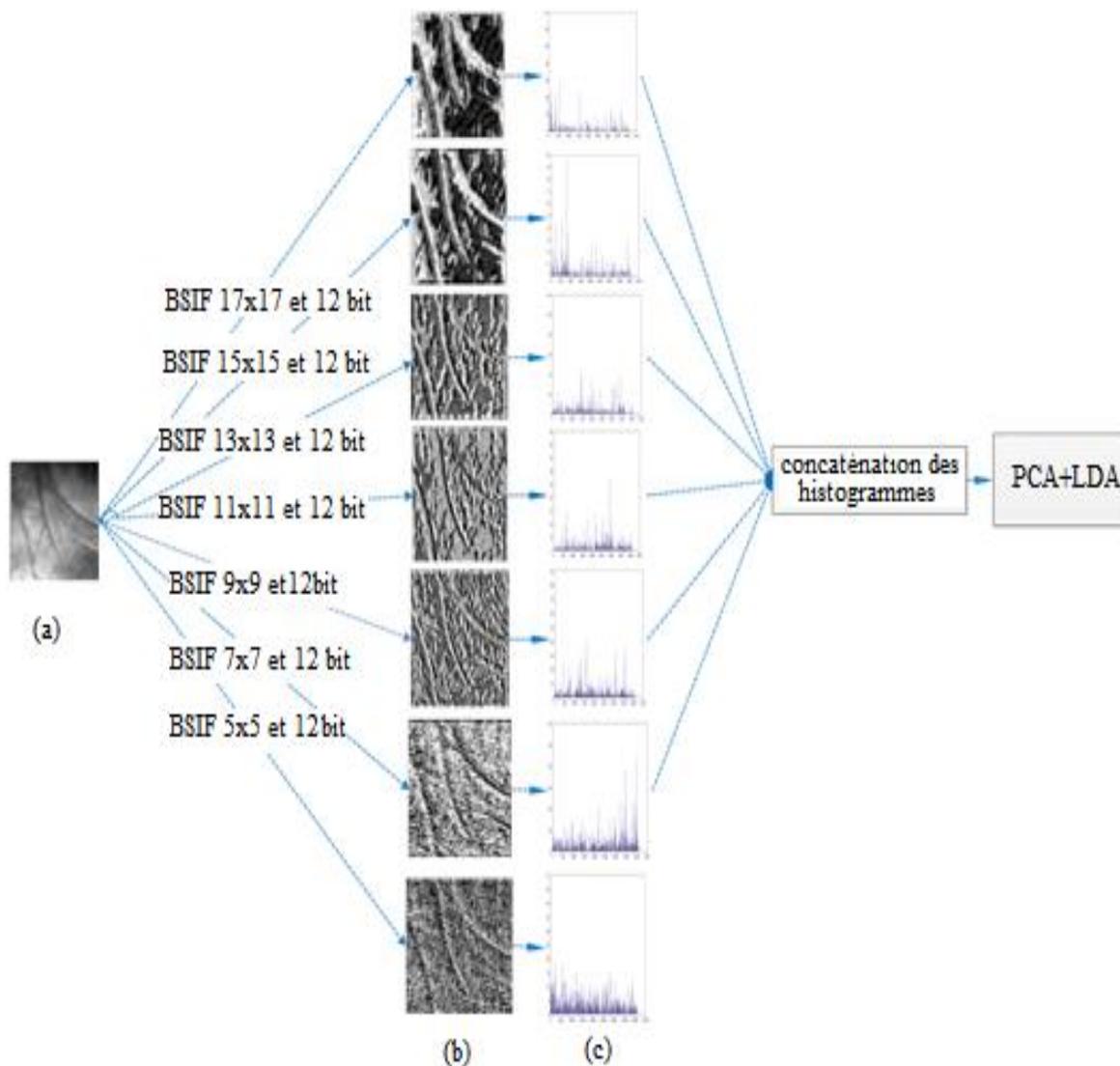


Figure 4. 1 Architecture de la méthode de palmprints proposée

### 4.2.1. Méthode proposée pour les images de palmprints 2D

Pour les images de palmprints 2D, nous proposons un nouveau descripteur pour l'extraction des caractéristiques qui s'appelle B-BSIF. La **Figure 4.2** illustre l'organigramme du descripteur B-BSIF.



**Figure 4.2** Organigramme du descripteur B-BSIF: (a): l'image de palmprint 2D, (b) les résultats de l'application des différents descripteurs BSIF (images de code BSIF), et (c) les histogrammes des images de code BSIF.

Celui-ci comprend 7 filtres de BSIF différents. Notamment les réponses sur l'image palmprint donnée sont traitées indépendamment, et les histogrammes extraits ont été

concaténés pour produire un grand vecteur caractéristique. Ce vecteur subit une opération de réduction de dimensionnalité par la méthode PCA + LDA. L'algorithme PCA a été utilisé en premier, ensuite LDA a été appliquée sur les poids de PCA. Les images filtrées (images de code BSIF) de l'image de palmprint 2D donnée avec les différents descripteurs BSIF de tailles différentes (de  $17 \times 17$  à  $5 \times 5$ ) avec une longueur de 12 bits sont illustrés avec leurs histogrammes respectivement sur les **Figures 4.2b** et **4.2c**.

#### 4.2.2. Complexité de calcul du descripteur BBSIF

Pour examiner la complexité de calcul de B-BSIF, nous avons étudié le BSIF et le PCA + LDA séparément. En outre, la complexité du calcul de la méthode B-BSIF tombe dans la phase d'entraînement, ainsi la concentration sera sur cette partie de la méthode. Selon Hadid et al. [131], la complexité du calcul de chaque BSIF est  $O(P^2)$ , où  $P^2$  est le nombre de pixels de l'image d'entrée. Pour une image de  $P^2$  pixels et un filtre  $F \times F$ , la complexité de calcul est  $O(F^2)$  pour chaque pixel. Ainsi, pour l'image complète, des multiplications ou des additions sont requis  $O(F^2 P^2)$ . Si l'on suppose que la base d'entraînement comprend  $q$  images, la complexité totale pour l'exécution de filtrage BSIF pour les 7 filtres est  $O(q F^2 P^2)$ . Cependant, la complexité du descripteur B-BSIF est relativement dépendante de plusieurs paramètres, comme le nombre du filtre BSIF, la taille de l'image à filtrer, le nombre d'images dans la base d'entraînement ainsi que la taille de filtre BSIF. L'algorithme PCA + LDA nécessite  $O(q^3)$  opérations [132]. Où  $q$  se réfère au nombre d'images d'entraînement. Chacune des images d'entraînement est projetée dans le sous-espace PCA + LDA, cette procédure exige  $O(qNM)$ , Où  $M$  et  $N$  sont respectivement le nombre d'éléments et le nombre de classes dans la base d'entraînement.

### 4.2.3. Méthode proposée pour les images de palmprints 3D

Pour les images de palmprints 3D, l'algorithme SQI est utilisé dans la reconnaissance faciale mais n'a pas été appliqué à la reconnaissance palmprints 3D. SQI a été utilisé pour extraire l'image de réflectance car l'éclairage peut être considéré comme la composante basse fréquence. Ensuite, plusieurs méthodes ont été utilisées dans l'extraction de caractéristiques telles que HOG, TPLBP, filtres de Gabor et la méthode proposée BBSIF pour avoir un aperçu sur leur complémentarité avec l'algorithme PCA + LDA utilisé pour la réduction de la dimensionnalité.

### 4.2.4. Expériences sur palmprints 2D et 3D

Les méthodes proposées se présentent en deux modes : l'identification et la vérification. Pour l'expérience d'identification, les résultats ont été fournis sous forme d'un taux de reconnaissance (Rang-1). Pour l'expérience de vérification, les résultats ont été fournis sous la forme du taux égal d'erreur (EER). La courbe de CMC a généralement été utilisée pour l'identification, et la courbe de ROC pour le mode de vérification.

#### 4.2.4.1. Base de données (BD) palmprints 2D et 3D

Pour évaluer la performance de la méthode proposée, des données palmprints en 2D et 3D collectées par l'université polytechnique de Hong Kong (PolyU) ([http://www.comp.polyu.edu.hk/~biometrics/2D\\_3D\\_Palmprint.html](http://www.comp.polyu.edu.hk/~biometrics/2D_3D_Palmprint.html)) ont été utilisées. Cette base de données contient 10400 échantillons obtenus à partir de 260 sujets, avec 40 palmprints différentes pour chaque personne (20 images de palmprints 2D et 20 images de palmprints 3D). Les images 3D et 2D correspondantes ont été capturées simultanément en deux sessions, dans chaque session, 10 échantillons sont prélevés à la fois des paumes de gauche et de droite. La **Figure 4.3** montre quelques images de palmprints 2D avec leurs images correspondantes de palmprints 3D.

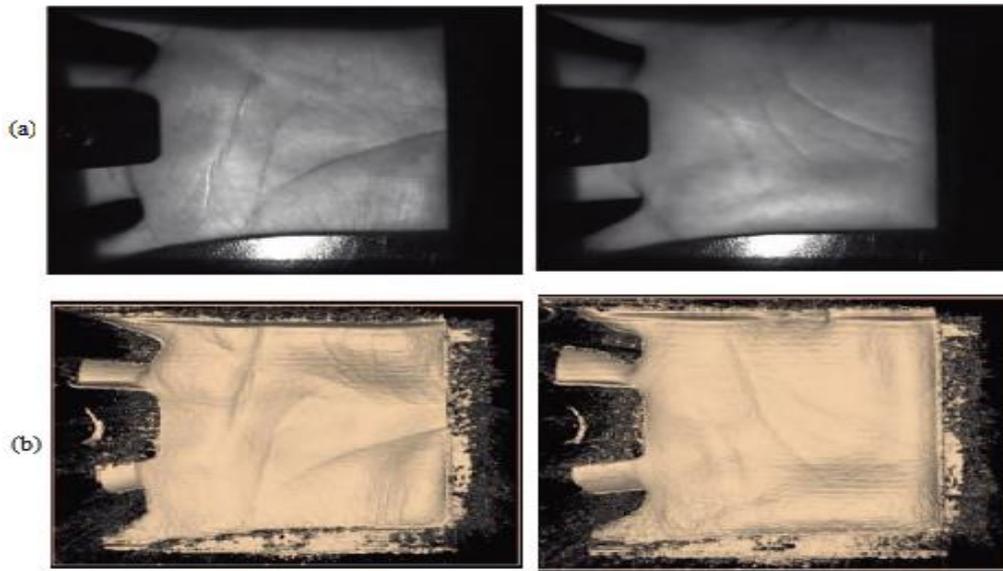


Figure 4. 3 (a) Exemple d'images de palmprints 2D. (b) leurs images correspondantes de palmprints 3D

#### 4.2.4.2.Extraction de la région d'intérêt (ROI) de palmprint

Cette section décrit le processus d'extraction de la région d'intérêt (ROI) en anglais «*Region Of Interest*» pour les images de palmprints 2D et 3D. Une fois que l'image 2D de la paume (empreinte palmaire) a été capturée par l'utilisation d'une caméra CCD, le processus d'extraction ROI est appliqué. Ce processus est illustré par la **Figure 4.4**. Tout d'abord, une opération de lissage gaussien a été appliquée à l'image originale (**Figure 4.4a**). Ensuite, l'image lissée a été binarisée avec un seuil T (voir **Figure 4.4 b**). Deuxièmement, les contours de l'image binaire ont été facilement extraits par l'utilisation d'un algorithme de suivi des limites comme montré dans la **Figure 4.4 c**. Troisièmement, l'image de contour a été traitée pour déterminer les points P1 et P2 pour localiser la région 2D ROI. Enfin, le système ROI a été extrait où le rectangle indique la zone du ROI (voir **Figure.4.4 d**). Le 2D ROI extrait est illustré par la **Figure 4.4.e** et la **Figure 4.4.f** montre l'image d'empreinte palmaire 3D. La **Figure 4.4. g** représente le 3D ROI obtenu en regroupant les points de trouble correspondant aux pixels dans 2D ROI comme décrit en [49].

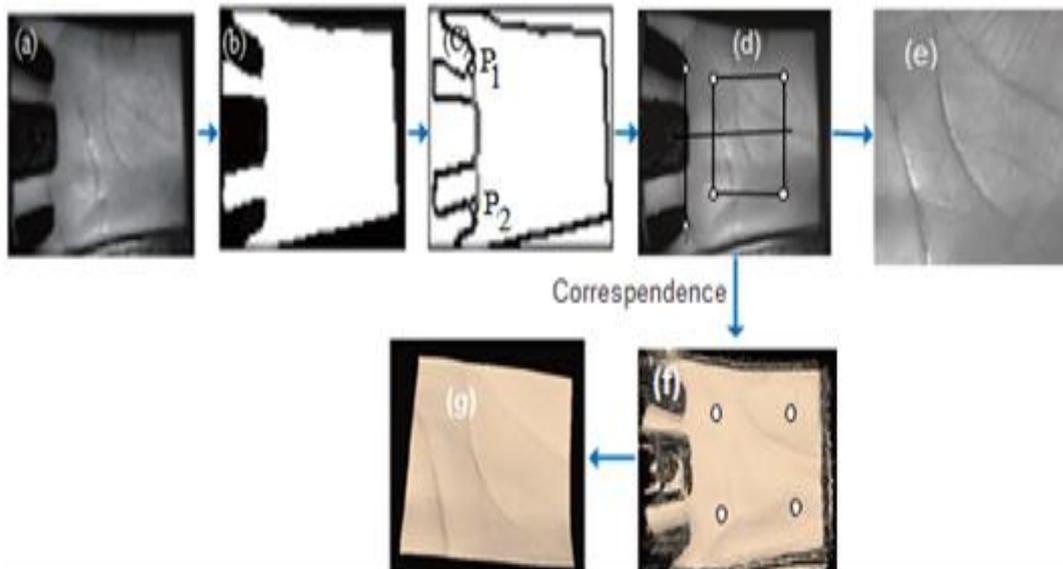


Figure 4. 4 Les étapes d'extraction du ROI d'une image de palmprints 2D et sa correspondante 3D

### 4.2.4.3. Expériences sur palmprints 2D

Dans la première expérience, nous cherchons les meilleurs paramètres de descripteur B-BSIF. La Figure 4.5 et 4.6 montrent respectivement les courbes CMC et ROC du système de reconnaissance palmprints 2D, lorsque le nombre de longueurs de filtres varie entre 7 et 12 bits.

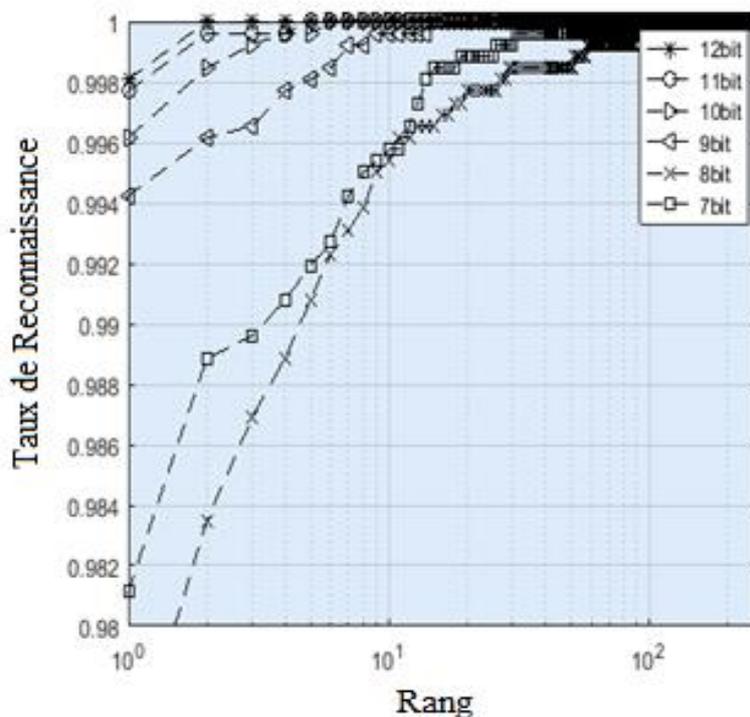


Figure 4. 5 Courbe CMC de palmprints 2D en utilisant le descripteur BBSIF

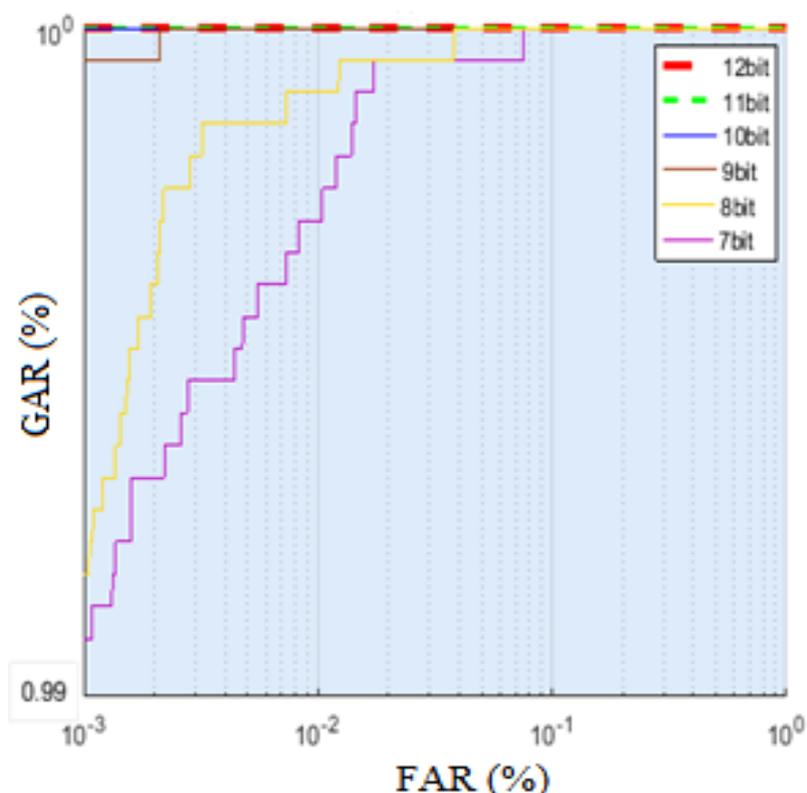


Figure 4. 6 Courbe ROC de palmprints 2D en utilisant le descripteur BBSIF

On peut observer à partir de ces Figures que la performance augmente avec le nombre de longueurs de filtres. Le **tableau 4.1** représente une comparaison de descripteur B-BSIF de 12 bits avec d'autres approches telle que filtre de Gabor + PCA + LDA, HOG + PCA + LDA et le descripteur BSIF de taille 17 x 17 avec la longueur de 12 bits.

