



Caractérisation des images à Rayon-X de la main par des modèles mathématiques : application à la biométrie

Yeihya Kabbara

► **To cite this version:**

Yeihya Kabbara. Caractérisation des images à Rayon-X de la main par des modèles mathématiques : application à la biométrie. Traitement du signal et de l'image. Université Paris-Est, 2015. Français. <NNT : 2015PEST1015>. <tel-01272357>

HAL Id: tel-01272357

<https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01272357>

Submitted on 10 Feb 2016

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

UNIVERSITÉ PARIS-EST

UNIVERSITÉ LIBANAISE

ÉCOLE DOCTORALE

Mathématiques et Sciences et
Technologies de l'Information et de la
Communication
(MSTIC)

Ecole Doctorale des Sciences et
Technologie, Centre Biotechnologie et
ses Applications
(EDST)

Thèse de doctorat

Signal. Images. Automatique

Mathématique et Images

Yeihya KABBARA

**Caractérisation des images à Rayon-X de la main par des
modèles mathématiques : application à la biométrie**

Thèse préparée au sein du

Laboratoire Images, Signaux et Systèmes intelligents (LISSI, E.A. 3956)
Laboratoire de Mathématique et Applications (LaMA-LIBAN)

Thèse en cotutelle

Date de la Soutenance le 09/03/2015 à l'UL-EDST

Jury composé de :

Pr. Christophe ROSENBERGER
Pr. Chawki DIAB
Dr. Jean-Marc GIRAULT
Dr. Abdallah KASSEM
Dr. Régis FOURNIER
Dr. Ahmad SHAHIN
Pr. Amine NAIT-ALI
Pr. Mohamad KHALIL

Rapporteur
Rapporteur
Examineur
Examineur
Examineur
Co-directeur
Directeur
Directeur

ENSI CAEN, Caen
CNAM, Beirut
Université François Rabelais, Tours
Notre Dame University (NDU)
Université Paris-Est Créteil (UPEC)
Université Libanaise (UL-EDST)
Université Paris-Est Créteil (UPEC)
Université Libanaise (UL-EDST)

Résumé

Dans son contexte spécifique, le terme « biométrie » est souvent associé à l'étude des caractéristiques physiques et comportementales des individus afin de parvenir à leur identification ou à leur vérification. Ainsi, le travail développé dans cette thèse nous a conduit à proposer un algorithme d'identification robuste, en considérant les caractéristiques intrinsèques des phalanges de la main. Considérée comme une biométrie cachée, cette nouvelle approche peut s'avérer intéressante, notamment lorsqu'il est question d'assurer un niveau de sécurité élevé, robuste aux différentes attaques qu'un système biométrique doit contrer.

La base des techniques proposées requière trois phases, à savoir: (1) la segmentation des phalanges, (2) l'extraction de leurs caractéristiques par la génération d'une empreinte, appelée « Phalange-Code » et (3) l'identification basée sur la méthode du 1-plus proche voisin ou la vérification basée sur une métrique de similarité. Ces algorithmes opèrent sur des niveaux hiérarchiques permettant l'extraction de certains paramètres, invariants à des transformations géométriques telles que l'orientation et la translation. De plus, nous avons considéré des techniques robustes au bruit, pouvant opérer à différentes résolutions d'images. Plus précisément, nous avons élaboré trois approches de reconnaissance biométrique : la première approche utilise l'information spectrale des contours des phalanges de la main comme signature individuelle, alors que la deuxième approche nécessite l'utilisation des caractéristiques géométriques et morphologiques des phalanges (i.e. surface, périmètre, longueur, largeur, capacité). Enfin, la troisième approche requière la génération d'un nouveau rapport de vraisemblance entre les phalanges, utilisant la théorie de probabilités géométriques.

En second lieu, la construction d'une base de données avec la plus faible dose de rayonnement a été l'un des grands défis de notre étude. Nous avons donc procédé par la collecte de 403 images radiographiques de la main, acquises en utilisant la machine Apollo EZ X-Ray. Ces images sont issues de 115 adultes volontaires (hommes et femmes), non pathologiques. L'âge moyen étant de 27.2 ans et l'écart-type est de 8.5. La base de données ainsi construite intègre des images de la main droite et gauche, acquises à des positions différentes et en considérant des

résolutions différentes et des doses de rayonnement différentes (i.e. réduction jusqu'à 98 % de la dose standard recommandée par les radiologues « 1 μ Sv »).

Nos expériences montrent que les individus peuvent être distingués par les caractéristiques de leurs phalanges, que ce soit celles de la main droite ou celles de la main gauche. Cette distinction est également valable pour le genre des individus (homme/femme). L'étude menée a montré que l'approche utilisant l'information spectrale des contours des phalanges permet une identification par seulement trois phalanges, à un taux EER (*Equal Error Rate*) inférieur à 0.24 %. Par ailleurs, il a été constaté « de manière surprenante » que la technique fondée sur les rapports de vraisemblance entre les phalanges permet d'atteindre un taux d'identification de 100 % et un taux d'EER de 0.37 %, avec une seule phalange.

Hormis l'aspect identification/authentification, notre étude s'est penchée sur l'optimisation de la dose de rayonnement permettant une identification saine des individus. Ainsi, il a été démontré qu'il était possible d'acquérir plus de 12500 images radiographiques de la main par an, sans pour autant dépasser le seuil administratif de 0.25 mSv.

Mots clés : Biométrie, Biométrie cachée, Identification/Vérification, Transformations géométriques, Caractérisation, Modélisation.

Abstract

In its specific context, the term "biometrics" is often associated with the study of the physical and behavioral of individual's characteristics to achieve their identification or verification. Thus, the work developed in this thesis has led us to suggest a robust identification algorithm, taking into consideration the intrinsic characteristics of the hand phalanges. Considered as hidden biometrics, this new approach can be interesting, particularly when it comes to ensure a high level of security, robust to various attacks that a biometric system must address.

The basis of the proposed technique requires three phases, namely: (1) the segmentation of the phalanges (2) extracting their characteristics by generating an imprint, called "Phalange-Code" and (3) the identification based on the method of 1-nearest neighbor or the verification based on a similarity metric. This algorithm operates on hierarchical levels allowing the extraction of certain parameters invariant to geometric transformations such as image orientation and translation. Furthermore, the considered algorithm is particularly robust to noise, and can handle many different images resolutions. Thus, we developed three approaches of biometric recognition: the first approach produces individual signature from the spectral information of the contours issued from the hand phalanges, whereas the second approach requires the use of geometric and morphological characteristics of the phalanges (i.e. surface, perimeter, length, width, and capacity). Finally, the third approach requires the generation of a new likelihood ratio between the phalanges, using the geometric probability theory.

Furthermore, the database construction with the lowest radiation dose was one of the great challenges of our study. We therefore proceeded with the collection of 403 X-Ray images of the hand, acquired using the Apollo EZ X-Ray machine. These images are from 115 non-pathological volunteering adult (men and women). The average age is 27.2 years and the standard deviation is 8.5. Thus, the constructed database incorporates images of the right and left hands, acquired at different positions and taking in consideration different resolutions and different radiation doses (i.e. reduced till 98% of the standard dose recommended by radiologists "1 μ Sv").

Our experiments show that individuals can be distinguished by the characteristics of their phalanges, whether those of the right hand or the left hand. This distinction also applies to the kind

of individuals (male/female). The study has demonstrated that the approach using the spectral information of the phalanges' contours allows identification by only three phalanges, with an EER (*Equal Error Rate*) lower than 0.24 %. Furthermore, it was found “Surprisingly” that the technique based on the likelihood ratio between phalanges reaches an identification rate of 100% and an EER of 0.37% with a single phalanx.

Apart from the identification/authentication aspect, our study focused on the optimization of the radiation dose in order to offer safe identification of individuals. Thus, it has been shown that it was possible to acquire more than 12500 images/year of the radiographic hand images, without exceeding the administrative control of 0.25 mSv.

Key words: Biometrics, Hidden Biometric, Identification / Verification, Geometric Transformations, Characterization, Modeling.

Table de matière

Résumé.....	ii
Abstract.....	iv
Table de matière.....	vi
Liste des Tableaux	ix
Liste des Figures	x
Remerciements.....	xv
Introduction générale	1
Chapitre 1 : <i>État de l'art sur la biométrie</i>	6
1.1 Introduction	7
1.2 Notions et définitions de base liées à la biométrie	7
1.2.1 Qu'est-ce que la biométrie?	8
1.2.2 L'identification et l'authentification	8
1.2.3 Spécificités.....	9
1.2.4 Systèmes de biométrie multimodale.....	9
1.3 Description succincte de quelques modalités biométriques.....	10
1.3.1 L'empreinte digitale	11
1.3.2 La biométrie oculaire.....	11
1.3.3 La reconnaissance faciale	12
1.3.4 La reconnaissance vocale	13
1.3.5 L'ADN	13
1.3.6 La biométrie de la main	14
1.3.7 Biométrie des veines.....	14
1.3.8 La biométrie dentaire.....	15
1.4 Positionnement de la thèse	16
1.5 Conclusion.....	19
Chapitre 2 : <i>Protocole d'acquisition</i>	20
2.1 Introduction	21
2.2 La métrologie des niveaux de doses théoriques	21
2.2.1 La dose efficace : E	23
2.2.2 La dose dans l'air et la dose entrée	25
2.3 La métrologie des niveaux de doses pratiques	26

2.3.1	L'évaluation de la dose entrée D_E en pratique	27
2.3.2	L'évaluation de la dose efficace D en pratique à partir de la dose d'entrée D_E	29
2.4	Les étapes de la construction de base de données	30
2.4.1	L'acquisition	30
2.4.2	La construction du premier groupe des images	32
2.4.2.1	Tests de réduction de la dose de rayonnement.....	33
2.4.3	La construction du deuxième groupe des images.....	35
2.4.4	La construction du troisième groupe des images.....	36
2.5	Les problèmes de sécurité lors de l'acquisition	36
2.5.1	Choix du seuil de tolérance	36
2.5.2	La comparaison avec d'autres sources de rayonnement	38
2.6	Conclusion.....	39
Chapitre 3 : <i>Outils de traitement d'images pour l'extraction des phalanges</i>		41
3.1	Introduction	42
3.2	Prétraitement	43
3.2.1	Réduction du bruit	43
3.2.2	Suppression du fond de l'image	44
3.2.3	Estimation de l'orientation de la main	44
3.2.4	Localisation des points référentiels	45
3.3	Segmentation.....	48
3.3.1	Extraction des doigts	48
3.3.2	Détection des articulations des doigts	50
3.3.3	Localisation et extraction des phalanges	51
3.3.3.1	Séparation de l'os phalangien.....	52
3.3.3.2	Déconnexion inter-phalanges.....	53
3.4	Conclusion.....	55
Chapitre 4 : <i>Reconnaissance biométrique par le squelette de la main</i>		56
4.1	Introduction	57
4.2	BF14PHA: Phalange-code par représentation complexe du descripteur de Fourier.....	58
4.2.1	Normalisation par les vecteurs propres	58
4.2.2	Extraction et Discrétisation du Contour de la Phalange	60
4.2.3	Extraction des caractéristiques par RCDF.....	60
4.3	BS14PHA : Phalange-Code de silhouette	62
4.3.1	Mesures de forme géométrique et morphologique	62

4.3.2	Vecteur caractéristique	64
4.4	B1PHA : Une nouvelle modalité en Biométrie Cachée	65
4.4.1	Architecture du système	66
4.4.2	Rapports de vraisemblance par les probabilités géométriques	68
4.4.2.1	Rapport de vraisemblance de formes binaires	68
4.4.2.2	Formes binaires hiérarchiques	69
4.4.2.3	Rapports de vraisemblance à partir des niveaux de l'histogramme	71
4.5	Conclusion.....	73
Chapitre 5 : <i>Évaluation des performances, analyse et Comparaisons objectives</i>		75
5.1	Introduction	76
5.2	Analyse de la similarité main droite/ gauche	78
5.3	Etude de la performance de reconnaissance des individus par les phalanges de la main droite	83
5.4	Carte des distorsions des phalanges segmentées.....	85
5.5	Performances de la « Phalange-Code » issue du « BF14PHA » sur la base de la sélection des phalanges	89
5.5.1	Performances d'identification	89
5.5.2	Performances de vérification	92
5.6	Evaluation des performances de la reconnaissance « B1PHA »	95
5.7	Etude de la robustesse	97
5.8	Classification du genre	100
5.9	Conclusion.....	103
Conclusions générales et perspectives		104
Bibliographie.....		107
Liste de publications		113

Liste des Tableaux

Tableau 2-1 : Les valeurs des facteurs de pondération tissulaire selon les organes et les tissus..	24
Tableau 2-2 : Les facteurs de conversion en radiographie chez l'adulte.....	30
Tableau 2-3 : Le calibrage des paramètres d'exposition.	34
Tableau 2-4 : Les doses efficaces standards de certaines acquisitions médicales [50].	38
Tableau 2-5 : Comparaison des doses efficaces pour certaines applications radiographiques [50].	39
Tableau 5-1 : L'évaluation des performances de la reconnaissance biométrique du squelette de la main droite/gauche basée sur les caractéristiques spectrales de 14 phalanges par le Descripteur de Fourier « BF14PHA ».....	82
Tableau 5-2 : Le taux d'identification de la reconnaissance « Phalange-Code » évalué par rapport aux deux paramètres <i>O</i> et <i>P</i> en utilisant les séries d'images "SR1" et "SR2".....	89
Tableau 5-3 : Le taux d'identification par « Phalange-Code » évalué par rapport aux deux paramètres <i>O</i> et <i>P</i> en utilisant les séries d'images "SR1" et "SR3".	90
Tableau 5-4 : Le taux d'erreur égal (EER %) de la reconnaissance « Phalange-Code » évalué par rapport aux deux paramètres <i>O</i> et <i>P</i> en utilisant les séries d'images "SR1" et "SR2".	92
Tableau 5-5 : Le taux d'erreur égal (EER %) de la reconnaissance « Phalange-Code » évalué par rapport aux deux paramètres <i>O</i> et <i>P</i> en utilisant les séries d'images "SR1" et "SR3".	93
Tableau 5-6 : Conditions d'acquisition et mesures de qualité.....	100
Tableau 5-7 : Les performances des 3 paramètres, issues par les grandeurs <i>AWPs</i> et <i>LFs</i> , sur la classification du genre.....	102

Liste des Figures

Figure 1-1 : La différence anatomique entre l'iris et la rétine.....	12
Figure 1-2 : Reconnaissance 3D.	13
Figure 1-3 : (a) L'image des veines sur la paume et les doigts de la main (b) l'image des veines sur le dos de la main.	15
Figure 1-4 : Exemple d'une radiographie panoramique dentaire.	16
Figure 1-5 : (a) L'image d'une main (b) l'image à Rayons X de la main.	17
Figure 1-6 : Le squelette de la main/les quatorze os de la phalange.....	18
Figure 2-1 : Un exemple du processus d'acquisition standard à l'aide d'un appareil Rayons X (a) la machine Apollo EZ (b) la phase de préparation en utilisant un costume anti-rayonnement (c) la phase d'acquisition (d) le panneau de contrôle du dispositif Apollo EZ X-Ray (e) la cassette de type 1 (f) la cassette de type 2 (g) le transfert à une image digitale.	31
Figure 2-2 : Le premier groupe contient les mains droites et gauches acquis sous la dose de rayonnement standard.	32
Figure 2-3 : Les six échantillons d'images d'une main à Rayons X suivant diverses doses de rayonnement. Le premier échantillon est pris à une valeur de 0,91 Sv qui correspond à une réduction de 9% par rapport à la dose de rayonnement standard (égal à 1 Sv). Pour les autres échantillons, la dose est réduite respectivement de 45%, 68%, 80%, 92% et 98%.	33
Figure 2-4 : Le deuxième groupe contient des mains droites à position normale et à positions géométriques différentes, acquises à 92% de réduction sur la dose d'exposition.	35
Figure 2-5 : Le troisième groupe contient des mains droites à position normale de haute résolution d'image, acquise à 98% de réduction de la dose d'exposition.....	36
Figure 2-6 : L'évolution de la réduction des doses efficaces utilisées par rapport à la dose standard et au seuil de sécurité.	37
Figure 3-1 : L'architecture du système de traitement d'une image de la main aux Rayons-X pour extraire les phalanges.....	42
Figure 3-2 : (a) Input: une image F de la main aux Rayons-X (b) l'image filtrée F par un filtre médian (c) l'image masquée M obtenue à partir des 10-20 % du bord (d) l'histogramme de l'image masquée (e) l'image binaire G	43

Figure 3-3 : (a) L'estimation de l'angle de rotation pour l'image binaire G (b) G' : la rotation de l'image binaire G	45
Figure 3-4 : (a) Définition de H : $H(i)$ est une fonction de distance entre E et un point du contour (b) les maximums locaux et les minimums locaux sur le graphe de la fonction distance H entre les deux points E_1 et E_2 par un suivi le long du contour de la main (c) les points de référence sur l'image radiographique de la main.	46
Figure 3-5 : (a) Le cadre rectangulaire dynamique pour isoler les zones des doigts (b) un exemple d'extraction d'un doigt d'une main en utilisant le cadre rectangulaire dynamique.	48
Figure 3-6 : Les cinq doigts extraits.	49
Figure 3-7 : (a) La localisation des articulations des doigts (b) le signal 1D qui est le résultat de la projection des intensités de l'image le long de l'axe X_i (c) la dérivée du premier ordre du signal 1D, où les points optimums locaux estiment les positions des articulations sur l'axe X_i	50
Figure 3-8 : Chaque phalange est délimitée par un rectangle établi grâce aux positions des articulations afin de déterminer les zones des phalanges intéressées ; les zones d'articulation sont délimitées chacune par un rectangle.	51
Figure 3-9 : (a) L'image de la région d'une phalange avec des zones d'articulations avec les phalanges contigües (b) son histogramme et sa courbe interpolée. Le seuil d'Otsu se trouve bien sur la vallée entre 2 pics (c) le résultat de la séparation entre l'os et la peau par le seuil d'Otsu. .	52
Figure 3-10 : (a) Le problème de séparation au niveau des articulations, (b) un rectangle localise la zone d'une articulation (c) le rectangle KLMN est divisée en petits fragments verticales et l'estimation de la courbe de séparation (d) la phalange segmentée.	53
Figure 3-11 : Résultat d'extraction des 14 phalanges à partir d'une image de la main aux Rayons-X (avant et après la phase de segmentation).	54
Figure 4-1 : BF14PHA: Modélisation des phalanges de la main par la représentation complexe du descripteur de Fourier.	58
Figure 4-2 : Normalisation des phalanges. (a) Les deux lignes sont les axes orthonormés obtenus respectivement par le vecteur propre principal et le vecteur propre secondaire. (b) La phalange projetée dans le nouveau repère orthonormé.	59
Figure 4-3 : (a) Contour d'une phalange (b) Discrétisation du contour en n points.	60
Figure 4-4 : (a) Représentation d'un point du contour sous forme d'un nombre complexe (b) Distribution du module des spectres.	61

Figure 4-5 : L'extraction de certains paramètres traditionnels (a) une image binaire d'une phalange (b) sa forme normalisée (c) sa surface (d) sa longueur (e) sa largeur (f) son périmètre.	63
Figure 4-6 : (a) L'extraction de la zone des doigts (b) la segmentation des phalanges du doigt (c) l'estimation de la largeur moyenne par la fonction de projection horizontale de la silhouette du doigt.	65
Figure 5-1 : Le module d'apprentissage (enrôlement) et le module de reconnaissance. Ce dernier peut être fondé sur un processus d'identification ou un processus de vérification.	76
Figure 5-2 : L'influence de n et P sur le taux d'identification. L'axe horizontal représente les valeurs de n . Les 5 courbes tracées représentent chacun le taux sur la base d'une valeur de P avec $P = 1, 2, 3, 4$ et 5	79
Figure 5-3 : Les deux courbes FAR et FRR évaluent la performance des comparaisons entre les vecteurs caractéristiques des mains droites et des mains gauches, issus de l'application du Descripteur de Fourier sur les 14 phalanges « BF14PHA » (a) avec $P = 2$ (b) avec $P = 5$	80
Figure 5-4 : La variation de la courbe de Précision (en %) en fonction du seuil de décision évalue la performance des comparaisons entre les vecteurs caractéristiques des mains droites et des mains gauches, issus de l'application du Descripteur de Fourier sur les 14 phalanges « BF14PHA » (a) avec $P = 2$ (b) avec $P = 5$	81
Figure 5-5 : La courbe de variation de l'EER en fonction du P correspond à la comparaison des mains droites et des mains gauches. Avec $P \geq 5$, l'EER est devenu stable.	81
Figure 5-6 : La courbe ROC (la variation de FRR par rapport à FAR) évalue les performances des comparaisons entre les vecteurs caractéristiques des mains droites et des mains gauches, issus de l'application du Descripteur de Fourier sur les 14 phalanges « BF14PHA », avec $P = 1, \dots, 5$. ..	82
Figure 5-7 : Les deux courbes FAR, FRR et la courbe de Précision évaluent, en faible dose efficace, la performance des comparaisons entre les vecteurs caractéristiques des mains droites seulement, issus de l'application du Descripteur de Fourier sur les 14 phalanges « BF14PHA », avec $P = 2$; (a) les courbes FAR et FRR où EER = 4.4283 % (b) la courbe de Précision atteint 96.4046 %. 83	83
Figure 5-8 : L'influence de P sur le taux d'identification % pour les cinq doigts chacun et pour l'ensemble des 14 phalanges, en utilisant les caractéristiques issues du Descripteur de Fourier. 84	84
Figure 5-9 : L'influence de P sur le taux d'erreur égale EER % pour les cinq doigts chacun, en utilisant les caractéristiques issues du Descripteur de Fourier.	85

Figure 5-10 : La reconstruction de la phalange est basée sur les p spectres ($P < n$) où $n = 100$, pour une image original de la phalange.	86
Figure 5-11 : Le squelette de la main repose sur quatorze os des phalanges.....	87
Figure 5-12 : La distribution moyenne des erreurs (%) des 14 phalanges pour chacune des deux images de la même personne (a) l'influence par la position géométrique de la main et (b) l'influence par la réduction de dose d'exposition.....	88
Figure 5-13 : L'évaluation des performances en utilisant la courbe CMC, dans le cas de comparaison entre les deux séries "SR1" et "SR3", ainsi dans les cas d'utilisation soit les six meilleures phalanges ($O = 6$) et $P = 5$	91
Figure 5-14 : La variation de la courbe de Précision (%) en fonction du seuil de décision évalue la performance de la reconnaissance « Phalange-Code » (a) en utilisant les deux séries "SR1" et "SR2" avec $O = 6$ (b) en utilisant les deux séries "SR1" et "SR3" avec $O = 6$	94
Figure 5-15 : Les deux courbes FAR et FRR évaluent la performance de la reconnaissance « Phalange-Code » (a) en utilisant les deux séries "SR1" et "SR2" avec $O = 6$ (b) en utilisant les deux séries "SR1" et "SR3" avec $O = 6$	94
Figure 5-16 : La courbe ROC évalue la performance de la reconnaissance « Phalange-Code », à titre d'exemple $O = 6$ et $P = 5$. Le résultat s'affiche, $EER = 0 \%$, en utilisant soit les deux séries d'images "SR1" et "SR2" ; et $EER = 1.795 \%$ soit les deux séries d'images "SR1" et "SR3".	95
Figure 5-17 : Les deux courbes FAR, FRR et la courbe de précision évaluent, en faible dose efficace, la performance des reconnaissances « B1PHA » (a) les courbes FAR et FRR où l' $EER = 0.3770 \%$ (b) la courbe précision atteint 99.8%	96
Figure 5-18 : La courbe ROC évalue, en faible dose efficace, la performance des reconnaissances « B1PHA », l' $EER = 0.3770 \%$ dans le cas d'utilisation les deux séries "SR1" et "SR2".	97
Figure 5-19 : Un exemple d'image radiographique bruitée par des niveaux de bruit gaussien différents.	98
Figure 5-21 : L'influence de la résolution des Rayons X sur le taux d'identification.	99
Figure 5-22 : L'illustration visuelle des influences (a) une image originale d'une phalange à résolution 57 pixel / cm , acquise sous une dose de $1 \mu\text{Sv}$, (b) la même phalange à résolution 83 pixel / cm (c) la même phalange pris à dose réduite, $0.02 \mu\text{Sv}$	100
Figure 5-23 : La classification 2D du genre humain par la méthode de classification SVM en utilisant les paramètres $AWPs$	101

Figure 5-24 : La classification du genre humain 3D en utilisant les paramètres *AWPs* et *LFs*.. 102

Remerciements

Ce travail de recherche a été réalisé en cotutelle au sein du Laboratoire Images, Signaux & Systèmes Intelligents (LiSSi) de l'Université Paris-Est Créteil (UPEC) et au sein du Laboratoire de Mathématique et d'Applications (LaMA) de l'Université Libanaise (UL). Je remercie les membres des deux Laboratoires pour l'amitié qu'ils m'ont témoignée tout au long de ces années de thèse ainsi que leurs accueil et leur soutien.

Ainsi, ce travail de recherche a été financé par l'Association LAsEeR (Lebanese Association for Scientific Research). Mes remerciements et mes respects pour cette association qui m'a soutenu pleinement durant mon séjour en France.

Je tiens à exprimer ma profonde reconnaissance et mes sincères remerciements à mon directeur de thèse Professeur Amine NAIT-ALI, de l'Université Paris- Est Créteil (UPEC), pour m'avoir accueilli au sein du laboratoire et pour m'avoir permis d'effectuer ce travail dans les meilleures conditions qui soient. Merci pour votre gentillesse, votre encouragement, vos conseils, votre rigueur scientifique et pour la confiance qui vous m'aviez accordée. Merci également pour votre aide précieuse lors de la rédaction de ce manuscrit.

Je remercie, également, Docteur Ahmad SHAHJIN, Maître de Conférences à l'Université Libanaise et co-directeur de cette thèse, pour avoir assuré le suivi. Son expérience et son aide scientifique m'ont été essentiels. Sa disponibilité ainsi que l'attention qu'il a portée à ce travail ont été un atout précieux dans l'avancement de cette étude. Merci également pour votre aide précieuse lors de la rédaction de ce manuscrit.

Je remercie vivement mon co-directeur de thèse, Professeur Mohamed KHALIL de l'Université Libanaise et Directeur du Centre Biotechnologie d'avoir assuré la co-direction de ce travail, de m'avoir apporté la rigueur scientifique nécessaire à son bon déroulement et qui m'a souvent donné le courage d'avancer dans mes recherches.

Je tiens à remercier également Professeur Yacine AMIRAT, Directeur du Laboratoire Images, Signaux et Systèmes Intelligents, pour m'avoir accueilli au sein de son laboratoire ainsi que le Professeur Mustapha JAZAR, Directeur du Laboratoire de Mathématique et d'Applications, pour m'avoir formé scientifiquement tout au long de mes années universitaires et pour son grand soutien lors de la préparation de la thèse.

Grand merci à "Modern Radiology Center of Tripoli for Medical Imaging and Radiography" de m'avoir permis l'utilisation ses machines radiographiques et les installations qui m'ont permis de construire une base de données, utile à mes travaux de recherche.

J'adresse un remerciement particulier à ceux qui m'ont soutenu dans l'ombre, en l'occurrence, mes parents, mes sœurs et mes frères. Enfin, je remercie infiniment, ma tante Názek KABBARA et ma voisine Alia KABBARA. Je leur dédie, ce travail en témoignage de ma profonde affection pour toute la patience et les sacrifices qu'ils m'ont accordées et dont je serai à jamais redevable.

Introduction générale

La biométrie, au sens strict a pour objectif d'identifier ou de vérifier des individus en utilisant leurs caractéristiques physiques ou comportementales, visibles ou cachés¹ [1], [2]. En terme d'identification, les données capturées sont comparées à celles d'une base de données (1:N). Alors que dans le cas d'une vérification, les données sont comparées à celles d'une seule personne appartenant à la base de données (1:1). Progressivement, cette dernière pratique tend à remplacer les méthodes traditionnelles fondées sur la connaissance (e.g. mot de passe ou code PIN²), ou sur la base de certaines pratiques telles que l'usage de la carte d'identité ou du badge qui sont potentiellement vulnérables à d'éventuels vols et falsification.

L'identification et la vérification des personnes sont des processus pouvant être effectués par de nombreuses modalités biométriques. Selon le domaine et le contexte de l'application, certaines d'entre elles, s'avèrent plus adaptées que d'autres. Cela peut être lié au niveau requis de sécurité, à la facilité d'utilisation et à l'acceptabilité de la modalité conçue comme un critère important à prendre en compte. De plus, ces systèmes doivent également satisfaire d'autres exigences telles que [3]: la Permanence, la Spécificité, la Mesurabilité, l'anti-Spoofing³, etc. Par exemple, la Spécificité et la Permanence des systèmes utilisant l'empreinte digitale [4] et l'iris [5], [6] sont élevées, alors que la mesurabilité dans les systèmes fondés sur la reconnaissance faciale [7], [8] et la reconnaissance de la morphologie palmaire [9], est un critère important. Les modalités citées jusqu'ici, intègrent des systèmes fondés sur la biométrie « visible ». Le risque d'attaque est un de leurs points faibles.

Cette thèse s'inscrit dans le cadre de la biométrie cachée (*Hidden Biometrics*). Elle consiste à explorer les caractéristiques intrinsèques (invisibles) du corps humain. Bien que certaines modalités de cette catégorie de biométrie puissent présenter actuellement un inconvénient en termes d'acceptabilité, elles se veulent particulièrement robustes face aux attaques potentielles.

¹ Une image biomédicale ou un signal physiologique qui représente une caractéristique intrinsèque du corps humain non-visibles et difficilement capturables à distance.

² **P**ersonal **I**dentification **N**umber.

³ Le processus d'attaquer un système biométrique de reconnaissance grâce à l'introduction de fausses échantillons biométriques.

Plus spécifiquement, le travail développé durant cette thèse consiste à étudier la faisabilité et à analyser une nouvelle modalité biométrique utilisant les caractéristiques des phalanges, visualisées par un système radiographique. Pour ce faire, au fil de trois années, nous avons construit une base de données radiographiques de la main, obtenues par un dispositif radiographique (e.g. Apollo EZ machine à Rayons-X). Le protocole utilisé permet de déterminer le seuil optimal de la dose radiographique permettant une identification saine des individus.

