

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

UNIVERSITÉ BADJI MOKHTAR - ANNABA
BADJI MOKHTAR – ANNABA UNIVERSITY



جامعة باجي مختار – عنابة

Faculté : TECHNOLOGIE

Département : ELECTRONIQUE

Domaine : SCIENCES ET TECHNOLOGIES

Filière : TELECOMMUNICATION

Spécialité : SYSTEMES DES TELECOMMUNICATIONS

Mémoire

Présenté en vue de l'obtention du Diplôme de Master

Thème:

**Extraction des traits principaux de la paume de la main en
vue d'une authentification de la personne**

Présenté par : – *SELIMI Akram*
– *SOUIBA AH Amir*

Encadrant : *BOUGHAZI Mohamed* professeur *UBMAnnaba*

Jury de Soutenance :

BOULMAIZ Amira	MCA	<i>UBMAnnaba</i>	Président
BOUGHAZI Mohamed	Professeur	<i>UBMAnnaba</i>	Encadrant
TAIBI Mahmoud	Professeur	<i>UBMAnnaba</i>	Examineur

Année Universitaire : 2022/2023

Dédicace

Nous dédions ce travail à nos très chers parents pour leur soutien indéfectible. Que dieu les protège.

A tous nos enseignants, leur générosité et leur soutien. Nous obligent à leur exprimer notre profond respect et notre loyale considération.

A toutes nos familles et à ceux qui ont cru en nous.

Remerciements

Tout d'abord, nous remercions Dieu qui nous a donné l'énergie et le courage pour mener à bien ce travail et nos études.

*Nous tenons également à remercier notre encadrant **M. BOUGHAZI** qui nous a aidé à réaliser ce travail dans les meilleures conditions et qui nous a fait confiance.*

Nous lui sommes également reconnaissants pour le temps considérable qu'il nous a accordé, sa franchise et sa sympathie.

Enfin, nous tenons à remercier tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à ma formation et à la préparation de ce modeste mémoire.

Résumé

La reconnaissance des empreintes de paume est devenue un point central dans les domaines de la reconnaissance biologique et du traitement d'images. Dans ce processus, l'extraction des caractéristiques (en accordant une attention particulière à l'extraction des principales lignes de l'empreinte de paume) revêt une importance particulière. Bien que de nombreux travaux aient été rapportés, la représentation de l'empreinte de paume demeure une question ouverte.

Nous avons mis en œuvre une méthode d'authentification basée sur les principales lignes de l'empreinte de paume par l'extraction des principales caractéristiques de la paume en utilisant une gamme de mesures d'évaluation : le F-measure, la précision, recall, les modèles binaires locaux (LBP) et la quantification de phase locale (LPQ) sont utilisés pour capturer les caractéristiques distinctives de l'empreinte de paume. Les bases de données Casia Palmprint et Tonji Palmprint sont utilisés, fournissant des échantillons diversifiés et représentatifs pour l'évaluation.

Les résultats expérimentaux montrent que notre méthode proposée atteint une précision élevée 80%.

Les résultats obtenus indiquent que notre méthode proposée est sûr, robuste et fiable.

Mots clé : Empreinte de paume, LBP, LPQ, F-measure, la précision, recall.

ملخص

أصبح التعرف على بصمة الكف نقطة محورية في مجالات التعرف على المقاييس الحيوية ومعالجة الصور. في هذه العملية ، يكون لاستخراج الميزات ، مع إيلاء اهتمام خاص لاستخراج الخطوط الرئيسية لبصمة الكف ، أهمية كبيرة. على الرغم من الإبلاغ عن العديد من الدراسات ، لا يزال تمثيل آثار الكف قضية مفتوحة.

لقد قمنا بتنفيذ طريقة المصادقة على أساس الخطوط الرئيسية لبصمة الكف عن طريق استخراج السمات الرئيسية من الكف باستخدام مجموعة من مقاييس التقييم: قياس ، والدقة ، واستدعاء ، وأنماط ثنائية المحلية (LBP) ، وتكميم المرحلة المحلية (LPQ) وتستخدم لالتقاط خصائص مميزة لبصمة الكف. وتستخدم مجموعات البيانات لالتقاط سمات بصمة الكف المميزة. تم استخدام مجموعات البيانات وتوفير عينات متنوعة وتمثيلية للتقييم . **Tonji Palmprint** و **Casia Palmprint**

تظهر النتائج التجريبية أن طريقتنا المقترحة تحقق دقة عالية 80%.

تشير النتائج التي تم الحصول عليها إلى أن طريقتنا المقترحة آمنة وقوية وموثوقة

الكلمات المفتاحية : ببصمة الكف , F-measure , la précision, recall , LBP , LPQ

Abstract

Palmprint recognition has become a focal point in the fields of biometric recognition and image processing. In this process, feature extraction, with particular attention to extracting the main lines of the palmprint, is of significant importance. Despite numerous studies being reported, the representation of palmprints remains an open issue.

We have implemented an authentication method based on the main lines of the palmprint by extracting the key features from the palm using a range of evaluation metrics: F-measure, precision, recall, Local Binary Patterns (LBP), and Local Phase Quantization (LPQ) are employed to capture distinctive palmprint characteristics. The Casia Palmprint and Tonji Palmprint datasets are utilized, providing diverse and representative samples for evaluation.

The experimental results demonstrate that our proposed method achieves high accuracy 80%.

The obtained results indicate that our proposed method is secure, robust, and reliable.

Keywords: palmprint, LBP, LPQ, F-measure, precision, recall.

Liste des figures

Figure I.1 – Différentes modalités biométriques	5
Figure I.2 – Architecture typique d'un système biométrique	7
Figure I.3 – Illustration du FRR et du FAR	8
Figure I.4 – Courbe ROC.....	9
Figure I.5 – Courbe CMC.....	9
Figure II.1 – étapes de l'analyse d'image	12
Figure II.2 – Exemple de détection des bord	13
Figure II.3 - Technique de segmentation par seuillage.	14
Figure II.4 - Technique de la croissance de region	15
Figure II.5 - Techniques de segmentation de la main.....	17
Figure III.1 – Architecture du système de reconnaissance	20
Figure III.2 – Conversion et Redimensionnement de l'image	21
Figure III.3 - Image binaire de la main (a) et (b) après Traitement morphologique.	23
Figure III.4 - Centroïde de la main.....	24
Figure III.5 - Détection des points clés et centroïde.....	25
Figure III.6 – Triangle construit par les 3 points sélectionnés	26
Figure III.7 – Normalisées et rotées	27
Figure III.8 - Extraction de la région d'intérêt.	28
Figure III.9 - Diagramme en blocs résumant l'algorithme d'extraction de caractéristique	30
Figure III.10 - Normalisation des niveaux de gris : le contraste de l'image d'entrée (a) est étiré dans l'image de sortie (b).....	31
Figure III.11 - Résultat du filtre médian : (a) est l'image d'entrée, tandis que (b) est l'image de sortie.....	32
Figure III.12 - Images Img0, Img45, Img90 et Img135 ainsi que les résultats correspondants après l'application des filtres F_i (e), f), g), h)) sont présentés.	33
Figure III.13 - Résultat de l'application de l'opération de bottom-hat en niveaux de gris : l'image d'entrée (a) est transformée en une image à faible luminosité (b), dans laquelle les détails sont mis en évidence	34
Figure III.14 - Combinaison des sorties de toutes les opérations de fond de couleur en niveaux de gris (a).....	35
Figure III.15 – Résultats après l'application du nettoyage en niveaux de gris.....	36
Figure III.16 – Résultats des dernières étapes, qui produisent l'image finale. Les lignes principales sont correctement mises en évidence et le nombre de blocs blancs isolés est réduit	37
Figure III.17 - Construction d'un motif binaire et calcul du code LBP.....	38
Figure IV.1 - Matlab logo	41
Figure IV.2 - Exemples d'images du la base de données Tongji Contactless Palmprint Dataset	42
Figure IV.3 - Exemples d'images du la base de données CASIA.....	43
Figure IV.4 - Main gauche (CASIA).....	44
Figure IV.5 –Main droite (CASIA).....	44

Figure IV.6- Main gauche de Tongji Contactless Palmprint Dataset.....	45
Figure IV.7 – Main droite de Tongji Contactless Palmprint Dataset.....	45
Figure IV.8- Contour de la main	46
Figure IV.9- Région d'intérêt ROI de la main gauche.....	47
Figure IV.10 – Région d'intérêt ROI de la main droite.....	47
Figure IV.11- Région d'intérêt ROI de la main gauche	48
Figure IV.12 – Région d'intérêt ROI de la main droit la main droite de Tongji Contactless Palmprint Dataset.....	48
Figure IV.13- Extraction des traits principaux de la paume gauche.....	49
Figure IV.14- Extraction des traits principaux de la paume droite.....	50
Figure IV.15- Extraction des traits principaux de la paume gauche.....	50
Figure IV.16- Extraction des traits principaux de la paume droite.....	51
Figure IV.17 – Erreur quadratique des histogrammes LBP de CASIA Palmprint.....	53
Figure IV.18- Erreur quadratique des histogrammes LBP de Tongji Contactless Palmprint Dataset.....	54

Liste des tableaux

Tableau IV.1 – F-measure, la précision et recall pour CASIA Palmprint.....	52
Tableau IV.2 –F-measure, la précision et recall pour Tongji Contactless Palmprint Dataset .	52
Tableau IV.3 –Résultat de LBP CASIA Palmprint	53
Tableau IV.4 –Résultat de LPQ CASIA Palmprint	54
Tableau IV.5 –Résultat de LBP	55
Tableau IV.6 – Résultat de LBP de Tongji Contactless Palmprint Dataset.....	55
Tableau IV.7- Résultat de LPQ de Tongji Contactless Palmprint Dataset	55

Liste des abréviations

SGBD : Système de gestion de base de données

FA : False Accepting

FR : False Rejection

FRR : False Rejection Rate -TFR-

FAR : False Acceptance Rate -TFA-

EER : Equal Error Rate

CMC : Cumulative Match Characteristic

ROC : Receiver Operating Characteristic

ROI : Région Of Interest

RGB : Red Green Blue

ED : la Distance Euclidienne

LBP : Local Binary Pattern

LPQ : Local Phase Quantization

2DWFT : Two-Dimensional Windowed Fourier Transform

Liste des symboles

δ Delta

abs valeur absolue

Σ Somme

θ Thêta

$l m g_{BH}$ la dilatation de l'image binaire.

$h(x)$ une fonction rectangulaire

\in Élément de...

π le rapport entre la circonférence et le diamètre d'un cercle

Table des matières

<i>Dédicace</i>	I
<i>Remerciements</i>	II
<i>Résumé</i>	III
<i>ملخص</i>	IV
<i>Abstract</i>	V
<i>Liste des figures</i>	VI
<i>Liste des tableaux</i>	VIII
<i>Liste des abréviations</i>	IX
<i>SGBD : Système de gestion de base de données</i>	IX
INTRODUCTION GÉNÉRALE :	1
<i>Chapitre I La biométrie</i>	
I.1. Introduction	3
I.2. La biométrie	3
I.2.1. Définition	3
I.2.2. Les caractéristiques biométriques	3
I.3. Les modalités biométriques	4
I.4. Architecture du système biométrique	5
I.5. Évaluation d'un système biométrique	7
I.6. Conclusion	10
<i>Chapitre II La Segmentation</i>	
II.1. Introduction	12
II.2. Principe de segmentation	12
II.3. Différent approches de segmentation	12
II.4. Segmentation de la main	16
II.4.1. Techniques de segmentation de la main	16
II.5. Conclusion	18
<i>Chapitre III Modèle proposé pour l'extraction des traits principaux de la paume.</i>	
III. Introduction	20
III.1. Le processus Authentification	20
III.2. Segmentation de la main	21
III.2.1. Pré-traitement	21
a)Conversion	21

b) Redimensionnement	21
c) Amélioration	22
d) Normalisation	22
III.2.3. Filtre gaussien de lissage	22
III.2.4. Seuillage	22
III.1.5. Traitement morphologique.....	22
III.1.6. Détection des contours de la main	23
III.1.7 Centroïde de la main	23
III.1.8. Masque binaire	24
III.3. L'extraction la région d'intérêt (ROI)	24
III.3.1. Détection centroïde et des points clés	24
III.3.2. Sélection des points clés optimaux	25
III.3.3. Affinement et vérification	26
III.3.4. Extraction de la région d'intérêt	27
III.4. Extraction des caractéristiques	28
III.4.1. L'algorithme d'extraction de caractéristiques.....	28
III.4.2. Normalisation	31
III.4.3. Filtre médian	31
III.4.4. Filtres Fi	32
III.4.5. Opération de bottom-hat en niveaux de gris	34
III.4.6. Combinaison de toutes les opérations de bottom-hat en niveaux de gris : somme et nettoyage.....	35
III.4.7. Normalisation, binarisation et post-traitement	36
III.4.8. Extraction des caractéristiques de l'image de l'empreinte de la paume	37
a)Local Binary Pattern(LBP)	37
b) Local phase Quantization(LPQ)	38
III.5. Conclusion	39
<i>Chapitre IV Expérimentations et Résultats</i>	
IV.1 Introduction	41
IV.2 MATLAB	41
VI.3 Les bases de données	41
VI.3.1. Tongji Contactless Palmprint Dataset	41
VI.3.2. CASIA Palmprint	42

VI.4. Résultats expérimentaux	43
a)Segmentation de CASIA Palmprint	43
b) Segmentation de Tongji Contactless Palmprint Dataset	44
IV.4.2. Les résultats de la région d'intérêt ROI	46
a) ROI de CASIA Palmprint	46
b) ROI Tongji Contactless Palmprint Dataset	47
IV.4.3. Les résultats d'Extraction des traits principaux de la paume (ROI)	49
a) CASIA Palmprint	49
b) Tongji Contactless Palmprint Dataset	50
IV.4.4. Méthode d'extraction LBP et LPQ	53
a) CASIA Palmprint dataset	53
b) Tongji Contactless Palmprint Dataset	54
IV.5.Conclusion	56
CONCLUSION GÉNÉRALE	57
Bibliographie	58

INTRODUCTION GÉNÉRALE :

La gestion des identités joue un rôle essentiel dans un certain nombre d'applications. Parmi ces applications, on peut citer la régulation du passage des frontières internationales, la restriction de l'accès physique à des installations importantes comme les centrales nucléaires ou les aéroports, le contrôle de l'accès logique aux ressources et aux informations partagées, l'exécution de transactions financières à distance ou la distribution de prestations sociales. La prolifération des services basés sur le web (par exemple, les services bancaires en ligne) et le déploiement de centres de service client décentralisés (par exemple, les cartes de crédit) ont entraîné un risque de vol d'identité. L'ampleur croissante du vol d'identité et les préoccupations accrues en matière de sécurité nationale ont renforcé le besoin de systèmes de gestion d'identité fiables.

1-Objectifs :

Le principal objectif de notre travail est de Développer une méthode efficace pour l'authentification biométrique des empreintes de paume en utilisant l'extraction de caractéristiques, en accordant une attention particulière à l'extraction des lignes principales de l'empreinte de paume.

2-L'organisation du manuscrit :

Notre mémoire est organisé comme suit :

Chapitre I : La biométrie

Dans ce chapitre, nous présenterons la biométrie et ces caractéristiques et identifierons les différentes modalités biométriques appliquées dans le cas général ainsi que la performance d'un système biométrique.

Chapitre II : la segmentation

Dans ce chapitre, nous présenterons la segmentation et les principales techniques et approches utilisées pour la segmentation des mains

Chapitre III : présentation de la méthode proposée

On décrit en détail toutes les étapes nécessaires afin d'arriver à l'extraction des traits principaux de la paume de la main.

Chapitre IV : Expérimentations et résultats.

Dans ce chapitre, nous exposerons les résultats de nos expérimentations.

Chapitre I

La biométrie

I.1. Introduction :

La reconnaissance biométrique, ou plus simplement la biométrie, offre une solution naturelle et plus fiable au problème de la reconnaissance des personnes. Comme les identifiants biométriques sont inhérents à un individu, il est plus difficile de manipuler, de partager ou d'oublier ces traits. Les caractéristiques biométriques constituent donc un lien solide et raisonnablement permanent entre une personne et son identité.

La biométrie est devenue de plus en plus populaire ces dernières années, car elle offre une méthode d'identification plus sûre et plus précise que les méthodes traditionnelles telles que les mots de passe et les codes PIN. Cette technologie est utilisée dans un grand nombre d'applications, notamment dans les systèmes de sécurité, les transactions financières...etc.

I.2. La biométrie :

I.2.1. Définition :

La biométrie est la mesure et l'analyse statistique des caractéristiques physiques et comportementales uniques des personnes.

Cette technologie est principalement utilisée pour l'identification et le contrôle d'accès ou pour identifier des personnes sous surveillance.

Le principe de base de l'authentification biométrique est que chaque personne peut être identifiée avec précision grâce à ses caractéristiques physiques ou comportementales intrinsèques.

Le terme biométrie est dérivé des mots grecs bio, qui signifie vie, et metric, qui signifie mesurer [1].

I.2.2. Les caractéristiques biométriques :

Une caractéristique biométrique est une caractéristique physique ou comportementale mesurable d'un individu qui peut être distinguée. Elle détermine la manière dont une personne sera reconnue.

Une caractéristique biométrique typique doit remplir :

- **Universalité** : Toute personne accédant à l'application doit en posséder les caractéristiques.
- **Unicité** : Les caractéristiques sous-jacentes doivent être suffisamment différentes d'un individu à l'autre pour pouvoir distinguer deux personnes.

- **Permanence** : Les caractéristiques biométriques doivent être résistantes au changement dans le temps, au moins en ce qui concerne la période de fonctionnement du système de reconnaissance.
- **Mesurabilité** : Les caractéristiques biométriques doivent être quantitativement mesurables pour pouvoir être traitées par une machine.
- **Performance** : L'application qui utilise les caractéristiques biométriques doit garantir un niveau de performance acceptable.
- **Acceptabilité** : elle indique dans quelle mesure les personnes censées être identifiées à l'aide de ces caractéristiques sont disposées à coopérer avec le système en présentant leurs données biométriques.
- **Contournement** : Il mesure la robustesse du système, c'est-à-dire dans quelle mesure il est facile de tromper le système pour qu'il prenne une mauvaise décision ou pour compromettre des informations sur les données biométriques des utilisateurs.

I.3. Les modalités biométriques :

Il existe différents types de modalités biométriques que l'on peut classer en deux catégories : la biométrie morphologique et la biométrie comportementale.

- La biométrie morphologique consiste à utiliser une partie du corps humain, comme les empreintes digitales ou l'iris.
- La biométrie comportementale, quant à elle, utilise un trait de comportement d'une personne, comme sa signature ou sa démarche.

Il existe également des biométries morpho-comportementales, notamment la voix, qui repose à la fois sur la morphologie des cordes vocales et sur le comportement, car la voix peut changer facilement en fonction de l'état émotionnel de la personne [2].

