

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE  
MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE  
UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA

Faculté des Nouvelles Technologies de l'Information et de la Communication  
Département de l'électronique et des télécommunications



## THÈSE

Présentée pour l'obtention du grade de DOCTEUR 3<sup>ème</sup> cycle LMD

Option : **Électronique**

Spécialité : **Communication et Traitement du signal**

Par : **Khaled BENSID**

### *Thème*

# Méthodes Biométriques pour la Reconnaissance des Personnes

Soutenue publiquement le :25/10/2018 devant le jury composé de :

<i>Kamal Eddine AIADI</i>	<i>Professeur</i>	<i>à l'Université de Ouargla</i>	<i>Président</i>
<i>Fatima Zohra LAALLAM</i>	<i>Professeur</i>	<i>à l'Université de Ouargla</i>	<i>Directeur de Thèse</i>
<i>Abdelkarim OUAFI</i>	<i>Professeur</i>	<i>à l'Université de Biskra</i>	<i>Examinateur</i>
<i>Fouad CHEBBARA</i>	<i>Maître de conférences/A</i>	<i>à l'Université de Ouargla</i>	<i>Examinateur</i>
<i>Athmane ZITOUNI</i>	<i>Maître de conférences/A</i>	<i>à l'Université de Biskra</i>	<i>Examinateur</i>
<i>Djamel SAMAI</i>	<i>Maître de conférences/B</i>	<i>à l'Université de Ouargla</i>	<i>Invité</i>

Année Universitaire 2017/2018

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

صَدَقَ اللَّهُ الْعَظِيمُ

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

*A mes parents pour m'avoir toujours et jusqu'à ce  
jour soutenu et encouragé à aller le plus loin  
possible dans mes études. Que dieu les protège,  
A mes frères, mes sœurs que je remercie très fort  
et à qui je souhaite tout le bonheur et la  
réussite,  
A tous mes amis,  
A tous ceux qui m'ont aidé et encouragé*

*Khaled Bensid*

# Remerciements

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

*Mes sincères remerciements et ma profonde gratitude à Professeur **Fatima Zohra LAALLAM** et Docteur **Djamel SAMAI**, mon directeur de thèse, Professeur à l'université Kasdi Merbah Ouargla, pour son appui scientifique, sa disponibilité, ses orientations judicieuses et dont les compétences intellectuelles, l'expérience, la modestie et la patience ont grandement contribué à l'aboutissement de cette thèse. Qu'il trouve, ici, l'expression de mon profond respect.*

*Je tiens aussi à remercier Docteur **Abdallah MERAOUIMIA**, à l'université de Tébessa, pour son suivi permanent, sa disponibilité et ses conseils pratiques qui m'ont aidé à mieux aborder et concevoir le sujet de la thèse.*

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

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

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

# Résumé

La validation de l'identité de la personne devient de plus en plus essentielle en raison de la demande croissante pour les systèmes de haute sécurité. Un système biométrique témoigne de l'authenticité de la technologie biométrique spécifique aux caractéristiques physiologiques ou comportementales. Cette technologie a été appliquée avec succès aux systèmes de vérification et d'identification.

Dans notre travail, nous analysons les systèmes d'identification d'empreintes palmaire multispectrales (Multispectral Palmprint) et l'empreinte de l'articulation du doigt (FKP) en mode unimodal et multimodal. L'extraction de caractéristiques est une étape essentielle dans le système biométrique. Pour cette raison, nous proposons deux algorithmes d'extraction de caractéristiques d'apprentissage approfondi efficaces appelés réseau de transformée en cosinus discrète (DCTNet) et réseau d'analyse en composantes principales (PCANet).

L'efficacité des approches proposées a été évaluée sur deux bases de données accessibles au public : CASIA et PolyU. Les résultats obtenus indiquent clairement que les techniques d'extraction de caractéristiques basées sur l'apprentissage approfondi proposées peuvent atteindre des performances comparables aux meilleures techniques de pointe.

**Mots-clés :** Biométrie, L'empreinte palmaire, l'empreinte de l'articulation du doigt, DCTNet, PCANet.

# Abstract

Person's identity validation is becoming much more essential due to the increasing demand for high-security systems. A biometric system testifies the authenticity of specific physiological or behavioral characteristics-based biometric technology. This technology has been successfully applied to verification and identification systems.

In our work, we analyze the multispectral palmprint and finger knuckle print identification systems in unimodal and multimodal modes. The feature extraction is a crucial step in the biometric system. For this reason, we propose two efficient deep learning feature extraction algorithms called discrete cosine transform network (DCTNet) and principal component analysis network (PCANet).

The effectiveness of the proposed approaches has been evaluated on two publicly available databases : CASIA and PolyU. The obtained results clearly indicate that the proposed deep learning-based feature extraction techniques can achieve comparable performance to the best of the state-of-the-art techniques.

**Index Terms**— Biometric, palmprints, FKP, unimodal, multimodal, DCTNet, PCANet.

## الملخص

أصبح التحقق من هوية الشخص أكثر أهمية بسبب تزايد الطلب على الأنظمة عالية الأمان. يشهد النظام البيومتري على صحة تكنولوجيا البيومترية القائمة على الخصائص الفيزيولوجية أو السلوكية. تم تطبيق هذه التكنولوجيا بنجاح على أنظمة التحقق وتحديد الهوية.

في عملنا، نقوم بتحليل أنظمة التعرف على الأشخاص بواسطة بصمة راحة اليد متعددة الأطياف وكذلك بواسطة بصمة الأصابع في وسائط أحادية الوسائط ومتعددة الوسائط. إن استخراج الخصائص المميزة هو خطوة حاسمة في نظام البيومترية. لهذا السبب، نقترح طريقتين لاستخراج الخصائص تعتمد على كفاءة التعلم العميق هما شبكة تحويل جيب التمام منفصلة وشبكة تحليل المكونات الرئيسية.

تم تقييم فعالية النهج المقترحة على قاعدتي بيانات متاحيتين للجميع. تشير النتائج التي تم الحصول عليها بوضوح إلى أن تقنيات استخلاص الميزة القائمة على التعلم العميق يمكن أن تحقق أداءً مشابهًا لأفضل التقنيات الحديثة.

كلمات دلالية البيومترية، راحة اليد، بصمة الأصابع، التعلم العميق.

# *Contributions Personnelles*

## **Publications dans des revues**

- **Khaled Bensid**, Djamel Samai, Fatima Zohra Laallam, Abdelah Meraoumia, "Deep learning feature extraction for multispectral palmprint identification," J. Electron. Imaging 27(3), 033018 (2018), doi : 10.1117/1.JEI.27.3.033018.
- **K. Bensid**, FZ. Laallam, D. Samai and A. Tidjani, "Finger Knuckle Print Features Extraction using Simple Deep Learning Method," International Journal of Computer Science, Communication & Information Technology(CSCIT), vol. 5, pp. 12-18, (2017).

## **Publications dans des conférences internationales**

- **K. Bensid**, D. Samai, FZ. Laallam, A. Tidjani, "Efficient Person Identification by Finger-Knuckle-Print Based on Discrete Cosine Transform Network and SVM classifier," Proceedings of Engineering and Technology – PET (ATS 2017), Vol.22, pp.78-83.
- **K. Bensid**, D. Samai, FZ. Laallam, A. Tidjani and M.Korichi "Multimodal Palmprint Biometric System Using New Variants Of Local Phase Quantization and Support Vector Machine," the 2nd International Conference on Pattern Analysis and Intelligent Systems (PAIS 2016), pp. 1-6, 2016.
- M. Korichi, A. Meraoumia, KE. Aiadi, H. Ben djenna and **K. Bensid**, "Enhancing the Privacy Technologies by Using the Finger-Knuckle-Print Features," the 2nd International Conference on Pattern Analysis and Intelligent Systems (PAIS 2016), pp. 1-6, 2016.
- A. Tidjani, D. Samai, A. Hadid, A. Taleb-Ahmed and **K. Bensid** "En effective kinship verification system using Multi-levels features extraction," Conférence Internationale en Automatique & Traitement de Signal (ATS-2017), pp. 1-6, 2017.
- A. Tidjani, D. Samai, A. Hadid, A. Taleb-Ahmed and **K. Bensid** "Investegating feature extraction and matching approaches for kinship verification from facial images," 2 Conference on Computing Systems and applications (CSA-2016), pp. 1-6, 2016.
- Tidjani Z., Meraoumia A., Chitroub S., **K. Bensid** " New Feature Extraction Approach Based on Adaptive Fuzzy Systems for Reliable Biometric Identification,"

5th International Symposium on Data Mining Applications. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol 753. Springer, Cham, 2018.



# Table des matières

Table des matières	viii
Liste des figures	xi
Liste des tableaux	xiv
<b>I Introduction Générale</b>	<b>1</b>
I.1 Contexte et Motivation . . . . .	2
I.2 Objectifs et contributions . . . . .	2
I.3 Plan de la thèse . . . . .	4
<b>II Généralités sur la Biométrie</b>	<b>5</b>
II.1 Définition de la biométrie . . . . .	6
II.2 Principaux modalités biométriques . . . . .	6
II.3 Présentation des quelques Techniques Biométriques . . . . .	7
II.3.1 Région de la main . . . . .	7
II.3.2 Région du visage . . . . .	10
II.3.3 Région de l'oeil . . . . .	11
II.3.4 Analyse comportementale . . . . .	13
II.3.5 Médico-chimique . . . . .	14
II.3.6 Biométrie douce . . . . .	15
II.4 Système biométrique . . . . .	15
II.4.1 Modes de fonctionnement . . . . .	15
II.4.2 Les modules principaux d'un système biométrique . . . . .	17
II.5 Biométrie multimodale . . . . .	17
II.5.1 Définition de la biométrie multimodale . . . . .	18
II.5.2 Problèmes liés aux systèmes unimodaux . . . . .	18
II.5.3 Avantages des systèmes multimodaux . . . . .	19
II.5.4 Différents systèmes multimodaux . . . . .	19
II.5.5 Architecture des systèmes multimodaux . . . . .	22
II.5.6 Différents niveaux de fusion de données . . . . .	22
II.5.7 Normalisation des scores . . . . .	24
II.5.8 Règles de fusion des scores . . . . .	25

II.5.9	Score et décision . . . . .	26
II.6	Applications des systèmes biométriques . . . . .	27
II.7	Marché mondial de la biométrie . . . . .	27
II.8	Conclusion . . . . .	28
<b>III</b>	<b>État de l'art sur la biométrie de région de la main</b>	<b>30</b>
III.1	Empreinte palmaire . . . . .	31
III.1.1	Définition de l'empreinte palmaire . . . . .	31
III.1.2	Caractéristiques biométriques d'une empreinte palmaire et les types de reconnaissance . . . . .	31
III.1.3	Empreintes palmaires multispectrales . . . . .	33
III.1.4	Etat de l'art sur les méthodes biométriques utilisant les empreintes palmaires . . . . .	35
III.2	Empreinte des articulations des doigts . . . . .	40
III.2.1	Dispositif d'acquisition des images FKP . . . . .	40
III.2.2	Etat de l'art sur les méthodes biométriques utilisant les empreintes FKP . . . . .	41
III.3	Conclusion . . . . .	43
<b>IV</b>	<b>Méthodes d'extraction des caractéristiques et classification</b>	<b>44</b>
IV.1	Caractéristiques d'image . . . . .	45
IV.2	Les caractéristiques basées sur le texture . . . . .	45
IV.2.1	Méthode du Motif Binaire Local . . . . .	47
IV.2.2	Quantification de Phase Locale . . . . .	48
IV.2.3	Algorithmes Multi-Block et Multi-Level LPQ (MB-LPQ/ ML-LPQ)	50
IV.3	Caractéristiques d'apprentissage approfondi . . . . .	51
IV.3.1	Réseau d'analyse des composants principaux . . . . .	51
IV.3.2	Réseau de la transformée en cosinus discrète (DCTNet) . . . . .	54
IV.4	Réduction de dimension . . . . .	56
IV.4.1	Analyse en Composantes Principale blanchissante (Whitening PCA)	56
IV.5	Classification . . . . .	57
IV.5.1	Machine à vecteurs de support(SVM) . . . . .	57
IV.6	Conclusion . . . . .	59
<b>V</b>	<b>Résultats expérimentaux et discussion</b>	<b>61</b>
V.1	Évaluation des performances des systèmes biométriques . . . . .	62
V.1.1	Mesures des taux d'erreur . . . . .	62
V.1.2	Courbes de performance . . . . .	65
V.2	Systèmes d'identification par l'empreintes palmaire : principes et expéri- mentations . . . . .	66
V.2.1	Variantes de LBP . . . . .	66

V.2.2	DCTNet . . . . .	71
V.2.3	Étude comparative . . . . .	79
V.3	Systèmes d'identification par les articulations des doigts : principes et ex- périmentations . . . . .	80
V.3.1	PCANet . . . . .	80
V.3.2	DCTNet . . . . .	86
V.4	Conclusion . . . . .	92
<b>VI</b>	<b>Conclusions générales et perspectives</b>	<b>93</b>
VI.1	Perspectives . . . . .	94
<b>A</b>	<b>Base des images</b>	<b>95</b>
A.1	La base de données de l'empreinte palmaire multi-spectrale (PolyU-MSP) .	95
A.2	La base de données de l'empreinte palmaire multi-spectrale (CASIA) . . .	96
A.3	La Base de données FKP PolyU . . . . .	96
	<b>Bibliographie</b>	<b>98</b>

# *Liste des figures*

II.1	Classification d'un certain nombre de modalités biométriques. . . . .	6
II.2	Classification des modalités biométriques par region. . . . .	7
II.3	Modalités de la région de la main : (a) Empreinte digitale (b) Empreinte palmaire, (c) Géométrie de la main, (d) Veine du doigt (e) Empreinte des articulation des doigts. . . . .	7
II.4	Modalités de la région du visage : (a) Visage (b)Thermo-gramme facial, (c) La géométrie de l'oreille, (d) L'empreinte de la langue. . . . .	10
II.5	Modalités de la région de l'oeil : (a) L'iris (b) La rétine, (c) Sclérotique et vasculaire. . . . .	11
II.6	Modalités de la région comportementale : (a) Voix (b) Dynamique de frappe au clavier, (c) Démarche, (d) Écriture (signature). . . . .	13
II.7	Modes de fonctionnement de système biométrique. . . . .	15
II.8	Phase d'enrôlement. . . . .	16
II.9	Phase de reconnaissance (Vérification). . . . .	16
II.10	Phase de reconnaissance (Identification). . . . .	17
II.11	Systèmes Multi-capteurs [86]. . . . .	20
II.12	Systèmes Multi-instances [86]. . . . .	20
II.13	Systèmes Multi-algorithmes [86]. . . . .	21
II.14	Systèmes Multi-échantillons [86]. . . . .	21
II.15	Systèmes Multi-biométries [86]. . . . .	21
II.16	Architecture de fusion en parallèle [79]. . . . .	22
II.17	Architecture de fusion en séries [79]. . . . .	22
II.18	Schéma de fusion au niveau du capteur . . . . .	23
II.19	Schéma de fusion au niveau du l'extraction des caractéristiques . . . . .	23
II.20	Schéma de fusion au niveau de la décision . . . . .	24
II.21	Schéma de fusion au niveau des scores . . . . .	24
II.22	La génération des scores dans le mode Identification . . . . .	27
II.23	Différentes applications de la biométrie dans notre vie. . . . .	28
II.24	Hle marché biométrique partager par application . . . . .	28
II.25	Revenus de l'industrie biométrique . . . . .	29
III.1	La paume de la main. . . . .	31

III.2	La paume de main et ses plis. . . . .	32
III.3	Les points de référence de l’empreinte palmaire. . . . .	33
III.4	Les caractéristiques d’une empreinte palmaire : (a) image basse résolution, (b) image haute résolution [85]. . . . .	34
III.5	Structure interne d’un dispositif d’acquisition d’image palmprint multispectrale. . . . .	34
III.6	Structure externe d’un dispositif d’acquisition d’image palmprint multispectrale [85]. . . . .	35
III.7	Plate-forme de fixation de la main. . . . .	35
III.8	Structure du système d’identification personnelle à base du FKP proposé. . . . .	41
III.9	Structure du système d’identification personnelle à base du FKP proposé [85]. . . . .	41
IV.1	Exemples des caractéristiques de l’image. . . . .	45
IV.2	Classification d’un certain nombre de modalités biométriques. . . . .	46
IV.3	Opérateur LBP. . . . .	47
IV.4	Trois voisinages pour des R et P différents. . . . .	47
IV.5	Textures particulières détectées par $LBP^{U2}$ . . . . .	48
IV.6	Organigramme de l’ensemble des étapes nécessaire à la construction du descripteur LPQ. . . . .	50
IV.7	Exemple de l’algorithme MB-LPQ ( $3 \times 3$ sous-blocs). . . . .	50
IV.8	Multi-Level LPQ. . . . .	51
IV.9	Schéma de l’algorithme PCANet [89]. . . . .	51
IV.10	Le schéma de principe du réseau DCTNet proposé. . . . .	54
IV.11	Example of the DCTNet filter bank on palmprint image. . . . .	56
IV.12	Séparation linéaire des objets carrés et triangles par un hyperplan . . . . .	58
V.1	Distribution du FAR et FRR. . . . .	64
V.2	Classification d’un certain nombre de modalités biométriques. . . . .	64
V.3	Courbes de performance. . . . .	65
V.4	Schéma du principe d’un système d’identification uni-modal. . . . .	67
V.5	Performance du système unimodal : (a) ROC Curve (b) CMC Curve. . . . .	68
V.6	Performance du système unimodal utilisant MB-LPQ et ML-LPQ : (a) Courbe ROC (b) Courbe CMC. . . . .	69
V.7	Résultats d’identification multimodale basée sur le ML-LPQ. (a) Courbe ROC, (b) Courbe CMC. . . . .	70
V.8	Résultats d’identification multimodale entre les types de système multimodal. . . . .	72
V.9	Schéma du principe d’un système d’identification uni-modal. . . . .	73
V.10	Sélection des paramètres de DCTNet. . . . .	73
V.11	Sélection des paramètres de DCTNet. . . . .	74
V.12	Performance du système unimodal (a) courbe ROC, (b) courbe CMC. . . . .	76

V.13 Performance des systèmes d'identification multimodaux (a) courbe ROC, (b) courbe CMC. . . . .	78
V.14 Performance des systèmes d'identification multimodaux (a) courbe ROC, (b) courbe CMC. . . . .	78
V.15 Schéma du principe d'un système d'identification par FKP. . . . .	80
V.16 Adaptation du paramètre PCANet le taux d'identification par rapport à le nombre des chouches. . . . .	81
V.17 Adaptation du paramètre PCANet le taux d'identification par rapport à le nombre des filtres (a) première couche, (b) deuxième couche. . . . .	82
V.18 Adaptation du paramètre PCANet (a) le taux d'identification par rapport à la taille du filtre, (b) le taux d'identification par rapport à la taille de l'histogramme. . . . .	82
V.19 Adaptation du paramètre PCANet (a) Sans SVM, (b) Avec SVM. . . . .	83
V.20 Performance du système unimodal : (a) courbe ROC (b) courbe CMC. . .	84
V.21 Performance du système multimodal : (a) courbe ROC (b) courbe CMC. .	85
V.22 Performance du système multimodal : (a) courbe ROC (b) courbe CMC. .	86
V.23 Schéma du principe d'un système d'identification uni-modal. . . . .	86
V.24 Le taux d'identification par rapport à le nombre de chouches. . . . .	87
V.25 Taux d'identification par rapport à le nombre des filtres (a) première couche, (b) deuxième couche. . . . .	88
V.26 Adaptation du paramètre DCTNet (a) le taux d'identification par rapport à la taille du filtre, (b) le taux d'identification par rapport à la taille de l'histogramme. . . . .	88
V.27 La performance du système unimodal (a) courbe ROC (b) courbe CMC. .	90
V.28 Performance du système multimodal (a) courbe ROC (b) courbe CMC. . .	91
V.29 La performance du système multimodal (a) courbe ROC (b) courbe CMC.	92
A.1 Exemple des images PolyU. . . . .	96

# *Liste des tableaux*

III.1	Résumé des méthodes publiées sur la reconnaissance Palmaine . . . . .	37
V.1	Performance du système unimodal utilisant LPQ . . . . .	67
V.2	Performance du système unimodal utilisant MB-LPQ . . . . .	68
V.3	Performance du système unimodal utilisant ML-LPQ . . . . .	68
V.4	Performance du système unimodal utilisant ML-LPQ . . . . .	69
V.5	Performance du système multimodal utilisant ML-LPQ . . . . .	70
V.6	Résultat du système multimodal . . . . .	71
V.7	Meilleur paramètre de DCTNet . . . . .	74
V.8	Performance du système d'identification unimodal . . . . .	75
V.9	Performance du système unimodal de la base de données CASIA . . . . .	76
V.10	Performance du système unimodal de la base de données PolyU . . . . .	77
V.11	Performance des systèmes d'identification multimodaux de la base de données CASIA . . . . .	77
V.12	Comparaison des performances de notre système avec l'état de l'art . . . . .	79
V.13	Meilleur paramètre de DCTNet . . . . .	83
V.14	Performance du système unimodal . . . . .	84
V.15	Performance du système multimodal . . . . .	85
V.16	Performance du système multimodal pour les différentes règles de fusion . . . . .	86
V.17	Meilleurs paramètres de la DCTNet . . . . .	89
V.18	Performance du système d'identification unimodal . . . . .	89
V.19	Performance du système d'identification multimodal . . . . .	91
V.20	Performance du système d'identification multimodal . . . . .	91

## *Liste des abréviations*

<b>ADN</b> :	Acide Déoxyribo Nucléique	<b>LPQ</b> :	Local Phase Quantization
<b>CCD</b> :	Charged Coupled Device	<b>LIF</b> :	Left Index Fingers
<b>CMC</b> :	Cumulative Match Curve	<b>LMF</b> :	Left Middle Fingers
<b>DCT</b> :	Discrete Cosine Transform	<b>MSP</b> :	MultiSpectral Palmprint
<b>DFT</b> :	Discrete Fourier Transform	<b>NIR</b> :	Near Infra-Red
<b>DM</b> :	Decision Maps	<b>PCA</b> :	Principal Component Analysis
<b>DWT</b> :	Discrete Wavelet Transform	<b>PLM</b>	Palmprint
<b>EER</b> :	Equal Error Rate	<b>RBF</b> :	Radial Basis Function
<b>FAR</b> :	False Acceptance Rate	<b>RIF</b> :	Right Index Fingers
<b>FKP</b> :	Finger Knuckle Print	<b>RMF</b> :	Right Middle Fingers
<b>FRR</b> :	False Rejection Rate	<b>ROC</b> :	Receiver Operating Curve
<b>GAR</b> :	Genuine Acceptance Rate	<b>ROI</b> :	Region Of Interest
<b>HSP</b> :	HyperSpectral Palmprint	<b>ROR</b> :	Rank One Recognition
<b>IBG</b> :	International Biometric Group	<b>RPR</b> :	Rank of Perfect Recognition
<b>LBP</b> :	Local Binary Pattern	<b>SVM</b> :	Support Vector Machine



# Introduction Générale

---

I.1	Contexte et Motivation . . . . .	2
I.2	Objectifs et contributions . . . . .	2
I.3	Plan de la thèse . . . . .	4

---

**L**A technologie biométrique mesure les caractéristiques de la vie pour les authentifier. Cette technologie est de plus en plus utilisée dans divers domaines, notamment dans le domaine de la sécurité et de la confidentialité des personnes et des biens. En raison des caractéristiques biométriques uniques des individus, la biométrie est particulièrement adaptée à l'identification que les méthodes symboliques et basées sur la connaissance.

La reconnaissance des individus a connu plus d'importance dans la vie humaine quotidienne. Elle assure les transactions des personnes en différent domaines afin d'assurer une sécurité pertinente. Dans les dernières années, la pratique des systèmes de reconnaissance reste limitée aux grands secteurs tels que le secteur militaire et d'autres secteurs nécessitant un besoin de sécurité important. De nos jours, la reconnaissance biométrique est utilisée dans de nombreuses applications telles que la protection de l'accès à un ordinateur, un téléphone portable, une clé USB, un établissement, des cartes bancaires... De nombreuses technologies biométriques ont été développées, toutes basées sur les identificateurs biométriques physiologiques et comportementales telles que : l'iris, la voix, les empreintes digitales, le visage, la signature... Ces derniers sont plus fiables que les systèmes classiques (clé, mot de passe. . .), dans la reconnaissance d'une personne car ils sont difficilement falsifiables. C'est la raison pour laquelle les systèmes biométriques sont actuellement de plus en plus sollicités [1, 2, 3].

## I.1 Contexte et Motivation

La biométrie ne se limite plus aux empreintes digitales et à l'identification biométrique de la personne ; de nombreuses méthodes sont maintenant inventées pour des applications biométriques. Les chercheurs n'ont jamais cessé d'étudier de nouveaux types d'identifiants biométriques. Parmi les différents types d'identificateurs biométriques, ceux à base de la main, tels que les empreintes palmaires, les empreintes digitales et la géométrie de la main, ont attiré beaucoup d'attention au cours des dernières années. La popularité de la biométrie manuelle devrait être attribuée à son acceptation par les utilisateurs [4].

En termes de caractéristiques, l'empreinte palmaire contient d'énormes quantités d'informations, en particulier des informations trouvées dans la texture permettant une authentification ou une identification efficace des individus. D'un autre côté, il est plus stable et plus acceptable par l'utilisateur.

La reconnaissance d'empreintes palmaire dans le cas usuel, civil ou commercial, n'est autre qu'un processus de comparaison de deux images d'empreintes complètes de qualité contrôlée. La nature de l'empreinte palmaire similaire à celle digitale a incité les chercheurs à exploiter les concepts et les approches conçues pour la reconnaissance digitale [5, 6].

D'autre part, la reconnaissance par l'images l'empreinte des articulations des doigts FKP (Finger Knuckle Print) comme caractéristique biométrique d'identification des individus a attiré beaucoup l'attention des chercheurs à cause de divers facteurs avantageux comme l'image FKP d'une personne demeure stable durant toute sa vie, et son modèle est unique pour chaque individu aussi elle ne représente pas une gêne pour l'utilisateur. Tout cela, fait de cette méthode d'authentification un bon candidat pour des environnements sécurisés.

Les systèmes biométriques unimodaux sont conçus pour reconnaître les personnes sur la base des informations acquises à partir d'une seule source biométrique. Mais l'utilisation de cette méthode dans la plupart des systèmes réduit leur fiabilité. D'un autre côté, les systèmes biométriques multimodaux combinent deux ou plusieurs modalités biométriques. Cela permet de résoudre de nombreux problèmes tels que les données de capteurs bruyants, la non-universalité, le manque de particularité des caractéristiques biométriques et les taux de performance. La combinaison des modalités fournit des informations plus utiles par rapport à celles obtenues en utilisant des systèmes biométriques unimodaux [7].

## I.2 Objectifs et contributions

L'extraction de caractéristiques est une étape importante dans un système biométrique, car il existe une différence entre le client et l'imposteur en fonction de l'extraction de ces caractéristiques. Généralement, la méthode utilisée est capable d'extraire l'infor-

mation la plus discriminante. L'augmentation de cette information joue un rôle important dans l'identification des personnes.

La technologie d'apprentissage automatique alimente de nombreux aspects de la société moderne. Les systèmes d'apprentissage automatique sont utilisés pour identifier des objets dans des images, transcrire des paroles en texte, faire correspondre des nouvelles, des publications ou des produits avec les intérêts des utilisateurs, et sélectionner des résultats de recherche pertinents. De plus en plus, ces applications utilisent une classe de techniques appelée apprentissage profond. L'apprentissage profond a été appliqué avec succès à de nombreux problèmes de vision par ordinateur, la segmentation, la détection et la reconnaissance [8, 9].

Les techniques conventionnelles d'apprentissage automatique étaient limitées dans leur capacité à traiter les données naturelles sous leur forme brute. Pendant des décennies, la construction d'un système de reconnaissance de motifs a nécessité une ingénierie minutieuse et une expertise considérable du domaine pour concevoir un extracteur de caractéristiques qui transforme les données brutes (telles que les valeurs de pixel d'une image) en une représentation interne appropriée. Le sous-système d'apprentissage, souvent un classifieur, pouvait détecter ou classer les motifs dans l'entrée. Les méthodes d'apprentissage profond sont des méthodes d'apprentissage représentationnel à plusieurs niveaux de représentation, obtenues en composant des modules simples mais non linéaires qui transforment chacun la représentation à un niveau (en commençant par l'entrée brute) en une représentation à un niveau plus élevé. Avec la composition de suffisamment de telles transformations, des fonctions très complexes peuvent être apprises. Pour les tâches de classification, les couches de représentation supérieures amplifient les aspects de l'entrée qui sont importants pour la discrimination et suppriment les variations non pertinentes [10, 11].

Dans ce contexte, les méthodes d'apprentissage profond sont l'une des meilleures méthodes d'extraction des caractéristiques. L'idée de l'apprentissage profond est de découvrir plusieurs niveaux de représentation, avec l'espoir que des caractéristiques de niveau supérieur représentent une sémantique plus abstraite de telles représentations abstraites apprises d'un réseau profond sont censées offrir plus d'invariance à la variabilité intra-classe [12].

Dans cette étude, nous avons choisi des systèmes d'identification utilisant les caractéristiques des empreintes palmaires et les empreintes des articulation des doigts. Ces systèmes utilise la forme de la partie interne de la main et la partie extérieure du doigt pour l'extraction des caractéristiques biométriques des individus. Ces caractéristiques sont permanentes, stables tout au long de la vie, et sont uniques à chacun. Ce travail vise à réaliser les systèmes biométriques unimodaux et multimodaux basés sur des images d'empreinte palmaire multi-spectrales et les différents échantillons pour l'articulations des doigts. Dans

l'extraction de caractéristiques, nous utilisons les nouveaux variants d'apprentissage approfondi DCTNet et PCANet.

L'objectif des échantillons multi-spectraux et multi-échantillons est d'augmenter les performances du système biométrique et d'augmenter la valeur de la sécurité et de la confiance dans les systèmes de sécurité basés sur les technologies biométriques. Ainsi, l'utilisation de DCTNet et de PCANet pour obtenir plusieurs niveaux de représentation peut également améliorer les performances de reconnaissance en augmentant la quantité d'informations discriminantes de chaque personne.

### I.3 Plan de la thèse

Dans ce thèse, nous allons essayer d'atteindre cet objectif à travers six chapitres, plusieurs notions et concepts de la biométrie et réalisation des systèmes de reconnaissance vont être abordés :

**Chapitre 2** : Dans ce chapitre, nous allons suivre l'évolution de la reconnaissance biométrique dans l'« aperçu de la biométrie », mettre le point sur le concept et les bases de la reconnaissance automatique ainsi que sur les différentes modalités dans les « Généralité sur la biométrie ». Une étude détaillée d'un système biométrique sera dressée dans « Le système biométrique » et ses domaines d'application. Nous expliquerons les objectifs de la biométrie multimodale, aussi la fusion des données, et ses niveaux. La fusion au niveau des scores comme meilleure solution, et sa normalisation.

**Chapitre 3** vue générale sur l'état de l'art des modalités : palmprint, palmprint multi-spectrales et FKP. L'objectif de ce chapitre est de donner les différentes méthodes qui existe déjà dans la littérature de ces modalités.

**Chapitre 4** illustrer une étude théorique détaillée sur les différentes méthodes utilisées dans les systèmes biométriques proposés unimodal et multimodal et spécialement dans les modules de prétraitement, d'extraction de caractéristiques et de classification.

**Chapitre 5** présenter en détail les blocs diagramme des méthodes proposées, illustrer et analyser les résultats expérimentaux des méthodes proposées et comparer avec ceux des méthodes déjà publiées.

**Chapitre 6** conclure la thèse avec un résumé de contributions et réalisations en donnant un aperçu des orientations possibles pour les travaux futurs.

## *Généralités sur la Biométrie*

---

II.1 Définition de la biométrie . . . . .	6
II.2 Principaux modalités biométriques . . . . .	6
II.3 Présentation des quelques Techniques Biométriques . . . . .	7
II.4 Système biométrique . . . . .	15
II.5 Biométrie multimodale . . . . .	17
II.6 Applications des systèmes biométriques . . . . .	27
II.7 Marché mondial de la biométrie . . . . .	27
II.8 Conclusion . . . . .	28

---

**L**E terme de confidentialité a occupé une grande partie de notre monde, surtout après le développement rapide des moyens numériques et audiovisuels.

Avec le développement technologique rapide, la confidentialité est l'un des sujets le plus préoccupant au sein de notre société et qui un problème délicat pour les citoyens, les entreprises et le gouvernement au niveau de la protection des informations et des données sensibles contre le vol. Pour toutes ses raisons, il est nécessaire de créer une nouvelle technique de contrôle, il s'agit du système biométrique qui constitue une solution efficace. Dans ce chapitre, on donne quelques notions et définitions de base liées à la biométrie multimodale, en soulignant son importance, ses types, ses caractéristiques,...etc. Nous introduirons aussi le principe de fonctionnement d'un système biométrique et les niveaux de fusion des donnés.

## II.1 Définition de la biométrie

L'étymologie de terme biométrie provient de deux mots grecs : ['bios' : la vie et 'Metrikos' : mesure] [13]. Il désigne l'ensemble des opérations de reconnaissance automatique d'une personne par certaines de ses caractéristiques. C'est la rencontre entre des techniques numériques, les traits du corps humain et un impératif de la société contemporaine : « identifier facilement et sûrement des personnes » [14].

On peut aussi la définir comme suit : c'est l'analyse mathématique de toutes caractéristiques physiques ou traits personnels automatiquement mesurables, permanents et distinctives qui peuvent être utilisés pour identifier un individu ou pour vérifier l'identité prétendue d'un individu.

La biométrie consiste à vérifier ou déterminer l'identité d'un individu à partir de ses caractéristiques [15].

## II.2 Principaux modalités biométriques

Il existe plusieurs modalités biométriques utilisées dans divers secteurs, on peut distinguer trois catégories [16] :

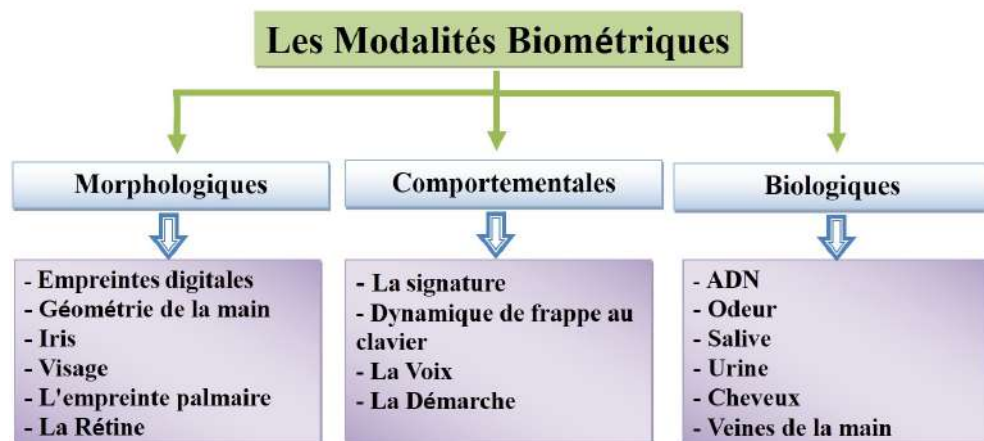


Figure II.1 – Classification d'un certain nombre de modalités biométriques.

- Les modalités morphologiques (physiologiques) : pour cette catégorie, elles sont basées sur l'identification des traits physiques particuliers pour chaque personne (uniques et permanents) [17].
- Les modalités comportementales : Elles sont basées sur l'analyse de certains comportements d'une personne[18].
- Les modalités biologiques : Elles sont basées sur l'identification de traits biologiques particuliers tels que la salive ou le sang. Elles sont très complexes à mettre en œuvre et sont réservées exclusivement pour des applications très spéciales [19].

## II.3 Présentation des quelques Techniques Biométriques

Il existe plusieurs techniques biométriques qui sont utilisées dans diverses applications. Chaque technique biométrique a ses forces et faiblesses, alors le choix dépend de l'application. Aucune technique biométrique ne répond efficacement aux exigences de toutes les applications. En d'autres termes, aucune technique biométrique n'est optimale. La correspondance entre une technique biométrique et une application dépend du mode opérationnel de l'application et des propriétés de la caractéristique biométrique [20].

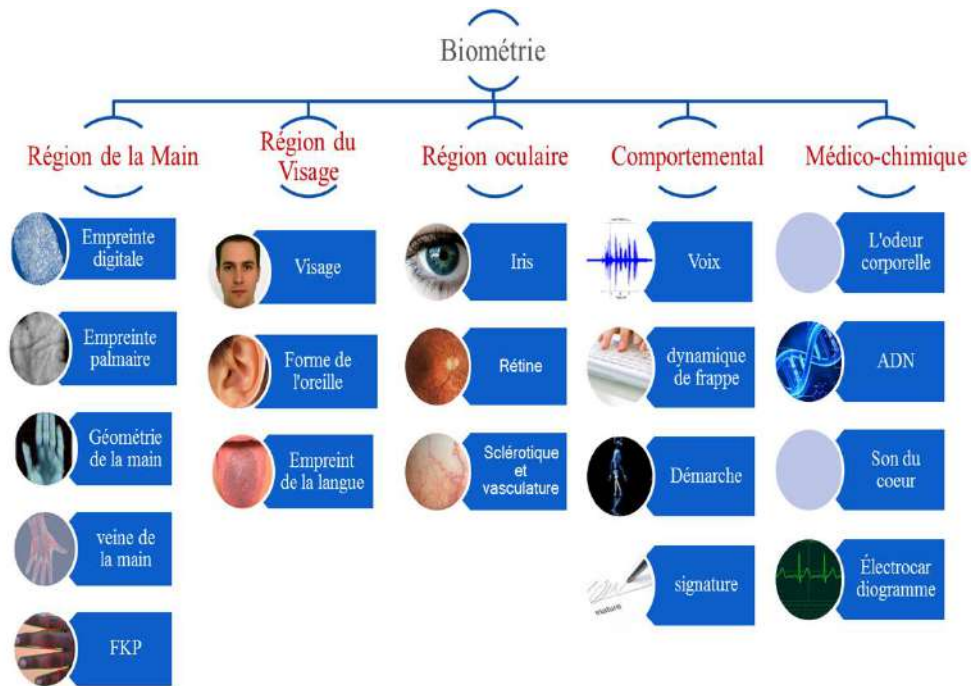


Figure II.2 – Classification des modalités biométriques par region.

### II.3.1 Région de la main

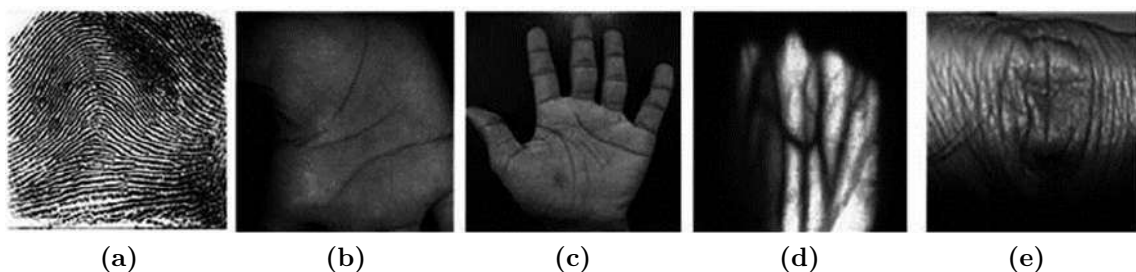


Figure II.3 – Modalités de la région de la main : (a) Empreinte digitale (b) Empreinte palmaire, (c) Géométrie de la main, (d) Veine du doigt (e) Empreinte des articulation des doigts.

#### a) Empreinte digitale

L'identification à l'aide des empreintes digitales est la technique biométrique que la plupart de gens connaissent. Il s'agit de la plus vieille technique biométrique [21], les lec-

teurs d'empreintes digitales scannent puis relèvent des éléments permettant de différencier les empreintes. Ils sont composées de lignes localement parallèles présentant des points singuliers (minuties) et constituent un motif unique, universel et permanent.

Les minuties sont des changements de continuité de l'empreinte digitale. Il existe plusieurs types de minuties : lac, bifurcation, delta ou impasse...etc. généralement une quarantaine sont extraites de la zone scannée. Statistiquement il est impossible de trouver douze points identiques chez deux individus.