En terme de traitement d'images, le fondement des techniques proposées requiert trois étapes, à savoir: (1) la segmentation des phalanges, (2) l'extraction de leurs caractéristiques par la génération d'une empreinte, appelée « Phalange-Code » et (3) l'identification basée sur la méthode du 1-plus proche voisin ou la vérification basée sur une métrique de similarité. Ces techniques opèrent sur des niveaux hiérarchiques permettant l'extraction de certains paramètres, invariants à des transformations géométriques telles que l'orientation et la translation. De plus, nous avons considéré des techniques robustes au bruit, pouvant opérer à différentes résolutions de l'image. Ainsi, nous avons élaboré trois approches de reconnaissance biométrique : la première approche utilise l'information spectrale des contours des phalanges de la main comme signature individuelle, alors que la deuxième approche nécessite l'utilisation des caractéristiques géométriques et morphologiques des phalanges (i.e. surface, périmètre, longueur, largeur, capacité). Enfin, la troisième approche requière la génération d'un nouveau rapport de vraisemblance entre les phalanges, utilisant la théorie de probabilités géométriques.

En second lieu, la construction d'une base de données avec la plus faible dose de rayonnement a été l'un des grands défis de notre étude. Nous avons donc procédé par la collecte de 403 images radiographiques de la main, acquises en utilisant la machine Apollo EZ X-Ray. Ces images sont issues de 115 adultes volontaires (hommes et femmes), non pathologiques. L'âge moyen étant de 27.2 ans et l'écart-type est de 8.5. La base de données ainsi construite intègre des images de la main droite et gauche, acquises à des positions différentes et en considérant des résolutions différentes et des doses de rayonnement différentes (i.e. jusqu'à 98 % de la dose standard recommandée par les radiologues « 1 μ Sv »).

Ce manuscrit s'articule autour de cinq chapitres que l'on résume comme suit :

Le premier chapitre « État de l'art sur la biométrie », est subdivisé en quatre parties. Dans la première partie, nous présentons des notions et des définitions de base liées à la biométrie. Dans la deuxième partie, nous présentons une description succincte des différentes modalités biométriques connues, y compris leurs avantages ainsi que leurs inconvénients. La troisième partie de ce chapitre est consacrée à la description de l'anatomie du squelette de la main humaine. Enfin, ce chapitre se termine par la présentation du positionnement de la thèse.

Intitulé « Protocole d'acquisition », le deuxième chapitre, intègre deux grandes parties. Dans la première partie, nous décrivons des notions et des définitions relatives à la mesure de la dose radiographique à laquelle un individu est exposé durant une ou plusieurs acquisitions en utilisant un scanner à Rayon-X. Dans ce même chapitre, nous décrivons les différents facteurs d'influence de la dose radiographique, afin d'éviter les effets Invasifs¹ sur l'être humain comme le mélanome² de la peau ou la leucémie³. Dans la deuxième partie, nous présentons les différentes étapes qui ont mené à la construction de notre base de données, accessible en ligne sur le site web MeDEISA⁴. La fin de ce chapitre décrit l'étude expérimentale que nous avons menée sur le calibrage des paramètres de l'appareil afin de prendre en considération les normes et les normes de sécurité.

Intitulé « Outils de traitement d'images pour l'extraction des phalanges », le troisième chapitre décrit le processus de segmentation des phalanges à partir des images acquises. L'algorithme proposé a pour fonction d'extraire les régions d'intérêt à des niveaux hiérarchiques différents. L'invariance à certaines transformations géométriques (e.g. orientation et translation) ainsi que la robustesse aux bruits, sont des facteurs pris en compte. Les algorithmes de segmentation sont mis en ligne afin de permettre à notre communauté de vérifier et de valider les résultats obtenus.

Le quatrième chapitre, intitulé « Reconnaissance biométrique par le squelette de la main met en évidence les approches classiques ainsi que notre contribution quant à la modélisation et la caractérisation des phalanges extraits dans l'étape de prétraitement. Comme nous allons le montrer

¹ Qui peut créer des lésions dans l'organisme

² Le mélanome est un cancer de la peau ou des muqueuses, développé aux dépens des mélanocytes

³ Le cancer du sang

⁴ It is a **M**edical **D**atabase for the **E**valuation of **I**mage and **S**ignal processing **A**lgorithms

dans cette étude, les paramètres extraits peuvent être utilisés pour l'identification, l'authentification ainsi que pour la détermination du genre de l'individu (homme/femme). Ces paramètres caractéristiques permettent la génération d'un vecteur distinctif pour chaque individu. Ainsi, ce chapitre se distingue par trois sections :

- La première section consiste à utiliser les descripteurs de Fourier Complexes afin de modéliser les contours des phalanges extraits dans l'étape de prétraitement. Ainsi, un vecteur caractéristique est mis en évidence. Il sera utilisé par un classifieur dans le cas d'une identification, ou en comparaison lorsqu'il s'agit d'authentification.
- La deuxième section repose sur l'utilisation des techniques classiques pour caractériser la forme géométrique et morphologique de la phalange « BS14PHA ». Ce modèle sera appliqué dans la classification du genre (homme/femme), où nous considérons l'utilisation de deux paramètres signifiants, à savoir l'AWPs¹ ainsi que le LFs². Notre motivation consiste à réduire le temps de classification, utile en « *data-mining* » [10]. Ainsi, nous avons utilisé la méthode SVM³ pour le processus de classification y compris pour la classification du genre.
- Intitulée, « Nouvelle modalité de la biométrie cachée B1PHA⁴ », cette troisième section requière la génération de nouveaux rapports de vraisemblance entre les phalanges, utilisant la théorie de Probabilités Géométriques et l'histogramme des images en niveaux de gris. Notre motivation est de minimiser au maximum la dose reçue par l'utilisateur. Cette modalité n'utilise qu'une seule phalange.

Le cinquième chapitre, intitulé « Évaluation des performances et Comparaisons objectives », étudie les performances des approches développées, notamment celles utilisant le descripteur de Fourier complexe ainsi les rapports de vraisemblance B1PHA sur des multi-niveaux de gris. Par ailleurs, nous nous sommes intéressés dans ce chapitre à l'étude de la sensibilité des techniques proposées par rapport aux différents bruits ainsi qu'aux différentes résolutions. Enfin, des comparaisons objectives sont présentées à la fin de ce chapitre.

¹ It is an **A**verage **W**idth of the **P**halanges

² It is a **L**ength of a **F**inger

³ **S**upport **V**ector **M**achine

⁴ It is a new Hidden Biometric modality **B**ased on **1**-Phalanx for **H**uman **A**uthentication

La conclusion de notre travail ainsi que ses perspectives sont présentées à la fin de ce manuscrit.

Chapitre 1

État de l'art sur la biométrie

1.1 Introduction

La biométrie apparaît comme l'une des meilleures parades contre la fraude de l'identité. Elle est plus fréquente qu'on ne le pense dans les sociétés modernes. Généralement, les personnes peuvent être authentifiées sur la base de "ce qu'ils savent". Dans ce cas, l'authentification peut être effectuée par un mot de passe ou PIN. Par ailleurs, les personnes peuvent être aussi authentifiées par "ce qu'ils ont", ce qui pourrait être une carte intelligente ou une carte avec une bande magnétique. Il est donc important de signaler que l'authentification tient compte de "ce qu'ils sont", en mesurant d'une part une caractéristique physique, telle qu'une image d'empreinte digitale [11] ou le visage [12], d'autre part un comportement, telle qu'une signature [13]. L'authentification des personnes est souvent utilisée pour contrôler l'accès à des sites protégés tels que dans les aéroports, les parcs d'attraction, les usines, etc.

Dans une opération d'identification et contrairement à l'authentification, l'individu n'a pas à déclarer son identité. Le système biométrique extrait les caractéristiques biologiques de l'individu et procède à une comparaison dans une base de données. Souvent, des techniques de classification sont utilisées afin de situer l'individu au sein d'un groupe ou une catégorie particulière.

Afin de se familiariser avec la biométrie, nous présentons, dans la première section de ce premier chapitre, des notions et des définitions de base. Nous décrivons ensuite (2^{ème} section), succinctement les différents modèles biométriques connus, en soulignant les avantages et les inconvénients des techniques utilisées. La troisième section est dédiée à la description de l'anatomie du squelette de la main représentant le fondement de notre approche biométrique. Ainsi, l'objectif, les enjeux et le positionnement de cette thèse seront mis en exergue.

1.2 Notions et définitions de base liées à la biométrie

Dans cette section, nous définissons le terme *Biométrie*, ses modalités ainsi que ses domaines d'application. On distinguera également l'*identification* de l'*authentification*.

1.2.1 Qu'est-ce que la biométrie?

Au sens large, la «*Biométrie*» signifie précisément «*mesure de la vie*». Mais, dans les applications sécuritaires, le terme est habituellement associé à l'utilisation des caractéristiques physiques et comportementales dans un contexte d'identification ou d'authentification des individus. A ce sujet, un certain nombre de modalités biométriques peut être utilisé. Par exemple, on peut citer entre autres, le visage, l'iris, l'empreinte digitale, la signature, etc.

1.2.2 L'identification et l'authentification

Identification – d'une personne à plusieurs (1:N) : La biométrie peut être utilisée pour déterminer l'identité d'une personne, même sans son consentement. Par exemple, la numérisation d'une foule avec une caméra et l'utilisation de la technologie de reconnaissance du visage peuvent contribuer dans la détermination du sujet traité, en comparaison avec des profils stockés dans une ou plusieurs bases de données de référence.

Authentification / Vérification – d'une à une personne (1:1) : dans cette configuration, la biométrie est utilisée pour vérifier l'identité d'une personne. Par exemple, on peut assurer un accès physique à un espace sécurisé dans un bâtiment, par empreinte digitale ou on peut garantir l'accès à un compte bancaire ou à un guichet automatique par reconnaissance de l'iris.

L'authentification biométrique nécessite de comparer un échantillon biométrique préalablement enregistré (Modèle biométrique) à un autre échantillon biométrique nouvellement capturé (par exemple, celui capturé lors d'une connexion).

Pendant le processus de capture, la donnée biométrique brute est capturée par un dispositif de détection (e.g lecteur d'empreinte digitale ou une caméra). La deuxième phase consiste à traiter les données acquises afin d'en extraire des principales caractéristiques, transformées en « Template » ou modèle. Ce modèle sera ensuite comparé à toute nouvelle acquisition. Dans des nombreuses applications, il est nécessaire de stocker uniquement le modèle biométrique traité et encodé. Il est cependant impossible de remonter à l'information initialement acquise.

1.2.3 Spécificités

Un certain nombre de caractéristiques biométriques peut être capturé dans la première phase du traitement. Toutefois, la capture automatique et la comparaison automatisée des données précédemment stockées nécessitent que les caractéristiques biométriques répondent aux caractéristiques suivantes [14], [15] :

Universalité : la caractéristique biométrique doit exister, naturellement, chez toutes personnes (e.g. empreinte).

Invariance : les caractéristiques doivent être constantes sur une longue période de temps. Elles ne doivent être soumises à des différences significatives liées à l'âge.

Mesurabilité : les propriétés biométriques doivent être mesurables. Les données doivent être facilement et passivement recueillies.

Singularité : les caractéristiques biométriques doivent être uniques à chaque individu. Elles doivent être suffisantes pour distinguer une personne d'une autre.

Acceptation : la saisie doit être possible d'une manière acceptable pour un grand pourcentage de la population.

Fiabilité et inviolabilité : l'attribut doit être impossible de masquer ou de manipuler. Le processus doit garantir un niveau élevé de fiabilité et de reproductibilité.

Confidentialité : le processus ne doit pas violer la vie privée de la personne.

Inimitabilité : pour une précision sans faille, l'attribut ne doit pas être reproductible par d'autres moyens.

1.2.4 Systèmes de biométrie multimodale

Les systèmes de biométrie multimodale [16], [17] sont ceux qui utilisent plus d'une caractéristique physiologique ou comportementale lors de la phase d'enrôlement, la vérification ou l'identification. Dans les applications telles que le contrôle aux frontières, le contrôle d'accès,

l'identification civile et la sécurité du réseau. Les systèmes de biométrie multimodale sont considérés comme une solution pour :

- Réduire la fausse concordance et le taux de fausse correspondance.
- Fournir un procédé secondaire d'enrôlement, de vérification et d'identification dans le cas où les données ne peuvent pas être acquises suffisamment auprès d'un échantillon biométrique donné.
- Lutter contre les tentatives d'attaques par des sources de données frauduleuses telles que les faux doigts.

Le système de vérification biométrique multimodal peut être considéré comme un problème de fusion d'informations classiques [18], [19]. De ce fait, le problème est considéré comme une combinaison de preuves fournies par différentes biométries pour améliorer la précision de la décision globale. En général, plusieurs évidences peuvent être intégrées à l'un des trois niveaux suivants :

Niveau abstrait: la sortie de chaque module est seulement un ensemble d'étiquettes possibles tout en négligeant l'étiquette elle-même. Dans ce cas, une règle de la majorité simple peut être utilisée pour parvenir à une décision plus fiable.

Niveau de rang: la sortie de chaque module est un ensemble d'étiquettes possibles classées par ordre décroissant de valeurs de confiance. Mais, celles-ci ne sont pas spécifiées.

Niveau de mesure: la sortie de chaque module est un ensemble d'étiquettes possibles avec des valeurs de confiance associées. Dans ce cas, des décisions plus précises peuvent être faites par l'intégration des valeurs de confiance différentes.

1.3 Description succincte de quelques modalités biométriques

Pour qu'une caractéristique soit utile pour l'identification biométrique, elle doit idéalement satisfaire la plupart des propriétés, précédemment mentionnées. Dans le cas où quelques propriétés ne sont pas satisfaites, les performances du système biométrique peuvent se dégrader. Ainsi, dans certaines situations, des mises à jour des données biométriques peuvent s'avérer nécessaires (e.g. reconnaissance faciale).

Dans ce qui suit, nous prêtons attention aux avantages ainsi qu'aux inconvénients de certaines modalités biométriques, notamment celles qui utilisent les caractéristiques physiques et biologiques. La biométrie comportementale ne sera détaillée dans ce chapitre.

1.3.1 L'empreinte digitale

Dans le domaine judiciaire, l'utilisation de l'empreinte digitale est une pratique courante. Les systèmes biométriques utilisant cette modalité semblent être les plus développés et les plus usités [20]. Sa généralisation a permis d'intégrer les systèmes intelligents à usage quotidien (e.g. ordinateurs portables, smartphones,...). Cependant, l'empreinte digitale présente des avantages et des inconvénients. En termes d'avantage, l'empreinte digitale est connue pour sa singularité, sa constance et la facilité de son acquisition. Par contre, cette modalité présente des inconvénients, notamment chez des personnes ayant des empreintes dégradées dues à l'âge, à certaines maladies, ou suite à la manipulation de certaines substances chimiques. Dans ce cas de figure, les minuties (caractéristiques de l'empreinte), sont parfois difficilement détectables.

Un autre problème lié à cette modalité, est sa sensibilité face aux attaques potentielles « *Spoofing* ». Plus précisément, les systèmes biométriques utilisant un capteur d'empreintes digitales peuvent présenter des failles de vérification. Ceci est possible en utilisant de fausses empreintes que l'imposteur reproduit sur une matière spécifique. L'attaque peut être détectée, soit au niveau de l'acquisition même, soit a posteriori par analyse de la texture de l'image acquise. Cela suppose que le système biométrique soit équipé par un système d'anti-Spoofing.

1.3.2 La biométrie oculaire

On peut distinguer ici, la biométrie de l'iris ou la biométrie de la rétine. L'iris est l'anneau coloré autour de la pupille de l'œil. La reconnaissance des individus par l'iris est considérée comme une biométrie très fiable. Cette modalité commence à devenir de plus en plus utilisée pour le contrôle d'accès, notamment pour les applications gouvernementales.

Les systèmes de reconnaissance par iris utilisent souvent des caméras fonctionnant en mode infrarouge. Ceci est considéré comme une technique non intrusive puisqu'il est possible de capturer une image de l'iris à une distance allant de quelques centimètres à quelques mètres. Comme ceci

est le cas dans d'autres systèmes biométriques, la biométrie de l'iris n'échappe aux risques d'attaques. Plusieurs applications montrent qu'il est possible d'attaquer ce type de systèmes en utilisant des objets reproduisant les caractéristiques de l'œil.

Considérée également comme une biométrie oculaire [21], [22], l'extraction des caractéristiques de la rétine s'effectue en envoyant un faisceau de lumière à l'intérieur de l'œil afin de capturer une image de la rétine. Étant donné que la rétine est située à l'arrière de l'œil (voir figure 1-1) [23], la lecture d'empreintes rétiniennes n'est pas totalement acceptée en raison du processus intrusif pour capturer une image.

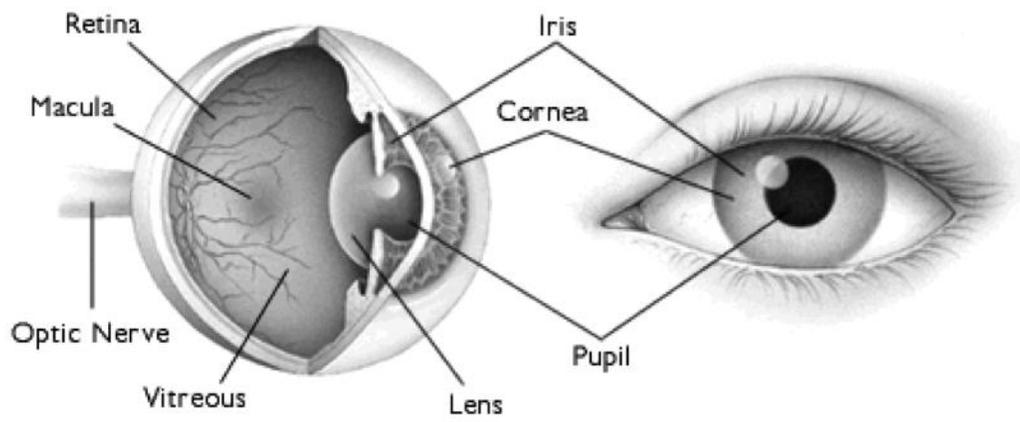


Figure 1-1 : La différence anatomique entre l'iris et la rétine.

1.3.3 La reconnaissance faciale

La reconnaissance faciale est une modalité biométrique facile à mettre en œuvre [24], [25], [26]. Elle peut être fondée sur l'extraction des caractéristiques locales (voir figure 1-2) [27] ou globales du visage à partir d'images capturées par des caméras en 2D ou en 3D.

Les systèmes de reconnaissance du visage sont pratiques et ne nécessitent aucun contact avec les utilisateurs. Cependant, dans de tels systèmes, il est bien connu que le taux d'erreur peut accroître en raison de la sensibilité de cette modalité aux conditions de capture, à savoir, l'illumination, la pose, l'occultation, ou à d'autres facteurs liés au vieillissement, à la prise ou la

perte de poids, etc [28]. De plus, les systèmes de reconnaissance faciale peuvent être sujettes à des attaques de différents types, d'où la nécessité d'intégrer des modules « *anti-Spoofing* » pour accroître les performances du système.

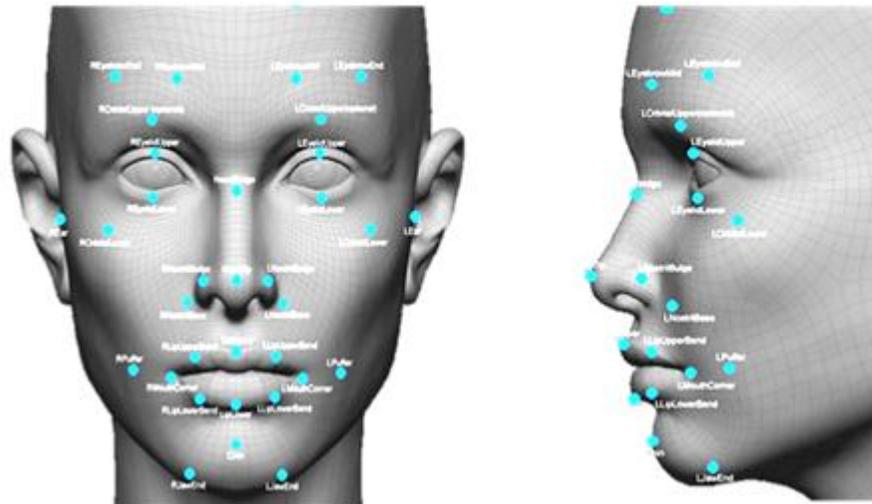


Figure 1-2 : Reconnaissance 3D.

1.3.4 La reconnaissance vocale

La reconnaissance de la voix est une technique biométrique ayant une variété d'applications [29], [30]. Elle peut être utilisée pour contrôler certains systèmes tels que l'accès physique ou logique (e.g. à des services). Bien qu'elle soit facile à utiliser et souvent acceptée par les utilisateurs, cette modalité s'avère sensible au changement de la voix dû à l'âge, au rhume, etc. Par ailleurs, le système à reconnaissance vocale peut être défaillant dans des milieux bruyants (i.e. faible rapport signal sur bruit). Il peut également être sensible aux attaques (e.g. enregistrement et réinjection du signal vocal au système).

1.3.5 L'ADN

Chaque personne possède 23 paires de chromosomes qui contiennent le plan génétique de l'ADN. Chaque paire contient un élément maternel ainsi qu'un élément paternel. Considérée comme une biométrie biologique, l'ADN d'un individu peut être obtenu grâce à une mèche de cheveux, un échantillon de salive, ou de sang, etc. Cinq pour cent de l'ADN est constitué de la

partie codante (gènes). Les gènes sont analysés afin d'identifier une personne [31]. Parmi les avantages de cette modalité, est l'unicité du génome à chaque individu. Cela rend évidemment l'identification très précise. En revanche, l'inconvénient majeur de cette modalité est le temps nécessaire à l'identification. De récents progrès montrent qu'il est maintenant possible d'extraire des caractéristiques ADN en seulement quelques heures.

1.3.6 La biométrie de la main

Utilisé fréquemment pour l'accès aux zones réglementées, le système biométrique de la main utilise soit les caractéristiques géométriques [32] soit les caractéristiques de la texture de la main [33]. Lorsque l'on considère la géométrie de la main, cette modalité requiert une mesure et une analyse descriptive méticuleuse des paramètres géométriques, y compris ceux des doigts (leur longueur, leur largeur, leur finesse, etc). Cette modalité peut être réalisée, soit en 2D, soit en 3D. Elle est considérée moins intrusive et fortement acceptable. De plus, elle est simple à mettre en place puisqu'elle ne nécessite pas un équipement spécifique et onéreux. Une simple caméra peut être déployée dans ce type d'applications. Cependant, les caractéristiques géométriques de la main ne sont pas uniques, rendant ainsi son utilisation restreinte à l'authentification. Cette modalité ne peut être fiable qu'à l'âge adulte en raison des modifications morphologiques rapides à l'âge enfant. En termes de robustesse, les dispositifs utilisant la géométrie de la main peuvent être attaqués en utilisant une fausse main ayant la même géométrie que celle d'un individu donné. En revanche, certaines modalités de cette catégorie analysent la texture de la main, notamment au niveau de la paume « *Palm-Print* ». Dans certaines approches, les caractéristiques extraites de la texture peuvent être fusionnées avec les caractéristiques géométriques.

1.3.7 Biométrie des veines

L'analyse et la caractérisation des veines, notamment de la main permettent l'identification ainsi que l'authentification unique des individus [34] (voir figure 1-3). Cette biométrie nécessite l'acquisition d'images en proche infrarouge [35]. Les vaisseaux de la veine paraissent noirs lorsque le rayon infrarouge est absorbé par l'hémoglobine désoxydée dans les veines. Une fois que la forme des veines caractérisées, elle est comparée à une référence.

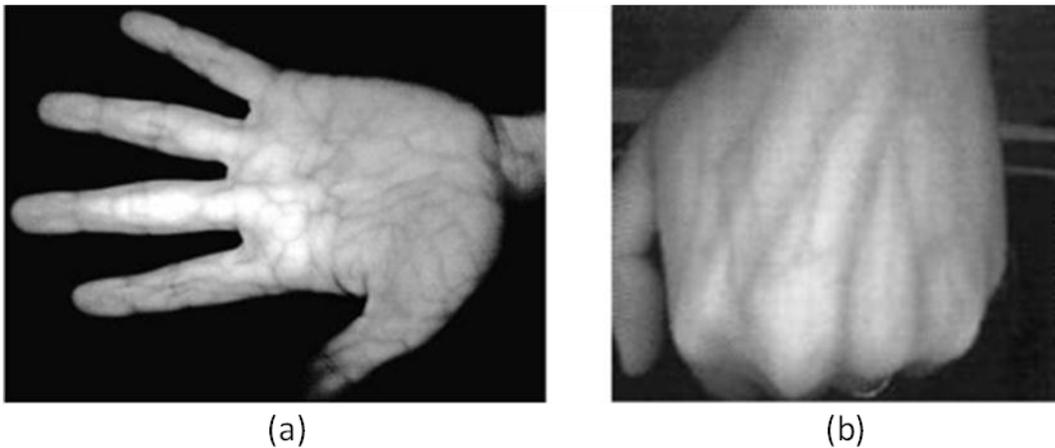


Figure 1-3 : (a) L'image des veines sur la paume et les doigts de la main (b) l'image des veines sur le dos de la main.

La biométrie des veines est considérée comme une modalité fiable et robuste, car la structure globale des veines ne change pas au cours du temps (à l'exception de certaines modifications dues à la dilatation des veines où à des cas pathologiques). Par ailleurs, le « *Spoofing* » des systèmes biométriques utilisant les veines peut paraître difficile, mais des expériences récentes ont montré que la modalité peut présenter des failles, notamment lorsque l'identification et l'authentification sont effectuées en mode non-supervisé (en l'absence d'un contrôle humain).

1.3.8 La biométrie dentaire

Souvent utilisée en Odontologie¹ (médico-légale²), les dentistes légistes sont impliqués dans des enquêtes visant l'identification des corps humains. Dans ce contexte, les dentistes légistes sont parfois amenés à déterminer l'âge, l'origine, l'historique dentaire, voire le statut socioéconomique des êtres humains [36]. L'identification se fait par la comparaison des données *Ante-Mortem* (AM) et *Post-Mortem* (PM) à partir de radiographies dentaires (imagerie par rayon X) [37], [38]. Les radiographies PM, sont évidemment acquises après le décès d'une personne alors que les radiographies AM sont, quant à elles, acquises durant sa période de vie. Ainsi, la biométrie dentaire requiert l'extraction des caractéristiques dentaires à partir des images radiographiques et leur mise en correspondance. Bien que l'avantage de cette modalité réside dans sa possibilité de son

¹ dentisterie

² forensic



Figure 1-4 : Exemple d'une radiographie panoramique dentaire.

utilisation en PM et en AM, son automatisation n'est pas évidente, notamment lorsque les variations AM/ PM sont importantes [39].

1.4 Positionnement de la thèse

L'objectif de cette thèse consiste à explorer une nouvelle approche de biométrie cachée visant l'identification ou l'authentification des individus en utilisant l'imagerie par Rayons-X de la main (voir figure 1-5). Il est à savoir qu'en dehors de ce contexte biométrique, la radiographie de la main est couramment utilisée dans le domaine médical. Par exemple, les informations extraites des images radiographiques peuvent servir à évaluer l'âge osseux de l'enfant et à observer le développement d'ossements des enfants [40]. Cet examen joue un rôle important dans les enquêtes diagnostiques et thérapeutiques des problèmes d'endocrinologie et de troubles de la croissance des enfants [41]. En outre, l'utilisation de ce type d'images a été bénéfique pour étudier les articulations inter-phalanges afin de détecter certaines maladies en rhumatologie, comme l'arthrite et l'ostéoporose par les mesures de largeur de l'espace articulaire de la main [42].

Dans le contexte de cette thèse, nous nous sommes intéressés à proposer des techniques biométriques pouvant être utilisées pour l'identification et l'authentification. Ces techniques se veulent : (1) très robuste aux leurres, concurrente aux techniques existantes, (2) sans risque pour la santé, en effectuant une étude expérimentale et une analyse statistique. Ainsi, en terme de traitement de données, nous proposons un/des algorithm(e)s de reconnaissance, entièrement

automatique(s). Ces algorithmes sont fondés sur des modèles géométriques et morphologiques du squelette de la main. De plus, les approches développées se veulent peu sensibles aux conditions d'acquisition, à savoir : la position de la main (i.e. orientation et translation), la dose de radiation, la résolution de l'image ainsi que sa qualité. Pour ce faire, nous avons validé notre étude sur des images d'une base de données que nous avons construite tout au long de cette thèse. Elle sera très prochainement disponible en ligne afin que la communauté scientifique puisse en bénéficier.

Afin que le lecteur puisse se familiariser avec cette nouvelle modalité, il nous semble

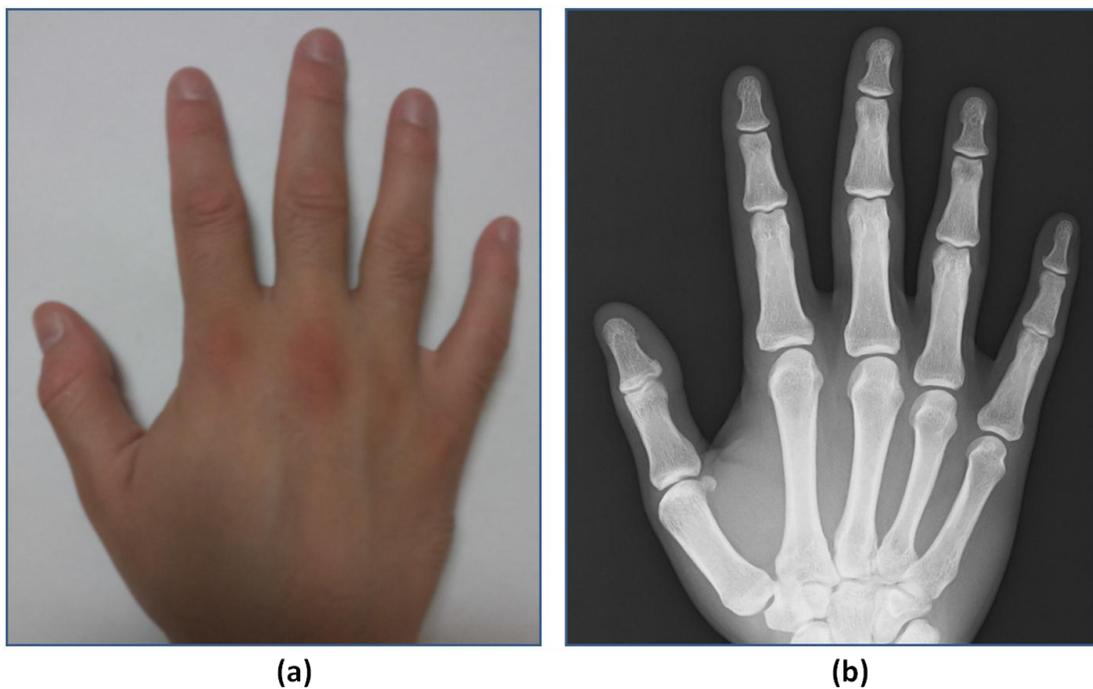


Figure 1-5: (a) L'image d'une main (b) l'image à Rayons X de la main.

important de décrire de manière synthétique l'anatomie du squelette de la main, composée des trois 3 parties, à savoir :

1. *Les doigts (phalanges)* : chacun est composé de la phalange proximale (phalange), la phalange intermédiaire (phalangette) et la phalange distale (phalangine);
2. *Les os métacarpiens* : ils forment la partie principale du creux de la main. Ils sont légèrement concaves;

3. *Le carpe* : il se compose de 7 os différents, alignés à leur tour en 2 rangées, l'une proximale et l'autre distale. Dans la rangée supérieure (proximale) on trouve l'os naviculaire ou scaphoïde, l'os semi-lunaire, l'os pyramidal, sur lequel s'appuie un petit os sésamoïde, palpable au travers de la peau, l'os pisiforme. La rangée inférieure (distale) est formée par l'os trapèze, trapézoïde, le grand os et l'os crochu.