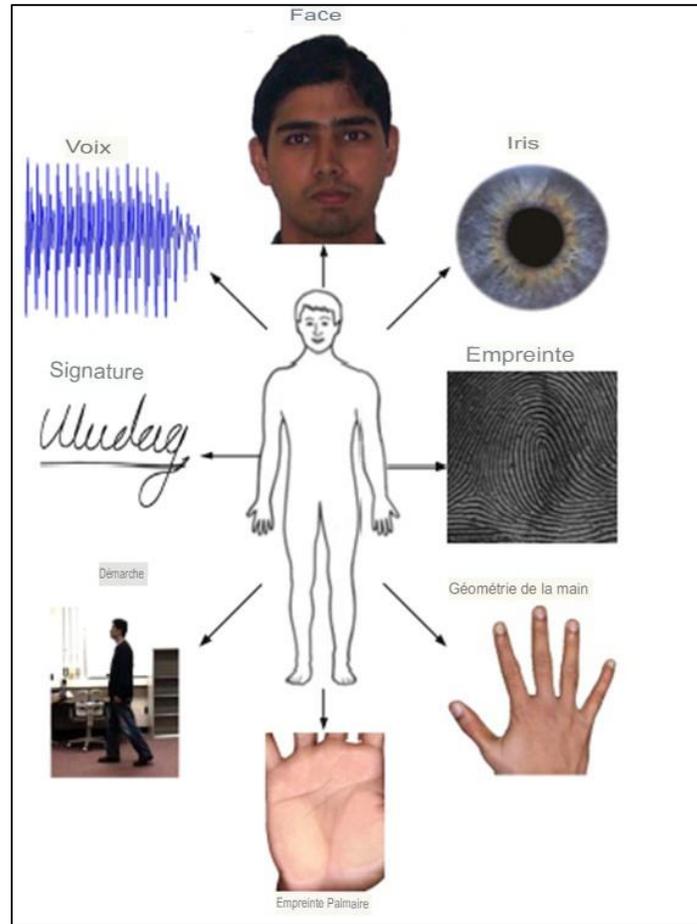


Figure I.1 - Différentes modalités biométriques [3].

I.4. Architecture du système biométrique :

Un système biométrique typique est constitué de quatre modules principaux (figure I.2) :

1. **Capteur biométrique** : il est chargé de capturer les caractéristiques biométriques du sujet biométrique et de les convertir en une forme numérique à transférer au module suivant. La performance de l'ensemble du processus dépend fortement de la qualité des données brutes acquises. En fait, ces données résultent de la transformation d'un phénomène réel continu (tel qu'un visage) en une forme numérique discrète (image de visage), ce qui entraîne une perte de données. La qualité des données acquises dépend de la technologie du lecteur, du bruit ajouté et du degré d'interopérabilité de l'utilisateur avec le système.
2. **Enrôlement** : les données brutes acquises sont d'abord prétraitées pour en améliorer la qualité. Ensuite, certaines caractéristiques discriminatoires pertinentes sont extraites par le

sous-module d'extraction, afin de générer une représentation compacte appelée "modèle" qui reprend efficacement les caractéristiques biométriques. Le modèle généré est ensuite envoyé au système de stockage. En général, l'étape d'enrôlement permet au système de reconnaissance biométrique d'apprendre les identités des personnes authentiques dans l'environnement de travail.

3. **Système de stockage** : le système de stockage peut être un simple fichier dans une simple carte à puce ou une grande base de données gérée par un SGBD. En association avec le modèle généré, certaines informations biographiques (nom, mots de passe, adresse, etc.) peuvent être stockées. Dans tous les cas, le facteur important à prendre en compte est la sécurité du modèle stocké. Un modèle compromis peut aider à reconstituer les caractéristiques biométriques originales, ce qui constitue une véritable menace.
4. **Module d'appariement** : pendant la phase d'exploitation, le système est invité à identifier une personne. Il procède à l'extraction de ses caractéristiques discriminantes à l'aide du sous-module d'extraction de la même manière que lors de l'étape d'enrôlement. Ces caractéristiques extraites sont appelées caractéristiques de la requête. Ensuite, le modèle stocké est révoqué pour être comparé à la requête. La comparaison vise à confirmer que les caractéristiques de la requête et du modèle proviennent du même sujet biométrique (personne). En général, le résultat de la comparaison est un degré de similarité compris entre 0 (non-concordance totale) et 1 (concordance parfaite) qui permet au système de prendre la décision appropriée concernant l'identité de l'utilisateur [4].

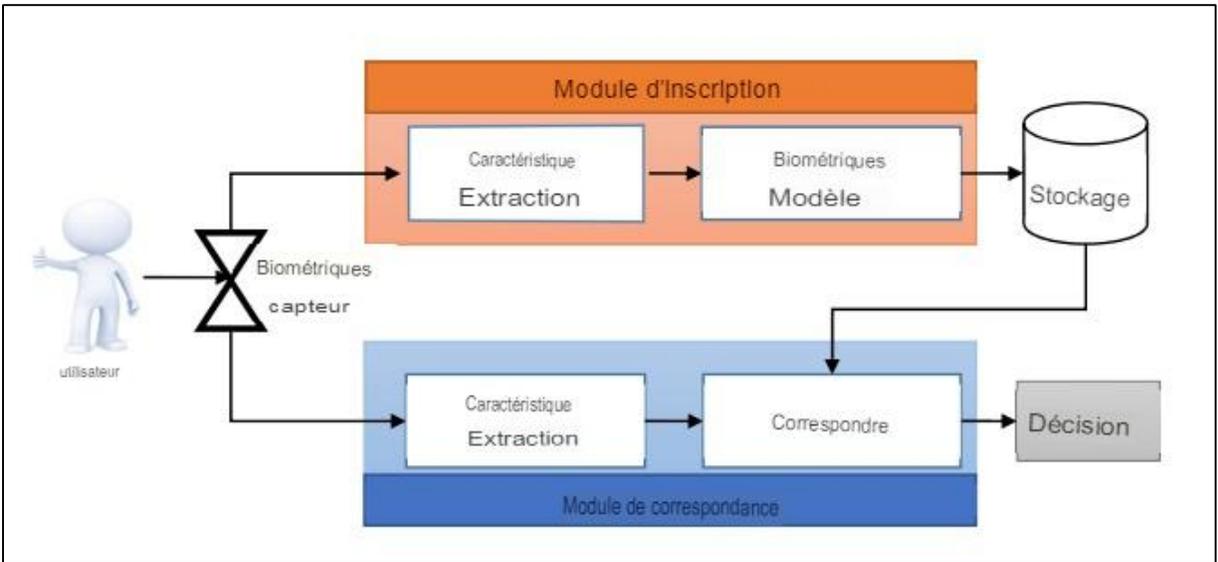


Figure I.2 Architecture typique d'un système biométrique [4].

D'autre part, le système biométrique peut fonctionner soit en mode de vérification, soit en mode d'identification.

- En mode vérification, la comparaison se fait uniquement par rapport à un modèle dans le système en effectuant une comparaison 1 à 1. Cela est possible lorsque l'on souhaite confirmer l'identité revendiquée par un utilisateur.
- Dans le mode d'identification, la comparaison est effectuée par rapport à tous les enregistrements de la base de données en procédant à des comparaisons de 1 à plusieurs. C'est le cas lorsque nous voulons savoir si l'individu existe déjà dans la base de données. Le système tente alors de répondre à la question "qui est l'utilisateur ?".

I.5. Évaluation d'un système biométrique :

Pour évaluer la performance de système biométrique on se base sur trois critères :

1. **Le taux de faux rejet ("False RejectRate" ou FRR) :** indique la probabilité qu'un utilisateur censé être reconnu mais il est rejeté par le système.
2. **Le taux de fausse acceptation ("False AcceptRate" ou FAR) :** indique la probabilité qu'un utilisateur censées ne pas être reconnue mais le système l'accepte.

3. **Le taux d'égale erreur ("EqualErrorRate" ou EER) :** c'est le taux d'erreurs égales un compromis entre les fausses acceptations et les faux rejets correspond à l'endroit où FRR = FAR

$$EER = \frac{FA+FR}{\text{Nb total d accès}}$$

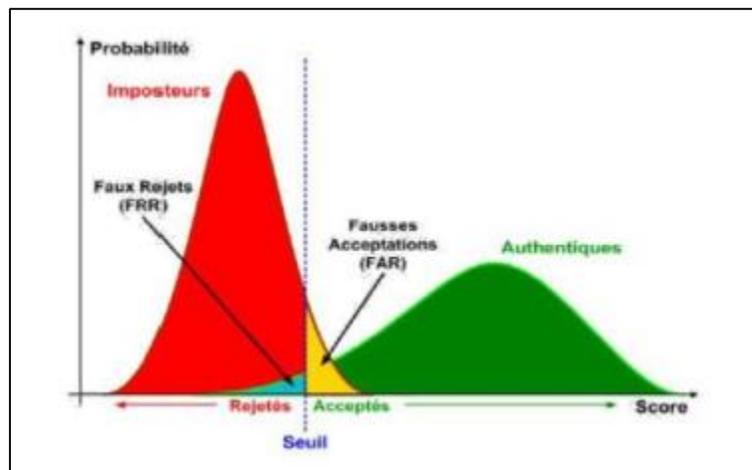


Figure I.3 Illustration du FRR et du FAR [5].

Il existe deux façons de mesurer la performance d'un système biométrique, selon le mode (authentification ou identification) :

- Si le système fonctionne en mode d'authentification, la courbe ROC (Receiver Operating Characteristic) est utilisée. Cette courbe dessine le taux de faux rejets en fonction du taux de fausses acceptations. Plus cette courbe tend à épouser la forme du repère, plus le système est efficace avec un taux de reconnaissance (RR) élevé.

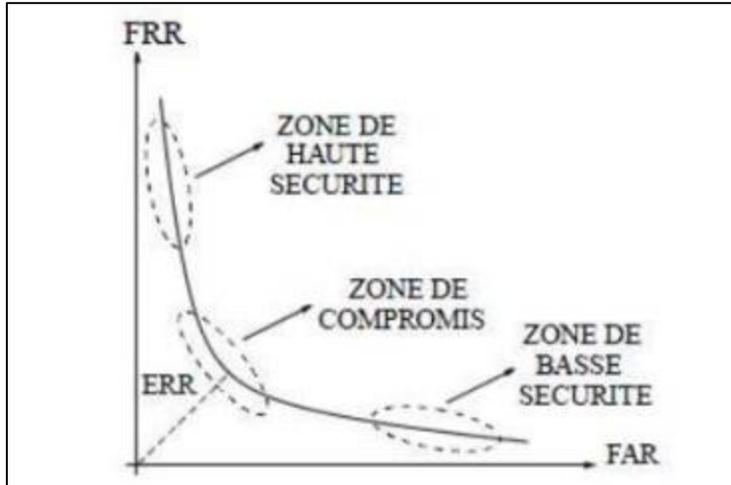


Figure I.4 Courbe ROC

- Dans le cas du mode identification, la courbe CMC (Cumulative Match Characteristic) est utilisée. La courbe CMC fournit le pourcentage d'individus reconnus en fonction d'une variable appelée rang. On dit qu'un système reconnaît au rang 1 lorsque l'image la plus proche est sélectionnée comme résultat de la reconnaissance, et on dit qu'un système est reconnu au rang 2 lorsqu'il sélectionne, entre deux images, celui qui correspond le mieux à l'image d'entrée. Par la suite, plus le rang est élevé, plus le taux de reconnaissance des correspondants sont lié à un faible niveau de sécurité.

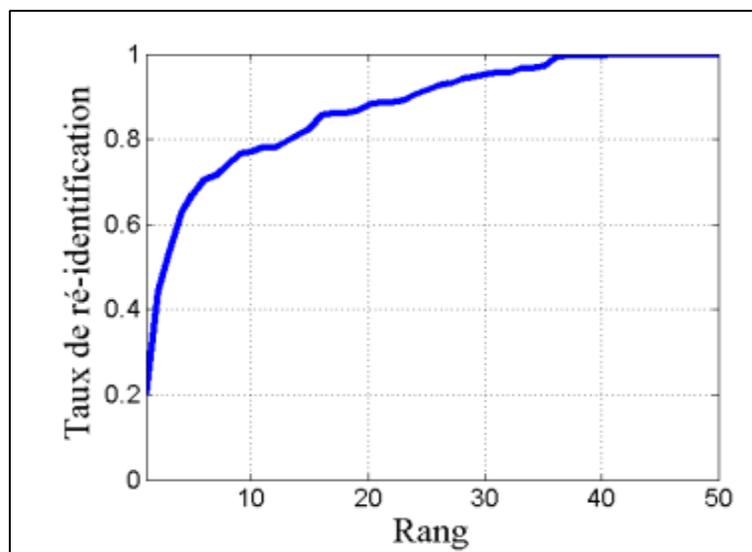


Figure I.5 Courbe CMC

I.6. Conclusion :

La biométrie vise à imiter le processus de reconnaissance des formes mentales dans la manière dont elle identifie les personnes. Il s'agit d'une alternative plus sûre et plus fiable aux systèmes d'authentification classiques basés sur des secrets et des tokens.

Dans ce chapitre, nous avons examiné les caractéristiques et les modalités utilisées dans les systèmes d'identification biométrique ainsi que l'architecture de ce système et nous avons constaté que la performance du système est mesurée sur la base de critères qui présentent les erreurs commises par le système.

Chapitre II

La Segmentation

II.1. Introduction :

L'analyse d'images peut être décrite comme un ensemble de techniques et d'outils permettant la description quantitative du contenu d'une image.

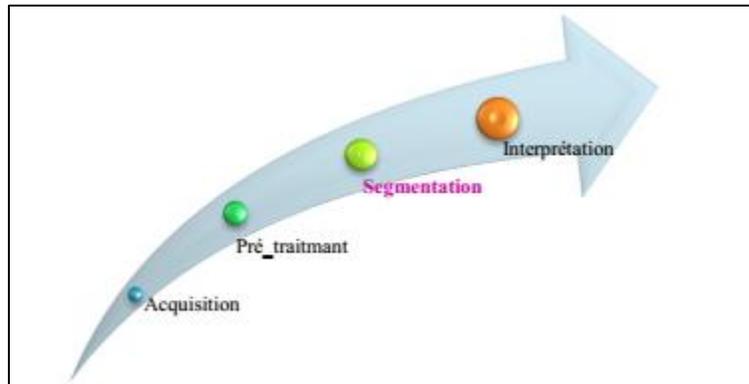


Figure II.1 étapes de l'analyse d'image

La segmentation des images est une étape cruciale de l'analyse d'images, car une segmentation de haute qualité permet d'obtenir des mesures précises pour l'extraction de paramètres distinctifs utilisés dans la classification ou l'interprétation. Par conséquent, une bonne segmentation d'image est essentielle pour obtenir des résultats précis et fiables dans l'analyse d'image.

II.2. Principe de segmentation :

Le principe de la segmentation dans l'analyse d'images est le processus de division d'une image en plusieurs segments ou régions sur la base de similitudes ou de différences de caractéristiques telles que la couleur, la texture, la luminosité ou le contraste. L'objectif de la segmentation est de diviser l'image en composants significatifs qui peuvent être analysés ou traités séparément.

II.3. Différent approches de segmentation :

Il existe plusieurs approches de la segmentation d'images, chacune ayant ses propres avantages et limites. Le choix de la méthode dépend des caractéristiques spécifiques de l'image et des objectifs de l'analyse.

Approches utilisées pour segmentation :

- **Détection des bords (Edge detection) :**

La segmentation basée sur les bords est une technique populaire de traitement d'images qui identifie les bords des différents objets dans une image donnée. Elle permet de localiser les caractéristiques des objets associés dans l'image en utilisant les informations des bords. La détection des contours permet de débarrasser les images des informations redondantes, de réduire leur taille et de faciliter leur analyse.

Les algorithmes de segmentation basés sur les contours identifient les contours en fonction des variations de contraste, de texture, de couleur et de saturation. Ils peuvent représenter avec précision les limites des objets dans une image à l'aide de chaînes d'arêtes comprenant les arêtes individuelles.



Figure II.2. Un exemple de détection des bords [6].

- **Seuillage (Thresholding) :**

Le seuillage est la méthode de segmentation d'image la plus simple, divisant les pixels en fonction de leur intensité par rapport à une valeur ou un seuil donné. Elle permet de segmenter les objets dont l'intensité est plus élevée que celle des autres objets ou des arrière-plans.

La valeur seuil T peut fonctionner comme une constante dans les images à faible bruit. Dans certains cas, il est possible d'utiliser des seuils dynamiques. Le seuillage divise une image en niveaux de gris en deux segments en fonction de leur relation avec T , produisant ainsi une image binaire.



Figure II.3. Technique de segmentation par seuillage [7].

- **la croissance de region (Region growing) :**

Cette approche part d'un pixel ou d'une région de départ et l'agrandit en ajoutant des pixels ou des régions adjacentes qui répondent à certains critères tels que la similarité de couleur ou de texture. Cette méthode est utile pour les images dont les régions ont une couleur ou une texture uniforme, mais elle peut produire une sur-segmentation ou une sous-segmentation.

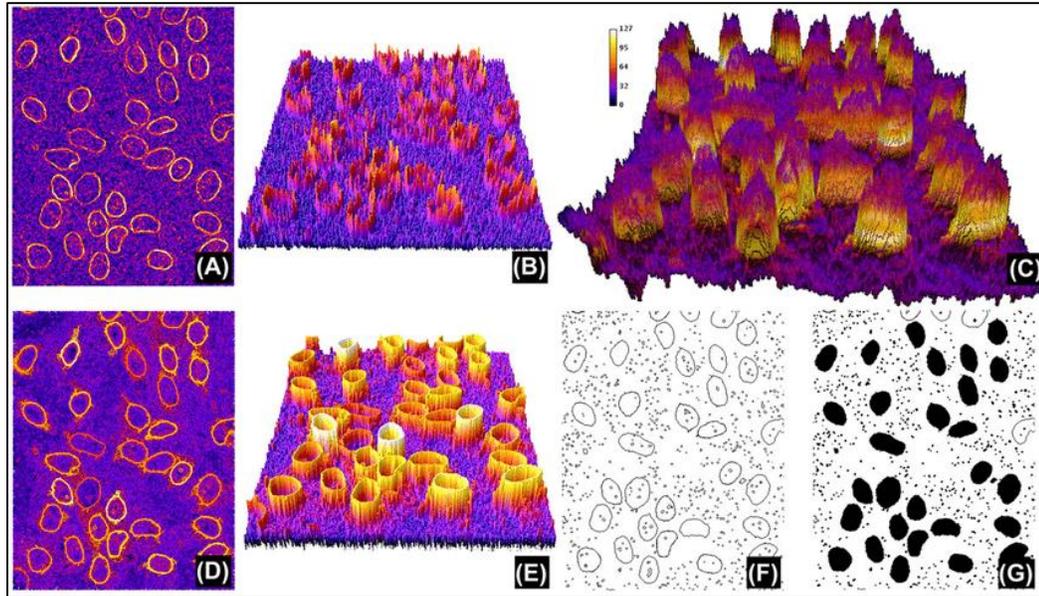


Figure II.4. Technique de la croissance de région [8].