L'image d'empreinte d'un individu est capturée à l'aide d'un lecteur d'empreinte digitale puis les caractéristiques sont extraites de l'image puis un modèle est créé. Si des précautions appropriées sont suivies, le résultat est un moyen très précis d'authentification. Les techniques d'appariement des empreintes digitales peuvent être classées en deux catégories : les techniques basées sur la détection locale des minuties et les techniques basées sur la corrélation. L'approche basée sur les minuties consiste à trouver d'abord les points de minuties puis trace leurs emplacements sur l'image du doigt [22].

Le prix de l'identification digitale est faible, la taille du lecteur biométrique d'empreinte digital n'est pas volumineuse et le système reste très simple à mettre en place. L'utilisation est facile, il suffit de poser le doigt au-dessus du lecteur, mais certaines personnes peuvent créer de "faux doigts"[23].

## **b) Géométrie de la main**

La reconnaissance de la forme de la main est considérée comme l'ancêtre des technologies biométriques. A la fin des années soixante, Robert P. Miller déposa un brevet pour un appareil permettant de mesurer des caractéristiques de la main et de les enregistrer pour comparaison ultérieure, l'utilisateur place sa main sur un gabarit. Le tout est éclairé par une lumière infrarouge et l'image est captée par une caméra digitale. Près d'une centaine de caractéristiques sont extirpées de l'image et converties en données stockées en mémoire, lors de la phase d'enrôlement ou comparées lors de la phase d'identification [24, 25].

## **c) Veine du doigt**

On a longtemps considéré que le modèle des veines dans l'anatomie humaine peut être unique aux individus. En conséquence, il y a eu de diverses réalisations du balayage de veine au cours des années, du balayage de main, au balayage de poignet et, plus récemment, au balayage de doigt. Cette technique utilise un «scanner du réseau veineux palmaire», pour être identifié il faut placer la surface concernée au-dessus du lecteur. Il s'agit ici d'analyser le dessin formé par le réseau des veines pour en garder quelques points caractéristiques [26, 27].



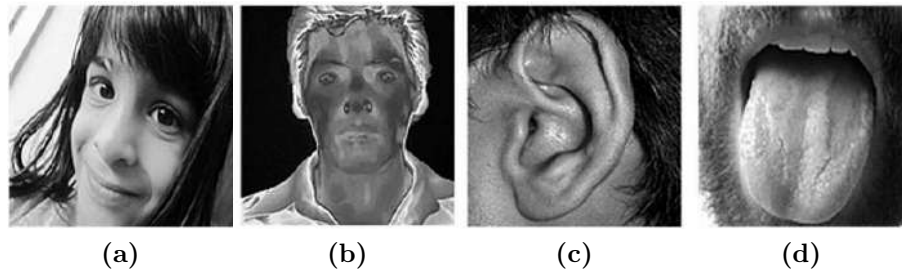
**d) Empreintes des articulations des doigts (FKP)**

C'est la technologie biométrique basée sur la surface arrière du doigt, elle contient des caractéristiques distinctives, telles que les lignes principales, les lignes secondaires et les crêtes, qui peuvent être extraites à partir des images à basse résolution. La main contient plusieurs doigts, pour cela, il faut conserver les informations à chaque doigt pour une reconnaissance précise dans le domaine d'identification [28, 29].

**e) Empreint palmaire**

L'empreinte palmaire contient comme les empreintes digitales des vallées, des rides, ...etc., sur une surface cependant plus large. Cette technologie est ainsi supposée plus caractéristique que les empreintes digitales. Deux types de résolution sont utilisés pour la reconnaissance par la paume : la haute et la faible résolution. En haute résolution, toutes les caractéristiques de la main peuvent être obtenues ce qui permet une reconnaissance de haute performance. Dans les applications de moyenne sécurité, un capteur de faible résolution et donc de faible prix peut être utilisé pour extraire les lignes principales et les rides de la paume [6].

La technologie des empreintes digitales occupe une place prépondérante dans d'autres biométriques à main, en raison de la méthode de desserte la plus longue et d'un plus haut degré d'unicité, ainsi que d'une acceptation élevée. Et cela en fait un choix approprié pour les applications de vérification et de reconnaissance. Au contraire, d'autres modalités basées sur la main ne conviennent qu'à la tâche de vérification [30, 31]. L'avantage potentiel des capteurs d'imagerie à faible coût et la petite taille des gabarits font des attributs de la région de la main un choix favorable pour une variété d'applications par rapport à d'autres signatures biométriques. Inversement, des images déformées, un contact physique avec un dispositif d'imagerie, une forte coopération entre utilisateurs, des maladies des mains et des contaminants d'imagerie naturels (cellules mortes, cicatrices, coupures, peau sèche et humide) ainsi que des surfaces sales ou huileuses sont des défis associés à la biométrie manuelle [32, 33]. Comparativement, la technologie des empreintes digitales occupe la couche supérieure parmi tous d'autres modalités de la région de la main en raison de diverses applications alors que tous les autres attributs conviennent bien à la tâche de vérification. Cependant, il est connu que les doigts gommeux artificiels et la reconnaissance à partir d'images d'empreintes digitales latentes remettent en question l'authenticité des systèmes de reconnaissance d'empreintes digitales. Cependant, la tendance récente indique plus d'intérêt pour la technologie veineuse par rapport à d'autres modalités basées sur la main. Cela est dû à la dureté du motif veineux contre la falsification.



**Figure II.4** – Modalités de la région du visage : (a) Visage (b)Thermo-gramme facial, (c) La géométrie de l'oreille, (d) L'empreinte de la langue.

### II.3.2 Région du visage

#### a) Visage

La reconnaissance faciale (visage) permet d'adapter la vérification biométrique à toutes les situations. C'est une technologie très efficace qui est utilisée dans de nombreuses applications liées à la sécurité. Elle est par exemple un outil très fiable pour aider les forces de police à identifier des criminels, ou bien pour permettre aux services de douanes de vérifier l'identité des voyageurs[34, 35, 36].

Actuellement, avec la numérisation des échanges, l'usage de cette technologie est en train de s'étendre au monde des entreprises. Utilisée dans des applications commerciales, la reconnaissance faciale permet par exemple de sécuriser des transactions en ligne. La reconnaissance faciale est sans contact et son utilisation ne nécessite aucun outil spécifique, ce qui en fait la solution idéale pour l'identification de personnes dans une foule ou dans des espaces publics [37].

#### b) Thermo-gramme facial

La quantité de chaleur émise par les différentes parties du visage caractérise chaque individu. Elle dépend de la localisation des veines mais aussi de l'épaisseur du squelette, La quantité de tissus, de muscles, de graisses, . . . etc. Une caméra thermique est utilisée pour réaliser un cliché infrarouge du visage. Cela permet de faire apparaître une répartition de la chaleur unique à chaque individu, voire de cartographier le réseau veineux du visage invisible à l'œil nu [38, 39].

#### c) Géométrie de l'oreille

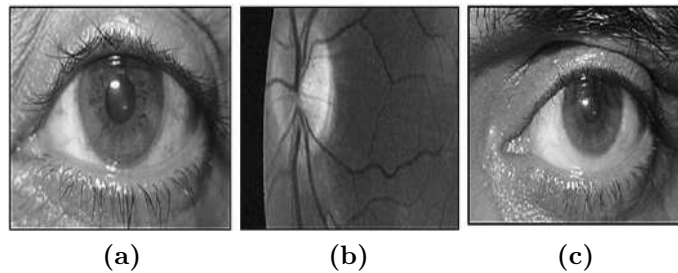
La forme de l'oreille externe, des lobes et la structure du cartilage représentent un champ moins connu de la biométrie physiologique. Apparemment la police est capable de relever les empreintes des oreilles laissées par les criminels lorsqu'ils écoutent aux portes et aux fenêtres [40, 41].

### d) Empreinte de la langue

Les avantages potentiels associés à l’empreinte de la langue comprennent la protection de l’environnement extérieur et son tortillement qui prouve la vivacité du sujet. Afin d’établir l’identité, le système d’identification d’empreinte de la langue utilise les caractéristiques géométriques telles que la largeur, l’épaisseur et la courbure du contour de la langue, les caractéristiques de texture de la langue humaine [42, 43]. La conformité de l’empreinte de la langue en tant qu’attribut biométrique nécessite des études à grande échelle.

L’analyse comparative de toutes les modalités de la région faciale révèle presque les avantages communs tels que l’acquisition d’images non intrusives et sans contact, ce qui entraîne une plus grande acceptation du public. Les parties des avantages, les défis comprennent la sensibilité aux conditions d’éclairage, les variations de pose, les conditions de vieillissement et une faible précision de reconnaissance en présence d’occlusions partielles ou complètes. Afin de surmonter ces défis et d’obtenir une meilleure précision de la reconnaissance, la communauté de la recherche a suggéré l’utilisation de caractéristiques 3D au lieu de caractéristiques 2D [17, 44]. Cependant, en raison des défis énoncés ci-dessus ainsi que du niveau moyen de distinctivité, les systèmes de reconnaissance faciale sont très sensibles aux erreurs de reconnaissance.

### II.3.3 Région de l’œil



**Figure II.5** – Modalités de la région de l’œil : (a) L’iris (b) La rétine, (c) Sclérotique et vasculaire.

#### a) Iris

L’iris est la partie colorée de l’œil qui entoure la pupille noire. L’acquisition de l’iris est effectuée au moyen d’une caméra pour pallier aux mouvements inévitables de la pupille. Son inspection attentive révèle de nombreuses structures détaillées uniques et indépendantes du code génétique de l’individu et pratiquement ne varient pas pendant la vie [45, 46].

L’identification par l’iris est presque infalsifiable s’accroît en popularité ces dernières années dans le secteur financier pour les employés et les clients, c’est une technique qui

continuera sans doute à être employée couramment, mais elle est relativement désagréable pour l'utilisateur car l'œil doit rester grand ouvert et il est éclairé par une source lumineuse pour assurer un contraste correct toutefois la fraude étant néanmoins possible en utilisant des lentilles [47, 48].

### b) Rétine

Cette mesure biométrique se base sur le fait que les vaisseaux sanguins d'une rétine sont différents d'une personne à une autre et stables durant la vie.

L'utilisateur doit placer son œil à quelques centimètres d'un orifice de capture situé sur le lecteur de rétine. Un faisceau lumineux traverse l'œil jusqu'aux vaisseaux sanguins capillaires de la rétine. Le système localise et capture ainsi environ 400 points de référence. Cette technique demande la collaboration étroite de la part de l'utilisateur, car il doit placer son œil devant la caméra. Cette technologie est la plus complexe à falsifier, mais probablement à cause de son coût élevé elle n'est pas utilisée que dans les cas où la sécurité est primordiale, notamment dans le domaine militaire, le secteur spatial (NASA) et par des agences d'espionnage comme la CIA [49, 50].

### c) Sclérotique et vasculaire

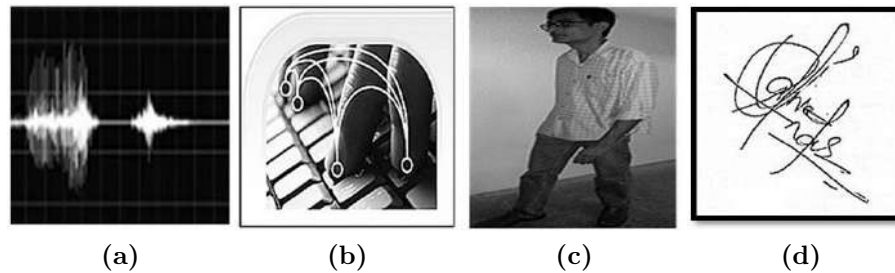
Un système d'identification à base de sclère utilise le modèle vasculaire des vaisseaux sanguins présents dans la région de la sclère de l'œil humain [51]. Cependant, quelques études ont parlé de l'authenticité du système vasculaire sclérotique en tant que caractéristique biométrique [52, 53]. Par conséquent, la conformité nécessite des études à grande échelle. Bien que les traits établis (rétine, iris) appartiennent à la même région mais utilisent des procédures d'imagerie différentes. Par exemple, un modèle vasculaire rétinien qui ne peut être visualisé qu'en exposant l'œil humain à la lumière infrarouge tandis que la texture de l'iris peut être acquise soit en éclairant l'œil humain avec une lumière proche de l'infrarouge ou en lumière visible.

Comparativement, l'iris occupe une position importante dans les signatures biométriques oculaires en raison de non invasive l'acquisition de l'image et la visibilité à distance [47] alors que la procédure d'imagerie intrusive de les systèmes de balayage rétinien limitent leur utilisation à des fins militaires au lieu d'un déploiement à grande échelle dans des lieux publics. Outre l'imagerie de la texture de l'iris dans la lumière NIR, les chercheurs en biométrie oculaire ont tenté d'effectuer une reconnaissance sur la texture de l'iris acquise en lumière visible, à distance et en mouvement [54, 48, 55]. Cependant, le développement d'images d'iris synthétiques à partir de codes d'iris stockés [56] a ouvert un nouveau débat sur la protection des modèles d'iris. Néanmoins, l'unicité accrue, la stabilité dans le temps, la haute sécurité et la dureté à forger font de la biométrie oculaire un choix approprié pour les tâches de vérification et de reconnaissance. Inversement, la sensibilité à l'illumination, le degré plus élevé de coopération des sujets, le coût élevé des capteurs d'imagerie et les

réflexions provenant des sources de lumière ambiante sont quelques-uns des défis associés à la biométrie oculaire.

### II.3.4 Analyse comportementale

Elle est basée sur l'analyse de certains comportements d'une personne. La figure II.6 illustre quelques types de modalités comportementales.



**Figure II.6** – Modalités de la région comportementale : (a) Voix (b) Dynamique de frappe au clavier, (c) Démarche, (d) Écriture (signature).

#### a) Voix

La voix est une caractéristique extrêmement recherchée dans des systèmes liés à des applications à distance où la personne s'authentifie par téléphone par exemple. Elle est toutefois une caractéristique très délicate à utiliser car elle est extrêmement soumise aux conditions extérieures (maladie, stress de la personne, etc.). Elle est parfois choisie en combinaison avec une autre caractéristique (voix et écriture par exemple) [57, 58].

#### b) Dynamique de frappe au clavier

Un tel système est peu coûteux, mais pas celui-ci car il ne nécessite pas de matériel d'acquisition autre que le clavier de l'ordinateur. Il s'agit d'un dispositif logiciel qui calcule la durée entre frappes, fréquence des erreurs où son temps de relâchement « Software Only », cette mesure est capturée environ mille fois par seconde, elle est appliquée au mot de passe qui devient ainsi beaucoup plus difficile à « imiter », lors de la mise en place de cette technique il est demandé à l'utilisateur de saisir son mot de passe une dizaine de fois de suite [59].

Ce dispositif biométrique est utilisé comme méthode de vérification pour le commerce électronique et comme mécanisme de contrôle d'accès à des bases de données. Il est facilement accepté par l'utilisateur, le but principal de cette technique est de renforcer la sécurité à des coûts moins élevés [60].

#### c) Démarche

Chaque individu, en fonction de son corps et plus spécifiquement de sa musculature, développe une démarche qui lui est propre. En analysant, entre autres, la distance entre

les pas, les enjambées, la vitesse, la cadence, l'angle des pieds, etc., il devient possible d'utiliser la démarche comme caractéristique biométrique [61, 62].

#### d) **Écriture (signature)**

Les systèmes de découverte de l'écriture, analysent les caractéristiques spécifiques d'une signature comme la vitesse, la pression sur le crayon, le mouvement, les points et les intervalles de temps où le crayon est levé. L'utilisateur de cette technologie signe généralement avec un stylo électronique sur une tablette graphique. Ces données sont enregistrées pour comparaison ultérieure. Certains systèmes ne font qu'enregistrer l'image statique de la signature pour comparaison [63], mais cette technique n'est pas très précise car la signature peut être affectée par des facteurs physiques et émotionnels au même temps il ya des incohérences de certaines personnes [64].

Plusieurs approches ont été développées jusqu'à présent, les auteurs prétendent donc obtenir une meilleure précision de la reconnaissance [65, 66, 67, 68]. Une analyse plus approfondie révèle que les attributs comportementaux ne fournissent pas suffisamment d'informations discriminatoires parce que ces attributs sont généralement affectés par les états émotionnels humains, les conditions de santé, les habitudes alimentaires et les conditions de vieillissement. Ces facteurs limitent leur utilisation à la vérification seulement. Par exemple ; le bruit de fond, la mauvaise qualité des appareils d'acquisition ainsi que les problèmes de santé peuvent avoir de graves répercussions sur la précision du système de vérification du locuteur. De plus, la précision de la vérification de la signature diminue significativement en raison de la maladie musculaire des sujets. En outre, un système de reconnaissance de la marche peut fournir des taux de faux-positifs élevés en raison des conditions de marche et de la dynamique de la surface de marche. Cependant, l'analyse du mouvement humain fournit l'avantage potentiel de l'identification humaine en l'absence d'autres caractéristiques biométriques. Au contraire, l'identification basée sur la biométrie comportementale n'est pas hors de doute, car imiter le comportement humain est facile pour un imposteur expérimenté et qualifié.

### II.3.5 **Médico-chimique**

Cette section contient les différents éléments de la classification, qui peuvent capturer l'identification en utilisant un équipement chimique / médical, qui comprend l'odeur corporelle, l'ADN, le son du cœur, l'électrocardiogramme.

#### a) **ADN**

L'échantillonnage de l'ADN est plutôt intrusif à l'heure actuelle et nécessite une forme de tissu, de sang ou d'autres échantillons corporels. Cette méthode de capture doit encore être affinée. Jusqu'à présent, L'analyse de l'ADN n'a pas été suffisamment automatique pour classer l'analyse de l'ADN comme technologie biométrique. L'analyse de l'ADN

humain est maintenant possible dans les 10 minutes. Dès que la technologie progresse de sorte que l'ADN puisse être adapté automatiquement en temps réel, il peut devenir plus significatif à l'heure actuelle [69, 70].

### b) Odeur corporelle

Chaque personne dégage une odeur qui lui est particulière. Les systèmes biométriques qui exploitent cette technologie analysent les composantes chimiques contenues dans l'odeur pour ensuite les transformer en données comparatives [71].

## II.3.6 Biométrie douce

Les caractéristiques biométriques douces comme le sexe, l'âge, la taille, le poids, l'origine ethnique et la couleur des yeux ne peuvent pas fournir une reconnaissance fiable à l'utilisateur parce qu'elles ne sont pas distinctives et permanentes. Cependant, ces informations auxiliaires peuvent compléter les informations d'identité fournies par traits biométriques primaires (visage, empreinte digitale, géométrie de la main, iris ... etc) [72, 73].

## II.4 Système biométrique

Un système biométrique est un système de reconnaissance de forme, qui utilise les données biométriques d'un individu. Tout système biométrique peut fonctionner en mode d'enrôlement ou en mode de vérification ou bien en mode d'identification.

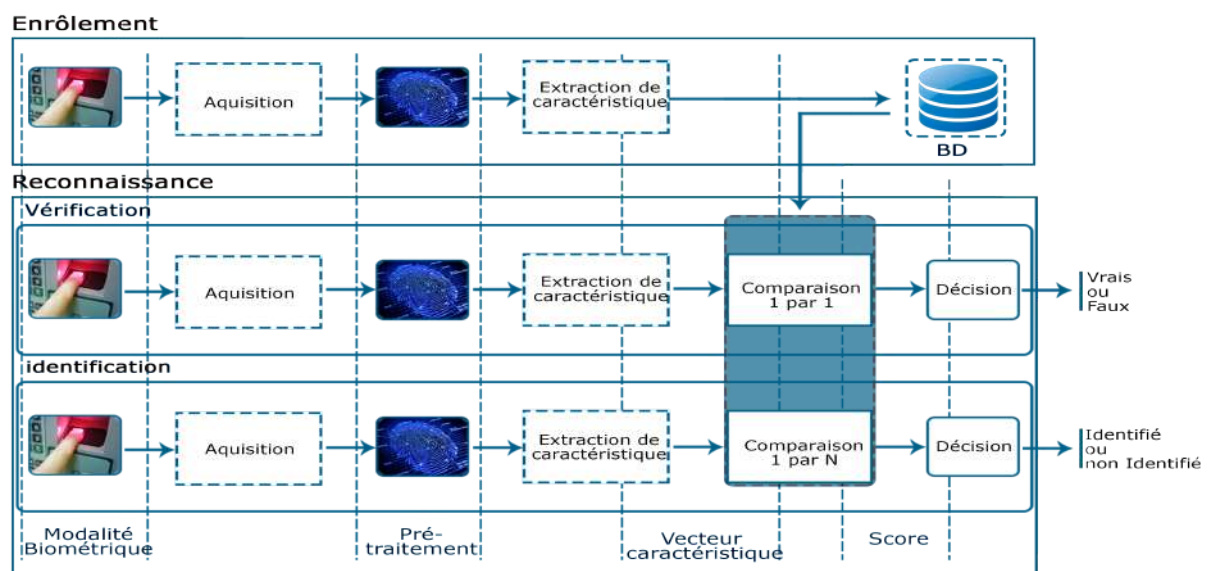


Figure II.7 – Modes de fonctionnement de système biométrique.

### II.4.1 Modes de fonctionnement

- **Le mode d'enrôlement :** C'est une phase d'apprentissage qui a pour but de recueillir des informations biométriques sur les personnes à identifier. Plusieurs cam-

pages d'acquisitions de données peuvent être réalisées afin d'assurer une certaine robustesse au système de reconnaissance aux variations temporelles des données. Dans cette phase, les caractéristiques biométriques des individus sont saisies par un capteur biométrique, puis représentées sous forme numérique (signatures), et enfin stockées dans la base de données [74].

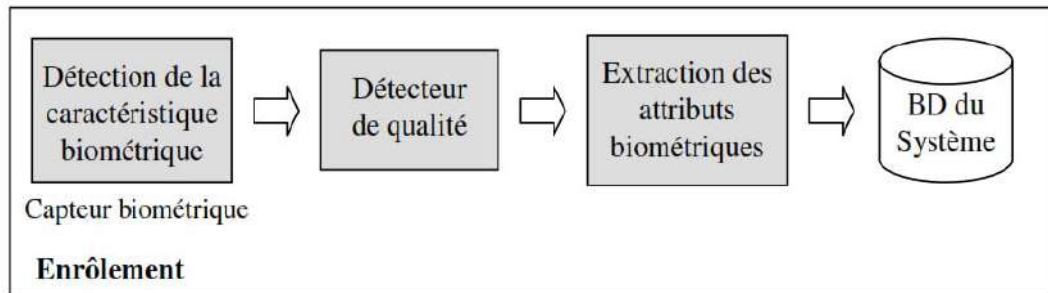


Figure II.8 – Phase d'enrôlement.

- **Le mode de vérification** : C'est la comparaison 1-à-1, entre les données biométriques capturées (model test) et les donnée stockée dans sa propre base (les modèles d'apprentissage).

Dans un tel système, un individu qui désire être identifié réclame une identité, habituellement par l'intermédiaire d'un PIN (numéro d'identification personnelle), d'un nom d'utilisateur, d'une carte d'identité, etc. Le système doit alors répondre à la question suivante "Suis-je réellement la personne que suis-je entrain de proclamer ?" [14].

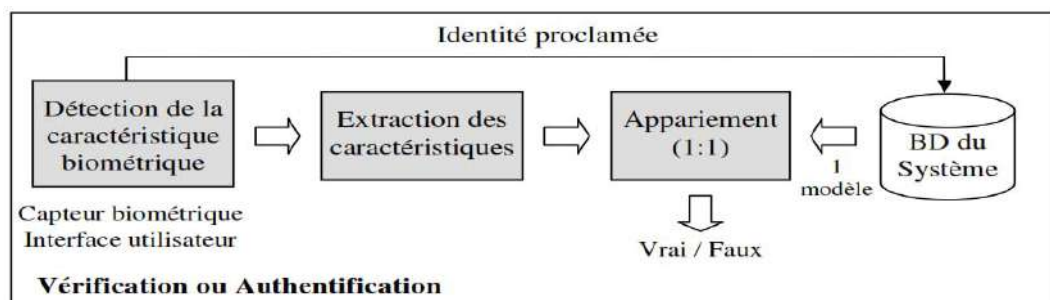


Figure II.9 – Phase de reconnaissance (Vérification).

- **Le mode d'identification** : Le système identifie un individu en cherchant les signatures (Template) de tous les utilisateurs dans la base de données. Par conséquent, le système conduit plusieurs comparaisons 1-à-N pour établir l'identité d'un individu [15]. En résumé, un système biométrique opérant en mode identification répond à la question "Suis-je bien connu du système?".



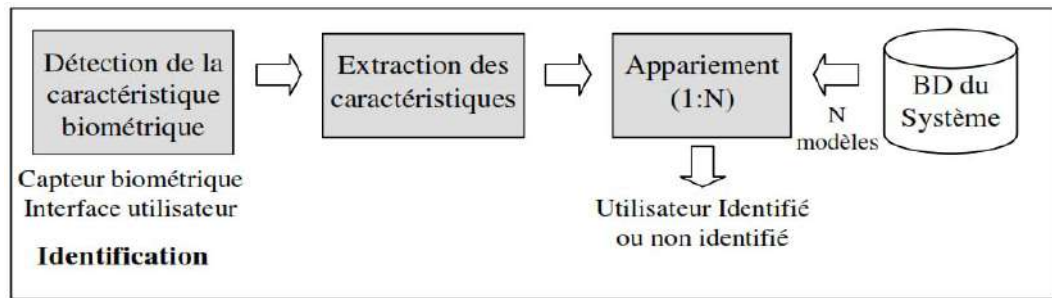


Figure II.10 – Phase de reconnaissance (Identification).

## II.4.2 Les modules principaux d'un système biométrique

Un système biométrique typique peut être représenté par quatre modules principaux :

- Le module de capture : C'est responsable de l'acquisition des données biométriques d'un individu (cela peut être un appareil photo, un lecteur d'empreintes digitales, une caméra de sécurité, ... etc [16].
- Le module d'extraction des caractéristiques : Prend en entrée les données biométriques acquises par le module de capture et extrait seulement l'information pertinente afin de former une nouvelle représentation des données. Idéalement, cette nouvelle représentation est censée être unique pour chaque personne et relativement invariante aux variations intra-classe.
- Le module de correspondance : Compare l'ensemble des caractéristiques extraites avec le modèle enregistré dans la base de données du système et détermine le degré de similitude (ou de divergence) entre les deux.
- Le module de décision : Vérifie l'identité affirmée par un utilisateur ou détermine l'identité d'une personne basée sur le degré de similitude entre les caractéristiques extraites et le(s) modèle(s) stocké(s)[16].

## II.5 Biométrie multimodale

La biométrie a pour objectif la reconnaissance automatique des personnes à partir des caractéristiques humaines. Dans les sections précédentes, nous avons étudié les systèmes biométriques unimodaux. Ces derniers présentent des défauts tels que la possibilité de falsifications, et des performances qui ne sont pas dans le niveau demandé. Pour diminuer ces problèmes, les chercheurs de ce domaine visent à améliorer le taux de reconnaissance par la fusion de données de différentes sources. Ces systèmes s'appellent les systèmes multimodaux. Dans ce qui suit, nous allons présenter l'objectif de la biométrie multimodale et la fusion des données.

### II.5.1 Définition de la biométrie multimodale

La biométrie multimodale est la combinaison de plusieurs modalités biométriques différentes, en augmentant la quantité d'informations discriminante de chaque personne et cela pour améliorer les performances de reconnaissance [75].

### II.5.2 Problèmes liés aux systèmes unimodaux

#### a) Non-universalité

Si chaque individu d'une population ciblée est capable de présenter une modalité biométrique pour un système donné, alors cette modalité est dite universelle. Ce principe d'universalité constitue une des conditions nécessaires de base pour un module de reconnaissance biométrique. Cela signifie que certaines modalités biométriques ne peuvent pas être utilisées par une certaine catégorie de la population. Par exemple certaines personnes ont des empreintes digitales contenant trop peu d'information pour servir de moyen d'identification.

#### b) Bruit introduit par le capteur

Du bruit peut être présent dans les données biométriques acquises, ceci étant principalement dû à un capteur défaillant ou mal entretenu. L'acquisition des biométries peut également être impossible à cause des conditions environnementales lors de l'acquisition. Par exemple il est impossible d'utiliser un système de reconnaissance de la voix dans un endroit très bruyé ou de reconnaissance par le visage lorsqu'il fait nuit (si l'on utilise une caméra à lumière visible). Le taux de reconnaissance d'un système biométrique est très sensible à la qualité de l'échantillon biométrique et des données bruitées peuvent sérieusement compromettre la précision du système.

#### c) Sensibilité aux attaques

Une autre limitation des systèmes biométriques est la possibilité de fraude. Il est toute fois possible de reproduire certaines modalités biométriques. A priori s'il est relativement simple de reproduire une signature ou imiter la voix d'une personne, il est plus difficile de reproduire l'iris ou l'empreinte digitale mais cela est possible. En effet, certaines études ont montré qu'il était possible de reproduire les empreintes digitales avec de la silicone.

#### d) Manque d'individualité

Les caractéristiques extraites à partir de données biométriques d'individus différents peuvent être relativement similaires. Par exemple, une certaine partie de la population peut avoir une apparence faciale pratiquement identique due à des facteurs génétiques

(père et fils, vrais jumeaux, . . . etc).

#### e) **Manque de représentation invariante**

Les données biométriques acquises à partir d'un utilisateur lors de la phase de reconnaissance ne sont pas identiques aux données qui ont été utilisées pour générer le modèle de ce même utilisateur lors de la phase d'enrôlement. Ces variations peuvent être dues à une mauvaise interaction de l'utilisateur avec le capteur, à l'utilisation de capteurs différents lors de l'enrôlement et de la reconnaissance et à des changements de conditions de l'environnement ambiant.

A cause de tous ces problèmes pratiques, les taux d'erreur associés à des systèmes biométriques uni-modaux sont relativement élevés, ce qui les rend inacceptables pour un déploiement d'applications critiques de sécurité.

### **II.5.3 Avantages des systèmes multimodaux**

La reconnaissance biométrique multimodale constitue un enjeu important pour les prochaines années. L'intérêt croissant pour la multimodalité tient à plusieurs facteurs. Premièrement, la combinaison naturelle de différentes sources d'informations permet d'augmenter les performances de reconnaissance. Ensuite, la disponibilité d'une biométrie parmi d'autres est accrue, i.e. le système peut changer de modalité dès lors qu'une modalité donnée devient indisponible [76].

De plus, la multimodalité permet de diminuer les contraintes utilisateurs liées au processus de reconnaissance [77]. L'acquisition de l'image d'une iris, par exemple, est souvent très contraignante. La voix peut être plus aisément acquise par des microphones. Finalement, pour des systèmes réels sous certaines conditions d'utilisation, il a été remarqué que le contrôle d'accès couplé à l'utilisation de l'iris (une biométrie très performante) est mal perçu par les personnes utilisant le système (problème d'acceptabilité de la modalité biométrique). Il y a donc un compromis à gérer entre les taux d'erreurs présentés pour une modalité et son taux d'acceptabilité. La voix et le visage sont des modalités dont les taux d'erreurs sont beaucoup plus élevés que l'iris, mais qui sont en revanche très bien acceptées par les utilisateurs.

### **II.5.4 Différents systèmes multimodaux**

On peut différencier cinq types de systèmes multimodaux selon les systèmes qu'ils combinent, on les appelle [78] :

#### a) **Multi-capteurs**

Ces systèmes visent à capturer le même caractère biométrique (modalité) à l'aide de plusieurs capteurs différents, afin d'acquérir le plus possible d'informations, par exemple

utilisation d'un lecteur d'empreintes digitales capacitif et d'un lecteur d'empreintes digitales résistif (Figure II.11).



---

Figure II.11 – Systèmes Multi-capteurs [86].

### b) Multi-instances

Plusieurs acquisitions de la même donnée biométrique sont effectuées. En ensemble de captures identiques (les mêmes types), par exemple l'acquisition de plusieurs images de visage avec des changements de pose, d'expression ou d'illumination (Figure II.12).



---

Figure II.12 – Systèmes Multi-instances [86].

### c) Multi-algorithmes

La même donnée biométrique est vérifiée à l'aide de plusieurs algorithmes de reconnaissance par exemple reconnaissance d'empreinte digitale à partir de la comparaison de minuties et de texture [79]. L'application des algorithmes multiples peuvent intervenir dans le module d'extraction en considérant plusieurs ensembles de caractéristiques et/ou dans le module de comparaison en utilisant plusieurs algorithmes de comparaison (Figure II.13).

### d) Multi-échantillons

Plusieurs échantillons différents de la même modalité sont capturés, par exemple deux empreintes digitales de doigts différents ou les deux iris. Dans ce cas, les différentes données sont traitées par le même algorithme (Figure II.14).

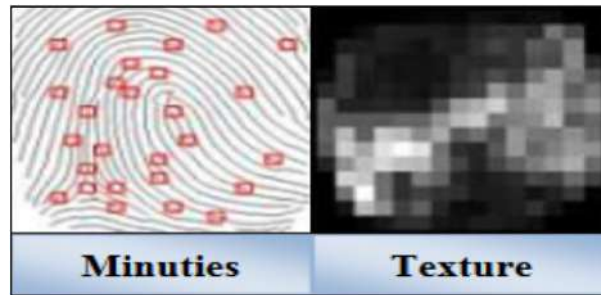


Figure II.13 – Systèmes Multi-algorithmes [86].

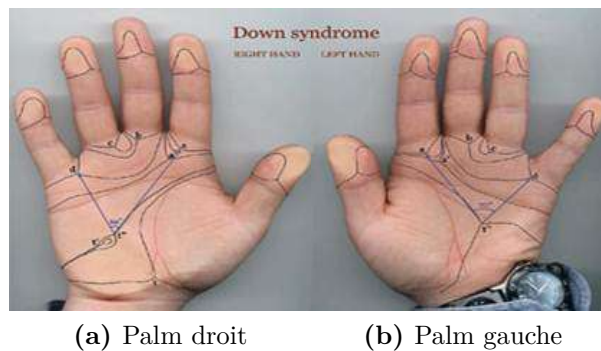


Figure II.14 – Systèmes Multi-échantillons [86].

#### e) Multi-biométries

Les systèmes multi-biométries (ou multi-caractères) utilisent l'information de plusieurs modalités biométriques différentes combinées pour la réalisation de la reconnaissance des individus, par exemple, la reconnaissance faciale (visage) associée à la reconnaissance par l'empreinte digitale (Figure II.15).



Figure II.15 – Systèmes Multi-biométries [86].

#### f) Systèmes hybrides

Les systèmes hybrides concernent les autres types de systèmes : ils sont composés de plusieurs scénarios parmi ceux présentés précédemment. Les systèmes hybrides disposent donc de plus d'information que les systèmes précédents.

## II.5.5 Architecture des systèmes multimodaux

L'architecture de chaque système multimodal peut-être en parallèle ou en série.

- ❖ L'architecture en parallèle (Figure II.16) est la plus utilisée car elle permet d'utiliser toutes les informations disponibles au même temps (l'acquisition ou traitement simultanément).
- ❖ L'architecture en série (Figure II.17) peut être privilégiée dans certaines applications

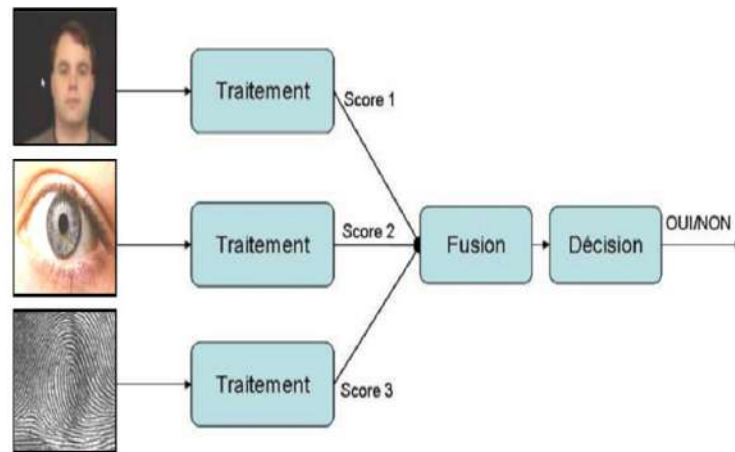


Figure II.16 – Architecture de fusion en parallèle [79].

par exemple si la multi-modalité est utilisée pour donner une alternative pour les personnes ne pouvant pas utiliser l'empreinte digitale. Pour la majorité des individus seule l'empreinte est acquise et traitée mais pour ceux qui ne peuvent pas être ainsi authentifiés on utilise un système à base d'iris alternativement [79].

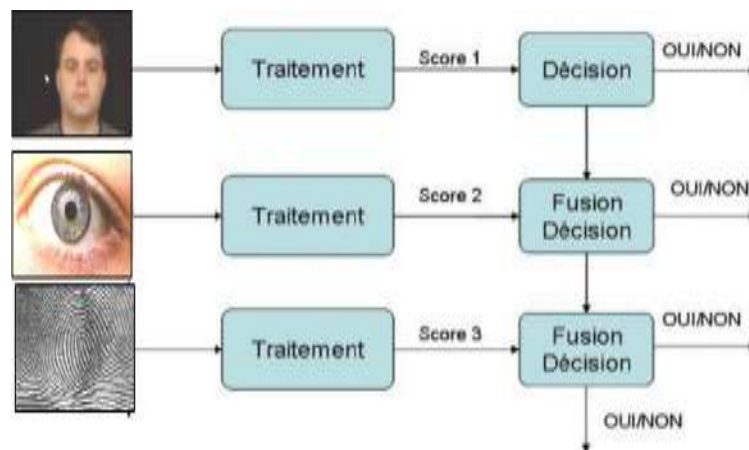


Figure II.17 – Architecture de fusion en série [79].

## II.5.6 Différents niveaux de fusion de données

En général, la fusion de données est une opération d'intégration de plusieurs données pour extraire des nouvelles informations plus précises. La fusion des informations

biométriques peut être divisée en plusieurs niveaux [80] :

**a) Fusion des données des capteurs**

C'est Le premier niveau de fusion. Dans cette méthode de fusion, les vecteurs des données obtenus à partir des capteurs sont combinés avant l'extraction. L'application de cette opération fonctionne comme une capture, de meilleure qualité [81] (Figure II.18).

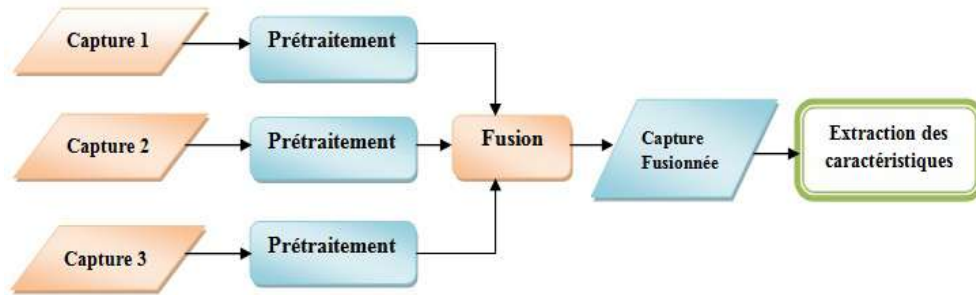


Figure II.18 – Schéma de fusion au niveau du capteur

**b) Fusion au niveau de l'extraction des caractéristiques**

Dans cette méthode, la fusion peut également avoir lieu après le traitement de la donnée provenant plusieurs capteurs, au niveau des caractéristiques extraites. Elle vise d'obtenir des caractéristiques qui sont soit plus robustes dans le cadre de données homogènes [82] (Figure II.19).

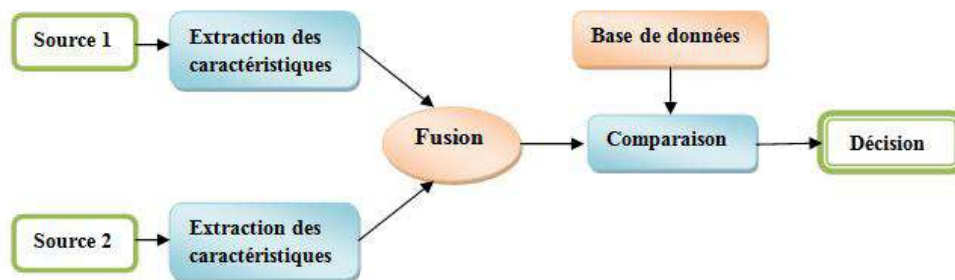


Figure II.19 – Schéma de fusion au niveau de l'extraction des caractéristiques

**c) Fusion au niveau des décisions**

On dit aussi haut niveau, celui-ci concerne la combinaison des décisions obtenues à partir de chaque source (sous système). La décision finale est prise en fonction des décisions de tous les sous systèmes [83] (Figure II.20).