**Tableau 4. 1** Rang-1 / EER obtenus par la méthode proposée pour les deux Modes (identification et vérification) sur palmprints 2D.

Mode	Identification	Vérification		
		EER	VR à 1%FAR	VR à 0.1% FAR
<b>Performances</b>	<b>Rang-1</b>	<b>EER</b>	<b>VR à 1%FAR</b>	<b>VR à 0.1% FAR</b>
<b>B-BSIF</b>	99.81%	0.02%	100.00%	100.00%
<b>Gabor + PCA + LDA</b>	99.75%	0.02%	100.00%	100.00%
<b>HOG+PCA+LDA</b>	99.00%	0.19%	100.00%	99.69%
<b>Descripteur BSIF de taille 17×17 avec une longueur de 12 bits</b>	98.85%	0.19%	99.96%	99.65%

Comme la montre le **tableau 4.1**, il est clair que B-BSIF donne des résultats significativement meilleurs que les autres méthodes utilisées pour la comparaison. Ainsi que, nous avons obtenu un taux égal d'erreur (EER) de 0,02% avec un taux de vérification (VR) de 1%, FAR de 100% pour le mode de vérification et un Rang-1 égal à 99,81% pour le mode identification.

#### 4.2.4.4. Justification du choix de la combinaison de Sept BSIF pour le descripteur B-BSIF

La taille du filtre de BSIF varie de (5x5 à 17x17), nous avons des filtres de 7 tailles différentes. La longueur des filtres du BSIF est fixée à 12 bits. Ainsi, différentes combinaisons des filtres du BSIF ont été utilisées. Les **tableaux 4.2, 4.3 et 4.4** représentent respectivement les résultats pour les 2, 3 et 4 combinaisons possibles des filtres du BSIF pour les modes d'identification et de vérification. Le **tableau 4.5** représente les résultats pour les 5, 6 et 7 combinaisons possibles des filtres du BSIF pour les deux modes cités. A partir de ce tableau, il est clair que la combinaison (BSIF 17x17 + BSIF 15x15 + BSIF 13x13 + BSIF 11x11 + BSIF 9x9 + BSIF 7x7 + BSIF 5x5) est nettement meilleure que les autres combinaisons.

**Tableau 4.2** : EER/Rang-1 des 2 combinaisons possibles des filtres du BSIF

Combinaisons	Vérification(EER)	Identification(Rang-1)
BSIF 17x17 + BSIF 15x15	0.15%	99.54%
BSIF 17x17 + BSIF 13x13	0.19%	99.38%
BSIF 17x17 + BSIF 11x11	0.15%	99.58%
BSIF 17x17 + BSIF 9x9	0.19%	99.54%
BSIF 17x17 + BSIF 7x7	0.12%	99.54%
BSIF 17x17 + BSIF 5x5	0.19%	99.38%
BSIF 15x15 + BSIF 13x13	<b>0.12%</b>	<b>99.71%</b>
BSIF 15x15 + BSIF 11x11	0.12%	99.58%
BSIF 15x15 + BSIF 7x7	0.12%	99.69%
BSIF 15x15 + BSIF 5x5	0.11%	99.65%
BSIF 13x13+ BSIF 11x11	0.15%	99.65%
BSIF 13x13+ BSIF 9x9	0.12%	99.50%
BSIF 13x13 + BSIF 7x7	0.15%	99.65%
BSIF 13x13 + BSIF 5x5	0.19%	99.42%
BSIF 11x11+ BSIF 9x9	0.12%	99.58%
BSIF 11x11 + BSIF 7x7	0.12%	99.65%
BSIF 11x11 + BSIF 5x5	0.15%	99.62%
BSIF 9x9+ BSIF 7x7	0.26%	99.42%
BSIF 9x9+ BSIF 5x5	0.30%	99.46%
BSIF 7x7+ BSIF 5x5	0.42%	98.92%

**Tableau 4.3 :** EER/Rang-1 des 3 combinaisons possibles des filtres du BSIF

Combinaisons	EER	Identification (Rang-1)
BSIF 17x17 + BSIF 15x15+ BSIF 13x13	0.12%	99.62%
BSIF 17x17 + BSIF 15x15+ BSIF 11x11	0.10%	99.69%
BSIF 17x17 + BSIF 15x15+ BSIF 9x9	0.08 %	99.77%
BSIF 17x17 + BSIF 15x15+ BSIF 7x7	0.10%	99.77%
BSIF 17x17 + BSIF 15x15+ BSIF 5x5	0.08%	99.69%
BSIF 15x15 + BSIF 13x13+ BSIF 11x11	0.09%	99.69%
BSIF 15x15 + BSIF 13x13+ BSIF 9x9	0.08%	99.73%
BSIF 15x15 + BSIF 13x13+ BSIF 7x7	0.08%	99.65%
<b>BSIF 15x15 + BSIF 13x13+ BSIF 5x5</b>	<b>0.06%</b>	<b>99.77%</b>
BSIF 13x13 + BSIF 11x11+ BSIF 9x9	0.11%	99.69%
BSIF 13x13 + BSIF 11x11+ BSIF 7x7	0.11%	99.73%
BSIF 13x13 + BSIF 11x11+ BSIF 5x5	0.12%	99.62%
BSIF 11x11 + BSIF 9x9+ BSIF 7x7	0.10%	99.73%
BSIF 11x11 + BSIF 9x9+ BSIF 5x5	0.15%	99.65%
BSIF 9x9 + BSIF 7x7+ BSIF 5x5	0.19%	99.46%

**Tableau 4.4 :** EER/Rang-1 des 4 combinaisons possibles des filtres du BSIF

Combinaisons	EER	Identification (Rang-1)
BSIF 17x17 + BSIF 15x15+ BSIF 13x13+ BSIF 11x11	0.08%	99.77%
BSIF 17x17+ BSIF 15x15+ BSIF 13x13+ BSIF 9x9	0.08%	99.73%
BSIF 17x17+ BSIF 15x15+ BSIF 13x13 + BSIF 7x7	0.04%	99.73%
BSIF 17x17+ BSIF 15x15+ BSIF 13x13 + BSIF 5x5	0.05%	99.73%
BSIF 15x15+ BSIF 13x13+ BSIF 11x11+ BSIF 9x9	0.07%	99.77%
BSIF 15x15+ BSIF 13x13+ BSIF 11x11+BSIF 7x7	0.04%	99.80%
BSIF 15x15+ BSIF 13x13+ BSIF 11x11+BSIF 5x5	0.04%	99.80%
BSIF 13x13+ BSIF 11x11+ BSIF 9x9+BSIF 7x7	0.08%	99.73%
BSIF 13x13+ BSIF 11x11+ BSIF 9x9+BSIF 5x5	0.12%	99.73%
BSIF 11x11+ BSIF 9x9+BSIF 7x7+ BSIF 5x5	0.11%	99.69%

**Tableau 4.5 :** EER/Rang-1 des 5 ,6 et 7 combinaisons possibles des filtres du BSIF

Combinaisons	EER	Identification (Rang-1)
BSIF 17x17+ BSIF 15x15+ BSIF 13x13+ BSIF 11x11+ BSIF 9x9	0.04%	99.77%
BSIF 17x17+ BSIF 15x15+ BSIF 13x13+ BSIF 11x11+ BSIF 7x7	0.04%	99.80%
BSIF 17x17+ BSIF 15x15+ BSIF 13x13+ BSIF 11x11+ BSIF 5x5	0.04%	99.73%
BSIF 15x15+ BSIF 13x13+ BSIF 11x11+BSIF 9x9+ BSIF 7x7	0.05%	99.85%
BSIF 15x15+ BSIF 13x13+ BSIF 11x11+BSIF 9x9+ BSIF 5x5	0.04%	99.81%
BSIF 13x13+ BSIF 11x11+BSIF 9x9+ BSIF 7x7+ BSIF 5x5	0.08%	99.80%
(BSIF 17x17+ BSIF 15x15+ BSIF 13x13+ BSIF 11x11+ BSIF 9x9+ BSIF 7x7	0.04%	99.78%
(BSIF 17x17+ BSIF 15x15+ BSIF 13x13+ BSIF 11x11+ BSIF 9x9+ BSIF 5x5	0.03%	99.73%
(BSIF 15x15+ BSIF 13x13+ BSIF 11x11+ BSIF 9x9+ BSIF 7x7+ BSIF 5x5	0.04%	99.80%
(BSIF 17x17+ BSIF 15x15+ BSIF 13x13+ BSIF 11x11+ BSIF 9x9+ BSIF 7x7+BSIF 5x5	0.02%	99.81%

#### 4.2.4.5. Expériences sur palmprints 3D

Dans la deuxième expérience, l'algorithme SQI a été utilisé au début pour extraire l'image de réflectance (SQI) correspond pour chaque image de palmprint. Ensuite, les différents algorithmes ont été appliqués sur l'image SQI pour extraire le vecteur caractéristique. De plus, plusieurs tests ont été effectués. En résumé, les résultats obtenus sont indiqués dans le **tableau 4.6**.

**Tableau 4.6 :** Rang-1 / EER obtenus par la méthode proposée pour les deux Modes (identification et vérification) sur palmprints 3D.

Mode	Identification	Vérification		
		EER	VR à 1%FAR	VR à 0.1% FAR
<b>Performances</b>	<b>Rang-1</b>			
<b>SQI+B-BSIF</b>	96.77%	0.46%	99.60%	97.51%
<b>SQI+TPLBP+ PCA+LDA</b>	98.42%	0.23%	99.92%	99.50%
<b>SQI+Gabor +PCA+LDA</b>	98.96%	0.15%	99.96%	99.73%
<b>SQI+HOG+PCA+LDA</b>	97.57%	0.38%	99.85%	99.19%

A partir du **tableau 4.6**, il est clair que la méthode SQI + Gabor + PCA + LDA est significativement meilleure que les trois autres méthodes SQI + B-BSIF, SQI + HOG + PCA + LDA et SQI + TPLBP + PCA + LDA. Dans ce cas, nous avons donc obtenu un EER de 0,15% et un Rang-1 égal à 98,96% pour le mode d'identification et un VR à 1% FAR de 99,96% et un VR à 0.1% FAR de 99,73% respectivement pour le mode de vérification. Les **Figures 4.7** et **4.8** montrent respectivement les courbes CMC et ROC de palmprints 3D. On peut observer à partir de ces courbes que le SQI + Filtres de Gabor + PCA + LDA présentent de meilleures performances, parce que les filtres de Gabor sont robustes aux variations de l'illumination, de la rotation et de l'échelle.

#### 4.2.4.6. Fusion au niveau des scores

Dans la troisième expérience, les informations de palmprints2D et 3D ont été intégrées afin de donner un modèle efficace basé sur la fusion au niveau des scores. Dans ce cas, les résultats sont donnés dans le **tableau 4.7**.

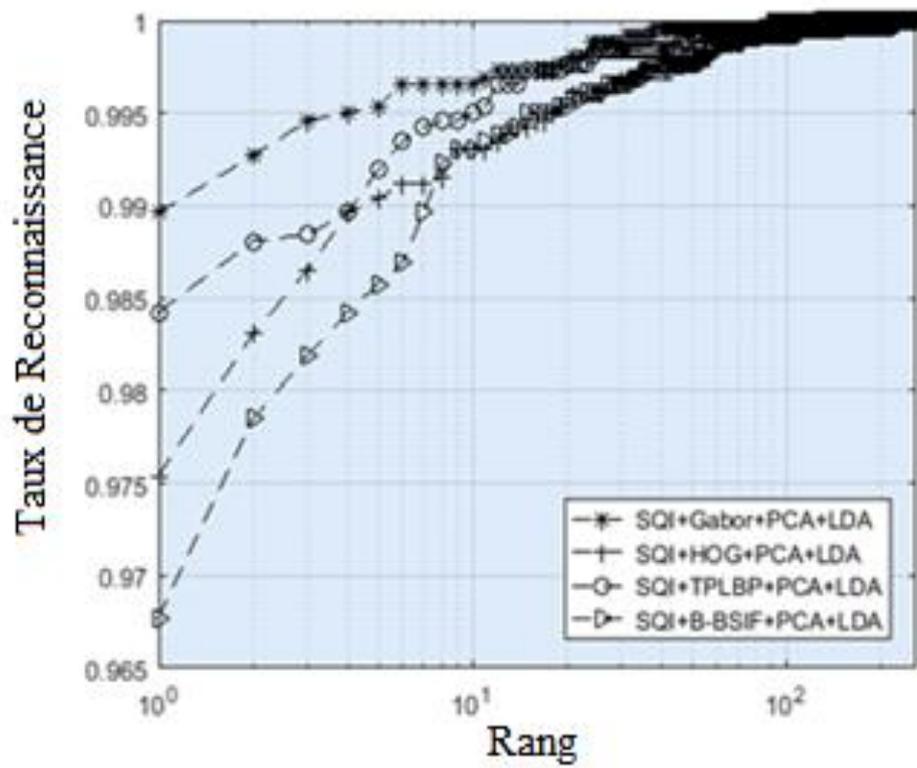


Figure 4.7 La courbe CMC pour différentes techniques sur palmprints 3D.

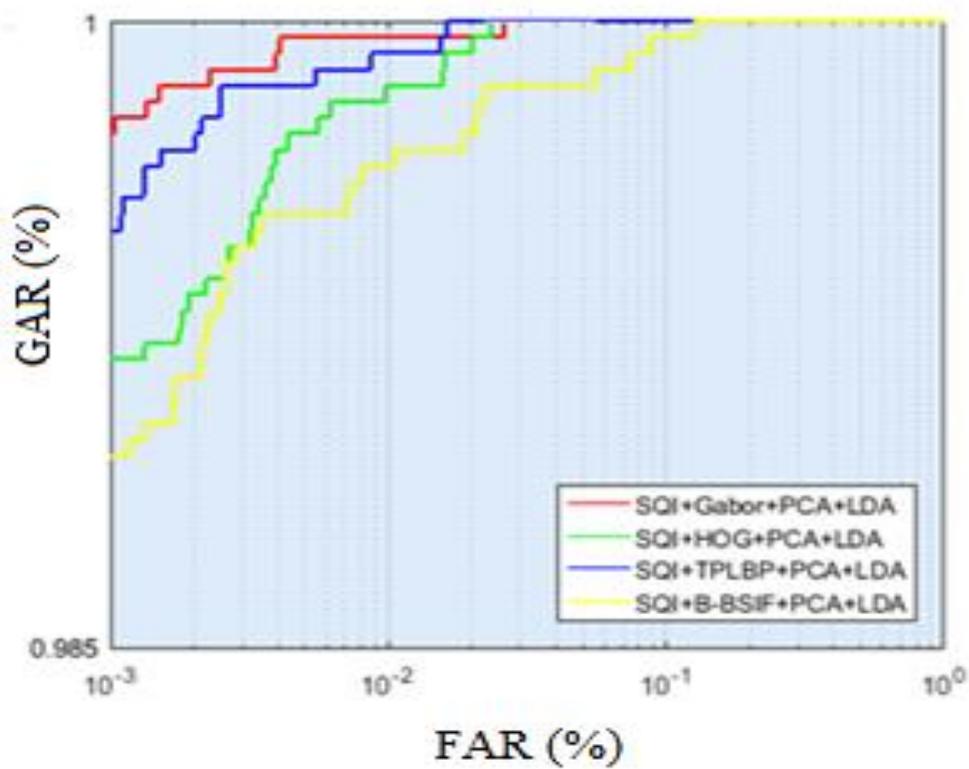


Figure 4.8 La courbe ROC pour différentes techniques sur palmprints 3D

Tableau 4. 7 Rang-1 / EER obtenus par les différentes règles de fusion.