- **Clustering :**

Cette approche regroupe les pixels ou les régions en clusters en fonction de leur similarité de couleur, de texture ou d'autres attributs. Cette méthode est utile pour les images avec des régions complexes et hétérogènes, mais elle peut nécessiter plus de temps de calcul et peut être sensible au choix de l'algorithme de clustering et des paramètres.

- **Segmentation de watershed :**

La segmentation de watershed est des transformations dans une image en niveaux de gris. Les algorithmes de segmentation de watershed traitent les images comme des cartes topographiques, où la luminosité des pixels détermine l'altitude (hauteur). Cette technique détecte les lignes formant des crêtes et des bassins, marquant les zones entre les lignes de bassin versant. Elle divise les images en plusieurs régions en fonction de la hauteur des pixels, regroupant les pixels ayant la même valeur de gris.

La technique de watershed a plusieurs cas d'utilisation importants, notamment le traitement d'images médicales. Par exemple, elle peut aider à identifier les différences entre les régions plus claires et plus sombres dans une IRM, potentiellement en aidant au diagnostic.

II.4. Segmentation de la main :

L'objectif de la segmentation de la main est d'isoler avec précision la région de la main de l'arrière-plan dans une image ou une vidéo, permettant une analyse et un traitement ultérieurs.

De nombreux facteurs peuvent nuire à la précision de la segmentation, tels que les artefacts dus aux montres-bracelets ou au chevauchement des manchettes, des bagues, des tatouages ou des plis autour des limites en raison d'une pression trop légère ou trop forte.

Il est nécessaire de segmenter la forme de la main avec précision pour afin de maintenir la discrimination entre les sujets. Pour ce faire, plusieurs techniques de segmentation de la forme de la main sont employées par les chercheurs.

II.4.1. Techniques de segmentation de la main :

La segmentation de la main est une étape de prétraitement essentielle dans les systèmes biométriques qui impliquent une reconnaissance basée sur la main. Ce chapitre se concentre sur les différentes techniques qui ont été développées pour la segmentation des mains dans les systèmes biométriques.

- **Région d'intérêt (ROI) :**

ROI est un élément essentiel de la segmentation de la main, car il permet d'identifier la zone d'intérêt dans l'image. Le ROI peut être déterminé en sélectionnant une zone prédéfinie, telle que la paume ou les doigts, ou en utilisant des techniques de détection d'objets pour localiser la main dans l'image.

- **Filtres de normalisation et de lissage (Normalizing and Smoothing) :**

Les filtres de normalisation et de lissage sont utilisés pour améliorer la qualité de l'image, réduire le bruit et améliorer les résultats de la segmentation. La normalisation consiste à transformer les valeurs d'intensité de l'image sur une échelle commune, tandis que les filtres de lissage, tels que les filtres gaussiens, sont utilisés pour flouter l'image et supprimer le bruit à haute fréquence.

- **Seuillage (Thresholding) :**

Le seuillage est un processus de conversion d'une image en niveaux de gris en une image binaire par la sélection d'une valeur seuil qui sépare l'objet d'intérêt de l'arrière-plan. Il s'agit

d'une technique largement utilisée pour la segmentation des mains car elle est simple, rapide et efficace.

- **Bords de la main (Hand Edges) :**

Les contours de la main peuvent être extraits à l'aide de différentes techniques telles que la détection des contours, la morphologie et la détection des contours. L'extraction des contours de la main est une étape critique de la segmentation de la main, car elle permet de différencier la main de l'arrière-plan.

- **Augmentation de données :**

L'augmentation des données consiste à générer des données de formation supplémentaires en appliquant des transformations telles que des rotations, des translations et des mises à l'échelle à l'ensemble de données d'origine. Il s'agit d'une technique importante pour améliorer la robustesse et la généralisation des modèles de segmentation des mains basés sur machine learning.

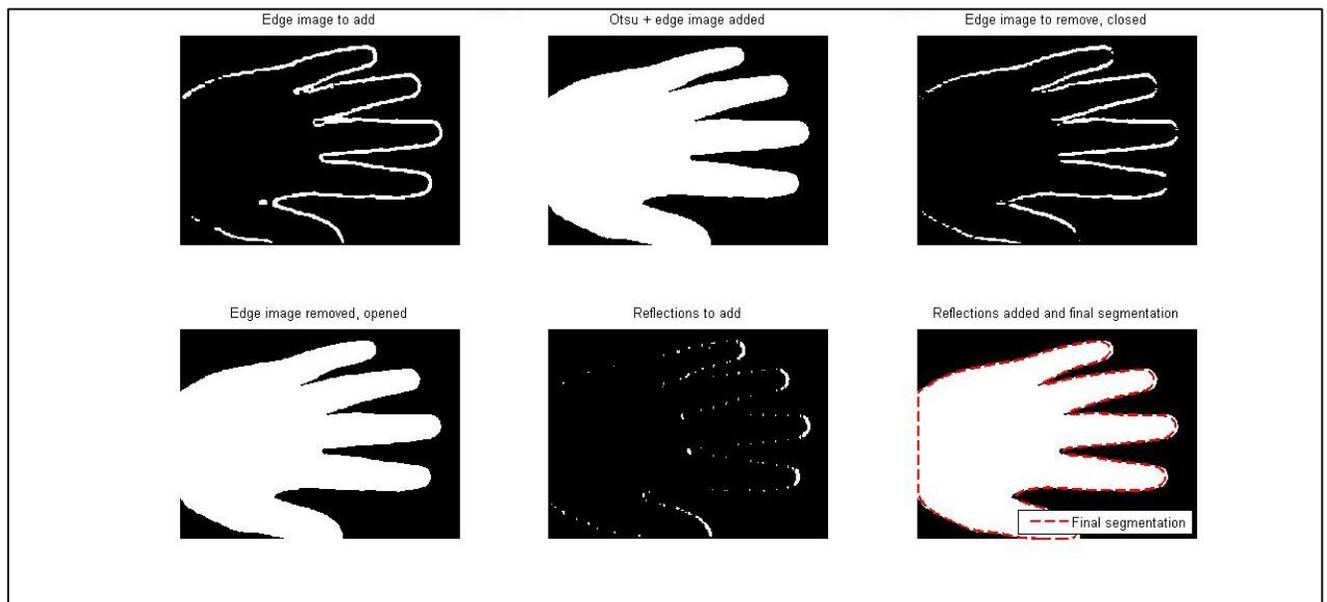


Figure II.5. Techniques de segmentation de la main

II.5. Conclusion :

La segmentation de la main est une technique fondamentale dans les systèmes biométriques pour la reconnaissance et l'authentification de la main.

Ce chapitre a examiné les principales techniques et approches utilisées pour la segmentation des mains et en comprenant ces techniques, nous pouvons améliorer la précision et la fiabilité des systèmes de segmentation de la main et permettre une authentification biométrique plus sûre et plus efficace.

Chapitre III

*Modèle proposé pour
l'extraction des traits
principaux de la paume.*

III. Introduction :

Ce chapitre est concerné à la segmentation de la main et à l'extraction la région d'intérêt (ROI) de la main.

La première partie explore les différentes étapes que nous avons utilisées pour une segmentation précise de la main.

La deuxième partie est concernée à l'extraction la région d'intérêt (ROI) de la main segmentée.

III.1. Le processus Authentification :

Le processus d'authentification proposé comporte une série d'étapes qui se concentre sur les 4 éléments suivants :

- **Image de la main :**
- **Segmentation de la main :**
- **l'extraction la région d'intérêt (ROI)**
- **Extraction des caractéristiques**
- **Authentification**

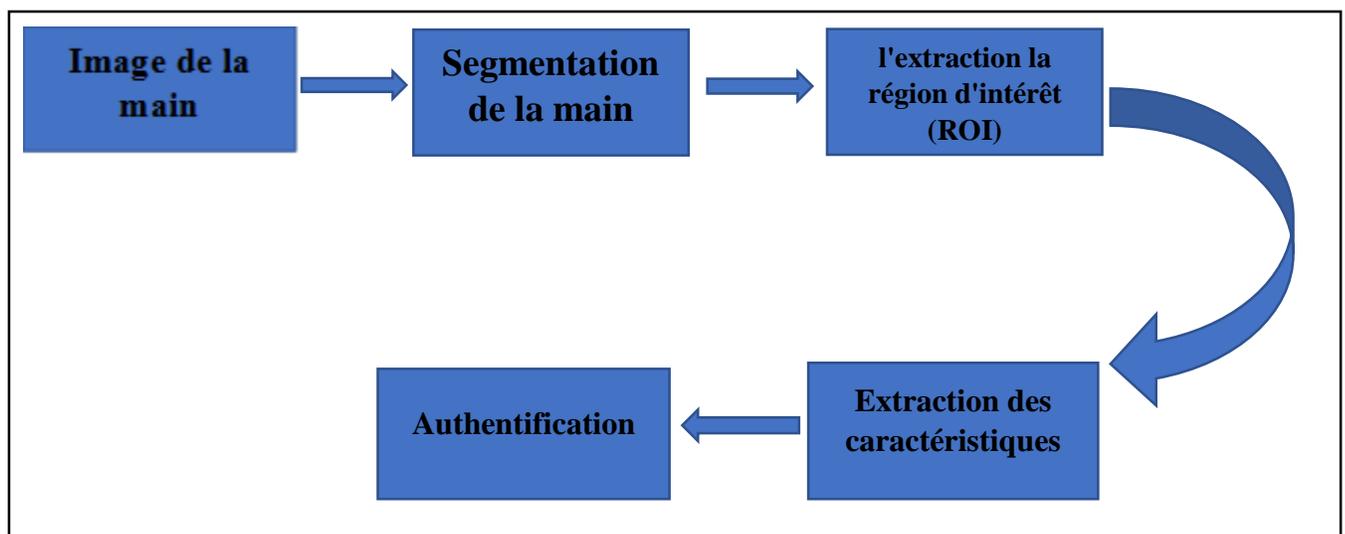


Figure III.1. Architecture du système de reconnaissance

III.2. Segmentation de la main :

Cette partie explore les étapes de segmentation de la main que nous avons utilisées pour obtenir une segmentation précise.

III.2.1. Pré-traitement :

a) Conversion :

La première étape du processus de segmentation consiste à convertir l'image d'entrée quel que soit son type en une image en niveaux de gris à un seul canal. En effet, la région de la paume est généralement plus sombre que l'arrière-plan et la conversion de l'image en niveaux de gris permet d'améliorer le contraste entre les deux régions.

b) Redimensionnement :

Dans le processus de segmentation de la main, le redimensionnement fait référence à l'ajustement des dimensions de l'image à une taille spécifiée. Cette étape est cruciale pour plusieurs raisons, notamment la normalisation des images d'entrée et la garantie d'une uniformité lors des étapes de traitement ultérieures.

En redimensionnant les images, nous pouvons gérer efficacement la complexité computationnelle et maintenir une échelle cohérente pour une analyse et un traitement ultérieurs. Cela permet d'obtenir des résultats de segmentation de main plus précis et fiables, indépendamment des variations de taille des images originales

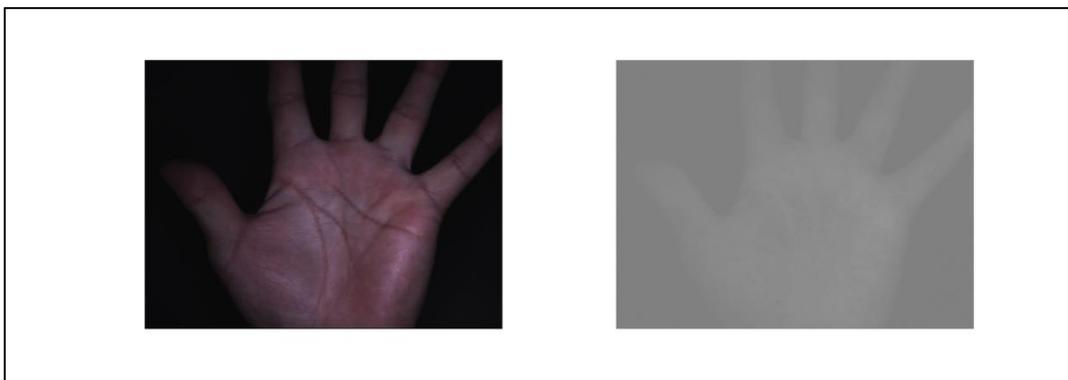


Figure III.2. Conversion et Redimensionnement de l'image

c) Amélioration :

Les techniques d'amélioration de l'image sont employées pour améliorer la qualité visuelle et mettre en évidence les caractéristiques pertinentes de l'image. Ces techniques ajustent le contraste et la luminosité de l'image afin d'améliorer les détails importants et de les rendre plus visibles pour le traitement ultérieur.

d) Normalisation :

Les techniques de normalisation visent à standardiser les valeurs d'intensité de l'image entre différentes images, ce qui les rend plus comparables et améliore la robustesse de l'analyse ultérieure et contribue à améliorer la précision de l'algorithme de segmentation.

III.2.3. Filtre gaussien de lissage :

Un filtre de lissage gaussien est appliqué pour réduire le bruit et améliorer la qualité globale de l'image. Ce filtre permet d'obtenir une représentation plus lisse de l'image en la convoluant avec un noyau gaussien et contribue à réduire le bruit et à lisser les bords de la région de la main.

III.2.4. Seuillage :

Le seuillage est appliqué à l'image pour obtenir une représentation binaire de la main.

La technique d'Otsu, également connue sous le nom de méthode ou algorithme d'Otsu, est une technique de seuillage d'image qui détermine automatiquement une valeur de seuil optimale pour convertir une image en niveaux de gris en une image binaire. La technique est basée sur l'idée de maximiser la variance inter-classes des intensités des pixels afin d'obtenir la meilleure séparation entre les régions avant-plan et arrière-plan.

III.1.5. Traitement morphologique:

Le bord ajouté est ensuite traité à l'aide d'opérations morphologiques telles que la dilatation, l'érosion, la fermeture et l'ouverture. Ces opérations affinent la forme et la structure du bord ajouté, en réduisant le bruit et les irrégularités.

L'image binaire fait l'objet d'un traitement morphologique afin de supprimer les petites composantes connectées et de combler les trous. Cela permet d'améliorer la précision de l'algorithme de segmentation en supprimant le bruit et les petits artefacts de l'image.

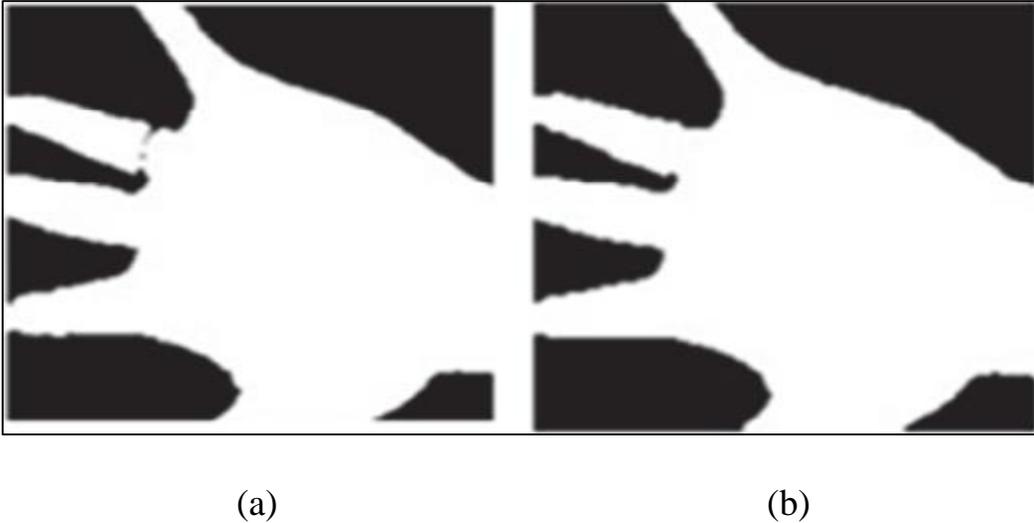


Figure III.3. Image binaire de la main (a) et (b) après Traitement morphologique.

III.1.6. Détection des contours de la main :

La combinaison de l'image binarisée et des contours est une étape cruciale dans le processus de détection des frontières entre les doigts dans une image. Pour ce faire, nous extrayons d'abord la région d'intérêt de l'image binaire, qui correspond à la moitié de l'image de gauche au centroïde. Ensuite, nous détectons les contours de cette région en utilisant la méthode de détection des contours proposée par Garg et all.[9]. Cependant, cette méthode peut produire certains contours faux positifs, que nous éliminons en comptant le nombre de pixels connectés pour chaque contour et en éliminant les contours dont la longueur connectée est inférieure au seuil, que nous déterminons de manière empirique à 300 pixels.

Après avoir éliminé les contours faux positifs, nous combinons l'image binaire et les contours restants en calculant l'opération logique AND entre eux. Cela donne une image binaire mise à jour qui montre les frontières entre les doigts de manière plus claire. Enfin, nous éliminons les contours ambigus de l'image binaire mise à jour en utilisant l'opérateur de fermeture dans la direction horizontale. Ce processus est crucial pour détecter avec précision les frontières entre les doigts, ce qui est nécessaire pour l'analyse et le traitement ultérieurs de l'image.

III.1.7 Centroïde de la main :

Après avoir détecté le contour de la main, nous ajustons l'image avec son contour et détectons son centroïde, qui est choisi comme point de référence P_0 (Figure III.4).

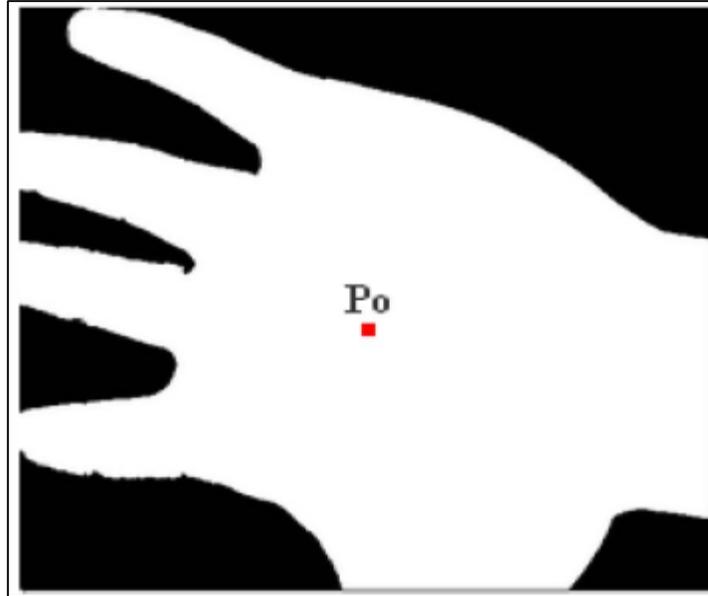


Figure III.4. Centroïde de la main

III.1.8. Masque binaire :

À partir de la frontière lissée de la région de la main, un masque binaire peut être généré. Ce masque binaire représente la frontière précise de la région de la main, en le distinguant du fond. Le masque est obtenu en appliquant un seuil à l'image de la frontière lissée, ce qui donne une représentation binaire où la région de la main est attribuée à une valeur de 1 (premier plan) et le fond est attribué à une valeur de 0. Le masque binaire sert de segmentation précise de la main, permettant ainsi d'effectuer des tâches de traitement et d'analyse supplémentaires.