**d) Fusion au niveau des Scores**

La fusion au niveau des scores est la plus utilisée car elle peut être appliquée à tous les types de systèmes, qu'ils sont un ensemble de sous-systèmes produisent après l'étape de



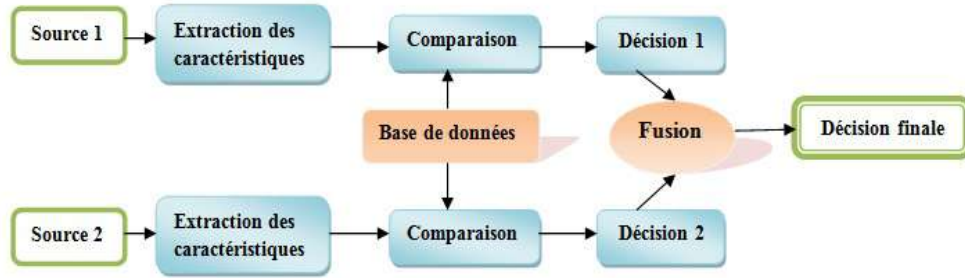


Figure II.20 – Schéma de fusion au niveau de la décision

comparaison. Les scores individuels sont combinés de manière à former un unique score qui est ensuite utilisé pour prendre la décision finale [84] (Figure II.21).

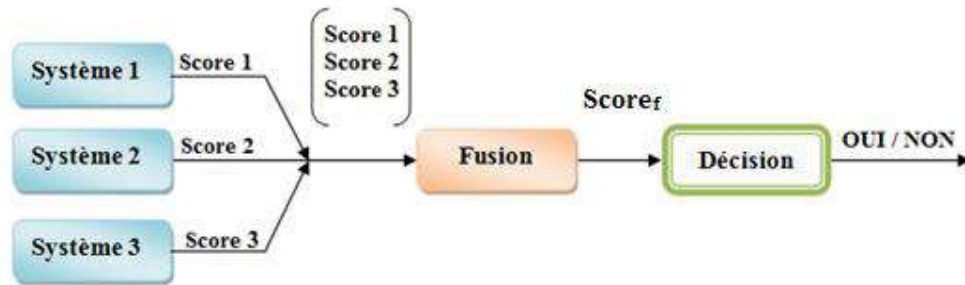


Figure II.21 – Schéma de fusion au niveau des scores

### II.5.7 Normalisation des scores

La normalisation est une étape nécessaire lors de la fusion de scores, car la distribution des scores issus des différents sous-systèmes est rarement compatible (c'est-à-dire, il est inutile de faire la somme des scores du système A avec ceux du système B si la distribution des scores du système A est  $[0;1]$  [85, 86].

#### a) Min-Max

Elle est la plus simple et est la plus adaptée dans le cas où les bornes (valeurs minimales et maximales). Elle est utilisée lorsque les bornes de la distribution des scores sont connues. En utilisant cette technique, les scores sont normalisés entre 0 et 1. A partir d'un ensemble de scores  $S_k$   $k = 1, 2, \dots, n$ , les scores normalisés sont obtenus de la façon suivante :

$$S'_k = \frac{S_k - \min}{\max - \min} \quad (\text{II.1})$$

Avec min et max respectivement les scores minimum et maximum.

#### b) Z-score

Dans cette méthode nous utilisons la moyenne arithmétique  $\mu$  et l'écart-type  $\sigma$  des données. Il est donc nécessaire de connaître ou de disposer de données pour estimer cette



moyenne et cet écart type. Les scores normalisés sont obtenus de la façon suivante [85].

$$S'_k = \frac{S_k - \mu}{\sigma} \quad (\text{II.2})$$

**c) Tanh**

Sont robustes et très efficaces, Cette méthode est parmi les techniques statistiques les plus solides. Elle trace les scores de la gamme (0, 1) [85].

$$S'_k = 0.5[\tanh(0.01(S_k - \mu)/\sigma) + 1] \quad (\text{II.3})$$

$\mu$  et  $\sigma$  désignent respectivement la moyenne et le standard de déviation des scores.

### II.5.8 Règles de fusion des scores

Les règles de combinaisons de scores sont des règles très simples dont l'objectif est d'obtenir un score final  $S$  à partir des  $N$  scores disponibles  $s_i$  pour  $i = 1$  à  $N$  issus de  $N$  systèmes [87].

**a) Règle somme**

$$S = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N S_i \quad (\text{II.4})$$

Cette règle est généralement plus efficace que la règle produit étant donné qu'elle est plus robuste au bruit ou aux valeurs aberrantes. De plus, un score normalisé à 0 ne va pas pénaliser (ou annihiler l'information des autres scores, comme c'est le cas pour la règle produit).

**b) Règle produit**

Cette règle définit les nouveaux scores comme étant le produit des scores de chaque matcher :

$$S = \frac{1}{N} \prod_{i=1}^N S_i \quad (\text{II.5})$$

Cette règle peut néanmoins être sujette à des valeurs aberrantes si la normalisation utilisée n'est pas robuste. De plus, une normalisation des scores entre 0 et 1 peut poser problème étant donné que les scores de nombreux matché peuvent être rendus nuls si l'un d'eux a été normalisé à 0.

**c) Règle minimum**

La règle minimum se contente de définir un nouveau score comme étant le score minimal des scores de chaque matcher :

$$S = \min(S_i) \quad (\text{II.6})$$

#### d) Règle maximum

La règle maximum se contente de définir un nouveau score comme étant le score maximal des scores de chaque matcher :

$$S = \max(S_i) \quad (\text{II.7})$$

#### e) Règle somme pondérée

C'est une méthode un peu plus évoluée qui nécessite une adaptation par le réglage de paramètres :

$$S = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w_i S_i \quad (\text{II.8})$$

Avec

$$w_i = \frac{1 / \sum_{j=1}^R (1 / EER_j)}{EER_i} \quad (\text{II.9})$$

La somme pondérée permet de donner des poids différents  $w_i$  à chacun des systèmes en fonction de leur performance individuelle ou de leur intérêt dans le système multi-algorithmes.

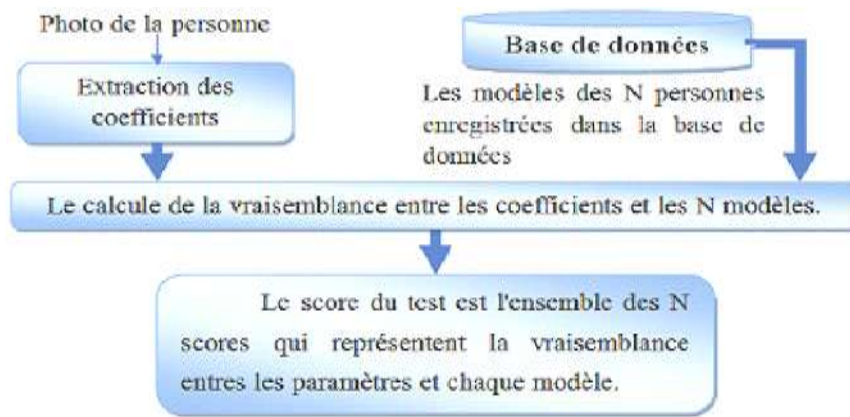
#### f) Règle produit pondérée

C'est une méthode un peu plus évoluée qui nécessite une adaptation par le réglage de paramètres :

$$S = \frac{1}{N} \prod_{i=1}^N w_i S_i \quad (\text{II.10})$$

### II.5.9 Score et décision

Les scores sont les résultats générés par le système de reconnaissance lors d'une mode identification le score indique la personne incluse dans la base des clients qui ressemble le plus à la personne proclamant. Dans ce mode, le résultat est un ensemble de N scores, où N est le nombre des personnes enregistrés dans la base de données, et chaque score représente la vraisemblance entre les paramètres test et le modèle  $S_i$  sauvegardé dans la base. Afin de s'assurer que ces vecteurs de similarité soient cohérents entre eux, il est nécessaire de les normaliser avant de considérer une fusion des scores [88]. La décision est souvent utilisée pour sa simplicité. En effet, chaque système fournit une décision binaire sous la forme OUI ou NON que l'on peut représenter par 0 et 1, et le système de fusion de décisions consiste à prendre une décision finale en fonction de cette série de 0 et de 1.



**Figure II.22** – La génération des scores dans le mode Identification

Les méthodes les plus utilisées sont des méthodes à base de votes telles que le OR (si un système a décidé 1 alors OUI), le AND (si tous les systèmes ont décidé 1 alors OUI) ou le vote à la majorité (si la majorité des systèmes ont décidé 1 alors OUI) [88].

## II.6 Applications des systèmes biométriques

Les premières applications dans un cadre officiel du concept de la reconnaissance biométrique fut dans le domaine médico-légal tel que l'identification physique, l'identification d'un criminel... etc. La biométrie toucha par la suite le domaine gouvernemental par exemple : la carte d'identité nationale, le permis de conduire, la sécurité des frontières, le contrôle des passeports... etc. Pour atteindre de nos jours le domaine commercial par exemple : l'ouverture de réseau informatique, la sécurité de données électroniques, le commerce, l'accès Internet, la carte de crédit, le contrôle d'accès physique, le téléphone cellulaire, la gestion des registres médicaux... etc.

Dans les applications civiles : les technologies biométriques ont été largement adoptées comme mesure de sécurité de premier ordre pour la vérification d'identité en temps réel (les aéroports...etc) utilisent un capteur d'iris pour accélérer les procédures de contrôle des passeports, et un dispositif similaire pour vérifier l'identité des employés de l'aéroport qui travaillent dans Zones de haute sécurité.

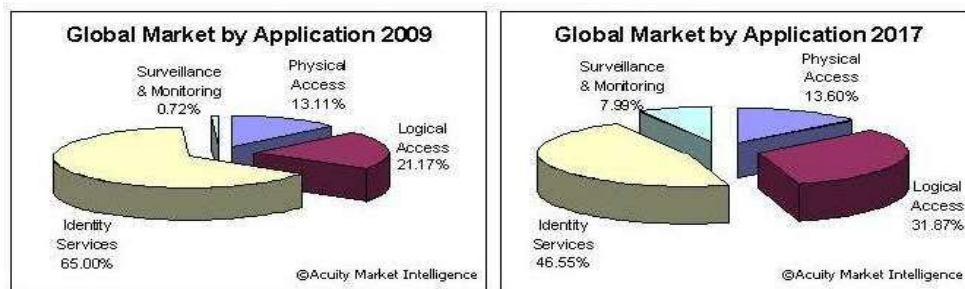
## II.7 Marché mondial de la biométrie

Dans son rapport intitulé « Sensors for Biometry and Recognition 2016 », l'Institut d'études Yole Développement estime que les technologies d'empreintes digitales dominantes évolueront progressivement vers des solutions multimodales. La conclusion la plus importante souligne que le secteur des applications smartphone constitue le moteur majeur du développement de la biométrie à près de 66% du marché total de la biométrie. La biométrie pour le consommateur bénéficiera sans doute d'une croissance de l'ordre



**Figure II.23** – Différentes applications de la biométrie dans notre vie.

de 10% de 2016 à 2021, selon les analystes de Yole. Selon Yole, 525 millions d'unités

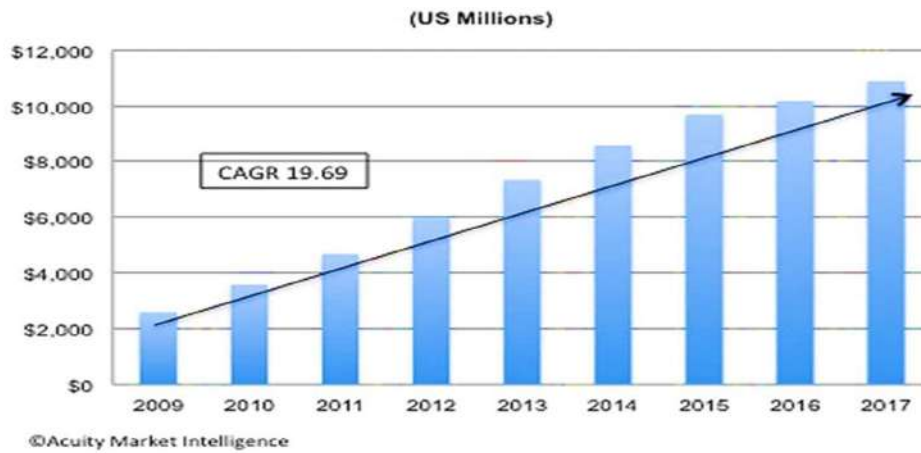


**Figure II.24** – Hle marché biométrique partager par application

de capteurs auraient été vendues en 2015 et ce chiffre devrait atteindre 1.500 millions d'unités de jusqu'à 2021. A côté de la détection des empreintes digitales pour le déverrouillage et le paiement mobile, il faut compter avec les technologies de reconnaissance visuelle pour la sécurité basée sur les images combinées de l'oeil et du visage. En outre, les assistants vocaux développés par Amazon et Google mettent en jeu des modules de reconnaissance vocale enregistrée. En ce qui concerne le marché de la sécurité, la Chine, l'Afrique, l'Inde et l'Amérique du Sud sont les nouveaux filons du marché des lecteurs biométriques. Le marché de la biométrie est en plein boom : selon l'agence **Markets & Markets**, le marché mondial de la biométrie représentera 8,5 milliards d'euros jusqu'à 2015. Cette expansion se fait particulièrement sentir dans les pays émergents où les états civils, quand ils existent, sont souvent parcellaires.

## II.8 Conclusion

Dans ce chapitre on a abordé quelques notions et définitions de base liées à la biométrie et ses diverses technologies, les principaux modules des systèmes biométriques et comment mesurer leurs performances ainsi que les domaines d'applications.



---

**Figure II.25** – Revenus de l'industrie biométrique

Un système biométrique multimodal est un assemblage de sous systèmes biométriques combinés selon des normes spécifiques avec des règles de fusion des données aux niveaux désignés par l'application des certaines méthodes. La fusion au niveau des scores est appliquée par plusieurs méthodes après la normalisation de scores. Nous avons présenté les méthodes simples de ce niveau.

# *État de l'art sur la biométrie de région de la main*

---

III.1 Empreinte palmaire . . . . .	31
III.2 Empreinte des articulations des doigts . . . . .	40
III.3 Conclusion . . . . .	43

---

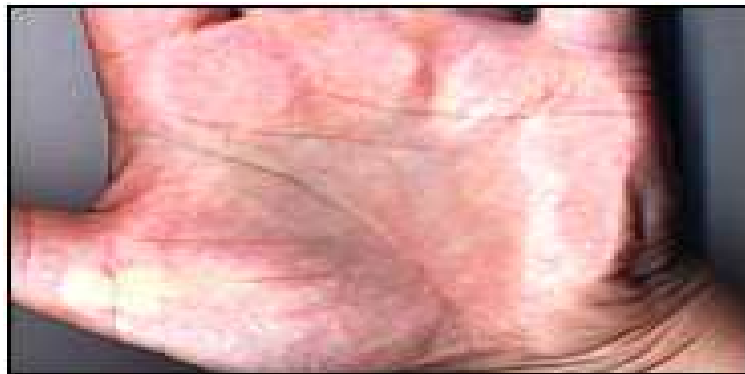
**L**A main est un pilier de base chez l'homme grâce à l'utilisation fréquente dans de nombreux domaines. La main est également l'un des endroits les plus riches pour l'information biométrique, c'est pourquoi l'identification biométrique a attiré l'attention des chercheurs pendant quelques décennies et reste un sujet attrayant et ouvert. Dans ce chapitre, nous allons passer en revue les informations biométriques de la main, puis attribuer notre étude à deux des sujets les plus importants : les empreintes palmaires et les empreintes des articulations des doigts.

### III.1 Empreinte palmaire

Avant de parler de la reconnaissance biométrique des empreintes palmaires, nous allons présenter les généralités concernant cette modalité, son anatomie et ces spécificités.

#### III.1.1 Définition de l'empreinte palmaire

On appelle paume de la main la partie intérieure de la main (partie non visible lorsque la main est fermée) du poignet aux racines des doigts, comme le montre la figure III.1. Ainsi, l'empreinte palmaire n'est autre que l'impression (image) de la paume de la main faite par la pression de cette dernière sur une surface donnée. En d'autres termes, elle peut être définie comme étant le modèle de la paume de la main illustrant les caractéristiques physiques du motif de sa peau tel que les lignes (principales et rides), points, minutie et texture [6]. Une identification palmaire peut être vue comme étant l'aptitude d'identifier



---

**Figure III.1** – La paume de la main.

une personne parmi d'autres d'une manière unique à travers un algorithme approprié exploitant les caractéristiques de l'empreinte palmaire. Comparé à d'autres caractéristiques biométriques, l'empreinte palmaire donne plusieurs avantages, notamment :

- Traitement d'image à basse résolution (traitement plus rapide).
- Généralement elle ne nécessite pas un grand coût de calcul.
- Taux élevé d'acceptation par les utilisateurs.
- Peu de risque d'intrusion.
- Les traits des lignes sont stables.

#### III.1.2 Caractéristiques biométriques d'une empreinte palmaire et les types de reconnaissance

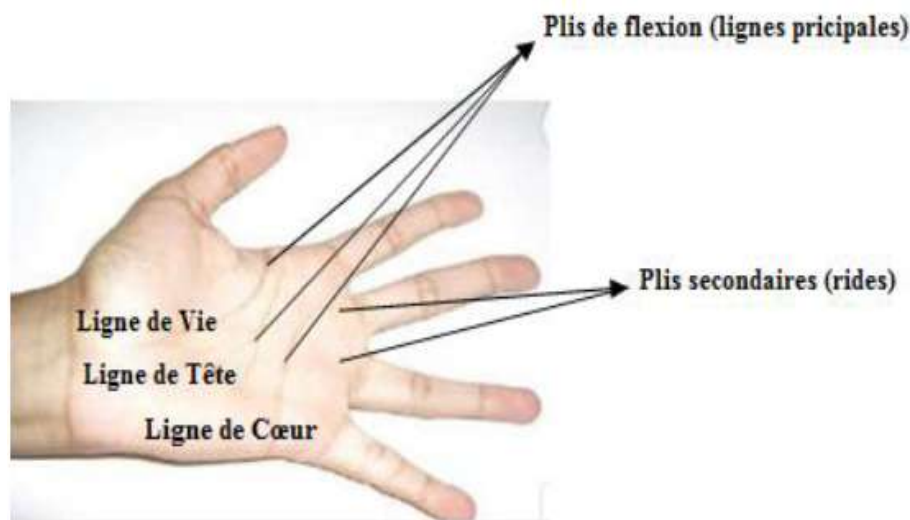
L'empreinte palmaire présente différents types de caractéristiques qui peuvent être exploitées dans la reconnaissance des individus [89].

### a) Caractéristiques géométriques

Comme toute image, l'empreinte palmaire présente des caractéristiques géométriques telles que : la longueur, la largeur, et la surface. Ces caractéristiques ne sont pas distinctives mais peuvent tout de même être utiles pour une première vérification.

### b) Lignes principales (Plis de flexion)

L'empreinte palmaire est caractérisée par trois plis de flexion, dites lignes principales : la ligne de tête, la ligne de vie et celle du cœur. La Figure III.2 montre les différents plis de la paume. Ces plis ne varient que peu à travers le temps. Ils sont faciles à extraire par des algorithmes de détection de contour. Leur positionnement et leur forme sont importants pour la reconnaissance. Mais ils sont génétiquement liés (2 jumeaux ont la même forme de plis de flexion) et restent peu distinctifs. Ainsi, seuls, ils ne peuvent pas fournir une information suffisante pour une reconnaissance efficace (Figure III.2).



---

**Figure III.2** – La paume de main et ses plis.

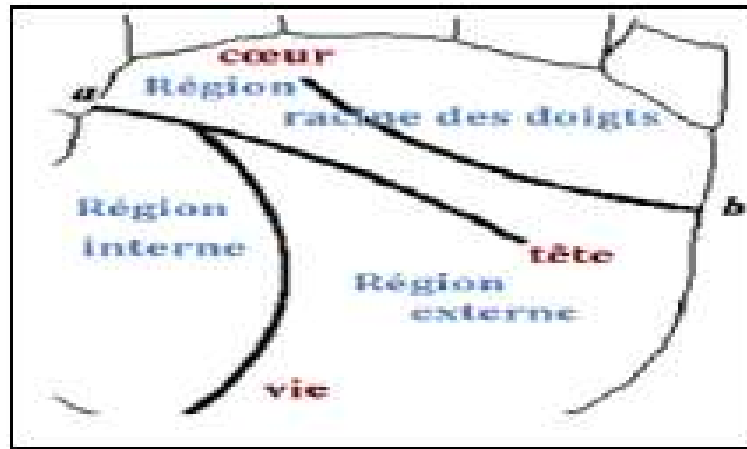
### c) Rides (Plis secondaires)

L'empreinte palmaire contient de nombreux autres plis qui diffèrent de ceux de flexion du fait qu'ils sont plus minces et plus irréguliers. Certains d'entre eux sont congénitaux, d'autres sont dus aux activités musculaires. Les lignes principales et les rides peuvent être observées facilement sur les images capturées à basse résolution. Comme les lignes principales seules ne fournissent pas une information distinctive suffisante, les rides jouent un rôle important dans la reconnaissance palmaire. Combinées aux lignes principales, elles fournissent une information distinctive pour la reconnaissance.



#### d) Points de référence (Datum points)

Les points représentant les deux extrémités de la paume de la main sont appelés point de références. Ce sont les points a et b dans la Figure III.3. Ils servent de points de repère



---

**Figure III.3** – Les points de référence de l’empreinte palmaire.

lors de l’alignement et l’extraction des caractéristiques de l’empreinte palmaire. La taille de cette dernière peut être aussi estimée grâce à ces deux points.

#### e) Crêtes papillaires

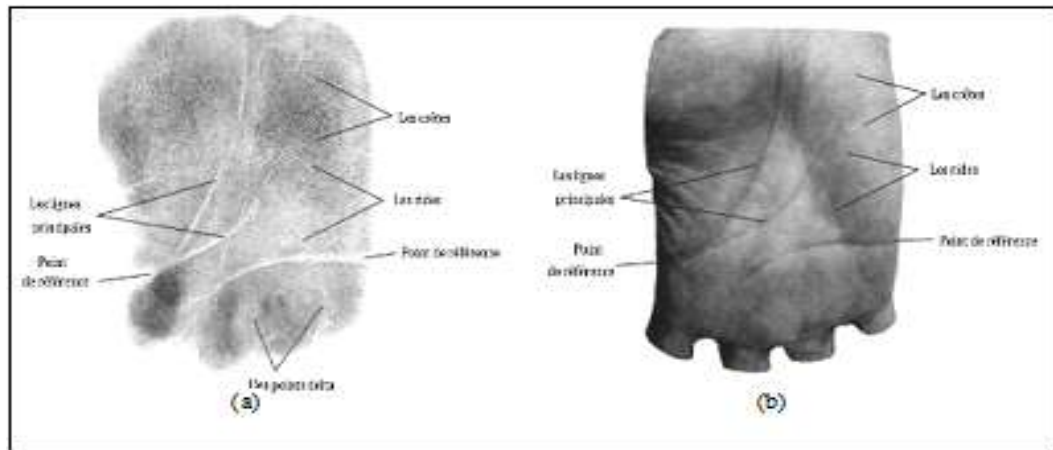
Les crêtes papillaires sont des épaissements permanents de l’épiderme (la couche cellulaire extérieure de la peau). Elles se trouvent sur la face antérieure de la main (paume et doigts) ainsi que sur la plante du pied. Ce sont des surfaces représentant les zones principales de préhension et d’appui, simulant les bandes de roulement sur un pneu d’automobile. Elles sont élevées au-dessus du niveau général de la peau dans des formes parallèles droites ou en séries de courbes. Ces crêtes permettent de distinguer différents types de points pouvant être considérés comme caractéristiques palmaires :

- Les minuties
- Les points singuliers

Comme le montre la Figure III.4, selon la résolution utilisée dans l’acquisition de l’empreinte, une ou plusieurs de ces caractéristiques peuvent être observées et par conséquent exploitées dans la reconnaissance palmaires des individus. Cela a permis de classifier les approches de reconnaissance en deux grandes catégories principales : approches haute résolution et approches basse résolution.

### III.1.3 Empreintes palmaires multispectrales

Récemment, l’utilisation des images multi-spectrales de l’empreinte palmaire augmente la qualité à la biométrie. C’est ce qui le rend une technologie prometteuse dans ce domaine. En ce sens, la capacité d’examiner, d’évaluer et de traiter correctement les images



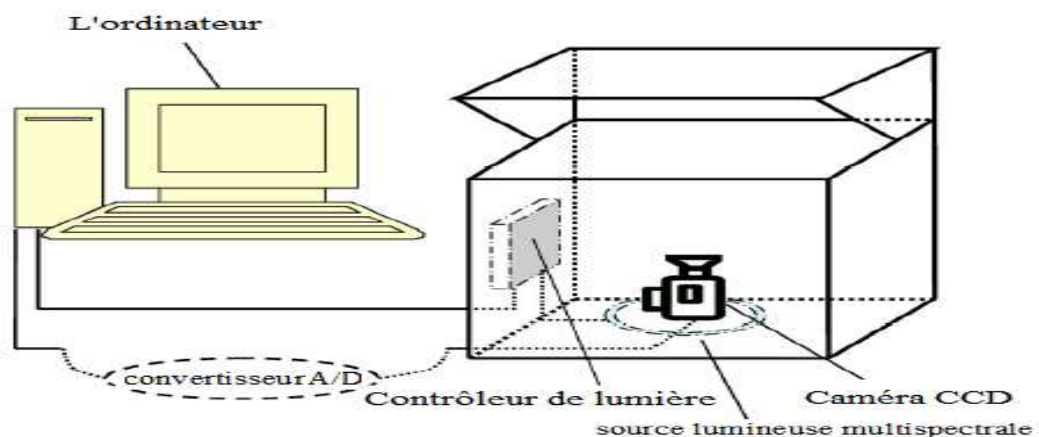
**Figure III.4** – Les caractéristiques d'une empreinte palmaire : (a) image basse résolution, (b) image haute résolution [85].

multispectraux donne inévitablement une quantité énorme d'informations pertinentes sur le corps humain.

Ceci a fait que la plupart des chercheurs utilisent généralement un système d'identification biométrique basé sur des images multi-spectrales d'un large champ de recherche.

#### a) Dispositif d'acquisition des images palmprints multi-spectrales

La Figure III.5 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. Le système peut capturer des images



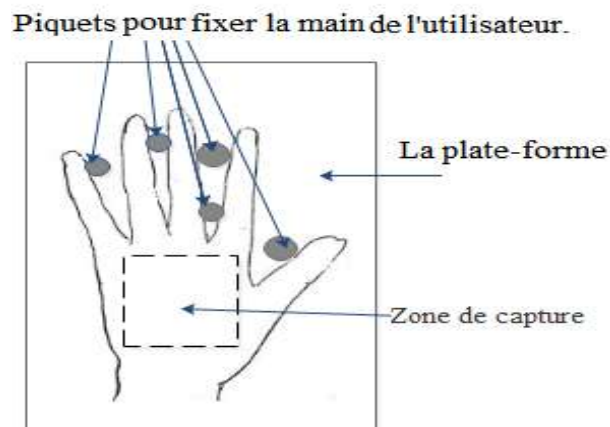
**Figure III.5** – Structure interne d'un dispositif d'acquisition d'image palmprint multispectrale.

palmprint dans une résolution de  $352 \times 288$ . Un utilisateur est invité à mettre sa paume



**Figure III.6** – Structure externe d'un dispositif d'acquisition d'image palmprint multispectrale [85].

sur la plate-forme de l'appareil d'acquisition. Plusieurs piquets sont nécessaires pour fixer la main de l'utilisateur. La Figure III.6 représente la structure externe d'un dispositif d'acquisition d'image palmprint multispectrale. La Figure III.7 représente la plate-forme



**Figure III.7** – Plate-forme de fixation de la main.

d'entrée du système montrant ainsi comment la paume de la main est fixée.

### III.1.4 Etat de l'art sur les méthodes biométriques utilisant les empreintes palmaires

En 2003, **David Zhang** et al. [90] ont été les premiers à utiliser une caméra pour capturer l'image d'empreintes palmaires. Les auteurs ont proposé un système de détection et d'extraction des caractéristiques de l'empreinte palmaire, basée sur la décomposition en ondelettes de Gabor. L'efficacité de cette méthode a été évaluée par l'utilisation de base des données de 7752 images des 386 personnes et donne un taux de reconnaissance de 98% en moyenne et une erreur de 0.04% en mode identification, vérification respectivement.

La reconnaissance par l'empreinte palmaire L'intérêt du problème de la biométrie retient beaucoup l'attention des chercheurs en ce qui concerne les domaines d'utilisation, ou pour augmenter la qualité du système biométrique en utilisant une nouvelle modalité biométrique. Ces dernières années, l'une des technologies biométriques les plus importantes a été la reconnaissance palmaire, qui a attiré de nombreuses attentions à la fois de l'académie et de l'industrie.

**Han et al.** [91] 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 infra-rouge. 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).

L'extraction de caractéristiques est la première étape vers la conception d'un système de diagnostic assisté par ordinateur. L'idée principale derrière l'extraction de caractéristiques est de calculer les caractéristiques discriminantes décrivant les propriétés de la région d'intérêt. Dans ce contexte, plusieurs approches sont basées sur l'analyse des informations de l'image et fournissent des caractéristiques précises pour le meilleur taux de reconnaissance de la main. Il existe de nombreux systèmes d'identification des palmiers qui présentent des résultats encourageants, mais il est nécessaire d'améliorer les performances des systèmes existants systèmes. Le tableau III.1 présent les différents systèmes biométriques basés sur l'empreinte palmaire.

➡ **Lu et al.** [95] ont proposé une méthode de reconnaissance palmaire basée sur la technologie eigenspace. Au moyen de la transformation de Karhunen-Loeve, les images palmaires originales sont transformées en un petit ensemble d'espaces caractéristiques, appelés «eigenpalms», qui sont les vecteurs propres de l'ensemble d'apprentissage et peuvent très bien représenter les composantes principales des empreintes palmaires. Cette méthode donne un taux de reconnaissance égal 99.75%.

➡ **Jing et al.** [92] ont proposé une nouvelle approche de reconnaissance palmaire. Il utilise d'abord un jugement de séparabilité à deux dimensions pour sélectionner les bandes de fréquences DCT avec une séparabilité linéaire favorable. Ce système donne un taux de reconnaissance égal 98.13%.

➡ **B. Jemaa et al.** [93] ont proposé une méthode de reconnaissance palmaire basée sur la sélection des régions. L'approche proposée a été évaluée sur deux bases de données accessibles au public : CASIA et PolyU. Ce système donne un taux de reconnaissance égal 98.83%, et 97.53%.

➡ **Luo et al.** [94] ont proposé un descripteurs de caractéristiques qui fonctionnent dans l'espace de gradient au lieu de l'espace d'intensité d'image, tels que les modèles direc-

**Table III.1** – Résumé des méthodes publiées sur la reconnaissance Palmaire

Auteurs	Méthodes	Bases de données	Précision (EER or GAR) %	Année
Jing et al [92]	Discrete Cosine Transform	PolyU	98.13	2004
Ben Jemaa et al [93]	regions selection	PolyU	98.83	2011
		CASIA	97.53	
Luo et al [94]	Local line directional pattern	PolyU	0.026	2016
		CASIA	0.15	
Lu et al [95]	eigenpalm	PolyU	99.75	2003
Lu et al [96]	Region covariance matrices	PolyU	98.00	2009
Chen et al [97]	Dual-tree complex wavelets	PolyU	0.016	2007
Gou et al [98]	Fractal dimension	PolyU	0.15	2014
Yan et al [99]	RootSIFT based feature fusion	CASIA	0.16	2015
Fei et al [100]	Half-orientation extraction	PolyU	0.0131	2015
Fei et al [101]	Double Orientation Code(DOC)	PolyU	0.012	2016
Kisku et al [102]	Wavelet Fusion with ACO	CASIA	3.125	2010
Zhou et al [103]	NMRT and Hessian Phase	CASIA	0.51 (NMRT) 1.44 (Hessian)	2011
Kang et al [104]	Local Invariant Features	CASIA	0.996	2014
Khan et al [105]	Contour Code(CC)	PolyU	0.024	2011
		CASIA	0.615	
Bouchenha et al [106]	Multiscale representation	PolyU	99.89	2015
		CASIA	98.15	
<b>Algorithme d'apprentissage profondi</b>				
Zhao et al [107]	DBN and RBM	Beijing Jiaotong University	0.8329	2015
Wang et al [108]	2d-gabor wavelet and pulse-coupled neural network	PolyU	97.37	2012
Minaee et al [109]	Deep scattering convolutional network	PolyU	100	2016
Svoboda et al [110]	d-prime CNN	CASIA	1.86	2016
Meraoumia et al [89]	PCANet with two stage	PolyU	0.00	2017
		CASIA	0.125	

tionnels locaux (LDP). La méthode proposée a été évaluée sur deux bases de données accessibles au public : CASIA et PolyU. Ce système donne une erreur égale 0.026% in PolyU, et 0.15% pour CASIA.

➡ **Lu et al.** [96] ont proposé une méthode améliorée de matrice de covariance de régions basée sur Gabor (EGRM) pour la reconnaissance palmaire. Motivé par le fait que la magnitude de Gabor (GM) et la phase de Gabor (GP) d'une certaine image contiennent des informations efficaces pour l'extraction de caractéristiques d'image, elles sont utilisées simultanément pour construire le descripteur d'image EGRM proposé pour la reconnaissance palmaire. Cette méthode donne un taux de reconnaissance égal 98.00%.

➡ **Chen et al.** [97] ont proposé un nouveau descripteur pour la reconnaissance palmaire utilisant des fonctions d'ondelettes complexes à deux arbres et des SVM. La propriété approximative shift-invariant de l'ondelette complexe à deux arbres et sa bonne sélectivité directionnelle en 2D en font un choix très attrayant pour la reconnaissance de formes. La méthode proposée atteindre une erreur égale 0.016%.

➡ **Guo et al.** [98] ont proposé une reconnaissance palmaire avec dimension de couverture. La dimension de couverture est une dimension fractale couramment utilisée et les caractéristiques de multi-résolution avec les informations de texture d'image peuvent être

mieux extraites. La méthode proposée atteindre une erreur égale 0.15%.

➔ **Yan et al.** [99] ont présenté une nouvelle méthode de reconnaissance de la veine palmaire basée sur les caractéristiques invariantes locales avec une stratégie de multi-échantillonnage et de fusion au niveau des caractéristiques. La méthode proposée atteindre une erreur égale 0.16%.

➔ **Fei et al.** [100] ont présenté une méthode simple et efficace basée sur une double demi-orientation pour l'extraction de caractéristiques et la reconnaissance de la paume. Dans la méthode, une banque de filtres "demi-Gabor" est définie pour l'extraction en demi-orientation d'un palmprint. La méthode proposée atteindre une erreur égale 0.0131%.

➔ **Fei et al.** [101] ont proposé un nouveau schéma de code à double orientation (DOC) pour représenter la caractéristique d'orientation de palmprint et a conçu un score d'appariement angulaire non linéaire efficace pour évaluer la similarité entre le DOC. La méthode proposée atteindre une erreur égale 0.012%.

➔ **Kisku et al.** [102] ont présenté un environnement de fusion intra-modale pour intégrer plusieurs palmiers bruts images au niveau bas. La fusion des instances palmprint est effectuée par transformation et décomposition en ondelettes. Pour capturer les caractéristiques de la paume, l'image fusionnée est convolutionnée avec la transformée en ondelettes de Gabor. La représentation de l'ondelette de Gabor reflète un très grand espace dimensionnel. Pour réduire la dimensionnalité élevée, l'algorithme d'optimisation des colonies de fourmis est appliqué pour sélectionner un ensemble de caractéristiques pertinentes, distinctives et réduites des réponses de Gabor. La méthode proposée atteindre une erreur égale 3.125% pour la base de données CASIA.

➔ **Zhou et al.** [103] ont présenté deux nouvelles approches pour améliorer la performance des systèmes d'identification à base de veines de palme présentées dans la littérature. L'approche proposée tente de prendre en compte plus efficacement les déformations potentielles, les changements de rotation et de translation en codant les caractéristiques de préservation de l'orientation et en utilisant un nouveau schéma d'appariement basé sur la région. La méthode proposée atteindre une erreur égale 0.51% (NRMT) et 1.44% (Hessien) pour la base de données CASIA.

➔ **Kang et al.** [104] ont présenté une nouvelle approche de reconnaissance pour la reconnaissance des veines de palme sans contact qui effectue l'extraction de caractéristiques et l'appariement sur toutes les textures de veines réparties sur la surface de la paume. La méthode proposée atteindre une erreur égale 0.996% pour la base de données CASIA.

➔ **Khan et al.** [105] ont proposé Contour Code', une nouvelle représentation et une table de hachage binaire pour reconnaissance palmaire multispectrale. La représentation du code de contour est ensuite dérivée de la transformation de contour non sous-échantillonnée. Un filtre pyramidal uniscale est convolué avec le ROI suivi par l'application d'une banque de filtres directionnels. La méthode proposée atteindre une erreur égale

0.024% (PolyU) et 0.615% (CASIA).

➔ **Bouchemha et al.** [106] ont proposé d'utiliser deux approches pour l'analyse statistique et la distribution d'énergie des coefficients de transformation ridgelet finie pour améliorer la précision de la reconnaissance palmaire multi-spectrale, en explorant deux fusions de niveau : pixel et les approches de fusion au niveau des caractéristiques. La première est basée sur une règle de sélection maximale, qui combine des informations discriminantes provenant de différentes bandes spectrales de transformée en ondelettes discrètes d'images multi-spectrales. Ce dernier opère la fusion de traits extraits de sous-images. L'efficacité des méthodes proposées est évaluée sur plusieurs classificateurs pour les cas binaires et multi-classes. La méthode proposée atteindre une taux de reconnaissance égale 99.89% (PolyU) et 98.15% (CASIA).

De l'autre côté, une variété de modèles pour l'apprentissage en profondeur ont été développés pour apprendre des représentations de caractéristiques utiles qui étaient largement utilisées pour les motifs d'images biométriques de visage. Quelques variétés de ces modèles ont été introduites dans la classification des images palmaires et ont été étudiées pour déterminer la performance parfaite pour la reconnaissance palmaire.

➔ L'apprentissage en profondeur a été introduit dans la reconnaissance palmaire pour une meilleure performance par **Zhou et al.** [107]. Trois étapes concrètes ont été impliquées dans l'application. Tout d'abord, un réseau de croyances profondes a été construit par une formation non supervisée de haut en bas avec des échantillons d'entraînement. Deuxièmement, les paramètres optimaux ont été choisis pour adapter le modèle à une performance robuste. Troisièmement, les échantillons d'essai ont été étiquetés en utilisant les modèles d'apprentissage en profondeur. La méthode proposée atteindre une erreur égale 0.8329%.

➔ **Wang et al.** [108] ont présenté un nouvel algorithme basé sur la texture pour la reconnaissance palmaire combinant les ondelettes 2D Gabor et le réseau neuronal couplé par impulsions (PCNN). Dans l'algorithme proposé, les images palmaires sont décomposées par des ondelettes 2D de Gabor, puis PCNN est utilisé pour imiter le processus perceptif de la vision créaturale et décomposer chaque sous-bande de Gabor en une série d'images binaires. Entropies pour ces images binaires sont calculées et considérées comme des caractéristiques. La méthode proposée atteindre un taux de reconnaissance égal 97.37%.

➔ **Minaee et al.** [109] ont proposé une représentation d'image puissante, appelée réseau / transformée de diffusion, est utilisée pour la reconnaissance palmaire. Le réseau de diffusion est un réseau convolution où son architecture et ses filtres sont des transformées d'ondelettes prédéfinies. La première couche de réseau de diffusion capture des caractéristiques similaires aux descripteurs SIFT et les caractéristiques de couche supérieure capturent le contenu à plus haute fréquence du signal qui est perdu dans SIFT et d'autres descripteurs similaires. Après l'extraction des caractéristiques de diffusion, leur dimensionnalité est réduite en appliquant l'analyse en composantes principales (ACP) qui

réduit la complexité de calcul de la tâche de reconnaissance. La méthode proposée donne un taux de reconnaissance parfait égal à 100%.

➔ **Svoboda et al.** [110] ont montré que les CNN peuvent être utilisés avec succès pour la reconnaissance palmaire. La formation de notre réseau utilise une nouvelle fonction de perte liée à l'indice d-prime, ce qui permet d'obtenir une meilleure séparation des scores d'authenticité / imposteur que les approches précédentes avec seulement peu de données d'entraînement requises. La méthode proposée atteint une erreur égale 1.86% pour la base de données CASIA.