Dans le cadre de notre thèse, on s'intéresse particulièrement aux phalanges formant le squelette des doigts. Elles sont au nombre de 14, avec trois phalanges par doigt sauf pour le pouce qui n'en a que deux.

Les métacarpiens sont au nombre de 5 et s'articulent en haut avec la deuxième rangée du carpe et en bas avec les premières phalanges.

Entre les métacarpiens et la première phalange se trouve l'articulation métacarpo-phalangienne et entre chaque phalange se trouve l'articulation inter-phalangienne.

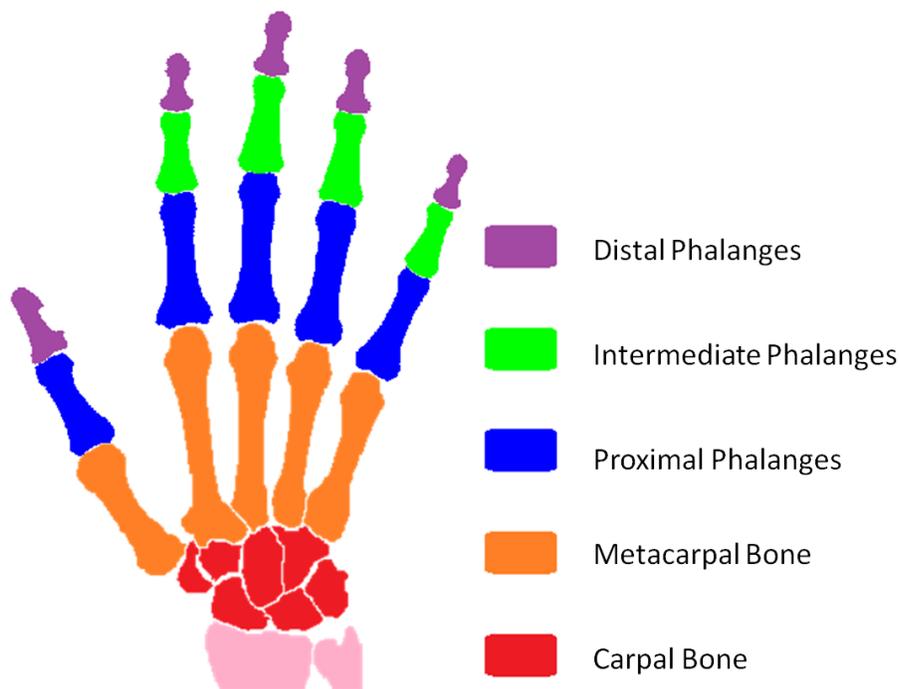


Figure 1-6: Le squelette de la main/les quatorze os de la phalange.

1.5 Conclusion

Dans ce premier chapitre de ce rapport, nous avons présenté succinctement un aperçu sur la biométrie, en rappelant quelques notions et définitions de base. Certaines modalités (e.g. l'empreinte digitale, l'iris et la rétine, etc) ont également été mise en évidence en soulignant leurs avantages et inconvénients. Vers la fin du chapitre, nous avons positionné l'objectif de notre travail de recherche dans le contexte de la biométrie cachée en considérant une modalité située à l'intersection du contexte médical, voir du médico-légal. Il s'agit, d'explorer l'aspect identification et authentification des individus par les phalanges de la main. A partir d'images acquises par radiographie, 14 phalanges seront considérées.

Dans le chapitre suivant, intitulé « Protocole d'acquisition » nous présentons les différentes étapes permettant la construction d'une base de données d'images de la main à Rayons-X, que l'on souhaite mettre à disposition de la communauté scientifique. Le protocole en question se veut particulier dans le sens où la maîtrise de rayonnement à Rayon-X ainsi que l'aspect éthique sont des priorités d'une grande importance.

Chapitre 2

Protocole d'acquisition

2.1 Introduction

Les méthodes d'examen non invasives du corps humain pratiquées par le corps médical utilisent plusieurs moyens d'imageries basés sur l'application de rayonnements ionisants (rayons α , β et X, neutrons). Il s'agit de la radiologie et de la scanographie.

Dans ce chapitre, on s'intéresse en particulier à la mise en place d'un protocole nous permettant d'utiliser ces moyens de mesure comme une modalité biométrique. A travers deux parties, il sera présenté dans la première partie de ce chapitre quelques notions et définitions liées à la mesure de la quantité des radiations de Rayons-X à laquelle un individu est exposé durant une ou plusieurs acquisitions. L'objectif consiste à indiquer comment mesurer les doses de rayonnement appliquées aux sujets pour répondre aux exigences relatives aux pratiques radio-diagnostiques et aux normes de sécurité. Nous décrivons ainsi les différents facteurs d'influence sur le phénomène précédent, afin d'éviter les effets invasifs sur l'être humain.

Dans la deuxième partie de ce chapitre, nous expliquons les différentes étapes nécessaires à la construction de notre base de données à partir des images de mains acquises par radiographie. Les données en question ont été prises au fil des trois années d'étude, en utilisant un appareil de radiographie « Apollo EZ ». En outre, nous illustrons l'étude expérimentale menée sur le calibrage des paramètres de l'appareil afin de respecter les normes et les règlements de sécurité.

2.2 La métrologie des niveaux de doses théoriques

Inopportunément, la radioprotection n'a pas d'unité mondiale. Le radioprotectionniste recourt à trois conceptions différentes pour exprimer les doses reçues : la dose absorbée, la dose équivalente et la dose efficace. Chacune d'elles s'empare d'une définition spécifique et traduit une notion différente.

❖ La dose absorbée : D ou D_T

La dose absorbée (D ou D_T) par un tissu ou un organe est la quantité d'énergie déposée dans la matière par unité de masse de tissu ou d'organe traversé.

$$D(\text{ou } DT) = \frac{dE}{dm} \quad (2.1)$$

Avec : dE : énergie moyenne communiquée par le rayonnement ionisant à la matière dans un élément de volume

dm : masse de la matière contenue dans cet élément de volume

La dose absorbée est la dose moyenne reçue par un tissu ou un organe et quantifie les effets déterministes.

L'unité de dose absorbée est le Gray (Gy). Il correspond à un joule par kilogramme. Rappelons que le Joule est l'unité d'énergie, mais qu'elle est inadaptée à l'échelle microscopique. On préfère utiliser l'électronvolt (eV) et ses multiples (kilo-électron-volt : KeV, et méga-électron-volt : MeV).

$$1 \text{ eV} = 1.60 \cdot 10^{-19} \text{ J}$$

$$1 \text{ KeV} = 10^3 \text{ eV} = 1.60 \cdot 10^{-16} \text{ J}$$

$$1 \text{ MeV} = 10^6 \text{ eV} = 1.60 \cdot 10^{-13} \text{ J}$$

L'ancienne unité de dose absorbée était le Rad, 1 Gray correspondant à 100 Rad.

$$1 \text{ Gy} = 1 \text{ J/kg}$$

$$1 \text{ Gy} = 100 \text{ Rad}$$

❖ La dose équivalente : H_T

Les rayonnements ionisants créent des effets biologiques distincts selon leur nature, bien que la dose absorbée soit la même. A titre d'exemple, le rayonnement α est largement moins pénétrant que les rayons X ou γ .

Assimilant ces variations, la dose absorbée est multipliée par un facteur de pondération W_R , variable selon les types de rayonnements.

L'unité de la dose équivalente est le Sievert (Sv). La dose équivalente indique l'intensité des effets biologiques subis par un organe, bien plus tranchante que la dose absorbée.

La dose équivalente n'est pas une quantité physique mesurable directement.

Dans le cas des rayonnements X et γ , le facteur de pondération (W_R) est égal à 1. Ainsi, pour les rayons X, la dose absorbée et la dose équivalente sont égales.

Il est de 20 pour les rayons α . Il varie de 5 à 20 pour les neutrons (selon leur énergie).

L'ancienne unité de la dose équivalente s'exprime en Rem (1 Sv équivaut à 100 Rem).

$$H_T = D \times W_R \quad (2.2)$$

Avec : H_T : dose équivalente (Sv)

D : dose absorbée (Gy)

W_R : facteur de pondération radiologique qui tient compte de la nature du rayonnement

$$1 \text{ Sv} = 100 \text{ Rem}$$

La dose équivalente prend en compte la probabilité d'effet stochastique.

2.2.1 La dose efficace : E

La notion de dose efficace a été proposée par la CIPR¹ en 1977 pour prendre en compte le risque total résultant de l'exposition de plusieurs organes ou tissus présentant des radiosensibilités différentes [43].

La dose efficace estime le risque des effets stochastiques chez l'être humain. Elle tient tout bonnement compte de la radiosensibilité propre à chaque tissu à la cancérisation.

La dose efficace ne peut pas être mesurée. Elle ne peut être que calculée en multipliant l'équivalent de dose reçue (ou dose équivalente H_T) par un facteur de pondération tissulaire (W_T) relatif à l'organe considéré.

$$E = H_T \times W_T \quad (2.3)$$

¹ International Commission on Radiological Protection (ICRP)

Avec :

E : dose efficace (Sv) appliquée sur un tissu ou sur un organe

H_T : dose équivalente (Sv)

W_T : facteur de pondération tissulaire

Le facteur de pondération tissulaire W_T dépend de la radiosensibilité de l'organe ou du tissu. Les valeurs de W_T recommandées par la Commission Internationale de Protection Radiologique [44] sont représentés par le tableau 2-1

Tableau 2-1 : Les valeurs des facteurs de pondération tissulaire selon les organes et les tissus.

<i>Organe</i>	W_T
<i>Gonades</i>	0,20
<i>Moelle osseuse</i>	0,12
<i>Colon</i>	0,12
<i>Poumons</i>	0,12
<i>Estomac</i>	0,12
<i>Vessie</i>	0,05
<i>Seins</i>	0,05
<i>Foie</i>	0,05
<i>Œsophage</i>	0,05
<i>Thyroïde</i>	0,05
<i>Surface des os</i>	0,01
<i>Peau</i>	0,01
<i>Reste de l'organisme</i>	0,05
<i>Total</i>	1

La dose efficace du corps entier est égale à la somme des doses équivalentes pondérées dans les tissus et les organes par les différents facteurs de pondération W_T . Son unité de mesure est le Sievert.

La dose efficace s'apparente à la dose équivalente, de façon que si la première soit appliquée d'une façon homogène au niveau de l'organisme entier, causerait le même risque tardif sur la santé que des doses équivalentes acquises par chaque organe.

$$E = \sum_i (H_{T_i} \times W_{T_i}) \quad (2.4)$$

E : dose efficace (Sv) appliquée sur plusieurs organes ou sur tout le corps

La dose efficace est la seule qui permet d'estimer la dose totale reçue par un individu en radiologie, à savoir donc le risque lié à cette dose.

2.2.2 La dose dans l'air et la dose entrée

❖ La dose dans l'air et la dose entrée: D_{AIR}

La dose dans l'air est la dose sortante du tube. Elle n'a rien à avoir avec l'objet radiographié.

Son appareil de mesure est le dosimètre. Elle est exprimée en Gy.

❖ La dose entrée (ou la dose à la surface d'entrée) : D_E

La dose entrée est la dose qui atteint la surface de la peau du patient. Son appareil de mesure est aussi le dosimètre. Elle est exprimée en Gy.

Elle additionne la dose dans l'air et le rayonnement diffusé par la matière traversée.

Le diffusé peut représenter 20 à 40 % du rayonnement incident, selon l'énergie de celui-ci. Il faut prendre en considération ce rayonnement diffusé et l'ajouter à la dose due au rayonnement primaire.

$$D_E = \text{Dose rayonnement primaire} + \text{Dose rayonnement diffusé}$$

ou encore

$$D_E = D_{AIR} \times FRD \quad (2.5)$$

ou FRD est le facteur de rétrodiffusion. Il est lié aux constantes, spécialement celle du kilovoltage. Généralement, sa valeur varie de 1,2 à 1,5. Dans le cas où le kilovoltage est entre 60 et 80 kV, le FRD aura la valeur de 1,35 (la majorité des cas en radiologie conventionnelle) et de 1,5 à haut kilovoltage (120-140 kV, c'est-à-dire pour les clichés thoraciques).

2.3 La métrologie des niveaux de doses pratiques

❖ Définition des NRD

La mesure des **niveaux de référence diagnostiques (NRD)** en radiologie conventionnelle consiste à évaluer la « dose entrée » D_E (exprimée en mGy). Elle correspond à la dose absorbée à la peau du patient. La notion de niveaux de référence diagnostiques est introduite dans la directive 97/43¹ Euratom.

La dose entrée " D_E " est estimée de deux façons : à partir du **Produit Dose Surface (PDS)** ou des paramètres d'exposition.

❖ Le Produit Dose Surface PDS

Le Produit Dose Surface se définit par le produit de la dose moyenne absorbée dans l'air dans la section droite du faisceau des rayons X en l'absence de milieu diffusant par la surface de cette section.

$$PDS = D_{AIR} \times Se \quad (2.6)$$

Avec : PDS = Produit Dose Surface

D_{AIR} = Dose dans l'air

¹ Directive 97/43/Euratom du Conseil du 30 juin 1997 relative à la protection sanitaire des personnes contre les dangers des rayonnements ionisants lors d'expositions à des fins médicales, remplaçant la directive 84/466/Euratom. JOCE n° L 180 du 09 juillet 1997

Se = Surface de la section exposée

Le PDS s'exprime en Gray par centimètre carré (Gy.cm²), parfois en Gy.mm² et en mGy.cm².

Cette grandeur est indépendante de la distance. Elle reste unique à la sortie du tube et sur la peau du individu.

2.3.1 L'évaluation de la dose entrée D_E en pratique

Les dispositifs de rayonnement X affichent ou non le Produit Dose Surface.

❖ Le cas où le dispositif calcule automatiquement le PDS

Pour les dispositifs récents qui calculent automatiquement et affichent le Produit Dose Surface, l'évaluation de la D_E n'est pas compliquée si l'appareil a été réglé et calibré pour que l'affichage annoncé reflète la réalité.

Deux paramètres sont nécessaires pour calculer la dose entrée D_E :

– la dose dans l'air (donnée par le PDS)

– et le rayonnement rétrodiffusé.

La dose entrée est le produit de la dose dans l'air pondéré par le facteur de rétrodiffusion (FRD).

$$D_E = D_{AIR} \times FRD \quad (2.7)$$

Avec : D_{AIR} = Dose dans l'air

FRD = facteur de rétrodiffusion (déjà mentionné)

Nous pouvons déduire la dose dans l'air de l'équation (2.6) :

$$D_{AIR} = \frac{PDS}{Se} \quad (2.8)$$

Ainsi

$$D_E = \left(\frac{PDS}{Se} \right) \times FRD \quad (2.9)$$

Avec :

Se = Surface à la peau de l'individu (= surface exposée)

FRD = 1,35 ou 1,5 selon la tension utilisée.

La mesure de la surface d'entrée « Se » peut être réglée manuellement grâce au centreur lumineux projetée sur la peau du patient.

❖ Le cas où le dispositif n'affiche pas le PDS

Si la table de radio n'affiche pas le PDS, il faut alors calculer la dose entrée De à partir des paramètres d'exposition.

La dose D_E à l'entrée de l'individu dépend des paramètres suivants :

- la tension appliquée U (en kV)
- la charge Q (en mAs)
- la distance foyer – peau = DFP (en mètres)
- le facteur de rétrodiffusion FRD
- un coefficient K_0 (mGy/mAs à 1m) caractéristique du dispositif et correspondant au débit de dose dans l'air mesuré à 1 mètre du foyer.

Pour calculer D_E , il faut appliquer la formule suivante :

$$D_E = K_0 \times FDR \times \left(\frac{U}{100} \right)^2 \times Q \times \left(\frac{1}{DFP} \right)^2 \quad (2.10)$$

On admet par esprit de simplification que le rapport $K_0 \times FDR$ est constant quel que soit l'examen réalisé et vaut 0,15 mGy/mAs. De ce fait, on simplifie le calcul:

$$D_E = 0,15 \times \left(\frac{U}{100} \right)^2 \times Q \times \left(\frac{1}{DFP} \right)^2 \quad (2.11)$$

La tension U (en kV), la charge Q (en mAs) et la distance foyer – peau DFP (en mètres) sont les paramètres de calibrage du dispositif Rayons-X, lesquels sont facilement réglés par l'utilisateur.

Il suffit ensuite d'appliquer la formule ci-dessus (2.11) pour calculer la dose entrée D_E .

2.3.2 L'évaluation de la dose efficace D en pratique à partir de la dose d'entrée D_E

La dose efficace D , en sieverts (Sv), est calculée expérimentalement en utilisant l'équation suivante [45]:

$$D = D_E \times e_{D_E} \quad (2.12)$$

où

e_{D_E} : facteur de conversion (exprimée en mSv/mGy). Ce facteur contient un rapport qui permet de convertir l'exposition sur un organe spécifique en un paramètre lié à l'exposition sur le corps entier. Cette conversion permet d'envisager la dose efficace comme un indicateur de risque relatif à l'ensemble du corps, indépendamment de l'organe exposé à des rayons. Dans le cas où le rayonnement X est diffusé sur la main, e_{D_E} est égale à 0.01 mSv/mGy [45].

D_E : la dose d'entrée exprimée en milli-Gray (mGy). Elle correspond à la dose absorbée par la peau.

Les principales sources de données des facteurs de conversion sont fournies dans la bibliographie [46], [47]. Les facteurs de conversion de la colonne 3 du tableau 2-2 exigés par quelques examens standards se situent entre 0,01 mSv/mGy (crâne, extrémités) et 0.3 mSv/mGy (abdomen).

Pour certains examens (crâne, extrémités, ...) on observe que les facteurs de conversion sont faibles parce que les facteurs de pondération tissulaire W_T sont peu élevés.

Tableau 2-2 : Les facteurs de conversion en radiographie chez l'adulte.

Examen	Taille du champ (Se)	e_{DE} (mSv/mGy)
Crâne	20x25	0.02
Thorax	33x37	0.23
Épaule	18x25	0.02
Colonne cervicale	15x20	0.07
Colonne dorsale	16x35	0.17
Colonne lombaire	16x35	0.21
Abdomen AP	30x40	0.31
Abdomen PA	30x40	0.15
Hanche	18x30	0.17
Genou	15x18	0.005
Extrémités (mains, pieds)	-----	0.01

2.4 Les étapes de la construction de base de données

Dans les sections suivantes, nous illustrons l'étude expérimentale menée pour calibrer les paramètres de l'appareil afin de respecter les normes et les règlements de sécurité durant la construction de notre base de données. Nous commençons par décrire les processus nécessaires à l'acquisition classique des images de la main à l'aide d'un appareil à Rayons-X. Ensuite, nous allons décrire en détail les subdivisions de notre base de données selon leur date d'acquisition et leur niveau de rayonnement. À la fin, nous allons mentionner les problèmes de sécurité lors de l'acquisition, en proposant des solutions adéquates à notre problématique en termes de réduction de dose.

2.4.1 L'acquisition

Notre base de données contient 403 images de mains à Rayons-X acquises en utilisant la machine Apollo EZ X-Ray pour 115 adultes non pathologiques, également répartis entre hommes et femmes, ayant un âge moyen de 27.2 ans et un écart-type de 8.5.

La figure 2-1 illustre le processus d'acquisition classique pour les images de la main à l'aide d'un appareil à Rayons-X (Apollo EZ). Nous avons utilisé ce type de système en raison de l'absence d'un dispositif de Rayons-X adapté à une application biométrique. Les procédures d'acquisition standard d'une image radiographique de la main sont énumérées comme suit :

1. Préparation vestimentaire du sujet: costume anti-rayonnement
2. Ajustement de la position de la cassette
3. Positionnement de la main du sujet sur la cassette

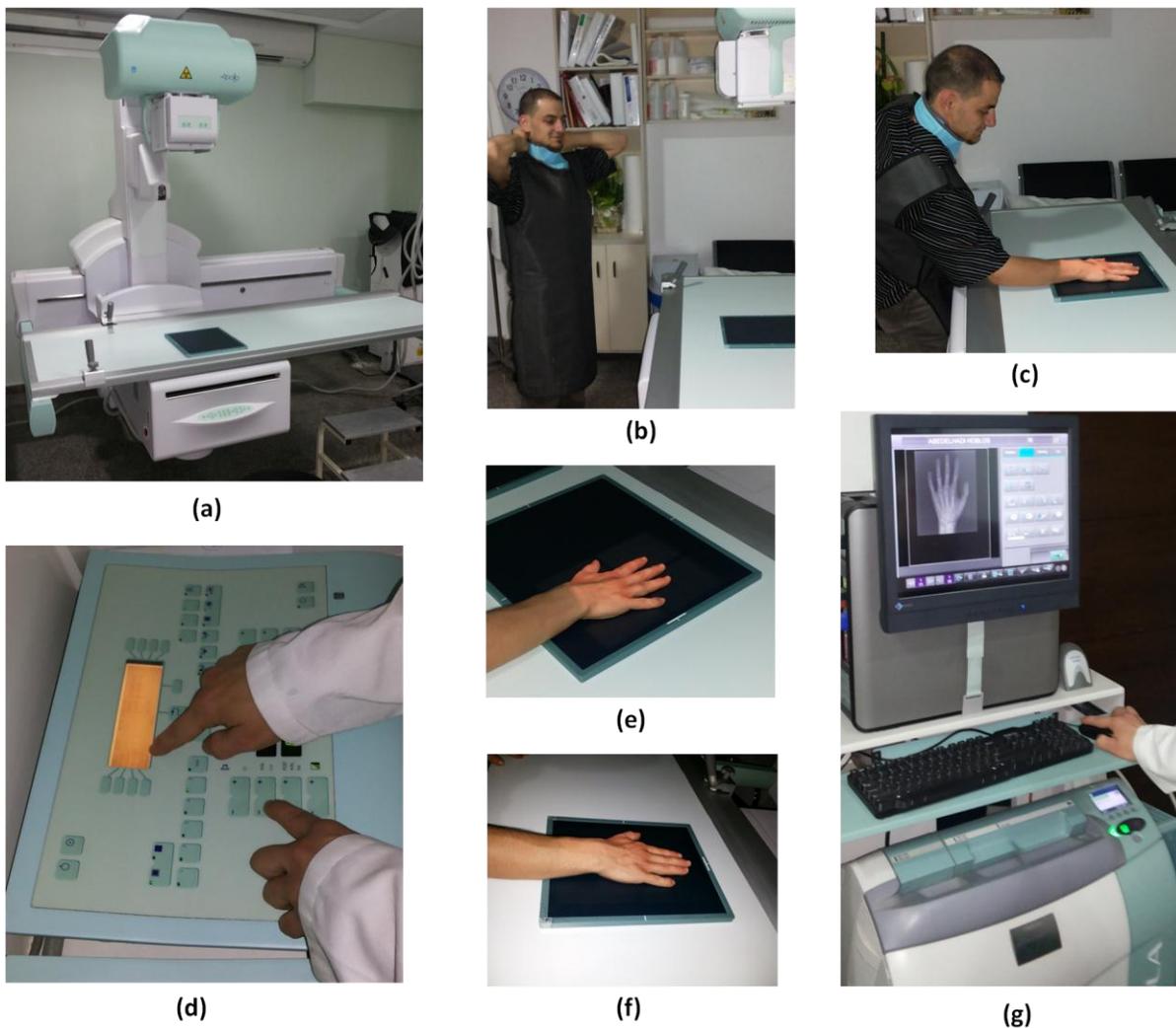


Figure 2-1: Un exemple du processus d'acquisition standard à l'aide d'un appareil Rayons X (a) la machine Apollo EZ (b) la phase de préparation en utilisant un costume anti-rayonnement (c) la phase d'acquisition (d) le panneau de contrôle du dispositif Apollo EZ X-Ray (e) la cassette de type 1 (f) la cassette de type 2 (g) le transfert à une image digitale.

4. Mise au point du centreur lumineux projeté sur la peau de l'individu
5. Réglage de quelques paramètres d'exposition, tension U, charge Q et la distance foyer-peau DFP, grâce au panneau de contrôle de la machine
6. Transfert de la cassette à un support numérique digital en extension DICOM¹.

Dans notre base de données, les images radiographiques acquises sont réparties selon trois groupes, en fonction de leur niveau de rayonnement.

2.4.2 La construction du premier groupe des images

Le premier groupe contient 32 images de la main droite et de la main gauche pour 16 personnes (voir figure 2-2) en vertu de la dose de rayonnement standard (1 μ Sv). Ce groupe d'images est utilisé pour étudier la possibilité de la reconnaissance humaine par l'extraction des caractéristiques

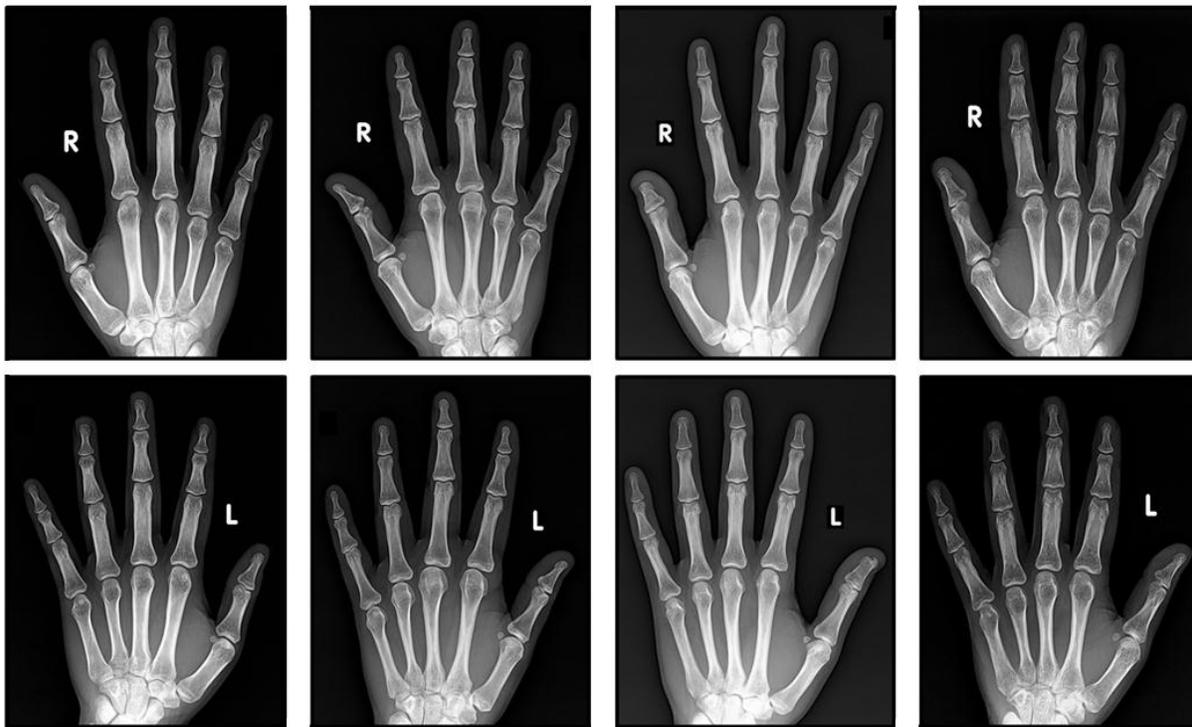


Figure 2-2: Le premier groupe contient les mains droites et gauches acquis sous la dose de rayonnement standard.

¹ Digital Imaging and Communications in Medicine (DICOM) is a standard for handling, storing, printing, and transmitting information in medical imaging.

de l'image de la main gauche (resp. à droite), en connaissant les caractéristiques de la main droite (resp. gauche) [48].