III.3. L'extraction la région d'intérêt (ROI) :

Dans cette partie, nous parlerons de l'extraction la région d'intérêt (ROI) à partir de la main segmentée.

Après la segmentation finale de la main, nous appliquons certaines méthodes et techniques pour l'extraction la région d'intérêt (ROI).

III.3.1. Détection centroïde et des points clés :

Une fois le centroïde de la main est détecté, nous calculons les distances entre ce centroïde P_o et la séquence des pixels de la bordure de la main en utilisant la distance euclidienne (ED). Il est alors possible de détecter facilement les espaces entre les doigts (quatre minima locaux et cinq

maxima locaux), comme présenté dans la (Figure III.5). Enfin, l'objectif principal de notre phase de prétraitement est de classifier la main comme étant une main gauche ou droite.

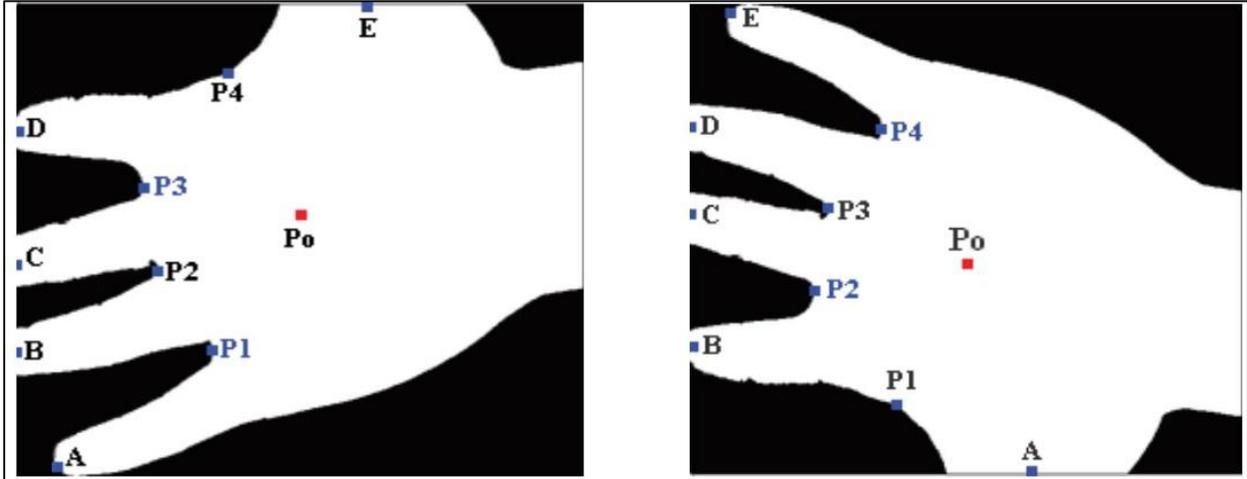


Figure III.5. Détection des points clés et centroïde.

III.3.2. Sélection des points clés optimaux :

Nous sélectionnons arbitrairement 3 points et construisons un triangle en utilisant ces 3 points , comme illustré dans la Figure III.6 , où nous supposons que les points 1, 2 et 3 indiquent les points de vallée entre l'annulaire et l'auriculaire, le majeur et l'annulaire, et l'index et le majeur, respectivement. Le vecteur entre les points 1 et 2, les points 1 et 3, et les points 2 et 3 indiquent respectivement V_{12} , V_{13} et V_{23} . L'angle entre l'axe vertical et V_{12} indique θ_1 et l'angle entre l'axe vertical et V_{13} indique θ_2 . Le triangle construit par les 3 points sélectionnés doit être un triangle isocèle selon les connaissances préalables de la forme de la main. La condition ci-dessus est définie par :

$$0^\circ \leq (\theta_1 - \theta_2) \leq 30^\circ \quad (\text{III.1})$$

$$|\theta_2| \leq 45^\circ$$

$$\delta = \frac{\text{abs}(\|v_{12}\| - \|v_{23}\|)}{\|v_{12}\|} \quad (\text{III.2})$$

δ indique le rapport relatif de la longueur entre V_{12} et V_{23} . Nous sélectionnons les 3 points ayant la plus petite valeur de δ parmi les triplets satisfaisant aux équations (III.1) et (III.2), étant donné que la largeur du doigt du milieu est presque la même que celle du doigt de l'annulaire. Le triplet sélectionné est utilisé comme points clés pour l'extraction d'une région de la paume.

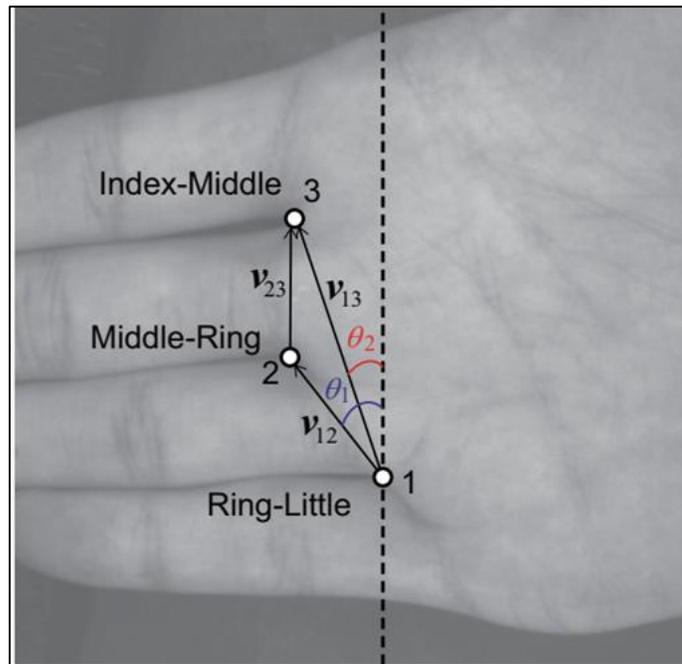


Figure III.6. Triangle construit par les 3 points sélectionnés [10].

III.3.3. Affinement et vérification :

Pour améliorer la précision de l'orientation estimée, nous effectuons une étape d'affinement. Nous comparons le gradient obtenu à partir de l'orientation originale de la ROI avec le gradient obtenu à partir d'une rotation de 180 degrés de la même région. En comparant les deux gradients, nous vérifions la justesse de l'orientation estimée. Cette étape garantit que l'orientation de la ROI est fiable et réduit au minimum les erreurs potentielles.



Figure III.7. Normalisées et rotées.

III.3.4. Extraction de la région d'intérêt :

La région d'intérêt extraite est extraite de l'image d'entrée en utilisant les points de vallée entre les doigts index-majeur et annulaire-auriculaire obtenus grâce à la procédure décrite ci-dessus. Nous utilisons le système de coordonnées pour extraire la région d'intérêt.

La ligne passant par X_1 et X_2 est prise comme l'axe des abscisses (X) du système de coordonnées local. Le point milieu de X_1 et X_2 est considéré comme l'origine (O). Ensuite, une ligne passant par O et perpendiculaire à l'axe des abscisses est prise comme l'axe des ordonnées (Y). Une ligne, située à une distance $C_1 \|X_1 X_2\|$ de O et parallèle à l'axe des abscisses, peut être déterminée. Supposons que cette ligne intersecte le contour de la paume en O_1 et O_2 . Ensuite, une région carrée avec une longueur de côté $C_2 \|O_1 O_2\|$, symétrique par rapport à l'axe des ordonnées, et située à une distance $C_3 \|O_1 O_2\|$ de l'axe des abscisses, est découpée. Enfin, la région découpée est normalisée à la taille $N \times N$ et est considérée comme la ROI (Region of Interest). Les valeurs de C_1 , C_2 , C_3 et N sont des paramètres déterminés de manière empirique avec $C_1 = 0.2$, $C_2 = 0.2$, $C_3 = 0.10$ et $N = 128$.

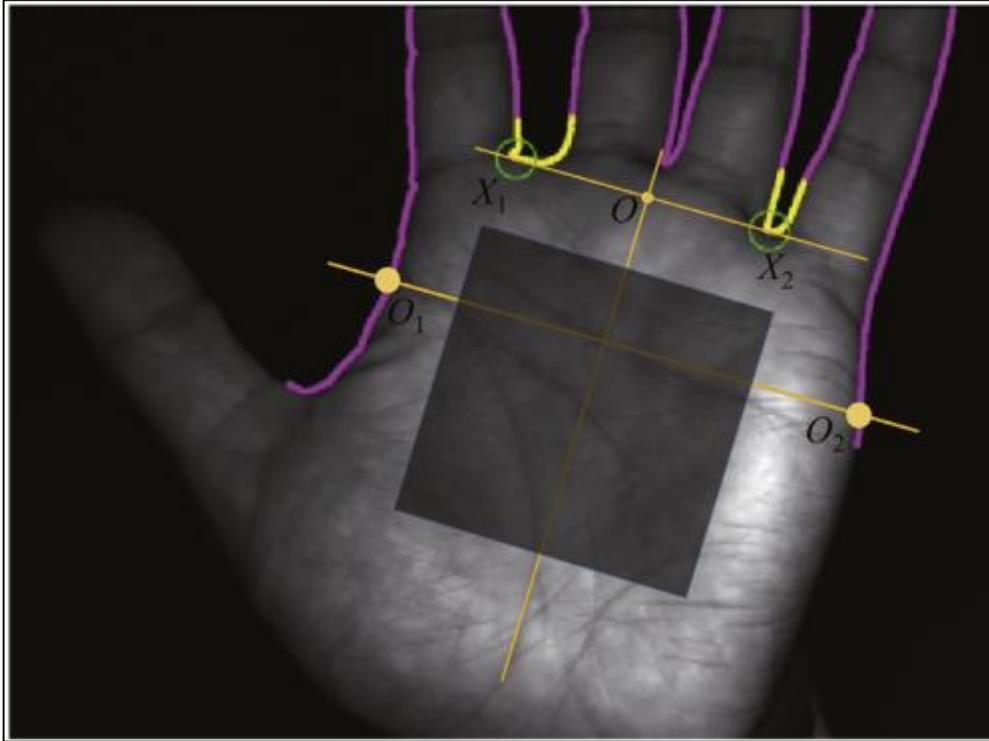


Figure III.8. Extraction de la région d'intérêt [11].

III.4. Extraction des caractéristiques :

Dans cette partie, nous décrivons les étapes de la méthode proposée pour l'extraction des caractéristiques.

Une fois que nous avons obtenu la région d'intérêt (ROI), Nous avons utilisé des images en niveaux de gris. Plus précisément, nous avons utilisé uniquement le canal bleu [12]. Cette décision est motivée par des observations expérimentales qui ont montré les meilleurs résultats par rapport à d'autres choix (uniquement les canaux rouge ou vert, ou la moyenne des canaux RGB). Pour l'ensemble de tests, nous avons utilisé des images d'une résolution spatiale de 150 x 150 pixels et de 256 niveaux de gris (8 bits).

III.4.1. L'algorithme d'extraction de caractéristiques:

Afin de mieux expliquer chaque étape de notre méthode, nous avons représenté l'algorithme à l'aide d'un diagramme en blocs. L'ensemble de l'algorithme (figure III.9) présente une structure hautement parallèle, ce qui contribue à son efficacité.

Le schéma ci-dessous (figure.III.9) montre que nous avons utilisé quatre filtres F_i ($i=1 :4$). Ces filtres sont implémentés sous la forme de quatre masques 5 x 5 afin de flouter et de traiter sélectivement les images. Dans la section suivante, nous décrivons chaque étape de la méthode : normalisation ; filtre médian ; filtres F_i ; opérations de bottom-hat en niveaux de gris ; combinaisons d'opérations de bottom-hat; normalisation, binarisation et post-traitement.

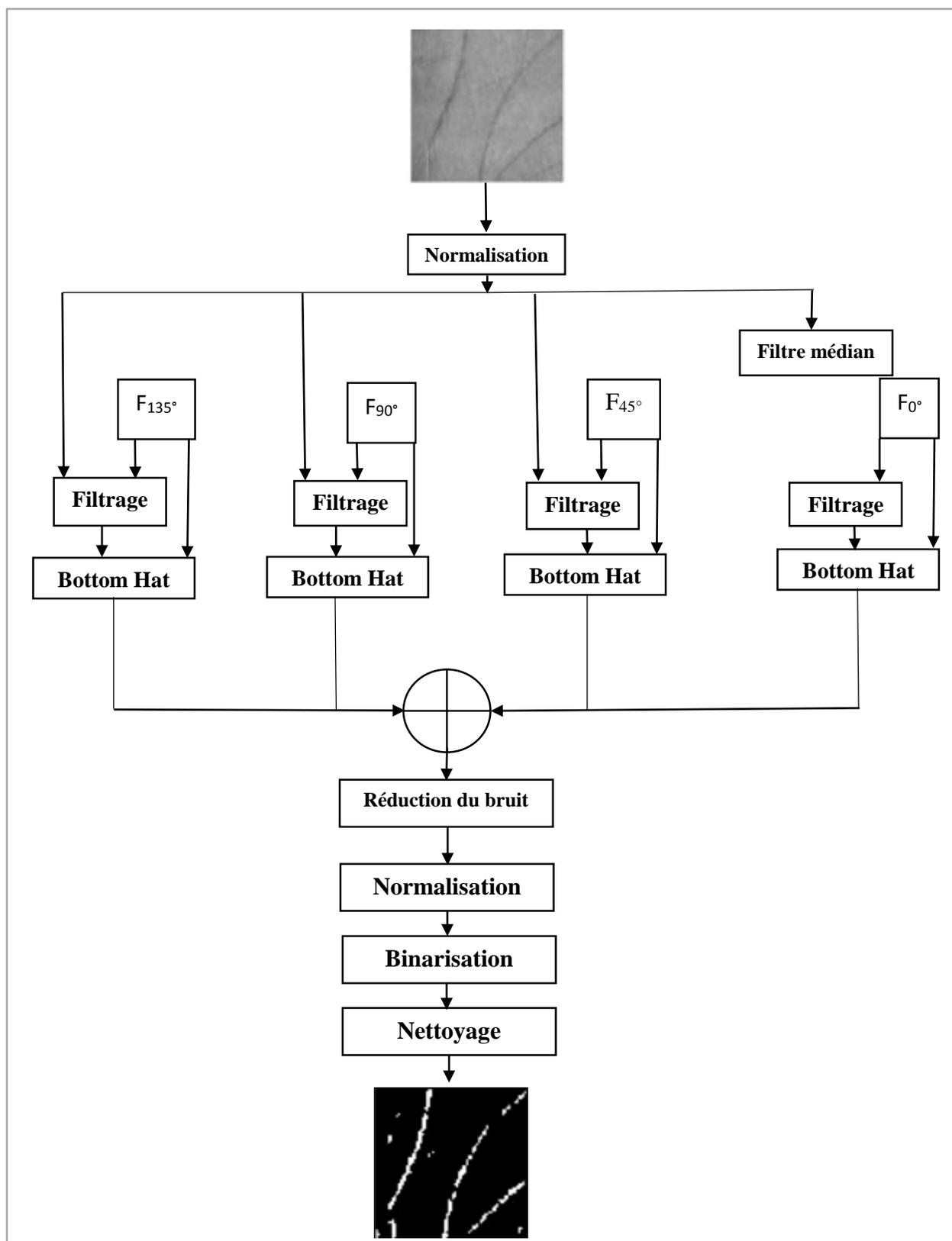


Figure III.9. Diagramme en blocs résumant l'algorithme d'extraction de caractéristique

III.4.2. Normalisation :

Tout d'abord, nous devons normaliser les niveaux de gris de chaque image afin de minimiser les différences de contraste entre les images d'entrée. Soit $Img(x, y)$ le niveau de gris générique de l'image échantillon ; la normalisation est effectuée par rapport aux maxima de l'image. L'étirement du contraste des niveaux de gris de l'image est la conséquence de la normalisation (figure.III.10). Après la normalisation, nous clonons l'image pour produire quatre copies identiques que nous appelons Img_0 , Img_{45} , Img_{90} et Img_{135} . Ensuite, nous appliquons uniquement le filtre médian sur Img_0 .

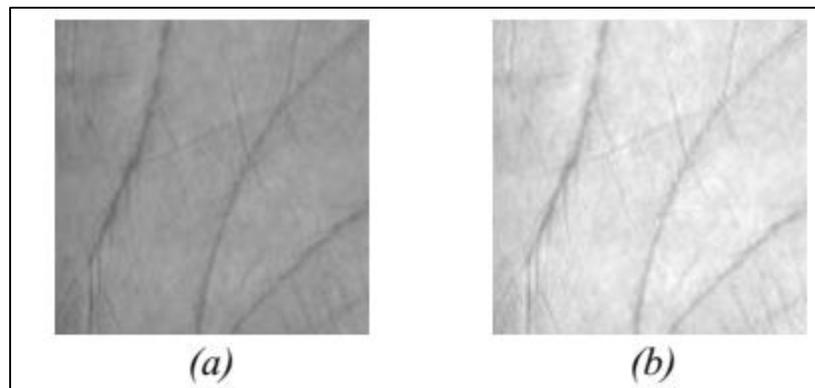


Figure III.10. Normalisation des niveaux de gris : le contraste de l'image d'entrée (a) est étiré dans l'image de sortie (b).

III.4.3. Filtre médian :

L'opération suivante consiste à éliminer autant de bruit que possible. Pour nettoyer l'image, nous utilisons un filtre médian plutôt qu'un filtre passe-bas. Un filtre médian a un effet minime sur le lissage des détails par rapport à un filtre passe-bas, tout en réduisant le bruit de type sel et poivre, en éliminant les pics.

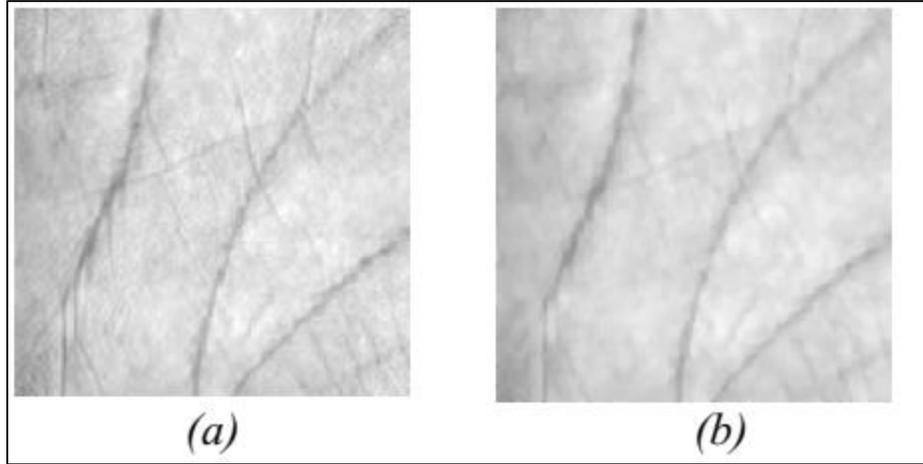


Figure III.11. Résultat du filtre médian : (a) est l'image d'entrée, tandis que (b) est l'image de sortie.