➔ **Meraoumia et al.** [89] ont proposé de combiner l'imagerie multispectrale de palm-print et une nouvelle méthode d'extraction de caractéristiques, appelée PCANet deep learning, afin d'améliorer la précision du système. Pour évaluer la performance du système proposé, une base de données contenant des images palmaires a été nécessaire. La méthode proposée a atteint une erreur égale 0.00% (PolyU) et 0.125% (CASIA).

## III.2 Empreinte des articulations des doigts

Le problème de système de la reconnaissance par FKP est défini comme suit : étant donné une image de FKP dont on souhaite déterminer l'identité de la personne correspondante. Pour ce faire, il est nécessaire d'avoir des images de référence, sous la forme d'une base de données de FKP de toutes les personnes connues par le système. A chaque image est associé un vecteur de caractéristiques, ces caractéristiques sont supposées être invariantes pour une même personne, et différentes d'une personne à l'autre. La reconnaissance se fait après la comparaison entre le vecteur de caractéristiques du FKP avec celui de chacun des FKP de la base.

### III.2.1 Dispositif d'acquisition des images FKP

Figure III.8 montre le schéma de principe du système d'identification personnelle à base de l'image FKP. Le système est composé à deux modules principaux. Le premier est un module d'acquisition de données et l'autre un module de traitement des données. Le module d'acquisition de données est composé d'un support de doigt, un anneau LED source de lumière, une lentille, une caméra CCD et 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.

Dans le module de traitement des données trois étapes de base : région d'intérêt (ROI), extraction des caractéristiques, et l'appariement "matching". Dans l'étape d'acquisition de données, L'utilisateur place un doigt dans un motif spécifique sur la masse basale en touchant les deux pentes du bloc triangulaire (voir Figure III.9). L'objectif d'une telle



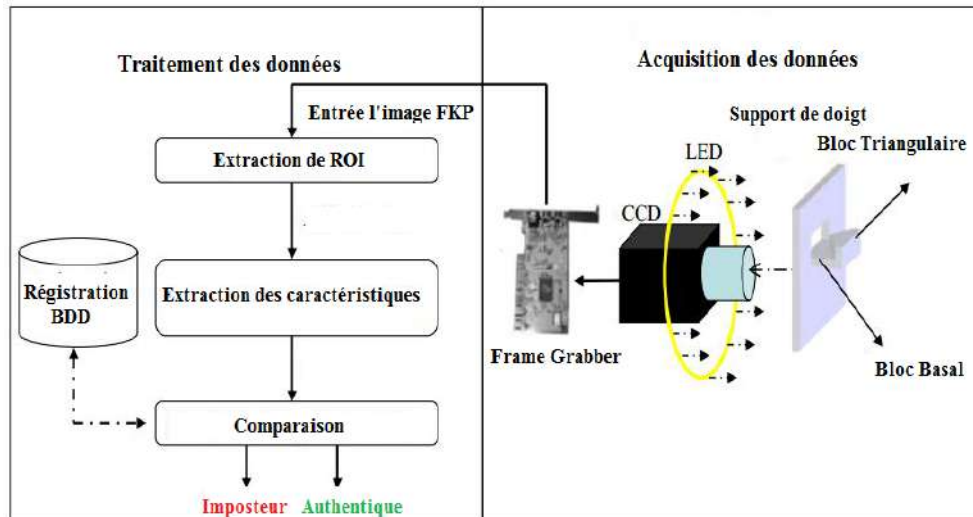


Figure III.8 – Structure du système d'identification personnelle à base du FKP proposé.



Figure III.9 – Structure du système d'identification personnelle à base du FKP proposé [85].

conception vise à réduire les variations de position du doigt dans différentes sessions de capture.

### III.2.2 Etat de l'art sur les méthodes biométriques utilisant les empreintes FKP

D'après les travaux précédent, les chercheurs ont étudié plusieurs méthodes d'extraction des caractéristiques du système de reconnaissance FKP. Récemment, on a constaté que l'empreinte d'articulation du doigt, qui se réfère aux formes inhérentes de la surface externe autour du doigt et spécialement la partie haute du doigt, est fortement unique et peut servir à une modalité biométrique distinctive. L'articulation du doigt est encore à la phase de développement et peut être considérée comme nouvelle tendance dans la biométrie.

➔ **Zhang et al.** [111] ont présenté un nouveau système d'authentification biométrique utilisant l'imagerie FKP. Un dispositif d'acquisition de données spécifique est construit pour capturer les images FKP, puis un algorithme de reconnaissance FKP efficace est

présenté pour traiter les données acquises en temps réel. Ce système donne une erreur égale 0.26%.

➔ **Kumar et al.** [112] ont proposé une nouvelle approche pour l'authentification personnelle à l'aide de l'imagerie de surface à doigts. Le motif de texture produit par la flexion des doigts est très unique et fait de la surface un identificateur biométrique distinctif. Ce système donne une erreur égale 1.39%.

➔ **Ravikanth et al.** [113] ont proposé un nouveau système biométrique basé sur la texture des articulations de la main. Le motif de texture produit par la flexion des doigts est très unique et fait de la surface un identificateur biométrique distinctif. Les caractéristiques géométriques de la main peuvent être acquises à partir de la même image, en même temps et intégrées pour améliorer les performances du système. Ce système donne une erreur égale 1.94%.

➔ **Zhang et al.** [114] ont présenté un schéma de reconnaissance FKP efficace en extrayant et en assemblant les caractéristiques locales et globales des images FKP. Plus précisément, les informations d'orientation extraites par les filtres de Gabor sont codées comme caractéristique locale. En augmentant l'échelle des filtres de Gabor à l'infini, nous pouvons en fait obtenir la transformée de Fourier de l'image, et donc les coefficients de transformée de Fourier de l'image peuvent être considérés comme des caractéristiques globales. Ce système donne une erreur égale 0.2812%.

➔ **Badrinath et al.** [115] ont présenté une nouvelle combinaison d'information locale-locale pour un système efficace de reconnaissance à base d'empreintes FKP, robuste à l'échelle et à la rotation. La luminosité non uniforme du FKP due à la surface relativement courbée est corrigée et la texture est améliorée. Les caractéristiques locales du FKP amélioré sont extraites à l'aide de la transformée de caractéristique d'invariant d'échelle (SIFT) et des caractéristiques robustes accélérées (SURF). Ce système donne une erreur égale 0.215%.

➔ **Aoyama et al.** [116] ont proposé un algorithme de reconnaissance FKP en utilisant la correspondance de blocs locaux basée sur la corrélation de phase limitée (BLPOC). L'information de phase obtenue à partir de la transformée de Fourier Discrète 2D (DFT) des images contient des informations importantes sur la représentation de l'image. La correspondance d'image basée sur la phase, en particulier la correspondance d'image basée sur BLPOC, est appliquée avec succès à des tâches de reconnaissance d'image pour des applications d'authentification biométrique. Cette algorithme donne un erreur égal à 0.556%.

➔ **Zhang et al.** [117] ont présenté une nouvelle méthode d'extraction de caractéristiques et de codage, à savoir MonogenicCode, basé sur la théorie du signal monogénique, et est appliquée à la reconnaissance FKP. Pour chaque pixel d'image, le MonogenicCode associé est un vecteur de 3 bits obtenu en binarisant le signal monogénique à cette position, et

il peut refléter les informations de phase et d'orientation locales à cette position. Cette méthode donne un erreur égal à 1.72%.

➔ **Xiong et al** [118] présenté une méthode qui utilise des modèles binaires locaux Gabor (LGBP) pour identifier les images FKP. Cette méthode donne un erreur égal à 0.9475%.

➔ **Morales et al.** [119] ont présenté est une nouvelle approche de la vérification des personnes à l'aide d'empreintes FKP. Il applique un filtre de Gabor pour améliorer les informations FKP et une transformation d'entité invariante d'échelle (SIFT) pour extraire les caractéristiques. Cette méthode donne un erreur égal à 1.44%.

➔ **Zhang et al.** [120] ont étudié une nouvelle technique d'authentification personnelle automatisée utilisant l'image FKP. Pour cela, un dispositif d'acquisition de données spécifique est développé pour capturer les images FKP. La carte de direction convexe locale de l'image FKP est ensuite extraite, sur la base de laquelle un système de coordonnées est défini pour aligner les images et une région d'intérêt (ROI) est rognée pour l'extraction et l'appariement de caractéristiques. Pour associer deux FKP, nous présentons une méthode basée sur la corrélation de phase limitée à la bande (BLPOC) pour enregistrer les images et évaluer leur similarité. Cette technique donne un erreur égal à 0.31%.

➔ **Zhang et al.** [28] ont présenté un schéma de reconnaissance FKP efficace en extrayant et en assemblant les caractéristiques locales et globales des images FKP. Plus précisément, les informations d'orientation extraites par les filtres de Gabor sont codées comme caractéristique locale. En augmentant l'échelle des filtres de Gabor à l'infini, nous pouvons en fait obtenir la transformée de Fourier de l'image, et donc les coefficients de transformée de Fourier de l'image peuvent être considérés comme des caractéristiques globales. Ce système donne un erreur égal à 0.402%.

### III.3 Conclusion

Contrairement à l'utilisation d'une seule modalité biométrique, les systèmes biométriques basés sur différentes modalités biométriques de la région du main ont confirmé leur supériorité. Ils sont pratiques a cause de leur utilisation facile dans leur environnement de travail. De plus, l'installation de ces systèmes est facile et moins coûteuse. Dans ce chapitre, nous avons présente une vue analytique de deux des plus importants modalités biométriques : l'empreinte palmaire multispectrale et l'empreinte des articulation des doigts. En discutant le rôle de chaque élément dans les dispositifs d'acquisitions des image.

# *Méthodes d'extraction des caractéristiques et classification*

---

IV.1 Caractéristiques d'image . . . . .	45
IV.2 Les caractéristiques basées sur le texture . . . . .	45
IV.3 Caractéristiques d'apprentissage profondi . . . . .	51
IV.4 Réduction de dimension . . . . .	56
IV.5 Classification . . . . .	57
IV.6 Conclusion . . . . .	59

---

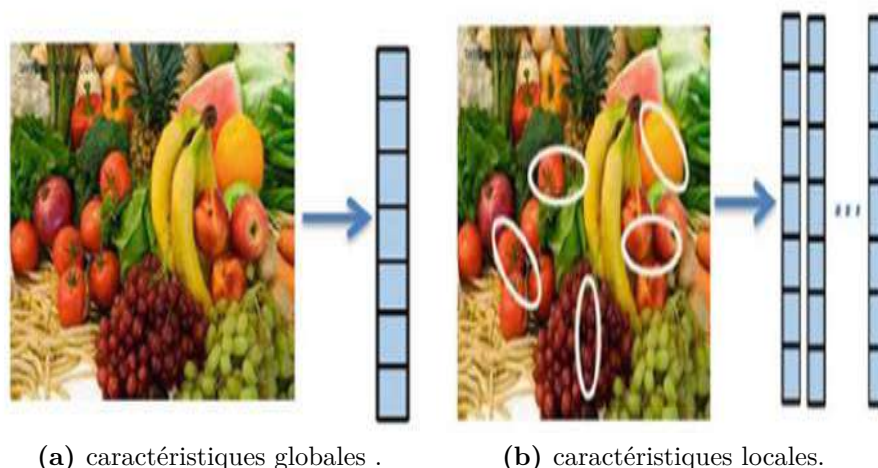
**L**A classification d'image basée sur le contenu visuel est une tâche très difficile parce qu'il y a une grande quantité de variabilité intra-classe, provenant des niveaux, désalignement, déformations non rigides, occlusion et corruptions. De nombreux efforts ont été déployés pour contrer la variabilité intra-classe en concevant manuellement des caractéristiques de niveau bas pour les tâches de classification en cours. Les caractéristiques d'apprentissage des données d'intérêt sont considérées comme un moyen plausible de remédier à la limitation des caractéristiques artisanales.

## IV.1 Caractéristiques d'image

L'image est un ensemble d'informations différentes de sorte que chaque image a des caractéristiques spécifiques qui créent une différence entre chaque image sur l'autre, cette caractéristique est utilisée dans le système de reconnaissance car elle est spéciale et stable avec le temps. sérieux problèmes dans la reconnaissance.

Il y a des facteurs qui affectent l'image, ils jouent le rôle du contrôle de la qualité et de la clarté de l'image. Les éléments (luminance, chrominance "a" et chrominance "b") représentent les couches de base de chaque image, de sorte que l'accès à l'information privée nécessite sa sélection selon des détails fixes et non modifiables.

L'extraction de caractéristiques est une étape qui s'intéresse aux attributs de bas niveau (couleur, texture et forme), mais généralement, il est possible de déterminer deux types de caractéristiques d'image à partir de la représentation du contenu de l'image.



(a) caractéristiques globales . (b) caractéristiques locales.

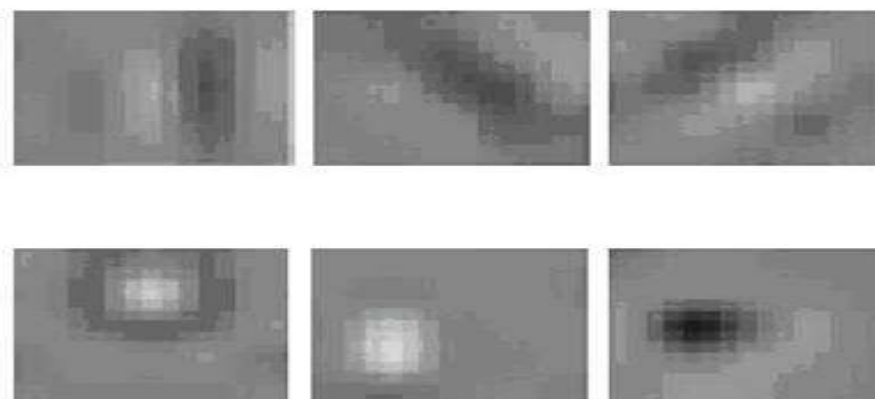
**Figure IV.1** – Exemples des caractéristiques de l'image.

## IV.2 Les caractéristiques basées sur le texture

Dans le traitement d'images, l'analyse de textures joue un rôle très important. Elle permet l'identification des objets. En effet, nous verrons qu'il est inévitable, pour distinguer les différentes régions d'une image de même couleur, d'extraire une information textuelle. Malgré cette importance, nous verrons tout d'abord qu'il est difficile de caractériser précisément la texture. Nous essaierons néanmoins d'en donner une définition générale. Ensuite, dans un deuxième paragraphe, nous présenterons différentes méthodes d'analyse de textures. Nous mettrons en évidence les principales méthodes d'extraction de paramètres permettant d'identifier les textures. L'accent sera mis sur l'utilisation des matrices de co-occurrence et de corrélogramme, car elles sont une bonne caractérisation de la notion de texture. Comme le but de notre première analyse est d'extraire et de tester des paramètres caractérisant les textures, nous présenterons les paramètres les plus

utilisés.

Dans le dictionnaire, les définitions de la texture se restreignent à des cas particuliers, elles sont généralement associées à des domaines précis d'activité. La première d'entre elles se réfère au tissage. On apprend que la texture est l'état d'une étoffe ou d'un matériau qui est tissé. D'après cette définition, la texture est la perception du résultat du tissage correspondant à la manière dont les fils ont été entrecroisés. Ici, la texture représente l'aspect structuré de l'étoffe qui est créé par un maillage particulier. Une deuxième définition, associée à la géologie, dit que la texture est un ensemble de caractères définissant l'agencement et les relations spatiales des minéraux d'une roche. On retrouve ici également un fort aspect structurel associé à une notion d'arrangement spatial correspondant à l'état général de la roche. Ces deux définitions mettent donc en avant une nature structurée de la texture. Nous verrons plus loin qu'il n'est pas toujours possible de la considérer ainsi. La texture est une caractéristique propre de l'objet ; elle nous permet de le décrire partiellement. Bien sûr, la forme et la couleur sont deux autres caractéristiques très importantes. Pour faire la distinction entre une orange et une cerise, les informations forme et couleur sont certainement plus significatives que l'information texture. Mais l'information texture devient primordiale lorsqu'on veut faire la distinction entre deux zones d'une image de même couleur (ou bien de même niveau de gris). La figure IV.2 illustre ce phénomène. Dans la première image, il est tout à fait possible de faire la différence entre les deux zones de l'image simplement avec l'information couleur fournie par les niveaux de gris. En effet, la zone de gauche est globalement d'intensité lumineuse beaucoup plus forte que celle de droite. Par contre, dans la deuxième image, il n'est pas possible de distinguer les deux zones à l'aide de leurs valeurs de gris. Dans ce cas, c'est l'information texture qui prédomine. La zone de gauche est caractérisée par une texture orientée, contrairement à celle de droite qui ressemble plus à une mosaïque.



**Figure IV.2** – Classification d'un certain nombre de modalités biométriques.

### IV.2.1 Méthode du Motif Binaire Local

L'opérateur du Motif Binaire Local (ou Local Binary Pattern (**LBP**)) a été proposé initialement par Ojala et al. [121] dans le but de caractériser la texture d'une image. Le calcul de la valeur LBP consiste pour chaque pixel à souiller ses huit voisins directs avec un seuil dont la valeur est le niveau de gris du pixel courant.

Tous les voisins prendront alors une valeur 1 si leur valeur est supérieure ou égale au pixel courant et 0 si leur valeur est inférieure (Figure.IV.3). Le code LBP du pixel courant est alors produit en concaténant ces 8 valeurs pour former un code binaire. On obtient donc, comme pour une image à niveaux de gris, une image des valeurs LBP contenant des pixels dont l'intensité se situe entre 0 et 255.

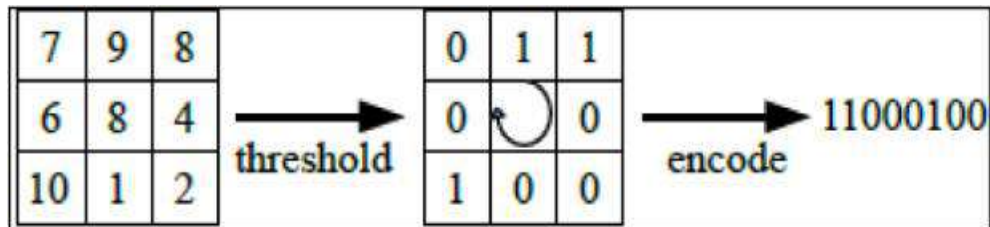


Figure IV.3 – Opérateur LBP.

La technique LBP a été étendue ultérieurement en utilisant des voisinages de taille différente. Dans ce cas, un cercle de rayon R autour du pixel central et les valeurs des P points échantillonnés sur le bord de ce cercle sont prises et comparées avec la valeur du pixel central. Pour obtenir les valeurs des P points échantillonnés dans le voisinage pour tout rayon R, une interpolation est nécessaire. On adopte la notation (P, R) pour définir le voisinage de P points de rayon R d'un pixel. La Figure. IV.4, illustre trois voisinages pour des valeurs de R et P différentes [122, 123].

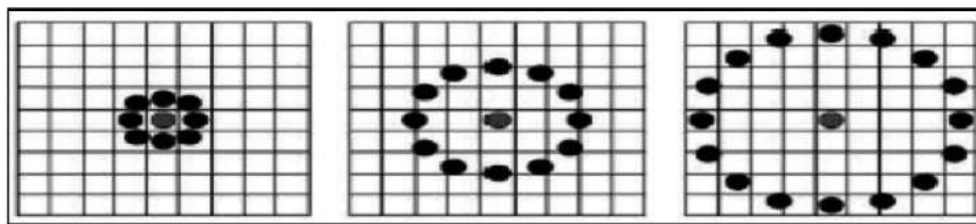


Figure IV.4 – Trois voisinages pour des R et P différents.

Soient  $g_c$  le niveau de gris du pixel central,  $g_p$  ( $P = 1 \dots P$ ) les niveaux de gris de ses voisins. L'indice LBP du pixel courant est calculé comme :

$$LBP_{P,R}(x_c, y_c) = \sum_{p=1}^P S(g_p, g_c) 2^{p-1} \quad (IV.1)$$



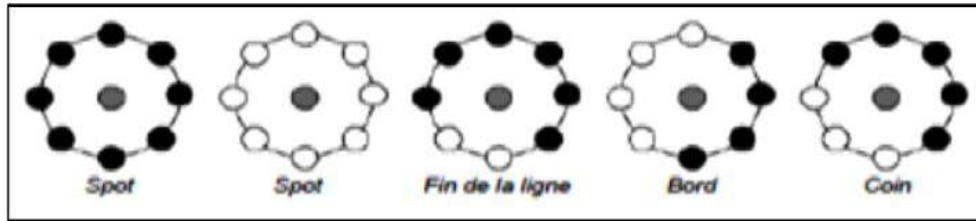


Figure IV.5 – Textures particulières détectées par  $LBP^{U2}$ .

Où

$$S(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{si } x < 0 \end{cases} \quad (\text{IV.2})$$

sont les coordonnées du pixel courant,  $LBP(P,R)$  est le code LBP pour le rayon  $R$  et le nombre de voisins  $P$ . L'opérateur LBP obtenu avec  $P = 8$  et  $R = 1$   $LBP(8,1)$  est très proche de l'opérateur LBP d'origine. La principale différence est que les pixels doivent d'abord être interpolés pour obtenir les valeurs des points sur le cercle (voisinage circulaire au lieu de rectangulaire). Une autre extension à l'opérateur d'origine est le LBP uniforme. Un code LBP est uniforme s'il contient au plus deux transitions de bits de 0 à 1 ou vice-versa lorsque la chaîne binaire est considérée circulaire. Par exemple, 00000000, 00011110 et 10000011 sont des codes uniformes. L'utilisation d'un code LBP uniforme, noté  $LBP^{u2}$  a deux avantages. Le premier est le gain en mémoire et en temps de calcul. Le deuxième est que  $LBP^{u2}$  permet de détecter uniquement les textures locales importantes, comme les spots, les fins de ligne, les bords et les coins (Figure.IV.5), pour des exemples de ces textures particulières. En effet, Ojala et al ont montré que les LBPs uniformes contiennent plus de 90% de l'information d'une image.

La propriété importante du code LBP est que ce code est invariant aux changements uniformes globaux d'illumination parce que le LBP d'un pixel ne dépend que des différences entre son niveau de gris et celui de ses voisins [124, 121].

## IV.2.2 Quantification de Phase Locale

Le descripteur de texture Quantification de Phase Locale (ou Local Phase Quantization (LPQ)) a été introduit pour la première fois par Ojansivu et al. [125]. Il permet d'améliorer la classification de textures tout en étant robuste aux artefacts générés par différentes formes de flou présents dans une image. Pour cela, le descripteur est construit de façon à ne retenir dans une image que l'information locale invariante à un certain type de flou. Les auteurs [126] ne considèrent en effet que les flous pouvant être représentés par une fonction d'étalement du point (PSF, "Point Spread Function") présentant une symétrie centrale. Cette hypothèse sur la PSF ne limite pas pour autant l'utilisation de cette méthode étant donné que la réponse à une source ponctuelle de la majorité des capteurs et des systèmes d'imagerie peut être modélisée par ce type de fonctions mathématiques qui peuvent également présenter des symétries d'ordre supérieur (axial ou radial par



exemple) [127]. Une fois les conditions sur le flou définies, une transformée de Fourier à fenêtre glissante est calculée pour plusieurs fréquences  $u$  choisies pour respecter les critères de la fonction d'étalement. Les coefficients ainsi obtenus sont quantifiés afin d'obtenir un mot de 8 bits [128].

#### a) LPQ descripteur de base

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

$$F_u(x) = \sum_{m \in Nx} h(m-x)f(m)e^{-je\pi u^T m} = E_u^T f_x \quad (IV.3)$$

Où  $E_u$ , de taille  $= 1 \times M2$ , est un vecteur de base de 2DWFT avec la fréquence  $u$ , et  $f_x$ , taille  $= MT \times N$ , est un vecteur contenant les valeurs des pixels d'image dans  $Nx$  à chaque position  $x$ . La fonction fenêtre,  $h(x)$  est une fonction rectangulaire. La transformation est calculée à quatre valeurs de la fréquence,  $u = [u_0, u_1, u_2, u_3]$  où  $u_0 = [a, 0]T$ ,  $u_1 = [0, a]T$ ,  $u_2 = [a, a]T$  et  $u_3 = [a, -a]T$ . La valeur  $a$  est la plus haute fréquence scalaire pour laquelle  $H_{ui} > 0$ . Ainsi, seuls quatre fonctions complexes comme un banc de filtres sont nécessaires pour produire huit images résultantes, composées de 4 images de la partie réelle et 4 images de la partie imaginaire de la transformée. Chaque pixel de l'image complexe résultant peut être codé en une valeur binaire représentée dans l'équation IV.4 en appliquant (the quadrant bit coding) [128].

$$B_{ui}^{Re}(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } F_{ui}^{Re}(x) > 0 \\ 0 & \text{si } F_{ui}^{Re}(x) \leq 0 \end{cases} \quad B_{ui}^{Im}(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } F_{ui}^{Im}(x) > 0 \\ 0 & \text{si } F_{ui}^{Im}(x) \leq 0 \end{cases} \quad (IV.4)$$

Ce procédé de codage attribue deux bits pour chaque pixel pour représenter le quadrant dans lequel se trouve l'angle de phase [129]. En fait, il fournit également la quantification de la fonction de phase de Fourier. En général, LPQ est une chaîne binaire, présentée dans l'expression IV.5, obtenue pour chaque pixel par la concaténation des codes quadrant bits réelles et imaginaires des huit coefficients de Fourier d' $u_i$ .

$$LPQ(x) = [B_{u_0}^{Re}(x), B_{u_0}^{Im}(x), \dots, B_{u_3}^{Re}(x), B_{u_3}^{Im}(x)] \quad (IV.5)$$

La chaîne binaire est convertie en nombre décimal par l'expression IV.6 pour produire une étiquette de LPQ. La Figure IV.6 résume l'ensemble de ces étapes.

$$LPQ(x) = B_{u_0}^{Re}(x) + B_{u_0}^{Im}(x) \times 2^1 + \dots + B_{u_3}^{Re}(x) \times 2^{k-1} + B_{u_3}^{Im}(x) \times 2^k \quad (IV.6)$$

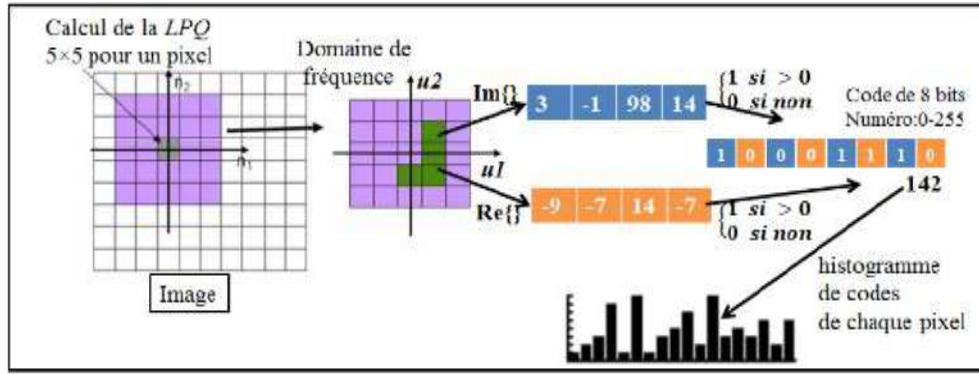


Figure IV.6 – Organigramme de l'ensemble des étapes nécessaires à la construction du descripteur LPQ.

### IV.2.3 Algorithmes Multi-Block et Multi-Level LPQ (MB-LPQ/ML-LPQ)

L'algorithme MB-LPQ est une technique basée sur l'algorithme LPQ. Elle divise l'image (Palmprint ou FKP) en  $(n \times n)$  sous-blocs. Ensuite, elle applique le descripteur LPQ à chaque sous-bloc au lieu de l'image complète. Ce procédé nous aide à avoir des informations locales à chaque région afin d'obtenir une discrimination consistante de l'information [130, 129]. La Figure IV.7 illustre le principe de l'algorithme MB-LPQ appliquée sur  $3 \times 3$  sous-blocs.

L'algorithme ML-LPQ est aussi basé sur l'algorithme LPQ. Elle est une version améliorée

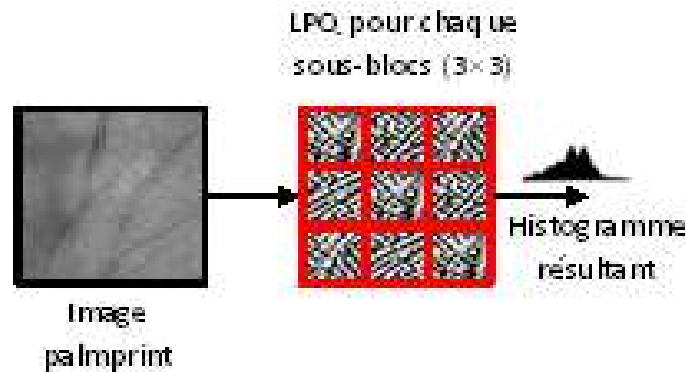


Figure IV.7 – Exemple de l'algorithme MB-LPQ ( $3 \times 3$  sous-blocs).

du descripteur précédent (MB-LPQ). L'idée principale du ML-LPQ est de diviser l'image en sous blocs et à plusieurs niveaux et d'appliquer ensuite l'algorithme LPQ pour chaque sous bloc par niveau. Par exemple, si nous voulons obtenir les caractéristiques d'une image palmprint à 3 niveaux, nous appliquons le descripteur LPQ au niveau 1 pour l'ensemble de l'image [131, 132]. Dans le second niveau, nous divisons l'image en  $2 \times 2$  sous-blocs et nous appliquons l'algorithme LPQ pour chaque sous-bloc (MB-LPQ) et la même chose pour le niveau 3.

Nous obtenons  $1^2 + 2^2 + 3^2 = 14$  histogrammes. Finalement, Nous concaténons les histo-

grammes obtenus en un seul histogramme de caractéristiques. La Figure IV.8 illustre un exemple de ML-LPQ à 3 niveaux.

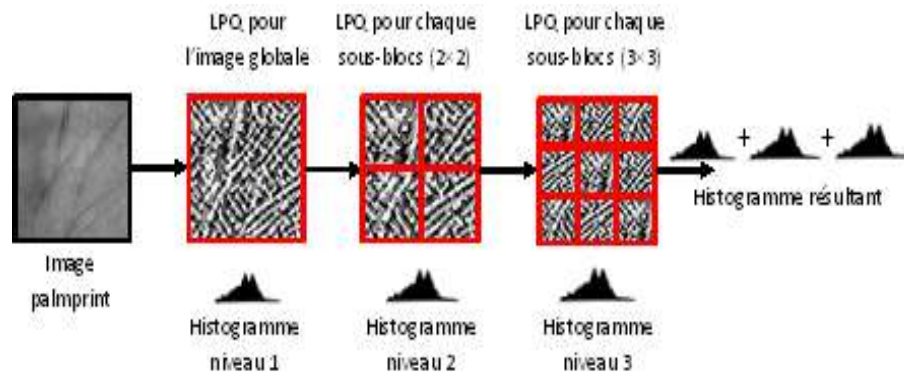


Figure IV.8 – Multi-Level LPQ.

### IV.3 Caractéristiques d'apprentissage profond

#### IV.3.1 Réseau d'analyse des composants principaux

Principal component analysis network (PCANet) est une algorithme d'apprentissage profond simple pour la classification d'images qui ne comprend que les composants de traitement de données très basiques : (1) analyse en composants principales (PCA) en cascade, (2) hachage binaire et (3) histogrammes. Ainsi, le diagramme de l'algorithme PCANet peut être résumé comme suit [89, 133] :

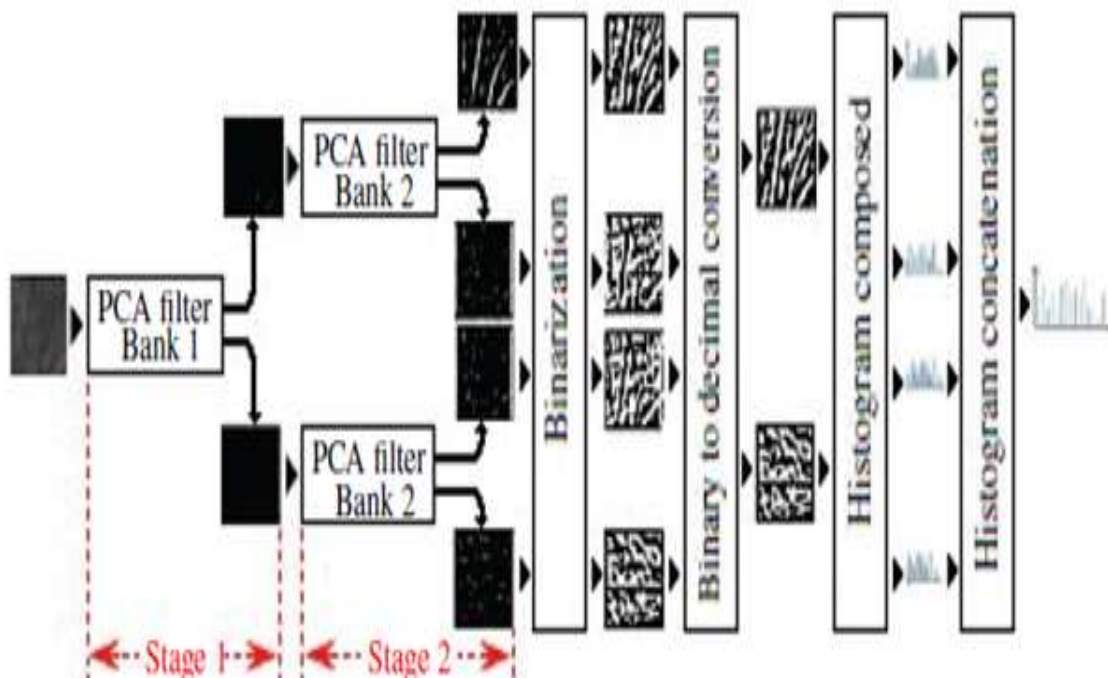


Figure IV.9 – Schéma de l'algorithme PCANet [89].

**a) Bancs de filtres ACP (PCA)**

Comme indiqué dans la Figure. IV.9, les bancs de filtres PCA comprend deux étages de convolutions de banc de filtres. Dans la première étape, les bancs de filtres sont estimés en effectuant l'analyse en composantes principales (PCA) sur un ensemble de vecteurs où chaque vecteur représente les points  $k_1 \times k_2$  autour de chaque pixel.

Pour chaque vecteur, nous prenons la moyenne des entrées, puis soustrayons la moyenne de chaque entrée de celle-ci. Ensuite, nous effectuons le PCA sur ces vecteurs et gardons les composantes principales  $W$  (de taille  $k_1.k_2 \times L_{s1}$ ) où  $L_{s1}$  sont les vecteurs propres primaires. Ensuite, chaque composante principale (colonne de  $W$ ) est un filtre et peut être converti en un noyau  $k_1 \times k_2$  qui est convolué avec l'image d'entrée. Alors,

$$I_l(x, y) = h_l(x, y) * I(x, y) \quad \text{où } 1 \leq l \leq L_{s1} \quad (\text{IV.7})$$

où  $*$  désigne la convolution discrète et  $I_l$  est l'image filtrée résultante après l'utilisation de filtre  $h_l$ . Donc, en utilisant les colonnes  $L_{s1}$  de  $W$ , nous prenons chaque image d'entrée  $I$  en la convertissant en images de sortie  $L_{s1}$ .

La deuxième étape est construite en itérant l'algorithme de la première étape (convolution des bancs de filtres) sur chacune des images de sortie. Pour chaque image de sortie  $I_l$  nous prenons le vecteur (les points autour de chaque pixel), et nous soustrayons la moyenne de chaque entrée. Les vecteurs produits sont ensuite concaténés ensemble et nous répétons l'opération de convolution par un banc de filtre pour une autre couche du PCANet. (avec des filtres  $L_{s2}$ ). Enfin, chaque filtre obtenu est convolué avec  $I_l$  pour produire une nouvelle image.

$$I_{l,m}(x, y) = h_m(x, y) * I_l(x, y) \quad 1 \leq m \leq L_{s2} \quad \text{et} \quad 1 \leq l \leq L_{s1} \quad (\text{IV.8})$$

Par conséquent, la sortie de la dernière couche de convolution produit  $L_{s1}.L_{s2}$  images filtrées en sortie [134].

**b) Hachage binaire**

Dans cette étape, les images de sortie  $L_{s1}.L_{s2}$  obtenues dans la deuxième couche sont converties en format binaire en utilisant une fonction d'échelon unité dont la valeur est 1 pour les entrées positives et 0 sinon.

$$I_{l,m}^B(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{si } I_{l,m}(i, j) > 0 \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases} \quad (\text{IV.9})$$

où  $I_{l,m}^B$  est une image binaire. De plus, autour de chaque pixel, nous visualisons le vecteur des bits binaires  $L_{s2}$  comme un nombre décimal. Cela convertit les sorties  $L_{s2}$  en une

seule image (valeur entière).

$$I_l^D(i, j) = \sum_{m=1}^{L_{s2}} 2^{m-1} I_{l,m}^B(i, j) \quad (\text{IV.10})$$

où  $I_l^D$  est une image dont chaque pixel est un nombre entier dans l'intervalle  $[0, 2^{L_{s2}-1}]$ .

### c) Composition de l'histogramme

Chaque image hachée ( $I_l^D$ ) est partitionnée en  $N_B$  blocs et un histogramme des valeurs décimales dans chaque bloc (B) est calculé. Ces blocs peuvent être non chevauchés (disjoints) ou chevauchés (selon l'application). Ainsi, la caractéristique de  $I_l^D$  est obtenue en concaténant tous les  $B$  histogrammes tels que :

$$v_l^{hist} = [B_1^{hist}, B_2^{hist}, \dots, B_{N_B}^{hist}] \quad (\text{IV.11})$$

Enfin, après ce processus de codage, le vecteur de caractéristiques de l'image d'entrée  $I$  est alors défini comme :

$$v_l = [v_1^{hist}, v_2^{hist}, \dots, B_{L_{S_1}}^{hist}]^T \quad (\text{IV.12})$$

En conclusion, les hyper-paramètres du PCANet incluent la taille du filtre ( $k1, k2$ ), le nombre de filtres dans chaque étage ( $L_{S_i}$ ), le nombre d'étages ( $N_s$ ) et la taille du bloc pour les histogrammes locaux dans la couche de sortie ( $B$ ).

### d) Propriété de flexibilité

Si nous comparons l'apprentissage en profondeur PCANet avec plusieurs méthodes d'extraction de caractéristiques, il est clair que l'apprentissage en profondeur PCANet peut capturer des fonctions texturales de manière adaptative. Par conséquent, il peut extraire les caractéristiques d'image pertinentes avec une flexibilité efficace. Cet aspect de flexibilité de cette méthode est assuré grâce aux deux paramètres : nombre d'étages ( $N_s$ ) et nombre de filtres dans chaque étage ( $L_{S_i}$ ), variables et adaptables en fonction de l'application visée. La taille des vecteurs de caractéristiques extraits est également variable en fonction du choix de l'utilisateur.

Ainsi, le nombre de sorties de la première couche est égal au nombre de filtres sélectionnés dans cette étape ( $L_{S_1}$ ). De plus, dans la deuxième couche, le nombre de sorties est égal au nombre de filtres sélectionnés dans cette étape ( $L_{S_2}$ ) multiplié par le nombre de filtres sélectionnés dans l'étape précédente ( $S_1$ ).

Le vecteur caractéristique est représenté par les histogrammes formés à partir d'images de sortie. Cet histogramme est une fonction qui compte le nombre des observations qui tombent dans chacun des bins, pour cela, la longueur du vecteur caractéristique de chaque image de sortie  $L_{S_2}$  est égale au nombre total de bins. De plus, le vecteur caractéristique

qui caractérise la texture d'une image donnée est généré par concaténation d'histogrammes  $L_{S_1}$  et sa longueur ( $\sigma$ ) est donnée comme suit :

$$\sigma = L_{S_1} \cdot n = L_{S_1} \cdot 2^{L_{S_2}} \quad (\text{IV.13})$$

Par exemple, dans le cas de deux couches ( $N_S = 2$ ) avec 3 et 4 filtres dans la première et la deuxième couche ( $L_{S_1} = 3$  et  $L_{S_2} = 4$ ), la taille du vecteur de caractéristiques extrait est égale à  $\sigma = 3 \times 2^4 = 48$ . Il est également intéressant de noter que la longueur des vecteurs de caractéristiques de sortie est indépendante de la taille de l'image d'entrée.