2D palmprint	3D palmprint	Fusion des informations de palmprints 2D et 3D au niveau des scores							
		SUM		MIN		MAX		WHT	
		Rang-1	EER	Rang-1	EER	Rang-1	EER	Rang-1	EER
Gabor wavelets+ PCA+LDA	SQI+B- BSIF	99.92%	0.00%	99.96%	0.0%	98.85%	0.15%	100%	0.00%
HOG+PC A+LDA	SQI+B- BSIF	99.65%	0.05%	99.12%	0.11%	99.73%	0.08%	99.65%	0.04%
B-BSIF	SQI+B- BSIF	99.81%	0.03%	99.65%	0.03%	99.65%	0.15%	99.88%	0.00%
Gabor wavelets+ PCA+LDA	SQI+TPL BP+ PCA+LDA	99.88%	0.03%	99.58%	0.04%	99.73%	0.08%	99.96%	0.01%
HOG+PC A+LDA	SQI+TPL BP+ PCA+LDA	99.35%	0.08%	98.73%	0.12%	99.19%	0.12%	99.42%	0.08%
B-BSIF	SQI+TPL BP+ PCA+LDA	99.77%	0.00%	99.58%	0.01%	99.77%	0.08%	99.92%	0.00%
Gabor wavelets+ PCA+LDA	SQI+Gabo r wavelets+ PCA+LDA	99.86%	0.02%	99.77%	0.02%	99.55%	0.07%	99.91%	0.02%
HOG+PC A+LDA	SQI+Gabo r wavelets+ PCA+LDA	99.77%	0.04%	99.46%	0.04%	99.54%	0.08%	99.77%	0.04%
B-BSIF	SQI+Gabo r wavelets+ PCA+LDA	99.96%	0.00%	99.88%	0.00%	99.92%	0.04%	100%	0.00%
Gabor wavelets+ PCA+LDA	SQI+HOG + PCA+LDA	99.92%	0.01%	99.92%	0.04%	99.81%	0.07%	99.89%	0.02%
HOG+PC A+LDA	SQI+HOG + PCA+LDA	99.46%	0.08%	99.00%	0.12%	99.38%	0.16%	99.46%	0.08%
B-BSIF	SQI+HOG + PCA+LDA	99.96%	0.00%	99.81%	0.03%	99.88%	0.04%	100 %	0.00%

Il est clair que la fusion au niveau des scores des informations 2D et 3D de palmprints en utilisant la règle somme pondérée WHT offre de meilleurs résultats en termes d'EER et de rang-1 pour les modes de vérification et d'identification. De plus, la méthode proposée offre une grande précision lorsque le score de 2D palmprints obtenu par la méthode B-BSIF et le score de 3D palmprints obtenu par la méthode SQI + Gabor + PCA + LDA ont été fusionnés en utilisant la règle WHT. Dans ce cas, un EER, est égal à 0,00% et un Rang-1 égal à 100,00% a été obtenu pour le mode de vérification et

d'identification respectivement. La règle WHT donne le meilleur résultat pour le système proposée par rapport à d'autres règles connue telles que : la Règle de somme, de MIN et de MAX. Dans l'expérience suivante quatre différentes distances ont été employées dans les systèmes proposés 2D et 3D en utilisant respectivement le descripteur BBSIF, et la méthode SQI + Gabor +PCA + LDA. Ces distances sont : Distance Euclidienne (Euc), Distance de Mahalanobis (Mah), Distance de Cosinus (Cos) et Distance de Manhattan (Man).Les résultats obtenus sont présentés dans le **tableau 4.8**

**Tableau 4. 8** Performances des méthodes proposées en utilisant s différentes distances

Mesure de Distance		Euc	Mah	Man	COS
Palmprint2D	<b>Rang-1</b>	99.62%	99.81%	99.54%	99.80%
	<b>EER</b>	0.03%	0.02%	0.04%	0.03%
Palmprint3D	<b>Rang-1</b>	97.62%	98.96%	97.46%	98.90
	<b>EER</b>	0.38%	0.15%	0.42%	0.15%
Fusion	<b>Rang-1</b>	99.96%	100%	99.96%	100%
	<b>EER</b>	0.00%	0.00%	0.03%	0.00%

A partir du **tableau 4.8**, Mah distance atteint la meilleure performance pour 2D palmprints et 3D palmprints par rapport aux autres distances. On peut facilement voir que Mah et Cos ont presque la même performance lorsque la fusion de palmprints 2D et 3D a été appliquée.

La **Figure. 4.9** montre la courbe CMC et la **Figure. 4.10** montre la courbe ROC.À partir de ces figures, les résultats de la fusion de palmprints 2D et palmprints 3D sont clairement meilleurs.

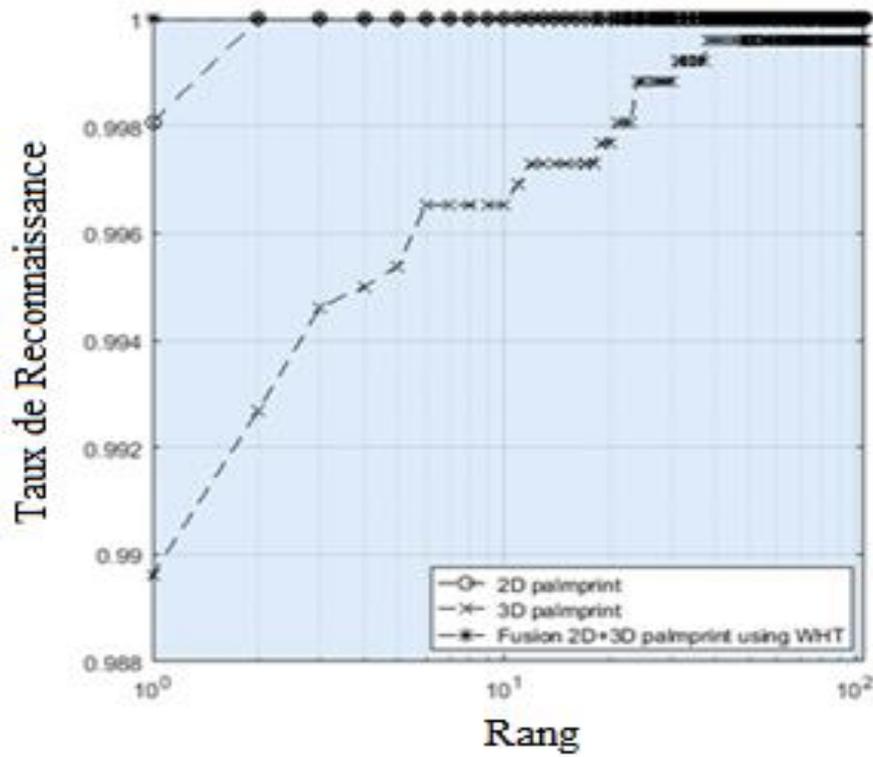


Figure 4.9 : Courbe CMC : Comparaison entre les systèmes uni-modaux (palmprints 2D et palmprints 3D) et multimodaux (Fusion palmprints 2D et 3D).

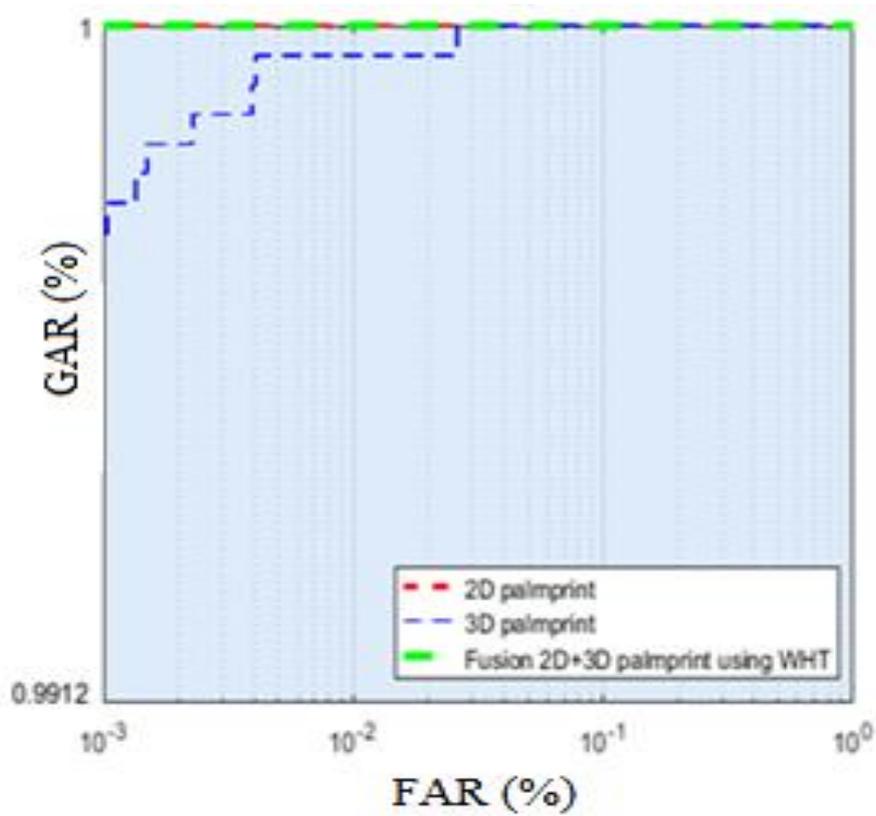


Figure 4.10 Courbe ROC : Comparaison entre les systèmes uni-modaux (palmprints 2D et palmprints 3D) et multimodaux (Fusion de palmprints 2D et 3D).

Pour valider l'importance des résultats obtenus, une comparaison entre le système proposé et certains travaux originaux dans la littérature est donnée dans le **tableau 4.9**.

**Tableau 4. 9** Comparaison de la méthode proposée avec les approches existantes.

Méthodes	Taille de BD	Identification	Vérification
[30]	200	-----	0.025%
[49]	260	98.92%	-----
[50]	260	99.38%	-----
[29]	200	99.79%	0.16%
[53]	250	99.90%	0.10%
[52]	200	98.55%	-----
[54]	200	99.15%	-----
[48]	200	-----	0.0022%
<b>Méthode Proposée</b>	260	100.00%	0.00%

La méthode proposée a été implémentée à l'aide du logiciel MATLAB R2014a sous le système d'exploitation Windows 7. Des expériences ont été réalisées sur un type de CPU PC Core i3-2375M avec 4Go de RAM. Supposant un échantillon image de test, le temps d'exécution d'une opération d'identification est le temps nécessaire à l'étape d'extraction de caractéristiques et le temps requis pour l'étape de comparaison [54].

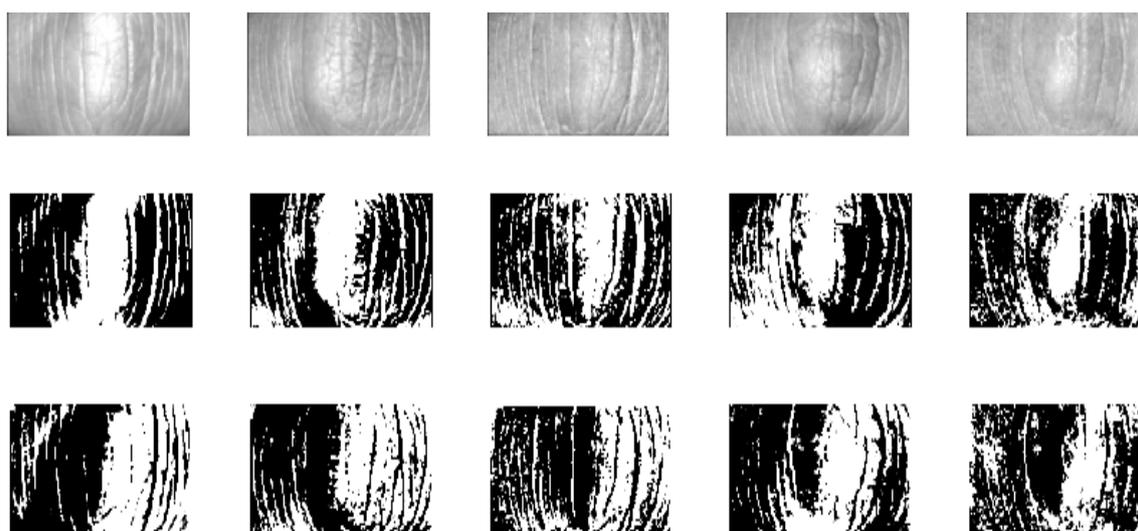
Le **tableau 4.10** représente les résultats obtenus en termes de temps d'exécution. Il est clair que la méthode proposée s'exécute plus rapidement que d'autres méthodes telles que les images de courbure moyenne (**MCI** en anglais *mean curvature images*) [50], le type de surface (**ST** en anglais *Surface Type*) [50], les images de courbure gaussienne (**GCI** en anglais *Gaussian curvature images*) [50], la méthode corrélation locale (**LC** en anglais *local correlation*) [48], MCI + GCI + ST [49], la méthode JLOF (*joint line and orientation features*) [29] et PCA + TPTSR [52], sauf avec la méthode des blocs et la représentation collaborative *BWFCR block-wise features and collaborative representation*) [54]. Au stade expérimental, le temps d'exécution de la méthode proposée a seulement 5,6 secondes pour effectuer une opération d'identification tenant compte d'un grand ensemble de données comprenant 5200 échantillons provenant de 260 classes. Il est montré que le système proposé dépasse les autres. De plus, la vitesse de déplacement de l'algorithme proposé a été évaluée et comparée à la complexité des algorithmes de base.

Tableau 4. 10 Temps de calcul du schéma proposé et des approches existantes

Méthodes	[50] MC I	[50] ST	[50] GCI	[48] LC	[49] MCI+G CI+ST	[29] JLOF	[54] BWFC R	[52] PCA +TP TSR	Méthode proposée
Cout en Temps pour une identification (second)	9.4	63.27	9.4	70.99	76.53	10.70	0.022	17.65	5.6

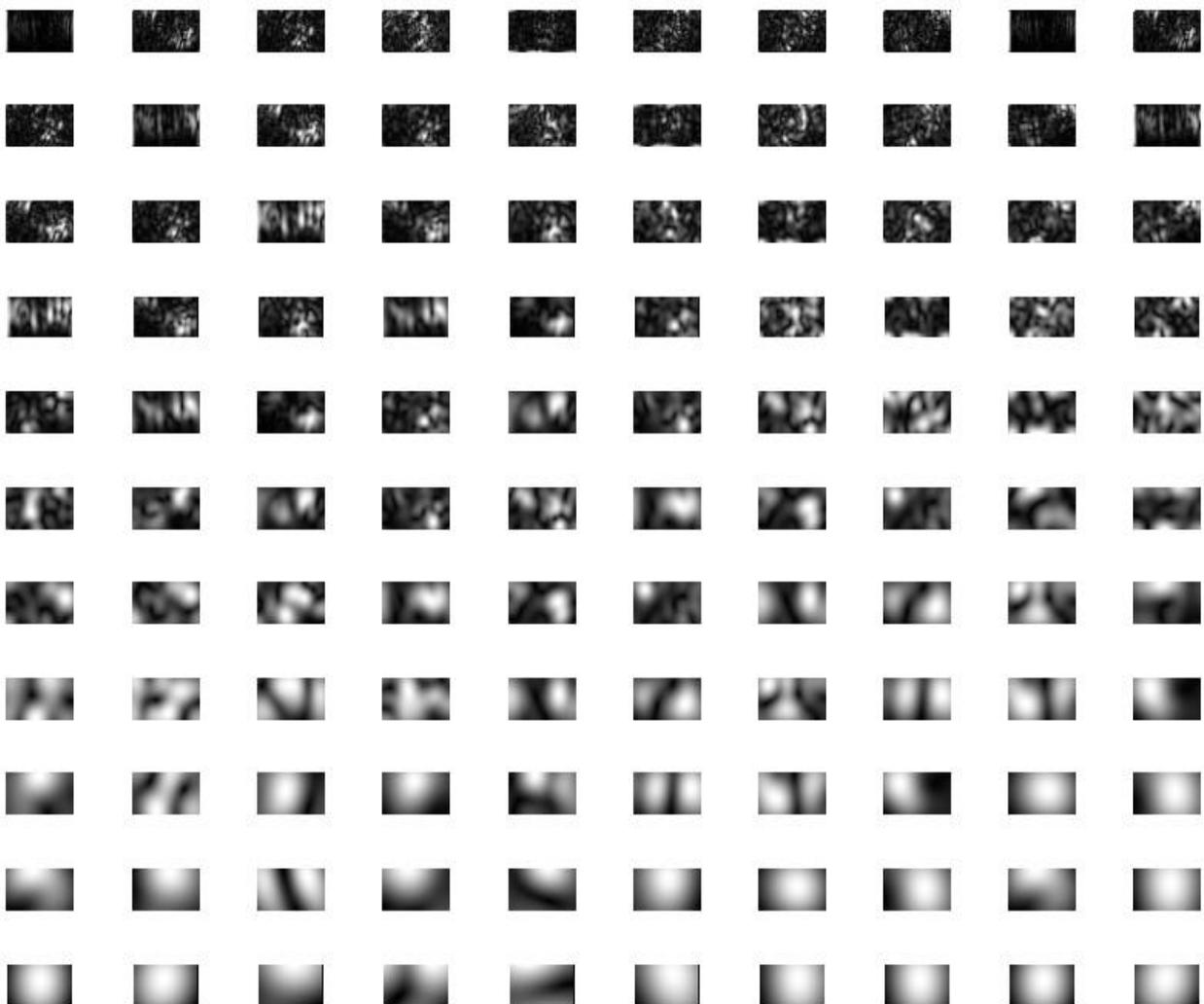
### 4.3. Méthode proposée de FKP

Le système proposé est basé sur l'utilisation de filtre de 1D Log-Gabor, de la banque de filtres de Gabor (110 filtres) et de la technique LDA. Le système proposé comporte l'étape d'extraction des caractéristiques et l'étape de classification. Dans l'étape d'extraction de caractéristiques, en premier lieu, un filtre de Log-Gabor 1D est utilisé pour générer les données préliminaires avec la partie réelle de l'image filtrée. Les paramètres du filtre 1D-Log-Gabor ont été choisie empiriquement  $f_0=1/10 =$  et  $\sigma=0.0001$ . La **Figure 4.11** présente quelques images FKPs avec leurs images réelles et imaginaires.



**Figure 4.11** Quelques images FKPs, images réelles (Deuxième rangée) et images imaginaires (Troisième rangée)

Ensuite, l'image réelle est filtrée avec une famille de filtres de Gabor caractérisés par 11 échelles et 10 orientations (110 filtres). Notamment, les paramètres de la banque de filtres de Gabor sont choisis aussi empiriquement,  $f_{max} = 0.25$ ,  $n = \sqrt{2}$  et  $\lambda = \sqrt{2}$ . Les réponses en amplitude d'une image réelle donnée sont illustrées par la **Figure 4.12**. Le sous-échantillonnage en anglais «*down-sampling*» est appliqué à toutes les réponses en amplitude par une grille d'échantillonnage rectangulaire avec un facteur  $\psi = 64$ . Chaque réponse d'amplitude échantillonnée est transformée en un vecteur. Les 110 vecteurs sont concaténés pour produire un grand vecteur caractéristique. Pour la réduction de la dimensionnalité de ce vecteur caractéristique, la technique LDA est utilisée. Enfin, la distance de Mahalanobis est utilisée pour l'étape de classification.