III.4.4. Filtres F_i :

Dans notre méthode, nous utilisons quatre filtres moyens le long de quatre directions (0° , 45° , 90° , 135°) que nous appelons F_0 , F_{45} , F_{90} et F_{135} . L'image est convoluée avec les masques de filtrage des matrices (III.3), qui sont des filtres moyens pondérés le long de quatre directions. Ainsi, l'image $ImgX$ est filtrée le long de la direction à X degrés par rapport à l'horizontale. Ci-dessous se trouvent les filtres utilisés.

$$\begin{aligned}
 F_0 &= \frac{1}{5} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} & F_{45} &= \frac{1}{5} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\
 F_{90} &= \frac{1}{5} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} & F_{135} &= \frac{1}{5} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}
 \end{aligned} \tag{III.3}$$

Les filtres F_i sont capables de mettre en évidence les lignes le long des directions à 0° , 45° , 90° et 135° , tandis que les autres détails sont lissés par le filtrage moyen. Étant donné que ces opérations réduisent les détails (et également le bruit), nous n'appliquons pas de filtre médian à toutes les images, mais seulement à Img_0 , qui est filtrée avec F_0 . De cette manière, la double

réduction du bruit (médian suivi de la moyenne) est appliquée uniquement à l'image utilisée pour mettre en évidence les détails horizontaux. Comme nous l'avons écrit dans la section précédente, la plupart des lignes de l'empreinte palmaire ne sont presque jamais orientées dans la direction horizontale. Ainsi, dans cette direction (0°), il y a rarement des lignes significatives à mettre en évidence. C'est la raison pour laquelle nous pouvons améliorer la réduction du bruit, malgré un plus grand lissage des détails.

Les images suivantes montrent les résultats après l'application des filtres F_i .

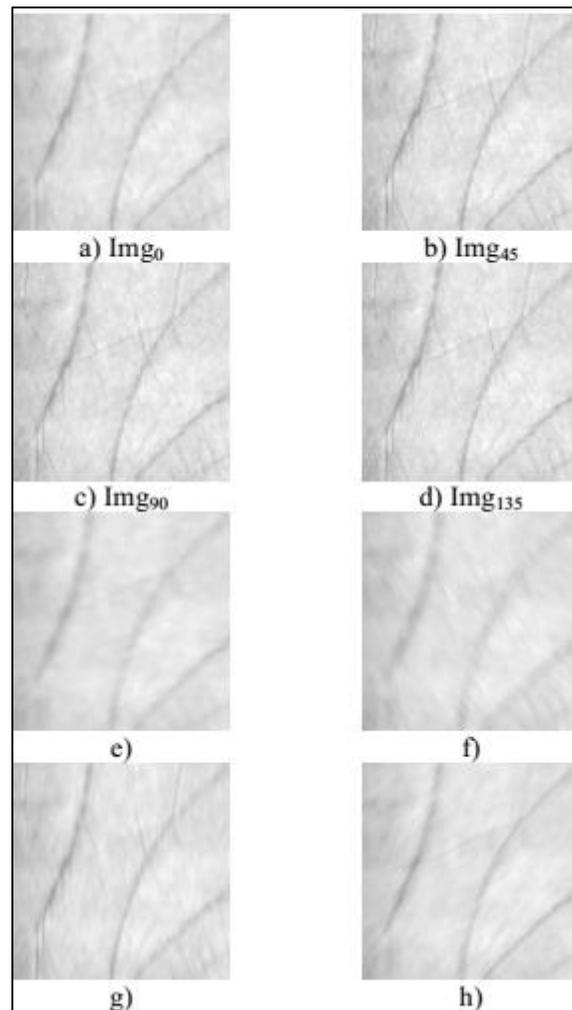


Figure III.12. Images Img_0 , Img_{45} , Img_{90} et Img_{135} ainsi que les résultats correspondants après l'application des filtres F_i (e), f), g), h)) sont présentés.

III.4.5. Opération de bottom-hat en niveaux de gris :

La filtration de bottom-hat en niveaux de gris est généralement utilisée pour les images binaires. Elle consiste à soustraire l'image originale de sa fermeture (d'un point de vue morphologique). Cette dernière opération est définie comme l'érosion de la dilatation de l'image binaire. On peut l'écrire sous forme de formule :

$$\text{Im } g_{BH}(x, y) = \text{Im } g(x, y) - \text{erode}(\text{dilate}(\text{Im } g(x, y), S_1), S_2) \quad (\text{III.4})$$

Où $\text{Im } g_{BH}$ est l'image après l'opération de bottom-hat en niveaux de gris, tandis que S_1 et S_2 sont deux éléments structuraux utilisés pour effectuer l'érosion et la dilatation morphologiques. Les éléments structuraux sont des matrices binaires qui représentent des structures géométriques élémentaires, sur la base desquelles sont effectuées les opérations mentionnées ci-dessus. En utilisant des images en niveaux de gris, l'opération de bottom-hat en niveaux de gris peut être approximée en redéfinissant l'érosion et la dilatation (comme dans la formule (III.5)). Soit $\text{Im } g(x, y)$ le pixel générique de l'image d'entrée, $\text{Im } g_D(x, y)$ et $\text{Im } g_E(x, y)$ le même pixel après dilatation et érosion respectivement. Nous pouvons définir l'érosion et la dilatation de la manière suivante :

$$\begin{aligned} \text{Im } g_D(x, y) &= \max_{j, k} (\text{Im } g(x - j, y - k) + S_1(j, k)) \\ \text{Im } g_E(x, y) &= \min_{j, k} (\text{Im } g(x + j, y + k) - S_2(j, k)) \end{aligned} \quad (\text{III.5})$$

où $S_i(j, k)$ représente la valeur à (j, k) de l'élément structural utilisé pour chaque opération. Cette opération permet de mettre en évidence des détails plus significatifs et l'image est généralement transformée en une image à faible luminosité. Les images suivantes montrent comment fonctionne l'opération de bottom-hat en niveaux de gris.

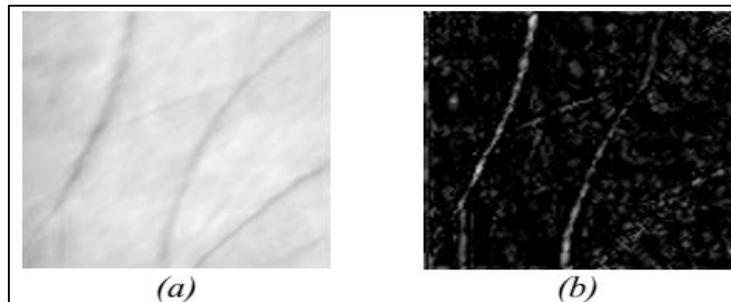


Figure III.13. Résultat de l'application de l'opération de bottom-hat en niveaux de gris : l'image d'entrée (a) est transformée en une image à faible luminosité (b), dans laquelle les détails sont mis en évidence

III.4.6. Combinaison de toutes les opérations de bottom-hat en niveaux de gris : somme et nettoyage

L'utilisation de l'opération de fond de couleur en niveaux de gris sur chaque image nous a permis de mettre en évidence les détails et, en particulier, les lignes de l'empreinte palmaire que nous souhaitons détecter. Maintenant, nous devons les combiner et produire une seule image qui résume les résultats inclus dans chaque image. À cette fin, nous avons décidé de faire la somme de toutes les images. Dans la figure 14, les résultats de cette opération sont présentés :

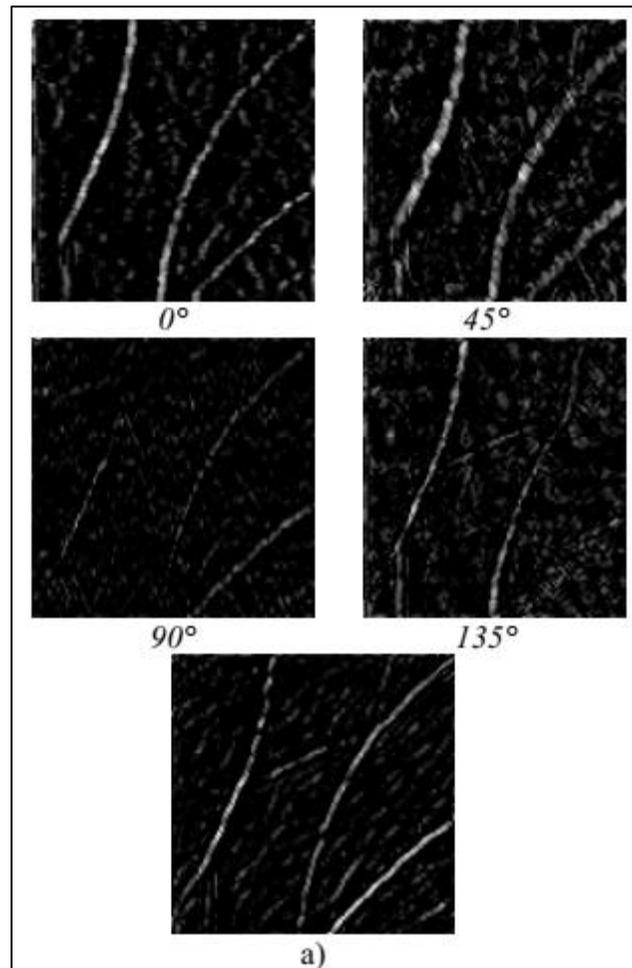


Figure III.14. Combinaison des sorties de toutes les opérations de fond de couleur en niveaux de gris (a).

Comme on peut le voir dans la dernière ligne de la figure III.14, le résultat de la combinaison des filtrages de bottom-hat en niveaux de gris est une image à faible luminosité (très bruitée) dans laquelle les détails les plus pertinents (les lignes de l'empreinte palmaire) sont mis en évidence.

Afin d'améliorer la binarisation, qui est l'une des étapes fondamentales de l'algorithme global, nous utilisons la transformation suivante pour réduire le bruit :

$$\bar{\text{Img}}(x, y) = \begin{cases} 0 & \text{Img}(x, y) \leq kM \\ \text{Img}(x, y) & \text{Img}(x, y) > kM \end{cases} \quad (\text{III.6})$$

où $\text{Img}(x, y)$ est le résultat, M est la valeur moyenne de l'ensemble de l'image, et k est un coefficient d'échelle. Dans notre expérience, nous avons observé qu'une valeur de 3 donne de bons résultats, mais il est possible d'évaluer dynamiquement cette valeur en fonction de la variance de l'image.

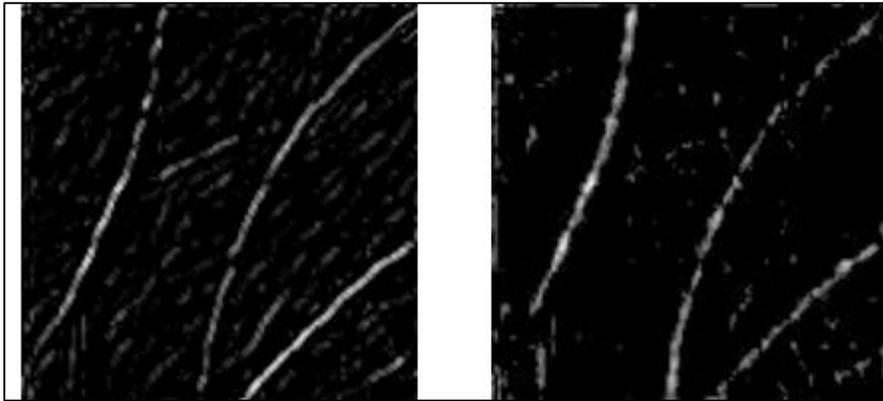


Figure III.15. Résultats après l'application du nettoyage en niveaux de gris.

III.4.7. Normalisation, binarisation et post-traitement :

Enfin, nous devons à nouveau étirer le contraste de l'image, en utilisant la même méthode de normalisation que celle utilisée lors de la première étape de l'algorithme (c'est-à-dire par rapport à la valeur maximale de l'image). Ensuite, nous avons adopté une méthode simple de seuillage pour la binarisation de l'image. La binarisation peut être résumée par la formule suivante (qui est un cas particulier de la précédente), où M' est la valeur moyenne de l'image avant la binarisation :

$$\text{Img}_{BW}(x, y) = \begin{cases} 0 & \text{Img}(x, y) \leq M' \\ 1 & \text{Img}(x, y) > M' \end{cases} \quad (\text{III.7})$$

La dernière étape est le post-traitement, qui est utilisé pour supprimer tous les pics (et blocs) blancs isolés dans l'image. Dans le but d'atteindre cet objectif, nous utilisons un filtre non linéaire qui peut les supprimer : pour chaque pixel $\text{Img}_{BW}(x, y)$, nous considérons une matrice de 5x5 centrée sur

celui-ci. Si les premières et dernières colonnes et lignes contiennent uniquement des pixels noirs, nous définissons tous les pixels de la matrice comme étant noirs. Ces opérations de post-traitement donnent comme résultat une image avec les lignes principales mises en évidence.

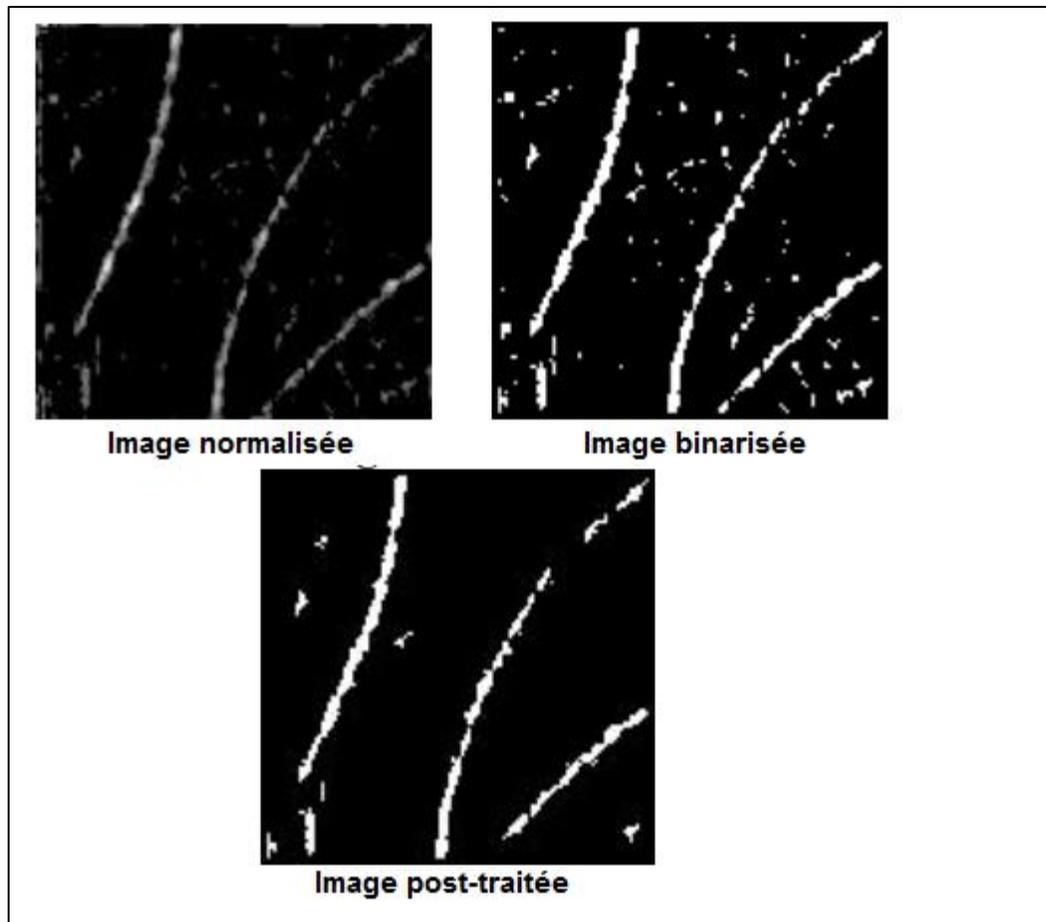


Figure III.16. Résultats des dernières étapes, qui produisent l'image finale. Les lignes principales sont correctement mises en évidence et le nombre de blocs blancs isolés est réduit

III.4.8. Extraction des caractéristiques de l'image de l'empreinte de la paume :

L'extraction des caractéristiques repose sur la texture de l'image améliorée de l'empreinte de la paume, calculée à l'aide de Local Binary Pattern (LBP) et de Local Phase Quantization (LPQ).

a)Local Binary Pattern(LBP) :

Les motifs binaires locaux ont initialement été proposés par Ojala et alen 2002 dans[13] afin de caractériser les textures présentées dans des images en niveaux de gris. Ils consistent à

attribuer à chaque pixel P de l'image à analyser, une valeur caractérisant le motif local autour de ce pixel.

Ces valeurs sont calculées en comparant le niveau de gris du pixel central P aux valeurs des niveaux de gris des pixels voisins. Le concept du LBP est simple, il propose d'assigner un code binaire à un pixel en fonction de son voisinage. Ce code décrivant la texture locale d'une région est calculé par seuillage d'un voisinage avec le niveau de gris du pixel central. Afin de générer un motif binaire, tous les voisins prendront alors une valeur "1" si leur valeur est supérieure ou égale au pixel courant et "0" autrement (figure III.17). Les pixels de ce motif binaire sont alors multipliés par des poids et sommés afin d'obtenir un code LBP du pixel courant. On obtient donc pour toute l'image, des pixels dont l'intensité se situe entre 0 et 255 comme dans une image à 8 bits ordinaire. Plutôt que de décrire l'image par la séquence des motifs LBP, on peut choisir comme descripteur de texture un histogramme de dimension 255.

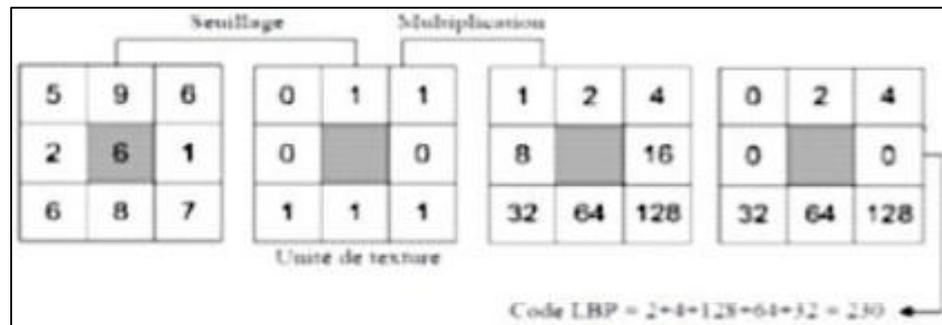


Figure III.17 Construction d'un motif binaire et calcul du code LBP [14].

b) Local phase Quantization(LPQ) :

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

$$Fu(x) = \sum_{m \in N_x} h(m-x)f(m)e^{-j\pi u^T m} = E_u^T f x \quad (III.8)$$

Où, E_u^T de taille $= 1 \times M^2$, est un vecteur de base de 2DWFT avec la fréquence u , et F_x , taille $= M^2 \times N$, est un vecteur contenant les valeurs des pixels d'image dans N_x à chaque position

de x . La fonction fenêtre, $h(x)$ est une fonction rectangulaire. La transformation est calculée à quatre valeurs de la fréquence:

$$u = [u_0, u_1, u_2, u_3] \text{ où } u_0 = [\mathbf{a}, \mathbf{0}]^T, u_1 = [\mathbf{0}, \mathbf{a}]^T, u_2 = [\mathbf{a}, \mathbf{a}]^T \\ \text{et } u_3 = [\mathbf{a}, -\mathbf{a}]^T$$

En général, LPQ est une chaîne binaire, Présentée dans l'expression précédente, obtenue pour chaque pixel par la concaténation des codes quadrant bits réels et imaginaires des huit coefficients de Fourier de U_i . La chaîne binaire est convertie en nombre décimal pour produire une étiquette de LPQ [14].