### IV.3.2 Réseau de la transformée en cosinus discrète (DCTNet)

Après le succès de PCANet [89] dans la classification des images, le DCTNet [135] est la nouvelle variante d'une méthode d'apprentissage en profondeur. C'est une structure très similaire à PCANet sauf qu'il y a une couche supplémentaire à la sortie de l'histogramme pour la normalisation de l'histogramme. Ainsi, le schéma de principe de l'algorithme DCTNet présenté sur la Figure IV.10 peut être décrit comme suit :

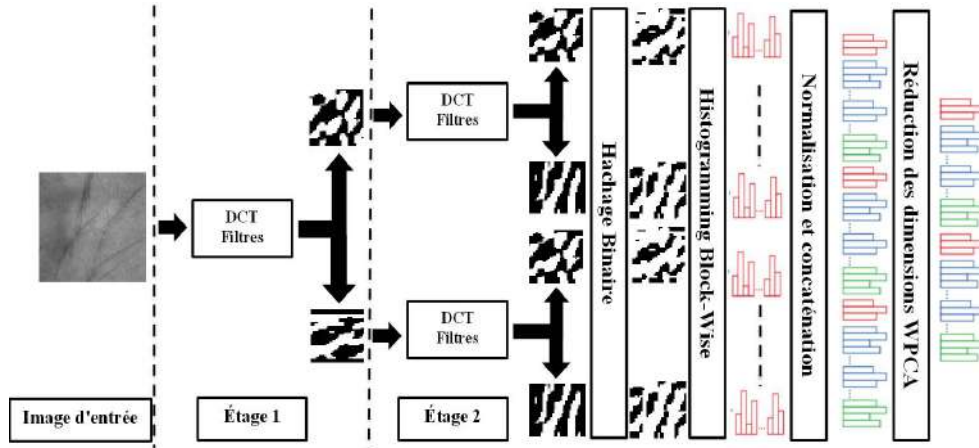


Figure IV.10 – Le schéma de principe du réseau DCTNet proposé.

#### a) Couche de convolution

Comme il est représenté sur la Figure.IV.10 dans des couches de convolution, la sortie de l'image d'entrée  $I_d$  de taille  $(n \times m)$  avec des canaux  $D$  est donnée par :

$$O_d^p = \{I_d * W_l^p\}_{p=1}^{P_l} \quad (\text{IV.14})$$

où  $*$  désigne la convolution discrète et la taille de la sortie  $O_d^p$  est identique à  $I_d$  et  $W_p^l \in R^{k \times k}$ ,  $p = 1, 2, \dots, P_l$  sont des bases 2D-DCT à partir de filtres  $P_l$  à la couche  $l$ .

Après la transformation du bloc par la DCT, la position en cascade de cette couche peut former un réseau plus profond. La composante DC du bloc transformé n'est pas considérée pour la formulation de filtre de convolution dans la technique DCTNet (la suppression

de la moyenne de chaque patch donne de meilleures performances). Le nombre de bases formées est  $\prod_{i=1}^L P_i$  où  $L$  représente le nombre de couches de convolution.

### b) Hachage binaire

Les sorties de la couche de convolution de DCTNet donnent des valeurs réelles. Dans cette étape, la sortie obtenue dans la dernière couche est transformée en un format binaire avec la comparaison des réponses avec un seuil à zéro (valeur '1' pour une réponse positive, '0' sinon) désignée par :

$$BIN(O_d^p) = \begin{cases} 1 & \text{si } O_d^p \geq 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{IV.15})$$

où  $BIN(O_d^p)$  est une image binaire. En outre, chaque pixel est codé sous la forme d'un entier unique et forme une image pour chaque sortie définie  $\sum_p^{P_L} 2^{p-1} BIN(O_d^p)$  où chaque pixel a une intervalle entière de  $[0, 2^{P_L-1}]$ .

### c) Histogrammes par blocs

Ensuite, après l'étape binaire, chacune de ces images binaires est divisée en  $B$  blocs non chevauchés. Les caractéristiques de ces images sont obtenues en concaténant tous les histogrammes de chaque bloc  $B$  tels que :

$$H = \{H_b^d\}_{b=1, d=1}^{B, D} \quad (\text{IV.16})$$

où  $b = 1, 2, \dots, B; d = 1, 2, \dots, D$ . La combinaison du hachage binaire et des histogrammes par blocs devrait être capable d'extraire des caractéristiques discriminantes.

### d) Normalisation de l'histogramme des caractéristiques

Chaque  $H_b^d$  est classé avec le classement lié sans considérer le casier avec une occurrence zéro noté par  $\bar{H}_b^d$ . C'est parce que bin avec zéro occurrences n'est pas un échantillon dans l'histogramme, il doit être ignoré dans le processus de classement. Pour rendre  $\bar{H}_b^d$  plus équitablement distribué, nous calculons la racine carrée de  $v_b^d = \sqrt{\bar{H}_b^d}$ , et nous utilisons l'idée de la normalisation de la norme  $L_2$  pour obtenir  $\hat{v}_b^d$ . Le vecteur de caractéristique d'histogramme final normalisé de l'image d'entrée est obtenu en concaténant tous les  $\hat{v}_b^d$  :

$$v = [\hat{v}_1^1, \hat{v}_2^1, \dots, \hat{v}_B^1, \hat{v}_1^2, \dots, \hat{v}_B^D] \in R^{(2^{P_L})BD} \quad (\text{IV.17})$$

L'utilisation de bancs de filtres 2D-DCT dans l'image est pour extraire les fonctionnalités les plus importantes. Ceci est motivé par le fait que la base 2D-DCT est en effet une bonne approximation pour les vecteurs propres de PCA du rang élevé. Ainsi, nous pouvons voir que certaines parties du palmprint ont une fréquence plus élevée tandis que d'autres parties

ont une fréquence plus petite. Les résultats de ces filtres ne donnent que les caractéristiques palmaires les plus significatives. Une question essentielle à aborder lors de l'adoption de la base 2D-DCT dans le réseau en tant que bancs de filtres est la sélection de base. Le DCTNet garde l'importance de la direction de la fréquence horizontale à chaque tour est d'extraire la caractéristique significative des images palmprint (voir la Figure IV.11).

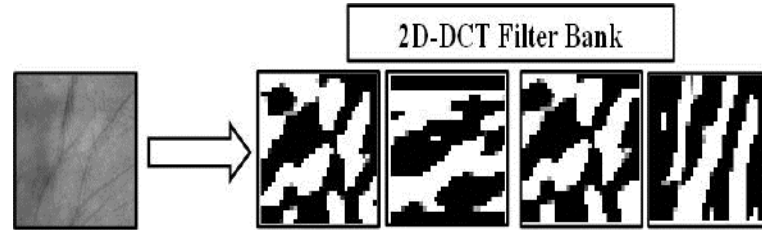


Figure IV.11 – Example of the DCTNet filter bank on palmprint image.

## IV.4 Réduction de dimension

Supposons qu'un jeu de données soit décrit par la matrice  $X$  de taille  $(n \times D)$  où  $n$  est le nombre de vecteurs  $x_i$  de dimension  $D$ . Ce jeu de données possède une dimension propre (ou intrinsèque)  $d$ , où  $d < D$  voire  $d \ll D$ . En termes mathématiques, la dimension intrinsèque signifie que le jeu de données repose sur une variété de dimension  $d$ , contenu dans un espace de plus grande dimension  $D$ . Une technique de réduction de dimension transforme le jeu de données  $X$  en un nouvel ensemble  $Y$  de dimension  $d$ , en gardant au maximum l'essentiel de l'information de l'ensemble de départ. Généralement, ni la géométrie de la variété, ni la dimension  $d$  sont connus. Les techniques de réduction de dimension peuvent être classées en plusieurs groupes. Le principal critère de classement est l'aspect linéaire ou non des méthodes. Les méthodes linéaires supposent que les données reposent sur une variété linéaire de l'espace de grande dimension. Ces méthodes les plus couramment utilisées sont :

### IV.4.1 Analyse en Composantes Principale blanchissante (Whitening PCA)

L'analyse en composantes principales (PCA) est une méthode mathématique qui peut être utilisée pour simplifier un ensemble de données, en réduisant sa dimension et pour représenter efficacement les données (images de palmprint par exemple). Ainsi, au lieu de stocker un vecteur image de taille  $N$ , on stocke un vecteur de taille  $R \leq$  nombre d'images d'apprentissage  $P$ . Les étapes principales pour calculer la matrice de projection ( $U_{PCA}$ ) de PCA sont :

★ chaque image est représentée par un vecteur de taille  $N$ .

$$x^i = [x_1^i, x_2^i, \dots, x_N^i]^T \quad (\text{IV.18})$$



★ Toutes les images sont centrées en soustrayant l'image moyenne de chaque vecteur image.

$$\bar{x}^i = x^i - m \quad , \quad m = 1/p \sum_{i=1}^p x^i \quad (\text{IV.19})$$

$m$  : moyenne de toutes les images d'apprentissage.

Ces vecteurs sont combinés, côte-à-côte, pour créer une espace de données d'apprentissage de taille  $N \times P$  (où  $P$  est le nombre d'images d'apprentissage,  $N$  la taille de la vectrice image). Le calcul de la matrice de covariance ( $C$ ) qui est définie par la formule :

$$C = \bar{X} \bar{X}^T \quad (\text{IV.20})$$

On calcule ensuite les vecteurs propres  $V$  et les valeurs propres  $D$  de la matrice  $C$ . Les valeurs propres de la matrice  $C$  représentent le taux de variation le long de l'axe du vecteur propre associé. La matrice de transformation de PCA est donc les  $R$  premiers vecteurs propres ordonnés par ordre décroissant des valeurs propres correspondantes ( $U_{PCA}$ ) [136]. Un espace PCA blanchissant (WPCA) avec variance unité en pondérant les caractéristiques, nous permet d'obtenir la meilleure performance du système de reconnaissance dans le nouveau sous-espace. En d'autres termes, la dimension du vecteur d'histogramme par bloc normalisé TR résultant est éventuellement compressée avec WPCA pour obtenir la caractéristique finale du vecteur où la matrice de projection est apprise à partir de l'ensemble d'apprentissage.

## IV.5 Classification

Cette étape consiste à modéliser les paramètres extraits d'une modalité d'un individu en se basant sur leurs caractéristiques communes. Un modèle est un ensemble d'informations utiles, discriminantes et non redondantes qui caractérise un ou plusieurs individus ayant des similarités, ces derniers seront regroupés dans la même classe, et ces classes varient selon le type de décision [137].

### IV.5.1 Machine à vecteurs de support(SVM)

Une machine à vecteurs de support ou Support Vector Machine (SVM) est une technique de discrimination, c'est une méthode d'apprentissage supervisé utilisée pour la classification et la régression. Elle consiste à séparer deux ou plusieurs ensembles de points par un hyper plan. Selon les cas et la configuration des points [138].

#### a) Principe de SVM

L'idée originale des SVMs est basée sur l'utilisation de fonctions noyau kernel, qui permettent une séparation optimale des points du plan en différentes catégories. La méthode fait appel à un ensemble de données d'apprentissage, qui permet d'établir un hyper plan séparant au mieux les points [138].

b) Concept des SVM

Les machines à supports vecteurs ou SVM sont une technique de classification supervisées introduite par Vladimir Vapnik dans les années 1995. La vocation originelle des SVM fut la séparation linéaire d'objets appartenant à deux classes différentes par un hyper plan optimal. Cette fonction a été étendue plus tard pour prendre en compte le cas multi-classes [139].

Soit  $x_i$ , l'ensemble d'apprentissage composé d'objets caractérisés par un vecteur de  $k$  composantes chacun, appartenant à deux classes différentes : Une classe positive libellée  $+1$  et une classe négative libellée  $-1$ .

Soit également  $y_i \in \{1, -1\}$  la variable représentant les étiquettes des deux classes. Le but des SVM est de déterminer la frontière linéaire définie par l'équation :

$$wx + b \tag{IV.21}$$

entre les objets positifs et les objets négatifs (Figure. IV.12), où  $w$  représente le vecteur normal à ce séparateur linéaire, et  $b$  le biais. Déterminer un hyper plan revient à définir le couple de valeurs  $(w, b)$  qui le caractérise. Dans la mesure où plusieurs solutions sont possibles, quel sera donc le critère qui définira la séparation optimale ?

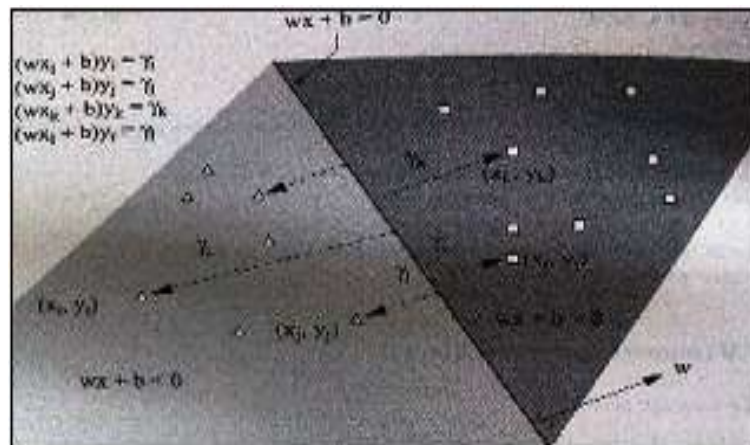


Figure IV.12 – Séparation linéaire des objets carrés et triangles par un hyperplan

La détermination de l'étiquette de l'exemple  $x$  est faite de la façon suivante :  $l = \text{sign}(y(x))$ . Cette fonction est faite de telle façon à effectuer une séparation linéaire des données d'apprentissage en maximisant la marge.

Une séparation non linéaire peut être obtenue en transformant les données d'entrée dans un autre espace des attributs  $F(Q : XF)$ . Une fonction noyau peut être utilisée à la place du produit cartésien de deux vecteurs permet d'effectuer ce changement de repère de façon transparente.

### c) Séparation optimale

Dans un plan à deux dimensions dans lequel sont répartis deux groupes de points associés à deux classes : les points (+) pour  $y \geq 0$  et les points (-) pour  $y < 0$ , on peut trouver un séparateur linéaire évident, qui est l'axe des abscisses et qui sépare parfaitement les points. Le problème est dit linéairement séparable. Pour des problèmes plus compliqués, la caractérisation d'un séparateur linéaire peut être très compliquée et tout à fait non optimale. Par exemple dans un plan dans lequel les points (+) sont regroupés en un cercle, avec des points (-) tout autour, aucun séparateur linéaire en deux dimensions ne pourra correctement séparer les groupes. Le problème dans ce cas n'est pas linéairement séparable. Les SVM utilisent les trucs du noyau "kernel trick" pour appliquer une classification linéaire à un problème de classification non linéaire [139].

### d) Multi-classes

A l'origine, les SVM ont été conçus essentiellement pour les problèmes à 2 classes, cependant plusieurs approches permettant d'étendre cet algorithme aux cas à N classes ont été proposées. La généralisation dans le cas multi-classes peut se faire de trois façons différentes. Les deux premières méthodes sont basées sur une multiplication des classifieurs bi-classes tandis que la dernière propose une résolution globale.

❶ **Un-contre-tous** : l'approche la plus naturelle est d'utiliser cette méthode de discrimination binaire et d'apprendre  $N$  fonctions de décision  $\{f_m\}_{m=1\dots N}$  permettant de faire la discrimination entre chaque classe de toutes les autres (chaque classe est opposée à toutes les autres). il faut donc poser  $N$  problèmes binaires. L'affectation d'un nouveau point  $x$  à une classe  $C_i$  se fait par la relation :

$$i = \operatorname{argmax}_{m=1\dots N} F_m(x) \quad (\text{IV.22})$$

❷ **Un-contre-un** : la deuxième méthode est une méthode dite de un contre un. Au lieu d'apprendre  $N$  fonctions de décisions, ici chaque classe est discriminée d'une autre. Ainsi,  $N(N-1)/2$  fonctions de décisions sont apprises et chacune d'entre elles effectue un vote pour l'affectation d'un nouveau point  $x$ . La classe de ce point  $x$  devient ensuite la classe majoritaire après le vote.

❸ **Méthode globale** : la dernière méthode est une approche étendant la notion de marge aux cas multi-classes. Le problème fait intervenir  $N$  fonctions de décision et il est très gourmand en temps de calcul et en espace mémoire ce qui fait qu'il reste peu utilisé dans les cas réels.

## IV.6 Conclusion

Les méthodes utilisées par les différents systèmes de reconnaissance de formes montrent que la plupart des travaux sont basés sur l'extraction de caractéristiques et leur comparai-

son par la mise en correspondance avec un ensemble de caractéristiques préenregistrées. En conclusion, il existe un ensemble de méthodes et d'algorithmes pouvant être mis en œuvre dans des systèmes biométriques. Il existe également différentes façons de combiner ces connaissances afin de produire un système biométrique efficace. Nous avons choisi les méthodes et les algorithmes que nous allons utiliser en nous appuyant sur des études antérieures. Nous avons combiné pour arriver à un système qui produit un taux très efficace, ce qui signifie plus de protection.

# *Résultats expérimentaux et discussion*

---

V.1 Évaluation des performances des systèmes biométriques . . . . .	62
V.2 Systèmes d'identification par l'empreintes palmaire : principes et expérimentations . . . . .	66
V.3 Systèmes d'identification par les articulations des doigts : principes et expérimentations . . . . .	80
V.4 Conclusion . . . . .	92
VI.1 Perspectives . . . . .	94

---

TOUT système biométrique efficace dépend du taux de précision et de ses performances. Le degré de précision défini par une abondance de méthodes à partir des mesures du taux d'erreur telles que le taux de faux rejet et le taux de fausse acceptation. Ce chapitre représente les résultats expérimentaux finaux de la reconnaissance palmaire et des images FKP, effectués avec les différents type d'extraction caractéristiques. Méthode basée sur la texture : LPQ et ses variantes et les méthodes d'apprentissages approfondies : PCANet et DCTNet.

## V.1 Évaluation des performances des systèmes biométriques

Une question qui se pose souvent dans ce domaine est la suivante : « Quelle est la meilleure technique biométrique ? » La réponse naturellement est qu'il n'y a aucune meilleure technique biométrique en termes absolus, tout dépend de la nature précise de l'application et des raisons de son exécution. L'International Biométrie Group [IBG] à effectué une étude basée sur quatre critères d'évaluation :

- **Intrusivité** : l'existence d'un contact direct entre le capteur utilisé et l'individu à reconnaître, comme la reconnaissance par l'iris qui est jugée comme étant intrusive.
- **Fiabilité** : Elle dépend de la qualité de l'environnement (éclairage par exemple) dans lequel se trouve l'utilisateur. Ce critère influe sur la reconnaissance de l'utilisateur par le système.
- **Coût** : Il se doit d'être modéré, c'est-à-dire que la collecte de l'information ne doit pas être relativement coûteuse pour établir une base de données, exemple : pour une reconnaissance de l'iris un appareil photo numérique d'une certaine qualité est nécessaire.
- **Effort** : Il est requis par l'utilisateur lors de la saisie de mesures biométrique, et il doit être réduit le plus possible.

Pour estimer les performances d'un système biométrique, Philips et al. ont défini trois types d'évaluation différenciés par le niveau de spécificité d'une application l'évaluation technologique, l'évaluation de scénario et l'évaluation opérationnelle.

### V.1.1 Mesures des taux d'erreur

Les systèmes biométriques, qu'ils soient unimodal (une seule modalité biométrique) ou multimodale (la combinaison de plusieurs modalités biométriques) ont vocation à être utilisés dans un grand nombre d'applications. Pour pouvoir envisager le déploiement de ces systèmes dans la vie courante, les systèmes ont besoin d'être évalués pour pouvoir estimer leurs performances en utilisation réelle. L'évaluation des performances comprend de nombreux aspects qui peuvent être plus ou moins importants à tester selon les applications. Dépend du module de décision et donc du seuil de décision, il existe deux types d'erreurs de classification correspondant aux mauvaises décisions pour les deux classes (Client et Imposteur) mesurées de manière différente. Ces erreurs de décision sont de deux types :

#### ❶ Fausses Acceptations (FA)

Si le système déclare l'individu comme étant le client alors que c'est un imposteur.

## ❷ Faux Rejets (FR)

Si le système rejette l'individu alors que c'est le client. Lors de l'évaluation d'un système de vérification sur une base de données, on mesure des taux d'erreur sur cette base de données.

Tout d'abord, afin de comprendre comment déterminer la performance d'un système biométrique, il nous faut définir clairement quatre critères principaux.

### a) Taux de faux rejet

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

$$FRR = \frac{\text{nombre des clients rejetés (FR)}}{\text{nombre total d'accès de clients}} \quad (V.1)$$

Tel que le faux rejet (FR) correspond au cas où le système rejette un client légitime.

### b) Taux de fausse acceptation

("False Accept Rate" ou FAR) : Ce taux représente le pourcentage de personnes censées ne pas être reconnues mais qui sont tout de même acceptées par le système :

$$FAR = \frac{\text{nombre des fausse acceptation (FA)}}{\text{nombre total d'accès des imposteurs}} \quad (V.2)$$

Telle que la fausse acceptation (FA) correspond au cas où le système accepte un individu qui a proclamé une identité qui n'est pas la sienne.

### c) Taux d'égale erreur

("Equal Error Rate" ou EER) : Ce taux est calculé à partir des deux premiers critères et constitue un point de mesure de performance courant. Ce point correspond à l'endroit où  $FRR = FAR$ , c'est-à-dire le meilleur compromis entre les faux rejets et les fausses acceptations.

$$EER = \frac{\text{nombre de fausse acceptation} + \text{nombre des clients rejetés}}{\text{nombre total d'accès}} \quad (V.3)$$

### d) Intervalle de confiance

Un seuil  $T_0$  est spécifié pour décider du rejet et de l'acceptation qui provoquera le taux de rejet faux (FRR) et le taux de fausse acceptation (FAR) quand ( $FRR = FAR$ ), ce terme appelé point d'intersection ou taux d'erreur égal (EER).

La Figure V.1 montre comment calculer graphiquement cette erreur. Dans la même figure, nous notons une grande valeur de l'EER lorsque le chevauchement des distributions FAR

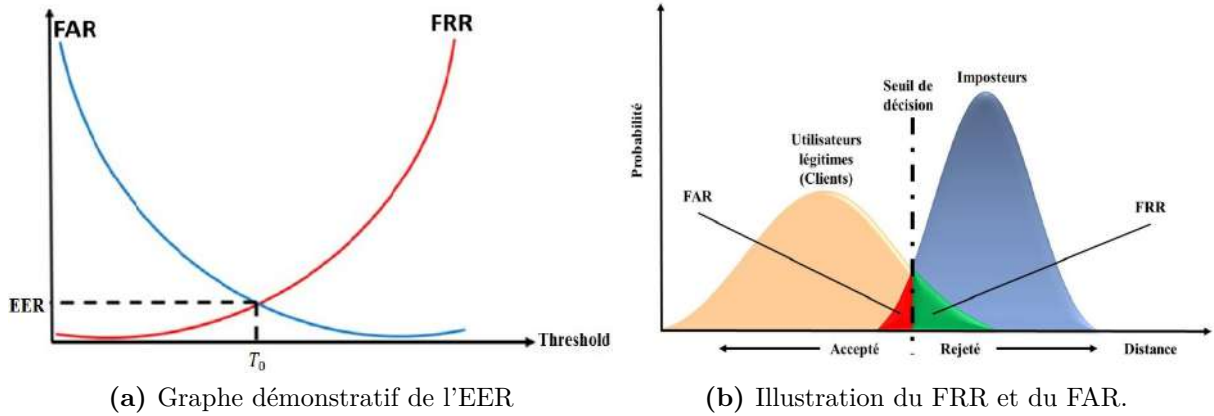


Figure V.1 – Distribution du FAR et FRR.

et FRR devient très élevé et une valeur nulle lorsque le chevauchement des distributions n'existe pas entre le FAR et le FRR.

Ainsi, la meilleure façon de choisir la méthode d'extraction de caractéristiques pour dépasser ce problème est de dé-corréler les vecteurs de caractéristiques pour l'inter et l'intra-classe. En d'autres termes, cette méthode est capable de réduire la surface de chevauchement (la surface au-dessous de l'intersection des courbes FAR et FRR, il est coloré avec des couleurs rouge et vert sur la Figure.V.1. Soit  $S^E = \{EER^i\}_{i=1..m}$ ,  $m$  méthode d'extraction de caractéristiques, soit l'EER possible, qui est obtenue en variant la méthode d'extraction des caractéristiques. Il est nécessaire de noter que tous les scores sont normalisés entre 0 et 1 par la technique de normalisation Min-Max. L'intervalle de confiance

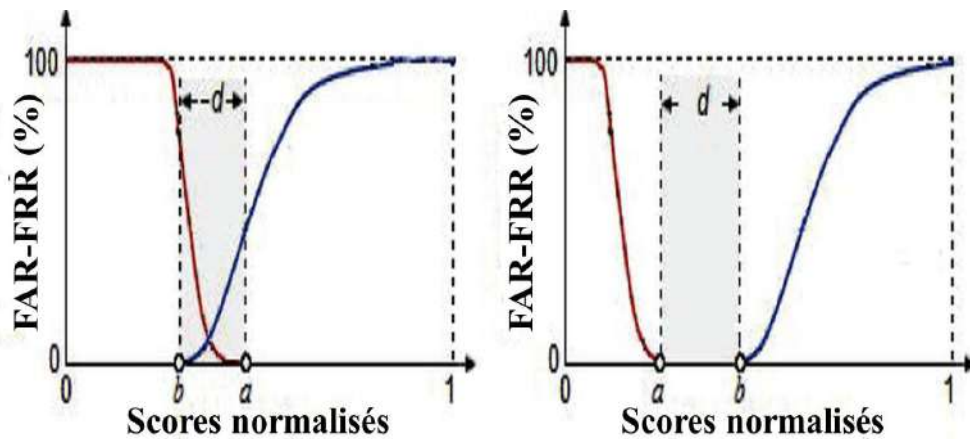


Figure V.2 – Classification d'un certain nombre de modalités biométriques.

entre les erreurs est obtenu comme suit :

$$d = T_0|_{\{FRR=0\}} - T_0|_{\{FAR=0\}} = b - a \tag{V.4}$$



Il est clair que :  $d < 0 \Rightarrow \exists$  chevauchement,  $d \geq 0 \Rightarrow \nexists$  chevauchement. À partir de la Figure V.2, il convient de remarquer que la relation entre les courbes FAR et FRR détermine nécessairement la valeur de EER. Ainsi, les valeurs d'EER peuvent varier comme suit :

$$\mathbf{Chevauchement} = \begin{cases} d = -1, & \text{Chevauchement plein} \Rightarrow EER \rightarrow 100\% \\ d < 0, & \text{Chevauchement partiel} \Rightarrow EER \in [0.00\% \ 100\%] \\ d \geq 0, & \text{Séparation complète} \Rightarrow EER \rightarrow 0.00\% \end{cases} \quad (\text{V.5})$$

Pour l'identification ensemble fermé, un autre critère peut être utilisé. Nous utilisons le taux de reconnaissance au rang un **ROR** (Rank of One Recognition) ou tout simplement taux d'identification. Ce taux donne le pourcentage de personnes reconnues par le système biométrique en fonction de rang (R).

$$ROR(R)|_{R=1} = 100 - \frac{N_{cr}}{N_c} \quad (\text{V.6})$$

Avec  $N_c$  représente le nombre des personnes dans la base des données et  $N_{cr}$  est le nombre de clients rejetés par le système biométrique.

D'autre part, il existe un autre critère qui joue un rôle important concernant la comparaison entre les systèmes biométriques : le rang de reconnaissance parfaite **RPR** (Rank of Perfect Recognition). Ce critère représente le rang R pour **ROR** = 100%.

### V.1.2 Courbes de performance

Selon la nature (vérification, identification) du système biométrique, il existe deux sortes de courbe permettant de comparer plusieurs systèmes dans les mêmes conditions ou faire la comparaison du fonctionnement d'un système dans différentes conditions : La

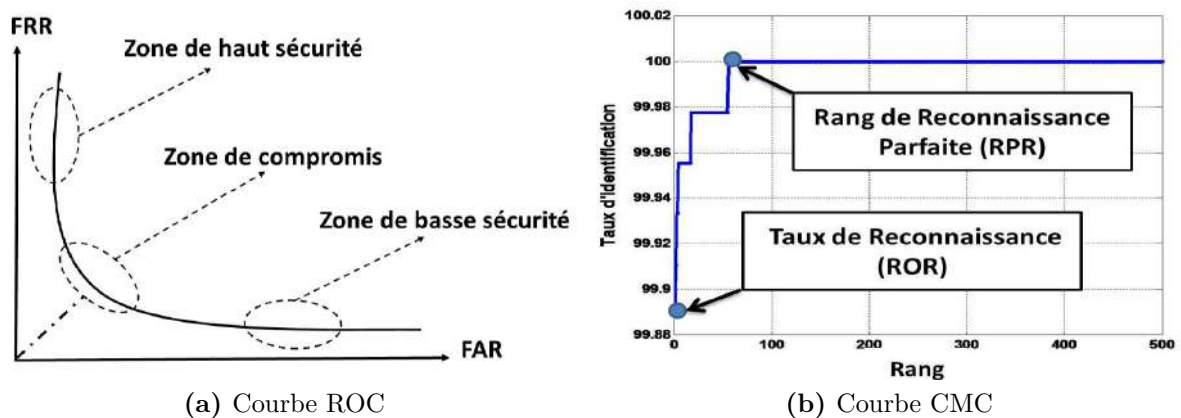


Figure V.3 – Courbes de performance.

courbe ROC (“Receiver Operating Characteristic”) (Figure V.3 (a)) trace le taux de faux rejet en fonction du taux de fausse acceptation.

Plus cette courbe tend à épouser la forme du repère, plus le système est performant, c.-à-d

possédant un taux de reconnaissance global élevé.

Le taux d'égale erreur (EER) correspond à l'intersection de la courbe ROC avec la première bissectrice. Il est fréquemment utilisé pour donner un aperçu de la performance d'un système. Il est dit performant s'il possède un EER faible.

Ainsi les protocoles d'évaluation diffèrent dans le mode identification et le mode vérification. En mode identification, deux scénarios sont possibles qui induisent deux protocoles différents.

Si l'identification se fait dans ce qui est appelé un mode ouvert (ou open set identification), c.-à-d., toutes les personnes de la base de test ne sont pas représentées dans la base de référence.

En mode évaluation, les personnes de la base de données sont regroupées en deux groupes, un groupe de référence et un groupe de test. En suite, le système doit pouvoir prendre deux décisions distinctes : soit rejeter un échantillon test on lui assigner une identité représentée dans la base des référents. Pour cela, il faut fixer un seuil de décision analogue à celui fixé en mode vérification.

Un deuxième scénario appelé mode fermé (ou closed set identification), c.-à-d., que chaque personne est représentée dans la base de données par au moins une référence, alors le système n'est pas obligé de faire du rejet. Il peut assigner l'identité de la personne qui a le score le plus élevé (dans le cas de mesure de score de similitude).

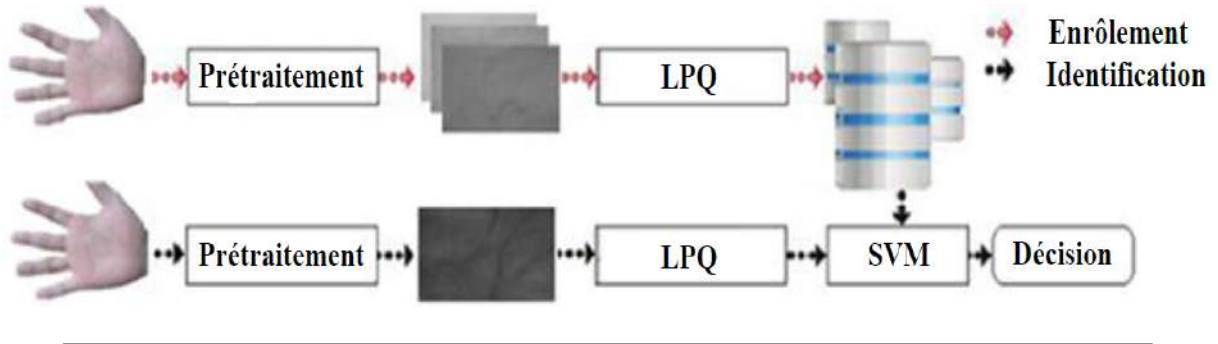
Dans ce cas, on utilise la courbe CMC ("Cumulative Match Characteristic") (Figure V.3 (b)). Cette courbe donne le pourcentage de personnes reconnues en fonction d'une variable appelée rang. On dit qu'un système reconnaît au rang 1 lorsqu'il choisit la plus proche image comme résultat de la reconnaissance. On dit qu'un système reconnaît au rang 2, lorsqu'il choisit, parmi deux images, celle qui correspond le mieux à l'image d'entrée, etc. On peut donc dire que plus le rang augmente, plus la reconnaissance est d'un niveau de sécurité plus faible.

## V.2 Systèmes d'identification par l'empreintes palmaire : principes et expérimentations

Dans le but de bien analyser notre système d'identification, et afin d'arriver à des résultats satisfaisants, nous avons divisé notre travail en trois parties :

### V.2.1 Variantes de LBP

Le schéma du principe d'un système d'identification/vérification uni-modal est donné par la Figure V.4 : cette figure illustre le diagramme schématique du système proposé en utilisant des images palmaires multispectrales (Red (R), Green (G), Blue (B) et Near-InfraRed (NIR)). Il est composé de deux phases : une phase d'inscription et une phase d'identification/vérification. Après une opération de pré-traitement pour détecter les points clés de la paume, une opération d'extraction de caractéristiques est nécessaire



**Figure V.4** – Schéma du principe d'un système d'identification uni-modal.

pour obtenir des fonctionnalités efficaces en utilisant la nouvelle variante d'extraction (LPQ) de l'algorithme de caractéristique. Les vecteurs de caractéristiques extraits sont stockés en tant que modèles de référence après une opération d'apprentissage utilisant une machine à vecteurs de support. Pour l'identification, les mêmes vecteurs de caractéristiques sont extraits du test multispectral images palmaires. Dans le module correspondant comparer les caractéristiques d'entrée et les modèles de la base de données, l'évaluation et la sélection maximale est utilisée pour mesurer la similarité entre les vecteurs.

Nous avons utilisé l'algorithme LPQ et ses variantes pour extraire les caractéristiques des empreintes palmaires. Ces algorithmes sont classés parmi les meilleurs descripteurs de textures actuels. Nous avons effectué plusieurs expérimentations afin de voir quel est le meilleur algorithme ainsi que la meilleure bande qui donnent des résultats performantes. Dans ce cas, nous développerons notre étude par les méthodes des fusions.

**Test de l'identification :** L'identification de personne, consiste à déterminer si une personne est enregistrée dans la base des données de système (ensemble ouvert) ou quelle est son identité (ensemble fermé). Dans cette section, les deux type d'identification sont testés.

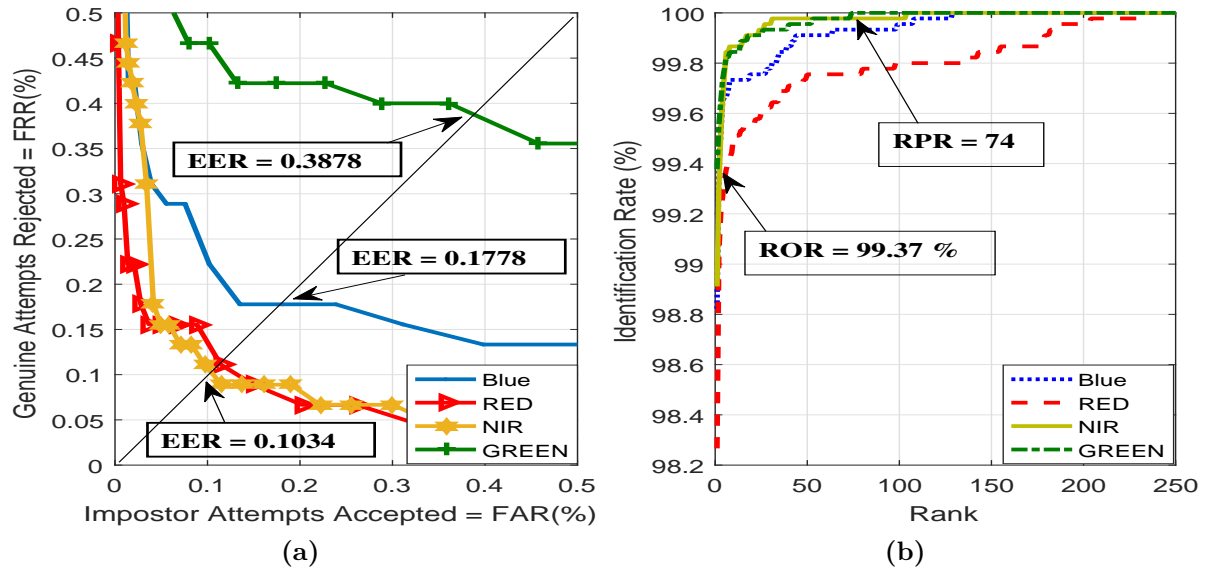
#### a) Application sur un système unimodal

**Table V.1** – Performance du système unimodal utilisant LPQ

BD PolyU 500 persons	Ensemble Ouvert		Ensemble Fermé	
	EER (%)	$T_0$	ROR (%)	RPR
Red	0.1131	0.0598	99.37	74
Green	0.1778	0.0596	98.82	129
Blue	0.3878	0.0764	98.26	233
Nir	0.1034	0.0917	98.91	104

Figure V.5 montre la performance du système sous différentes combinaisons. D'après cette figure,

À travers la comparaison entre les différentes méthodes, ainsi les résultats obtenus dans les tableaux V.1, V.2, V.3 et les figures V.5, V.6 On remarque que :



**Figure V.5** – Performance du système unimodal : (a) ROC Curve (b) CMC Curve.

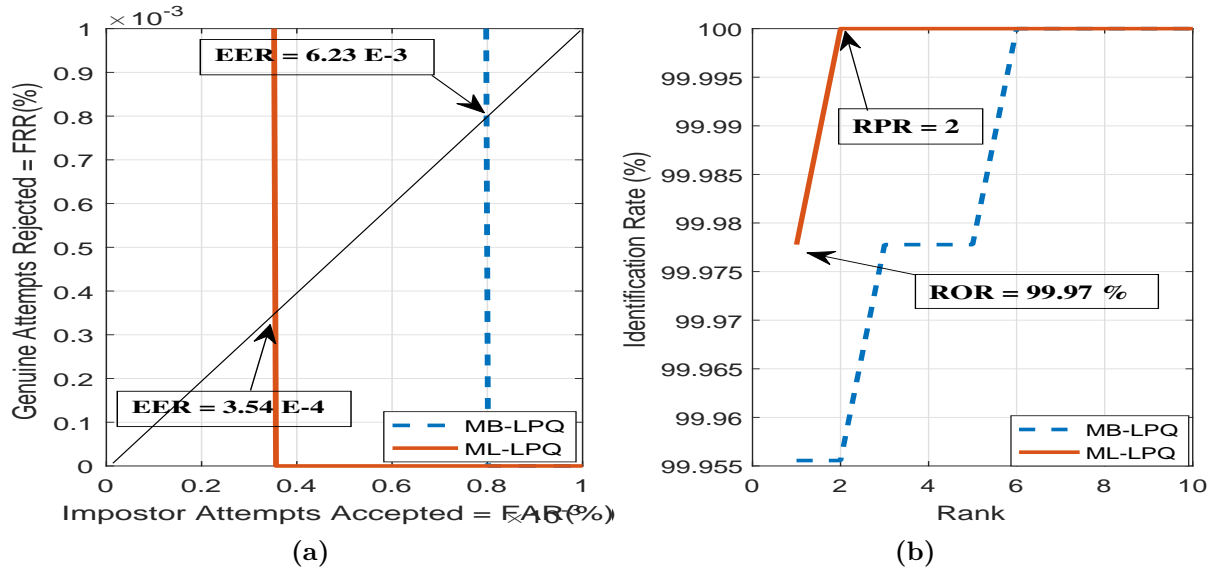
**Table V.2** – Performance du système unimodal utilisant MB-LPQ

Nbre de Blocs	Ensemble Ouvert		Ensemble Fermé	
	EER (%)	$T_0$	ROR (%)	RPR
2 × 2	2.03E-03	0.0595	99.93	03
3 × 3	1.06E-03	0.1048	99.97	04
4 × 4	6.23E-03	0.1048	99.95	06

**Table V.3** – Performance du système unimodal utilisant ML-LPQ

Nbre de Niveaux	Ensemble Ouvert		Ensemble Fermé	
	EER (%)	$T_0$	ROR (%)	RPR
2 × 2	0.019	0.0906	99.82	28
3 × 3	2.10E-03	0.0495	99.91	06
4 × 4	3.54E-04	0.0628	99.97	02

- La bande NIR donne le meilleur EER par rapport les autres bandes (Red, Blue and Green). Ceci est dû au fait que la bande NIR capte quelques structures de veine palmaire. Ces informations additionnelles aident au mieux de bien classifier cette bande.
- Les bandes rouge et bleu sont très similaires. Les lignes des empreintes palmaires de ces deux bandes semblent presque les mêmes.
- L'utilisation du multi-blocs et multi-niveaux améliore les résultats du LPQ. Cela est vrai vu que l'information dans ces deux méthodes est augmentée par rapport à la méthode LPQ. En effet, les tailles des vecteurs extraites par LPQ est de  $256(2^8)$  échantillons, MB-LPQ (4 blocs) est de 4096 échantillons ( $4 \times 4 \times 28$ ) et ML-LPQ (4 niveaux) est de 7680 échantillons  $(1^2 + 2^2 + 3^2 + 4^2) \times 256$ .
- La méthode ML-LPQ donne des bons résultats par rapport MB-LPQ pour toutes les



**Figure V.6** – Performance du système unimodal utilisant MB-LPQ et ML-LPQ : (a) Courbe ROC (b) Courbe CMC.

bandes.