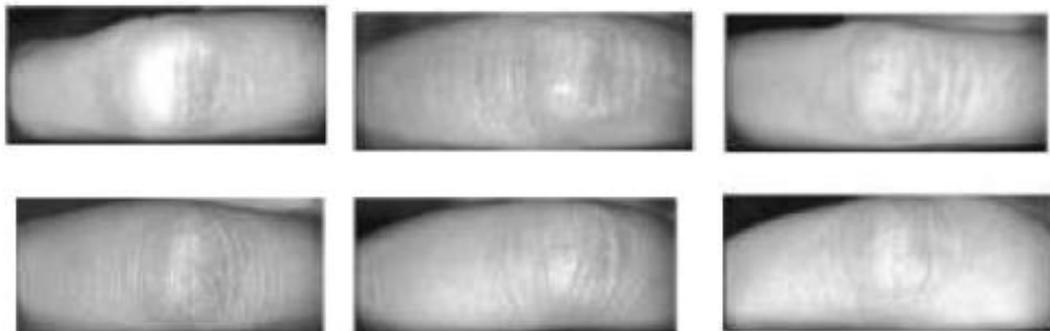


**Figure 4. 12.** Les réponses en amplitude d'une image réelle donnée

### 4.3.1. Expériences sur les images FKPs

#### 4.3.1.1. La Base de données FKP

Pour évaluer la méthode proposée pour FKP, une base de données FKP de l'université polytechnique de Hong Kong (PolyU) (<http://www.comp.polyu.edu.hk/~biometrics/FKP.html>) disponible publiquement est employée. Cette base de données contient 7920 images obtenues à partir de 165 personnes en deux sessions, avec 48 images différentes de FKPs pour chaque personne. Les images de FKPs de quatre types de doigts pour chaque personne sont collectées. Ce sont: index gauche LIF en anglais «*Left Index Fingers*», médian gauche LMF en anglais «*Left Middle Fingers*», index droit RIF en anglais «*Right Index Fingers*» et médian droit RMF en anglais «*Right Middle Fingers*». Chaque type de doigt fournit 12 images (6 images dans chaque session). Cependant, le nombre total d'images pour chaque type de doigt est de 1980 images fournies par 165 personnes. Cette base de données comprend 125 mâles et 40 femelles. Parmi eux, 143 sujets d'âge compris entre 20 et 30 ans et les autres d'âge compris entre 30 et 50 ans. Un exemple de ces images est illustré sur la **Figure 4.13**.

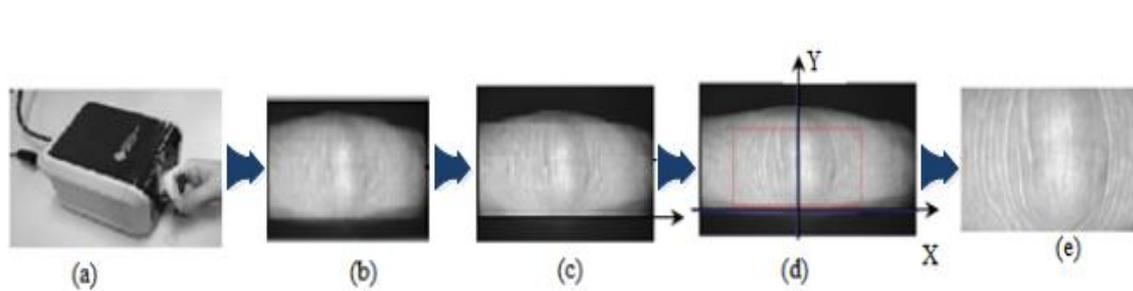


**Figure 4. 13** Exemple d'images de FKPs dans la base de données PolyU.

#### 4.3.1.2. Extraction de la région d'intérêt (ROI) de FKP

Les étapes pour l'extraction de la région d'intérêt (ROI) de FKP sont introduites dans [55]. Tout d'abord, l'opération de lissage gaussien a été appliquée à l'image originale FKP. Ensuite, le sous-échantillonnage de l'image lissée est appliqué pour rendre l'image à 150 dpi. Deuxièmement, la limite inférieure du doigt (l'axe X) peut être aisément extraite par détection de contour en utilisant le filtre de Canny. Troisièmement, l'axe Y

a été déterminé en appliquant un détecteur de Canny sur la sous-image qui a été extraite de l'image originale de l'axe X, puis la direction de codage de convexe a été détectée. Enfin, le ROI a été extrait, où le rectangle indique la zone du ROI qui sera extraite comme le montre la **Figure 4.14**



**Figure 4.14** Les étapes d'extraction de ROI de l'image FKP

### 4.3.2. Résultats de simulation

Dans ces expériences, 6 images de la première session, de chaque modalité (LMF, RMF, LIF, RIF) sont utilisées dans la phase d'entraînement. Les autres 6 images de la deuxième session ont été utilisées dans la phase de test. Il y a un total de 990 images d'entraînement et 990 images de test. Par conséquent, un total de 5940 comparaisons authentiques et 487080 comparaisons d'imposteurs ont été générées.

#### 4.3.2.1. Système monomodal

Les expériences du système monomodal consistent à l'utilisation de l'information de chaque type de doigt séparément. Les sous sections qui suivent fournissent l'évaluation des performances du système. De plus, une étude comparative entre les vecteurs caractéristiques de l'image originale et ceux obtenus de la partie réelle et de la partie imaginaire de l'image originale.

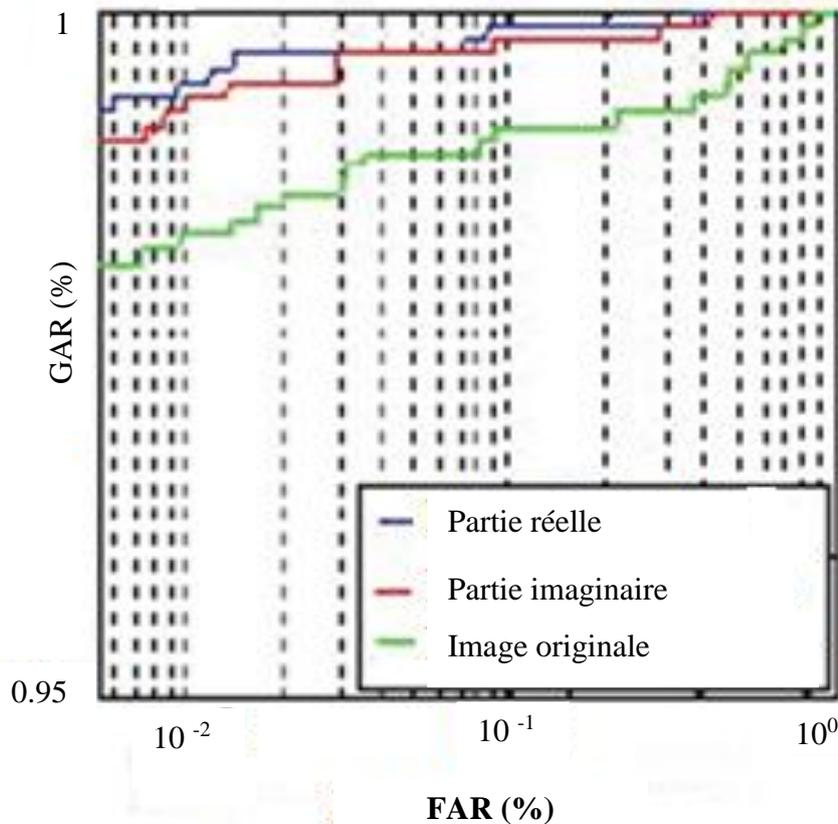
##### 4.3.2.1.1. Résultats de l'authentification

Plusieurs tests ont été effectués et les résultats de l'authentification sont illustrés dans le **Tableau 4. 11**.

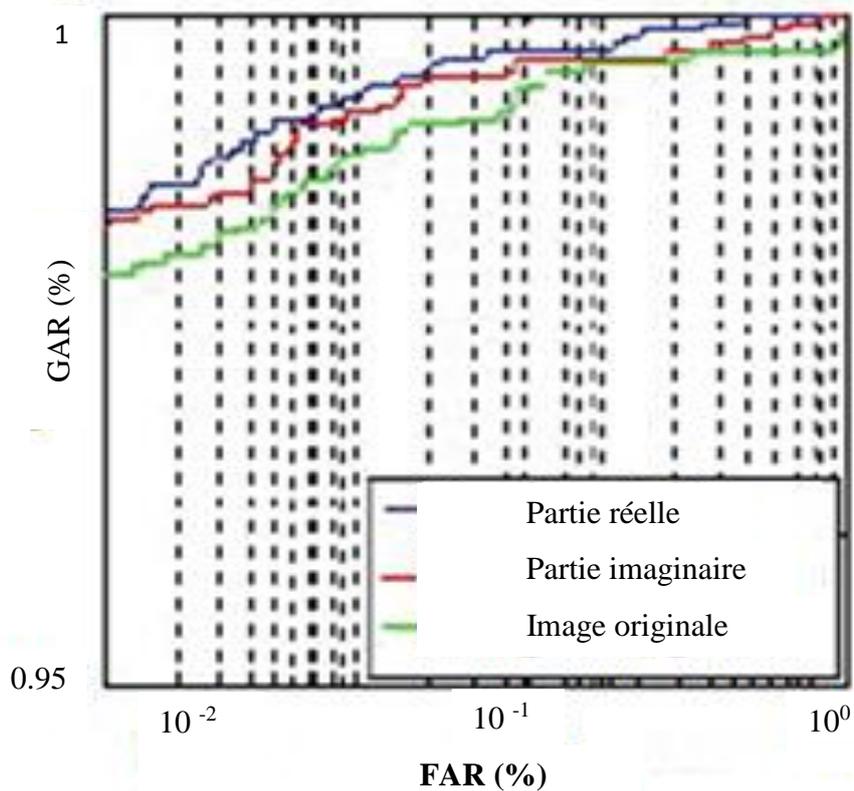
**Tableau 4. 11** EER (%) obtenu pour les différents types de doigts

Taille de BD	Modalités	Partie réelle	Partie Imaginaire	Image originale
165	LIF	0.810%	0.990%	1.720%
	LMF	0.620%	0.810%	1.510%
	RIF	1.110%	1.310%	1.620%
	RMF	0.810%	0.820%	1.740%

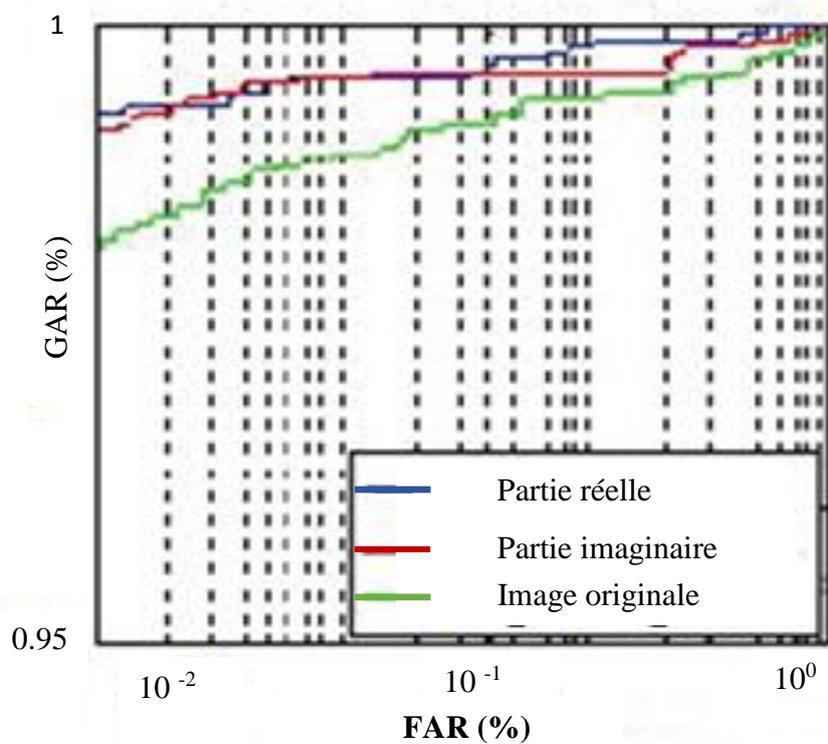
De ce tableau, il est clair que, les caractéristiques obtenues à partir de l'image FKP filtré avec le filtre 1D-Log-Gabor améliorent considérablement la précision du système. Deuxièmement, le système donne une haute précision à la modalité LMF par rapport aux modalités LIF, RIF et RMF. Une minimale erreur EER égal à 0,61% est ainsi obtenue pour la modalité LMF. En outre, les restes des modalités, LIF, RIF et RMF, donnent respectivement un EER égal à 0,810%, 1,110% et 0,800%. La **Figure 4.15** montre les courbes ROCs pour les différentes modalités LMF, LIF, RIF et RMF.



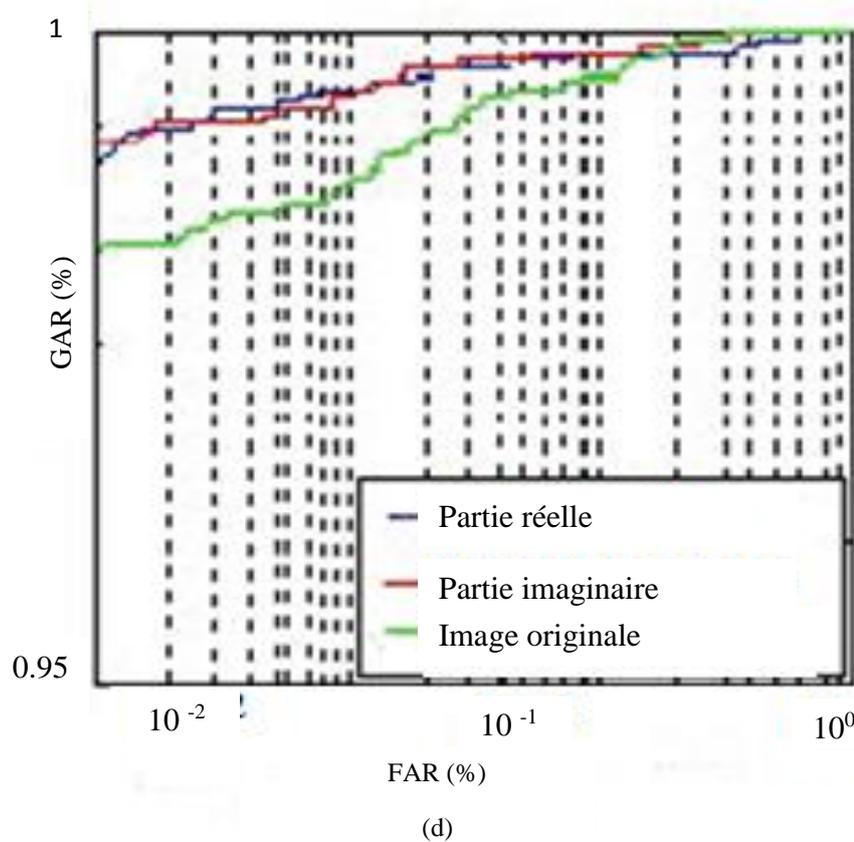
(a)



(b)



(c)



**Figure 4. 15** Performance du système unimodal proposé pour les différentes modalités ( mode d'authentification). (a)LIF. (b) LMF. (c) RIF . (d) RMF.

Ces courbes montrent que l'utilisation de filtre 1D-Log Gabor dans notre système améliore les performances de système proposé. Pour la modalité LMF par exemple, notre système donne un EER=1.510% si on utilise les images originales de LMF, une amélioration de performance de système peut être observé si on utilise les parties réelles des images LMF obtenues par 1D-log Gabor, où un EER=0.620%. Enfin, pour prouver l'importance de notre idée, une étude comparative de notre méthode monomodale proposée et les méthodes existantes dans la littérature a été faite et les résultats sont portés dans le **Tableau 4.12**. De plus, le système proposé donne le plus bas EER par rapport aux autres systèmes d'authentification biométriques comme les systèmes dans [25], [55] et [56].