III.5. Conclusion :

Ce chapitre propose une méthode pour extraire les principales lignes de la main. Il aborde la segmentation de la main et l'extraction de la région d'intérêt (ROI). Différentes étapes ont été explorées. La méthode proposée vise à améliorer la précision et la fiabilité de la segmentation de la main à des fins d'authentification. La ROI extraite peut ensuite être utilisée pour l'extraction et l'analyse des caractéristiques. Dans l'ensemble, le modèle offre une approche complète pour extraire et analyser efficacement les principales lignes de la main à des fins d'authentification. Les résultats de notre travail seront discutés dans le chapitre Expérimentations et Résultats.

Chapitre IV
Expérimentations et
Résultats

IV.1 Introduction :

Dans ce chapitre, nous présenterons les résultats de nos expériences menées sur deux bases de données différentes : Tongji Contactless Palmprint Dataset et CASIA Palmprint. L'objectif de notre travail est d'authentifier une Sujet en utilisant les principales caractéristiques de la paume de la main.

IV.2 MATLAB :

Matlab «Matrix Laboratory» est une plate-forme de programmation et de calcul numérique utilisée par des millions d'ingénieurs et de scientifiques pour analyser des données, développer des algorithmes et créer des modèles[15].

Tous les résultats présentés dans ce document sont obtenus avec MATLAB R2020b sur un PC équipé d'un processeur (Intel Core i5-2400 MQ) à 3,1 GHz et d'une mémoire vive de 8 Go.

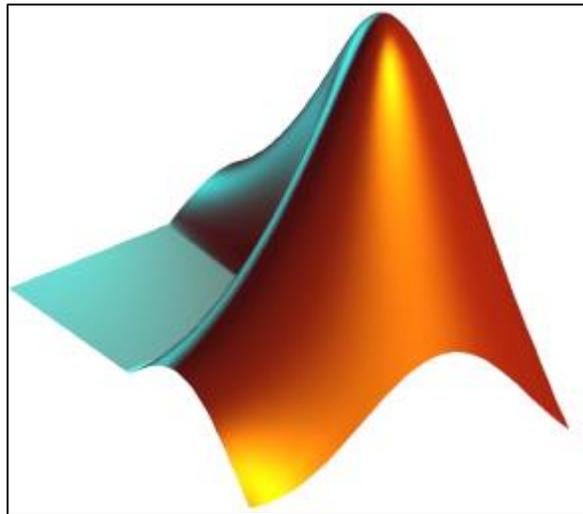


Figure IV.1 Matlab logo

VI.3 Les bases de données :

Pour nos expériences, nous avons utilisés deux bases de données :

VI.3.1. Tongji Contactless Palmprint Dataset :

Les images de cette base de données ont été collectées auprès de 300 volontaires, dont 192 hommes et 108 femmes. Parmi eux, 235 sujets avaient entre 20 et 30 ans, tandis que les autres

avaient entre 30 et 50 ans. Les échantillons ont été collectés lors de deux sessions distinctes. Lors de chaque session, le sujet devait fournir 10 images pour chaque paume. Par conséquent, 40 images provenant de 2 paumes ont été collectées pour chaque sujet. Au total, la base de données contient 12 000 images capturées à partir de 600 paumes différentes. L'intervalle de temps moyen entre la première et la deuxième session était d'environ 61 jours. Les intervalles de temps maximum et minimum étaient respectivement de 106 jours et 21 jours [16].

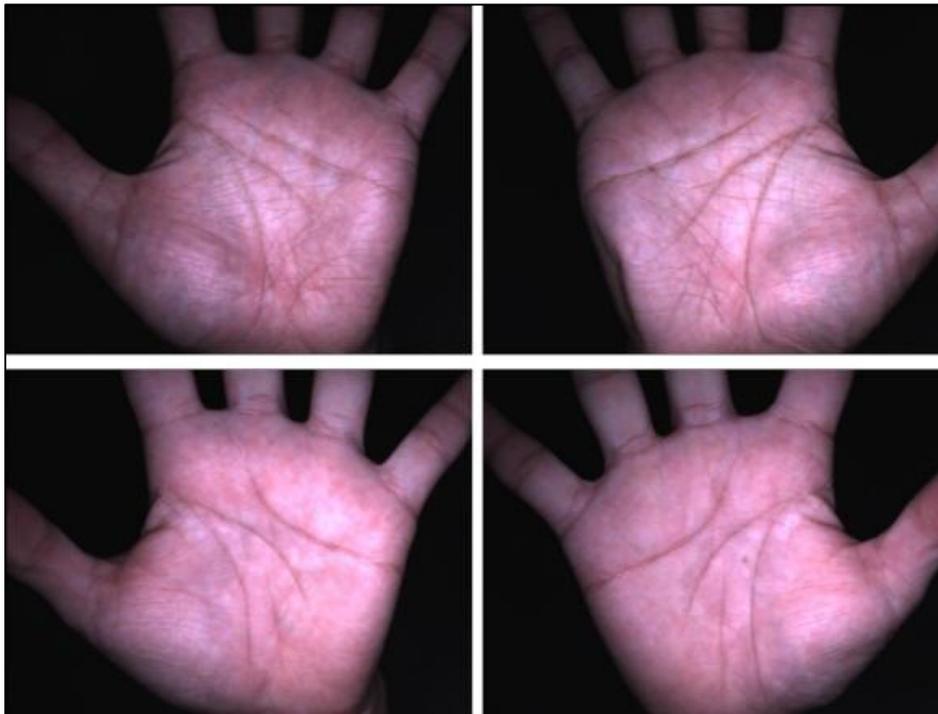


Figure IV.2 exemples d'images du la base de données Tongji Contactless Palmprint Dataset

VI.3.2. CASIA Palmprint :

La base de données des images d'empreintes palmaires de l'Académie chinoise des sciences (CASIA) [17] est un ensemble de données populaire utilisé dans les systèmes biométriques. Le jeu de données contient 5502 images d'empreintes palmaires capturées auprès de 312 Sujets (16 images par Sujet). CASIA propose des images d'empreintes palmaires pour les mains gauche et droite. De plus, toutes les images sont des images JPEG en niveaux de gris sur 8 bits.

Des exemples d'images du la base de données sont illustrés dans la Figure IV.3

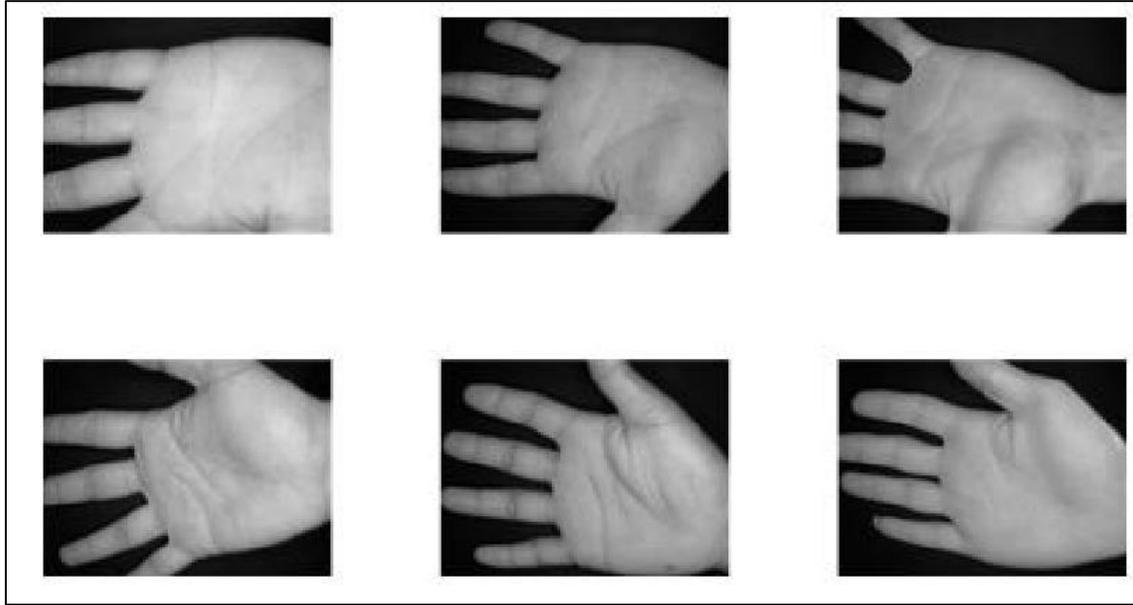


Figure IV.3 exemples d'images du la base de données CASIA

VI.4. Résultats expérimentaux :

VI.4.1. Les résultats de segmentation :

Dans cette partie en vas comparer plusieurs résultats de la segmentation de la main avec déférente base de données.

a) Segmentation de CASIA Palmprint :

Les résultats obtenus pour CASIA Palmprint la main gauche et droite

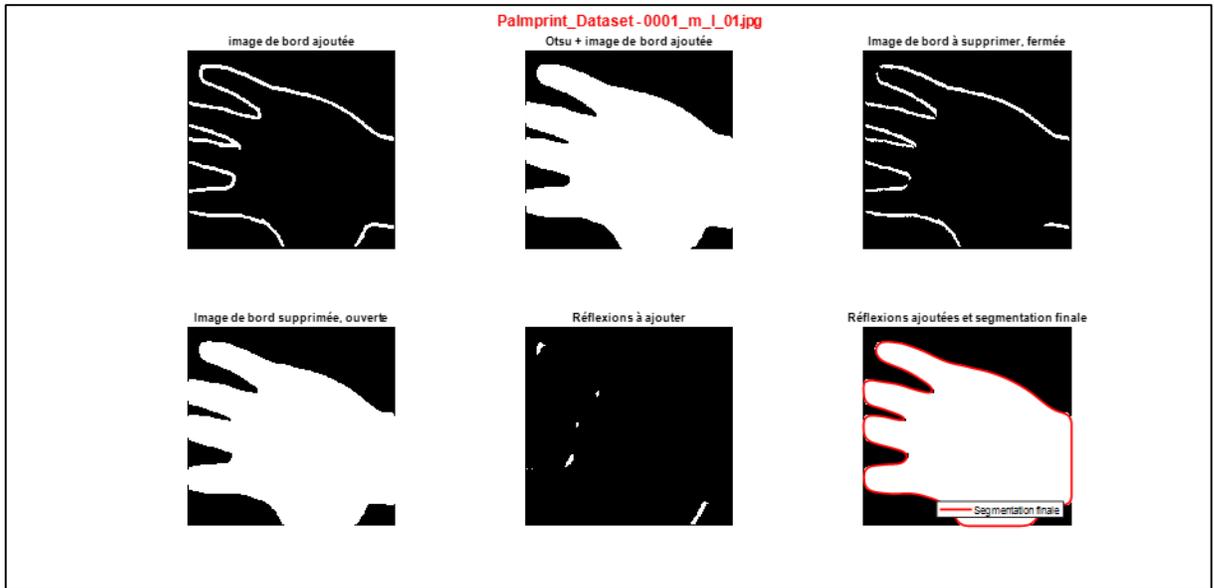


Figure IV.4. Main gauche (CASIA)

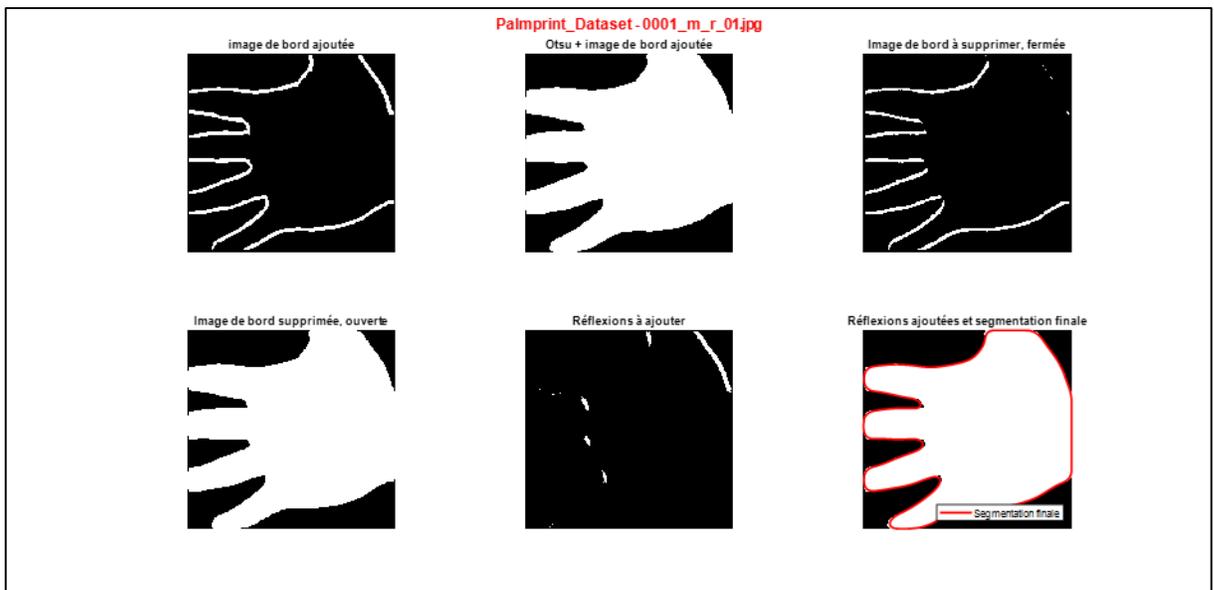


Figure IV.5. Main droite (CASIA)

b) Segmentation de Tongji Contactless Palmprint Dataset :

Les résultats obtenu pour Tongji Contactless Palmprint Dataset de la main gauche et droite :

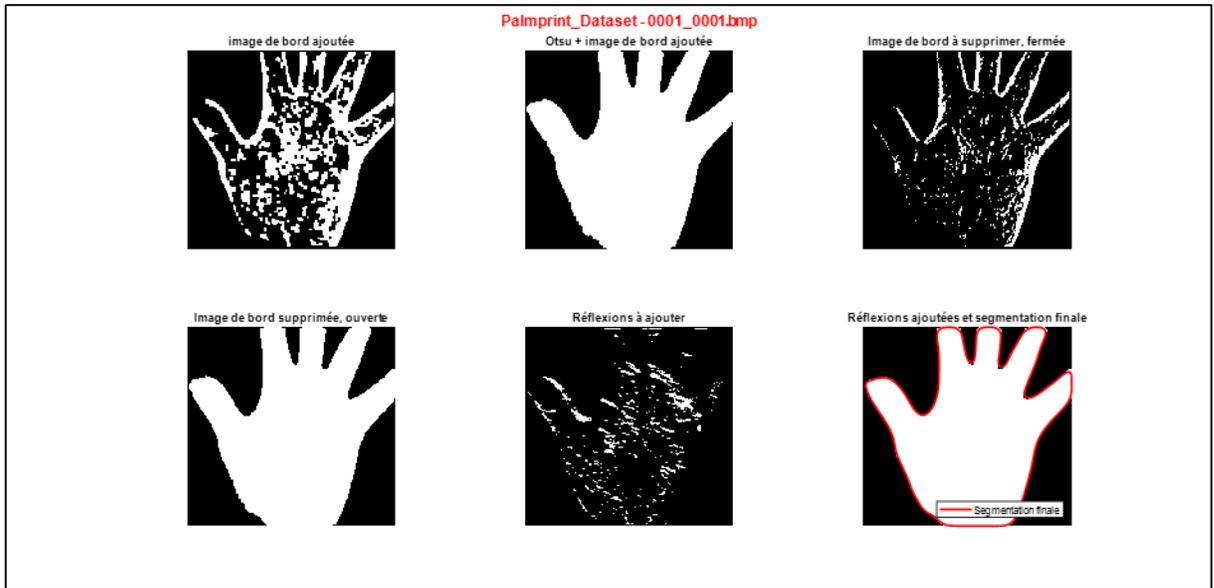


Figure IV.6. Main gauche de Tongji Contactless Palmprint Dataset

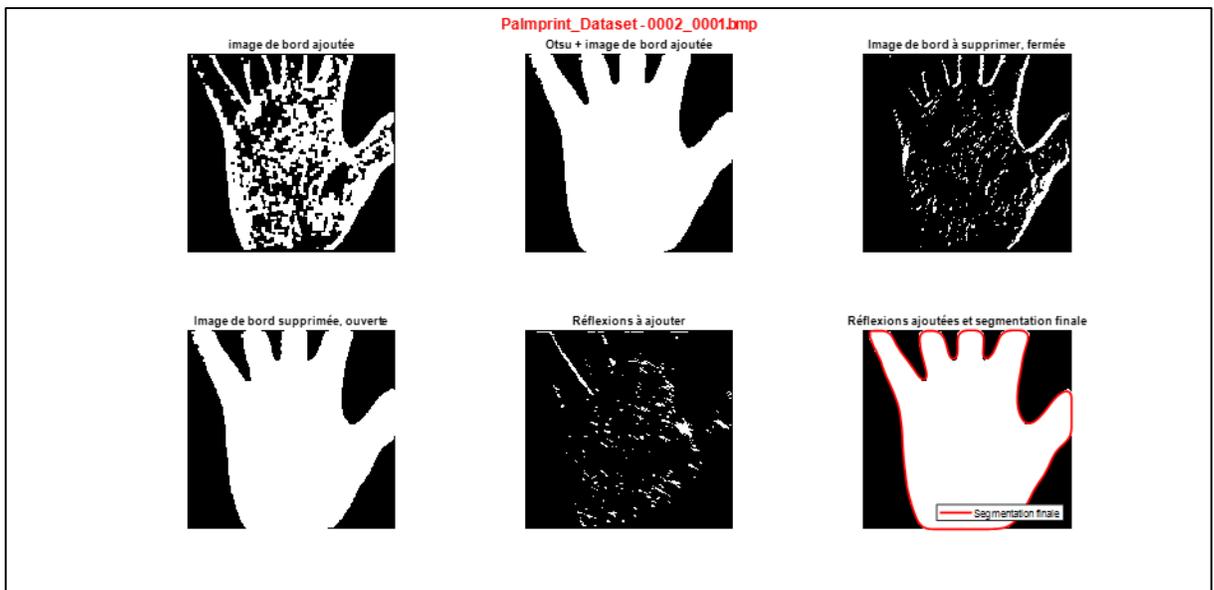


Figure IV.7. Main droite de Tongji Contactless Palmprint Dataset

Les résultats illustrés dans les **Figures IV.4 à IV.7** démontrent une segmentation précise et cohérente, indépendamment du type d'image ou de la position de la main. La clarté et la continuité du contour de la main dans la **Figure IV.8** confirment la qualité supérieure de notre méthode de segmentation.