- Les valeurs du EER pour la méthode ML-LPQ (nombre de niveau=4) pour les bandes bleu, verte, rouge et NIR sont :  $9.7928E - 4\%$ ,  $0.02\%$ ,  $0.0667\%$  et  $3.5485E - 4\%$  respectivement. La précision de chaque bande est comparable à celles trouvées en état de l'art ( $EER = 0.024\%$ ) sur la même base de données. De point de vue pratique, il est préfé-

**Table V.4** – Performance du système unimodal utilisant ML-LPQ

	Red		Green		Blue		Nir	
	EER (%)	$T_0$	EER (%)	$T_0$	EER (%)	$T_0$	EER (%)	$T_0$
Ensemble ouvert								
ML-LPQ-PCA-SVM	1.15E-3	0.9302	2.13E-3	0.996	1.78E-4	0.978	3.54E-4	0.957
MB-LPQ-PCA-SVM	0.202	0.8746	0.1347	0.8474	0.3367	0.8184	1.78E-4	0.978
Ensemble fermé								
ML-LPQ-PCA-SVM	100	01	100	01	99.97	02	99.94	02
MB-LPQ-PCA-SVM	100	01	100	01	99.97	02	99.97	03

nable de réduire la taille des échantillons issue des deux méthodes MB-LPQ et ML-LPQ sans trop affecter les résultats obtenus. Pour cela, on insérera la méthode PCA qui possède une très grande réputation au niveau de la reconnaissance de formes. Ainsi, pour une classification efficace des empreintes palmaires utilisées, nous avons utilisé le fameux classificateur SVM. Le tableau V.4 présentent des résultats comparative entre les deux méthodes citées ci-dessus avec et sans utilisation du PCA et SVM pour les deux modes, ensemble ouvert et ensemble fermé.

D'après les résultats exposés, on remarque que :

Pour l'ensemble ouvert :

- Le taux EER de la méthode ML-LPQ est petit par rapport à la méthode MB-LPQ dans

tous les cas étudiés.

- L'utilisation de la réduction de la dimension des vecteurs des caractéristiques et le SVM n'affecte pas les résultats obtenus, au contraire, ces derniers sont un peu améliorés. En effet, cette amélioration est due que le PCA garde que l'information pertinente.

Pour l'ensemble fermé :

Les résultats obtenus du ROR et du RPR sont très plausible et justifier ceux obtenus dans l'ensemble ouvert.

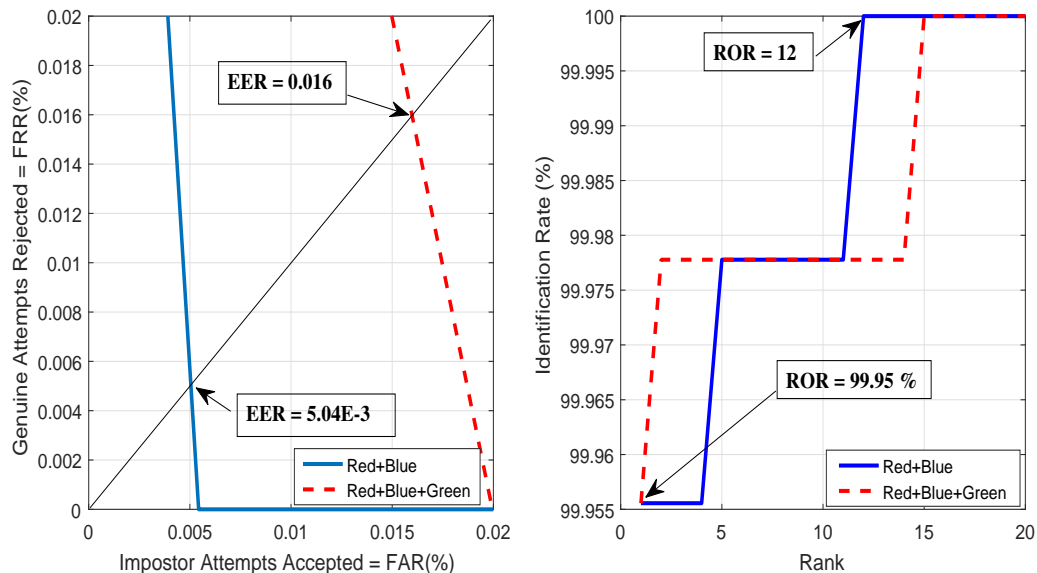
### b) Application sur un système multimodal

En vue d'améliorer en plus nos résultats, nous allons essayer de fusionner les différents scores des différentes bandes afin d'obtenir un système multimodal.

De la même manière que précédemment, nous avons effectué la fusion au niveau de scores entre quelques bandes et avec et sans l'utilisation du PCA et le SVM pour les méthodes MB-LPQ et ML-LPQ. Le tableau V.5 ainsi que les Figures V.7. D'après les résultats

**Table V.5** – Performance du système multimodal utilisant ML-LPQ

Nbre de Niveaux	Ensemble Ouvert		Ensemble Fermé	
	EER (%)	$T_0$	ROR (%)	RPR
Red et Blue	5.04E-03	0.077	99.97	08
Red et Green et Blue	0.028	0.0495	99.97	11



**Figure V.7** – Résultats d'identification multimodale basée sur le ML-LPQ. (a) Courbe ROC, (b) Courbe CMC.

obtenus précédemment, on peut dégager quelques remarques :

- La précision du système multimodal est meilleure que celle du système uni-modal.
- On a pu arriver à avoir un EER nul ainsi qu'un  $ROR = 100\%$  et un  $RPR = 1$ , d'où

**Table V.6** – Résultat du système multimodal

Base de données	Méthode de fusion	Ensemble ouvert		Ensemble fermé		
		EER	Th	ROR	RPR	
Sans PCA et SVM						
500 personnes	<i>MB-LPQ Red+Blue</i>	6.23E-4	0.109	99.97	7	
	<i>MB-LPQ+ML-LPQ NIR</i>	1.78E-4	0.029	100	1	
	Hybrid	<b>8.90E-5</b>	<b>0.08</b>	<b>100</b>	<b>1</b>	
	Avec PCA et SVM					
	<i>MB-LPQ Red+Blue</i>	0	0.987	100	1	
	<i>MB-LPQ+ML-LPQ NIR</i>	1.78E-4	0.966	99.97	2	
Hybrid	<b>0</b>	<b>0.858</b>	<b>100</b>	<b>1</b>		

l'obtention d'un résultat parfait. Cette précision idéale peut être diminuée pour une large base de données.

Afin de rassurer les résultats obtenus par notre système multimodal, nous avons effectué une fusion par la méthode MB-LPQ (bande blue et red) ainsi qu'une fusion entre les deux méthodes pour la bande NIR, et effectué un système hybride (la fusion entre les deux systèmes précédents multi-algorithmes et multi-échantillons. Le tableau V.8 et la figure V.8 montre ces résultats.

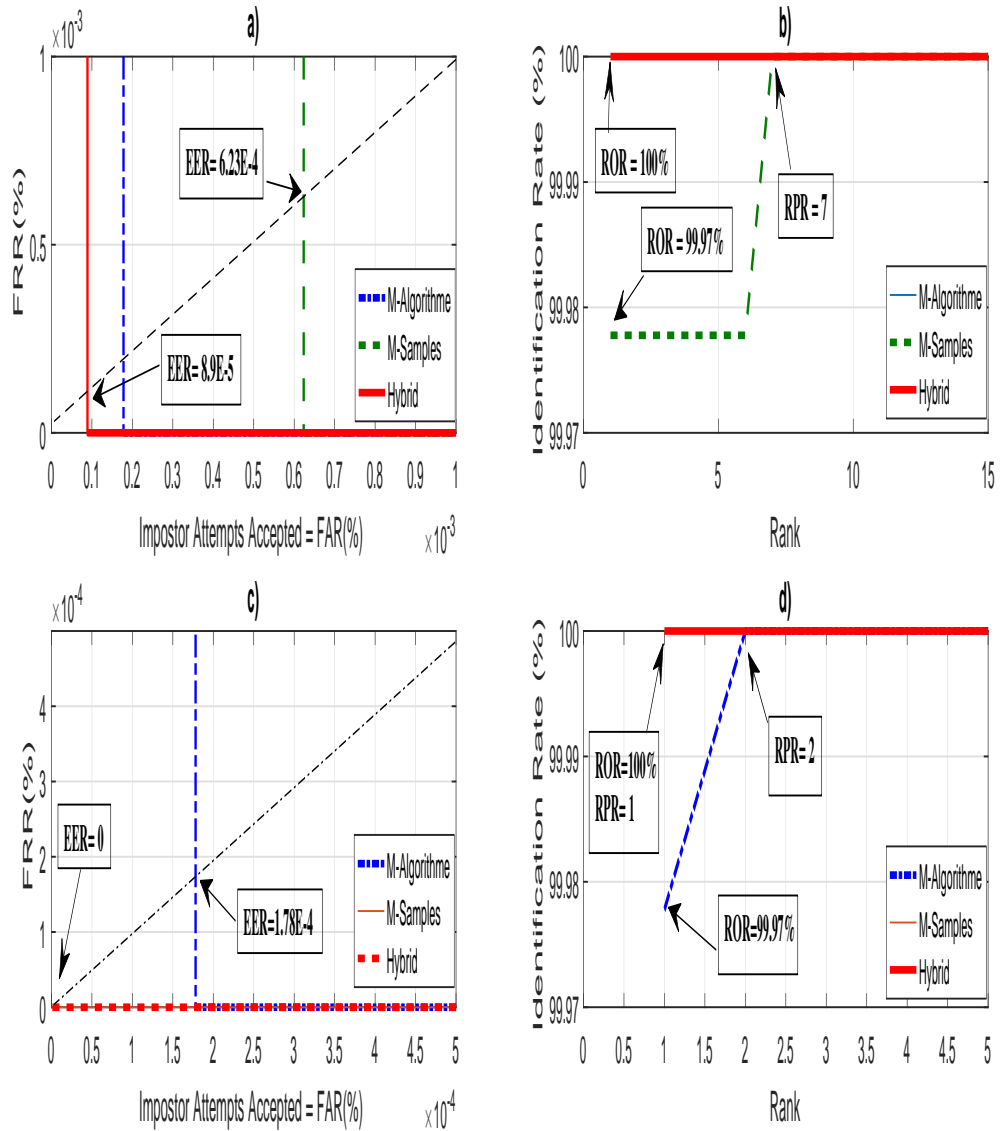
A travers les différents résultats obtenus par chaque algorithme, on a constaté que la méthode MB-LPQ est plus efficace pour les bandes visibles. La méthode ML-LPQ est efficace pour la bande NIR. L'intégration du PCA et SVM a donné une efficacité à notre système et a amélioré les résultats. Ces derniers sont encore améliorés par la fusion des scores pour le système multimodal.

## V.2.2 DCTNet

La figure V.9 illustre le diagramme schématique du système proposé en utilisant des images palmaires multispectrales (Red (R), Green (G), Blue (B) et Near-InfraRed (NIR)) pour la base de données PolyU et 460 nm, 630 nm, 700 nm, 850 nm, 940 nm, WHT bandes spectrales pour la base de données CASIA. Il repose sur deux phases, une phase d'inscription et une phase d'identification.

La partie essentielle du système biométrique est le module d'extraction de caractéristiques qui extrait uniquement les informations pertinentes des modalités palmprint en utilisant un apprentissage profond DCTNet dans notre cas. Tous les vecteurs de caractéristiques extraits sont utilisés pour former le modèle du classifieur SVM. Afin d'analyser notre système d'identification et d'obtenir des résultats satisfaisants, nous avons divisé notre travail en deux parties :

Nous avons utilisé le DCTNet pour extraire les caractéristiques de palmprint. Cet algorithme est parmi les meilleures méthodes d'apprentissage en profondeur actuelles. Dans le réseau DCTNet, trois paramètres sont nécessaires : le nombre de filtres dans la couche,



**Figure V.8** – Résultats d’identification multimodale entre les types de système multimodal.

la taille du filtre et la taille de l’histogramme par bloc. Nous avons effectué plusieurs expériences pour voir les meilleurs paramètres de DCTNet dans la première partie. Dans la deuxième partie, nous présentons les résultats du système Unimodal pour les bases de données PolyU et CASIA. Pour cela, nous expliquons les meilleurs résultats pour chaque bande sur les deux bases de données. Dans ce cas, nous développerons notre étude en utilisant SVM dans l’appariement.

**a) Sélection des paramètres de DCTNet :**

L’objectif de la première partie est d’évaluer la performance du système unimodal lorsque nous utilisons les informations de chaque modalité (chaque bande spectrale), mais avant cela, il est très nécessaire de choisir le meilleur paramètre du DCTNet. Ainsi, une série d’expériences ont été réalisées en utilisant la bande spectrale 460 nm et 850 nm



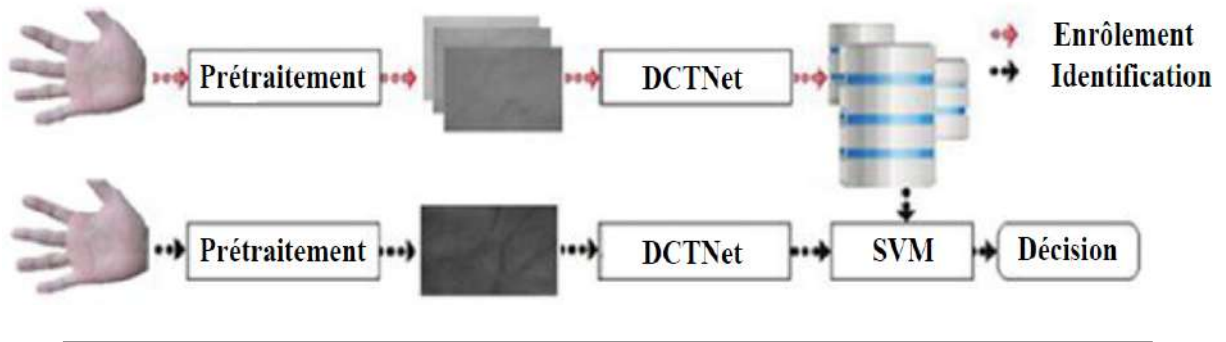


Figure V.9 – Schéma du principe d'un système d'identification uni-modal.

(pour la base de données CASIA) et la bande spectrale Blue, et Red (pour la base de données PolyU) pour sélectionner les meilleurs paramètres de DCTNet. Le but de ce travail est de connaître l'influence du nombre de filtres de chaque couche, la taille du filtre et l'histogramme par blocs sur la précision du système.

Dans notre étude, le DCTNet à deux couches a donné le meilleur résultat par rapport à trois couches ou d'autres. Dans ce qui suit, nous utiliserons deux couches, et nous évaluerons les performances du système en faisant varier chaque fois un paramètre. Pour cela, nous avons étudié la performance pour chaque paramètre sous la forme de GAR (performance du système d'identification en ensemble ouvert).

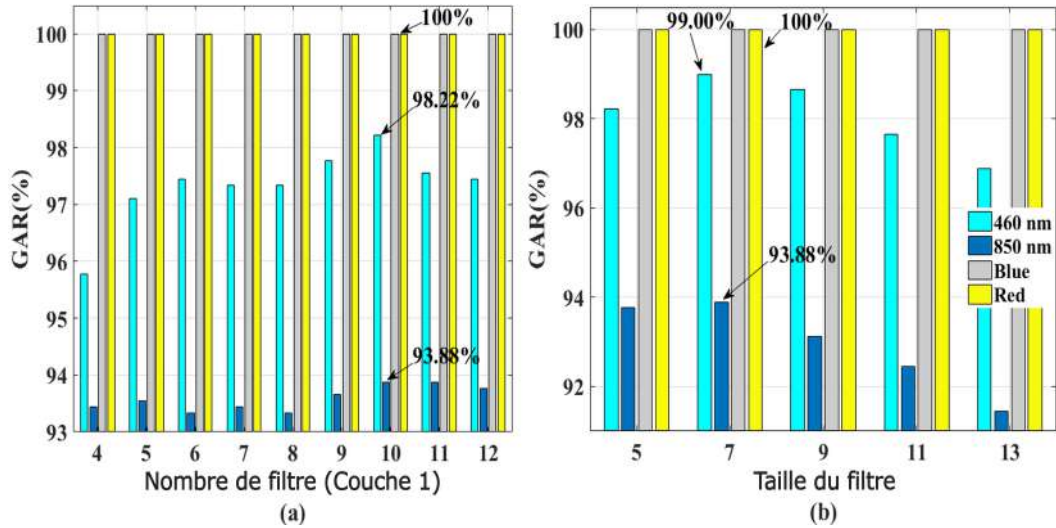


Figure V.10 – Sélection des paramètres de DCTNet.

Figure. V.10 illustre le GAR par rapport au nombre de filtres dans la première couche et le GAR par rapport à la taille du filtre. Dans la Figure. V.10 (a), nous notons que la précision de l'identification devient très élevée sur un certain nombre de filtres 5 – 13, elle donne le meilleur résultat  $GAR = 98,22\%$ , et  $93,88\%$  si le nombre de filtres égal à 10 pour  $460nm$  ;  $850nm$  respectivement. Après cela, nous avons mis le nombre de filtres à 10 et nous avons varié la taille du filtre entre 5 et 13, la taille du filtre doit être un nombre

impair.

Sur la figure V.10, la précision de l'identification devient très élevée avec une taille de filtre  $7 \times 7$ , elle a donné un  $GAR = 99,00\%$ , et  $93,88\%$  pour 460 nm, 850 nm respectivement. Pour les deux bandes de PolyU, nous avons obtenu un GAR parfait =  $100\%$  pour tout nombre de filtre. Après, nous avons fait varier le nombre de filtres dans la deuxième couche

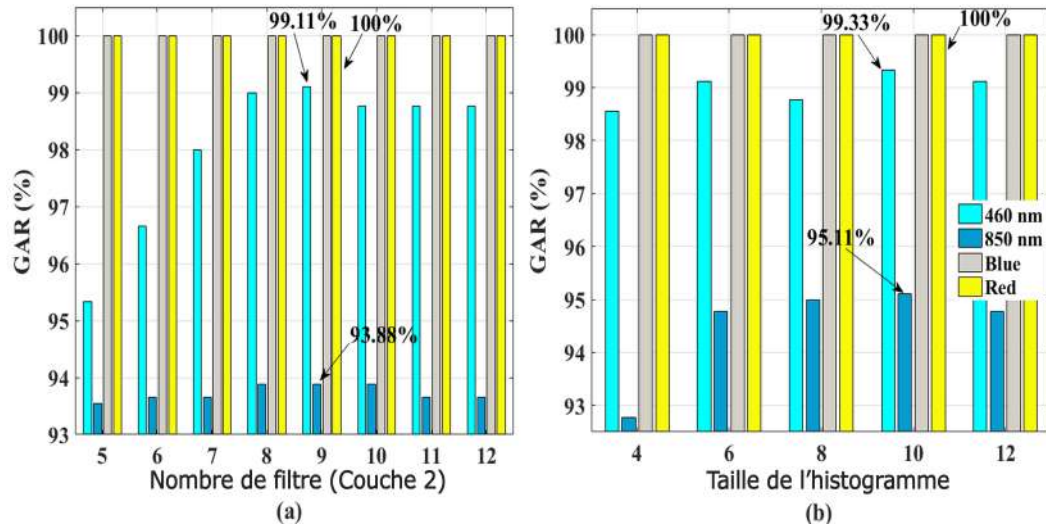


Figure V.11 – Sélection des paramètres de DCTNet.

pour voir l'impact dans l'amélioration de la performance du GAR. La Figure V.11 montre le GAR par rapport au nombre de filtres dans la deuxième couche et le GAR par rapport à la taille de l'histogramme Block-Wise. Le nombre de filtres entre 7 et 12 donne de bons résultats et le filtre du numéro neuf atteint le meilleur GAR qui est égal à  $99,11\%$ , et  $93,88\%$  pour  $460nm$ ,  $850nm$  respectivement.

D'autre part, l'impact de la taille de l'histogramme block-Wise améliore la performance du système d'identification quand il est égal à  $10 \times 10$ , il a donné des  $GAR = 99,33\%$ , et  $95,11\%$  pour la base de données CASIA. Cependant, les bandes de la base de données PolyU donnent toujours les résultats parfaits.

A la fin, et après la comparaison des résultats précédents, les meilleurs paramètres de l'algorithme DCTNet pour les deux bases de données sont présentés dans le tableau V.7.

Table V.7 – Meilleur paramètre de DCTNet

Nombre de couches	Nombre des filtres		Taille de filtre	Taille de l'histogramme bloc
	Première couche	Deuxième couche		
2	10	9	$7 \times 7$	$10 \times 10$

### b) Système d'identification unimodal :

Les expériences ont commencé par évaluer la performance du système à travers chaque modalité (images de bande spectrale) de chaque personne où trois images d'apprentissage

ont été sélectionnées au hasard. Le reste des neuf images palmaires, ont été utilisés comme images de test pour l'identification. Nous avons utilisé 300 images de d'apprentissage (3 images par personne) et 900 images de test (9 images par personne) pour chaque modalité. Nous avons obtenu 900 comparaisons authentiques et 44550 comparaisons d'imposteurs de la base de données CASIA (une base de données contient 100 personnes). D'un autre côté, dans la base de données PolyU, 4500 comparaisons authentiques et 1122750 comparaisons d'imposteurs ont été générées (une base de données contient 500 personnes).

**Table V.8** – Performance du système d'identification unimodal

	Sans SVM			Avec SVM		
	sans réduction	PCA	WPCA	sans réduction	PCA	WPCA
460 nm	98.11	98.11	99.00	99.22	99.00	<b>99.33</b>
630 nm	97.88	97.88	98.22	98.55	98.55	<b>98.66</b>
700 nm	97.66	97.66	98.00	98.00	98.00	<b>98.33</b>
850 nm	94.88	94.88	95.00	95.00	95.00	<b>95.11</b>
940 nm	96.11	96.11	96.22	96.22	96.11	<b>96.55</b>
WHT	96.55	96.55	98.33	98.33	98.44	<b>98.55</b>

Un score d'appariement entre deux images palmaires est calculé en fonction de leurs caractéristiques. Le classifieur SVM est largement utilisé en biométrie. Les SVM appartiennent à la catégorie générale des méthodes du noyau. Une méthode noyau fait référence à un algorithme qui ne dépend des données que par le biais de produits scalaires. Dans ce cas, le produit scalaire peut être remplacé par une fonction noyau qui calcule ensuite un produit scalaire dans un espace de caractéristiques dimensionnellement élevé. Le SVM avec le noyau RBF est utilisé pour la classification.

Le Tableau V.8 montre les résultats du GAR pour les différentes expériences. En comparant les résultats obtenus, il est clair que le classifieur SVM améliore efficacement la précision du système. Il est clair que, la DCTNet avec la technique de réduction de dimensionnalité fonctionne très bien mieux que la DCTNet originale (sans réduction). (par exemple, en utilisant WPCA, dans le cas de 460 nm, le GAR était 99.00% (avec réduction) au lieu de 98.11% (sans réduction), aussi 98.22% au lieu de 97.88% peut être obtenu en le cas de 630nm). En effet, ces résultats peuvent également être améliorés en utilisant un classifieur SVM (par exemple, 99,33% et 98,66% au lieu de 99,00% et 98,22% ont été obtenus pour respectivement 460 nm et 630 nm dans le cas de WPCA).

Dans la base de données PolyU, il est clair que le SVM et le WPCA ont donné des résultats parfaits (GAR = 100%). En conclusion, les deux scénarios (réduction et SVM) contribuent à cette amélioration, mais en comparant la colonne 4 du tableau 4 (avec SVM-sans réduction) avec la colonne 2 (sans SVM-sans réduction) et la colonne 3 (sans SVM-WPCA) , il est clair que la performance est améliorée en utilisant SVM.

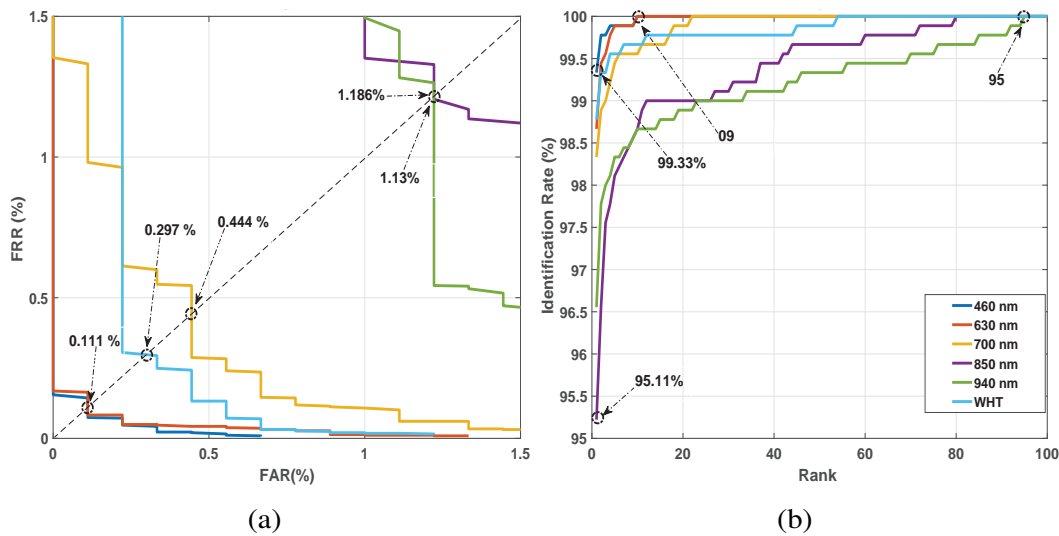
Le Tableau V.9 illustre les performances du système unimodal à partir de la base

**Table V.9** – Performance du système unimodal de la base de données CASIA

BD 100 persons	Ensemble ouvert			Ensemble fermé	
	$d$	EER (%)	$T_o$	ROR (%)	RPR
460 nm	- 0.294	0.111	0.7327	99.33	10
630 nm	- 0.300	0.111	0.7155	98.66	09
700 nm	- 0.528	0.444	0.6138	98.33	21
850 nm	- 0.771	1.186	0.5995	95.11	78
940 nm	- 0.894	1.130	0.5675	96.55	95
WHT	- 0.561	0.297	0.692	98.55	58

de données CASIA. A partir des résultats obtenus, les bandes spectrales 460 et 630 nm donnent le meilleur  $EER = 0,111\%$  dans l'identification de l'ensemble ouvert et donnent la meilleure reconnaissance du rang 1,  $ROR = 99,33\%$ , et  $ROR = 98,66\%$  avec rang de reconnaissance parfaite (RPR) égal à 10 et 9 respectivement dans l'identification de l'ensemble fermé que d'autres bandes spectrales (700 nm, 850 nm, 940 nm, WHT). Cela est dû au fait que la bande de 460 nm capture certaines structures de la veine palmaire. Cette information supplémentaire permet de mieux classer cette bande.

Les bandes 700 nm et WHT sont très similaires. Les lignes des empreintes palmaires



**Figure V.12** – Performance du système unimodal (a) courbe ROC, (b) courbe CMC.

de ces deux bandes semblent presque identiques. Des résultats plus faibles sont obtenus par les bandes de 850 et 940 nm ( $EER > 1,00\%$ ,  $ROR < 98,00\%$ ). Toutes les bandes ont produit des intervalles de confiance négatifs, ce qui est motivé par l'absence de bande ( $ERR = 0$ ) dans la base de données CASIA.

La Figure V.12 montre les courbes ROC (FRR contre FAR) sur la Figure V.12 (a) et les courbes CMC sur la Figure V.12 (b).

Dans la base de données PolyU, toutes les bandes (Rouge, Vert, Bleu et Nir) ont donné

**Table V.10** – Performance du système unimodal de la base de données PolyU

BD 500 persons	Ensemble ouvert			Ensemble fermé	
	$d$	EER (%)	$T_o$	ROR (%)	RPR
<i>Red</i>	+ 0.273	0.00	0.726	100	01
<i>Green</i>	+ 0.195	0.00	0.804	100	01
<i>Blue</i>	+ 0.207	0.00	0.792	100	01
<i>Nir</i>	+ 0.249	0.00	0.750	100	01

des résultats parfaits (EER = 0,00%, ROR = 100%) comme illustré dans le Tableau V.10. Ainsi, dans cette base de données, toutes les bandes ont donné aussi des intervalles de confiance positifs (EER = 0%).

Pour améliorer les résultats du système unimodal, nous utilisons le système multimodal, il existe plusieurs structures de systèmes multimodaux : Multi-biométrie combine l'information de multiples modalités biométriques et multi-algorithmes en cours d'utilisation différentes extraction de caractéristiques dans chaque sous-système et multi-capteurs acquièrent l'échantillon de la modalité requise à travers plusieurs capteurs ou unités de capture, et de tels systèmes capturent plusieurs des instances ou des instantanés d'une seule modalité utilisant un seul capteur d'imagerie à partir d'angles et d'orientations différents. Systèmes multi-échantillons, ces systèmes utilisent un seul capteur d'imagerie pour acquérir de multiples exemples d'un seul trait, ce dernier type est utilisé dans ce travail.

### c) Système d'identification multimodal

Pour améliorer davantage nos résultats, nous allons essayer de fusionner les différents scores pour différentes bandes (460 nm, 630 nm, 700 nm, 850 nm, 940 nm, WHT) pour obtenir systèmes multimodaux qui sont (460 nm, 630 nm), (700 nm, 850 nm), (940 nm, WHT), (460 nm, 630 nm, 700 nm), et (850 nm, 940 nm, WHT).

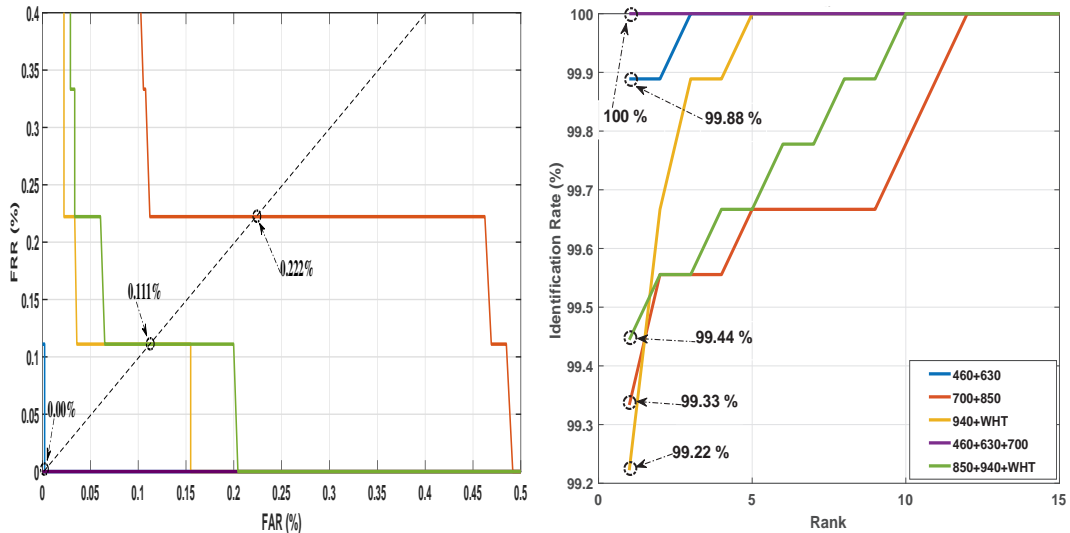
De la même manière qu'avant, nous avons procédé à la fusion de deux et trois bandes spectrales et après cela une étude comparative entre différentes règles de fusion est faite. Le Tableau V.11 ainsi que la Figure V.13 et la Figure V.14 illustrent les résultats obtenus pour les systèmes d'identification multimodaux. Sur la base des résultats précédents, nous

**Table V.11** – Performance des systèmes d'identification multimodaux de la base de données CASIA

BD 100 persons	Ensemble ouvert			Ensemble fermé	
	$d$	EER (%)	$T_o$	ROR (%)	RPR
460 nm - 630 nm	- 0.054	$2.24 \times 10^{-3}$	0.8640	99.88	03
700 nm - 850 nm	- 0.36	0.222	0.6707	99.33	12
940 nm - WHT	- 0.267	0.111	0.7339	99.22	05
460 nm - 630 nm - 700 nm	+ 0.057	0.000	0.9420	100	01
850 nm - 940 nm - WHT	- 0.285	0.111	0.7765	99.44	10

pouvons identifier quelques remarques :

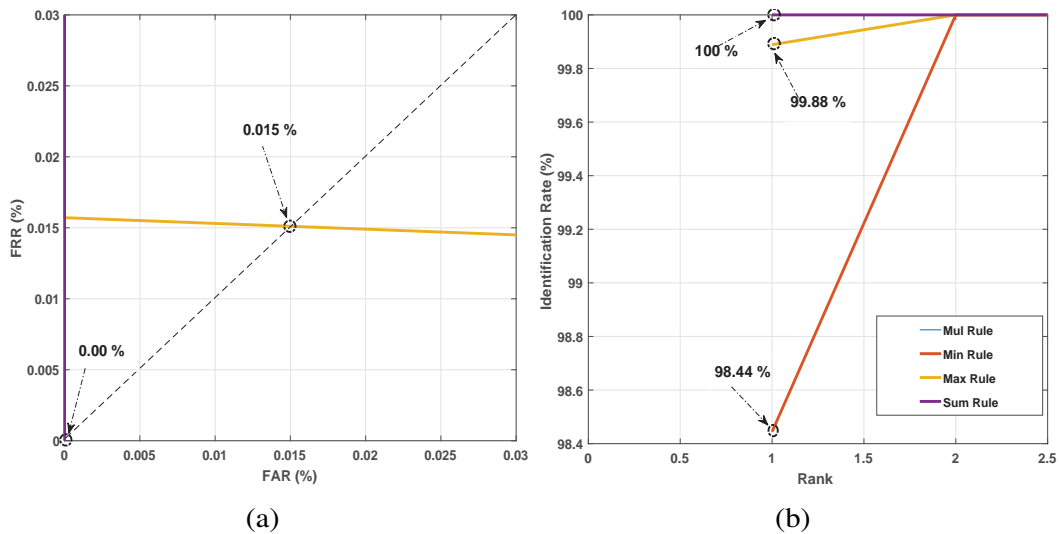
- La précision du système multimodal est meilleure que celle du système unimodal car le but du système multimodal est de fusionner les scores de plusieurs sous-systèmes, ce qui permet d'augmenter la probabilité d'identifier les personnes.
- La fusion au niveau des scores de trois bandes donne un meilleur EER (0,00%) que la



**Figure V.13** – Performance des systèmes d'identification multimodaux (a) courbe ROC, (b) courbe CMC.

fusion de deux bandes EER ( $2,24 \times 10^{-3}\%$ ). Les deuxième et troisième groupes complètent le manque d'information sur le premier groupe.

- Nous notons que la fusion de trois bandes produit un intervalle de confiance positif



**Figure V.14** – Performance des systèmes d'identification multimodaux (a) courbe ROC, (b) courbe CMC.

par rapport à d'autres techniques de fusion. Dans ce cas, les règles Sum et Mul offraient

un résultat parfait (ERR = 0%, ROR = 100%) bien qu'un intervalle de confiance positif comparé à la règle Min.

### V.2.3 Étude comparative

**Table V.12** – Comparaison des performances de notre système avec l'état de l'art

PAPIER	MÉTHODES	BDD	PRÉCISION (EER%)
[121]	LBP	PolyU	1.133 (meilleur bande)
[140]	HOG	PolyU	0.358 (meilleur bande)
[94]	LLDP	PolyU	0.026 (meilleur bande)
[104]	Local Invariant Features	CASIA	0.996 (meilleur bande)
[102]	Wavelet Fusion with ACO	CASIA	3.125 (meilleur bande)
[105]	Contour Code (CC)	PolyU	0.025 (meilleur bande )
		CASIA	0.615 (meilleur deux bandes)
Deep learning Features			
[107]	DBN and RBM	Beijing Jiaotong University	0.8329
[110]	d-prime CNN	CASIA	1.86 (meilleur bande)
[141]	CNN	PolyU	9.25
[142]	Deep Convolutional Features	PolyU	0.25
[143]	DCFSSH	PolyU	0.00
[89]	Two-stages PCANet	PolyU	0.00 (quatre bande)
		CASIA	0.125 (meilleur bande)
Our	Two-stages DCTNet	PolyU	0.00 (quatre bande)
		CASIA	0.111 (meilleur bande)
		CASIA	0.000 (fusion de trois bandes)

Les méthodes que nous avons utilisées sont comparées avec différentes méthodes d'état de l'art telles que LBP [121], HOG [140], LLDP [94], fusion d'ondelettes avec ACO [102], caractéristiques invariantes locales [104], Contour Code (CC) [105], Deep Belief Network (DBN) et Restricted Boltzmann Machine (RBM) [107], d-prime Convolutional Neural Networks (CNN) [110], Convolutional Neural Networks (CNN) [141], profond fonctions convolutionnelles [142], Supervised Hashing with Deep Convolutional Features (DCFSSH) [143], et PCANet en deux couches [89].

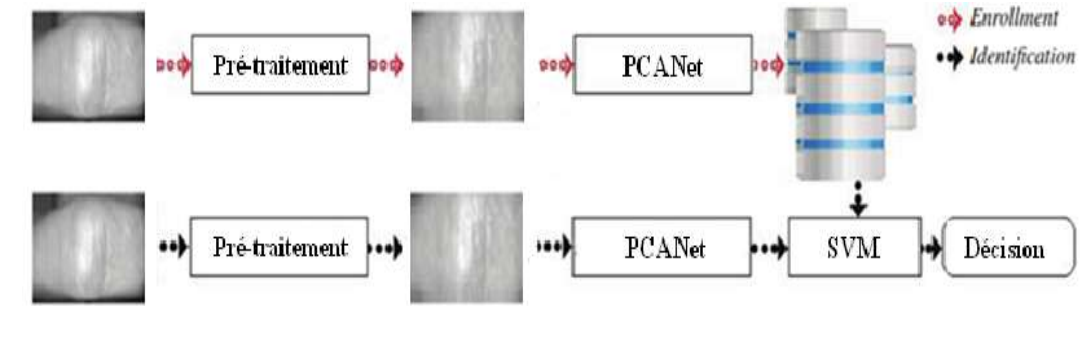
Le Tableau V.12 résume les résultats obtenus dans lesquels nous observons que la méthode proposée a obtenu les meilleures performances par rapport à d'autres méthodes. Notre système a donné les meilleurs résultats pour la biométrie unimodale et multimodale en utilisant le classifieur SVM.



## V.3 Systèmes d'identification par les articulations des doigts : principes et expérimentations

### V.3.1 PCANet

La Figure V.15 montre le schéma de principe du système proposé. Le système de re-



**Figure V.15** – Schéma du principe d'un système d'identification par FKP.

connaissance par l'empreinte des articulations des doigts (FKP) est basé sur deux phases : la phase d'enrôlement et la phase d'identification, la première phase, il s'intéresse au traitement de l'image, puis extraire les caractéristiques des images sous forme de vecteur au module d'extraction et nous comparons avec les vecteurs test de la base de données.