**Tableau 4. 12** Comparaison des EER avec certains travaux dans la littérature

Méthodes	Images d'entraînement	Image de test	LIF	LMF	RIF	RMF
ImCompCode&MagCode [55]	990	990	1.730%	1.780%	1.440%	1.640%
MoriCode [56]	990	990	1.544%	1.698%	1.605%	1.244%
MtexCode [56]	990	990	2.077%	2.078%	2.115%	2.055%
MoriCode&MtexCode [56]	990	990	1.328%	1.453%	1.247%	1.063%
Référence. [25]	990	990	2.06%	1.96%	1.82%	1.87%
Méthode proposée	990	990	<b>0.810%</b>	<b>0.610%</b>	<b>1.110%</b>	<b>0.810%</b>

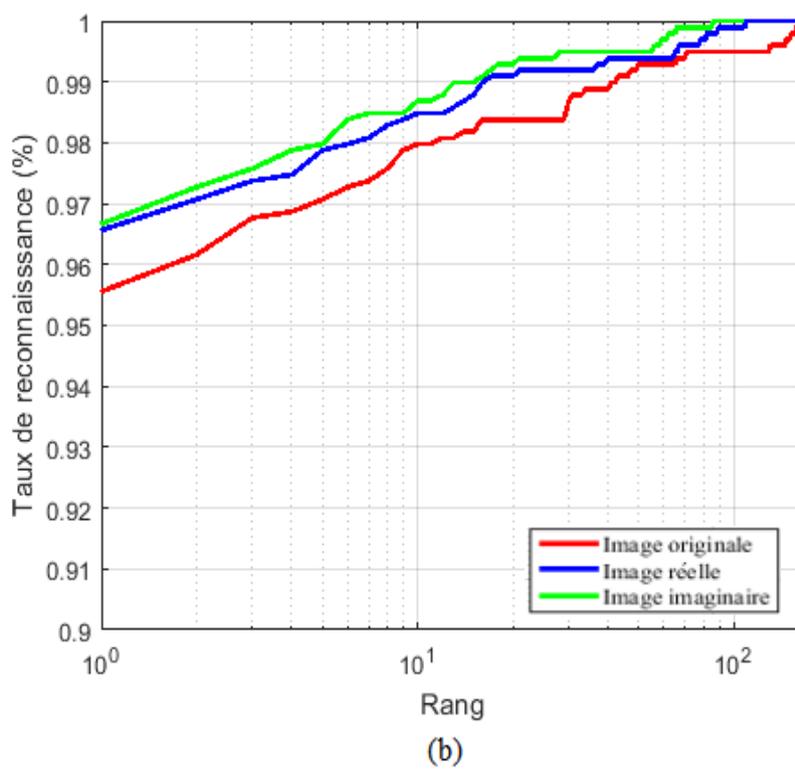
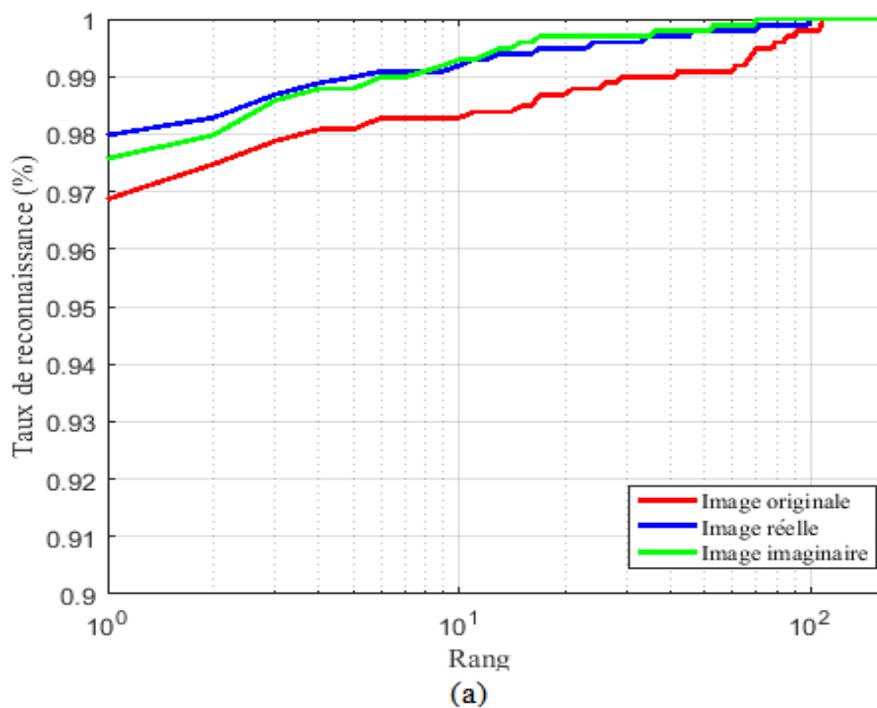
### 4.3.2.2. Résultats de l'identification

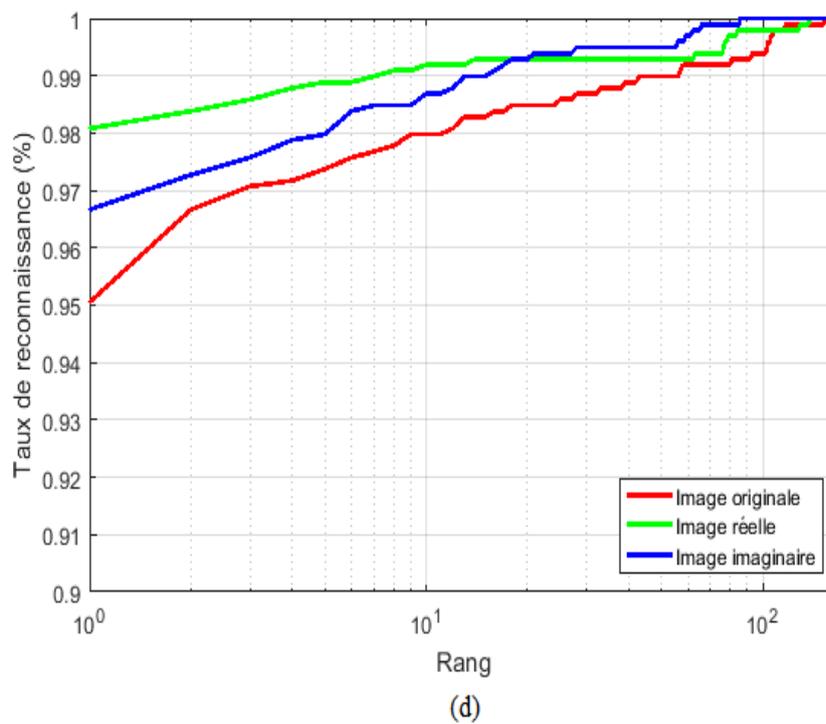
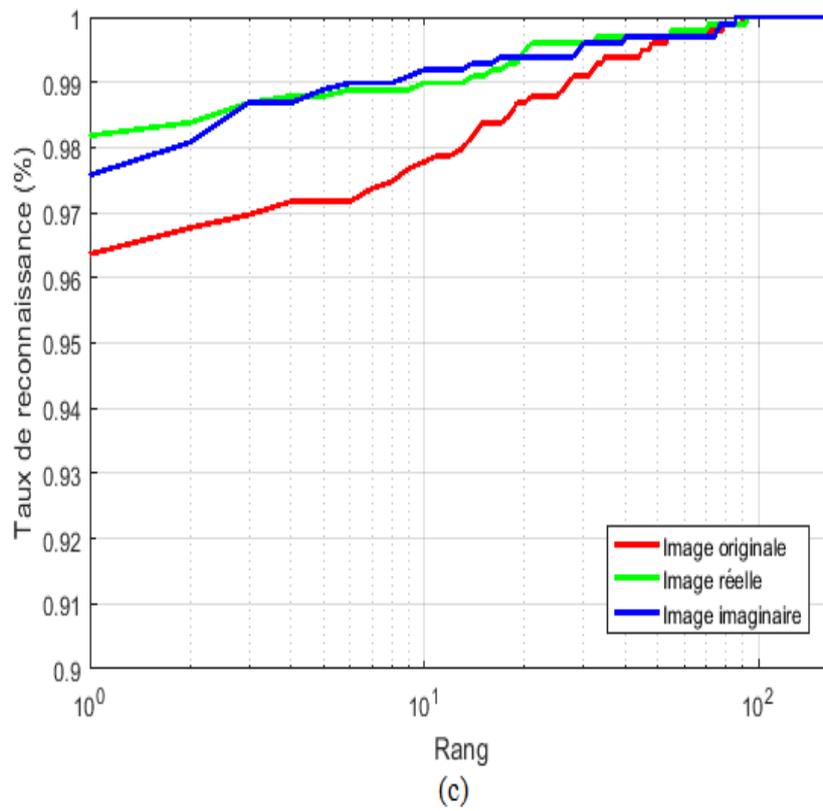
Plusieurs tests sont effectués et les résultats de l'identification sont illustrés dans le **Tableau 4. 13**.

**Tableau 4. 13** Rang-1(%) obtenus pour les différents types de doigts

Taille de BD	Modalités	Partie réelle	Partie Imaginaire	Image originale
165	LIF	98.18%	97.58%	96.36%
	LMF	97.98%	97.58%	96.87%
	RIF	96.67%	96.57%	95.56%
	RMF	98.08%	96.67%	95.05%

De ce tableau, il est clair que le système donne une haute précision à la modalité LIF par rapport aux modalités LMF, RIF et RMF. Ainsi que, dans ce cas, un taux de reconnaissance de Rang -1 égal 98,18%. En outre, les restes des modalités, RMF, RIF et LMF, donnent respectivement un taux de reconnaissance de Rang-1 égal à 98,08 %, 96,67 % et 97,98%. On observe aussi que l'utilisation des images filtrées (réelles ou imaginaires) par le filtre 1D-Log-Gabor améliore la performance (l'exactitude) de notre système comparant à l'utilisation des images originales de FKPs. La **Figure 4.16** montre les courbes CMCs pour les différentes modalités LMF, LIF, RIF et RMF.





**Figure 4. 16** Performances du système unimodal proposé pour les différentes modalités (mode d’identification) (a)LMF. (b) RIF. (c) LIF. (d) RMF.

Ces courbes montrent que l'utilisation de filtre 1D-Log Gabor dans notre système améliore les performances. Pour la modalité LIF par exemple, notre système donne un taux de reconnaissance de Rang-1 de 96.36% si on utilise les images originales de LIF. Une amélioration des performances de système peut aussi être observée si on utilise les parties réelles des images de LIF obtenues par 1D-log Gabor, où le taux de reconnaissance de Rang-1 est de 98.18%. Enfin, pour prouver l'importance de notre proposition, une étude comparative de notre méthode monomodale et les méthodes existantes dans la littérature a été faite et les résultats sont portés dans le **Tableau 4.14**. De plus, le système proposé donne le plus haut taux de reconnaissance de Rang-1 par rapport aux autres systèmes d'identification biométriques

**Tableau 4.14** Comparaison des Rang-1 avec certains travaux dans la littérature

Méthodes	Images d'entraînement	Images de test	LIF	LMF	RIF	RMF
MSLBP [134]	990	990	93.80%	94.70%	92.20%	94.80%
DFB+LDA+Norm [58]	990	990	88.68%	90.30%	89.79%	89.79%
Intensity+Gabor [68]	990	990	89.90%	88.59%	89.49%	88.48%
CLPP [135]	990	990	86.58%	86.43%	85.89%	86.16%
GLBP [66]	990	990	94.33%	95.54%	95.93%	96.72%
Gabor [66]	990	990	76.06%	80.20%	76.77%	80.30%
LBP [66]	990	990	79.80	82.22%	82.63%	84.24%
Encoding LBP [66]	990	990	94.33%	95.54%	95.93%	96.72%
Méthode proposée	990	990	<b>98.18%</b>	<b>97.98%</b>	<b>96.67%</b>	<b>98.08%</b>

### 4.3.3. Système multimodal

Le but de cette expérience est d'étudier la performance du système lorsque nous fusionnons les informations de plusieurs types de doigts de chaque personne. Cependant, les informations données par différents types de doigts (LIF, LMF, RIF et RMF) sont fusionnées pour rendre le système plus efficace. Notamment, Après, l'extraction des vecteurs caractéristiques de deux ou plusieurs types de doigts la fusion des différentes modalités est effectuée. Cette fusion baptisé fusion au niveau de l'extraction des caractéristiques. Ces vecteurs sont concaténés en un seul vecteur

caractéristique. Puis, ce dernier vecteur soumis à la projection sous-espace (LDA) pour la réduction de la dimensionnalité.

### 4.3.3.1. Résultats de l'authentification

Dans notre système, différentes combinaisons de types de doigts ont été testées et les résultats sont donnés dans le **Tableau 4.15**.

**Tableau 4. 15** Résultats des EER du Système multimodale

Fusion de deux types de doigts					
LMF-LIF	LMF-RIF	RMF-LMF	RIF-RMF	LIF-RMF	LIF-RIF
0.400%	0.000%	0.000%	0.000%	0.010%	0.020%
Fusion de trois ou quatre types de doigts					
LIF-RIF-LMF	LMF-LIF-RMF	RMF-RIF-LMF	RMF-RIF-LMF	LMF-LIF-RMF-RIF	
0.000%	0.000%	0.000%	0.000%	0.000%	

De ce tableau, il est clair que la stratégie de la fusion peut effectivement améliorer la performance du système. Ainsi, une minimale EER = 0.000%, est trouvée pour presque toutes les combinaisons. Enfin, une comparaison de la méthode multimodale proposée avec d'autres méthodes dans la littérature portées dans le **Tableau.4.16**. Cependant, l'EER de notre système est le plus bas.

**Tableau 4. 16** EER (%) Obtenus à partir des différents systèmes multimodaux

Méthodes	Images d'entraînement	Image de test	Combinaisons	EER [%]
[55]	990	990	RIF-RMF	0.260%
[55]	990	990	RIF-RMF-LIF-LMF	0.000%
[133]	990	990	RIF-RMF	0.115%
[133]	990	990	LIF-RIF-RMF	0.015%
Méthode proposée	990	990	LMF-RIF	<b>0.000%</b>

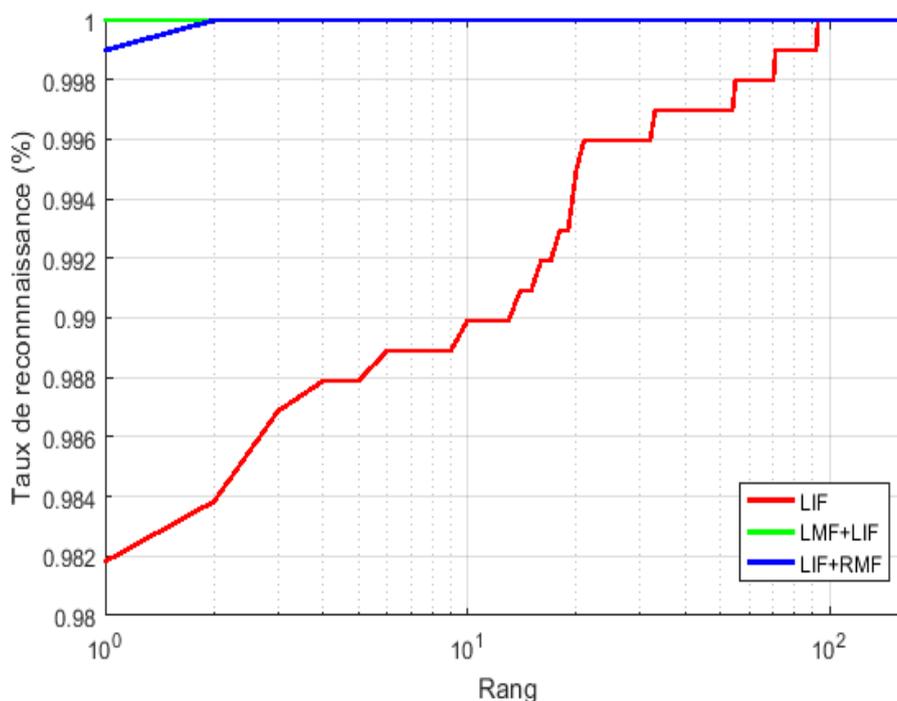
### 4.3.3.2. Résultats de l'identification

Dans notre système, différentes combinaisons de types de doigts ont été testées et les résultats sont donnés dans le **Tableau 4. 17**.

**Tableau 4. 17** Résultats de rang-1 Système multimodal

Fusion de deux types de doigts					
LMF-LIF	LMF-RIF	RMF-LMF	RIF-RMF	LIF-RMF	LIF-RIF
100%	100%	100%	100%	99.90%	100%
Fusion de trois ou quatre types de doigts					
LIF-RMF-RIF	LMF-LIF-RMF	RMF-RIF-LMF	RMF-RIF-LMF	LMF-LIF-RMF-RIF	
100%	100%	100%	100%	100%	

De ce tableau, il est clair que la stratégie de la fusion au niveau des caractéristiques peut effectivement améliorer la performance du système. Ainsi, un taux de reconnaissance de rang-1 égale à 100%, est trouvé pour presque toutes les combinaisons sauf pour la combinaison LIF-RIF qui atteint un taux de reconnaissance de rang-1 égal à 99.90%. La comparaison entre le système monomodal (LIF) et le système multimodal (LMF+LIF) et (LIF+RMF) est donné dans la **Figure 4.17**.



**Figure 4.17** Comparaison entre le système multimodal et le système monomodal

Il est clair que le système multimodal améliore le taux de reconnaissance comparé avec le système monomodal où la combinaison (LMF+LIF) atteint un taux de reconnaissance de rang-1 égale à 100%. Enfin, une comparaison de la méthode multimodale proposée avec d'autres méthodes dans la littérature est portée dans le **Tableau 4.18**. Cependant, le taux de reconnaissance de rang-1 de notre système est le plus haut.

**Tableau 4. 18** Rang-1 (%) Obtenus à partir des différents systèmes multimodaux

Méthodes	Images d'entraînement	Images de test	Combinaisons	Rang-1 [%]
DFB+LDA+ Norm [58]	990	990	LMF-LIF	95.55%
DFB+LDA+ Norm [58]	990	990	RMF+RIF+LMF	98.68%
DFB+LDA+ Norm [58]	990	990	RMF+RIF+LMF+LIF	99.29%
Encoding LBP [66]	990	990	LMF-LIF	99.09%
Encoding LBP [66]	990	990	RMF+RIF+LMF	99.7%
Encoding LBP [66]	990	990	RMF+RIF+LMF+LIF	100%
Intensity+Gabor [68]	990	990	LMF-LIF	95.56%
Intensity+Gabor [68]	990	990	RMF+RIF+LMF	95.86%
Intensity+Gabor [68]	990	990	RMF+RIF+LMF+LIF	96.56%
Gabor+PCA+LDA [69]	990	990	LMF-LIF	92.12%
Gabor+PCA+LDA [69]	990	990	RMF+RIF+LMF	96.57%
Gabor+PCA+LDA [69]	990	990	RMF+RIF+LMF+LIF	98.79%
Méthode proposée	990	990	LMF-LIF	100%
Méthode proposée	990	990	RMF+RIF+LMF	100%
Méthode proposée	990	990	RMF+RIF+LMF+LIF	100%

#### 4.4. Méthode proposée de palmprint multispectrale

La **Figure 4.18** montre un diagramme d'un système de reconnaissance de personnes par palmprint multispectrale, basée sur les filtres de Gabor et Fisherpalms. Dans ce système

biométrique, chaque image palmprint multispectrale est convoluée avec une famille de 40 filtres de Gabor (5 échelles et 8 orientations). Ensuite, chaque réponse d'amplitude sous-échantillonnée avec un facteur =64 est transformée en un vecteur par balayage des colonnes, puis la normalisation de ce vecteur. Ces vecteurs normalisés pour différentes échelles et orientations sont concaténés pour produire un seul vecteur caractéristique. L'espace Fisherpalms ou Eigenpalm est utilisé pour la réduction de dimensionnalité de ce vecteur. L'algorithme KNN et la distance de cosinus Mahalanobis sont utilisés dans la phase de comparaison.