2.4.2.1 Tests de réduction de la dose de rayonnement

Construire une base de données avec la plus faible dose de rayonnement est l'un des grands défis de notre approche. Après l'acquisition du premier groupe, nous avons considéré une série préliminaire (appelée "SRp") de six images radiographiques d'une main droite (voir figure 2-3) pour un même adulte en procédant à la diminution progressive de la dose de rayonnement de : 9%,

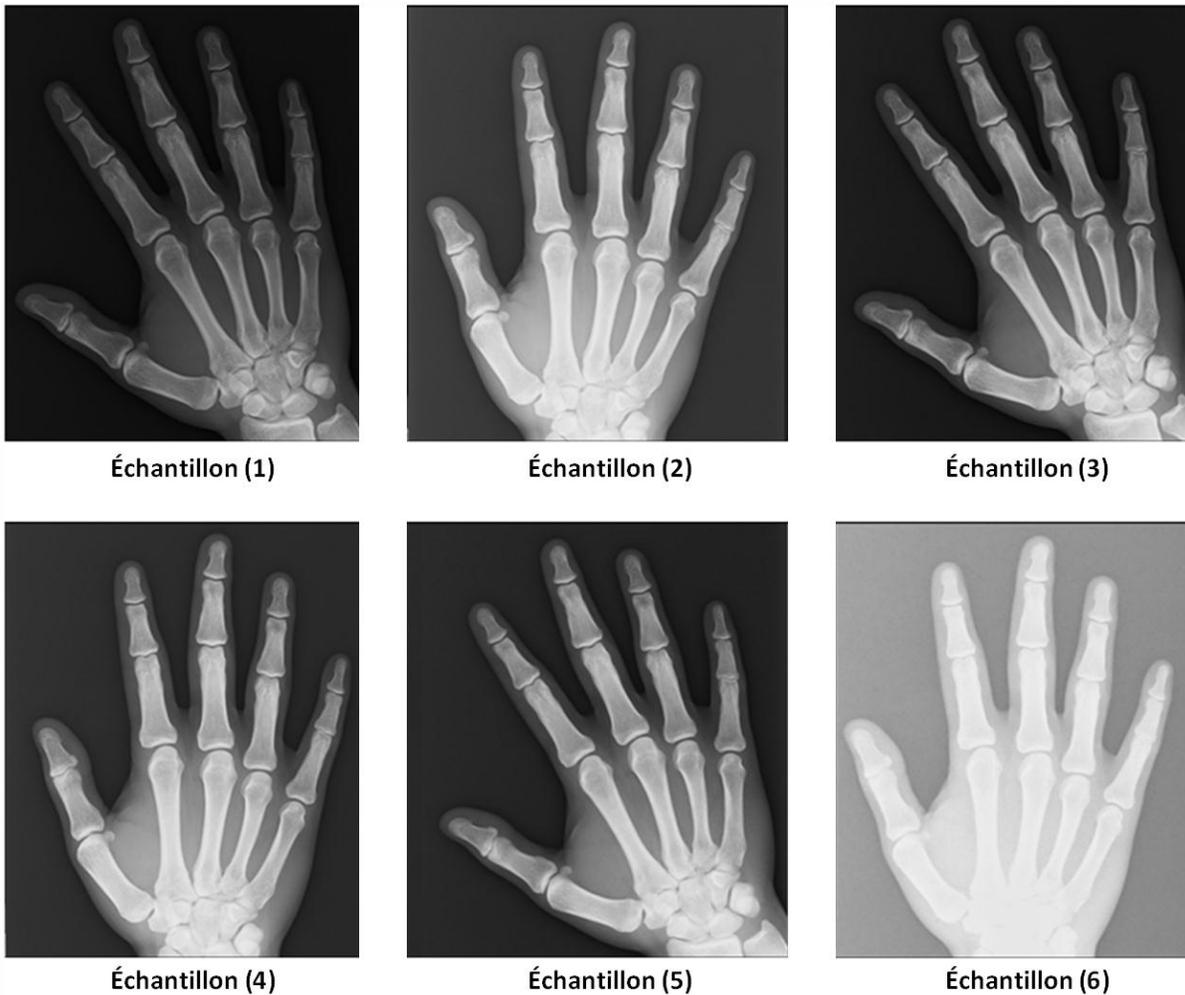


Figure 2-3: Les six échantillons d'images d'une main à Rayons X suivant diverses doses de rayonnement. Le premier échantillon est pris à une valeur de 0,91 Sv qui correspond à une réduction de 9% par rapport à la dose de rayonnement standard (égal à 1 Sv). Pour les autres échantillons, la dose est réduite respectivement de 45%, 68%, 80%, 92% et 98%.

45%, 68%, 80%, 92% et 98% respectivement, à partir de la dose de rayonnement standard (égal à 1 Sv). L'objectif principal consiste à atteindre la plus faible possible dose de rayonnement, sans pour autant dégrader les performances du système biométrique. Cet aspect sera détaillé dans les deux chapitres qui suivent.

Dans le tableau 2-3, nous indiquons les valeurs de doses efficaces calculées en faisant varier les quantités de tension U (en KV) et de charge Q (en mAs). La distance foyer – peau DFP (en mètre) est fixé à 1.1 m sur la machine Apollo EZ X-Ray puisque cette hauteur est utilisée, par défaut, dans l'acquisition des images à Rayons-X de la main.

Tableau 2-3 : Le calibrage des paramètres d'exposition.

	U (KV)	Q (mAs)	D (μ Sv)
Échantillon (1)	48	3.2	0.91
Échantillon (2)	42	2.5	0.55
Échantillon (3)	40	1.6	0.32
Échantillon (4)	40	1	0.20
Échantillon (5)	40	0.4	0.08
Échantillon (6)	40	0.1	0.02

Avec ces images, nous déduisons que la cassette utilisée pour enregistrer les images ne produit pas une haute résolution d'image, notamment dans le cas où la dose est réduite de 98%. Ainsi, nous considérons dans l'expérience, la dose 0.08 μ Sv (une réduction de 92%) afin de construire un deuxième groupe d'images en utilisant des cassettes à résolution 57 ppcm (pixel / cm) (voir figure 2-1.e). (Une cassette de meilleure qualité \rightarrow une image de résolution meilleure). Cette cassette de 57 ppcm est utilisée normalement pour le Genou.

2.4.3 La construction du deuxième groupe des images

Dans le deuxième groupe, nous établissons deux séries de 222 images de main droite à Rayons-X pour 111 personnes (voir figure 2-4.):

- La première série (nommée "SR1") contient 111 images à des positions normalisées de la main prises à dose réduite ($0.08 \mu\text{Sv}$), diminuée près de 92% à partir de la dose de rayonnement standard ($1 \mu\text{Sv}$).
- La deuxième série (nommée "SR2") est construite de 111 images selon des positions géométriques différentes de la main, aussi à dose de $0.08 \mu\text{Sv}$.

Ce groupe d'images, sera utilisé afin d'étudier l'influence des transformations géométriques (translation, rotation) ainsi que celle de la réduction de la dose d'exposition à 92% sur l'extraction des caractéristiques des images de la main et en l'occurrence sur les taux de reconnaissance des individus.

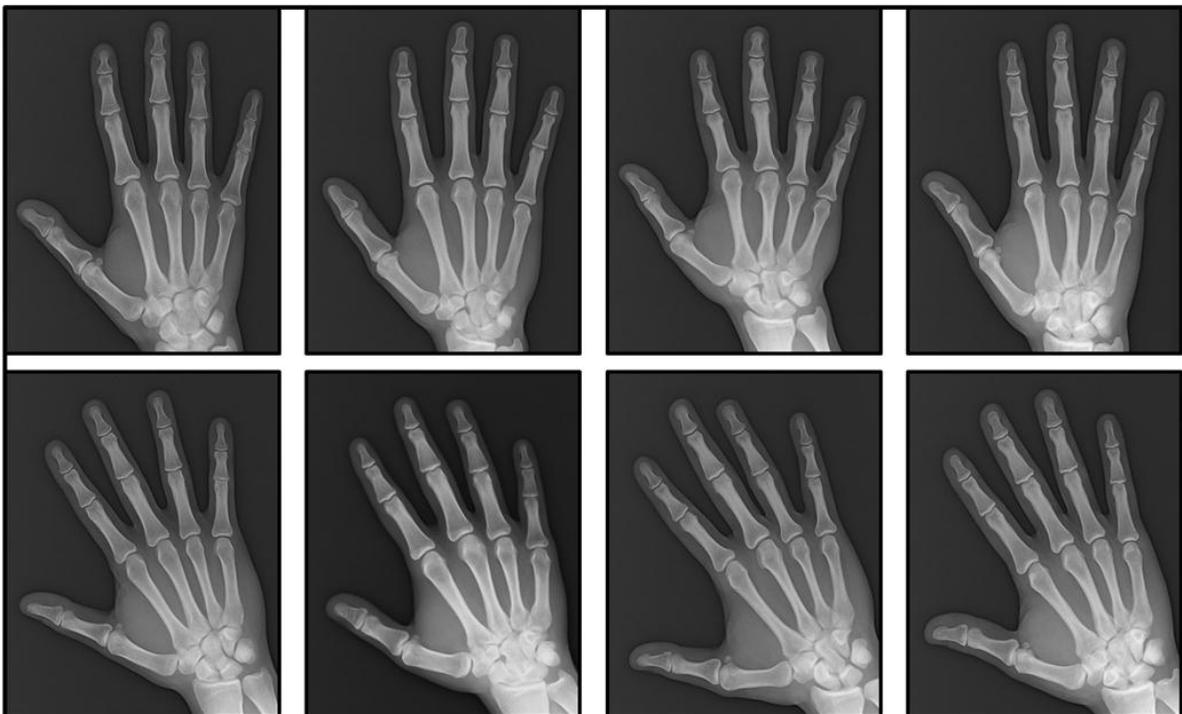


Figure 2-4: Le deuxième groupe contient des mains droites à position normale et à positions géométriques différentes, acquises à 92% de réduction sur la dose d'exposition.

2.4.4 La construction du troisième groupe des images

Le troisième groupe est constitué d'une série d'images (appelée "SR3") contenant 143 images pour 92 personnes (voir figure 2-5) obtenues à la plus faible dose admise par notre dispositif d'acquisition (0.02 μSv). Cela est équivalent à une réduction de 98% par rapport à la dose de rayonnement standard (1 mSv). Avec cette série, il était possible d'augmenter la résolution de l'image à l'aide d'une petite cassette spéciale de bonne qualité adaptée à une faible dose de radiation (voir figure 2-1.f). L'image obtenue par cette cassette possède une résolution de 83 ppcm (au lieu de 57 ppcm).

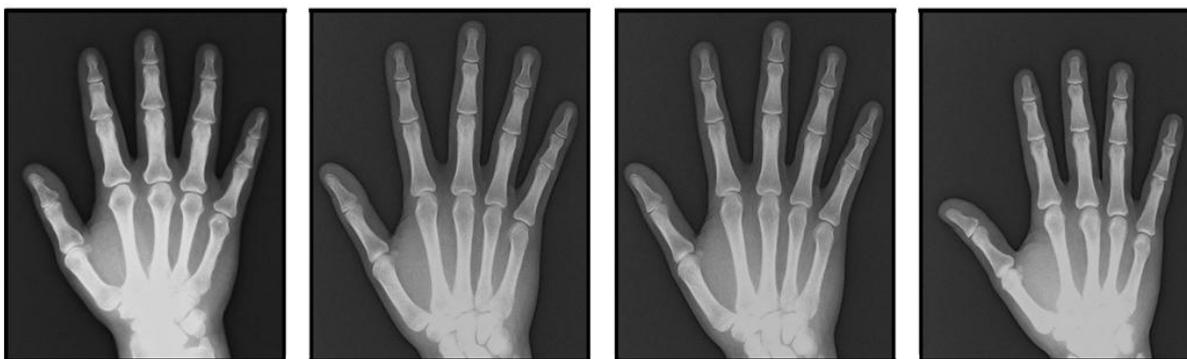


Figure 2-5: Le troisième groupe contient des mains droites à position normale de haute résolution d'image, acquise à 98% de réduction de la dose d'exposition.

2.5 Les problèmes de sécurité lors de l'acquisition

Le but de cette partie est de tenir en compte des exigences de sécurité associées à la pénétration et l'exposition permanentes des rayons X dans les organes du corps humain, et plus particulièrement au niveau de la main.

2.5.1 Choix du seuil de tolérance

Le Commentaire n°16 de NCRP¹ indique que les systèmes à usage général doivent se conformer à une dose efficace limite de 0.1 micro-sievert (μSv)/balayage² i.e. 0.01 milli-rem

¹ The National Council on Radiation Protection & Measurements

² Une acquisition d'une radiographie

(mrem) uniquement par balayage. En respectant ces conditions, il est possible d'utiliser ces systèmes sans restriction [49].

Il est à noter qu'une dose efficace de $0.1 \mu\text{Sv}$ par balayage permet d'effectuer 2500 scans pour un individu annuellement, sans dépasser le seuil administratif de 0.25 mSv (25 mrem). On considère ici une source unique de rayonnement ou, un ensemble de sources sous un même contrôle. En considérant le cas de 250 jours de travail par an, ce qui correspondrait à une moyenne de 10 balayages par jour, est une fréquence peu probable d'être rencontrée.

Dans la figure 2-6, nous illustrons l'évolution de la réduction des doses efficaces (en μSv) d'exposition durant l'acquisition des images radiographiques de la main, en prenant comme référence la dose efficace standard ($1 \mu\text{Sv} = 0.001 \text{ mSv}$), classiquement utilisée pour les applications médicales. Comme nous l'avons déjà vu, les images au deuxième groupe sont prises à dose réduite ($0.08 \mu\text{Sv} < \text{seuil de sécurité } 0.1 \mu\text{Sv}$), (Echantillon 5, figure 2-6). De même, les images au troisième groupe, sont prises à dose réduite ($0.02 \mu\text{Sv}$), en-dessous du seuil de sécurité, (Echantillon 6, figure 2-6).

Dose efficace (μSv)

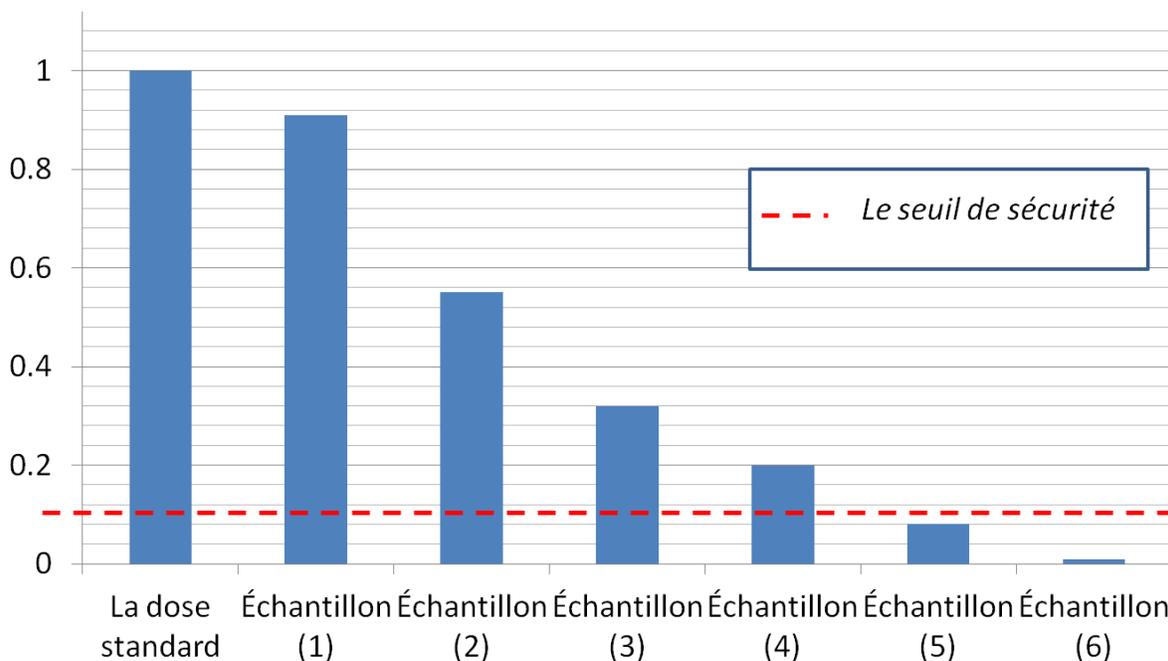


Figure 2-6: L'évolution de la réduction des doses efficaces utilisées par rapport à la dose standard et au seuil de sécurité.

Dans le tableau 2-4, nous résumons la dose efficace standard, généralement utilisée pour certaines radiographies médicales spécifiques. Nous remarquons que la radiographie des extrémités (mains, pieds, etc.) requiert une faible dose par rapport aux autres modalités médicales.

Tableau 2-4 : Les doses efficaces standards de certaines acquisitions médicales [50].

La radiographie du thorax (2 vues)	0.1 mSv
La radiographie de l'abdomen	0.7 mSv
La radiographie du bassin	0.6 mSv
La radiographie de la hanche (unilatérale)	0.7 mSv
La radiographie du cou	0.2 mSv
La radiographie du haut du dos	1 mSv
La radiographie du bas du dos	1.5 mSv
La radiographie des extrémités (mains, pieds, etc.)	0.001 mSv
La Mammographie (unilatérale)	0.4 mSv
La radiographie dentaire (panoramique)	0.1 mSv
La radiographie dentaire (4 intrabuccales bitewings)	0.005 mSv
La radiographie de crâne	0.1 mSv
Le test DEXA (densité osseuse)	0.001 mSv

2.5.2 La comparaison avec d'autres sources de rayonnement

Afin que l'on puisse comparer notre condition d'acquisition avec d'autres sources de rayonnement, nous pouvons noter qu'à titre d'exemple, un vol d'avion de sept heures expose les

passagers à 0,02 mSv de rayonnement (voir table 2-5) alors qu'une radiographie thoracique équivaut à l'exposition au rayonnement de 35 heures de vols d'avion. En ce qui concerne, notre base de données, une image radiographique de la main appartenant au premier groupe équivaut à l'exposition au rayonnement de 21 minutes de vol d'avion et de 2 minutes lorsque l'on considère le protocole utilisé pour le deuxième groupe. Par ailleurs, une image de la main à Rayons-X du troisième groupe correspond à l'exposition au rayonnement de seulement 25 secondes de vol d'avion. Dans ce cas de figure, cela revient à la possibilité d'acquérir plus de 12500 images radiologiques de la main d'un seul individu durant une année sans pour autant dépasser le seuil administratif toléré : 0.25 mSv [49].

Tableau 2-5 : Comparaison des doses efficaces pour certaines applications radiographiques [50].

Le rayonnement naturel (mondial)	3.1 mSv/year
L'exposition moyenne aux U.S.	6.2 mSv/year
Les pilotes d'avion	2.2 mSv/year
Le vol d'avion de 7 heures	0.02 mSv
La tomodensitométrie (TDM) thoracique	7.0 mSv

2.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons discuté les facteurs d'influence sur la quantité de dose absorbée par un sujet, comme : la nature du rayonnement, la radiosensibilité propre à chaque tissu à la cancérisation, la surface de la section exposée et le facteur de rétrodiffusion. Nous avons ainsi expliqué comment calibrer une machine de radiographie i.e. comment calculer pratiquement la dose efficace à partir des paramètres d'exposition durant l'acquisition. Ces paramètres sont la tension U (en kV), la charge Q en (mAs) et la distance foyer – peau DFP (en m). Nous avons ensuite présenté, dans la deuxième partie de ce chapitre, les différentes étapes des collections d'images radiographiques de la main afin de construire une base de données pour évaluer les performances de notre approche de caractérisation (discutée plus loin). En considérant l'appareil

radiographique Apollo EZ, nous avons collecté 403 images radiographiques de mains chez 115 adultes non pathologiques, équitablement réparties entre hommes et femmes. Trois groupes distincts ont ainsi été construits, correspondant à des doses de radiations différentes. Comme nous l'avons vu, il nous était possible de réduire la dose de rayonnement progressivement jusqu'à 98% de la dose standard (spécifique au domaine médical). Cette dose de radiation est la dose d'exposition la plus faible possible pour le système considéré. Par déduction, nous avons montré également qu'il était possible d'acquérir plus de 12500 images radiologiques de la main d'un seul individu durant une année sans dépasser le seuil administratif (0.25 mSv).

Dans le chapitre suivant, " Outils de traitement d'images pour l'extraction des phalanges " nous présenterons en détail les étapes du prétraitement que l'on a appliqué aux images radiographiques de la main. Il s'agit principalement de localiser et de segmenter les régions d'intérêt (i.e. phalanges). Cette phase est extrêmement importante puisqu'elle précèdera l'étape de caractérisation qui sera décrite plus loin. La qualité de segmentation des phalanges est naturellement fortement corrélée aux performances d'identification/authentification.

Chapitre 3

*Outils de traitement d'images
pour l'extraction des phalanges*

3.1 Introduction

Comme tout système biométrique, l'identification d'une personne, par les caractéristiques du squelette de la main, requiert l'application de quelques opérations de traitement d'images [51], [52]. Autrement dit, l'extraction des os de la main (les phalanges), à partir des images radiographiques, passe par trois étapes de traitement : la première étape de préparation, est nécessaire pour la réduction du bruit et la binarisation. Par la suite, la deuxième étape dite de recalage, permet la mise en correspondance i.e. repérage. L'étape de segmentation sert à isoler les différentes phalanges de la main. La description de ces étapes fera l'objectif de ce chapitre.

L'algorithme proposé est capable d'extraire les phalanges de la main dans des niveaux hiérarchiques (en passant par l'extraction des doigts et de ses articulations) et de produire des résultats efficaces qui sont invariants aux certaines transformations géométriques d'images (orientation et translation). Dans la figure 3-1 ci-dessous, nous montrons un schéma mettant en évidence les grands blocs nécessaires avant l'extraction des caractéristiques d'une image de la main aux Rayons-X, comprenant : le traitement de bas niveau, le recalage et la segmentation.

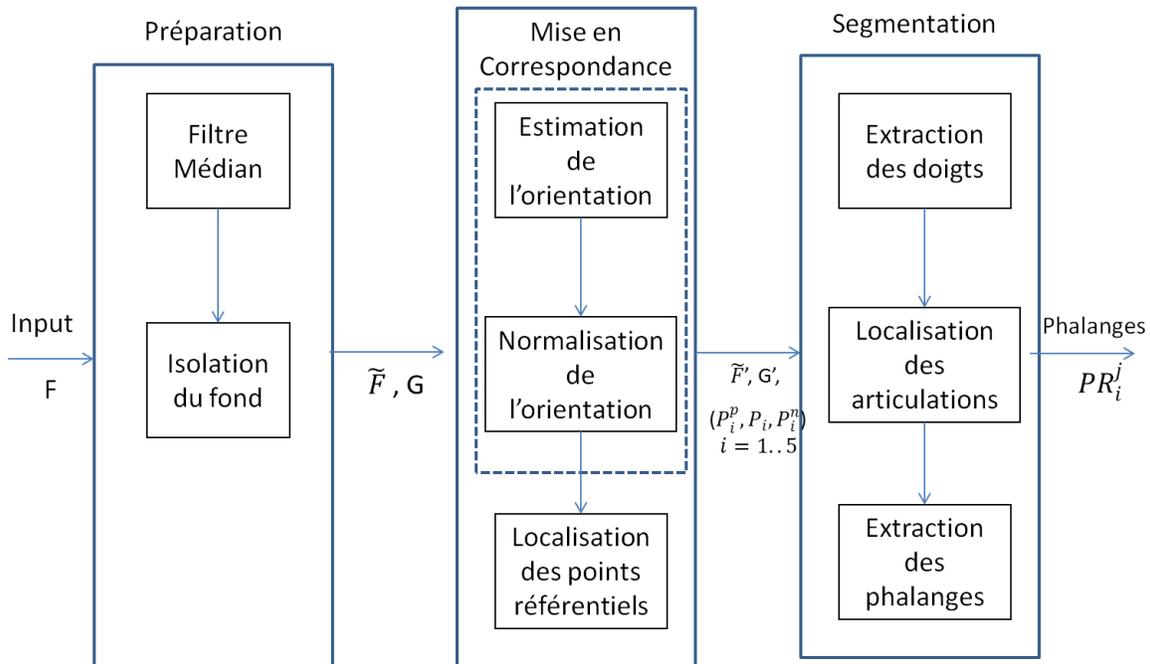


Figure 3-1 : L'architecture du système de traitement d'une image de la main aux Rayons-X pour extraire les phalanges.

3.2 Prétraitement

Le prétraitement est appliqué à ce niveau pour identifier des points de références situés le long des doigts et des paramètres décisifs qui sont indispensables à établir avant l'étape de la segmentation.

3.2.1 Réduction du bruit

Les images radiographiques contiennent souvent un peu de bruit visuel qui est lié à l'acquisition. La présence de ce bruit donne à l'image un aspect granuleux ou parfois texturé, i.e. un phénomène perturbant les différentes étapes dans la chaîne du traitement. Nous avons choisi le filtre médian comme opérateur de réduction du bruit vu son succès pour la modalité en Rayons-X. La figure 3-2 montre l'application du filtre médian dans le processus de traitement. Nous obtenons une image \tilde{F} .

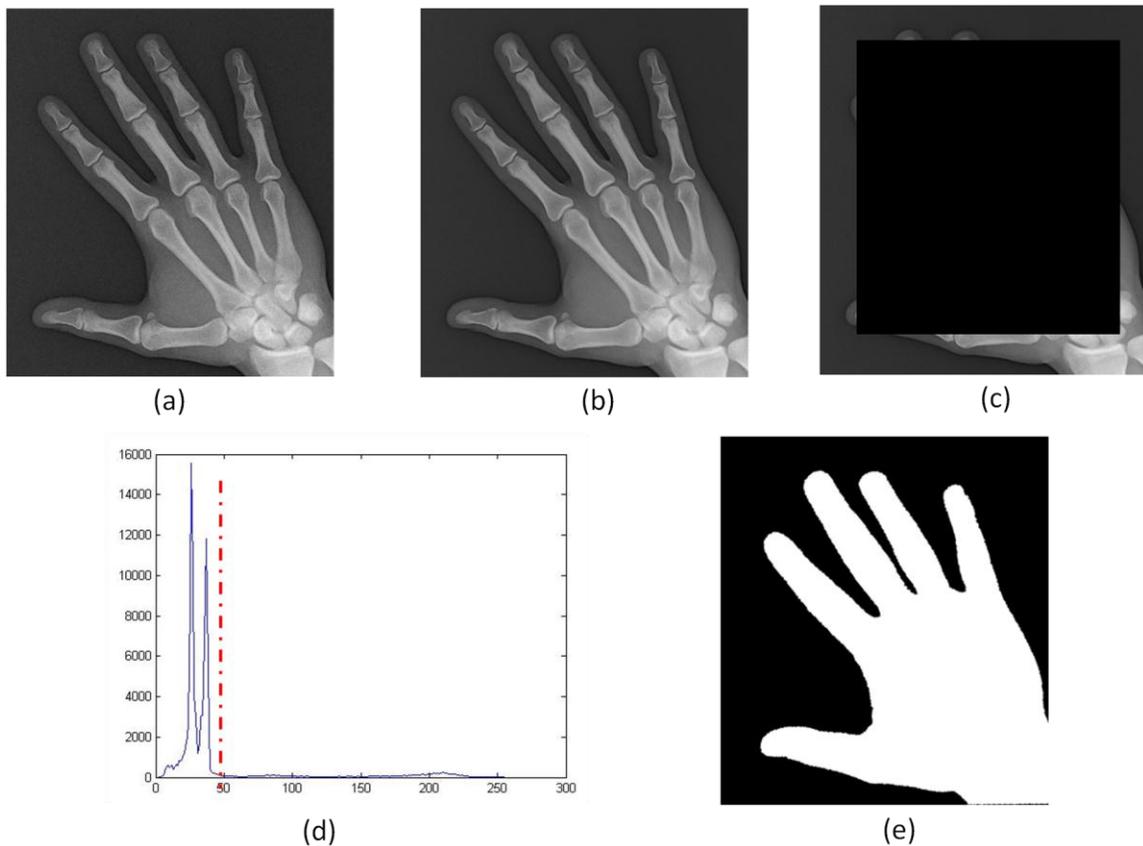


Figure 3-2 : (a) Input: une image F de la main aux Rayons-X (b) l'image filtrée \tilde{F} par un filtre médian (c) l'image masquée M obtenue à partir des 10-20 % du bord (d) l'histogramme de l'image masquée (e) l'image binaire G .

3.2.2 Suppression du fond de l'image

L'objectif de cette étape est l'obtention d'une image binaire, G , représentant la forme morphologique de la main. Cette image binaire servira à établir un masque pour tout traitement ultérieur.

Tout d'abord, nous considérons l'image M obtenue à partir de \tilde{F} en considérant une zone représentant 10 à 20% du bord de \tilde{F} . Cela s'explique par le fait que cette région est dominée par les pixels du fond de l'image.

Afin de séparer le fond de l'image¹ de la texture restante (la peau et les os), un seuil automatique T est défini à partir de l'histogramme de l'image M en tenant compte de la fréquence qui se produit après l'atteinte du maximum (voir figure 3-2).

3.2.3 Estimation de l'orientation de la main

La localisation des points référentiels nécessite une acquisition d'image de la main selon une orientation bien déterminée. Étant donné que les images peuvent être acquises sans aucun contrôle sur la position et l'orientation de la main, le paramètre d'orientation peut être considéré comme une contrainte géométrique. Par conséquent, nous nous trouvons en face d'un problème d'estimation d'un angle de rotation par rapport à un axe vertical afin de réaliser une mise en correspondance (orientation) efficace en fonction d'une référence verticale.

Soit $G_0(X_0, Y_0)$ le centre de gravité de la main qui est calculé à partir de l'image binaire G . cela signifie mathématiquement les moyennes de coordonnées de l'ensemble Sg :

$$Sg = \{(x, y) \text{ tel que } G(x, y) = 1\} \quad (3.1)$$

Soient les deux points E_1 et E_2 qui correspondent aux points d'intersection entre les extrémités du poignet de la main et les bords de l'image. Et, soit E le milieu du segment $[E_1, E_2]$ (voir figure 3-3). Nous considérons également \overline{EY} qui est l'axe vertical passant par E . Pour résoudre le problème de rotation, nous devons normaliser l'image par l'angle θ défini par:

¹ *Background.*

$$\theta = (\overrightarrow{EG_0}, \overrightarrow{EY'}) \quad (3.2)$$

Nous obtenons une image G' (de même pour \tilde{F}') qui est le résultat de la transformation affine incluant une rotation d'angle θ .

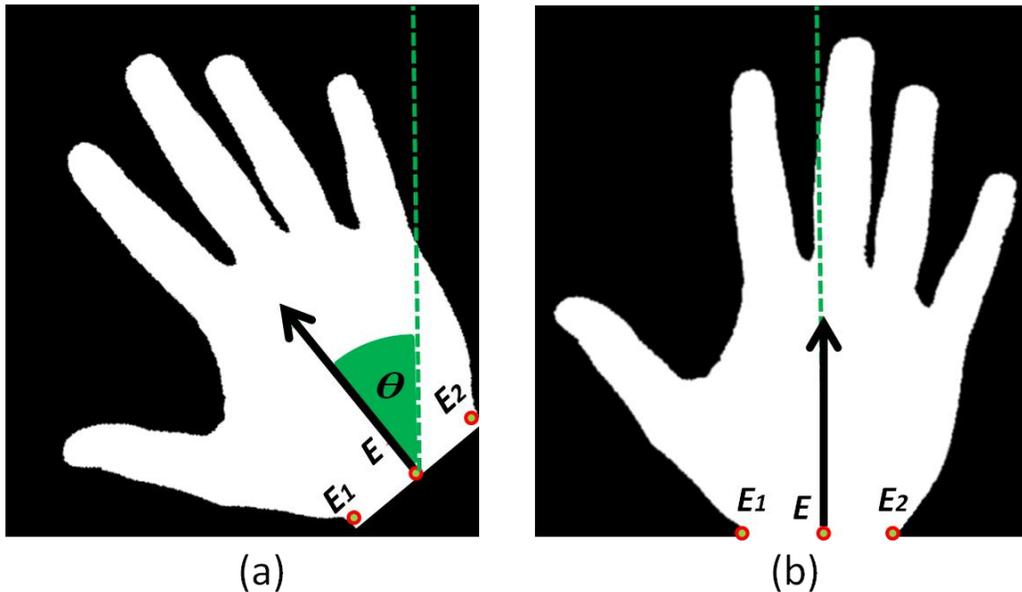


Figure 3-3 : (a) L'estimation de l'angle de rotation pour l'image binaire G (b) G' : la rotation de l'image binaire G .

3.2.4 Localisation des points référentiels

Etant donné la morphologie de la main, l'objectif de cette étape est la localisation de trois points de référence (P_i^p, P_i, P_i^n) sur l'enveloppe de chaque doigt i avec P_i^p indique un point avant le sommet, P_i est sur le sommet, et P_i^n symbolise un point après le sommet (voir figure 3-4). Ces points permettent par la suite l'extraction de la région contenant le doigt en jeu.