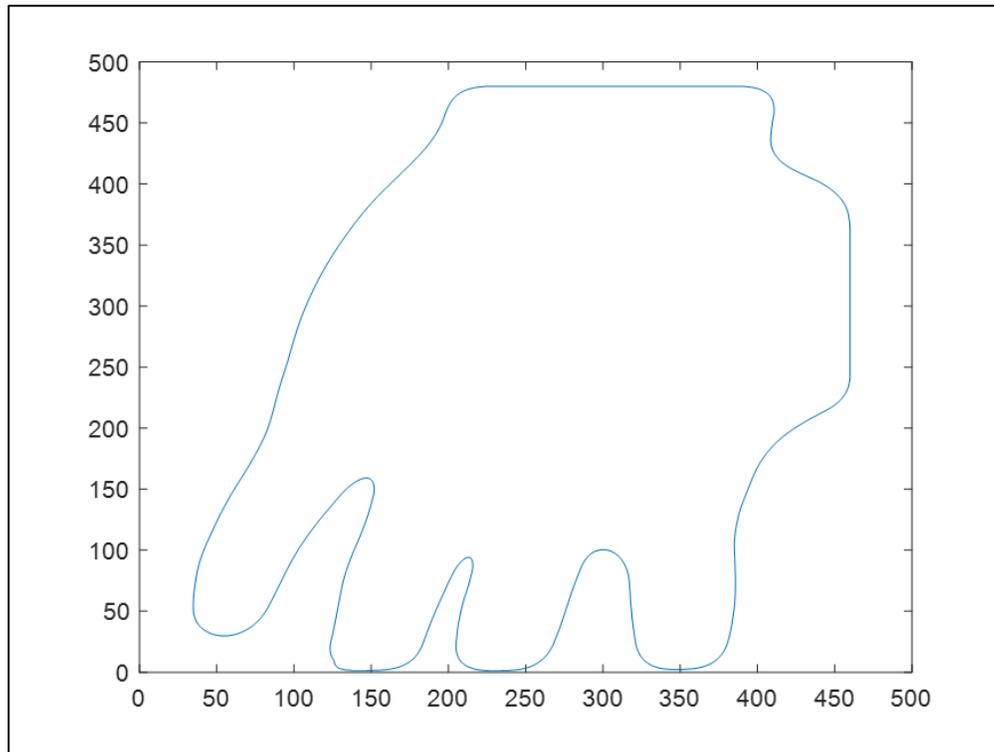


Figure IV.8. Contour de la main

IV.4.2. Les résultats de la région d'intérêt ROI :

Dans cette partie en vas comparer plusieurs résultats de l'extraction région d'intérêt ROI de la main segmentée avec déférente base de données.

a) ROI de CASIA Palmprint :

Les résultats obtenu pour CASIA Palmprint la main gauche et droite :

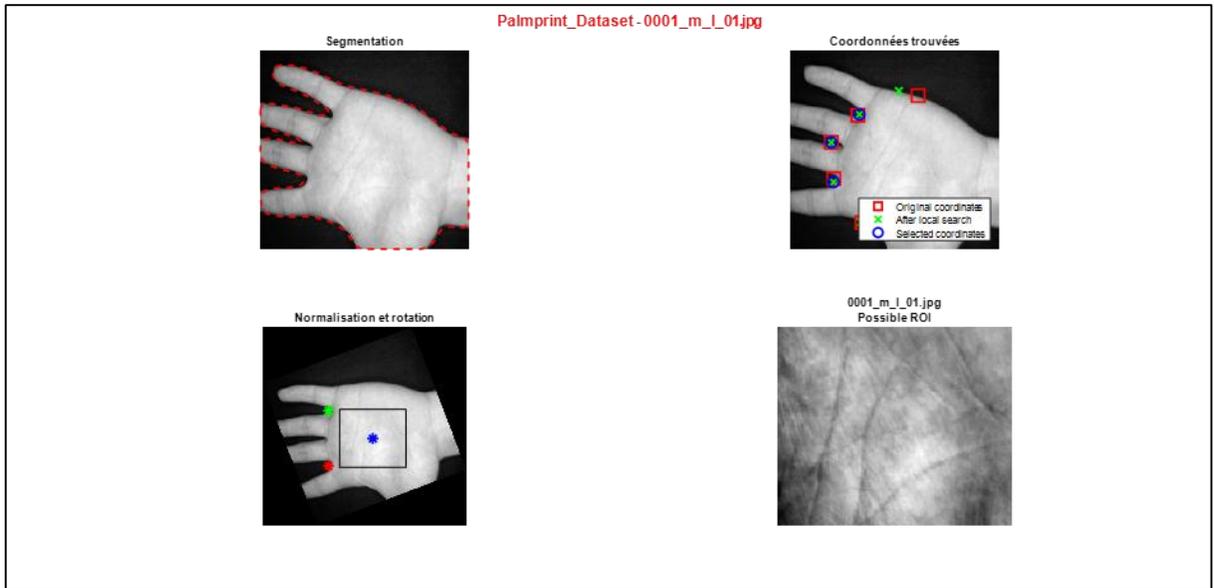


Figure IV.9. Région d'intérêt ROI de la main gauche

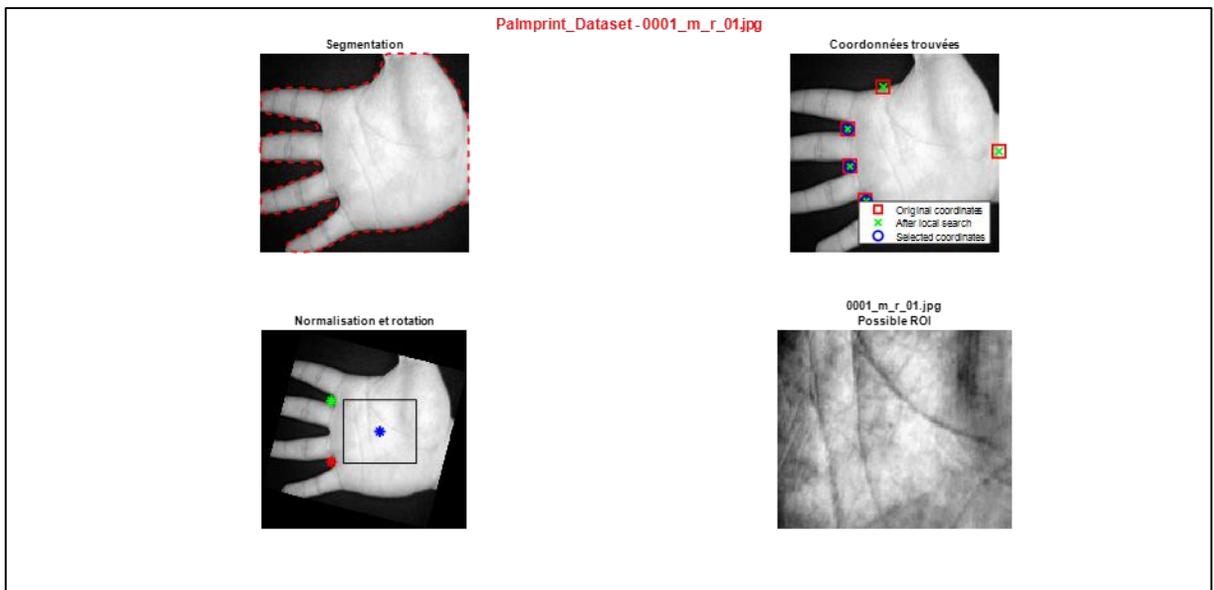


Figure IV.10. Région d'intérêt ROI de la main droite

b) ROI Tongji Contactless Palmprint Dataset :

Les résultats obtenu pour Tongji Contactless Palmprint Dataset de la main gauche et droite :

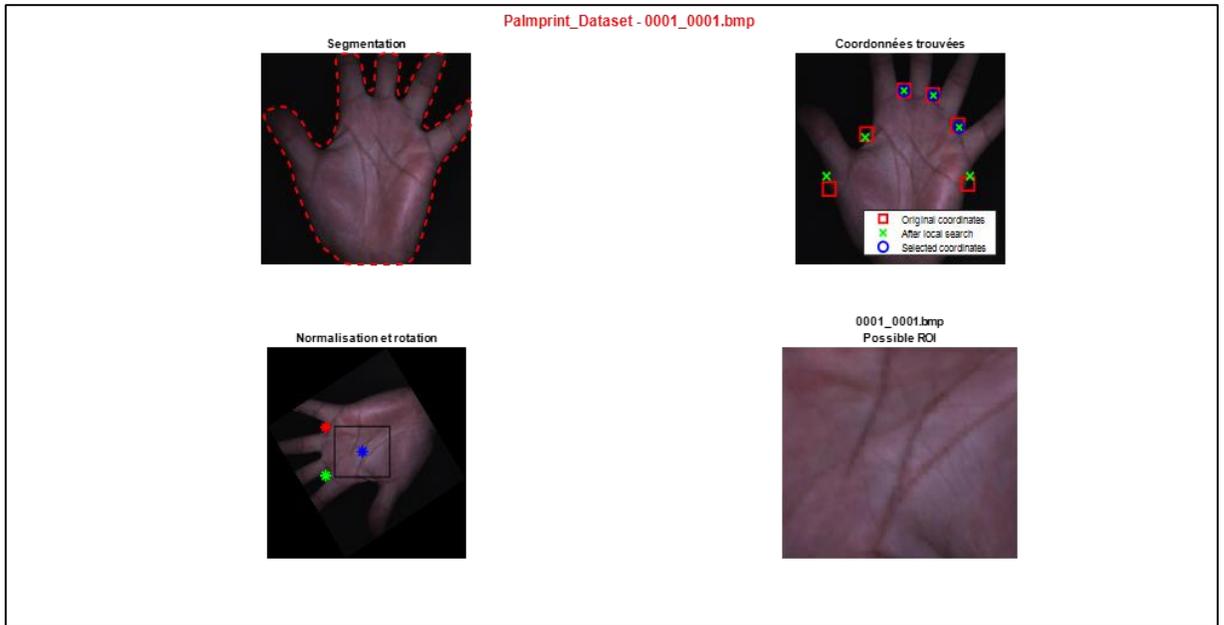


Figure IV.11. Région d'intérêt ROI de la main gauche

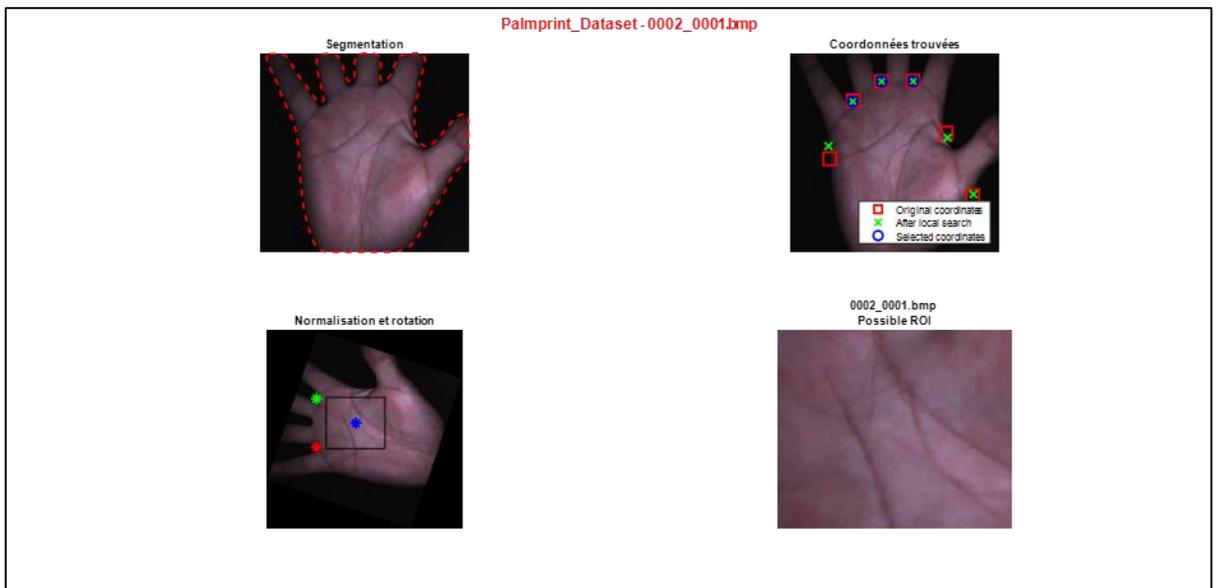


Figure IV.12. Région d'intérêt ROI de la main droit

D'après les résultats présentés dans les **Figures IV.9** jusqu'à **Figures IV.12** obtenu, Notre méthode démontre une grande efficacité dans l'extraction des régions d'intérêt (ROI) à partir d'images de main segmentées. Elle identifie avec précision les régions des doigts et les points clés, construit un nouveau système de coordonnées pour la normalisation, et nécessite un nombre minimal de paramètres. Dans l'ensemble, notre méthode présente une extraction fiable et efficace des ROI dans la segmentation de la main.

IV.4.3. Les résultats d'Extraction des traits principaux de la paume (ROI) :

Dans cette partie en vas comparer plusieurs résultats des caractéristiques de la paume de la main avec déférente base de données

a) CASIA Palmprint :

Les résultats obtenus pour CASIA Palmprint la main gauche et droite :

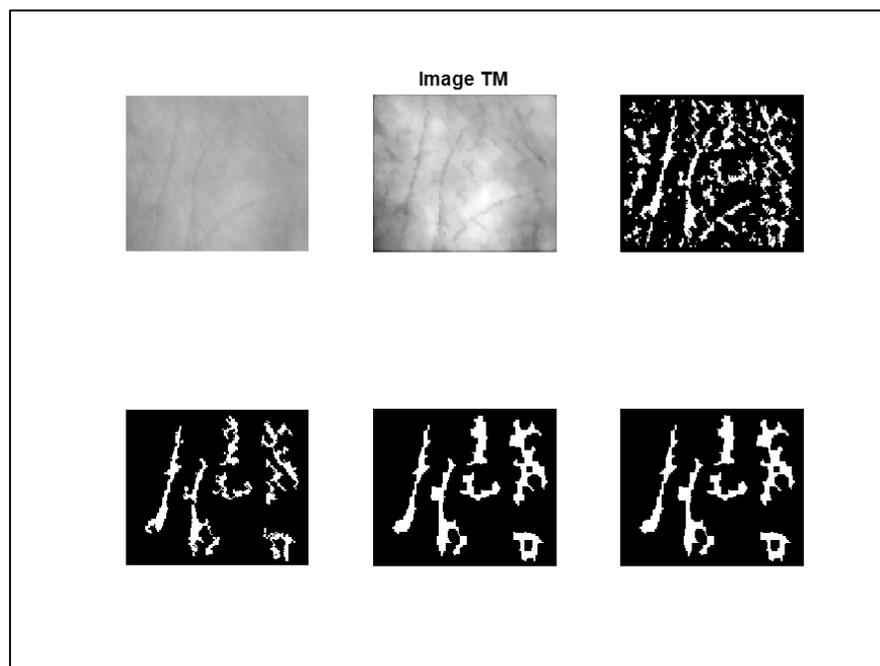


Figure IV.13. Extraction des traits principaux de la paume gauche

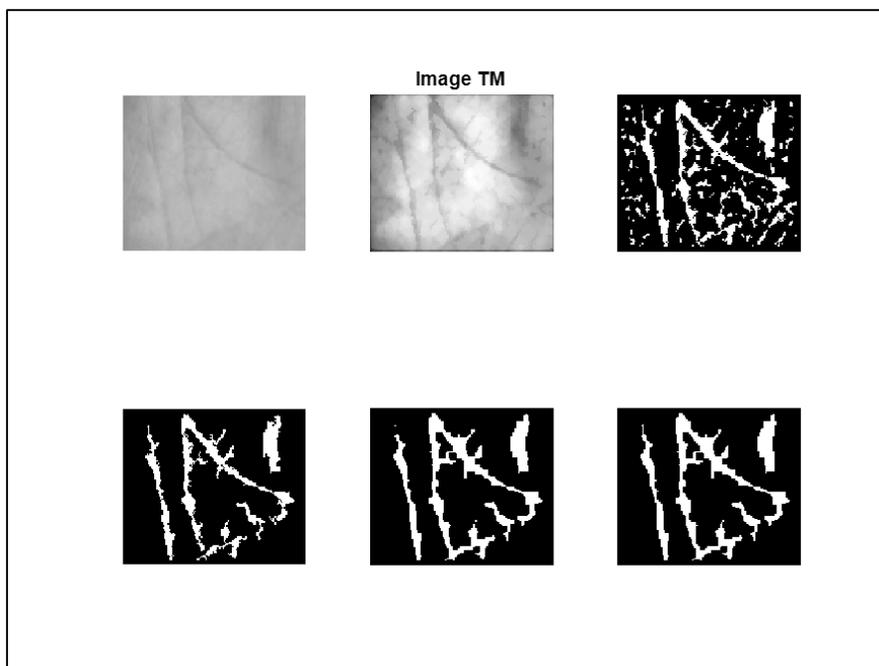


Figure IV.14. Extraction des traits principaux de la paume droite

b) Tongji Contactless Palmprint Dataset :

Les résultats obtenu pour Tongji Contactless Palmprint Dataset de la main gauche et droite :

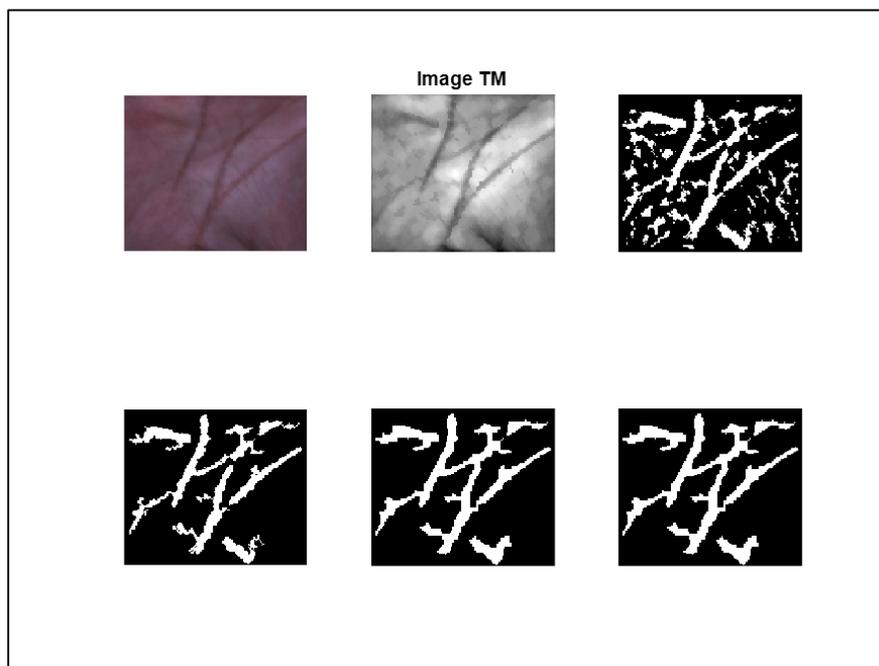


Figure IV.15. Extraction des traits principaux de la paume gauche

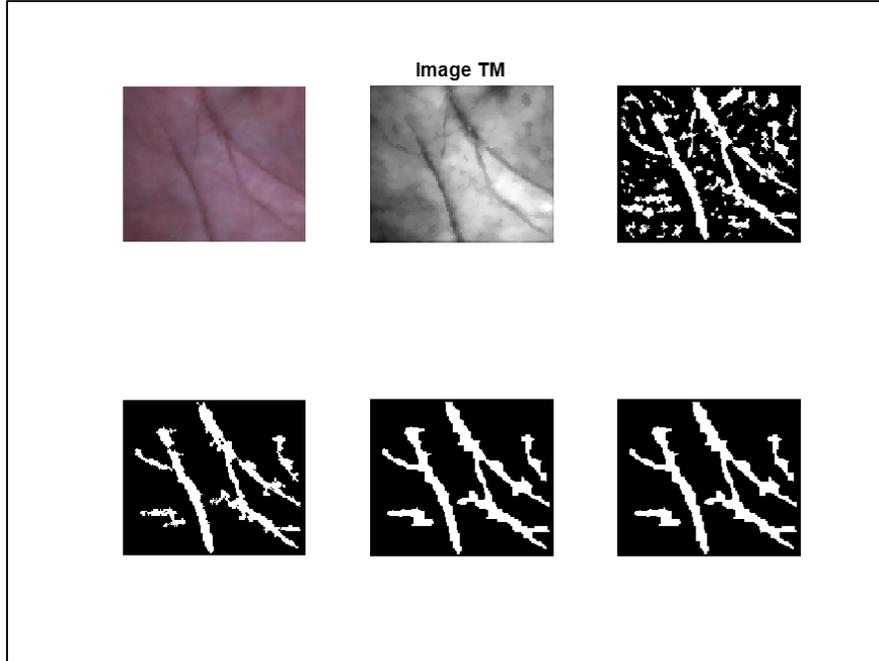


Figure IV.16. Extraction des traits principaux de la paume droite.