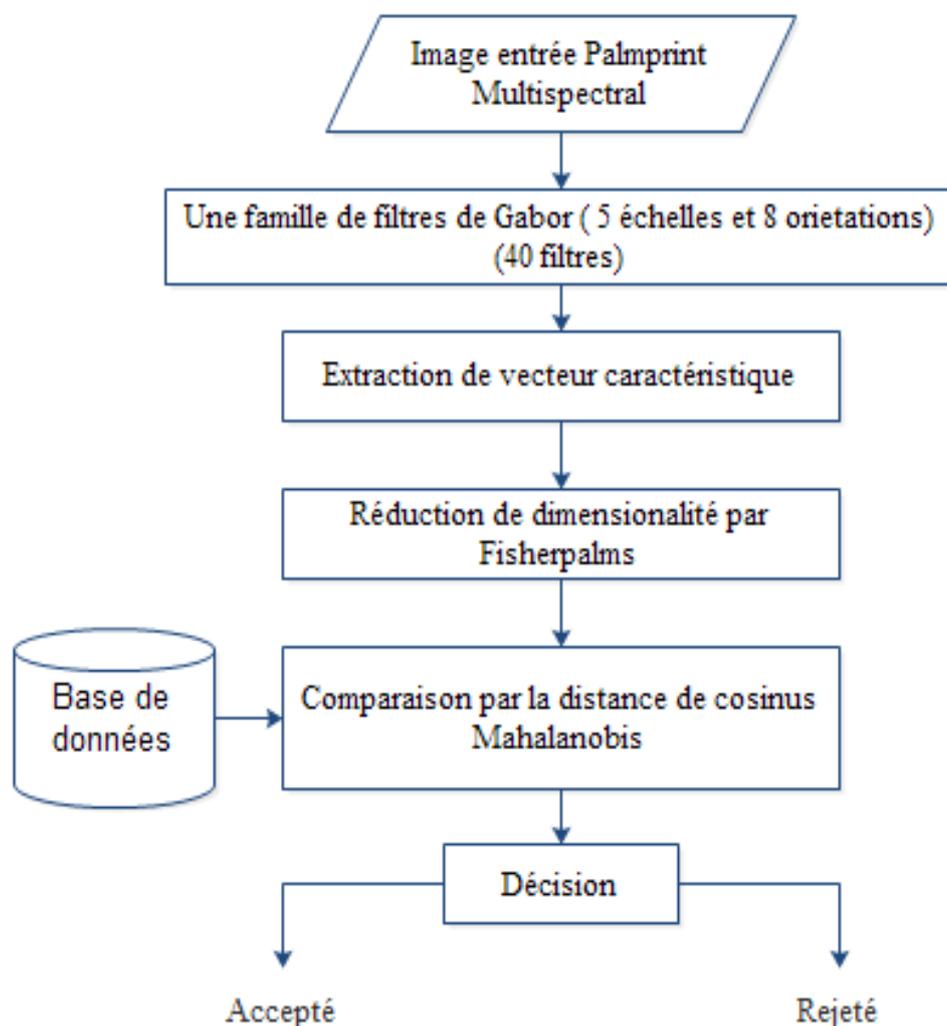
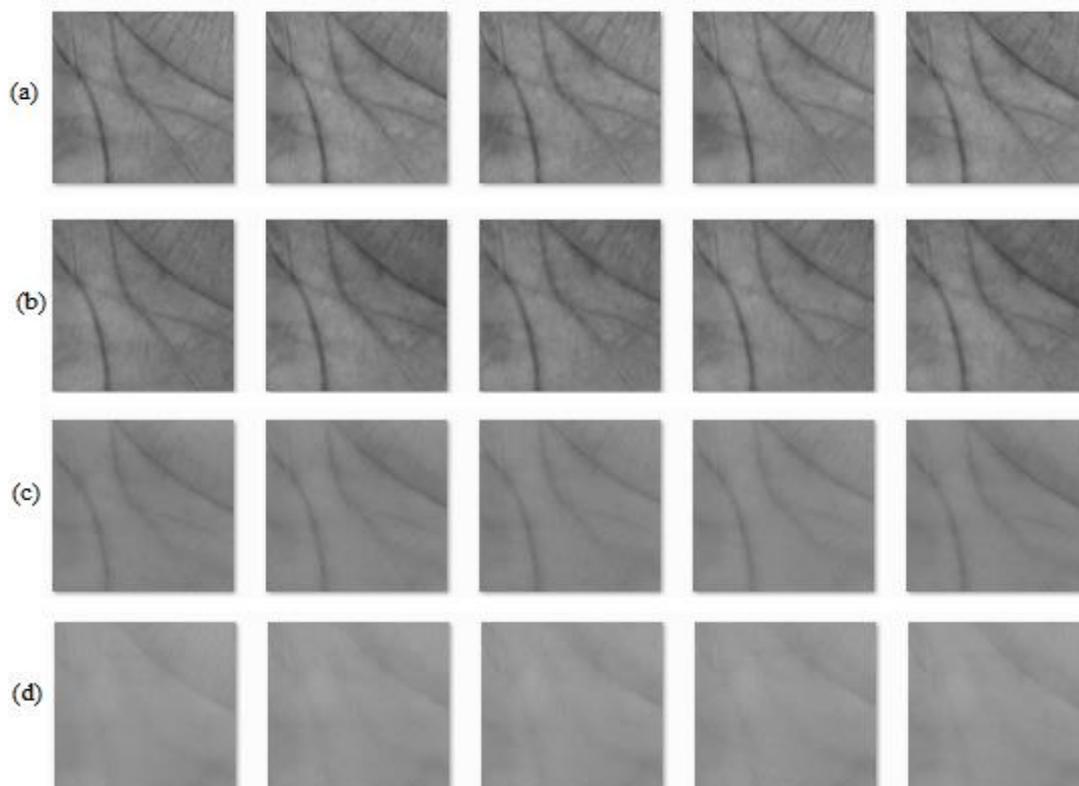


Figure 4.18 Diagramme de la méthode proposée pour palmprint multispectrale

#### 4.4.1. Résultats et discussion

##### 4.4.1.1. La base de données

Dans cette étude, la base de données palmprints multi-spectrales de l'université polytechnique de Hong Kong (PolyU) ([http://www4.comp.polyu.edu.hk/~biometrics/Multi-spectral\\_Palmprint/MSP.html](http://www4.comp.polyu.edu.hk/~biometrics/Multi-spectral_Palmprint/MSP.html)) est utilisée. Cette base de données contient 6000 images de 500 personnes pour chaque bande (Rouge, Verte, Bleue et NIR). La **Figure 4.19** représente un échantillon des ROI images palmprints multi-spectrales pour les différentes bandes.



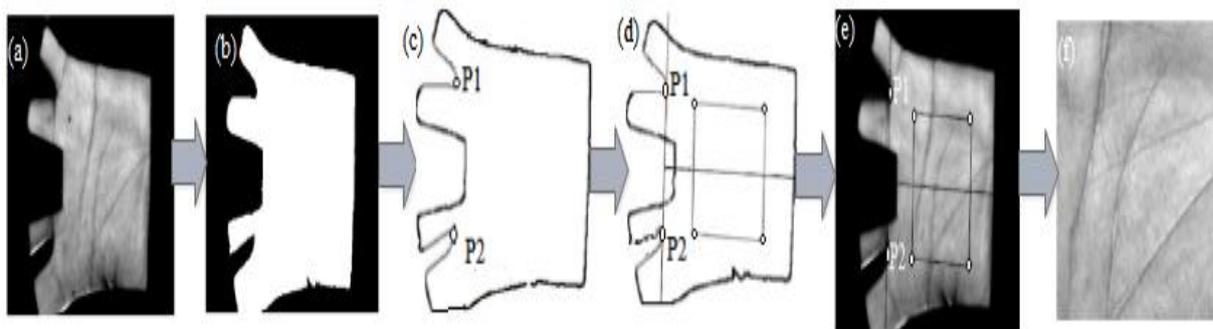
**Figure 4.19** : Echantillons des ROI images palmprints multi-spectrales (a) Bleue.(b) Verte. (c) Rouge. (d) NIR

On peut observer que les lignes principales sont plus claires dans les bandes bleues et vertes que dans les bandes rouges et NIR. Ces images ont été capturées en deux sessions distinctes. Dans chaque session, la personne fournit 6 images pour chaque paume de la main, donc au total il y a 12 images pour chaque personne. Dans cette expérimentation, les 3 premières images palmprints multi-spectrales (session1) de chaque personne sont

utilisées pour l'entraînement et le reste des images palmprints multi-spectrales est utilisé dans la phase de test (9 images).

#### 4.4.1.2. Extraction de la région d'intérêt (ROI) de palmprints multispectrale

Dans la phase de prétraitement l'algorithme proposé par D. Zhang et al [136] est utilisé pour extraire la région d'intérêt (ROI) pour chaque bande. Cette ROI est utilisé pour réduire le temps dans l'extraction de caractéristiques, la comparaison et la réduction de l'influence de la rotation et du prolongement de la paume. La ROI est obtenue par les étapes suivantes : i) Appliquer un filtre passe-bas gaussien à l'image originale (**Figure 4.20 a**). ii) Un seuil  $T$ , est utilisé pour convertir l'image filtrée en une image binaire, comme il est montrée par la **Figure 4.20 b**. iii) les frontières de l'image binaire ont été facilement extraites en utilisant un algorithme de suivi des limites en anglais «*tracking algorithm*» comme montrée sur la **Figure. 4.20 c**. iv) Cette frontière est traitée pour déterminer les points P1 et P2 (voir **Figure 4.20 d**) v) P1 et P2 sont reliés par une ligne L1. Dessiner une autre ligne L2 passant par le point médian de L1. vi) Enfin, le système ROI a été extrait du rectangle qui indique la zone du ROI (voir **Figure.4.20 e**). Le 2D ROI extrait est illustré par la **Figure 4. 20. f**.



**Figure 4. 20** Les étapes d'extraction du ROI d'une image 2D palmprint multi-spectrales

#### 4.4.1.3. Résultats d'authentification

Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau avec un facteur sous-échantillonné de 64. Comme montre le tableau, la méthode Gabor + Fisherpalms atteint un taux égal d'erreur (EER) de 0,00% pour les bandes verte, rouge et bleue et un EER de 0,04% pour

la bande NIR. Si la technique Gabor + Eigenpalms est utilisée, notre système atteint un EER égal à 0,09% pour la bande verte et un EER de 0,07% pour la bande bleue. L'EER est de 0,24% pour la bande NIR et de EER = 0,27% pour la bande rouge. On peut voir largement les avantages de l'utilisation de la méthode Gabor + Fisherpalms par rapport à celle de Gabor + Eigenpalms (voir **Tableau 4.19**). Le **Tableau 4.20** montre l'EER pour les différents facteurs sous-échantillonnés en utilisant la bande rouge. Il est clair de ce tableau que le facteur sous-échantillonné de 64 donne le meilleur résultat. Le **Tableau 4.21** montre EER pour les différentes de mesures de distances et bandes: Distance Euclidienne (Euc), Distance Mahalanobis (Mah), Distance de city bloc (CB) et Distance de Cosinus (COS). Il est clair que la distance Mah atteint EER le plus bas pour les différentes bandes parmi le reste des mesures de distances en utilisant Gabor + Fisherpalms.

**Tableau 4.19** EER obtenus pour les différentes méthodes et bandes

Méthodes	Verte	Infrarouge	Bleue	Rouge
Gabor+Eigenpalms	0.09%	0.24%	0.07%	0.27%
Gabor+Fisherpalms	0.00%	0.04%	0.00%	0.00%

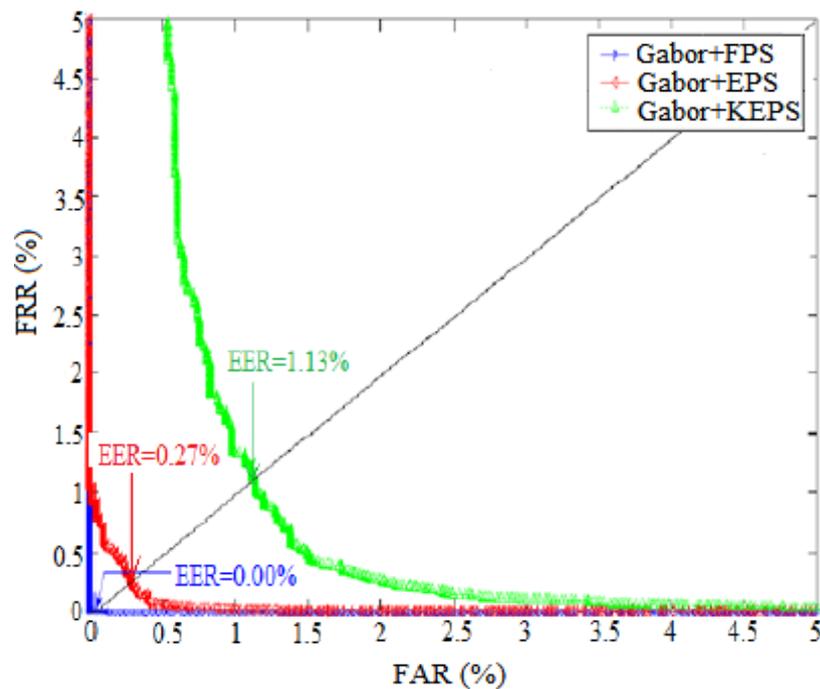
**Tableau 4.20** EER obtenus pour les différentes méthodes et les facteurs de sous-échantillonnage en utilisant la bande rouge

facteur sous échantillonnage	32	64	128	256
Gabor + Eigenpalms	0.28%	0.27%	0.29%	0.38%
Gabor + Fisherpalms	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%

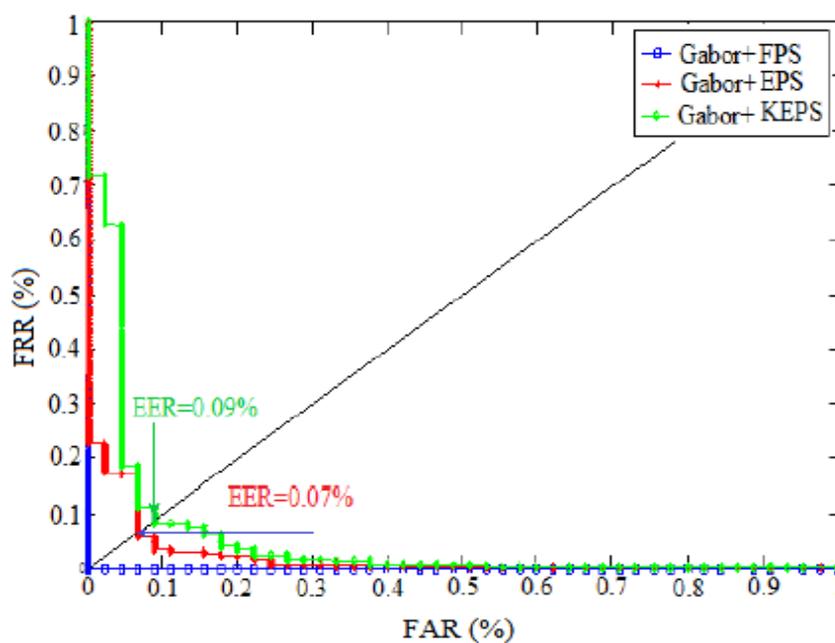
**Tableau 4.21** EER obtenus pour les différentes mesures de distances

	Vert	Infrarouge	Bleu	Rouge
Cos	0.00%	0.00%	0.04%	0.00%
Mah	0.00%	0.00%	0.04%	0.00%
Euc	0.03%	0.31%	0.71%	0.02%
CB	0.02%	0.33%	0.52%	0.02%

La **Figure 4.21** montre les courbes DET en anglais «*Detection error tradeoff*» pour les différentes méthodes : Gabor + Eigenpalms (Gabor + EPS), Gabor + Fisherpalms (Gabor+ FPS) et Gabor + kernel Eigenpalms (Gabor + KEPS) et les différentes bandes (Bleue, Verte, Rouge et NIR). De cette Figure on observe que la méthode Gabor + FPS donne le meilleur résultat. Notre méthode est comparée aux autres méthodes de la littérature (voir **Tableau 4.22**).