Il s'agit donc de douze points de références (avec trois points qui se confondent successivement) à déterminer à partir de l'image G' . Evidemment, ces points incluent les cinq sommets des doigts et les quatre vallées inter-doigts.

En se basant sur le contour de la main, obtenu par un opérateur *Canny*, nous construisons une liste de points de contour par le suivi des points de E_1 à E_2 . Cette liste correspond aux points optimums locaux sur le contour. En d'autres termes, si l'on désigne par S la liste de points de

contour (chaîne) et N leur nombre (dans notre cas, $N=9$), nous aurons $S = \{S_1, S_2, S_3 \dots S_N\}$, où $S_0 = E_1$, $S_{N+1} = E_2$, et S_i ($0 < i < N+1$) un point de contour par un suivi de E_1 à E_2 .

Définition 3.1: la distance Euclidienne entre les deux points $M(x, y)$ et $M'(x', y')$ est définie par:

$$d(M, M') = \sqrt{(x - x')^2 + (y - y')^2} \quad (3.3)$$

Définition 3.2: Nous définissons la fonction H comme:

$$H(i) = d(E, S_i) \quad (3.4)$$

où $i \in \{1, 2, 3 \dots N\}$

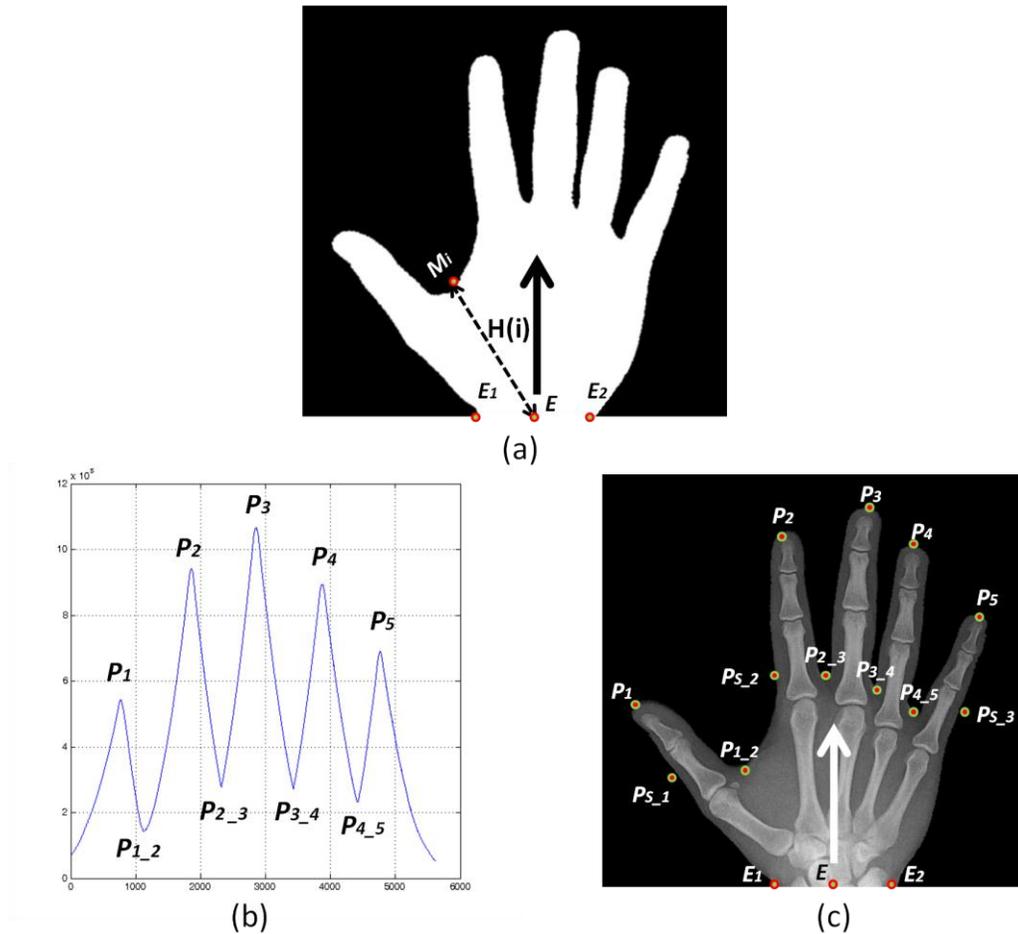


Figure 3-4 : (a) Définition de H : $H(i)$ est une fonction de distance entre E et un point du contour (b) les maximums locaux et les minimums locaux sur le graphe de la fonction distance H entre les deux points E_1 et E_2 par un suivi le long du contour de la main (c) les points de référence sur l'image radiographique de la main.

Dans la figure 3-4-b, nous montrons le graphe de la fonction H. Nous pouvons clairement remarquer que les points optimaux locaux (ici maximums locaux) sont P_1, P_2, P_3, P_4 et P_5 et qui correspondent aux sommets des doigts. De la même manière, les points optimaux locaux (ici minimums locaux) $P_1^n = P_{1_2}, P_2^n = P_3^p = P_{2_3}, P_3^n = P_4^p = P_{3_4}$ et $P_4^n = P_5^p = P_{4_5}$ représentent les vallées entre les doigts. L'extraction de points optimaux a été initialement proposée dans [9], [48], [53].

Pour détecter ces points optimaux locaux, nous utilisons les équations (3.5), (3.6) et (3.7), dans lequel on note m , comme un point optimal à détecter après une position j . Pour localiser les maximums locaux (respectivement minimums), nous utilisons la fonction $g = g_1$ (respectivement $g = g_2$). Cette formulation est inspirée de [54]:

$$i \longrightarrow g_1(i) = \max_{j < t < i} H(t) - H(i) \quad (3.5)$$

$$i \longrightarrow g_2(i) = H(i) - \min_{j < t < i} H(t) \quad (3.6)$$

$$m = \sup\{t < \inf\{i ; g(i) \geq \lambda\}, g(t) = 0\} \quad (3.7)$$

Où $\lambda = k_l \times d(E, E_l)$, k_l est une constante telle que $0 < k_l < 1$, nécessaire pour contrôler l'espace de recherche pour localiser l'optimum. Expérimentalement dans notre algorithme proposé, $k_l = 1/2$.

Ainsi, il reste à déterminer trois points critiques de référence $P_1^p = P_{S_1}, P_2^p = P_{S_2}$ et $P_5^n = P_{S_3}$, comme indiqués dans la figure 3-4-c. Ces points vont nous permettre de contrôler l'extraction des zones des doigts. P_{S_1} est obtenu à partir de l'intersection entre le contour et la ligne horizontale qui passe par le point P_{1_2} . P_{S_3} est obtenu à partir de l'intersection entre le contour et la ligne horizontale qui passe par le point P_{3_4} . P_{S_2} est déterminé de telle sorte que le point P_{2_3} est le milieu du segment $[P_{S_2}, P_{3_4}]$.

Après cette étape, nous obtenons la liste des points de référence $(P_i^p, P_i, P_i^n)_{i=1,\dots,5}$ sur l'enveloppe des doigts.

3.3 Segmentation

La segmentation s'effectue en plusieurs niveaux hiérarchiques. La 1^{ère} étape est l'extraction des doigts, suivie par la détection des articulations intra-doigt, puis la localisation des phalanges et leurs isolations.

3.3.1 Extraction des doigts

À l'aide des points de référence $(P_i^p, P_i, P_i^n)_{i=1..5}$, l'approche que nous proposons dans cette phase consiste à déterminer le cadre rectangulaire, correspondant à chaque doigt (voir figure 3-5). Ceci s'applique sur les cinq doigts, à savoir respectivement le pouce, l'index, le majeur, l'annulaire et l'auriculaire.

En premier lieu, il faut estimer le coefficient directeur a_i de la droite Δ_i qui est l'axe de symétrie (ou quasi-symétrie) pour un doigt donné i (avec $i = 1..5$ pour considérer les cinq doigts). Ainsi, nous déterminons le point $(P_i^m)_{i=1..5}$ qui est le milieu du segment $[P_i^p, P_i^n]$. Nous supposons que le coefficient directeur a_i est la pente de la droite Δ_i qui passe par les deux points P_i et $P_i^m = P_{i-1}$.

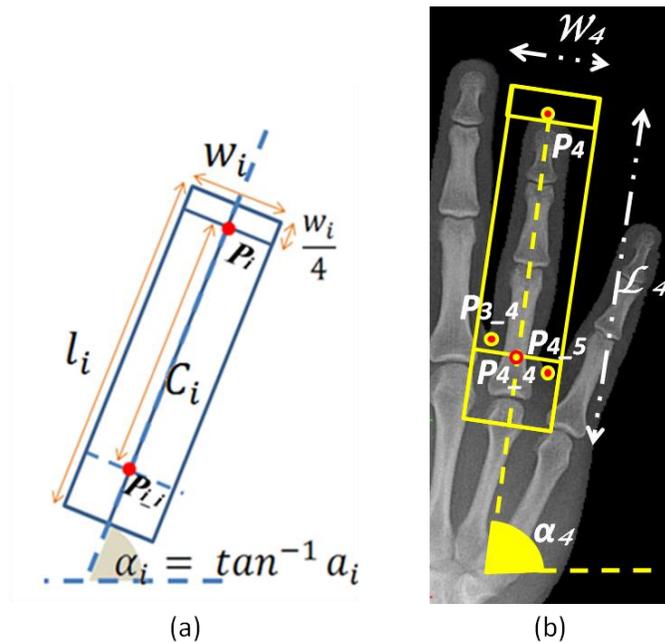


Figure 3-5 : (a) Le cadre rectangulaire dynamique pour isoler les zones des doigts (b) un exemple d'extraction d'un doigt d'une main en utilisant le cadre rectangulaire dynamique.

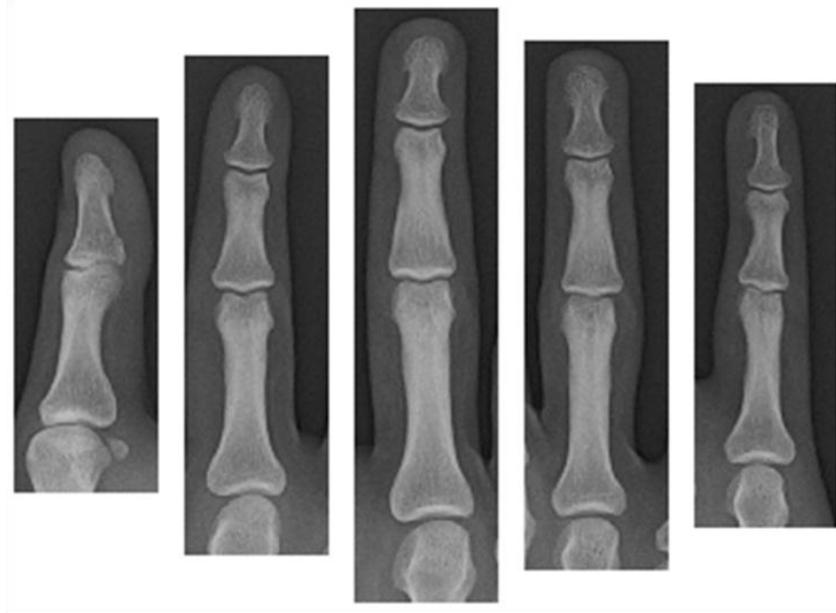


Figure 3-6 : Les cinq doigts extraits.

Enfin, nous établissons les cinq cadres rectangulaires contenant chacun un doigt et qui permettent de guider la tâche d'extraction des cinq doigts (voir figure 3-5-b). Le cadre rectangulaire R_i pour le doigt i est caractérisé par le point de référence P_i , la longueur l_i , la largeur w_i et l'angle α_i de son axe de symétrie Δ_i . La figure 3-5-a montre un exemple typique de ces rectangles dynamiques avec :

$$l_i = k_2 \times C_i + D \quad (2.8)$$

$$w_i = k_3 \times D \quad (2.9)$$

$$\alpha_i = \tan^{-1} a_i \quad (2.10)$$

où

$$C_i = d(P_i, P_{i-1}) \text{ et } D = d(P_{2,3}, P_{3,4}) \quad (2.11)$$

k_2 et k_3 sont deux constantes utilisées pour contrôler respectivement la longueur et la largeur de chaque cadre rectangulaire. Expérimentalement, ils doivent être légèrement supérieurs à 1. Dans notre algorithme, nous fixons $k_2 = \frac{10}{9}$ et $k_3 = 2$. La figure 3-6 montre un exemple d'extraction et d'isolation des cinq doigts.

3.3.2 Détection des articulations des doigts

A ce niveau, nous considérons que chaque doigt est délimité par un cadre rectangulaire, intitulé R_i , comme une image ou une région par elle-même.

Etant donné que chaque rectangle R_i est caractérisé par un axe de symétrie $X_i = \Delta_i$, nous proposons de faire une projection directionnelle des niveaux de gris de l'image R_i le long de l'axe X_i . Nous trouvons un exemple illustrant cette projection dans la figure 3-7-a, b. L'objectif de cette projection est la construction d'un signal 1D contenant les positions des articulations inter-phalangiennes dans un doigt donné. Ces positions correspondent bien aux points optimums locaux qui peuvent être localisés par l'application d'une dérivée du premier ordre.

Sur la figure 3-7-c, nous pouvons constater la détermination des points optimums qui indiquent les positions des articulations obtenues par une dérivée du premier ordre. Ces points d'articulations sont sur les zones inter-phalangiennes et sont montrés sur la figure 3-7-a.

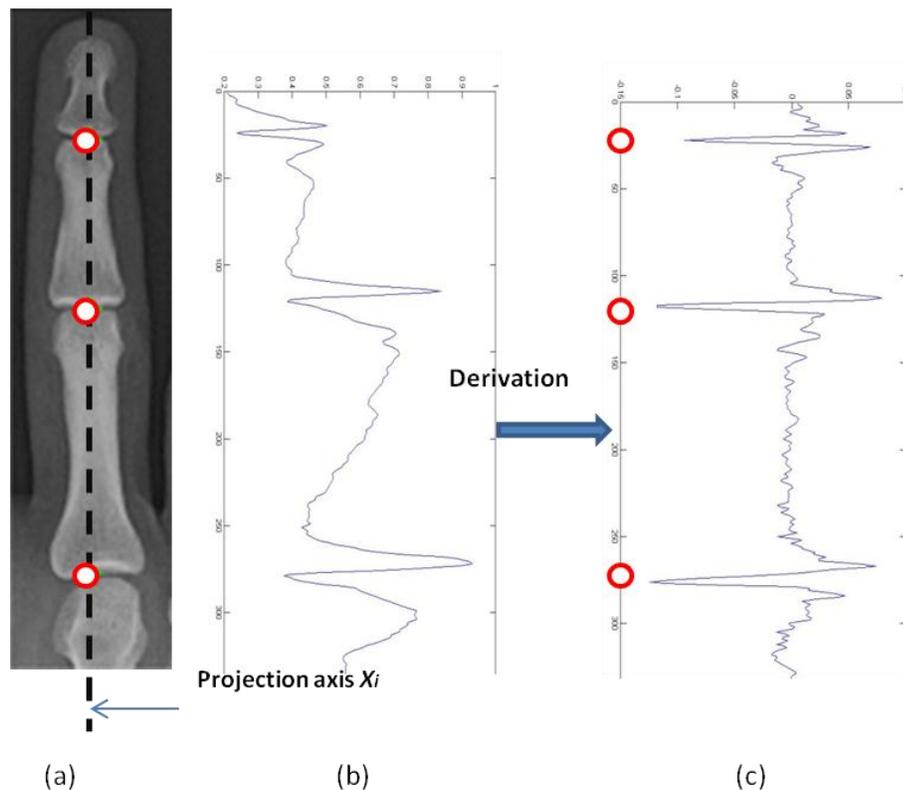


Figure 3-7 : (a) La localisation des articulations des doigts (b) le signal 1D qui est le résultat de la projection des intensités de l'image le long de l'axe X_i (c) la dérivée du premier ordre du signal 1D, où les points optimums locaux estiment les positions des articulations sur l'axe X_i .

3.3.3 Localisation et extraction des phalanges

Dans cette étape, nous visons à localiser et par la suite isoler les régions contenant les os, i.e. les phalanges de chaque doigt contenus dans l'image R_i . Autrement dit, chaque image R_i sera partitionnée en des rectangles ou sous-images PR_i^j contenant chacune une phalange. Les points d'articulation extraits dans l'étape précédente vont servir à la détermination de ces nouveaux rectangles.

Dans la figure 3-8, nous pouvons remarquer un exemple de localisation des phalanges d'un doigt. Chaque phalange est circonscrite dans un rectangle grâce aux positions des articulations. Les zones d'articulations sont également délimitées chacune par un rectangle.

En raison de l'anatomie de la main, la segmentation des phalanges s'achève par la séparation entre les pixels des os et ceux de la peau et cela se réalise en deux sous-étapes : La première sous-étape comprend la séparation entre les os et la peau par un seuillage alors que la deuxième permet la déconnexion au niveau des articulations inter-phalanges.

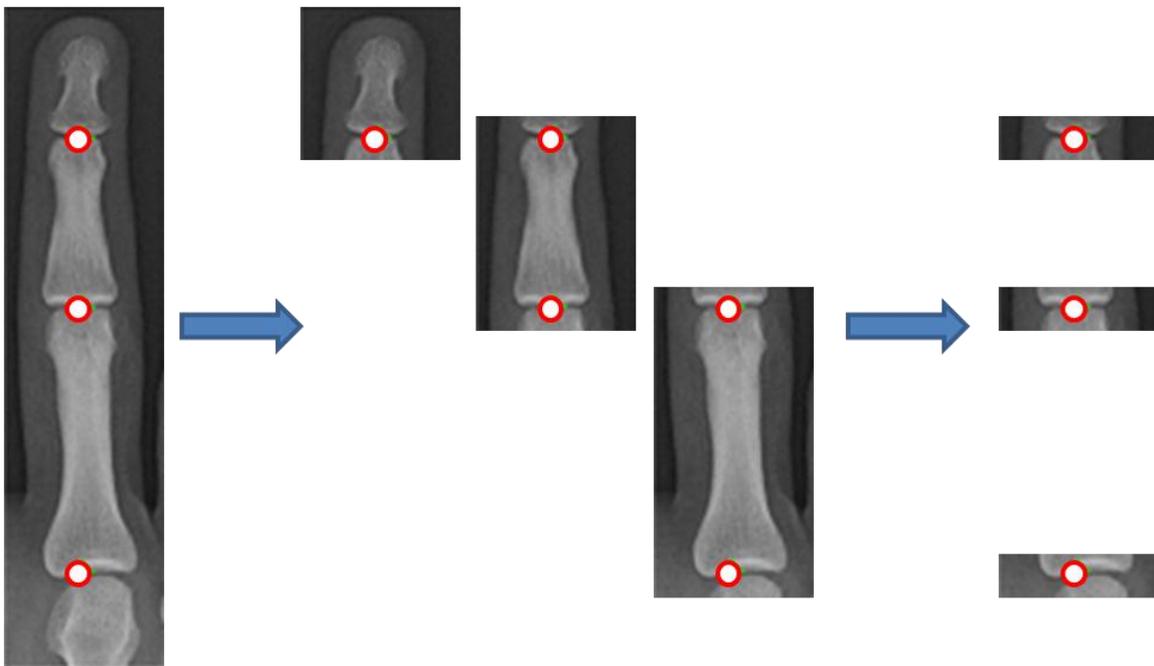


Figure 3-8 : Chaque phalange est délimitée par un rectangle établi grâce aux positions des articulations afin de déterminer les zones des phalanges intéressées ; les zones d'articulation sont délimitées chacune par un rectangle.

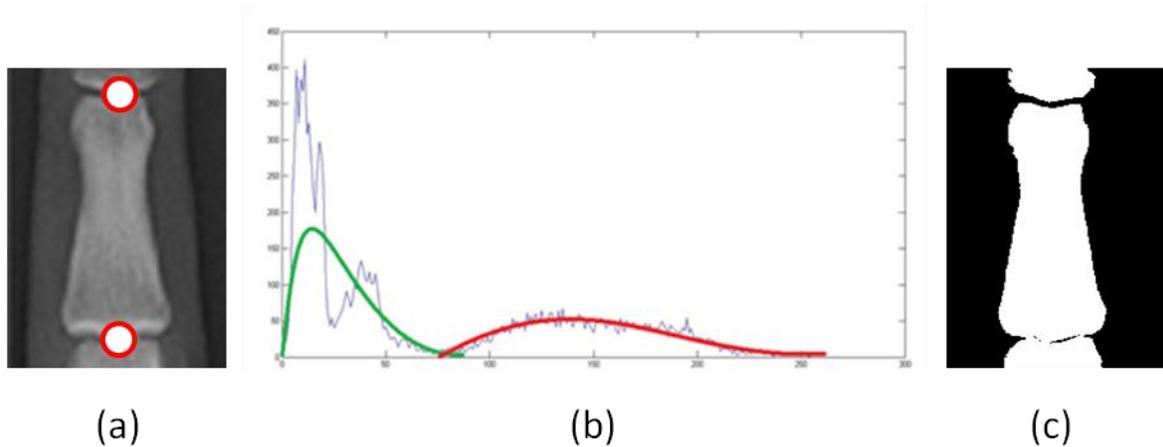


Figure 3-9 : (a) L'image de la région d'une phalange avec des zones d'articulations avec les phalanges contigües (b) son histogramme et sa courbe interpolée. Le seuil d'Otsu se trouve bien sur la vallée entre 2 pics (c) le résultat de la séparation entre l'os et la peau par le seuil d'Otsu.

3.3.3.1 Séparation de l'os phalangien

Considérons le rectangle PR_i^j contenant une phalange avec des zones d'articulations avec les phalanges voisines ou contigües. A ce niveau, nous utilisons la méthode d'Otsu, décrit initialement dans [55] afin de déterminer le seuil approprié de séparation entre l'os et la peau pour chacune des rectangles PR_i^j . Cette méthode est une technique automatique basée sur l'histogramme de l'image.

Dans la figure 3-9-a, nous présentons une image contenant une phalange avec des articulations inter-phalanges. La figure 3-9-b représente l'histogramme calculé à partir de la région de la phalange. Le seuil obtenu est repéré sur la vallée entre les deux pics de la courbe interpolée à partir de l'histogramme. Le résultat de la séparation est représenté sur la figure 3-9-c. Nous remarquons clairement l'existence des os issus des articulations (voir figure 3-10-a) et qui n'ont pas été totalement séparés de la phalange en jeu d'où la nécessité d'appliquer une disjonction au niveau des articulations inter-phalanges.

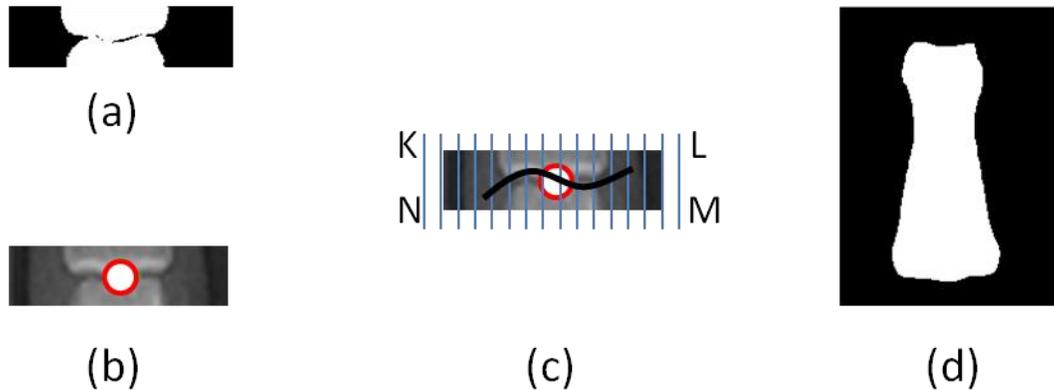


Figure 3-10 : (a) Le problème de séparation au niveau des articulations, (b) un rectangle localise la zone d'une articulation (c) le rectangle KLMN est divisée en petits fragments verticales et l'estimation de la courbe de séparation (d) la phalange segmentée.

3.3.3.2 Déconnexion inter-phalanges

Dans cette dernière étape dans le processus de segmentation, nous appliquons une interpolation sur les articulations inter-phalanges pour pouvoir séparer les phalanges les unes des autres. La démarche de déconnexion suit la logique ci-après qui s'applique sur une zone d'articulation donnée.

Considérons le rectangle KLMN qui contient complètement la zone d'articulation entre deux phalanges (voir figure 3-10-b). Nous avons pris $KL = W_i$, $KN = K_4$ tels qu'ils sont définis dans la figure 3-10-c. La constante K_4 contrôle le largeur du rectangle. Elle dépend de la résolution de l'image.

Afin de détecter les différents points d'articulation, i.e. la construction de la courbe qui peut séparer deux phalanges données (voir figure 3-10-c), nous divisons verticalement le rectangle KLMN en K_5 fragments. La valeur de K_5 est liée à la résolution de l'image. Dans chaque fragment, nous appliquons une projection sur l'axe vertical, suivie par l'opération minimale pour déterminer les points de l'articulation. Enfin, une technique d'interpolation simple est utilisée pour obtenir la courbe qui passe à travers la zone de l'articulation, pour déconnecter alors les deux phalanges (voir figure 3-10-d).

Dans la figure 3-11, nous présentons les résultats de la séparation et de la déconnexion des quatorze phalanges de la main après la segmentation.

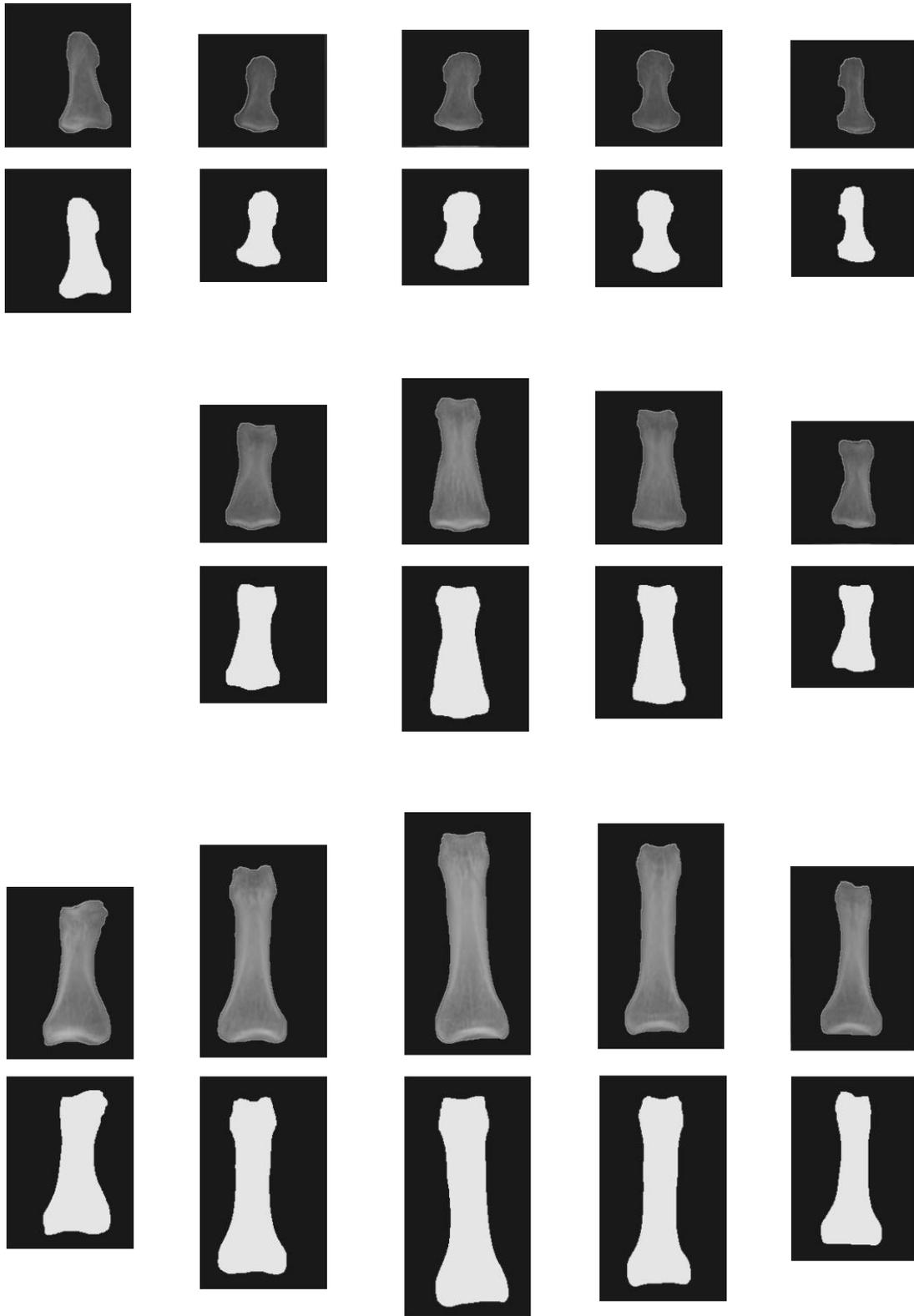


Figure 3-11 : Résultat d'extraction des 14 phalanges à partir d'une image de la main aux Rayons-X (avant et après la phase de segmentation).

3.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé un algorithme de segmentation des images de la main aux Rayons-X. Notre algorithme est capable d'extraire les phalanges de la main d'une façon automatique et invariant à certaine transformation d'image géométrique d'une part, et supportant de différentes résolutions, d'autre part. Il se compose de trois grandes phases : la phase de préparation ou traitement bas niveau, la phase de repérage et la phase de segmentaion.

La phase de repérage se consacre à normaliser l'orientation de la main et à extraire les points de références et les paramètres nécessaires afin de définir un masque dynamique. Ceci est capable d'extraire les cinq doigts de la main.

Ainsi, la phase de segmentation se fait automatiquement par des niveaux hiérarchiques. Elle se consacre à détecter les positions des articulations et à localiser les zones contenant les phalanges, chacune dans un cadre rectangulaire borné. Enfin, nous utilisons la méthode d'Otsu pour estimer le seuil convenable à la définition des zones purement phalangiennes. Elle comporte une séparation entre les pixels d'os et les pixels d'origine peau, suivie par une simple interpolation pour estimer les courbes qui permettent la séparation inter-phalanges.

Il est intéressant de noter que l'algorithme est écrit sous le logiciel Matlab. Les algorithmes de segmentation sont mis en ligne afin de permettre à notre communauté de vérifier et de valider les résultats obtenus.