Le résultat de notre système pour l'extraction des traits principaux de l'empreinte palmaire est une image binaire et les résultats préliminaires de notre méthode sont très encourageants. Nous avons évalué les performances de notre approche en utilisant des indices statistiques tels que la précision, recall et la F-mesure.

$$R = \frac{n(M_D \cap M_R)}{n(M_R)} \quad (\text{IV.1})$$

$$P = \frac{n(M_D \cap M_R)}{n(M_D)} \quad (\text{IV.2})$$

$$F\text{-Measure} = 2 \times \frac{P \times R}{P + R} \quad (\text{IV.3})$$

M_D est la version binaire de l'empreinte palmaire détectée.

M_R est la version binaire des lignes principales de référence de la main.

R est le rappel, c'est-à-dire le rapport entre le nombre de pixels dans l'intersection entre les lignes principales d'empreinte détectées (M_D) et la carte de référence (M_R), et le nombre de pixels dans M_R . Lorsqu'il tend vers 1, M_D couvre l'ensemble de M_R , mais nous n'avons aucune information sur les pixels en dehors de M_R . S'il tend vers 0, la carte détectée et la carte de référence ont une intersection plus petite.

P est la précision, c'est-à-dire le rapport entre le nombre de pixels dans l'intersection entre M_D et M_R , et le nombre de pixels dans M_D . La mesure F représente une moyenne pondérée de la précision et du rappel. Lorsque la mesure F est égale à 1, cela représente le meilleur pourcentage de précision.

Les résultats obtenus à partir de notre méthode sont présentés dans les tableaux suivants :

- **CASIA Palmprint dataset :**

	La précision	Recall	F – Measure
Gauche	0.8437	0.7039	0.7077
Droite	0.8166	0.7039	0.7077

Tableau IV.1. F-measure, la précision et recall pour CASIA Palmprint dataset

- **Tongji Contactless Palmprint Dataset :**

	La précision	Recall	F – Measure
Gauche	0.7981	0.7039	0.7077
Droite	0.7805	0.7039	0.7077

Tableau IV.2 F-measure, précision et recall pour Tongji Contactless Palmprint Dataset

Nos calculs ont permis de mesurer le **F-mesure**, la **précision** et **recall** pour deux bases de données distinctes, en considérant à la fois la main gauche et la main droite dans chaque base de données. Les résultats obtenus sont prometteurs, avec une précision élevée, mettant en évidence la qualité de notre approche.

IV.4.4. Méthode d'extraction LBP et LPQ :

a) CASIA Palmprint dataset :

Nous avons calculé la corrélation LBP et LPQ entre les images des mains de la même Sujet dans différentes positions dans CASIA Palmprint dataset et nous avons obtenu le résultat suivant :

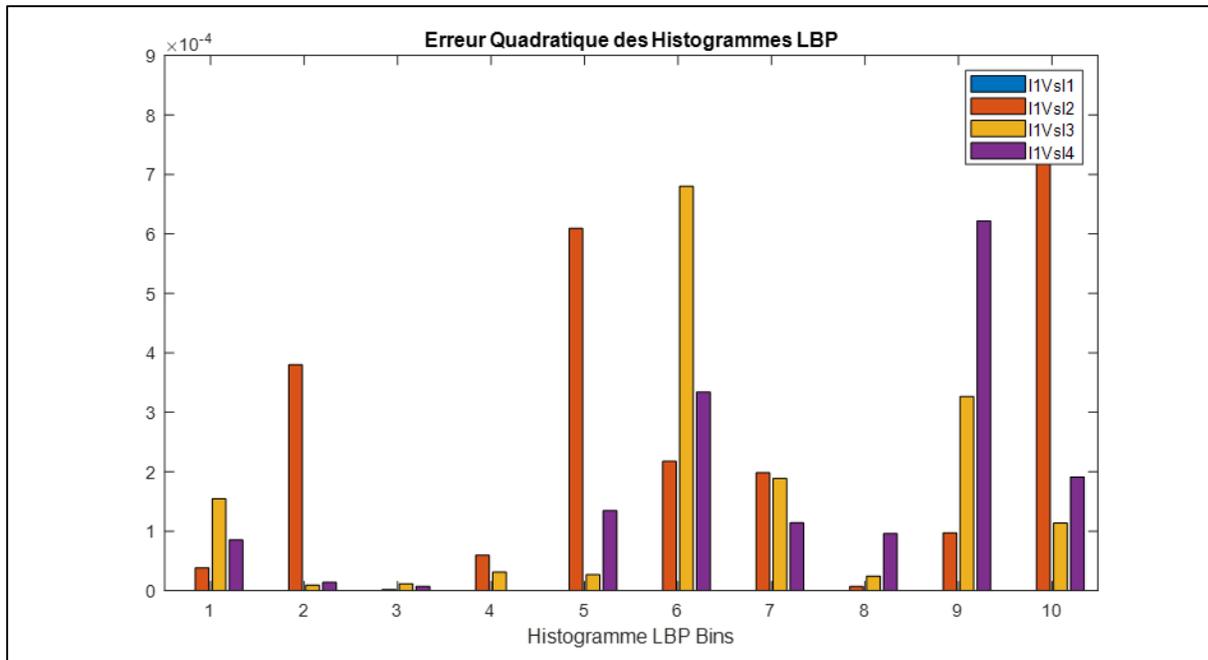


Figure IV.17. Erreur quadratique des histogrammes LBP de CASIA Palmprint

Les résultats exposés dans la **Figure IV.17**, notamment pour le paramètre 3, indiquent des valeurs de différence remarquablement faibles, confirmant d'une grande précision, quelle que soit la position de la main. Ces résultats renforcent la fiabilité de notre méthode.

	Position 1	Position 2	Position 3	Position 4
Sujet 1	1	0.9934	0.9954	0.9952

Tableau IV.3. Résultat de LBP CASIA Palmprint

	Position 1	Position 2	Position 3	Position 4
Sujet 1	1	0.0082	0.0102	0.0085

Tableau IV.4. Résultat de LPQ CASIA Palmprint

Les résultats présentés dans les **Tableaux IV.3 et IV.4** démontrent que les techniques LBP et LPQ se révèlent efficaces dans la capture et la représentation des caractéristiques de la main, quelles que soient les positions. Les faibles valeurs d'erreur observées dans les deux tableaux confirment la précision et la cohérence des résultats obtenus pour les différentes positions de la main.

b) Tongji Contactless Palmprint Dataset:

Nous avons calculé la corrélation LBQ et LPQ entre les images des mains de la première Sujet avec elle-même dans différentes positions, puis nous l'avons comparée avec les mains d'autres Sujets dans Tongji Contactless Palmprint Dataset Palmprint et nous avons obtenu le résultat suivant :

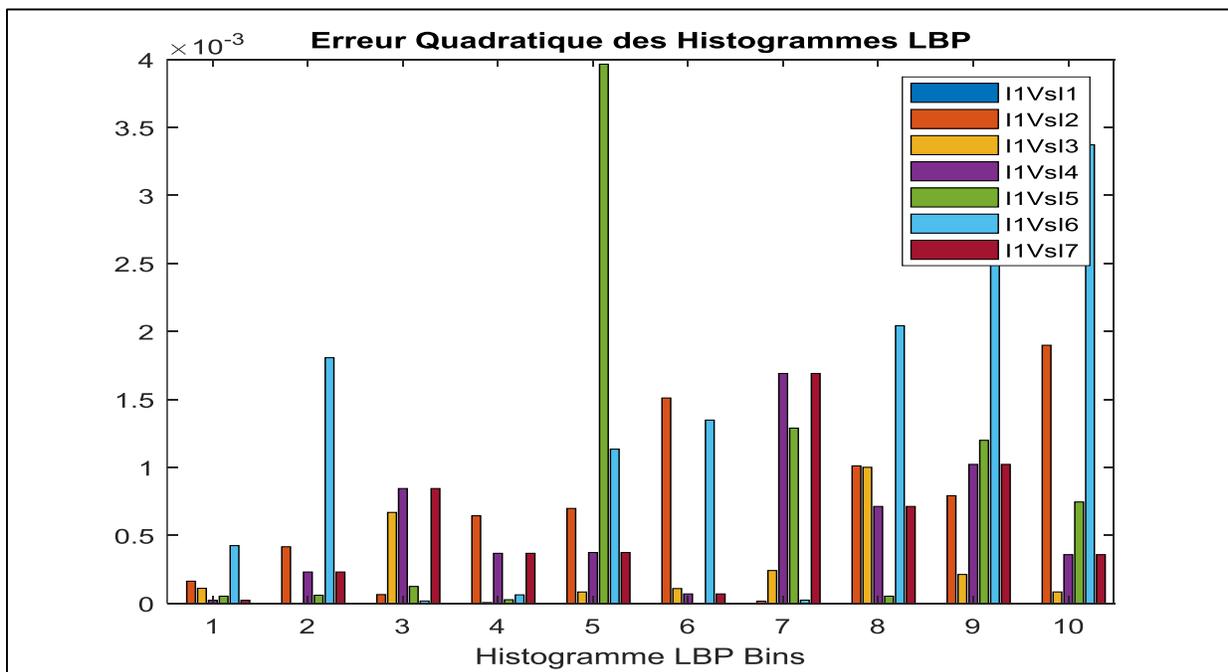


Figure IV.18. Erreur quadratique des histogrammes LBP de Tongji Contactless Palmprint Dataset

LBP x10⁻⁴										
Sujet 1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Sujet 1 et 2	1,634	4,168	0,65	6,448	6,987	15,108	0,167	10,119	7,924	18,987
Sujet 1 et 3	1,111	0,001	6,694	0,064	0,842	1,094	2,421	10,012	2,131	0,845
Sujet 1 et 4	0,235	2,311	8,45	3,686	3,745	0,7	16,91	7,133	10,225	3,588
Sujet 1 et 5	0,532	0,603	1,25	0,274	39,658	0,002	12,892	0,533	11,996	7,462
Sujet 1 et 6	4,253	18,07	0,179	0,631	11,344	13,483	0,245	20,423	32,913	33,728
Sujet 1 et 7	0,044	0,646	0,541	0,12	25,064	0,002	0,783	21,193	47,836	8,237

Tableau IV.5. Résultat de LBP

Les résultats illustrés dans la **Figure IV.18** et le **Tableau IV.5** de LBP nous donne une différence significative pour le paramètre 5, soulignant ainsi une précision élevée et une distinction claire des caractéristiques des traits principaux de la paume chez ce sujet par rapport aux autres. Ces résultats renforcent la pertinence de notre méthode dans la discrimination des caractéristiques biométriques spécifiques.

	Sujet 1	Sujet 2	Sujet 3	Sujet 4	Sujet 5	Sujet 6	Sujet 7
Sujet 1	1	0.9992	0.9936	0.9951	0.9887	0.9891	0.9855

Tableau IV.6. Résultat de LBP de Tongji Contactless Palmprint Dataset

	Sujet 1	Sujet 2	Sujet 3	Sujet 4	Sujet 5	Sujet 6	Sujet 7
Sujet 1	1	5.7426e-04	0.0096	0.0070	0.0067	0.0062	0.0049

Tableau IV.7. Résultat de LPQ de Tongji Contactless Palmprint Dataset

Les résultats des **Tableaux IV.3 et IV.4** suggèrent que les techniques d'erreur quadratique LBP et LPQ se révèlent efficaces pour distinguer la main de l'individu étudié de celles des autres sujets, mettant en évidence leur potentiel en tant qu'outils de reconnaissance biométrique. Ces résultats renforcent l'applicabilité et la fiabilité de notre méthode.

IV.5.Conclusion :

Ce chapitre présente les résultats expérimentaux qui ont permis de développer une méthode d'authentification biométrique basée sur les traits principaux de la paume (ROI). Nous proposons une méthode visant à améliorer le taux d'authentification en utilisant cinq descripteurs : **précision, recall, mesure F, LBP** et **LPQ**. Cette méthode a été évaluée sur deux bases de données, **CASIA Palmprint** et **Tongji Contactless Palmprint Dataset**. Les résultats obtenus démontrent la performance prometteuse de notre méthode avec précision élevée 80%.

CONCLUSION GÉNÉRALE

Le travail présenté dans ce mémoire s'inscrit dans le cadre de l'authentification des individus basé sur leurs caractéristiques biométriques, en utilisant plus précisément l'empreinte de la paume de la main comme modalité.

Pour ce travail, nous avons utilisé deux bases de données **CASIA Palmprint** et **Tongji Contactless Palmprint Dataset**.

Nous avons présenté un état de l'art de la biométrie ainsi que les différentes techniques de segmentation et l'extraction de la région d'intérêt.

Nous avons proposé une approche d'authentification visant à améliorer le taux d'authentification par la manipulation de cinq descripteurs : **précision, rappel, mesure F, LBP** et **LPQ**. Cette méthode utilise deux bases de données **CASIA Palmprint** et **Tongji Contactless Palmprint Dataset**.

Dans le futur proche, nous prévoyons d'utiliser les réseaux de neurones pour l'extraction des caractéristiques afin d'améliorer le taux de reconnaissance.

Bibliographie :

[1] : <https://www.techtarget.com/searchsecurity/definition/biometrics>

[2] : Nesrine Charf. *Biometric recognition based on hand shape and palmprint modalities. Image Processing [eess.IV]. Ecole nationale supérieure Mines-Télécom Atlantique, 2017. English.NNT : 2017IMTA0003. tel-01781354*

[3] : Mapayi, Temitope & Salami, A & Robert, Abiodun Charles. (2023). *Complementing for "Permanent Identity-Theft" in Biometrics Using Visual-Based Challenge Response.*

[4] : Foudil Belhadj. *Biometric system for identification and authentication. Computer Vision and Pattern Recognition [cs.CV]. Ecole nationale Supérieure en Informatique Alger, 2017. English. NNT : tel-01456829*

[5] : Morizet, N. (2009). *Reconnaissance biométrique par fusion multimodale du visage et de l'iris (Doctoral dissertation, Télécom ParisTech)*

[6] : Zafari, Sahar. (2014). *SEGMENTATION OF OVERLAPPING CONVEX OBJECTS. 10.13140/RG.2.1.1339.0803.*

[7] : Zanaty, E.. (2016). *Medical Image Segmentation Techniques: An Overview. International Journal of informatics and medical data processing (JIMDP). 1. 1.*

[8] : Landini, G & Randell, David & Fouad, Shereen & Galton, Antony. (2016). *Automatic thresholding from the gradients of region boundaries. Journal of microscopy. 265. 10.1111/jmi.12474.*

[9] : S. Garg, J. Sivaswamy, and S. Chandra. *Unsupervised curvature-based retinal vessel segmentation. Proc. Int'l Symp. Biomedical Imaging: From Nano to Macro, pages 344–347, Apr. 2007*

[10] : K. Ito, T. Sato, S. Aoyama, S. Sakai, S. Yusa and T. Aoki, "Palm region extraction for contactless palmprint recognition," *2015 International Conference on Biometrics (ICB), Phuket, Thailand, 2015, pp. 334-340, doi: 10.1109/ICB.2015.7139058.*

[11] : Lin Zhang, Lida Li, Anqi Yang, Ying Shen, Meng Yang, *Towards contactless palmprint recognition: A novel device, a new benchmark, and a collaborative representation based identification approach, Pattern Recognition, Volume 69, 2017, Pages 199-212, ISSN 0031-3203, https://doi.org/10.1016/j.patcog.2017.04.016.*

[12] : A. Bruno, P. Carminetti, V. Gentile, M. La Cascia and E. Mancino, "Palmprint principal lines extraction," *2014 IEEE Workshop on Biometric Measurements and Systems for Security and Medical Applications (BIOMS) Proceedings, Rome, Italy, 2014, pp. 50-56, doi:*

10.1109/BIOMS.2014.6951535.

[13] : Ojala T., Pietikäinen M. & Mäenpää T. *Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with Local Binary Patterns. IEEE Transactions on Pattern analysis and machine intelligence*, 24(7), 971-987.(2002)

[14] : Chakour Alla Eddine. (2019). *Identification Biométriques des Personnes par les Empreintes d'Articulation du Doigt. Mémoire de master, Université Badji Mokhtar Annaba*

[15] : <https://www.mathworks.com/>

[16] : Trabelsi, S., Samai, D., Dornaika, F. et al. Efficient palmprint biometric identification systems using deep learning and feature selection methods. *Neural Comput & Applic* 34, 12119–12141 (2022). <https://doi.org/10.1007/s00521-022-07098-4>

[17] : Sun, Z.; Tan, T.; Wang, Y.; and Li S.Z. (2005). *Ordinal palmprint representation for personal identification. Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Orlando, USA, 279-284.*