(a)



(b)

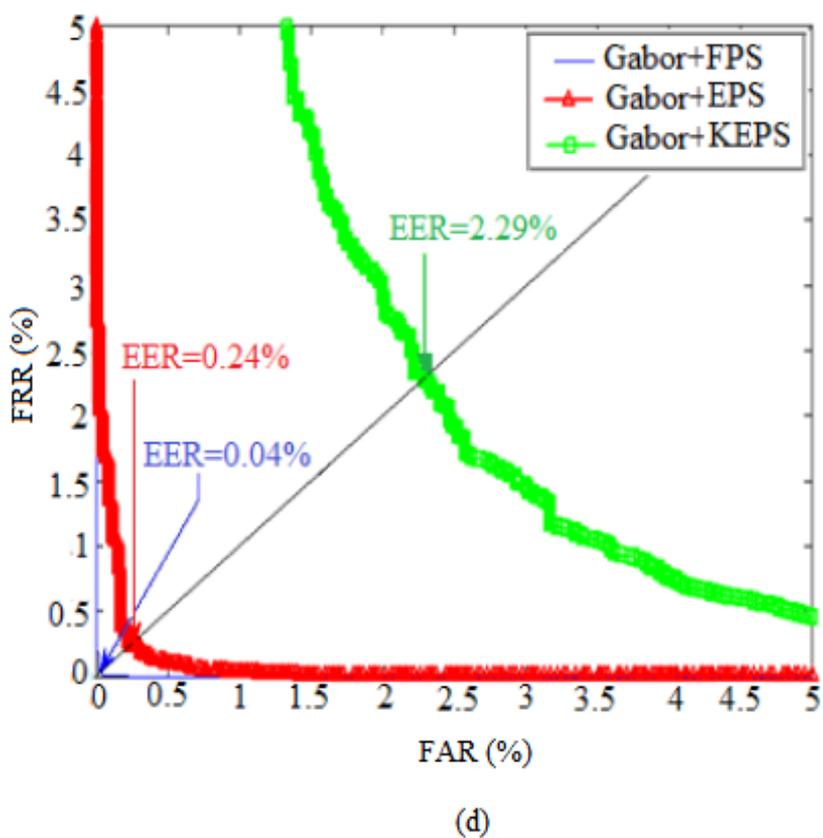
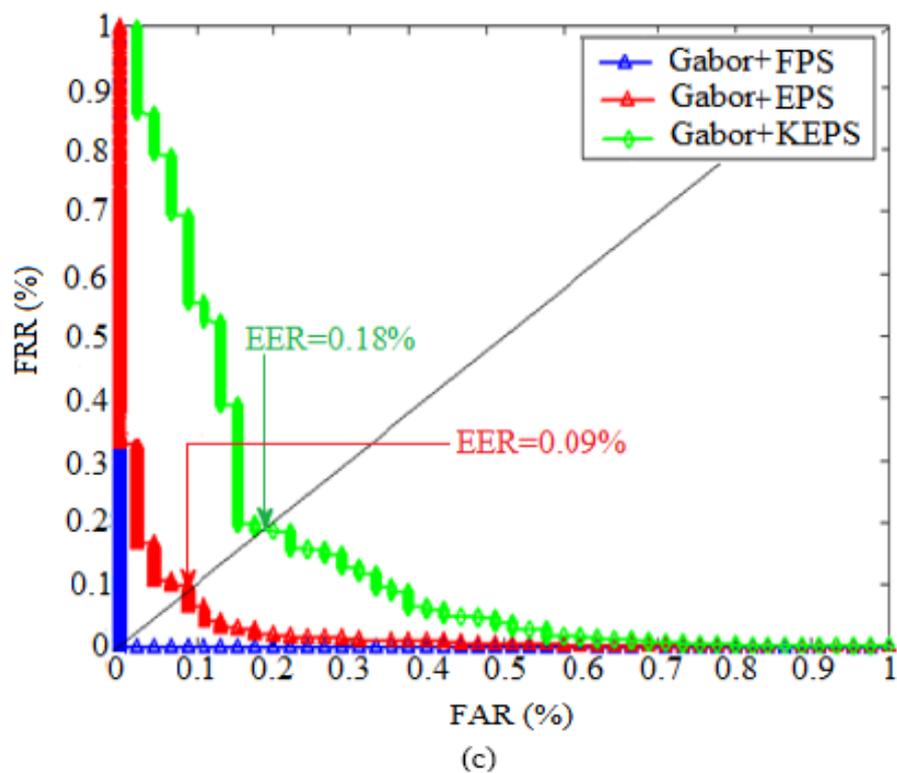


Figure 4.21 Courbes DET pour les différentes méthodes : Gabor + Eigenpalms (Gabor + EPS) et les différentes bandes ((a) Bleue, (b) Verte, (c) Rouge et (d) NIR)

**Tableau 4.22** Comparaison de la méthode proposée et celles des autres

Méthodes	Vert	NIR	Bleu	Rouge
[75]	0.0520%	0.0575%	0.0212%	0.0398%
[137]	0.70%	0.40%	0.40%	0.70%
[138]	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
Méthode proposée	0.00%	0.00%	0.00%	0.04%

## 4.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les trois méthodes proposées pour les trois modalités : palmprint, FKP et palmprint multispectrale. Les résultats expérimentaux montrent que les méthodes proposés présentent de meilleures performances les comparant aux résultats des méthodes existant dans la littérature. Également, nous confirmons que les systèmes biométriques multimodaux, surpassent les systèmes monomodaux.

## Conclusion Générale

Dans cette thèse, les résultats obtenus des systèmes biométriques proposées sont très encourageants et ils indiquent que les modalités palmprints (2D, 3D), FKPs ou palmprints multi-spectrales peuvent répondre aux exigences de sécurité. Ces modalités peuvent construire un système biométrique robuste et efficace et les résultats obtenus peuvent atteindre un EER de 0.00% et un Rang-1 de 100%. Ensuite, le système biométrique multimodal a été discuté à fond pour le reste de la thèse. Nous avons démontré qu'un système multimodal améliore les performances (EER, Rang-1...) par rapport à un système monomodal.

Dans la première méthode proposée, nous avons développé le descripteur BSIF pour obtenir un nouveau descripteur s'appelle B-BSIF qui est appliqué pour l'extraction de caractéristiques de palmprints 2D. Dans cette méthode, un nouveau paradigme basé sur la fusion au niveau des scores a été utilisé pour améliorer la précision de reconnaissance de palmprints. Cependant, le descripteur B-BSIF pour palmprints 2D et l'algorithme SQI ont été employé pour extraire des caractéristiques de palmprints 3D. À partir des résultats expérimentaux, à l'aide d'un ensemble de données de 260 personnes, la méthode introduite donne de bonnes performances avec le plus haut Rang-1 de 100% et le plus bas EER de 0 %. Ceci nous permet de conclure que la proposition présentée est un outil utile dans le système biométrique.

Dans la deuxième méthode proposée, les traits FKPs sont utilisés pour construire un système biométrique pour l'authentification ou l'identification. Le filtre Log-Gabor 1D a également été utilisé pour générer la partie réelle à partir d'images FKPs. L'image réelle obtenue est filtrée avec une famille de filtres de Gabor (110 filtres). Ensuite, les réponses en amplitude sont sous-échantillonnées et normalisées puis transformé en un vecteur par un balayage des colonnes. Tous les vecteurs, pour les différentes échelles et orientations, sont concaténés afin d'obtenir un seul vecteur caractéristique pour chaque image FKP. En outre, La technique LDA est utilisée pour réduire la dimensionnalité de

ce vecteur. Enfin, la distance cosinus Mahalanobis, est utilisée pour la phase de classification. Les résultats expérimentaux obtenus sur une base de données de 165 personnes sont très encourageants et ils indiquent que la modalité FKP peut répondre aux exigences de sécurité. De plus, l'utilisation de plusieurs types de doigts (LMF, LIF, RIF et RMF) donne de meilleurs résultats par rapport à l'utilisation d'un seul doigt. De plus, les expériences démontrent que la méthode proposée permet d'obtenir une grande exactitude par rapport aux autres systèmes existants dans la littérature.

Dans la troisième méthode proposée, chaque image multispectrale est filtrée avec une banque de filtres Gabor (40 filtres). Les réponses en amplitude sont sous-échantillonnées et normalisées puis transformées en un vecteur par un balayage des colonnes. Les 40 vecteurs pour les différentes échelles et orientations, sont concaténés afin d'obtenir un seul vecteur caractéristique pour chaque image multispectrale de palmprint. En outre, Les techniques Fisherpalms, Eigenpalms et kernel Eigenpalms sont utilisées pour la réduction de la dimensionnalité de ce vecteur.

À partir des résultats de la simulation, on a constaté que la performance d'utilisation de Gabor + Fisherpalms est meilleure que celle de l'utilisation du Gabor + Eigenpalms ou Gabor + kernel Eigenpalms.

### Perspectives

1. Introduire les algorithmes d'optimisation tels que PSO (particle swarm optimization) ou algorithme génétique dans les systèmes biométriques proposées.
2. Tester les méthodes proposées avec d'autres modalités telles que le visage et l'empreinte digitale, etc.
3. Utiliser d'autres algorithmes pour la réduction de la dimensionnalité tels que GDA (Generalized Discriminant Analysis), DLDA (Direct Linear Discriminant Analysis), etc.

4. Utiliser d'autres algorithmes pour la classification tels que la SVM «Support Vector Machine», les réseaux de neurones, la classification hiérarchique, etc.
5. Proposer un autre système multimodal basé sur les images de FKPs et de palmprints.
6. Utiliser d'autres techniques de fusion telles que la fusion au niveau du rang ou la fusion au niveau des capteurs.

- [1] Campanella, S., & Belin, P. (2007). Integrating face and voice in person perception. *Trends in cognitive sciences*, 11(12), 535-543.
- [2] Huang, K., & Yan, H. (1997). Off-line signature verification based on geometric feature extraction and neural network classification. *Pattern Recognition*, 30(1), 9-17.
- [3] Ahonen, T., Hadid, A., & Pietikainen, M. (2006). Face description with local binary patterns: Application to face recognition. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 28(12), 2037-2041.
- [4] Prabhakar, S., & Jain, A. K. (2002). Decision-level fusion in fingerprint verification. *Pattern Recognition*, 35(4), 861-874.
- [5] Jain, A., Bolle, R., & Pankanti, S. (Eds.). (2006). *Biometrics: personal identification in networked society* (Vol. 479). Springer Science & Business Media.
- [6] Liu, S., & Silverman, M. (2001). A practical guide to biometric security technology. *IT Professional*, 3(1), 27-32.
- [7] Zhang, D. D. (Ed.). (2012). *Biometric solutions: For authentication in an e-world* (Vol. 697). Springer Science & Business Media.
- [8] Jain, A., Hong, L., & Pankanti, S. (2000). Biometric identification. *Communications of the ACM*, 43(2), 90-98.
- [9] Jain, A., Ross, A. A., & Nandakumar, K. (2011). *Introduction to biometrics*. Springer Science & Business Media.
- [10] Chaa, M., Boukezzoula, N. E., & Attia, A. (2017). Score-level fusion of two-dimensional and three-dimensional palmprint for personal recognition systems. *Journal of Electronic Imaging*, 26(1), 013018-013018.
- [11] Chaa, M., Boukezzoula, N. E., Meraoumia, A., & Korichi, M. (2016, March). An efficient biometric based personal authentication system using Finger Knuckle Prints features. In *Information Technology for Organizations Development (IT4OD), 2016 International Conference on* (pp. 1-5). IEEE
- [12] Chaa, M., Boukezzoula, N. E. (2015). Authentication System using Multispectral Palmprint. *Journal of Electrical Engineering*, Vol. 4, pp.1-6.
- [13] Li, S. Z. (2009). *Encyclopedia of Biometrics: I-Z* (Vol. 1). Springer Science & Business Media.
- [14] Freyssinet, E., & Desgens-Pasanau, G. (2009). *L'identité à l'ère numérique*.
- [15] Bulatov, Y., Jambawalikar, S., Kumar, P., & Sethia, S. (2004). Hand recognition using geometric classifiers. In *Biometric Authentication* (pp. 753-759). Springer Berlin Heidelberg.
- [16] Bera, A., Bhattacharjee, D., & Nasipuri, M. (2015). Fusion-Based Hand Geometry Recognition Using Dempster–Shafer Theory. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 29(05), 1556005.
- [17] Park, G., & Kim, S. (2013). Hand biometric recognition based on fused hand geometry and vascular patterns. *Sensors*, 13(3), 2895-2910.

- [18] axena, N., Saxena, V., Dubey, N., & Mishra, P. (2013). Hand geometry: A new method for biometric recognition. *International Journal of Soft Computing and Engineering (IJSCE)*, 2
- [19] Jin, A. L. H., Chekima, A., Dargham, J. A., & Fan, L. C. (2002). Fingerprint identification and recognition using backpropagation neural network. In *Research and Development, 2002. SCORed 2002. Student Conference on* (pp. 98-101). IEEE.
- [20] Elmir, Y., Elberrichi, Z., Adjoudj, R., & Benyettou, M. (2009, May). Personal Identification by Fingerprints based on Gabor Filters. In *CIIA*.
- [21] Hsieh, C. T., & Hu, C. S. (2014). Fingerprint Recognition by Multi-objective Optimization PSO Hybrid with SVM. *Journal of applied research and technology*, 12(6), 1014-1024.
- [22] Peralta, D., Galar, M., Triguero, I., Paternain, D., García, S., Barrenechea, E & Herrera, F. (2015). A survey on fingerprint minutiae-based local matching for verification and identification: Taxonomy and experimental evaluation. *Information Sciences*, 315, 67-87.
- [23] Ahmed, S. B., Razzak, M. I., & Alhaqbani, B. (2016, March). The Minutiae Based Latent Fingerprint Recognition System. In *Proceedings of the International Conference on Internet of things and Cloud Computing* (p. 49). ACM.
- [24] Maltoni, D., Cappelli, R., & Meuwly, D. (2017). Automated Fingerprint Identification Systems: From Fingerprints to Fingermarks. In *Handbook of Biometrics for Forensic Science* (pp. 37-61). Springer International Publishing.
- [25] Zhang, L., Zhang, L., & Zhang, D. (2009, November). Finger-knuckle-print: a new biometric identifier. In *Image Processing (ICIP), 2009 16th IEEE International Conference on* (pp. 1981-1984). IEEE.
- [26] Zhang, L., Zhang, L., Zhang, D., & Guo, Z. (2012). Phase congruency induced local features for finger-knuckle-print recognition. *Pattern Recognition*, 45(7), 2522-2531.
- [27] Usha, K., & Ezhilarasan, M. (2015). Finger knuckle biometrics—A review. *Computers & Electrical Engineering*, 45, 249-259.
- [28] Meraoumia, A., Chitroub, S., & Bouridane, A. (2011, June). Fusion of finger-knuckle-print and palmprint for an efficient multi-biometric system of person recognition. In *Communications (ICC), 2011 IEEE International Conference on* (pp. 1-5). IEEE.
- [29] Li, W., Zhang, D., Zhang, L., Lu, G., & Yan, J. (2011). 3-D palmprint recognition with joint line and orientation features. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 41(2), 274-279.
- [30] Li, W., Zhang, L., Zhang, D., Lu, G., & Yan, J. (2010, June). Efficient joint 2D and 3D palmprint matching with alignment refinement. In *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2010 IEEE Conference on* (pp. 795-801). IEEE.

- [31] Ni, J., Luo, J., & Liu, W. (2015). 3D palmprint recognition using Dempster-Shafer fusion theory. *Journal of Sensors*, 2015.
- [32] Jain, A., Flynn, P., & Ross, A. A. (Eds.). (2007). *Handbook of biometrics*. Springer Science & Business Media.
- [33] Sim, H. M., Asmuni, H., Hassan, R., & Othman, R. M. (2014). Multimodal biometrics: Weighted score level fusion based on non-ideal iris and face images. *Expert Systems with Applications*, 41(11), 5390-5404.
- [34] Raja, K. B., Raghavendra, R., Stokkenes, M., & Busch, C. (2015, May). Multi-modal authentication system for smartphones using face, iris and periocular. In *Biometrics (ICB), 2015 International Conference on* (pp. 143-150). IEEE.
- [35] Eskandari, M., & Toygar, Ö. (2014). Fusion of face and iris biometrics using local and global feature extraction methods. *Signal, Image and Video Processing*, 8(6), 995-1006.
- [36] Yin, S., Dai, X., Ouyang, P., Liu, L., & Wei, S. (2014). A multi-modal face recognition method using complete local derivative patterns and depth maps. *Sensors*, 14(10), 19561-19581.
- [37] Ouamane, A., Boutellaa, E., Bengherabi, M., Taleb-Ahmed, A., & Hadid, A. (2017). A novel statistical and multiscale local binary feature for 2D and 3D face verification. *Computers & Electrical Engineering*.
- [38] Deepak, A., Shirsat, S., Alexander, S., & Yadav, A. (2016). Multimodal biometric recognition system. In *proceedings of International Conference on recent Innovations in Engineering and Management* (pp. 237-244).
- [39] Li, L., Tian, D., & Jiao, C. (2000). *Details of Holographic Medicine*. Chinese Medicine Technology Publisher.
- [40] Wang, K., Liao, J., Wu, X., & Zhang, H. (2007, June). Recognize a special structure in palmprint for palm medicine. In *Computer-Based Medical Systems, 2007. CBMS'07. Twentieth IEEE International Symposium on* (pp. 73-78). IEEE.
- [41] David, T. J. (1971). Dermatoglyphics in medicine. *Bristol Medico-Chirurgical Journal*, 86(2), 19.
- [42] HOLT, S. B. (1961). Palm-prints and their Uses in Medical Biology. *Developmental Medicine & Child Neurology*, 3(4), 333-347.
- [43] Cannon, M., Byrne, M., Cotter, D., Sham, P., Larkin, C., & O'Callaghan, E. (1994). Further evidence for anomalies in the hand-prints of patients with schizophrenia: a study of secondary creases. *Schizophrenia Research*, 13(2), 179-184.
- [44] Kong, A. W. K., Zhang, D., & Lu, G. (2006). A study of identical twins' palmprints for personal verification. *Pattern Recognition*, 39(11), 2149-2156.
- [45] Zhang, D., Zuo, W., & Yue, F. (2012). A comparative study of palmprint recognition algorithms. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 44(1), 2.