Le but de l'étude du système est d'obtenir des résultats optimaux par rapport aux études précédentes utilisant l'algorithme PCANet, dans ce travail, nous avons suivi les étapes suivantes :

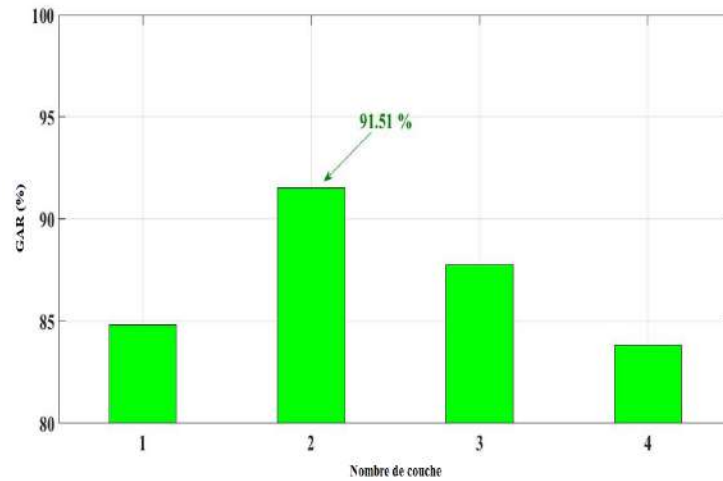
Première expérimentation : nous avons étudié l'influence des paramètres PCANet dans le taux d'identification du système biométrique, et nous avons choisi les meilleurs paramètres de l'algorithme d'extraction de caractéristiques PCANet.

Deuxième expérimentation : Nous avons utilisé l'algorithme PCANet pour extraire les caractéristiques des images FKP. Cet algorithme est parmi les meilleurs descripteurs de texture courants. Nous avons mené plusieurs expériences pour voir quel est le meilleur doigt qui donne de bons résultats.

#### a) Sélection des paramètres de PCANet :

La PCANet est une nouvelle approche qui a été suivie pour évaluer la performance du système de reconnaissance contrôlée par certains paramètres très important, le nombre de couches et le nombre de filtres dans chaque couche et la taille du filtre et la taille de l'histogramme par blocs et chevauchement. Mais, il est très nécessaire de choisir la meilleure configuration de PCANet. Afin de sélectionner le paramètre optimal, nous avons effectué différents tests.





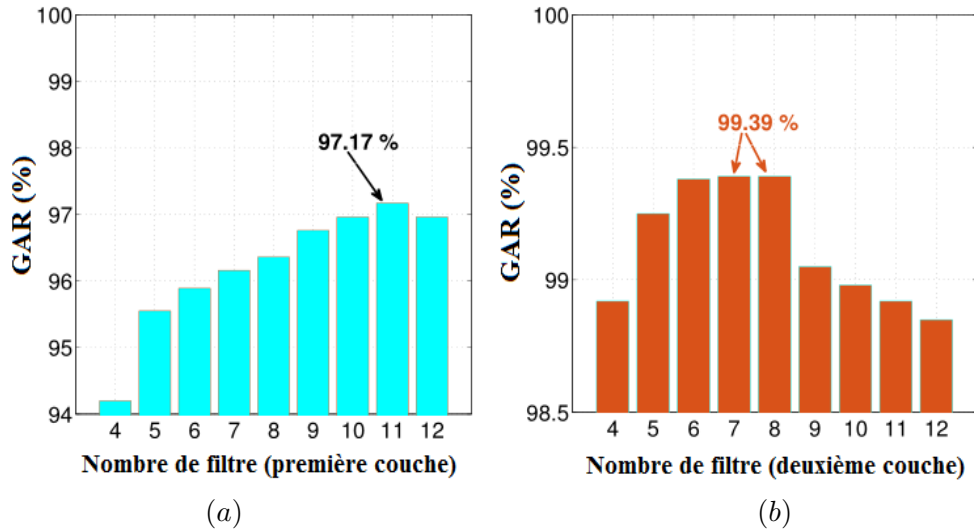
**Figure V.16** – Adaptation du paramètre PCANet le taux d’identification par rapport à le nombre des couches.

Tout d’abord, la Figure V.16, qui illustre le taux d’identification par rapport au nombre de couches, nous observons que l’utilisation de deux couches donne le meilleur résultat par rapport à d’autre nombre de couches [1,3,4] car il donne le plus haut taux d’identification 91,51%. Donc nous voyons qu’une couche ne suffit pas pour extraire des informations. D’autre part, l’utilisation de 3 et 4 couches provoquent une déformation dans l’image, par conséquent, la perte d’informations principales. Deux couches présentent une bonne information pour un descripteur de texture courant. L’augmentation du nombre de couches exigera un temps de calcul important ce qui nécessite un équipement spécial pour résoudre ce problème.

Pour déterminer le nombre de filtres dans les deux couches, nous avons fixé le nombre de filtres dans la deuxième couche à 2 et nous avons changé le nombre de filtres dans la première couche entre 1 et 12 filtres. La Figure V.17 (a) illustre le taux d’identification par rapport au nombre de filtres dans la première couche. Dans cette figure, nous observons que le taux d’identification est très élevé dans les filtres 9..12. Mais il donne le meilleur résultat 97.17% quand le nombre de filtres égal à 11. Après cela, nous avons fixé le nombre dans la première couche (*Nombre de filtres* = 11) et nous avons changé le nombre de filtre dans le deuxième couche de la même manière.

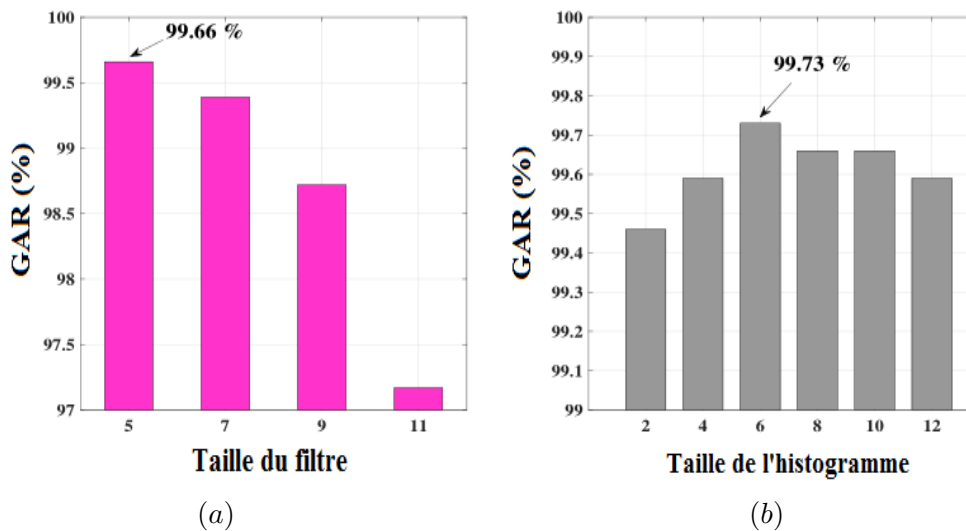
La Figure V.17 (b) illustre les différentes valeurs du GAR obtenus en fonction du nombre de filtres pour la deuxième couche., Nous constatons que le taux d’identification est très élevé pour (5 – 10) filtres, où les filtres 7 et 8 ont donné le meilleur résultat 99,66%, mais du côté RPR, le filtre 8 donne le meilleur RPR. Grâce à ces qualificatifs, nous concluons que le nombre de filtres est essentiel dans l’algorithme PCANet.

Maintenant, nous changeons la taille du filtre et nous fixons la taille de l’histogramme pour déterminer leur impact sur cet algorithme. Comme condition préalable, la taille du



**Figure V.17** – Adaptation du paramètre PCANet le taux d'identification par rapport à le nombre des filtres (a) première couche, (b) deuxième couche.

filtre doit être un nombre impair car elle prend le centre. Nous prenons les valeurs de la taille de filtre comme suit (3,5,7,9,11), nous voyons que la meilleure valeur à la taille de filtre ( $5 \times 5$ ), car elle a donné le taux d'identification estimé à 99,66%. La Figure. V.18 (a) montre le taux d'identification en fonction de la taille du filtre. D'autre part, la



**Figure V.18** – Adaptation du paramètre PCANet (a) le taux d'identification par rapport à la taille du filtre, (b) le taux d'identification par rapport à la taille de l'histogramme.

taille de l'histogramme du bloc doit être un nombre paire. La Figure V.18 (b) illustre les différents résultats obtenus en changeant la taille de l'histogramme par blocs. A partir de cette figure, nous remarquons tous les histogrammes par bloc donnent des résultats supérieurs à 99.40% mais le meilleur donne un taux d'identification égale 99.73% quand l'histogrammes par bloc égal  $[6 \times 6]$ .

Nous concluons que l'algorithme PCANet est affecté par deux facteurs de base (taille du filtre et la taille de l'histogramme du bloc). Après avoir apporté des modifications à divers paramètres, nous essayons de changer le chevauchement entre les filtres avec différents pourcentages [0%, 25%, 50%, 75%] pour améliorer les performances du système. Ce

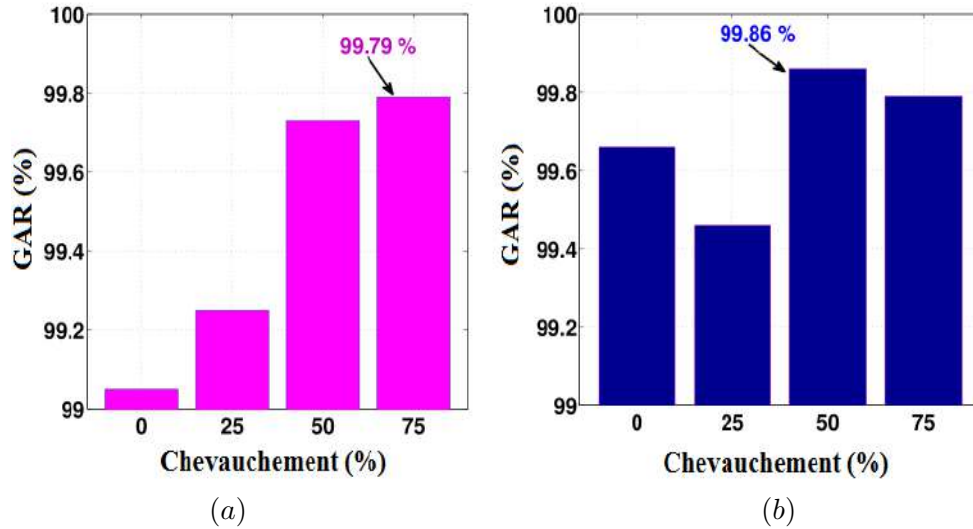


Figure V.19 – Adaptation du paramètre PCANet (a) Sans SVM, (b) Avec SVM.

chevauchement a montré que les meilleurs résultats ont été obtenus avec 75%, ainsi, le meilleur taux d'identification est environ 99,79%, mais en utilisant la méthode de classification SVM, nous observons que la meilleure valeur est estimée à 99,86% obtenue avec un taux de 50% comme il est illustré dans la Figure. V.19. Nous utilisons la méthode SVM parce qu'elle est une technique de classification (similarité), basée sur l'utilisation des fonctions de base du noyau qui permettent une séparation optimale des points du plan. Enfin, après avoir comparé les résultats, nous obtenons une meilleure information de l'algorithme PCANet dans le tableau suivant :

Table V.13 – Meilleur paramètre de DCTNet

Nombre des couches	Nombre des filtres		Taille de filtre	Taille de l'histogramme par bloc
	Première couche	Deuxième couche		
2	11	8	5 × 5	6 × 6

## b) Résultats du système unimodal

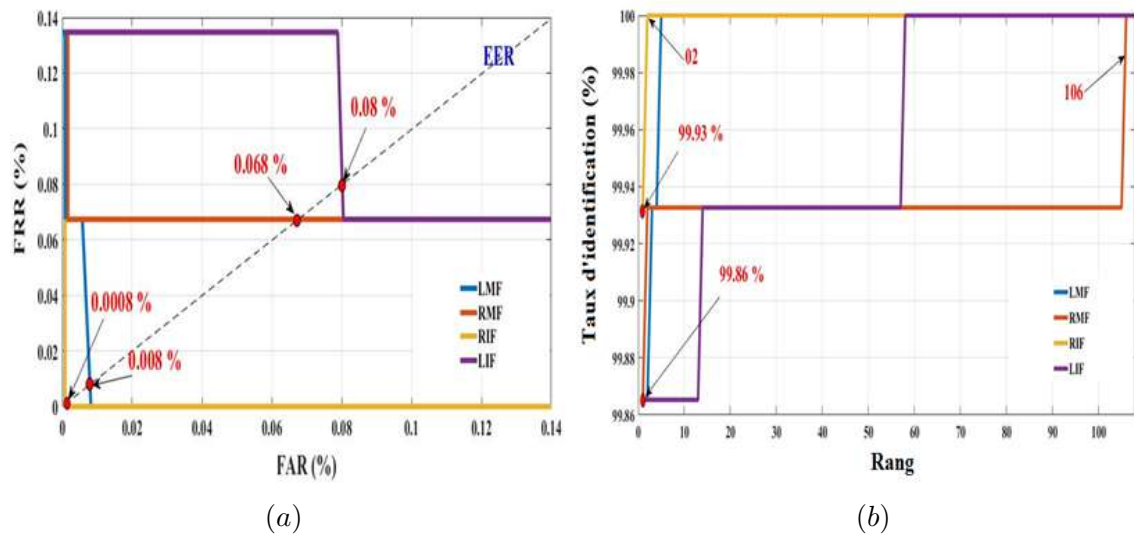
Le but du système d'identification est d'évaluer la performance lorsque nous utilisons l'information de chaque modalité en établissant la performance sous différentes modalités (LIF, LMF, RIF, RMF). Cependant, pour tous les doigts, nous utilisons les meilleurs paramètres de PCANet obtenus dans le résultat précédent. Généralement, le système

d'identification est divisé en deux étapes de base (Ensemble ouvert et ensemble fermé), donc, nous analysons le système en fonction de ces étapes.

☛ **Ensemble ouvert** : nous avons effectué plusieurs tests sur (LIF, LMF, RIF, RMF)

**Table V.14** – Performance du système unimodal

BD 165 personnes	Ensemble ouvert		Ensemble fermé	
	EER	$T_0$	ROR	RPR
<b>LIF</b>	0.08%	0.696	99.86%	58
<b>LMF</b>	0.008%	0.834	99.86%	05
<b>RIF</b>	0.0008%	0.984	99.93%	02
<b>RMF</b>	0.068%	0.708	99.86%	106



**Figure V.20** – Performance du système unimodal : (a) courbe ROC (b) courbe CMC.

comme indiqué dans le figure et tableau ci-dessous, on observe que les résultats obtenus prennent des valeurs approximatives  $EER = [0,0008 \ 0,068]$  et  $T_0 = [0,696 \ 0,984]$ , respectivement pour chaque doigt (RIF, LMF, RMF, LIF) comme illustré au Tableau. V.14 et Figure.V.20 (a). Le RIF donne les meilleures valeurs  $T_0 = 0,984\%$  et  $EER = 0,0008\%$ .

☛ **Ensemble fermé** : lié à deux critères ROR et RPR, basé sur la Figure. V.20 (b) et le Tableau. V.14, nous notons que (LIF, RMF, LMF) donne une même valeur pour  $ROR = 99,86\%$ , et des valeurs différentes pour le RPR,  $[58, 106, 05]$  respectivement, et RIF donne  $99,93\%$  et  $RPR = 02$ . Sur la base de ces expériences, le RIF donne le meilleur résultat.

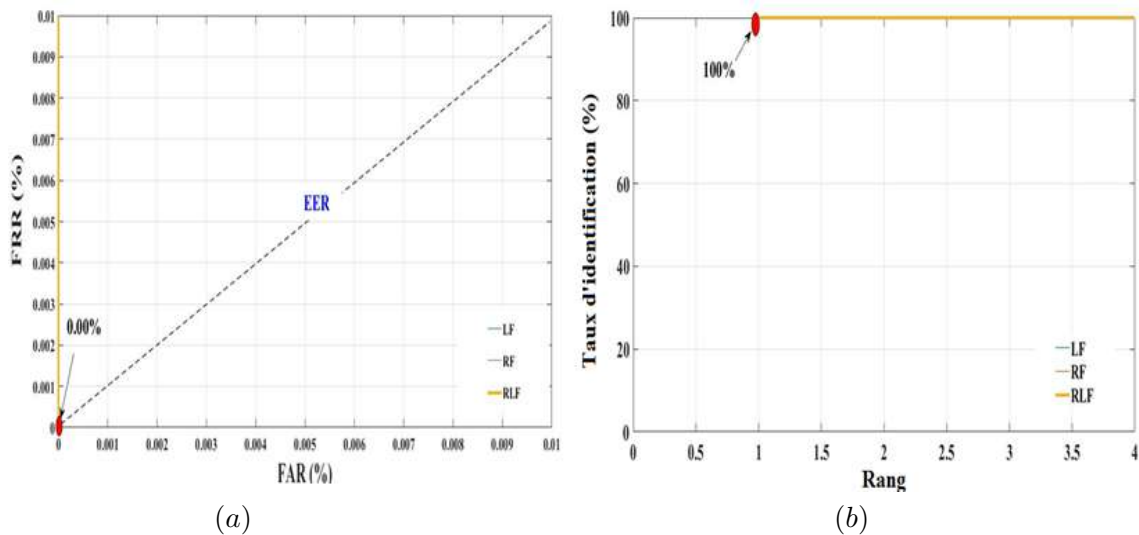
### c) Système d'identification multimodal

Nous fusionnons l'information de certains doigts. Dans ce cas, le système multimodal fonctionne avec une seule modalité biométrique (FKP) proposant plusieurs échantillons. Dans notre travail, la fusion au niveau score est utilisée car c'est l'approche la plus utilisée

car elle donne les meilleurs résultats et elle est simple pour les scores fusionnés générés par différents sous-systèmes afin d'obtenir des résultats plus efficaces que le système unimodal, nous utilisons la fusion pour fusionner les deux échantillons de la même main (LIF + LMF et RIF + RMF), puis nous combinons les résultats obtenus (LF et RF). Après cela, nous expérimentons plusieurs règles de fusion (Min, Max, Mul, Sum). La Figure. V.21 et

**Table V.15** – Performance du système multimodal

BD 165 personnes	Ensemble ouvert		Ensemble fermé	
	EER	$T_o$	ROR	RPR
<b>LIF-LMF</b>	0.00%	0.855	100%	01
<b>RIF-RMF</b>	0.00%	0.801	100%	01
<b>LF-RF</b>	0.00%	0.471	100%	01



**Figure V.21** – Performance du système multimodal : (a) courbe ROC (b) courbe CMC.

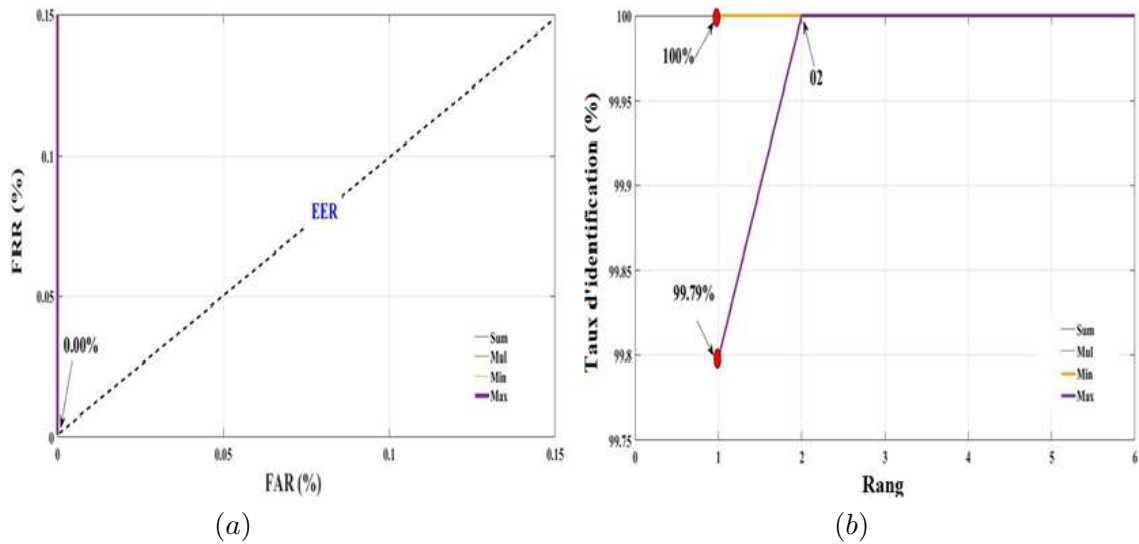
Tableau. V.15 montrent les différents résultats. Nous notons la diminution des résultats après la fusion des doigts, où nous observons dans l'ensemble ouvert tous les résultats de la fusion donnent le meilleur résultat  $EER = 0.00\%$ , le même dans l'ensemble fermé, où nous obtenons les meilleurs résultats au taux d'identification de  $100\%$  de la première personne. La figure V.22 et le tableau V.16 montre l'effet de différentes règles de fusion sur la performance du système multimodal en choisissant LF.

L'ensemble ouvert a montré le meilleur résultat où  $EER = 0.00\%$  pour toutes les règles, et dans l'ensemble fermé, le résultat idéal  $ROR = 100\%$  et  $RPR = 1$ , sauf pour la règle Max donne un résultat inférieur estimé par  $ROR = 99,79\%$  et  $RPR = 02$ .

Sur la base des résultats ci-dessus, nous concluons que le système multimodal donne de meilleurs résultats pour atteindre  $EER = 0.00\%$  et un  $ROR = 100\%$  et un  $RPR = 01$  comparé au résultat du système unimodal, de sorte que leurs valeurs comme suit  $EER = 0.0008\%$  et un  $ROR = 99,93\%$  et un  $RPR = 02$ .

**Table V.16** – Performance du système multimodal pour les différentes règles de fusion

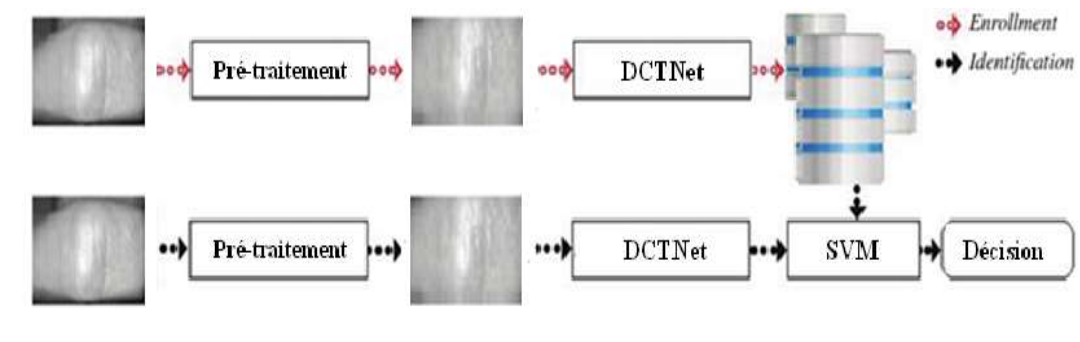
BD 165 personnes	Ensemble ouvert		Ensemble fermé	
	EER	$T_o$	ROR	RPR
Sum	0.00%	0.855	100%	01
Mul	0.00%	0.657	100%	01
Min	0.00%	0.753	100%	01
Max	0.00%	0.995	99.79%	02



**Figure V.22** – Performance du système multimodal : (a) courbe ROC (b) courbe CMC.

### V.3.2 DCTNet

Dans ce travail, nous avons proposé un système biométrique basé sur les caractéristiques des articulations des doigts. Ce système exploite différentes modalités biométriques qui sont les modalités de l'index gauche (LIF), milieu gauche (LMF), l'index droit (RIF) et milieu droit (RMF). Tout système biométrique se compose de deux phases : une phase d'enrôlement et une phase d'identification. Il comprend le processus de pré-traitement, le processus de correspondance, la normalisation et le processus de décision. La Figure V.23 montre le diagramme schématique du système proposé en utilisant des images FKP. Afin



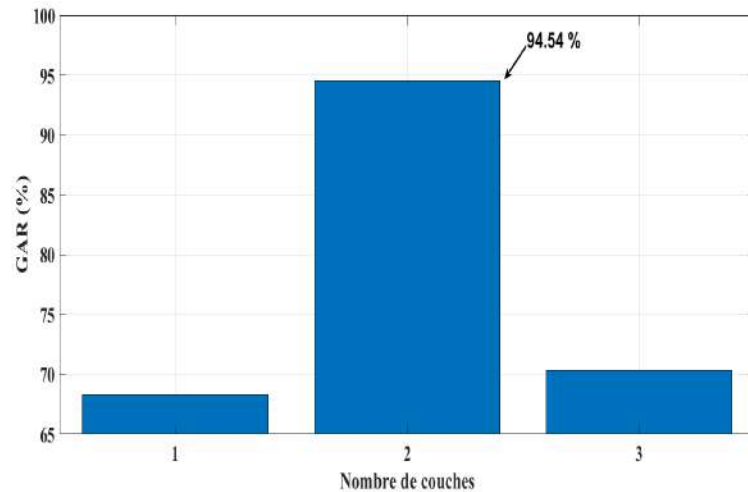
**Figure V.23** – Schéma du principe d'un système d'identification uni-modal.

d'analyser le performance de notre système d'identification, et afin d'obtenir des résultats satisfaisants, nous avons divisé notre travail en deux parties :

Dans la première partie, nous avons étudié l'influence du paramètre de DCTNet dans le taux d'identification du système biométrique, et avons choisi les meilleurs paramètres de l'algorithme d'extraction de caractéristiques DCTNet. Après cela, nous avons utilisé l'algorithme DCTNet pour extraire les caractéristiques des articulations des doigts. Nous avons mené plusieurs expériences pour voir quel est le meilleur doigt qui donne de bons résultats.

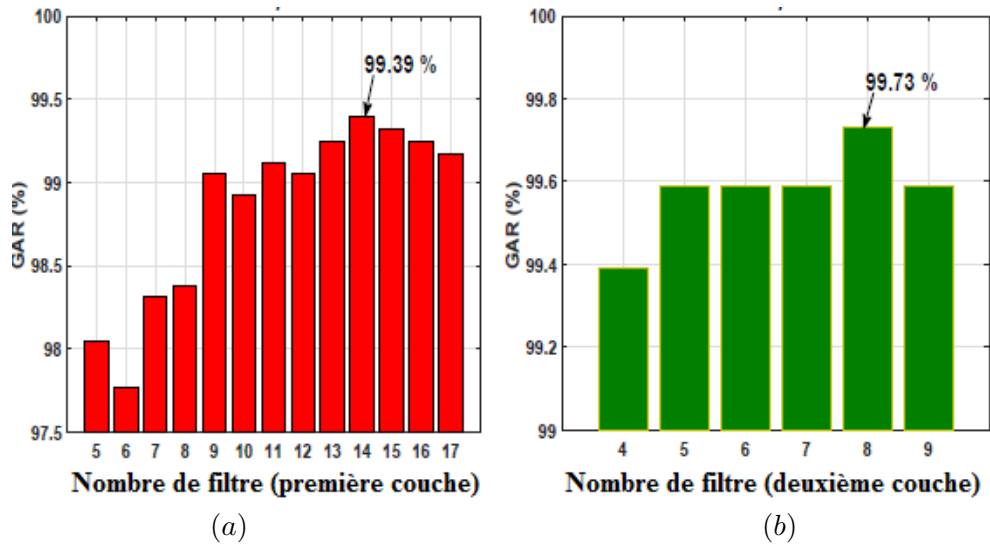
### a) Sélection des paramètres de DCTNet

Dans la structure DCTNet cinq paramètres importants sont à déterminer, le nombre de couches, et le nombre de filtres dans chaque couche, et la taille du filtre, et la taille de l'histogramme par bloc. Dans cette étape, nous sélectionnons les paramètres optimaux pour DCTNet afin d'obtenir la meilleure valeur pour le taux d'identification.



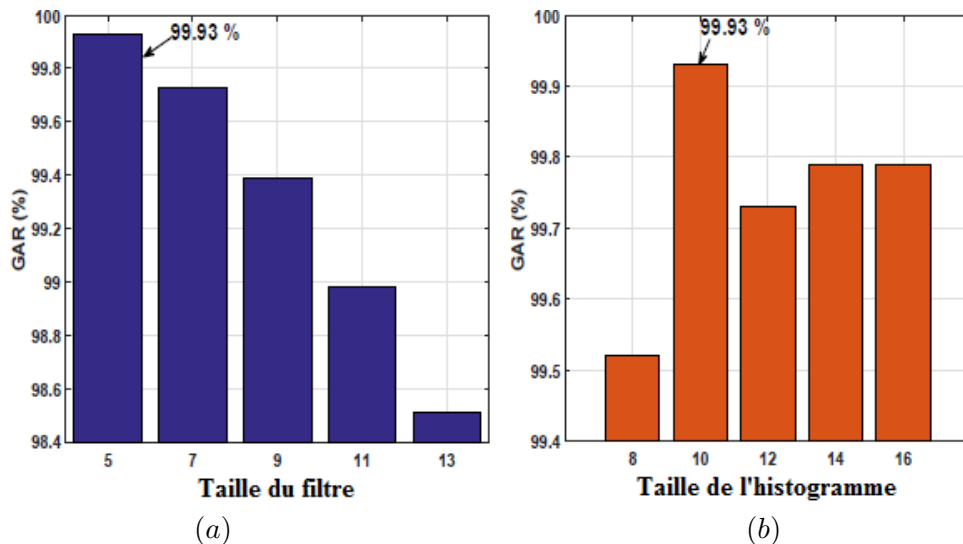
**Figure V.24** – Le taux d'identification par rapport à le nombre de couches.

La Figure V.24 illustre le GAR par rapport au nombre de couches, on observe que l'utilisation de deux couches est donne un meilleur résultat par rapport au nombre de couches [1, 3, 4], car il donne la plus grande valeur de GAR égale 94,54%. L'algorithme DCTNet dépend de la texture de percée, donc on voit qu'une étape ne suffit pas pour extraire des informations pertinente à la reconnaissance, d'autre part, l'utilisation de 3 et 4 couches provoquant des déformations dans l'image, résultant de la perte d'informations principales. Lorsque le numéro d'étape est égal à 2, il présente une bonne représentation de caractéristiques pour un descripteur de texture courant. L'augmentation du nombre de couches exige un temps de calcul additionnel, ce qui ralentit notre système d'identification. La Figure V.25 illustre le GAR par rapport au nombre de filtres dans la première couche et



**Figure V.25** – Taux d’identification par rapport à le nombre des filtres (a) première couche, (b) deuxième couche.

le GAR par rapport au nombre de filtres dans la deuxième couche. Dans la Figure. V.25 (a), nous notons que : le taux d’identification devient très élevé sur un certain nombre de filtres 9 – 17, il donne le meilleur résultat  $GAR = 99,39\%$  lorsque le nombre de filtres est égal à 14. Après cela, nous prenons le nombre de filtres dans la première couche à 14 et nous changeons le nombre de filtres dans la deuxième couche. Dans la Figure. V.25 (b), nous notons que : tous les filtres donnent de meilleurs résultats quand ils donnent le taux d’identification supérieur à 99,20%, mais le résultat parfait est donné par le nombre de filtres égal à 8. De ce qui précède, nous concluons que : l’influence du nombre de filtres est



**Figure V.26** – Adaptation du paramètre DCTNet (a) le taux d’identification par rapport à la taille du filtre, (b) le taux d’identification par rapport à la taille de l’histogramme.

importante pour l’amélioration des performances du système biométrique car le nombre



de filtres est essentiel dans l'algorithme DCTNet. Maintenant, nous verrons l'impact de la taille du filtre et la taille de l'histogramme par blocs dans le système d'identification. La Figure. V.26 montre le GAR par rapport à la taille du filtre et le GAR par rapport à la taille de l'histogramme par blocs.

Dans la Figure. V.26 (a), nous notons qu'en règle générale, la taille du filtre doit être un nombre impair, les meilleurs résultats sont obtenus lorsque la taille du filtre est inférieure à  $[9 \times 9]$ . Ainsi le meilleur résultat est obtenu lorsque la taille du filtre est égale à  $[5 \times 5]$  avec un GAR = 99,93%.

Dans la Figure. V.26 (b), nous notons qu'en règle générale, la taille de l'histogramme par blocs doit être un nombre pair, toutes les valeurs donnent des résultats supérieur à 99,00% et le maximum est 99,93% à partir de la taille de l'histogramme égal  $[10 \times 10]$ .

A la fin, et après la comparaison des résultats précédents, nous concluons que les meilleurs paramètres de l'algorithme DCTNet sont :

**Table V.17** – Meilleurs paramètres de la DCTNet

Nombre des couches	Nombre des filtres		Taille de filtre	Taille de l'histogramme par bloc
	Première couche	Deuxième couche		
<b>2</b>	<b>14</b>	<b>8</b>	<b>5 × 5</b>	<b>10 × 10</b>

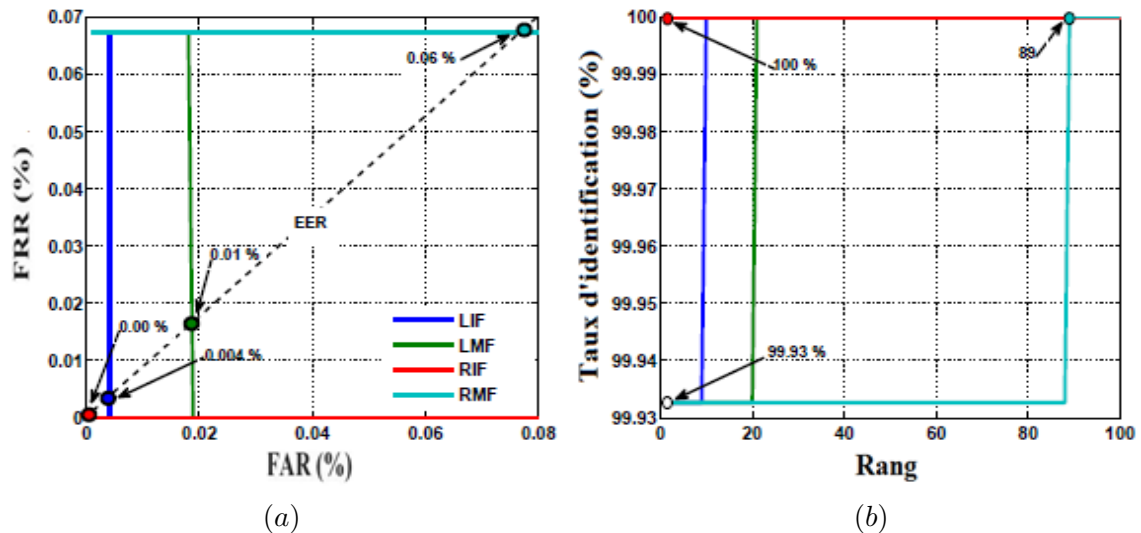
## b) Résultats du système unimodal

Le but de cette expérience est d'évaluer les performances du système lorsque nous utilisons des informations de chaque modalités (chaque doigt). Pour cela, dans l'identification en ensemble ouvert, nous avons exposé les performances sous différentes modalités (LIF, LMF, RIF, RMF). Le Tableau V.18 et la Figure V.27 comparent les performances

**Table V.18** – Performance du système d'identification unimodal

BD 165 personnes	Ensemble ouvert		Ensemble fermé	
	EER	$T_o$	ROR	RPR
<b>LIF</b>	0.004%	0.8132	99.93%	10
<b>LMF</b>	0.01%	0.6785	99.93%	21
<b>RIF</b>	<b>0.00%</b>	<b>0.843</b>	<b>100%</b>	<b>01</b>
<b>RMF</b>	0.06%	0.614	99.93%	89

du système unimodal en utilisant l'extraction de caractéristiques DCTNet de plusieurs types de doigts. Les résultats expérimentaux indiquent que le RIF est plus performant que le LIF, le LMF et le RMF en termes d'EER. Il donne un  $EER = 0,00\%$  et  $T_0 = 0,843$ . La Figure V.27 (b) montre la courbe CMC (le taux d'identification par rapport au rang) du système d'identification de l'ensemble fermé. Sur cette figure, tous les doigts donnent le meilleur résultat quand ils donnent le taux d'identification supérieur à 99,93% des doigts



**Figure V.27** – La performance du système unimodal (a) courbe ROC (b) courbe CMC.

LIF, LMF, RMF et le parfait est RIF parce qu'il donne la valeur idéale à 100% et à partir du RPR, RIF et LIF et LMF donnent un meilleur résultat quand il donne 01, 10,21 respectivement et RMF donne une très grande valeur estimé à 89.

De point de vue pratique, il est préférable de réduire la taille des échantillons après la méthode DCTNet avec moins d'effet sur les résultats. Pour cela, nous avons inséré la méthode WPCA qui a une très bonne réputation en termes de reconnaissance. Ainsi, pour une classification efficace des empreintes palmaires utilisées, nous avons utilisé le fameux classifieur SVM.

L'utilisation de la réduction de la taille des vecteurs caractéristiques et du SVM n'affecte pas les résultats obtenus, au contraire, ils sont un peu améliorés. En effet, cette amélioration est due que la WPCA conserve les informations pertinentes.

### c) Résultats du système multimodal

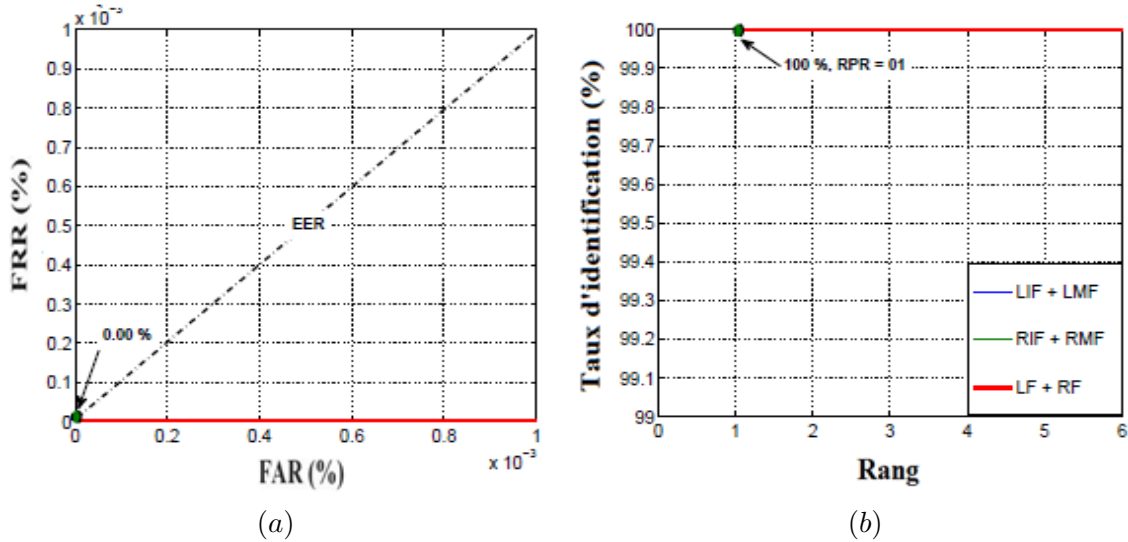
L'objectif du processus de fusion est d'améliorer les performances en fusionnant les informations de différentes modalités. Pour améliorer davantage nos résultats, nous essaierons de fusionner les différents scores pour différents doigts afin d'obtenir un système multimodal.

Dans ce cas, nous fusionnons les différents échantillons de quelques doigts (LIF et LMF, RIF et RMF) et à la fin réaliser un système basé sur la fusion entre les deux doigts.

Le Tableau V.19 et la Figure V.28 montrent les performances du système multimodal. Les résultats indiquent que dans l'identification de l'ensemble ouvert, les combinaisons de fusions proposées donnent un meilleur résultat EER égal à 0,00%, et la même chose dans l'ensemble fermé toutes les combinaisons de fusions proposées donnent un meilleur taux d'identification 100% en premier rang. Le Tableau V.20 et la Figure V.29 montrent la performance du système d'identification multimodal en utilisant différentes règles de

**Table V.19** – Performance du système d'identification multimodal

BD 165 personnes	Ensemble ouvert		Ensemble fermé	
	EER	$T_o$	ROR	RPR
<b>LIF-LMF</b>	0.00%	0.708	100%	01
<b>RIF-RMF</b>	0.00%	0.786	100%	01
<b>LF-RF</b>	0.00%	0.363	100%	01



**Figure V.28** – Performance du système multimodal (a) courbe ROC (b) courbe CMC.

**Table V.20** – Performance du système d'identification multimodal

BD 165 personnes	Ensemble ouvert		Ensemble fermé	
	EER	$T_o$	ROR	RPR
<b>Sum</b>	0.00%	0.719	100%	01
<b>Mul</b>	0.00%	0.417	100%	01
<b>Min</b>	0.00%	0.768	100%	01
<b>Max</b>	0.00%	0.995	99.79%	02

fusion. A partir des résultats obtenus, nous notons que :

- Les règles de Somme, Mul, et Min donnent le meilleur résultat EER égal à 0,00% et le taux d'identification est égal à 100%.
- La précision du système multimodal est meilleure que le système unimodal.
- Le système multimodal a un (EER = 0,00%) et un (ROR = 100%) et un (RPR = 1), obtenant ainsi un résultat parfait. Cette précision idéale peut être réduite à une grande base de données.