Dans le chapitre suivant, nous présentons l'approche de reconnaissance biométrique par le squelette de la main, i.e. nous proposons des nouvelles méthodes de modélisation et d'extraction des vecteurs caractéristiques et des paramètres pertinents qui sont utilisés à la suite pour l'identification, la vérification et la classification des humains.

Chapitre 4

*Reconnaissance biométrique par le
squelette de la main*

4.1 Introduction

Ce chapitre est consacré au développement des nouvelles méthodes de reconnaissance biométrique par le squelette de la main i.e. les phalanges.

Nous proposons de modéliser les phalanges extraites de l'image de la main par un vecteur caractéristique appelé « Phalange-Code ». Il s'agit d'un processus de transformation des données d'entrée (ensemble de phalanges extraites) en un ensemble réduit de représentation des caractéristiques, nommé vecteur de caractéristiques. Celui-ci contient des informations pertinentes à partir de données d'entrée afin d'être discriminant au cours de la phase de reconnaissance.

Les méthodes de modélisation en jeu pourront servir dans plusieurs systèmes biométriques tels que l'identification, l'authentification, la classification du genre (homme/femme), etc. Elles sont fondées sur les informations issues de la forme de chaque phalange, sur la morphologie du contour et sur les mesures de vraisemblance inter-phalanges.

Les techniques proposées sont illustrées dans les trois sections ci-après telles que:

- Dans la section suivante, nous illustrons les différentes étapes de modélisation des squelettes de la main par la représentation complexe du descripteur de Fourier. L'idée principale de ce modèle est de transformer les points de contour des phalanges vers un nouveau domaine spectral, à savoir "le domaine fréquentiel". Par la suite, nous choisissons les spectres les plus significatifs afin de construire le vecteur caractéristique "Phalange-Code" ou plus précisément BF14PHA. Celui-ci sera utilisé au cours de l'identification par classification ou au cours de la vérification par comparaison.
- La section intitulée « BS14PHA » décrit une modélisation à base de silhouette et utilise des mesures statistiques sur la forme géométrique et la forme morphologique des phalanges. Ce modèle sera appliqué dans la classification du genre (homme/femme).
- Intitulée « B1PHA : une nouvelle modalité de la biométrie cachée », cette section présente une technique basée sur la génération de nouveaux rapports de

vraisemblance entre les phalanges comme une mesure de similarité durant la phase de vérification.

4.2 BF14PHA: Phalange-code par représentation complexe du descripteur de Fourier

Par cette approche, nous proposons une méthode basée sur le contour pour extraire l'ensemble de caractéristiques significatives en utilisant la représentation complexe du descripteur de Fourier (RCDF). Elle se compose de trois étapes (indiqués par la figure 4-1): l'étape de normalisation, l'étape d'extraction du contour de la phalange et l'étape de détermination des caractéristiques par la technique du descripteur de Fourier en représentation complexe. L'objectif de l'étape de normalisation, basé sur l'utilisation des vecteurs propres, est d'offrir un modèle invariant à la rotation lors de l'application du descripteur de Fourier. Le résultat de cette modélisation est un vecteur caractéristique ou « Phalange-Code » appelé BF14PHA construit à partir des quatorze phalanges.

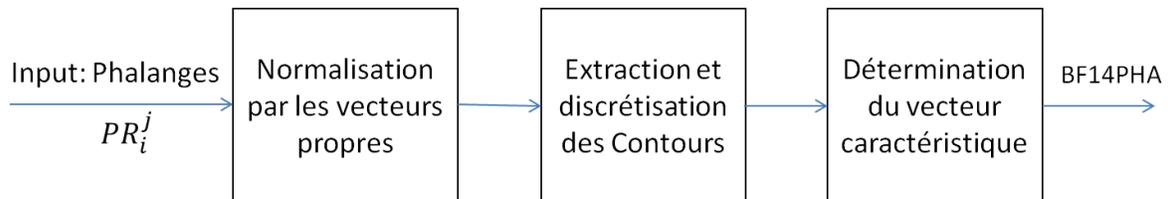


Figure 4-1 : BF14PHA: Modélisation des phalanges de la main par la représentation complexe du descripteur de Fourier.

4.2.1 Normalisation par les vecteurs propres

Cette étape vise à calculer un système de repérage associé à la forme géométrique de chaque phalange. Il consiste à chercher l'angle de rotation ϕ pour projeter chaque phalange dans son nouveau système de coordonnées, par rapport à ses axes orthonormés.

L'algorithme suit les mêmes étapes utilisées par l'analyse en composantes principales (ACP). Pour chaque phalange, nous calculons son centre de gravité qui est le centre des axes orthonormés cibles. Ils sont précisés selon les coordonnées des deux vecteurs propres issus de la forme binaire représentative d'une phalange. L'algorithme procède selon l'algorithme 1 :

Algorithme 1: Normalisation par les vecteurs propres

Input: I_{Ph} , l'image binaire d'une phalange

Output: I_{SPh} , l'image binaire normalisée d'une phalange

1: Définir $S_{Ph} = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_s, y_s)\}$ comme l'ensemble des pixels de la phalange I_{Ph}

2: Définir les deux vecteurs X et Y comme suivant :

$$X = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_s) \text{ et } Y = (y_1, y_2, y_3, \dots, y_s)$$

3: Calculer les coordonnées du centre de gravité $C_{Ph} (x_C, y_C)$ où :

$$x_C = \bar{X} \text{ et } y_C = \bar{Y} \text{ avec } \bar{X} \text{ et } \bar{Y} \text{ sont les moyens de } X \text{ et } Y \text{ respectivement.}$$

4: Supposant $X' = X - \bar{X}$ et $Y' = Y - \bar{Y}$

5: Définir M , la Matrice de $2 \times s$ comme $M = \begin{pmatrix} X' \\ Y' \end{pmatrix}$

6: Calculer la matrice de covariance 2×2 , $CovM$ où $CovM = M * M^t$

7: Calculer la déterminant Δ et la trace Tr de $CovM$

8: Calculer les valeurs propres λ_1 and λ_2 où :

$$\lambda_1 = \frac{Tr + \sqrt{Tr^2 - 4\Delta}}{2} \text{ et } \lambda_2 = \frac{Tr - \sqrt{Tr^2 - 4\Delta}}{2}$$

9: Calculer l'angle de rotation ϕ où $\phi = \arctan\left(\frac{\lambda_2}{\lambda_1}\right) * \frac{180}{\pi}$

10: Appliquer une rotation de l'angle ϕ sur I_{Ph} pour obtenir I_{SPh}

Sur la figure 4-2-a, nous présentons les axes orthonormés qui passent à travers une phalange donnée. La figure 4-2-b montre le résultat de la normalisation de la phalange par la projection dans ses nouveaux axes orthonormés.

Après l'application de cette étape, nous obtenons un modèle invariant à des transformations d'images géométriques telles que l'orientation et la translation.

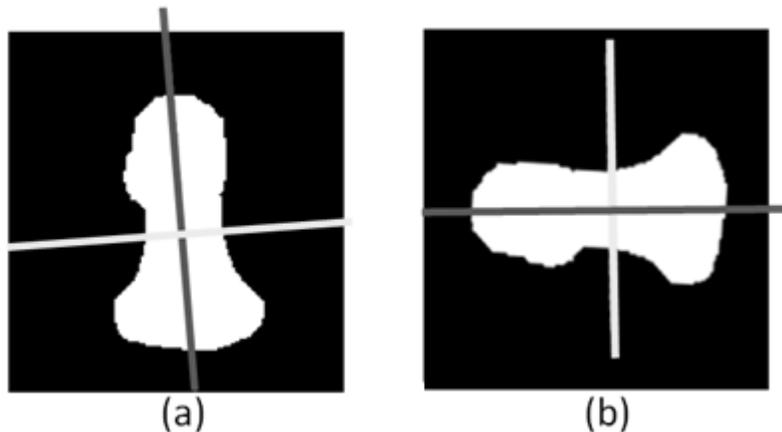


Figure 4-2 : Normalisation des phalanges. (a) Les deux lignes sont les axes orthonormés obtenus respectivement par le vecteur propre principal et le vecteur propre secondaire. (b) La phalange projetée dans le nouveau repère orthonormé.

4.2.2 Extraction et Discrétisation du Contour de la Phalange

À partir de la phase de segmentation et l'étape de normalisation, nous obtenons une image binaire normalisée pour chaque phalange. Dans cette étape, l'image du contour de la phalange est extraite à l'aide de l'opérateur de *Canny*. La figure 4-3-a représente le résultat de l'extraction du contour d'une phalange donnée.

En raison de standardisation, il faut limiter le nombre de points qui représentent le contour d'une phalange. Ainsi, la discrétisation consiste à sélectionner les n points seulement qui sont raisonnablement représentatifs (voir figure 4-3-b).

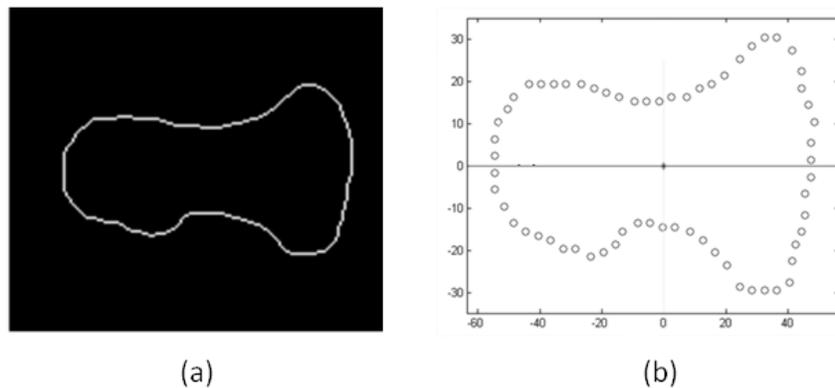


Figure 4-3 : (a) Contour d'une phalange (b) Discrétisation du contour en n points.

4.2.3 Extraction des caractéristiques par RCDF

Dans cette dernière étape, nous utilisons la RCDF pour modéliser les caractéristiques significatives de chaque phalange.

Les descripteurs de Fourier sont des outils mathématiques permettant de décrire l'enveloppe extérieure d'une forme i.e. son contour. Il existe deux types de descripteur de Fourier : les descripteurs par tangente utilisés en cas des contours continus et les descripteurs complexes utilisés en cas discret. Etant donné que l'étude porte sur des images, nous avons donc choisi d'utiliser les descripteurs complexes.

Le contour d'une phalange est représenté par une liste de n points. Nous désignons par $P_m = (a_m, b_m)$ un point de contour avec $m = 0, 1 \dots (n-1)$. Pour chaque point P_m , nous associons le nombre z_m complexe (voir figure 4-4-a) tel que:

$$z_m = a_m + ib_m \quad (4.1)$$

Les Descripteurs de Fourier Complexes associés sont les coefficients de la Transformée de Fourier Discrète (DFT), Z :

$$Z_k := \sum_{m=0}^{n-1} z_m e^{-\frac{i2\pi mk}{n}}, k = 0, 1, \dots, n-1 \quad (4.2)$$

Sur la figure 4-4-b, nous montrons la distribution du module du spectre $\|Z_k\|_{k=0,1,\dots,(n-1)}$. Nous remarquons qu'il existe deux groupes de descripteurs G_1 et G_2 . G_1 représente la liste des descripteurs avec les modules les plus élevées qui se concentrent autour du coefficient DC. G_2 contient les descripteurs restants, avec de faibles modules, c'est-à-dire proches de 0.

La mise en place de la "Phalange-Code" est basée sur l'extraction des caractéristiques de chaque phalange issues des P modules ($P < n$) du groupe G_1 dans lequel nous choisissons les P plus grands modules. Le résultat de cette phase est un vecteur caractéristique $\in R^P$ pour chaque

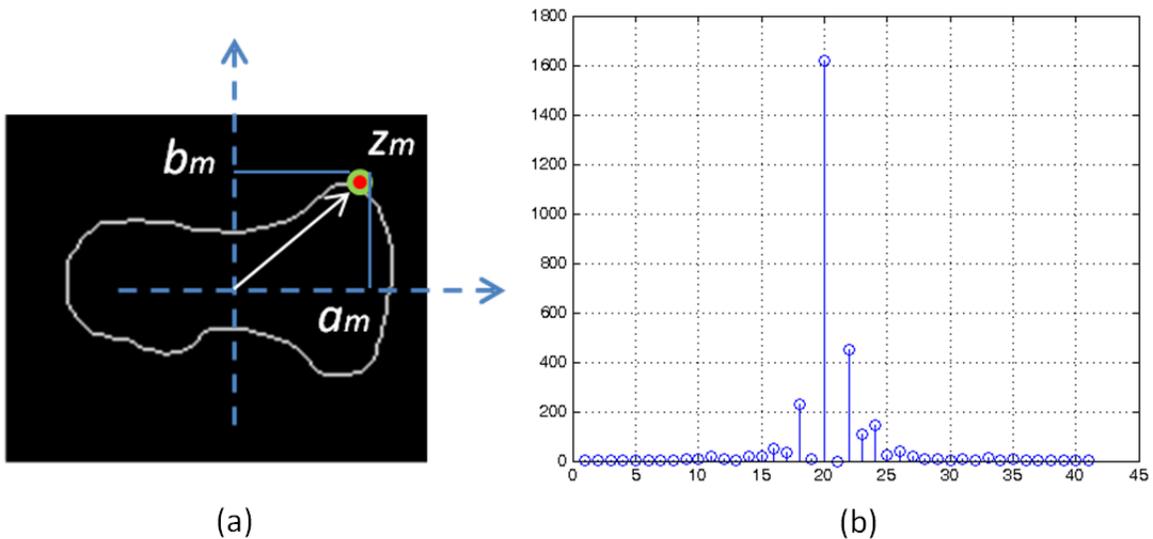


Figure 4-4 : (a) Représentation d'un point du contour sous forme d'un nombre complexe (b) Distribution du module des spectres.

phalange. En conséquence, la "Phalange-Code" BF14PHA, est un vecteur $\in \mathbb{R}^{14P}$ dans lequel nous représentons les caractéristiques pertinentes, liées aux quatorze phalanges.

4.3 BS14PHA : Phalange-Code de silhouette

Il s'agit d'une caractérisation des phalanges extraites à partir des images radiographiques en utilisant des mesures statistiques de formes.

La motivation derrière cette modélisation est la classification du genre (homme/femme). En d'autres termes, ce modèle offre un outil efficace pour l'estimation du genre humain grâce à sa détermination. Celle-ci représente un critère essentiel pour l'identification, qui est également nécessaire dans la pratique médico-légale (*Forensic*) [56].

La distinction du genre est l'une des applications qui sont largement étudiées dans le domaine biométrique pour renforcer la sécurité. Dans plusieurs applications, le genre est le premier facteur démographique qui est déterminé pour réduire le nombre de comparaisons possibles. Dans [57], nous trouvons la proposition d'un outil de détermination du genre par la longueur et le volume des os de la main.

Dans ce contexte, une image binaire sera donc caractérisée par des paramètres dits classiques qui sont liés à la silhouette de chaque phalange à l'exception de celles du pouce (souvent mal positionné). Ces paramètres dépendent de : la longueur d'une phalange, sa largeur, sa surface, son périmètre, etc.

4.3.1 Mesures de forme géométrique et morphologique

Dans cette partie, nous donnons la définition de quelques mesures (ou paramètres) qui permettent de caractériser la forme géométrique et morphologique d'une phalange. La figure 4-5 présente des illustrations schématiques sur quelques paramètres.

Sur la figure 4-5-a, nous montrons une image binaire d'une phalange extraite après la phase de segmentation.

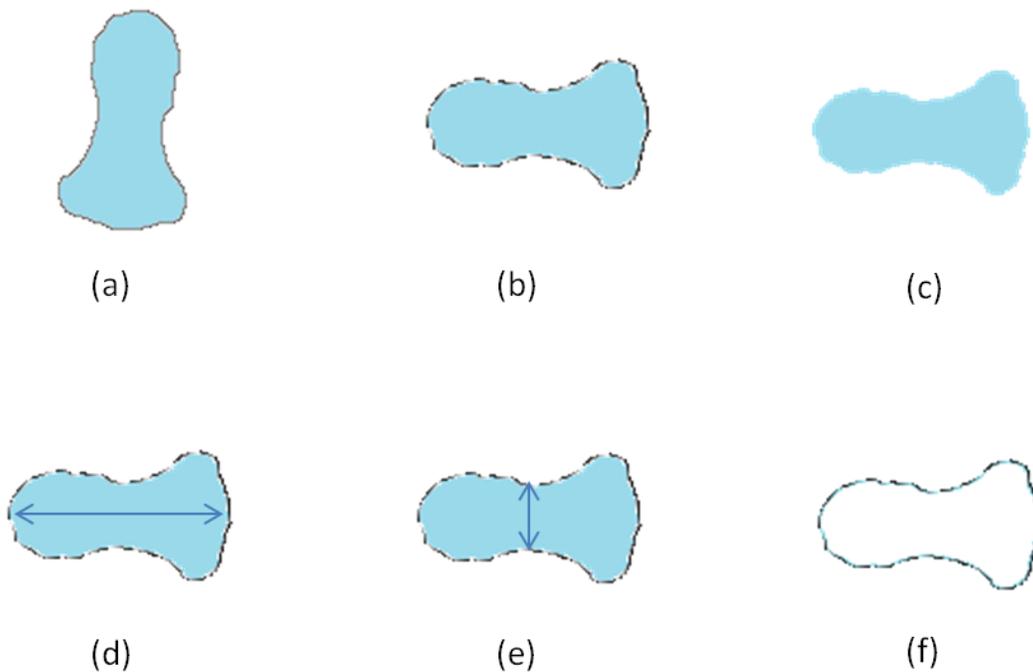


Figure 4-5 : L'extraction de certains paramètres traditionnels (a) une image binaire d'une phalange (b) sa forme normalisée (c) sa surface (d) sa longueur (e) sa largeur (f) son périmètre.

Afin d'extraire les différentes mesures d'une manière invariante, il s'avère indispensable de repérer l'image d'une phalange selon un nouveau système de coordonnées, par rapport à ses axes orthonormés. Nous avons recours à la technique de normalisation de l'orientation déjà décrite dans la section 4.2.1. La figure 4-5-b montre la forme binaire normalisée.

Ensuite, nous pouvons estimer les paramètres suivants :

- La surface « S_{ph} » : correspond au nombre des pixels appartenant à la forme binaire de la phalange.
- La longueur « L_{ph} » : indique la longueur (en pixel) du diamètre maximum de la phalange.
- La largeur « l_{ph} » : correspond à la grandeur (en pixel) du diamètre minimum de la phalange.
- Le périmètre « P_{ph} » : représente le nombre des pixels sur le contour de la phalange.

Nous illustrons les différentes mesures citées ci-dessus sur la figure 4-5.

A partir de ces mesures, nous pouvons définir d'autres paramètres significatifs, par exemple :

- La compacité « C_{ph} » : spécifie le rapport entre la surface de la forme binaire et le carré de son périmètre

$$C_{ph} := \frac{S_{ph}}{(P_{ph})^2} \quad (4.3)$$

- La longueur moyenne « $\overline{L_{ph}}$ » :

$$\overline{L_{ph}} := \frac{S_{ph}}{l_{ph}} \quad (4.4)$$

- La largeur moyenne « $\overline{l_{ph}}$ » :

$$\overline{l_{ph}} := \frac{S_{ph}}{L_{ph}} \quad (4.5)$$

Ces paramètres forment les mesures statistiques de base pour générer le vecteur caractéristique nommé BS14PHA (*Biometric based on Shape with 14 Phalanges*). Ils sont également à la base de l'étude de performance menée ultérieurement dans le chapitre suivant, et cela dans l'objectif de réaliser des comparaisons objectives retracées.

4.3.2 Vecteur caractéristique

Notre modèle utilise quelques mesures statistiques sur la forme géométrique et la forme morphologique des quatorze phalanges pour générer le vecteur de paramètres caractéristiques nommé BS14PHA. Le vecteur BS14PHA se repose surtout sur l'utilisation des largeurs moyennes et les longueurs des phalanges décrites dans la section précédente.

A partir des phalanges extraites durant la phase de segmentation, nous proposons de faire une projection horizontale du squelette binaire du doigt, permettant de construire un signal 1D $X(t)$ (voir figure 4-6) afin d'en extraire les mesures ci-dessous :

$$AWP = \frac{1}{LF} \int_{t1}^{t2} X(t) dt \quad \text{et} \quad LF = t2 - t1 \quad (4.6)$$

Où

$AWP2$, $AWP3$, $AWP4$ et $AWP5$ représentent la largeur moyenne des phalanges de l'index, du majeur, de l'annulaire et de l'auriculaire respectivement; et $LF2$, $LF3$, $LF4$ et $LF5$ représentent respectivement la longueur de ces doigts.

4.4 B1PHA : Une nouvelle modalité en Biométrie Cachée

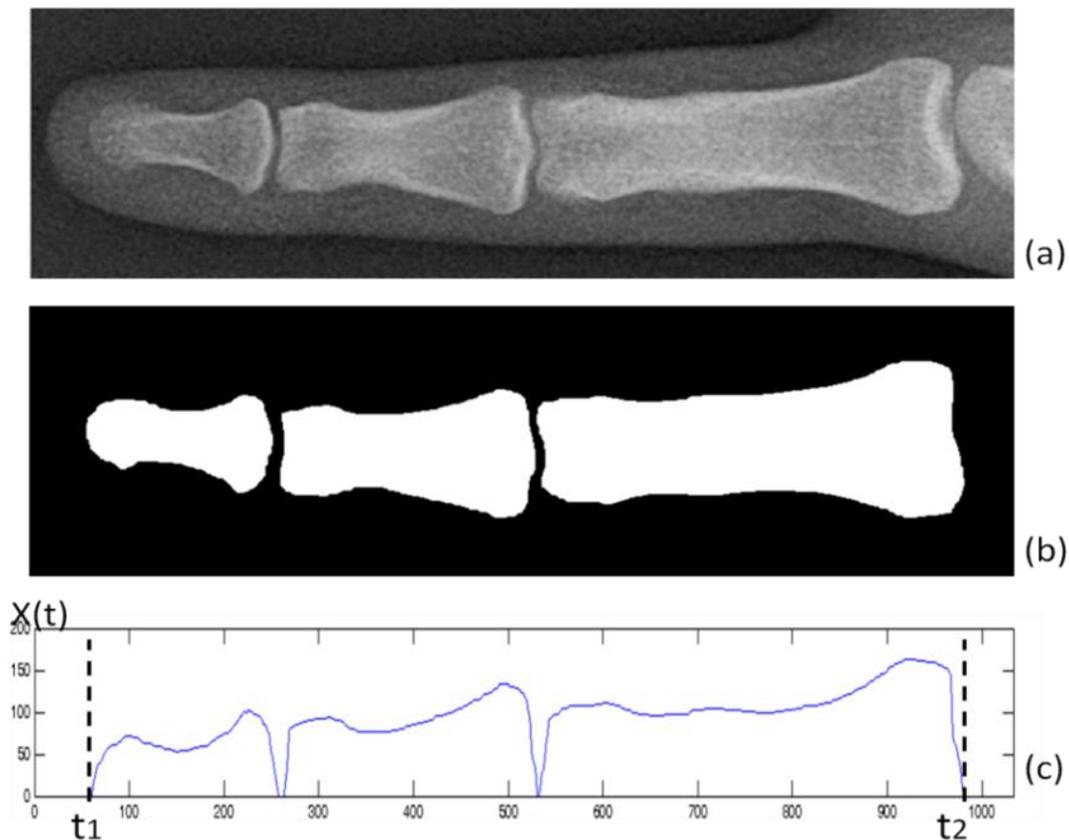


Figure 4-6 : (a) L'extraction de la zone des doigts (b) la segmentation des phalanges du doigt (c) l'estimation de la largeur moyenne par la fonction de projection horizontale de la silhouette du doigt.

En biométrie, l'utilisation des modalités médicales sans risque pour la santé est indiscutable. Nous avons montré dans le chapitre 2 comment la modalité radiographique peut être utilisée en réduisant la dose d'exposition aux rayonnements jusqu'à un seuil au-dessous des normes standards.

Dans cette section, nous proposons un modèle de représentation des caractéristiques d'une main en considérant une seule phalange ce qui rend l'exposition aux radiations très réduite car elle s'applique seulement sur un seul doigt d'une manière partielle. Notre contribution se manifeste

sous le nom « B1PHA », une modalité originale en biométrie cachée, qui se repose sur l'utilisation de la phalange distale de l'auriculaire (voir figure 4-7-a).

Cette modalité pourrait servir typiquement pour l'authentification, i.e. la vérification humaine. La restriction de la zone de traitement aboutira à une réduction de la dose d'exposition et à la diminution de la complexité algorithmique tout au long du processus d'authentification.

4.4.1 Architecture du système

Dans la figure 4-7, nous illustrons l'architecture systématique de la modélisation proposée, qui consiste en deux phases, à savoir : la phase d'enrôlement et la phase de reconnaissance.

Chacune de deux phases commence par deux étapes principales : La première étape sert à traiter les phalanges pour en extraire la distale de l'auriculaire (en se référant sur le chapitre précédent). La deuxième étape permet la normalisation de l'orientation de la phalange distale en utilisant la technique développée dans le paragraphe 4-2-1. Nous indiquons par image enrôlée, l'image isolée à la phase d'enrôlement. Tout simplement, elle s'appelle image extraite quand il s'agit de l'image séparée dans la phase de reconnaissance.

La phase d'enrôlement se termine par le stockage de l'image en gris de la phalange distale dans la base de données. Cela permet d'établir une base de données des personnes enrôlées dans laquelle chaque personne est caractérisée par l'image de sa phalange distale.

Dans la phase de reconnaissance i.e. lorsqu'une personne se présente pour vérification, après extraction de l'image de la phalange distale de cette personne, le système applique une comparaison 1:1 entre l'image extraite et l'image enrôlée. Cette comparaison s'articule sur l'utilisation d'une nouvelle mesure de similarité pour estimer des rapports de vraisemblance à plusieurs niveaux de l'histogramme. Cette méthode est basée sur la théorie des probabilités géométriques expliquée dans le paragraphe suivant.

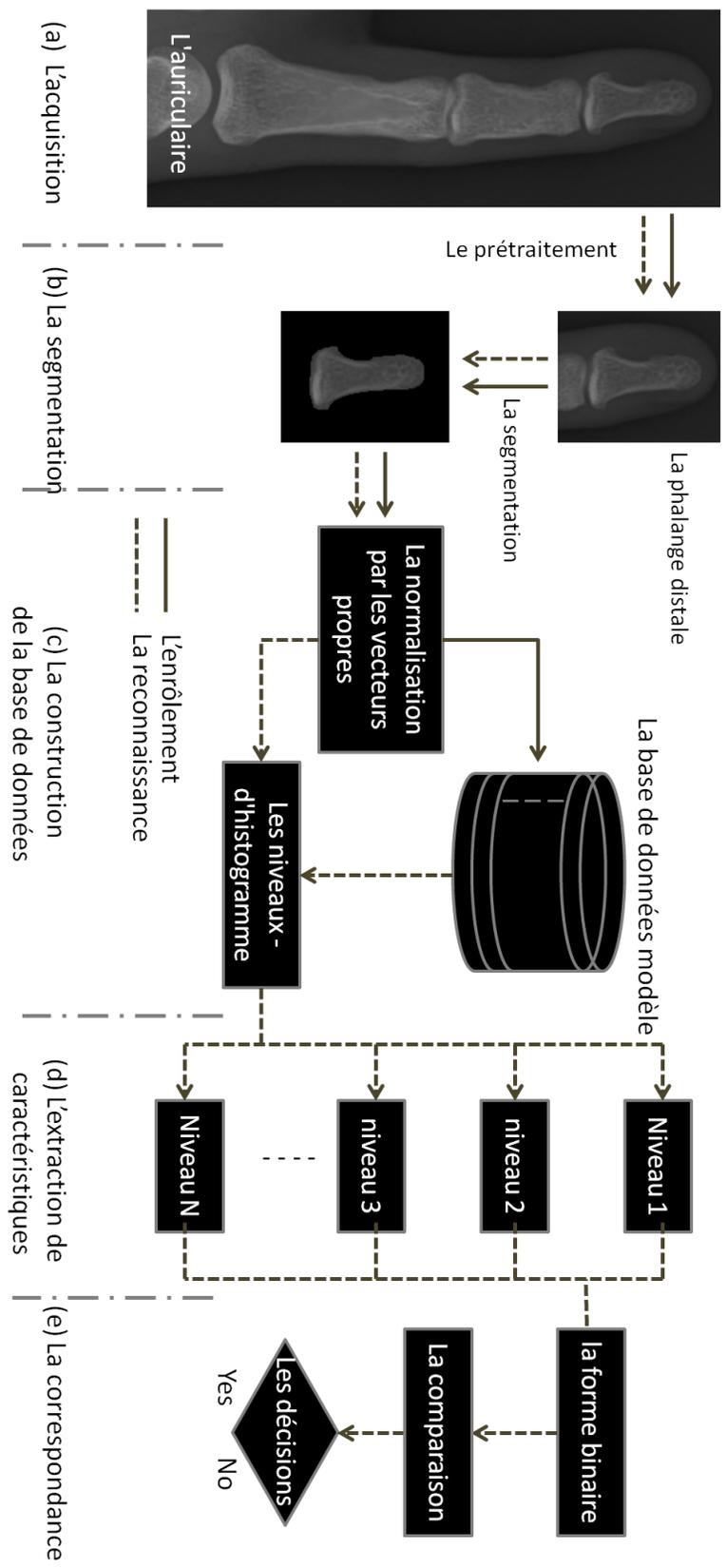


Figure 4-7 : Le système architectural des phases de la reconnaissance par B1PHA.

4.4.2 Rapports de vraisemblance par les probabilités géométriques

Il s'agit de présenter des nouveaux rapports de vraisemblance entre les phalanges comme une mesure de similarité durant la phase de vérification. Cette mesure s'articule sur l'utilisation de plusieurs niveaux de l'histogramme et se base sur la théorie des probabilités géométriques.

Soient les deux images en niveau de gris F_i et F_j . La première représente une image enrôlée. La deuxième est une image extraite lors d'une vérification.

4.4.2.1 Rapport de vraisemblance de formes binaires

Nous commençons par définir le rapport de vraisemblance appliqués aux images binaires.