- [46] Genovese, A., Piuri, V., & Scotti, F. (2014). Touchless palmprint recognition systems (Vol. 60). Switzerland: Springer.
- [47] Zhang, D., & Lu, G. (2013). 3D biometrics: systems and applications. Springer Science & Business Media.
- [48] Zhang, D., Kanhangad, V., Luo, N., & Kumar, A. (2010). Robust palmprint verification using 2D and 3D features. *Pattern Recognition*, 43(1), 358-368.
- [49] Zhang, D., Lu, G., Li, W., Zhang, L., & Luo, N. (2008, September). Three dimensional palmprint recognition using structured light imaging. In *Biometrics: Theory, Applications and Systems, 2008. BTAS 2008. 2nd IEEE International Conference on* (pp. 1-6). IEEE.
- [50] Zhang, D., Lu, G., Li, W., Zhang, L., & Luo, N. (2009). Palmprint recognition using 3-D information. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 39(5), 505-519.
- [51] Yang, B., Wang, X., Yao, J., Yang, X., & Zhu, W. (2013). Efficient local representations for three-dimensional palmprint recognition. *Journal of Electronic Imaging*, 22(4), 043040-043040.
- [52] Cui, J. (2014). 2D and 3D palmprint fusion and recognition using PCA plus TPTSR method. *Neural Computing and Applications*, 24(3-4), 497-502.
- [53] Meraoumia, A., Chitroub, S., & Bouridane, A. (2013). 2D and 3D palmprint information, PCA and HMM for an improved person recognition performance. *Integrated Computer-Aided Engineering*, 20(3), 303-319.
- [54] Zhang, L., Shen, Y., Li, H., & Lu, J. (2015). 3D palmprint identification using block-wise features and collaborative representation. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 37(8), 1730-1736.
- [55] Zhang, L., Zhang, L., Zhang, D., & Zhu, H. (2010). Online finger-knuckle-print verification for personal authentication. *Pattern recognition*, 43(7), 2560-2571.
- [56] Gao, G., Yang, J., Qian, J., & Zhang, L. (2014). Integration of multiple orientation and texture information for finger-knuckle-print verification. *Neurocomputing*, 135, 180-191.
- [57] El-Tarhouni, W., Boubchir, L., & Bouridane, A. (2016, June). Finger-Knuckle-print recognition using dynamic thresholds completed local binary pattern descriptor. In *Telecommunications and Signal Processing (TSP), 2016 39th International Conference on* (pp. 669-672). IEEE.
- [58] Zeinali, B., Ayatollahi, A., & Kakooei, M. (2014, May). A novel method of applying directional filter bank (DFB) for finger-knuckle-print (FKP) recognition. In *Electrical Engineering (ICEE), 2014 22nd Iranian Conference on* (pp. 500-504). IEEE.
- [59] Zhang, L., Zhang, L., & Zhang, D. (2010, August). Monogenic code: A novel fast feature coding algorithm with applications to finger-knuckle-print recognition. In

- Emerging Techniques and Challenges for Hand-Based Biometrics (ETCHB), 2010 International Workshop on (pp. 1-4). IEEE.
- [60] Yang, W., Sun, C., & Wang, Z. (2011). Finger-knuckle-print recognition using Gabor feature and MMDA. *Frontiers of Electrical and Electronic Engineering in China*, 6(2), 374.
- [61] Morales, A., Travieso, C. M., Ferrer, M. A., & Alonso, J. B. (2011). Improved finger-knuckle-print authentication based on orientation enhancement. *Electronics Letters*, 47(6), 380-381.
- [62] Zhang, L., Zhang, L., & Zhang, D. (2009). Finger-knuckle-print verification based on band-limited phase-only correlation. In *Computer analysis of images and patterns* (pp. 141-148). Springer Berlin/Heidelberg.
- [63] Zhang, L., Zhang, L., Zhang, D., & Zhu, H. (2011). Ensemble of local and global information for finger-knuckle-print recognition. *Pattern Recognition*, 44(9), 1990-1998.
- [64] Xiong, M., Yang, W., & Sun, C. (2011, May). Finger-knuckle-print recognition using LGBP. In *International Symposium on Neural Networks* (pp. 270-277). Springer Berlin Heidelberg.
- [65] Zhang, W., Shan, S., Gao, W., Chen, X., & Zhang, H. (2005, October). Local Gabor binary pattern histogram sequence (lgbphs): A novel non-statistical model for face representation and recognition. In *Computer Vision, 2005. ICCV 2005. Tenth IEEE International Conference on* (Vol. 1, pp. 786-791). IEEE
- [66] Shariatmadar, Z. S., & Faez, K. (2013). Finger-knuckle-print recognition via encoding local-binary-pattern. *Journal of Circuits, Systems and Computers*, 22(06), 1350050.
- [67] Hegde, C., Phanindra, J., Shenoy, P. D., Venugopal, K. R., & Patnaik, L. M. (2011, March). Human authentication using finger knuckle print. In *Proceedings of the Fourth Annual ACM Bangalore Conference* (p. 9). ACM.
- [68] Shariatmadar, Z. S., & Faez, K. (2011, November). An efficient method for finger-knuckle-print recognition by using the information fusion at different levels. In *Hand-Based Biometrics (ICHB), 2011 International Conference on* (pp. 1-6). IEEE.
- [69] Shariatmadar, Z. S., & Faez, K. (2011, October). A novel approach for Finger-Knuckle-Print recognition based on Gabor feature fusion. In *Image and Signal Processing (CISP), 2011 4th International Congress on* (Vol. 3, pp. 1480-1484). IEEE
- [70] Han, D., Guo, Z., & Zhang, D. (2008, October). Multispectral palmprint recognition using wavelet-based image fusion. In *Signal Processing, 2008. ICSP 2008. 9th International Conference on* (pp. 2074-2077). IEEE.
- [71] Chang, C. I. (Ed.). (2007). *Hyperspectral data exploitation: theory and applications*. John Wiley & Sons.

- [72] Wang, C. M., Chen, C. C. C., Chung, Y. N., Yang, S. C., Chung, P. C., Yang, C. W., & Chang, C. I. (2003). Detection of spectral signatures in multispectral MR images for classification. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 22(1), 50-61.
- [73] Pietikinen, M. K. (2001). *Texture analysis in machine vision. Series in machine perception artificial intelligence.*
- [74] Kong, A. K., & Zhang, D. (2004, August). Competitive coding scheme for palmprint verification. In *Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004. Proceedings of the 17th International Conference on (Vol. 1, pp. 520-523).* IEEE.
- [75] Zhang, D., Guo, Z., Lu, G., Zhang, L., & Zuo, W. (2010). An online system of multispectral palmprint verification. *IEEE transactions on instrumentation and measurement*, 59(2), 480-490.
- [76] Xu, X., Guo, Z., Song, C., & Li, Y. (2012). Multispectral palmprint recognition using a quaternion matrix. *Sensors*, 12(4), 4633-4647.
- [77] El-Tarhouni, W., Boubchir, L., Al-Maadeed, N., Elbendak, M., & Bouridane, A. (2016, October). Multispectral palmprint recognition based on local binary pattern histogram fourier features and gabor filter. In *Visual Information Processing (EUVIP), 2016 6th European Workshop on (pp. 1-6).* IEEE.
- [78] Hao, Y., Sun, Z., Tan, T., & Ren, C. (2008, October). Multispectral palm image fusion for accurate contact-free palmprint recognition. In *Image Processing, 2008. ICIP 2008. 15th IEEE International Conference on (pp. 281-284).* IEEE.
- [79] Khan, Z., Mian, A., & Hu, Y. (2011, November). Contour code: Robust and efficient multispectral palmprint encoding for human recognition. In *Computer Vision (ICCV), 2011 IEEE International Conference on (pp. 1935-1942).* IEEE.
- [80] Bounneche, M. D., Boubchir, L., Bouridane, A., Nekhoul, B., & Ali-Chérif, A. (2016). Multi-spectral palmprint recognition based on oriented multiscale log-Gabor filters. *Neurocomputing*, 205, 274-286.
- [81] Cui, J. R. (2012). Multispectral palmprint recognition using image-based linear discriminant analysis. *International Journal of Biometrics*, 4(2), 106-115.
- [82] Wang, H., Li, S. Z., Wang, Y., & Zhang, J. (2004, October). Self-quotient image for face recognition. In *Image Processing, 2004. ICIP'04. 2004 International Conference on (Vol. 2, pp. 1397-1400).* IEEE.
- [83] Park, Y. K., Park, S. L., & Kim, J. K. (2008). Retinex method based on adaptive smoothing for illumination invariant face recognition. *Signal Processing*, 88(8), 1929-1945.
- [84] Fan, C. N., & Zhang, F. Y. (2011). Homomorphic filtering based illumination normalization method for face recognition. *Pattern Recognition Letters*, 32(10), 1468-1479.

- [85] Shen, L., Bai, L., & Fairhurst, M. (2007). Gabor wavelets and general discriminant analysis for face identification and verification. *Image and Vision Computing*, 25(5), 553-563.
- [86] Štruc, V., & Pavešić, N. (2010). The complete Gabor-fisher classifier for robust face recognition. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2010, 31.
- [87] Xie, S., Shan, S., Chen, X., & Chen, J. (2010). Fusing local patterns of Gabor magnitude and phase for face recognition. *IEEE transactions on image processing*, 19(5), 1349-1361.
- [88] Shen, L., & Bai, L. (2004, May). Gabor feature based face recognition using kernel methods. In *Automatic Face and Gesture Recognition, 2004. Proceedings. Sixth IEEE International Conference on* (pp. 170-176). IEEE.
- [89] Zhou, M., & Wei, H. (2006, August). Face verification using Gabor wavelets and adaboost. In *Pattern Recognition, 2006. ICPR 2006. 18th International Conference on* (Vol. 1, pp. 404-407). IEEE
- [90] Field, D. J. (1987). Relations between the statistics of natural images and the response properties of cortical cells. *JOSA A*, 4(12), 2379-2394.
- [91] Ojala, T., Pietikäinen, M., & Harwood, D. (1996). A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions. *Pattern recognition*, 29(1), 51-59.
- [92] Ojala, T., Pietikäinen, M., Mäenpää, T.: Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 24(7), 971–987 (2002)
- [93] Wolf, L., Hassner, T., & Taigman, Y. (2008, October). Descriptor based methods in the wild. In *Workshop on faces in 'real-life' images: Detection, alignment, and recognition*.
- [94] Kannala, J., & Rahtu, E. (2012, November). Bsif: Binarized statistical image features. In *Pattern Recognition (ICPR), 2012 21st International Conference on* (pp. 1363-1366). IEEE.
- [95] Bowyer, K. W., Chang, K., & Flynn, P. (2006). A survey of approaches and challenges in 3D and multi-modal 3D+ 2D face recognition. *Computer vision and image understanding*, 101(1), 1-15.
- [96] A. OUAMANE.(2015). "Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage 2D et 3D," Université Mohamed Kheider-Biskra
- [97] Dalal, N., & Triggs, B. (2005, June). Histograms of oriented gradients for human detection. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on* (Vol. 1, pp. 886-893). IEEE.

- [98] Cheon, M., Lee, W., Yoon, C., & Park, M. (2012). Vision-based vehicle detection system with consideration of the detecting location. *IEEE transactions on intelligent transportation systems*, 13(3), 1243-1252.
- [99] Déniz, O., Bueno, G., Salido, J., & De la Torre, F. (2011). Face recognition using histograms of oriented gradients. *Pattern Recognition Letters*, 32(12), 1598-1603
- [100] Abdel-Hamid, O., & Jiang, H. (2013, May). Fast speaker adaptation of hybrid NN/HMM model for speech recognition based on discriminative learning of speaker code. In *Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2013 IEEE International Conference on* (pp. 7942-7946). IEEE.
- [101] Xue, S., Jiang, H., Dai, L., & Liu, Q. (2016). Speaker adaptation of hybrid NN/HMM model for speech recognition based on singular value decomposition. *Journal of Signal Processing Systems*, 82(2), 175-185.
- [102] Rafii-Tari, H., Liu, J., Payne, C. J., Bicknell, C., & Yang, G. Z. (2014, September). Hierarchical HMM based learning of navigation primitives for cooperative robotic endovascular catheterization. In *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention* (pp. 496-503). Springer International Publishing
- [103] Tolosana, R., Vera-Rodriguez, R., Ortega-Garcia, J., & Fierrez, J. (2015, November). Update strategies for HMM-based dynamic signature biometric systems. In *Information Forensics and Security (WIFS), 2015 IEEE International Workshop on* (pp. 1-6). IEEE.
- [104] Das, D. (2015, January). Human gait classification using combined HMM & SVM hybrid classifier. In *Electronic Design, Computer Networks & Automated Verification (EDCAV), 2015 International Conference on* (pp. 169-174). IEEE.
- [105] Ahouandjinou, A., Ezin, E., Assogba, K., Motamed, C., Mousse, M., & Atohoun, B. (2017). Robust Facial Expression Recognition Using Evidential Hidden Markov Model.
- [106] Kaur, R., & Choudhary, P. (2015). Offline Signature Verification in Punjabi based on SURF Features and Critical Point Matching using HMM. *International Journal of Computer Applications*, 111(16).
- [107] Alsulaiman, M., Mahmood, A., & Muhammad, G. (2017). Speaker recognition based on Arabic phonemes. *Speech Communication*, 86, 42-51.
- [108] Chihaoui, M., Bellil, W., Elkefi, A., & Amar, C. B. (2016). Face recognition using HMM-LBP. In *Hybrid Intelligent Systems* (pp. 249-258). Springer International Publishing.
- [109] Liu, J. C., Zhang, L., Chen, X., & Niu, J. W. (2017). Facial landmark automatic identification from three dimensional (3D) data by using Hidden Markov Model (HMM). *International Journal of Industrial Ergonomics*, 57, 10-22.
- [110] Reynolds, D. A., Quatieri, T. F., & Dunn, R. B. (2000). Speaker verification using adapted Gaussian mixture models. *Digital signal processing*, 10(1-3), 19-41.

- [111] Campbell, W. M., Sturim, D. E., Reynolds, D. A., & Solomon off, A. (2006, May). SVM based speaker verification using a GMM supervector kernel and NAP variability compensation. In *Acoustics, Speech and Signal Processing, 2006. ICASSP 2006 Proceedings. 2006 IEEE International Conference on* (Vol. 1, pp. I-I). IEEE.
- [112] Sanchez-Reillo, R. (2000). Hand geometry pattern recognition through gaussian mixture modelling. In *Pattern Recognition, 2000. Proceedings. 15th International Conference on* (Vol. 2, pp. 937-940). IEEE.
- [113] Wang, J., Li, Y., Ao, X., Wang, C., & Zhou, J. (2009, August). Multi-modal biometric authentication fusing iris and palmprint based on GMM. In *Statistical Signal Processing, 2009. SSP'09. IEEE/SP 15th Workshop on* (pp. 349-352). IEEE.
- [114] Turk, M. A., & Pentland, A. P. (1991, June). Face recognition using eigenfaces. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 1991. Proceedings CVPR'91., IEEE Computer Society Conference on* (pp. 586-591). IEEE.
- [115] Belhumeur, P. N., Hespanha, J. P., & Kriegman, D. J. (1997). Eigenfaces vs. fisherfaces: Recognition using class specific linear projection. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 19(7), 711-720.
- [116] Yu, P., Yu, P., & Xu, D. (2010, October). Comparison of PCA, LDA and GDA for palmprint verification. In *Information Networking and Automation (ICINA), 2010 International Conference on* (Vol. 1, pp. V1-148). IEEE.
- [117] Yang, M. H. (2002, May). Kernel Eigenfaces vs. Kernel Fisherfaces: Face Recognition Using Kernel Methods. In *Fgr* (Vol. 2, p. 215).
- [118] Kim, K. I., Jung, K., & Kim, H. J. (2002). Face recognition using kernel principal component analysis. *IEEE signal processing letters*, 9(2), 40-42.
- [119] Liu, C. (2004). Gabor-based kernel PCA with fractional power polynomial models for face recognition. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 26(5), 572-581.
- [120] Swati, M. R., & Ravishankar, M. (2013, October). Finger Knuckle Print recognition based on Gabor feature and KPCA+ LDA. In *Emerging Trends in Communication, Control, Signal Processing & Computing Applications (C2SPCA), 2013 International Conference on* (pp. 1-5). IEEE.
- [121] Morizet, N. (2009). Reconnaissance biométrique par fusion multimodale du visage et de l'iris (Doctoral dissertation, Télécom ParisTech).
- [122] Nadia, F., & Kamel, H. Reconnaissance de l'iris par filtrage de Gabor et deux variantes de descripteurs de texture.
- [123] Qiao, Y., Wang, X., & Xu, C. (2011, June). Learning Mahalanobis distance for DTW based online signature verification. In *Information and Automation (ICIA), 2011 IEEE International Conference on* (pp. 333-338). IEEE.

- [124] Liu, C., & Wechsler, H. (2001). A shape-and texture-based enhanced Fisher classifier for face recognition. *IEEE transactions on image processing*, 10(4), 598-608.
- [125] Scheidat, T., Vielhauer, C., & Dittmann, J. (2005, July). Distance-level fusion strategies for online signature verification. In *Multimedia and Expo, 2005. ICME 2005. IEEE International Conference on* (pp. 1294-1297). IEEE.
- [126] Rady, H. (2011). Face Recognition using Principle Component Analysis Face Recognition using Principle Component Analysis with Different Distance Classifiers Classifiers. *IJCSNS*, 11(10), 134.
- [127] Tan, X., & Triggs, B. (2007, October). Fusing Gabor and LBP feature sets for kernel-based face recognition. In *International Workshop on Analysis and Modeling of Faces and Gestures* (pp. 235-249). Springer Berlin Heidelberg.
- [128] Ruiz-del-Solar, J., & Navarrete, P. (2005). Eigenspace-based face recognition: a comparative study of different approaches. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 35(3), 315-325.
- [129] Ross, A. J. K. N. A. (2003). Score Normalization in Multimodal Biometric Systems.
- [130] Jain, A., Nandakumar, K., & Ross, A. (2005). Score normalization in multimodal biometric systems. *Pattern recognition*, 38(12), 2270-2285.
- [131] Hadid, A., Ylioinas, J., & López, M. B. (2014, October). Face and texture analysis using local descriptors: a comparative analysis. In *Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA), 2014 4th International Conference on* (pp. 1-4). IEEE.
- [132] Zhang, D., Jing, X., & Yang, J. (2006). *Biometric image discrimination technologies*. IGI Global.
- [133] Shariatmadar, Z. S., & Faez, K. (2014). Finger-Knuckle-Print recognition performance improvement via multi-instance fusion at the score level. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 125(3), 908-910.
- [134] El-Tarhouni, W., Shaikh, M. K., Boubchir, L., & Bouridane, A. (2014, December). Multi-scale shift local binary pattern based-descriptor for finger-knuckle-print recognition. In *Microelectronics (ICM), 2014 26th International Conference on* (pp. 184-187). IEEE.
- [135] Jing, X., Li, W., Lan, C., Yao, Y., Cheng, X., & Han, L. (2011, November). Orthogonal complex locality preserving projections based on image space metric for finger-knuckle-print recognition. In *Hand-Based Biometrics (ICHB), 2011 International Conference on* (pp. 1-6). IEEE.
- [136] Zhang, D., Kong, W. K., You, J., & Wong, M. (2003). Online palmprint identification. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 25(9), 1041-1050.
- [137] Raghavendra, R., Dorizzi, B., Rao, A., & Kumar, G. H. (2011). Designing efficient fusion schemes for multimodal biometric systems using face and palmprint. *Pattern Recognition*, 44(5), 1076-1088.

- [138] Raghavendra, R., & Busch, C. (2014, June). Robust palmprint verification using sparse representation of binarized statistical features: A comprehensive study. In Proceedings of the 2nd ACM workshop on Information hiding and multimedia security (pp. 181-185). ACM.