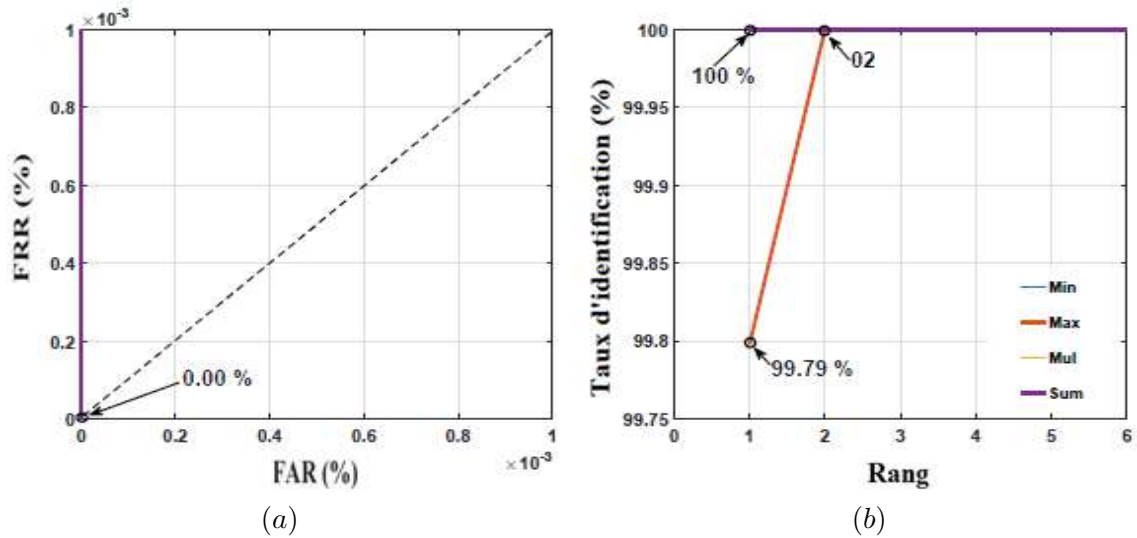


Figure V.29 – La performance du système multimodal (a) courbe ROC (b) courbe CMC.

## V.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté des applications sur un système de reconnaissance par l’empreinte palmaire basée sur les algorithmes LPQ, MB-LPQ, ML-LPQ, PCA-Net, et DCTNet pour l’extraction des caractéristiques. Et un système de reconnaissance par l’empreinte des articulations des doigts basée sur les algorithmes PCANet, et DCT-Net pour l’extraction des caractéristiques. A travers les différents résultats obtenus par chaque algorithme, on a constaté que la méthode d’apprentissage approfondi DCTNet est plus efficace pour les deux systèmes proposés. L’intégration du PCA et SVM a donné une efficacité à notre système et elle a amélioré les résultats. Ces derniers sont encore améliorés par la fusion des scores pour le système multimodal.

## *Conclusions générales et perspectives*

LE travail présenté dans cette thèse s'inscrit dans le contexte de l'identification automatique des personnes basée sur leurs traits biométriques. Nous avons proposés des systèmes biométriques unimodaux et multimodaux basés sur les deux modalités biométrique les plus importantes biométriques, à savoir l'empreinte palmaire et les empreintes des articulations des doigts.

Les objectifs poursuivis dans ce thèse proposent une démarche qui consiste à améliorer la performance de l'identification biométrique via l'empreinte palmaire et l'empreinte des articulations des doigts par plusieurs méthodes avec ensembles d'opérations. Pour cela, nous avons fait la comparaison entre différents types des méthodes d'extraction des caractéristiques, ce qui nous a permis d'en choisir celle qui est la mieux adaptée à notre problème.

Dans le premier système proposé basé sur l'empreinte palmaire, nous avons utilisé plusieurs méthodes pour l'extraction de caractéristiques. Pour cette raison, nous avons développé le descripteur LPQ en utilisant des nouveaux techniques basé sur multi-block et multi-level pour augment le vecteur des caractéristique de l'image palmaire. Cette augmentation a contribué à améliorer la performance de système biométriques.

La DCTNet est la deuxième méthode proposée basée sur l'apprentissage approfondi, pour extraire les caractéristique de l'image a partir des plusieurs niveaux de représentation. Cette représentation augment la quantité d'informations discriminantes pour chaque personne, ce qui contribue d'améliorer les performances de reconnaissance. Pour rendre notre système plus pratique, nous avons réduit la dimension de l'espace des caractéristiques par l'insertion de l'algorithme WPCA suivi par une classification à SVM.

Pour le deuxième système proposé, basé sur l'empreinte des articulations des doigts, nous avons utilisé deux algorithmes basés sur l'apprentissage approfondi, pour obtenir plusieurs niveaux de représentation qui contribue d'améliorer les performances du système.

Les algorithmes PCANet ou DCTNet avec la réduction de la dimension par WPCA et SVM pour la classification sont les deux techniques proposés pour les systèmes d'identification basé sur l'empreinte palmaire et l'empreinte des articulation des doigts. Les résultats expérimentaux obtenus sur la base de données PolyU de 165 personnes sont très encourageants et ils indiquent que la modalité FKP peut répondre aux exigences de sécurité. D'autre part, l'utilisation de plusieurs types de doigts (LMF, LIF, RIF et RMF) donne de meilleurs performances par rapport à l'utilisation d'un seul doigt. De plus, les résultats iniquent que la méthode proposée est performant par rapport d'autres approches existants dans la littérature.

En fin, les résultats obtenus, sont très intéressants. En effet, on est arrivé à un taux de reconnaissance idéal de 100% et une erreur idéal 0.00%, ce taux est très intéressant ce qui rend notre système fiable où il répond bien à l'objectif que nous nous sommes fixés au départ, à savoir la mise en œuvre d'un système permettant la reconnaissance d'individus.

## VI.1 Perspectives

- \* Nous allons tester la performance de système biométrique en utilisant une base de données de grande taille (nombre des personnes grande ou plusieurs bandes spectrales) par exemple : PolyU Hyperspectral.
- \* Utiliser d'autres algorithmes du même contexte de l'apprentissage approfondi pour l'extraction des caractéristiques des modalités biométriques.
- \* Utiliser d'autres méthodes pour la classification des images par exemple : la logique flou, les réseaux de neurones,...etc.
- \* Utiliser d'autres traits biométriques pour obtenir de grandes performances du système dans le cas unimodal et multimodal.

## *Base des images*

---

A.1	La base de données de l’empreinte palmaire multi-spectrale (PolyU-MSP) . . . . .	95
A.2	La base de données de l’empreinte palmaire multi-spectrale (CASIA) . . . . .	96
A.3	La Base de données FKP PolyU . . . . .	96

---

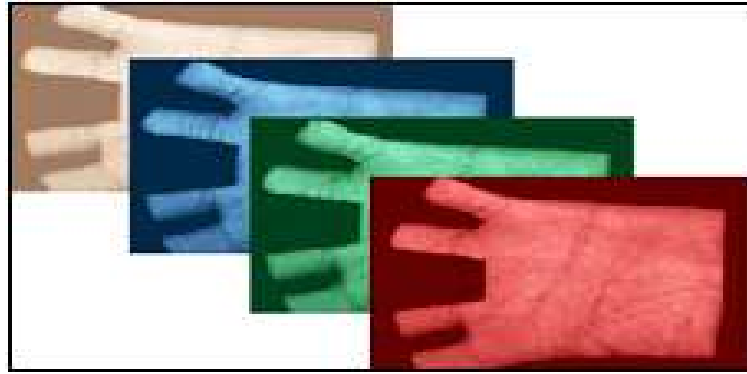
NOS expériences sont conçues pour tester la précision et l’efficacité de la méthode proposée. Les bases de données d’empreintes palmaires polyU et CASIA multispectrales et la base de données d’empreintes d’articulations des doigts PolyU sont des bases de données accessibles au public utilisés dans nos travail.

### **A.1 La base de données de l’empreinte palmaire multi-spectrale (PolyU-MSP)**

Les images de palmprints que nous avons utilisé dans nos expérimentations sont issues de la base de données PolyU Database. Les images de cette base ont été collectées parmi 500 individus en utilisant un dispositif de capture d’images de palmprints conçu par des chercheurs de l’université polytechnique de Hong Kong. Les images ont été prises dans deux périodes différentes séparées par un intervalle de temps d’environ deux mois. Durant chaque période, chaque individu devait prendre au moins six images de ses palmprints. De plus, dans la deuxième période, la source de lumière et l’objectif de la caméra CCD ont été ajustés de telle sorte que les images de la première et deuxième période donnent l’impression d’avoir été prises par deux dispositifs de palmprints différents [144].

Les images ont, aussi, été prises dans des conditions de lumière différentes afin de tester la robustesse du système de reconnaissance. La taille des images est de  $128 \times 128$  avec une résolution de 75 dpi. Le système collecte quatre images depuis quatre bandes (Rouge, Vert, Blue et NIR). La Figure A.1 montre des échantillons d’empreinte palmaire multi-spectrale sous les quatre bandes spectrales. Cette base d’images contient 6000 images pour chaque

bande provenant des 500 paumes différentes.



---

**Figure A.1** – Exemple des images PolyU.

## **A.2 La base de données de l’empreinte palmaire multi-spectrale (CASIA)**

La base de données d’images palmaires multi-spectrales CASIA contient 7200 images palmaires capturées à partir de 100 personnes différentes en utilisant des dispositifs d’imagerie spectrale multiples auto-conçus. Toutes les images palm sont des fichiers JPEG de niveau 8 bits. Pour chaque main, deux sessions d’images de palmiers ont été capturées. L’intervalle de temps entre les deux sessions est de plus d’un mois. Dans chaque session, il y a trois échantillons.

Chaque échantillon contient six images palmaires qui sont capturées en même temps avec six spectres électromagnétiques différents. Les longueurs d’onde de l’illuminateur correspondant aux six spectres sont respectivement de 460 nm, 630 nm, 700 nm, 850 nm, 940 nm et de la lumière blanche. Entre deux échantillons, un certain degré de variation des postures de la main a été autorisé. Grâce à cela, l’objectif est d’augmenter la diversité des échantillons intra-classe et simuler l’utilisation pratique.

Il n’y a pas de chevilles pour restreindre les postures et les positions des palm. Les sujets sont tenus de mettre sa paume dans l’appareil et de le poser devant un fond de couleur uniforme. L’appareil fournit un éclairage réparti uniformément et capture les images de la palm à l’aide d’une caméra CCD fixée au bas de l’appareil. Nous concevons un circuit de contrôle pour ajuster automatiquement les spectres[145].

## **A.3 La Base de données FKP PolyU**

La base de données est destinée à être un point de référence pour évaluer la performance de diverses méthodes de reconnaissance FKP, et il est désormais accessible au public. Le FKP images ont été recueillies à partir de 165 volontaires, dont 125 hommes et 40 femmes. Entre eux, 143 personnes ont 20 – 30 ans et les autres sont 30 – 50 ans. Les bénévoles étaient des étudiants et des enseignants de l’Université polytechnique de Hong Kong et à



Harbin Institute of Technology (PolyU).

Nous avons recueilli les échantillons en deux sessions distinctes. Dans chaque session, le sujet était demandé de fournir 12 images pour chacun des doigts l'index et le milieu gauche, l'index et le milieu droit. Par conséquent, 48 images de quatre doigts étaient recueillies auprès de chaque sujet. Au total, la base de données contient 7920 images de 660 doigts différents [146].

# Bibliographie

- [1] P. Gregory and M. A. Simon, *Biometrics for dummies*. John Wiley & Sons, 2008.
- [2] A. K. Jain, A. A. Ross, and K. Nandakumar, *Introduction to Biometrics*, 1st ed. Springer US, 2011.
- [3] D. D. Zhang, *Automated biometrics : Technologies and systems*. Springer Science & Business Media, 2013, vol. 7.
- [4] A. Naït-Ali and R. Fournier, *Signal and image processing for biometrics*. John Wiley & Sons, 2012.
- [5] D. Nico, E. Daprati, F. Rigal, L. Parsons, and A. Sirigu, “Left and right hand recognition in upper limb amputees,” *Brain*, vol. 127, no. 1, pp. 120–132, 2004.
- [6] A. Kong, D. Zhang, and M. Kamel, “A survey of palmprint recognition,” *pattern recognition*, vol. 42, no. 7, pp. 1408–1418, 2009.
- [7] A. A. Ross, K. Nandakumar, and A. K. Jain, *Handbook of multibiometrics*, ser. International Series on Biometrics. Springer, 2006.
- [8] M. Vatsa, R. Singh, and A. Majumdar, *Deep Learning in Biometrics*. CRC Press, 2018.
- [9] L. Deng, D. Yu *et al.*, “Deep learning : methods and applications,” *Foundations and Trends® in Signal Processing*, vol. 7, no. 3–4, pp. 197–387, 2014.
- [10] J. Schmidhuber, “Deep learning in neural networks : An overview,” *Neural networks*, vol. 61, pp. 85–117, 2015.
- [11] Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton, “Deep learning,” *nature*, vol. 521, no. 7553, p. 436, 2015.
- [12] D. R. Hardoon, S. Szedmak, and J. Shawe-Taylor, “Canonical correlation analysis : An overview with application to learning methods,” *Neural computation*, vol. 16, no. 12, pp. 2639–2664, 2004.
- [13] M. Boatwright and X. Luo, “What do we know about biometrics authentication?” in *Proceedings of the 4th annual conference on Information security curriculum development*. ACM, 2007, p. 31.

- [14] I. Traore, *Continuous Authentication Using Biometrics : Data, Models, and Metrics : Data, Models, and Metrics*. IGI Global, 2011.
- [15] M. Smith, M. Mann, and G. Urbas, *Biometrics, Crime and Security*. Routledge, 2018.
- [16] S. Chauhan, A. Arora, and A. Kaul, “A survey of emerging biometric modalities,” *Procedia Computer Science*, vol. 2, pp. 213–218, 2010.
- [17] A. Lanitis, “A survey of the effects of aging on biometric identity verification,” *International Journal of Biometrics*, vol. 2, no. 1, pp. 34–52, 2009.
- [18] F. Cherifi, B. Hemery, R. Giot, M. Pasquet, and C. Rosenberger, “Performance evaluation of behavioral biometric systems,” in *Behavioral Biometrics for Human Identification : Intelligent Applications*. IGI Global, 2010, pp. 57–74.
- [19] J. Mahier, M. Pasquet, C. Rosenberger, and F. Cuozzo, “Biometric authentication,” in *Encyclopedia of Information Science and Technology, Second Edition*. IGI Global, 2009, pp. 346–354.
- [20] R. Saini and N. Rana, “Comparison of various biometric methods,” *International Journal of Advances in Science and Technology*, vol. 2, no. 1, pp. 24–30, 2014.
- [21] D. Maltoni, D. Maio, A. K. Jain, and S. Prabhakar, *Handbook of fingerprint recognition*. Springer Science & Business Media, 2009.
- [22] T.-Y. Jea and V. Govindaraju, “A minutia-based partial fingerprint recognition system,” *Pattern Recognition*, vol. 38, no. 10, pp. 1672–1684, 2005.
- [23] N. Ratha and R. Bolle, *Automatic fingerprint recognition systems*. Springer Science & Business Media, 2003.
- [24] A. Ross, A. Jain, and S. Pankati, “A prototype hand geometry-based verification system,” in *Proceedings of 2nd conference on audio and video based biometric person authentication*, 1999, pp. 166–171.
- [25] M. Klonowski, M. Plata, and P. Syga, “User authorization based on hand geometry without special equipment,” *Pattern Recognition*, vol. 73, pp. 189–201, 2018.
- [26] E. Ting and M. Ibrahim, “A review of finger vein recognition system,” *Journal of Telecommunication, Electronic and Computer Engineering (JTEC)*, vol. 10, no. 1-9, pp. 167–171, 2018.
- [27] Y. Liu, J. Ling, Z. Liu, J. Shen, and C. Gao, “Finger vein secure biometric template generation based on deep learning,” *Soft Computing*, vol. 22, no. 7, pp. 2257–2265, 2018.
- [28] D. Zhang, G. Lu, and L. Zhang, “Global information for finger-knuckle-print recognition,” in *Advanced Biometrics*. Springer, 2018, pp. 131–149.

- 
- [29] R. Kumar, "A robust biometrics system using finger knuckle print," in *Handbook of Research on Network Forensics and Analysis Techniques*. IGI Global, 2018, pp. 416–446.
- [30] D. Zhang, G. Lu, and L. Zhang, "Line scan palmprint recognition system," in *Advanced Biometrics*. Springer, 2018, pp. 235–257.
- [31] T. Connie, A. T. B. Jin, M. G. K. Ong, and D. N. C. Ling, "An automated palmprint recognition system," *Image and Vision computing*, vol. 23, no. 5, pp. 501–515, 2005.
- [32] A. Harb, M. Abbas, A. Cherry, H. Jaber, and M. Ayache, "Palm print recognition," in *Advances in Biomedical Engineering (ICABME), 2015 International Conference on*. IEEE, 2015, pp. 13–16.
- [33] D. Zhang, W. Zuo, and F. Yue, "A comparative study of palmprint recognition algorithms," *ACM computing surveys (CSUR)*, vol. 44, no. 1, p. 2, 2012.
- [34] A. K. Jain and S. Z. Li, *Handbook of face recognition*. Springer, 2011.
- [35] W. Zhao, R. Chellappa, P. J. Phillips, and A. Rosenfeld, "Face recognition : A literature survey," *ACM computing surveys (CSUR)*, vol. 35, no. 4, pp. 399–458, 2003.
- [36] R. Brunelli and T. Poggio, "Face recognition : Features versus templates," *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 15, no. 10, pp. 1042–1052, 1993.
- [37] T. Huang, Z. Xiong, and Z. Zhang, "Face recognition applications," in *Handbook of Face Recognition*. Springer, 2011, pp. 617–638.
- [38] S.-Q. Wu, W. Song, L.-J. Jiang, S.-L. Xie, F. Pan, W.-Y. Yau, and S. Ranganath, "Infrared face recognition by using blood perfusion data," in *International Conference on Audio-and Video-Based Biometric Person Authentication*. Springer, 2005, pp. 320–328.
- [39] R. S. Ghiass, O. Arandjelović, A. Bendada, and X. Maldague, "Infrared face recognition : A comprehensive review of methodologies and databases," *Pattern Recognition*, vol. 47, no. 9, pp. 2807–2824, 2014.
- [40] B. Bhanu and H. Chen, *Human ear recognition by computer*. Springer Science & Business Media, 2008.
- [41] S. Prakash and P. Gupta, "Introduction," in *Ear Biometrics in 2D and 3D*. Springer, 2015, pp. 1–20.
- [42] D. Zhang, Z. Liu, J.-q. Yan, and P.-f. Shi, "Tongue-print : a novel biometrics pattern," in *International Conference on Biometrics*. Springer, 2007, pp. 1174–1183.
- [43] D. Zhang, Z. Liu, and J.-q. Yan, "Dynamic tongueprint : A novel biometric identifier," *Pattern Recognition*, vol. 43, no. 3, pp. 1071–1082, 2010.

- 
- [44] P. J. Phillips, P. J. Flynn, J. R. Beveridge, W. T. Scruggs, A. J. O'toole, D. Bolme, K. W. Bowyer, B. A. Draper, G. H. Givens, Y. M. Lui *et al.*, "Overview of the multiple biometrics grand challenge," in *International Conference on Biometrics*. Springer, 2009, pp. 705–714.
- [45] R. P. Wildes, "Iris recognition : an emerging biometric technology," *Proceedings of the IEEE*, vol. 85, no. 9, pp. 1348–1363, 1997.
- [46] M. J. Burge and K. Bowyer, *Handbook of iris recognition*. Springer Science & Business Media, 2013.
- [47] C.-l. Tisse, L. Martin, L. Torres, M. Robert *et al.*, "Person identification technique using human iris recognition," in *Proc. Vision Interface*, vol. 294, no. 299, 2002, pp. 294–299.
- [48] J. Daugman, "How iris recognition works," in *The essential guide to image processing*. Elsevier, 2009, pp. 715–739.
- [49] S. Liu and M. Silverman, "A practical guide to biometric security technology," *IT Professional*, vol. 3, no. 1, pp. 27–32, 2001.
- [50] S. Sukumaran and M. Punithavalli, "Retina recognition based on fractal dimension," *IJCSNS Int J Comput Sci and Netw Secur*, vol. 9, no. 10, pp. 66–7, 2009.
- [51] Z. Zhou, E. Y. Du, N. L. Thomas, and E. J. Delp, "A new human identification method : Sclera recognition," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A : Systems and Humans*, vol. 42, no. 3, pp. 571–583, 2012.
- [52] —, "Multi-angle sclera recognition system," in *Computational Intelligence in Biometrics and Identity Management (CIBIM), 2011 IEEE Workshop on*. IEEE, 2011, pp. 103–108.
- [53] M. H. Khosravi and R. Safabakhsh, "Human eye sclera detection and tracking using a modified time-adaptive self-organizing map," *Pattern Recognition*, vol. 41, no. 8, pp. 2571–2593, 2008.
- [54] Y.-P. Huang, S.-W. Luo, and E.-Y. Chen, "An efficient iris recognition system," in *Machine Learning and Cybernetics, 2002. Proceedings. 2002 International Conference on*, vol. 1. IEEE, 2002, pp. 450–454.
- [55] Y. Zhu, T. Tan, and Y. Wang, "Biometric personal identification based on iris patterns," in *Pattern Recognition, 2000. Proceedings. 15th International Conference on*, vol. 2. IEEE, 2000, pp. 801–804.
- [56] J. Daugman, "New methods in iris recognition," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, vol. 37, no. 5, pp. 1167–1175, 2007.
- [57] J. A. Markowitz, "Voice biometrics," *Communications of the ACM*, vol. 43, no. 9, pp. 66–73, 2000.

- [58] M. Khitrov, "Talking passwords : voice biometrics for data access and security," *Biometric Technology Today*, vol. 2013, no. 2, pp. 9–11, 2013.
- [59] P. S. Teh, A. B. J. Teoh, and S. Yue, "A survey of keystroke dynamics biometrics," *The Scientific World Journal*, vol. 2013, 2013.
- [60] M. Karnan, M. Akila, and N. Krishnaraj, "Biometric personal authentication using keystroke dynamics : A review," *Applied Soft Computing*, vol. 11, no. 2, pp. 1565–1573, 2011.
- [61] D. Gafurov, "A survey of biometric gait recognition : Approaches, security and challenges," in *Annual Norwegian computer science conference*, 2007, pp. 19–21.
- [62] I. Bouchrika, "A survey of using biometrics for smart visual surveillance : Gait recognition," in *Surveillance in Action*. Springer, 2018, pp. 3–23.
- [63] M. Faundez-Zanuy, "Signature recognition state-of-the-art," *IEEE aerospace and electronic systems magazine*, vol. 20, no. 7, pp. 28–32, 2005.
- [64] N. K. Ratha and V. Govindaraju, *Advances in biometrics : sensors, algorithms and systems*. Springer Science & Business Media, 2007.
- [65] E. Maiorana, P. Campisi, J. Fierrez, J. Ortega-Garcia, and A. Neri, "Cancelable templates for sequence-based biometrics with application to on-line signature recognition," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A : Systems and Humans*, vol. 40, no. 3, pp. 525–538, 2010.
- [66] J. Gonzalez-Rodriguez, J. Fierrez-Aguilar, D. Ramos-Castro, and J. Ortega-Garcia, "Bayesian analysis of fingerprint, face and signature evidences with automatic biometric systems," *Forensic science international*, vol. 155, no. 2-3, pp. 126–140, 2005.
- [67] M. Leghari, S. Memon, and A. A. Chandio, "Feature-level fusion of fingerprint and online signature for multimodal biometrics," in *Computing, Mathematics and Engineering Technologies (iCoMET), 2018 International Conference on*. IEEE, 2018, pp. 1–4.
- [68] N. RamyaRani, S. Veerana, and D. Prabhakaran, "Texture based offline signature verification system," *Journal of Biometrics*, 2018.
- [69] G. Cui, L. Qin, Y. Wang, and X. Zhang, "An encryption scheme using dna technology," in *Bio-Inspired Computing : Theories and Applications, 2008. BICTA 2008. 3rd International Conference on*. IEEE, 2008, pp. 37–42.
- [70] D. Bala, "Biometrics and information security," in *Proceedings of the 5th annual conference on Information security curriculum development*. ACM, 2008, pp. 64–66.
- [71] C. Wongchoosuk, M. Lutz, and T. Kerdcharoen, "Detection and classification of human body odor using an electronic nose," *Sensors*, vol. 9, no. 9, pp. 7234–7249, 2009.

- 
- [72] A. K. Jain, S. C. Dass, and K. Nandakumar, "Can soft biometric traits assist user recognition?" in *Biometric Technology for Human Identification*, vol. 5404. International Society for Optics and Photonics, 2004, pp. 561–573.
- [73] D. A. Reid, S. Samangoei, C. Chen, M. S. Nixon, and A. Ross, "Soft biometrics for surveillance : an overview," in *Handbook of statistics*. Elsevier, 2013, vol. 31, pp. 327–352.
- [74] T. Dunstone and N. Yager, *Biometric system and data analysis : Design, evaluation, and data mining*. Springer Science & Business Media, 2008.
- [75] A. Ross and A. K. Jain, "Multimodal biometrics : An overview," in *Signal Processing Conference, 2004 12th European*. IEEE, 2004, pp. 1221–1224.
- [76] L. Allano, "La biométrie multimodale : stratégies de fusion de scores et mesures de dépendance appliquées aux bases de personnes virtuelles," Ph.D. dissertation, Evry, Institut national des télécommunications, 2009.
- [77] N. Morizet, "Reconnaissance biométrique par fusion multimodale du visage et de l'iris," Ph.D. dissertation, Télécom ParisTech, 2009.
- [78] A. B. Khalifa, "Contribution aux techniques de fusion des modalités biométriques," Ph.D. dissertation, Ph. D. thesis, National Engineering School of Tunis, University of Tunis El Manar, 2014.
- [79] M. Belahcen, "Authentification et identification en biométrie," Ph.D. dissertation, Université Mohamed Khider Biskra, 2013.
- [80] A. Ross and A. Jain, "Information fusion in biometrics," *Pattern recognition letters*, vol. 24, no. 13, pp. 2115–2125, 2003.
- [81] J. Fierrez-Aguilar, J. Ortega-Garcia, J. Gonzalez-Rodriguez, and J. Bigun, "Discriminative multimodal biometric authentication based on quality measures," *Pattern recognition*, vol. 38, no. 5, pp. 777–779, 2005.
- [82] A. A. Ross and R. Govindarajan, "Feature level fusion of hand and face biometrics," in *Biometric Technology for Human Identification II*, vol. 5779. International Society for Optics and Photonics, 2005, pp. 196–205.
- [83] M. M. Monwar and M. L. Gavrilova, "Multimodal biometric system using rank-level fusion approach," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, vol. 39, no. 4, pp. 867–878, 2009.
- [84] A. Jain, K. Nandakumar, and A. Ross, "Score normalization in multimodal biometric systems," *Pattern recognition*, vol. 38, no. 12, pp. 2270–2285, 2005.
- [85] A. Meraoumia and S. Chitroub, "Modèle de markov caché appliqué à la multi-biométrie," Ph.D. dissertation, 2014.

- 
- [86] M. CHAA, "Système de reconnaissance de personne par des techniques biométriques," Ph.D. dissertation, 2018.
- [87] K. Nandakumar, Y. Chen, S. C. Dass, and A. Jain, "Likelihood ratio-based biometric score fusion," *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 30, no. 2, pp. 342–347, 2008.
- [88] C. C. Lip and D. A. Ramli, "Comparative study on feature, score and decision level fusion schemes for robust multibiometric systems," in *Frontiers in computer education*. Springer, 2012, pp. 941–948.
- [89] A. Meraoumia, F. Kadri, H. Bendjenna, S. Chitroub, and A. Bouridane, "Improving biometric identification performance using pcanet deep learning and multispectral palmprint," in *Biometric Security and Privacy*. Springer, 2017, pp. 51–69.
- [90] D. Zhang, W.-K. Kong, J. You, and M. Wong, "Online palmprint identification," *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 25, no. 9, pp. 1041–1050, 2003.
- [91] D. Han, Z. Guo, and D. Zhang, "Multispectral palmprint recognition using wavelet-based image fusion," in *Signal Processing, 2008. ICSP 2008. 9th International Conference on*. IEEE, 2008, pp. 2074–2077.
- [92] X.-Y. Jing and D. Zhang, "A face and palmprint recognition approach based on discriminant dct feature extraction," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, vol. 34, no. 6, pp. 2405–2415, 2004.
- [93] S. B. Jemaa and M. Hammami, "Palmprint recognition based on regions selection." in *VISAPP*, 2011, pp. 320–325.
- [94] Y.-T. Luo, L.-Y. Zhao, B. Zhang, W. Jia, F. Xue, J.-T. Lu, Y.-H. Zhu, and B.-Q. Xu, "Local line directional pattern for palmprint recognition," *Pattern Recognition*, vol. 50, pp. 26–44, 2016.
- [95] G. Lu, D. Zhang, and K. Wang, "Palmprint recognition using eigenpalms features," *Pattern Recognition Letters*, vol. 24, no. 9-10, pp. 1463–1467, 2003.
- [96] J. Lu, Y. Zhao, and J. Hu, "Enhanced gabor-based region covariance matrices for palmprint recognition," *Electronics letters*, vol. 45, no. 17, pp. 880–881, 2009.
- [97] G. Chen and W. Xie, "Pattern recognition with svm and dual-tree complex wavelets," *Image and Vision Computing*, vol. 25, no. 6, pp. 960–966, 2007.
- [98] X. Guo, W. Zhou, and Y. Wang, "Palmprint recognition algorithm with horizontally expanded blanket dimension," *Neurocomputing*, vol. 127, pp. 152–160, 2014.
- [99] X. Yan, W. Kang, F. Deng, and Q. Wu, "Palm vein recognition based on multi-sampling and feature-level fusion," *Neurocomputing*, vol. 151, pp. 798–807, 2015.



- 
- [100] L. Fei, Y. Xu, and D. Zhang, “Half-orientation extraction of palmprint features,” *Pattern Recognition Letters*, vol. 69, pp. 35–41, 2016.
- [101] L. Fei, Y. Xu, W. Tang, and D. Zhang, “Double-orientation code and nonlinear matching scheme for palmprint recognition,” *Pattern Recognition*, vol. 49, pp. 89–101, 2016.
- [102] D. R. Kisku, P. Gupta, J. K. Sing, and C. J. Hwang, “Multispectral palm image fusion for person authentication using ant colony optimization,” in *Emerging Techniques and Challenges for Hand-Based Biometrics (ETCHB), 2010 International Workshop on*. IEEE, 2010, pp. 1–7.
- [103] Y. Zhou and A. Kumar, “Human identification using palm-vein images,” *IEEE transactions on information forensics and security*, vol. 6, no. 4, pp. 1259–1274, 2011.
- [104] W. Kang, Y. Liu, Q. Wu, and X. Yue, “Contact-free palm-vein recognition based on local invariant features,” *PloS one*, vol. 9, no. 5, p. e97548, 2014.
- [105] Z. Khan, A. Mian, and Y. Hu, “Contour code : Robust and efficient multispectral palmprint encoding for human recognition,” in *Computer Vision (ICCV), 2011 IEEE International Conference on*. IEEE, 2011, pp. 1935–1942.
- [106] A. Bouchemha, N. Doghmane, M. C. Nait-Hamoud, and A. Nait-Ali, “Multispectral palmprint recognition methodology based on multiscale representation,” *Journal of Electronic Imaging*, vol. 24, no. 4, p. 043005, 2015.
- [107] Z. D. P. Xin, P. Xin, L. Xiaoling, and G. Xiaojing, “Palmprint recognition based on deep learning,” 2015.
- [108] X. Wang, L. Lei, and M. Wang, “Palmprint verification based on 2d-gabor wavelet and pulse-coupled neural network,” *Knowledge-Based Systems*, vol. 27, pp. 451–455, 2012.
- [109] S. Minaee and Y. Wang, “Palmprint recognition using deep scattering convolutional network,” *arXiv preprint arXiv :1603.09027*, 2016.
- [110] J. Svoboda, J. Masci, and M. M. Bronstein, “Palmprint recognition via discriminative index learning,” in *Pattern Recognition (ICPR), 2016 23rd International Conference on*. IEEE, 2016, pp. 4232–4237.
- [111] L. Zhang, L. Zhang, D. Zhang, and H. Zhu, “Online finger-knuckle-print verification for personal authentication,” *Pattern recognition*, vol. 43, no. 7, pp. 2560–2571, 2010.
- [112] A. Kumar and C. Ravikanth, “Personal authentication using finger knuckle surface,” *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, vol. 4, no. 1, pp. 98–110, 2009.

- [113] C. Ravikanth and A. Kumar, “Biometric authentication using finger-back surface,” in *Computer Vision and Pattern Recognition, 2007. CVPR’07. IEEE Conference on*. IEEE, 2007, pp. 1–6.
- [114] L. Zhang, L. Zhang, D. Zhang, and H. Zhu, “Ensemble of local and global information for finger-knuckle-print recognition,” *Pattern recognition*, vol. 44, no. 9, pp. 1990–1998, 2011.
- [115] G. Badrinath, A. Nigam, and P. Gupta, “An efficient finger-knuckle-print based recognition system fusing sift and surf matching scores,” in *International Conference on Information and Communications Security*. Springer, 2011, pp. 374–387.
- [116] S. Aoyama, K. Ito, and T. Aoki, “Finger-knuckle-print recognition using blpoc-based local block matching,” in *Pattern Recognition (ACPR), 2011 First Asian Conference on*. IEEE, 2011, pp. 525–529.
- [117] L. Zhang, L. Zhang, and D. Zhang, “Monogeniccode : 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*. IEEE, 2010, pp. 1–4.
- [118] M. Xiong, W. Yang, and C. Sun, “Finger-knuckle-print recognition using lgbp,” in *International Symposium on Neural Networks*. Springer, 2011, pp. 270–277.
- [119] A. Morales, C. Travieso, M. Ferrer, and J. Alonso, “Improved finger-knuckle-print authentication based on orientation enhancement,” *Electronics Letters*, vol. 47, no. 6, pp. 380–381, 2011.
- [120] L. Zhang, L. Zhang, and D. Zhang, “Finger-knuckle-print verification based on band-limited phase-only correlation,” in *International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns*. Springer, 2009, pp. 141–148.
- [121] T. Ojala, M. Pietikainen, and T. Maenpaa, “Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns,” *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 24, no. 7, pp. 971–987, 2002.
- [122] S. Brahmam, L. C. Jain, L. Nanni, A. Lumini *et al.*, *Local binary patterns : new variants and applications*. Springer, 2016.
- [123] T. Ahonen, A. Hadid, and M. Pietikainen, “Face description with local binary patterns : Application to face recognition,” *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 28, no. 12, pp. 2037–2041, 2006.
- [124] Z. Guo, L. Zhang, and D. Zhang, “A completed modeling of local binary pattern operator for texture classification,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 19, no. 6, pp. 1657–1663, 2010.

- [125] V. Ojansivu and J. Heikkilä, “Blur insensitive texture classification using local phase quantization,” in *International conference on image and signal processing*. Springer, 2008, pp. 236–243.
- [126] T. Ahonen, E. Rahtu, V. Ojansivu, and J. Heikkilä, “Recognition of blurred faces using local phase quantization,” in *Pattern Recognition, 2008. ICPR 2008. 19th International Conference on*. IEEE, 2008, pp. 1–4.
- [127] M. Pedone and J. Heikkilä, “Local phase quantization descriptors for blur robust and illumination invariant recognition of color textures,” in *Pattern Recognition (ICPR), 2012 21st International Conference on*. IEEE, 2012, pp. 2476–2479.
- [128] E. Rahtu, J. Heikkilä, V. Ojansivu, and T. Ahonen, “Local phase quantization for blur-insensitive image analysis,” *Image and Vision Computing*, vol. 30, no. 8, pp. 501–512, 2012.
- [129] A. Benlamoudi, D. Samai, A. Ouafi, S. Bekhouche, A. Taleb-Ahmed, and A. Hadid, “Face spoofing detection using multi-level local phase quantization (ml-lpq),” in *Proc. of the First Int. Conf. on Automatic Control, Telecommunication and signals ICATS15*, 2015.
- [130] A. Benlamoudi, K. E. Aiadi, A. Ouafi, D. Samai, and M. Oussalah, “Face antispoofing based on frame difference and multilevel representation,” *Journal of Electronic Imaging*, vol. 26, no. 4, p. 043007, 2017.
- [131] D. Gharana, S. C. Suh, and M. Kang, “Gender classification based on deep learning,” in *Big Data and Visual Analytics*. Springer, 2017, pp. 55–69.
- [132] Z. Noor, M. U. Akram, M. Akhtar, and M. Saad, “Facial texture analysis for recognition of human gender,” in *International Conference on Knowledge Science, Engineering and Management*. Springer, 2016, pp. 134–145.
- [133] R. Chlaoua, A. Meraoumia, K. E. Aiadi, and M. Korichi, “Deep learning for finger-knuckle-print identification system based on pcanet and svm classifier,” *Evolving Systems*, pp. 1–12, 2018.
- [134] T.-H. Chan, K. Jia, S. Gao, J. Lu, Z. Zeng, and Y. Ma, “Pcanet : A simple deep learning baseline for image classification ?” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 24, no. 12, pp. 5017–5032, 2015.
- [135] C. J. Ng and A. B. J. Teoh, “Dctnet : A simple learning-free approach for face recognition,” in *Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA), 2015 Asia-Pacific*. IEEE, 2015, pp. 761–768.
- [136] X. Zhu, Y. Zhang, L. Li, L. Gao, J. Zhou, H. Deng, D. Miao, J. Lei, and F. L. Wang, *Artificial Intelligence and Computational Intelligence : Third International Conference, AICI 2011, Taiyuan, China, September 24-25, 2011, Proceedings, Part*

- III*, 1st ed., ser. Lecture Notes in Computer Science 7004 Lecture Notes in Artificial Intelligence. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2011. [Online]. Available : <http://gen.lib.rus.ec/book/index.php?md5=F786E92B546284535CE71928A5A97A42>
- [137] R. M. Haralick, K. Shanmugam *et al.*, “Textural features for image classification,” *IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics*, no. 6, pp. 610–621, 1973.
- [138] C. Schuldt, I. Laptev, and B. Caputo, “Recognizing human actions : a local svm approach,” in *Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004. Proceedings of the 17th International Conference on*, vol. 3. IEEE, 2004, pp. 32–36.
- [139] C. Leslie, E. Eskin, and W. S. Noble, “The spectrum kernel : A string kernel for svm protein classification,” in *Biocomputing 2002*. World Scientific, 2001, pp. 564–575.
- [140] N. Dalal and B. Triggs, “Histograms of oriented gradients for human detection,” in *Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on*, vol. 1. IEEE, 2005, pp. 886–893.
- [141] A. Kumar and K. Wang, “Identifying humans by matching their left palmprint with right palmprint images using convolutional neural network,” *Proc. DLPR*, 2016.
- [142] Q. Sun, J. Zhang, A. Yang, and Q. Zhang, “Palmprint recognition with deep convolutional features,” in *Chinese Conference on Image and Graphics Technologies*. Springer, 2017, pp. 12–19.
- [143] J. Cheng, Q. Sun, J. Zhang, and Q. Zhang, “Supervised hashing with deep convolutional features for palmprint recognition,” in *Chinese Conference on Biometric Recognition*. Springer, 2017, pp. 259–268.
- [144] D. PolyU, “PolyU Palm image Databases,” [http://www.comp.polyu.edu.hk/\\$\sim\\$sim\\$biometrics/](http://www.comp.polyu.edu.hk/$\sim$sim$biometrics/).
- [145] D. Casia, “CASIA Palm image Databases,” <http://biometrics.idealtest.org/>.
- [146] D. PolyU, FKP, “PolyU finger knuckleprint Databases,” <http://www.comp.polyu.edu.hk/biometrics/FKP.htm>.