Soient les deux images PH_i et PH_j qui représentent les deux formes binaires associées aux deux phalanges F_i et F_j (voir figure 4-8-a, b). Ces deux images peuvent être extraites par un simple seuillage de niveau de gris. Nous désignons par Set_i et Set_j les deux ensembles des coordonnées $(x, y) \in \mathbb{R}^2$ associés respectivement à ces phalanges tels que :

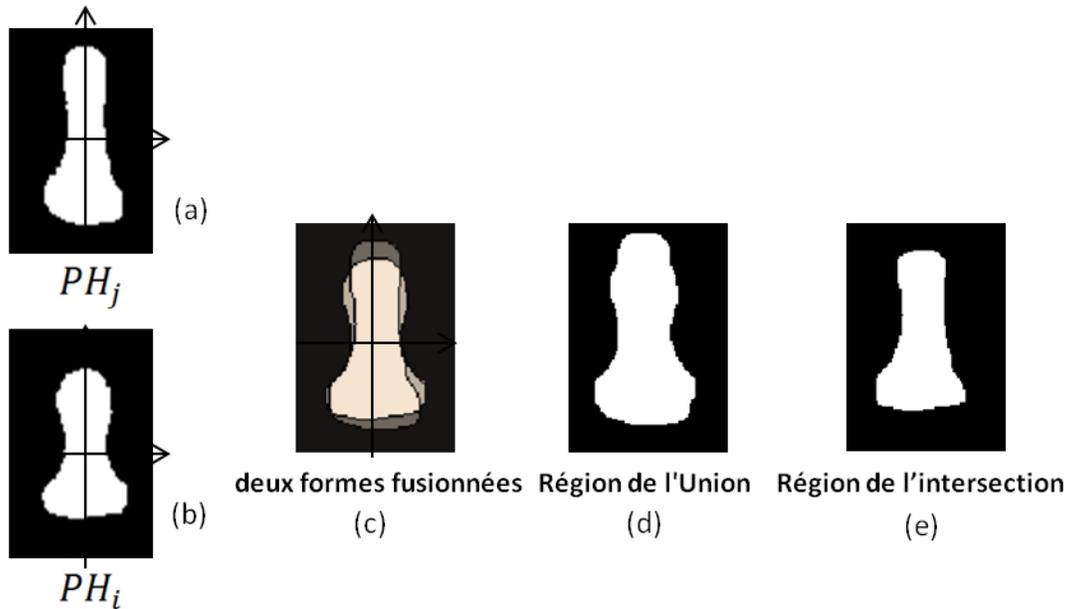


Figure 4-8 : Notion de mesures morphologiques pour définir le rapport de vraisemblance entre deux phalanges (a) Image extraite (b) Image enrôlée (c) Représentation de la fusion de deux formes (d) Union (e) Intersection.

$$Set_i = \{(x, y) \in \mathbb{R}^2 \setminus PH_i(x, y) = 1\} \quad (4.7)$$

$$Set_j = \{(x, y) \in \mathbb{R}^2 \setminus PH_j(x, y) = 1\} \quad (4.8)$$

Nous assurons que les deux phalanges aient le même centre de gravité, comme indiqué par la figure 4-8-c (principe de la normalisation de l'orientation). Nous pouvons remarquer que l'analogie dépende directement de la région de l'union et de la région d'intersection (voir figure 4-8-d, e). Nous pouvons ainsi définir un nouveau rapport de vraisemblance $Ratio_{i,j}$ associé aux deux phalanges PH_i et PH_j . Ce rapport s'égalise à la probabilité d'un point (x, y) appartenant à l'ensemble $Set_i \cap Set_j$ sachant qu'il soit dans l'ensemble $Set_i \cup Set_j$:

$$Ratio_{i,j} := \frac{Card(Set_i \cap Set_j)}{Card(Set_i \cup Set_j)} \quad (4.9)$$

Nous pouvons maintenant admettre l'assertion ci-après:

Proposition: $Ratio_{i,j} = 1 \Leftrightarrow PH_i \equiv PH_j$

$$\text{et } \forall i, j \quad 0 < Ratio_{i,j} \leq 1$$

Autrement dit, deux phalanges sont identiques lorsque le rapport mesuré par (4.9) soit proche de 1.

Malheureusement, le rapport de vraisemblance basé sur l'information de forme exclusivement n'est pas discriminant pour l'identification humaine. Dans le paragraphe suivant, nous allons considérer l'information chromatique pour modéliser une phalange d'une manière déterminante.

4.4.2.2 Formes binaires hiérarchiques

Le principe de l'utilisation des niveaux de l'histogramme est la génération des niveaux hiérarchiques de segmentation d'une image représentant une phalange.

Sur la figure 4-9, nous exposons un exemple illustratif d'obtention de plusieurs niveaux de formes (images binaires) à partir d'une image extraite ou enrôlée d'une phalange. Il s'agit de mettre

en relief ces différentes images afin de les comparer selon les quatre niveaux de l'histogramme i.e. la comparaison de la distribution des pixels pour des niveaux de gris hiérarchiques.

Sans doute, les valeurs de niveau de gris d'une image radiographique dépendent de la densité osseuse (dans le cas de l'image radiographique des os) i.e. elles sont proportionnelles. Dans le cas où les formes géométriques des phalanges sont très semblables, (Pour des personnes non identiques), il est très difficile que ces phalanges aient une même distribution des niveaux de gris.

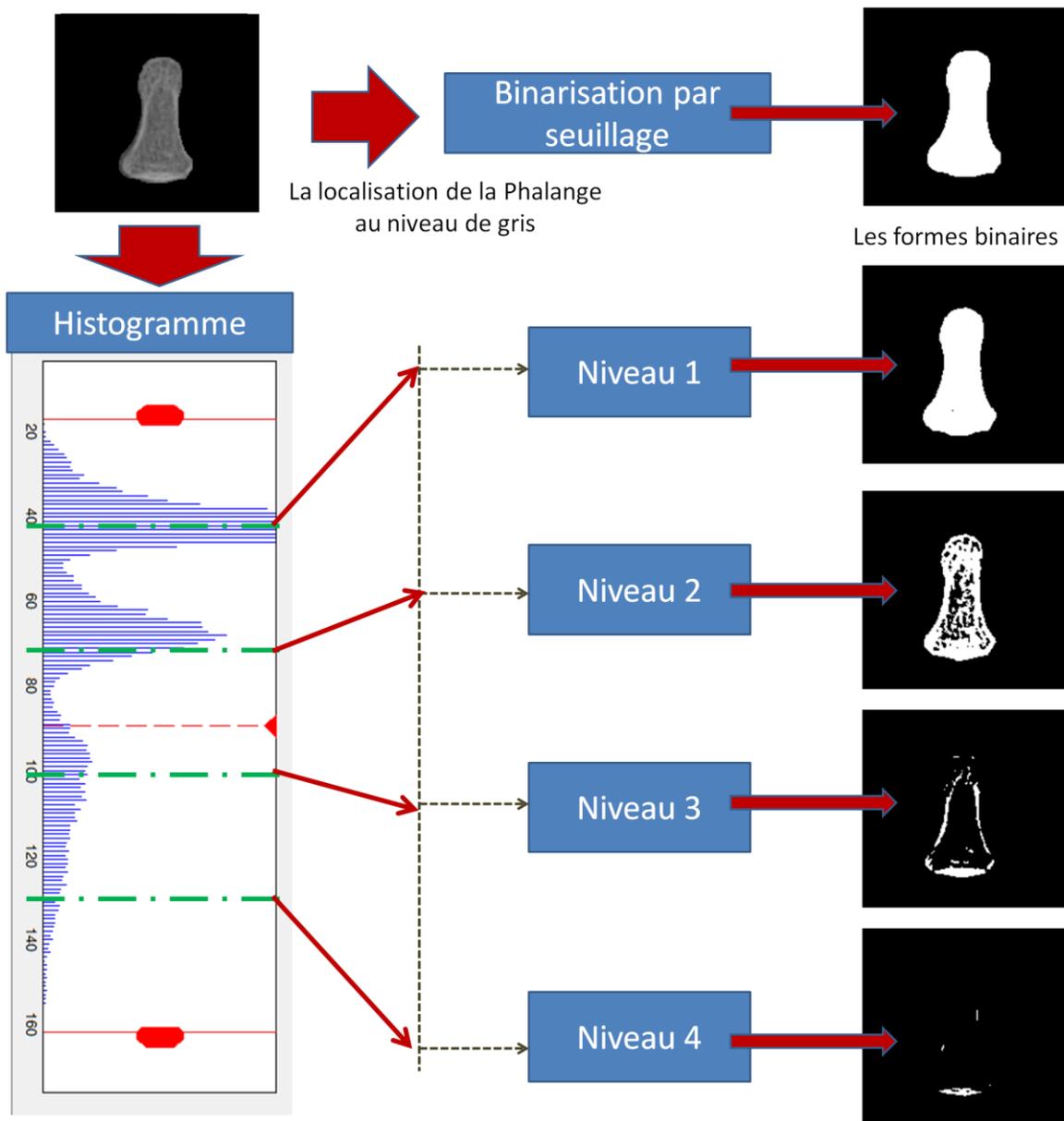


Figure 4-9 : Un exemple illustratif d'extraction des formes binaires en guise de comparaison selon les quatre niveaux de l'histogramme.

En ce qui concerne les niveaux de l'histogramme, ils sont choisis automatiquement suivant une façon régulière.

Nous présentons par la figure 4-10 un exemple de la phalange distale pour trois personnes enrôlées (Personne A, Personne B et Personne C). Sur la colonne droite de l'image 4-10, nous trouvons une image de vérification contenant la phalange distale pour la Personne A.

Nous pouvons remarquer la dissimilarité entre les formes binaires pour un niveau hiérarchique donné i.e. les distributions des niveaux de gris des phalanges de différentes personnes sont distinctives. Bien que la forme géométrique des phalanges soit très semblable pour les personnes A et C, elle est clairement distinctive aux niveaux 2 ou 3. En revanche, les deux images de la phalange de la Personne A, issues de deux acquisitions différentes, possèdent les mêmes formes binaires. Elles ont également les mêmes distributions géométriques aux niveaux de gris sur les quatre niveaux d'histogramme. Nous remarquons également que les phalanges distales des personnes B et C ont presque la même distribution au quatrième niveau, alors qu'elle ne l'ait pas pour les autres niveaux. D'où la nécessité de considérer une modélisation qui combine les données extraites aux différents niveaux.

4.4.2.3 Rapports de vraisemblance à partir des niveaux de l'histogramme

Soit une image de phalange en un niveau de gris F_i . On suppose que l'histogramme possède N niveaux.

Soit $PH_i^{k,N}$ la forme binaire choisi au niveau k parmi les N niveaux existants. Soit Set_i^k l'ensemble des coordonnées $(x, y) \in \mathbb{R}^2$ associé à la forme binaire $PH_i^{k,N}$ défini par :

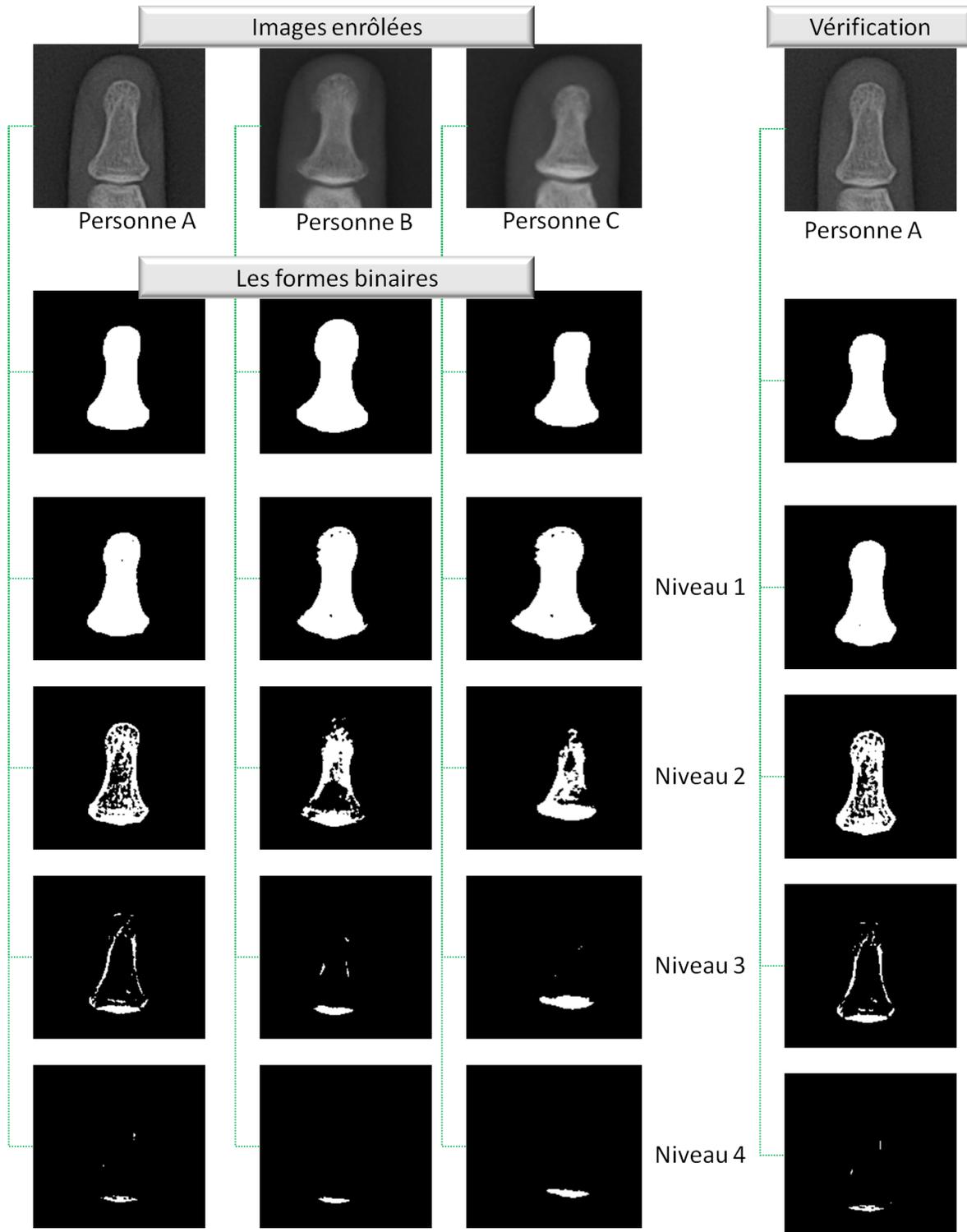


Figure 4-10 : Un exemple illustratif sur les différents niveaux de l'histogramme des phalanges pour trois personnes enrôlées et une personne à vérifier.

$$Set_i^k = \{(x, y) \in \mathbb{R}^2 \setminus PH_i^{k,N}(x, y) = 1\} \quad (4.10)$$

Nous définissons le pourcentage de vraisemblance (en N niveaux), $Ratio_{i,j}$ associé aux deux phalanges PH_i et PH_j tel que :

$$Ratio_{i,j} := \frac{100}{N} \times \sum_{k=1}^N Ratio_{i,j}^k \quad (4.11)$$

où

$$Ratio_{i,j}^k := \frac{\text{Card}(Set_i^k \cap Set_j^k)}{\text{Card}(Set_i^k \cup Set_j^k)} \quad (4.12)$$

Set_i^k et Set_j^k sont les deux ensembles associés respectivement aux deux phalanges $PH_i^{k,N}$ et $PH_j^{k,N}$.

Le rapport défini en (4.11) offre une mesure de similarité combinant des mesures (4.12) issues des différents niveaux hiérarchiques. D'une manière similaire à (4.9), deux phalanges sont identiques lorsque le rapport mesuré par (4.11) soit proche de 1. Cette mesure permet d'offrir une modélisation biométrique déterminante à partir d'images radiographiques de la main.

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous présentons en détail trois nouveaux modèles de reconnaissance biométrique spécifique aux images radiographiques de la main.

La première modélisation est basée sur le descripteur de Fourier. Elle permet de caractériser une main par un vecteur de paramètres appelé «BF14PHA». Celui-ci est composé d'un ensemble très limité de normes ($\in \mathbb{R}^{14P}$ où P est un nombre naturel petit) issues de l'application de la représentation complexe de descripteur de Fourier. Le vecteur « BF14PHA » est utilisé au cours de l'identification par classification ou au cours de la vérification par comparaison.

L'information morphologique extraite des phalanges est à la base du deuxième modèle. Celui-ci, nommé « BS14PHA », traite quatre doigts pour extraire un vecteur caractéristique. Il s'agit de

calculer la largeur moyenne du squelette des doigts de la main et leurs longueurs. Le vecteur « BS14PHA » comprend des paramètres distinctifs pour la discrimination du genre humain.

La troisième modélisation, appelée « B1PHA », examine seulement la phalange distale ce qui réduit l'espace de traitement et par conséquent restreint la surface exposée aux rayonnements et réduit la complexité algorithmique. La technique est basée sur des mesures de vraisemblance à des niveaux hiérarchiques de l'information chromatique calculée entre deux phalanges. Ce modèle trouve son application dans la vérification de l'identité humaine.

Dans le chapitre suivant, nous offrirons une évaluation des performances des approches développées tout au long de ce document. Nous y trouverons également l'étude de la sensibilité des techniques proposées par rapport aux différents bruits ainsi qu'aux différentes résolutions.

Chapitre 5

*Évaluation des performances,
analyse et Comparaisons objectives*

5.1 Introduction

Au cours du chapitre précédent, nous avons montré comment extraire un ensemble de mesures géométriques et morphologiques caractérisant le squelette de la main à partir des images radiographiques. Ces mesures sont stockées sous forme de modèles biométriques.

Dans ce contexte, l'objectif de ce chapitre est d'évaluer les performances des algorithmes de reconnaissance proposés précédemment. Également, nous évaluons l'efficacité et la sensibilité des techniques proposées dans le cas : d'images en basse-résolution, d'images de mauvaise qualité (bruitées), dans le cas d'une réduction de dose d'exposition ; et de plus, l'influence de la segmentation (des 14 phalanges).

A la fin de ce chapitre, nous démontrons qu'il est possible d'effectuer une classification du genre à partir des caractéristiques extraites des images radiographiques des phalanges segmentées.

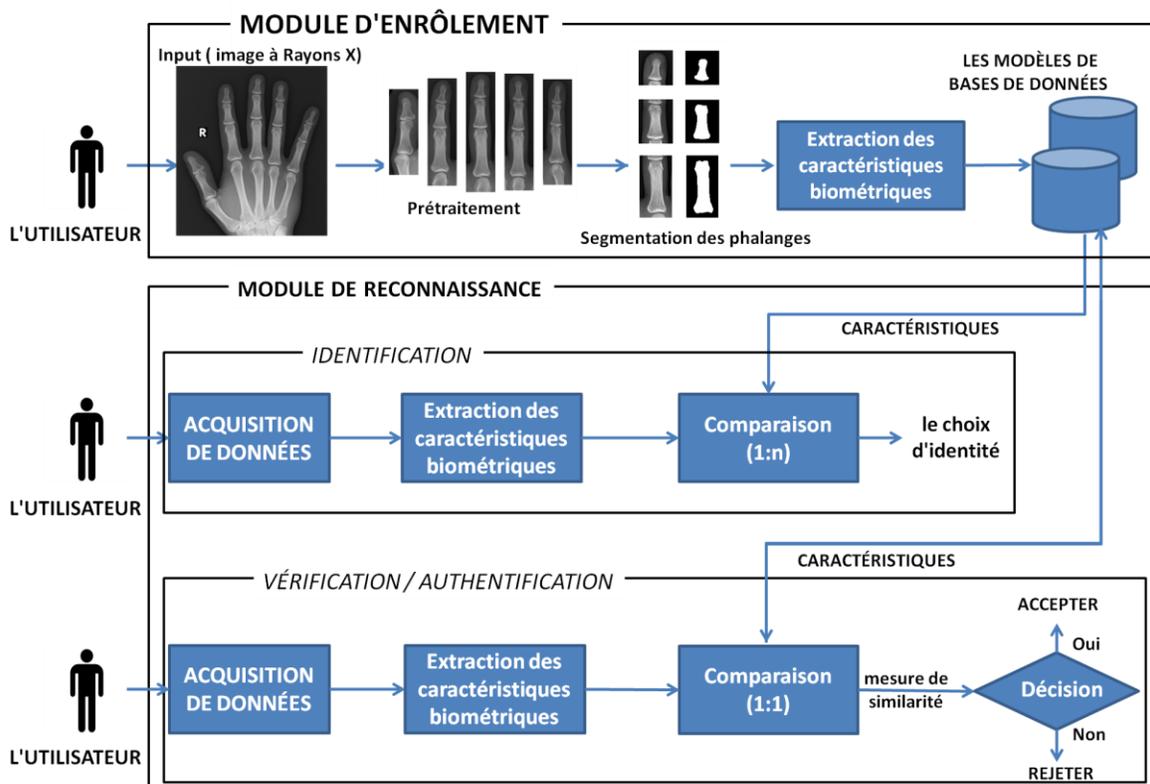


Figure 5-1 : Le module d'apprentissage (enrôlement) et le module de reconnaissance. Ce dernier peut être fondé sur un processus d'identification ou un processus de vérification.

Dans la figure 5-1, nous illustrons l'architecture fonctionnelle de notre système biométrique. Comme cela est le cas dans les systèmes biométriques, l'architecture en question intègre classiquement un module d'apprentissage (enrôlement) ainsi qu'un module de reconnaissance. De plus, comme dans tout système biométrique, l'aspect évaluation des performances doit systématiquement être considéré [58]. Pour cela, le taux de fausses acceptations (FAR) ainsi que le taux de faux rejets (FRR) sont généralement utilisés comme critères de performance [59] : le FRR représente le pourcentage de personnes légitimes censées être reconnues, mais qui sont rejetées par le système, alors que le FAR représente le pourcentage de personnes censées être non reconnues (imposteurs), mais qui sont, tout de même, acceptées par le système. Le calcul de ces deux mesures est basé sur les équations ci-dessous (5.1) et (5.2)

$$\text{FAR}(\theta) = \frac{\text{Nombre de fausses acceptations } (\theta)}{\text{Nombre du total des tentatives usurpatrices}} \quad (5.1)$$

$$\text{FRR}(\theta) = \frac{\text{Nombre de faux rejets } (\theta)}{\text{Nombre du total des tentatives authentiques}} \quad (5.2)$$

Il est à noter que le FAR et le FRR dépendent du seuil de décision θ qui est défini dans la phase de décision [60].

La comparaison de similarité réalisée au cours de la phase de décision est basée sur la distance euclidienne d . Ainsi, la métrique correspondante est donnée par :

$$\frac{1}{1+d} \times 100 \quad (5.3)$$

Alternativement, l'intersection de la FAR et le FRR génère ce qu'on appelle le taux d'erreur égal (EER). La performance d'un système biométrique dépend directement de cette valeur EER. Les systèmes, les plus fiables, ont un taux EER très faible.

Dans la phase d'identification, nous allons utiliser le premier voisin le plus proche, en utilisant une méthode non paramétrique, par l'algorithme 1-NN (*the First Nearest Neighbor*). Cet algorithme permet de comparer les attributs d'un individu de teste aux modèles connus afin de trouver pour cet individu le modèle le plus proche dans l'ensemble des caractéristiques d'admission.

Soit $C = (C_1, \dots, C_m)$ la liste des modèles connus construits au cours de la phase d'enrôlement. Ceci signifie que notre base de données contient m individus enrôlés. Soit $X = (X_1, \dots, X_n)$ la liste des attributs du test. Le but de cette étape est de trouver pour un attribut donné, le modèle le plus proche parmi les caractéristiques similaires.

L'algorithme est donné par :

L'algorithme 2 : 1-NN

Input : $X = (X_1, \dots, X_n)$ la liste des attributs de test et $C = (C_1, \dots, C_m)$ la liste de données formées, à savoir les modèles

Output : $Y = (Y_1, \dots, Y_n)$ la liste des 1-NN

```

1: For  $i \leftarrow 1$  to  $n$  do
2:      $d_i = \infty$ , modèle = indéfini
3:     For  $j \leftarrow 1$  to  $m$  do
4:         Calculer  $d_{ij}$  la distance euclidienne entre  $X_i$  et  $C_j$ 
5:         If  $d_i > d_{ij}$  then
6:              $d_i = d_{ij}$ 
7:             modèle =  $j$ 
8:         End If
9:     End For
10:     $Y_i = C_{\text{modèle}}$ 
11: End For

```

5.2 Analyse de la similarité main droite/ gauche

Une fois que l'algorithme de segmentation appliqué, chaque image radiographique est segmentée de façon à isoler 14 phalanges. Ainsi, en se basant sur le Descripteur de Fourier, les n points du contour de chaque phalange sont représentés par les modules des P spectres ($P < n$). Cela conduit à un vecteur caractéristique appartenant à $\mathbb{R}^{14 \times P}$.

A travers les expériences réalisées, P (le nombre de valeurs extraits de chaque phalange) est un paramètre critique. Afin d'évaluer les performances de notre algorithme, le taux d'identification est analysé en fonction de P . De même, le nombre de points (échantillons) représentant un contour de phalange, noté n , est un paramètre important à prendre en considération dans notre approche.

La première expérimentation est liée à la discrimination des individus par l'étude des caractéristiques de la main gauche suivant les caractéristiques de la main droite. Ceci est réalisé sur le 1^{er} groupe de 32 images sous une dose de radiation, efficace standard.

Afin de définir les valeurs optimales, une analyse du taux d'identification par rapport à P et n est représentée sur la figure 5-2. Les résultats montrent que la configuration où ($P \geq 5$ et $n \geq 64$) permettent d'atteindre un taux de 100% d'identification. Ceci signifie que le nombre de points nécessaires pour représenter les contours ne doit pas être très élevé. De ce fait, nous fixons n à 100 dans les études suivantes.

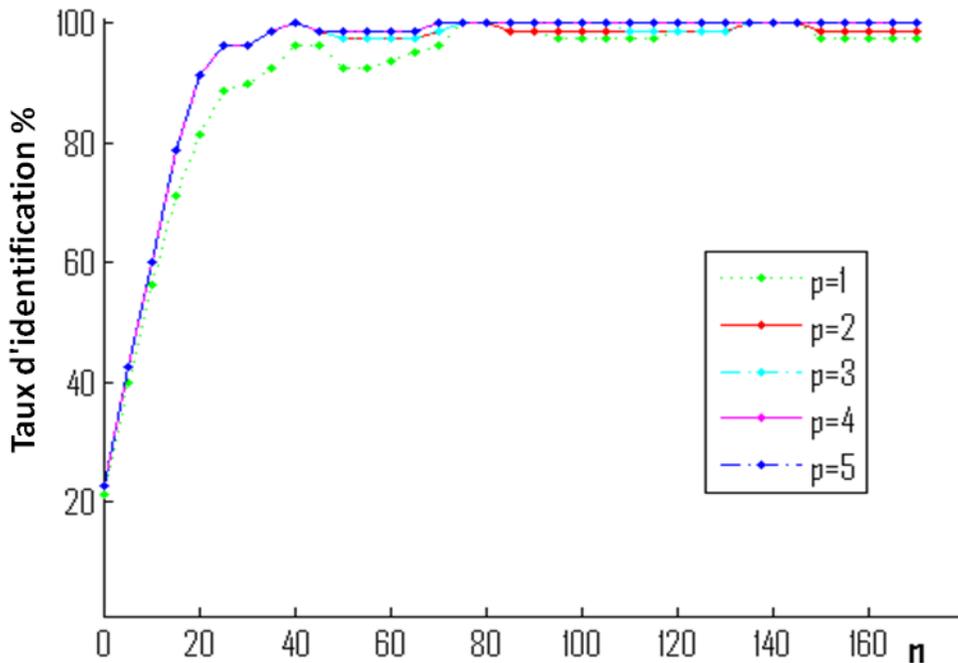


Figure 5-2: L'influence de n et P sur le taux d'identification. L'axe horizontal représente les valeurs de n . Les 5 courbes tracées représentent chacun le taux sur la base d'une valeur de P avec $P = 1, 2, 3, 4$ et 5 .

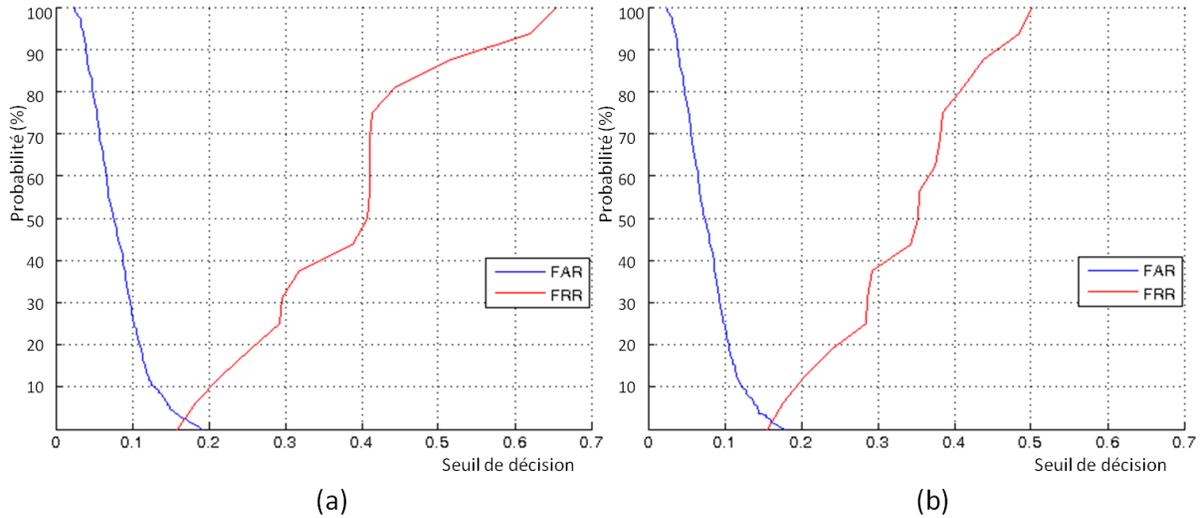


Figure 5-3: Les deux courbes FAR et FRR évaluent la performance des comparaisons entre les vecteurs caractéristiques des mains droites et des mains gauches, issus de l'application du Descripteur de Fourier sur les 14 phalanges « BF14PHA » (a) avec $P = 2$ (b) avec $P = 5$.

Dans la figure 5-3, nous représentons les deux courbes FAR et FRR mettant en évidence la performance de la vérification/l'authentification des individus par comparaisons des mains droites/gauches. L'extraction des vecteurs caractéristiques se fait par la méthode du Descripteur de Fourier à partir des contours des 14 phalanges. On remarque sur la figure 5-3 (a), que l'EER est de 2.5182 % et que le taux d'identification atteint est de 98 % pour $P = 2$ (vecteurs caractéristiques appartenant à R^{28}). Par ailleurs (figure 5-3 (b)), pour $P = 5$ (vecteurs caractéristiques appartenant à R^{70}), l'EER est à 1.5720 % et le taux d'identification atteint est de 100 %. Ces résultats sont très prometteurs en les comparant à ceux obtenus dans [61] où l'EER reporté est 6.4%.

D'autres mesures de performance peuvent être déterminées à partir des deux taux d'erreurs FAR et FRR, tels que la moitié totale des taux d'erreurs (*Half Total Error Rate, HTER*) et la valeur de précision.

$$HTER(\theta) = \frac{FAR(\theta) + FRR(\theta)}{2} = \frac{TER(\theta)}{2} \quad (5.4)$$

$$\text{Précision}(\theta) = 100(1 - HTER(\theta)) \quad (5.5)$$

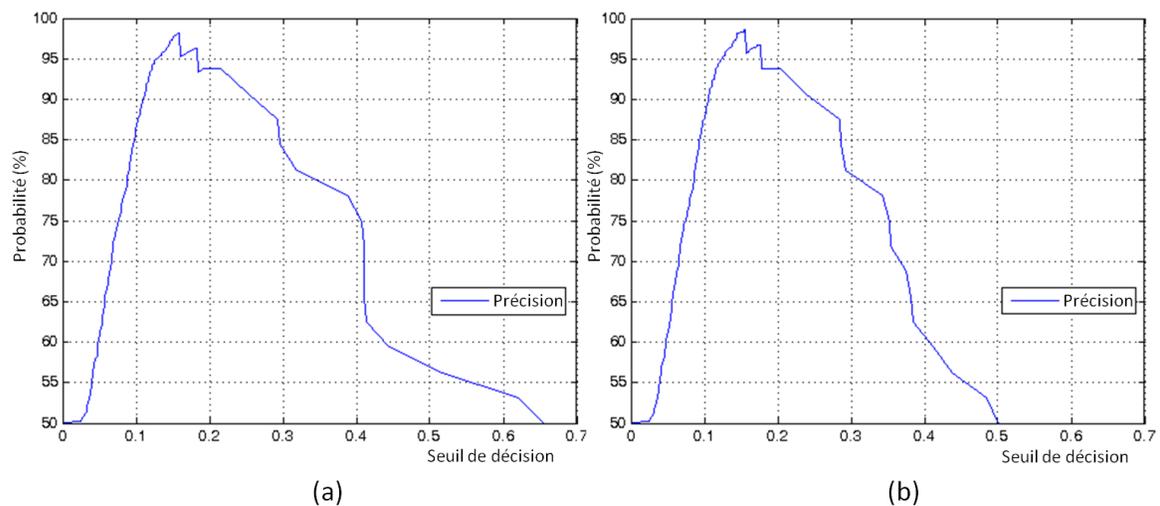


Figure 5-4: La variation de la courbe de Précision (en %) en fonction du seuil de décision évalue la performance des comparaisons entre les vecteurs caractéristiques des mains droites et des mains gauches, issus de l'application du Descripteur de Fourier sur les 14 phalanges « BF14PHA » (a) avec $P = 2$ (b) avec $P = 5$.

Sur la figure 5-4 représente la variation de la courbe de Précision (en %) en fonction du seuil de décision. Sur la figure 5-4 (a), le maximum atteint 98.1250% lorsque $P = 2$, alors qu'il est à 98.5417 lorsque $P = 5$ (figure 5-4 (b)).

La figure 5-5 illustre la variation de l'EER en fonction de P . Il est à remarquer qu'une stabilité est atteinte lorsque $P \geq 5$.

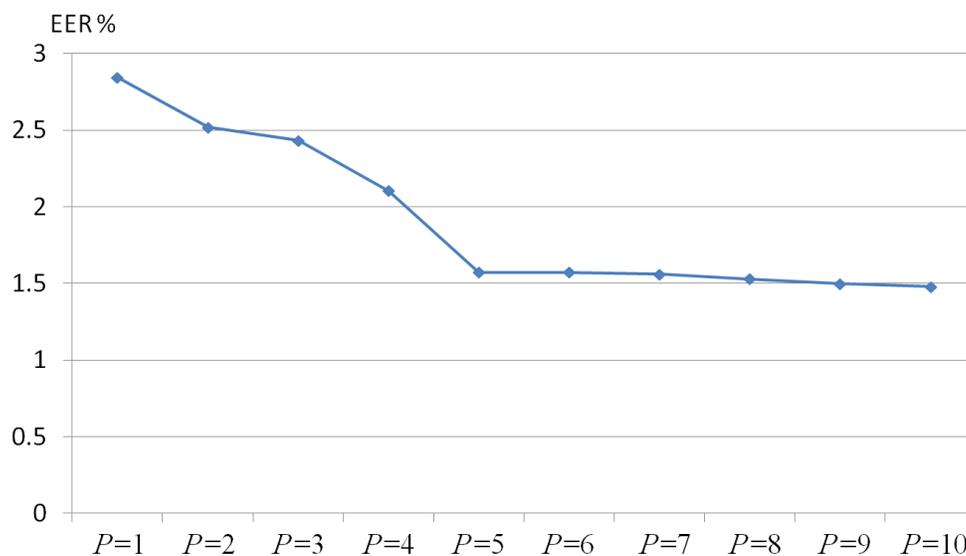


Figure 5-5: La courbe de variation de l'EER en fonction du P correspond à la comparaison des mains droites et des mains gauches. Avec $P \geq 5$, l'EER est devenu stable.

Tableau 5-1 : L'évaluation des performances de la reconnaissance biométrique du squelette de la main droite/gauche basée sur les caractéristiques spectrales de 14 phalanges par le Descripteur de Fourier « BF14PHA ».

P	Taux d'identification %	EER %	Précision max %	FAR %	FRR %	TER %
1	87.50	2.8442	97.3359	2.9430	2.3852	5.3282
2	100	2.5182	98.1161	3.3397	0.4281	3.7678
3	100	2.4331	98.1561	3.2838	0.4040	3.6878
4	100	2.1049	98.3797	2.8992	0.3415	3.2407
5	100	1.5720	98.4768	1.6274	1.4191	3.0464

Les performances de reconnaissance biométrique à partir des phalanges de la main droite/gauche sont données dans le tableau 5-1. On peut remarquer qu'il est possible d'atteindre 100 % de taux d'identification lorsque $P \geq 2$. Dans le cas de vérification, le système atteint 98.4768 % de précision, où FAR est égal à 1.6274 et FRR est égal à 1.4191. Notons que TER (*Total Error Rate*) est la somme de FAR et de FRR.

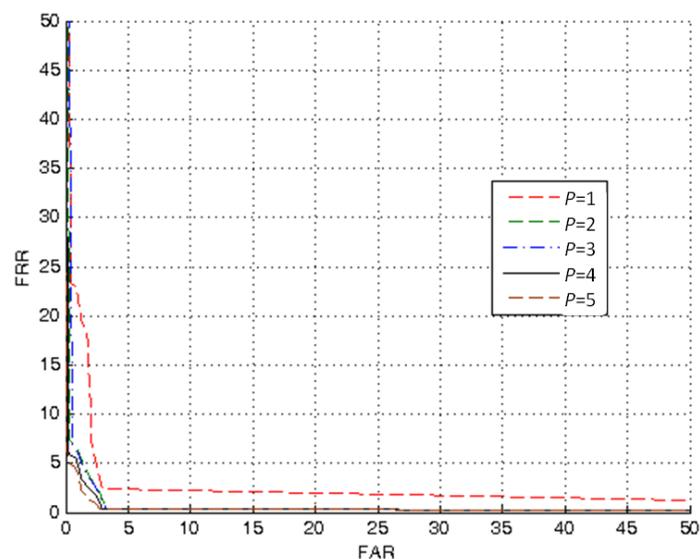


Figure 5-6: La courbe ROC (la variation de FRR par rapport à FAR) évalue les performances des comparaisons entre les vecteurs caractéristiques des mains droites et des mains gauches, issus de l'application du Descripteur de Fourier sur les 14 phalanges « BF14PHA », avec $P = 1, \dots, 5$.

Sur la figure 5-6, il est représenté les courbes ROC (*Receiver Operating Characteristic Curve*) [62], qui correspondent à la variation de la FRR en fonction de FAR, indépendamment du seuil de décision. Il est donc intéressant de noter que l'intersection entre la courbe ROC et la première bissectrice correspond à un point ayant EER comme valeur de ses coordonnées. Ainsi, en se basant sur les résultats obtenus, nous pouvons conclure que l'identification par la modalité considérée peut être fondée soit sur la modélisation de la main gauche ou celle de la main droite.

5.3 Etude de la performance de reconnaissance des individus par les phalanges de la main droite

En se basant sur les résultats précédents, la deuxième expérience considère exclusivement la reconnaissance utilisant les caractéristiques de la main droite. Ceci requiert l'utilisation du deuxième groupe composé de 222 images radiographiques acquises en faible dose d'exposition au rayonnement.

Sur la figure 5-7, nous illustrons les courbes FAR, FRR ainsi que la courbe de précision qui évaluent la performance de vérification/authentification des individus en utilisant uniquement les mains droites. L'extraction du vecteur caractéristique se fait par la méthode du Descripteur de

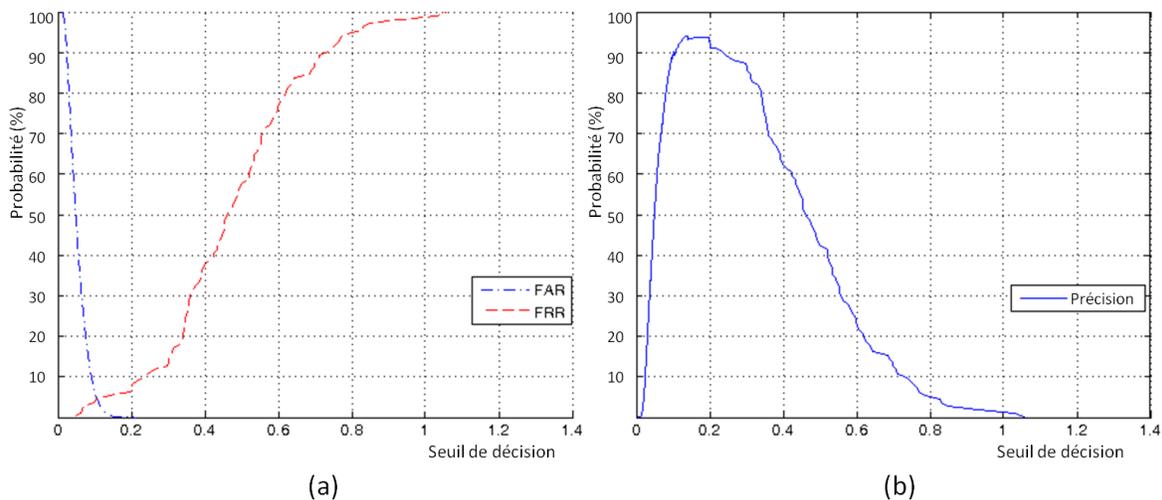


Figure 5-7: Les deux courbes FAR, FRR et la courbe de Précision évaluent, en faible dose efficace, la performance des comparaisons entre les vecteurs caractéristiques des mains droites seulement, issus de l'application du Descripteur de Fourier sur les 14 phalanges « BF14PHA », avec $P = 2$; (a) les courbes FAR et FRR où EER = 4.4283 % (b) la courbe de Précision atteint 96.4046 %.

Fourier à partir de 14 phalanges « BF14PHA ». Sur la figure 5-7 (a), l'EER est égale à 4.4283 % avec $P = 2$. Sur la figure 5-7 (b), le maximum de précision atteint est 96.4046 % pour $P = 2$.

Comme conclusion, les résultats montrent qu'il est possible d'identifier les individus, sous une faible dose efficace, par l'extraction des caractéristiques de la main (14 phalanges).

Par ailleurs, nous avons également mené des expériences pour vérifier l'identité des individus en utilisant séparément chacune des caractéristiques des doigts (à partir de ses phalanges).

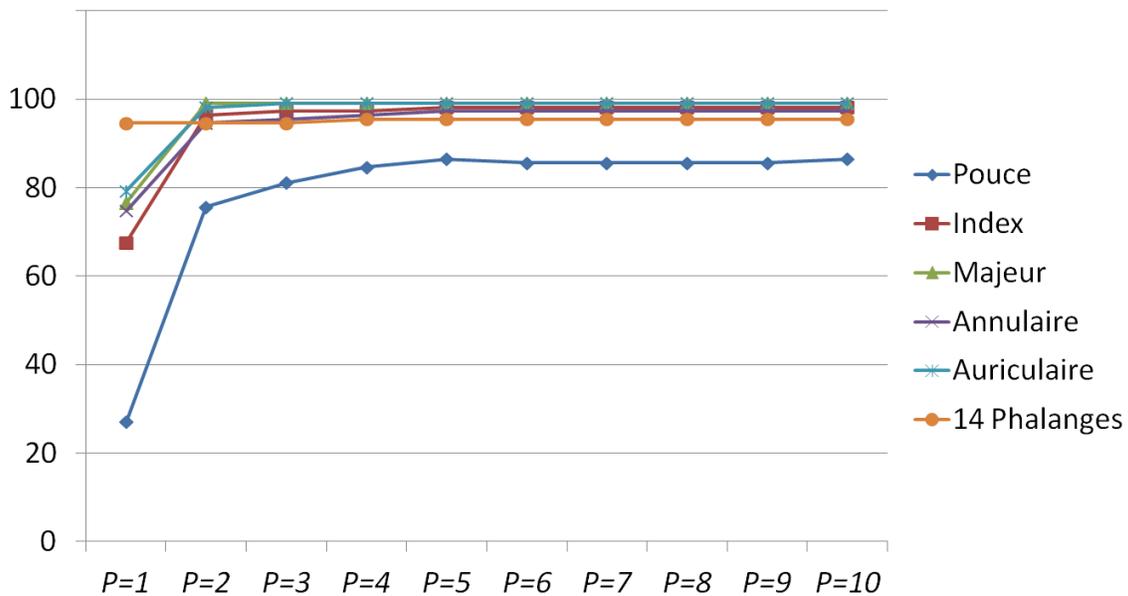


Figure 5-8: L'influence de P sur le taux d'identification % pour les cinq doigts chacun et pour l'ensemble des 14 phalanges, en utilisant les caractéristiques issues du Descripteur de Fourier.

Sur la figure 5-8, nous montrons que le taux d'identification atteint les 99.1% pour des valeurs spécifiques de P , en considérant l'auriculaire et le majeur, analysés séparément. Tandis que, le taux d'identification n'atteint plus de 95.5% lorsque nous considérons les 5 doigts ensemble (14 phalanges).

La figure 5-9 reflète la variation de l'EER en fonction de P afin de comparer l'influence des caractéristiques de chaque doigt. On remarque que le pouce ne peut générer un taux d'identification acceptable (EER trop élevée) en raison des mauvaises conditions d'acquisition à faible dose. Cela

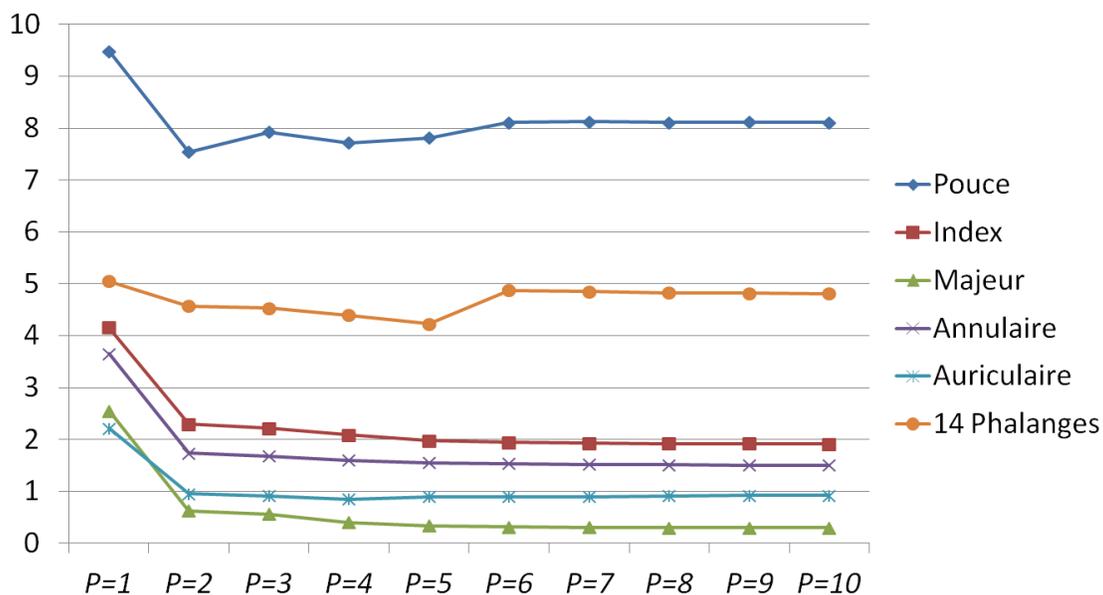


Figure 5-9: L'influence de P sur le taux d'erreur égale EER % pour les cinq doigts chacun, en utilisant les caractéristiques issues du Descripteur de Fourier.

est généralement dû au mauvais positionnement géométrique. Par ailleurs, l'auriculaire et le majeur peuvent conduire à un taux d'EER inférieur à 1 % (analysés séparément).

Suite à cette étude, nous pensons qu'il soit vraisemblable que l'identification se fasse par les caractéristiques restreinte à un doigt, voire à quelques phalanges de la main conduisant à un EER voisinant les 0 %. Pour cette raison, il est nécessaire d'effectuer une analyse locale (au niveau de chaque phalange), en prenant en considération l'influence des conditions de mesures, qualité de segmentation, etc.

5.4 Carte des distorsions des phalanges segmentées

Sur la figure 5-10, nous mettons en évidence l'influence des spectres [63]. Plus précisément, nous utilisons les P coefficients spectraux comme vecteur représentatif spectral de la forme de la phalange. Seul, le coefficient le plus significatif sera utilisé. Ainsi, la transformée de Fourier inverse est appliquée comme suit :

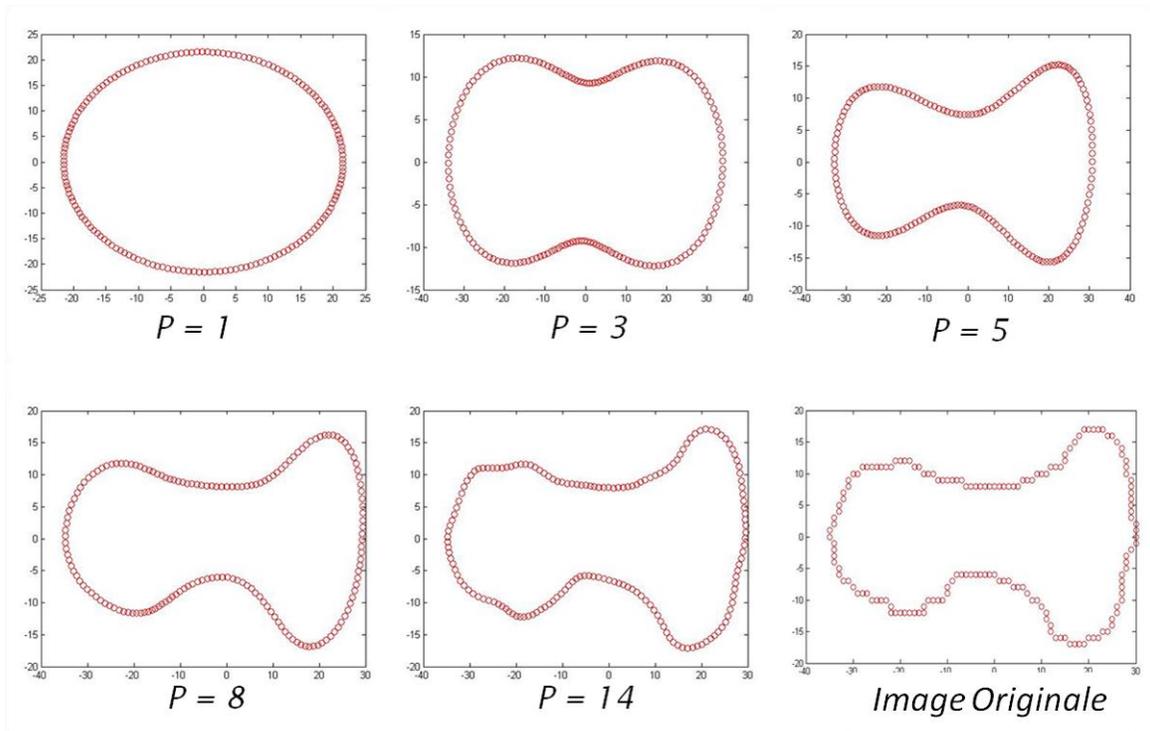


Figure 5-10: La reconstruction de la phalange est basée sur les p spectres ($P < n$) où $n = 100$, pour une image originale de la phalange.

$$\mathcal{F}^{-1} : (Z_k)_{k=0,1,\dots,(n-1)} \longrightarrow z_m := \frac{1}{n} \sum_{k=0}^{n-1} Z_k e^{\frac{i2\pi km}{n}} \quad (5.6)$$

Afin de quantifier l'efficacité locale de notre méthode de segmentation sur les 14 phalanges, considères d'une manière indépendante, nous avons mesuré la disimilarité (par mesure de distance inter-vecteurs spectraux) entre deux échantillons de segmentation pour la même phalange appartenant à la même personne; et ce à partir de deux acquisitions différentes.

Comme nous l'avons précédemment vu, la prise en considération de l'ensemble des 14 phalanges, risque de dégrader les performances globales du système biométrique. Cela est principalement dû au risque d'augmentation des erreurs de segmentation des phalanges. Pour une analyse plus fine, nous avons proposé de construire une carte montrant la distorsion de chaque phalange.



Figure 5-11: Le squelette de la main repose sur quatorze os des phalanges.

Sur la figure 5-11, nous représentons un squelette de la main avec la distribution des erreurs sur les 14 phalanges, Ph(1), Ph(2), ..., Ph(14). Par ailleurs, sur la figure 5-12, nous illustrons deux cartes des distorsions moyennes des 14 phalanges. Sur la figure 5-11 (a), nous considérons la distribution des erreurs dues à la position de la main. Nous constatons clairement que Ph (5), Ph (13) et Ph (9) sont à faibles distorsions, alors que Ph (10), Ph (1), et Ph (14) présentent de fortes distorsions. Notons ici que nous utilisons les deux séries "SR1" et "SR2" du deuxième groupe d'image dans notre base de données.

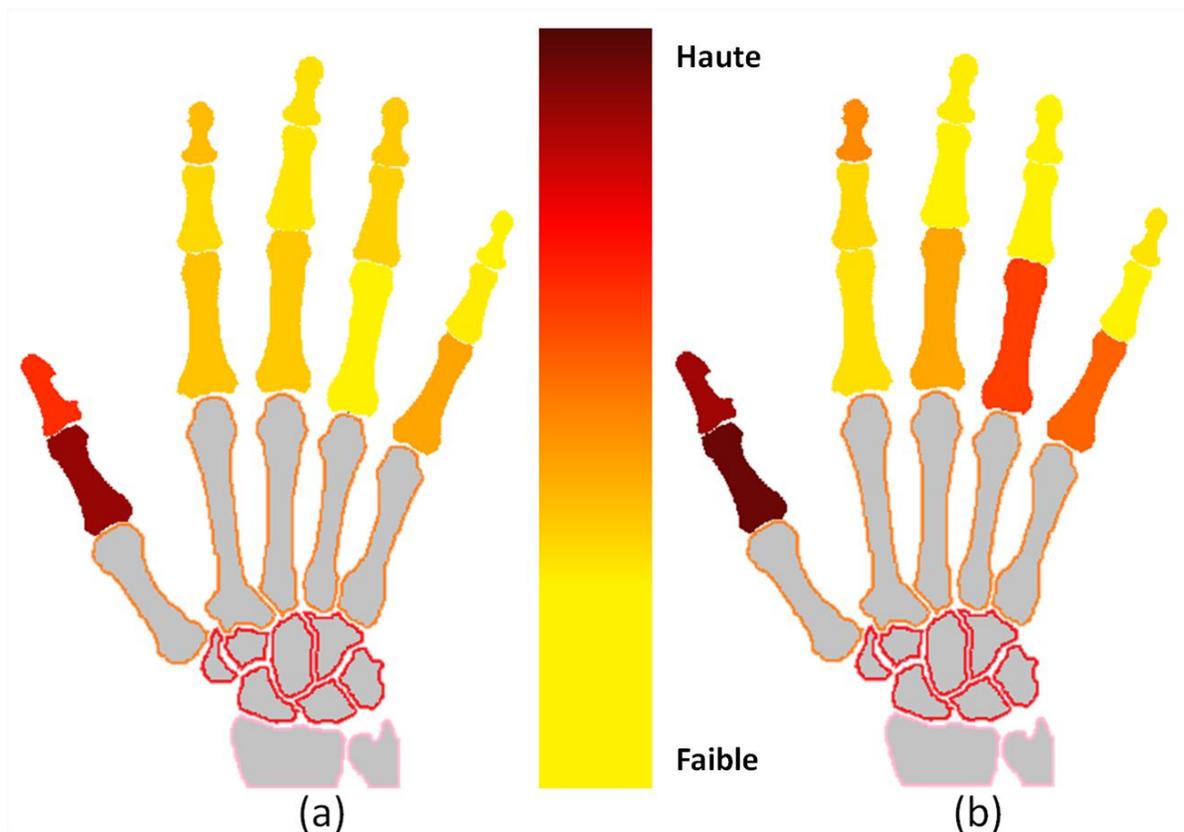


Figure 5-12: La distribution moyenne des erreurs (%) des 14 phalanges pour chacune des deux images de la même personne
 (a) l'influence par la position géométrique de la main et (b) l'influence par la réduction de dose d'exposition.

Sur la figure 5-12 (b), nous considérons la distribution des erreurs dues à la dose d'exposition. Nous remarquons que Ph (9), Ph (7) et Ph (8) présentent de faibles distorsions, alors que Ph (10), Ph (1), Ph (13), et Ph (14) sont à forte distorsion. A noter également que nous utilisons les deux séries "SR1" et "SR3" respectivement du deuxième et du troisième groupe d'images dans notre base de données.

De ces expériences, nous pouvons conclure que la sélection de la phalange peut atteindre une haute précision dans le processus de reconnaissance.

5.5 Performances de la « Phalange-Code » issue du « BF14PHA » sur la base de la sélection des phalanges

Afin de déterminer la performance de notre approche proposée, nous évaluons et comparons les performances d'identification et les performances de vérification (d'authentification) sur trois ensembles différents de notre base de données (2^{ème} et 3^{ème} groupes d'images), les trois ensembles sont les séries "SR1", "SR2" et "SR3".

5.5.1 Performances d'identification

Le taux d'identification est évalué dans les deux tableaux 5-2 et 5-3, par rapport au nombre de phalanges optimales sélectionnées O et le nombre de paramètres P extraits pour chaque phalange. Le taux d'identification est ainsi représenté à travers le descripteur de Fourier, constituant ce que nous appelons « Phalange-Code ».

Tableau 5-2 : Le taux d'identification de la reconnaissance « Phalange-Code » évalué par rapport aux deux paramètres O et P en utilisant les séries d'images "SR1" et "SR2".

	$P = 1$	$P = 2$	$P = 3$	$P = 4$	$P = 5$	$P = 6$	$P = 7$
$O = 1$	10.8108	57.6577	63.964	77.4775	81.982	81.982	83.7838
$O = 2$	56.7568	92.7928	93.6937	97.2973	97.2973	97.2973	98.1982
$O = 3$	81.0811	98.1982	98.1982	99.0991	100	100	100
$O = 4$	91.8919	99.0991	99.0991	100	100	100	100
$O = 5$	95.4955	100	100	100	100	100	100
$O = 6$	99.0991	100	100	100	100	100	100
$O = 7$	100	100	100	100	100	100	100
$O = 8$	100	100	100	100	100	100	100
$O = 9$	100	100	100	100	100	100	100
$O = 10$	100	100	100	100	100	100	100
$O = 11$	100	100	100	100	100	100	100
$O = 12$	99.0991	99.0991	99.0991	99.0991	99.0991	99.0991	99.0991
$O = 13$	97.2973	97.2973	97.2973	97.2973	97.2973	97.2973	97.2973
$O = 14$	94.5946	94.5946	94.5946	95.4955	95.4955	95.4955	95.4955

P : Le nombre de paramètres extrait de chaque phalange, O : Nombre de phalanges optimales sélectionnées.

Comme indiqué dans le tableau 5-2, un taux de 100 % d'identification est atteint si l'on considère uniquement les trois meilleures phalanges ($O = 3$) avec $P \geq 5$. Autrement dit, une main peut être modélisée par un vecteur en R^{15} dans le cas ci-dessous :

- l'utilisation de la série "SR1" pour l'enrôlement et la série "SR2" pour la reconnaissance ; et vice versa.

Par ailleurs, comme cela est indiqué dans le tableau 5-3, il est possible d'atteindre le taux d'identification voisinant 98 %, dans le cas ci-dessous :

- l'utilisation de la série "SR1" pour l'enrôlement et la série "SR3" pour la reconnaissance ; et vice versa.

Tableau 5-3 : Le taux d'identification par « Phalange-Code » évalué par rapport aux deux paramètres O et P en utilisant les séries d'images "SR1" et "SR3".

	$P = 1$	$P = 2$	$P = 3$	$P = 4$	$P = 5$	$P = 6$	$P = 7$
$O = 1$	23.913	66.3043	71.7391	80.4348	86.9565	88.0435	88.0435
$O = 2$	56.5217	90.2174	90.2174	94.5652	94.5652	94.5652	94.5652
$O = 3$	66.3043	93.4783	97.8261	97.8261	98.913	97.8261	97.8261
$O = 4$	88.0435	95.6522	96.7391	97.8261	97.8261	97.8261	97.8261
$O = 5$	90.2174	97.8261	97.8261	95.6522	97.8261	97.8261	97.8261
$O = 6$	91.3043	95.6522	95.6522	96.7391	96.7391	96.7391	96.7391
$O = 7$	93.4783	96.7391	96.7391	96.7391	96.7391	96.7391	96.7391
$O = 8$	91.3043	96.7391	96.7391	96.7391	96.7391	96.7391	96.7391
$O = 9$	94.5652	96.7391	95.6522	94.5652	95.6522	95.6522	95.6522
$O = 10$	93.4783	95.6522	95.6522	95.6522	95.6522	95.6522	95.6522
$O = 11$	93.4783	94.5652	94.5652	92.3913	92.3913	92.3913	92.3913
$O = 12$	91.3043	93.4783	93.4783	92.3913	91.3043	91.3043	91.3043
$O = 13$	84.7826	86.9565	86.9565	85.8696	85.8696	84.7826	84.7826
$O = 14$	81.5217	83.6957	83.6957	82.6087	82.6087	82.6087	82.6087

P : Le nombre de paramètres extraits de chaque phalange, O : Nombre de phalanges optimales sélectionnées.

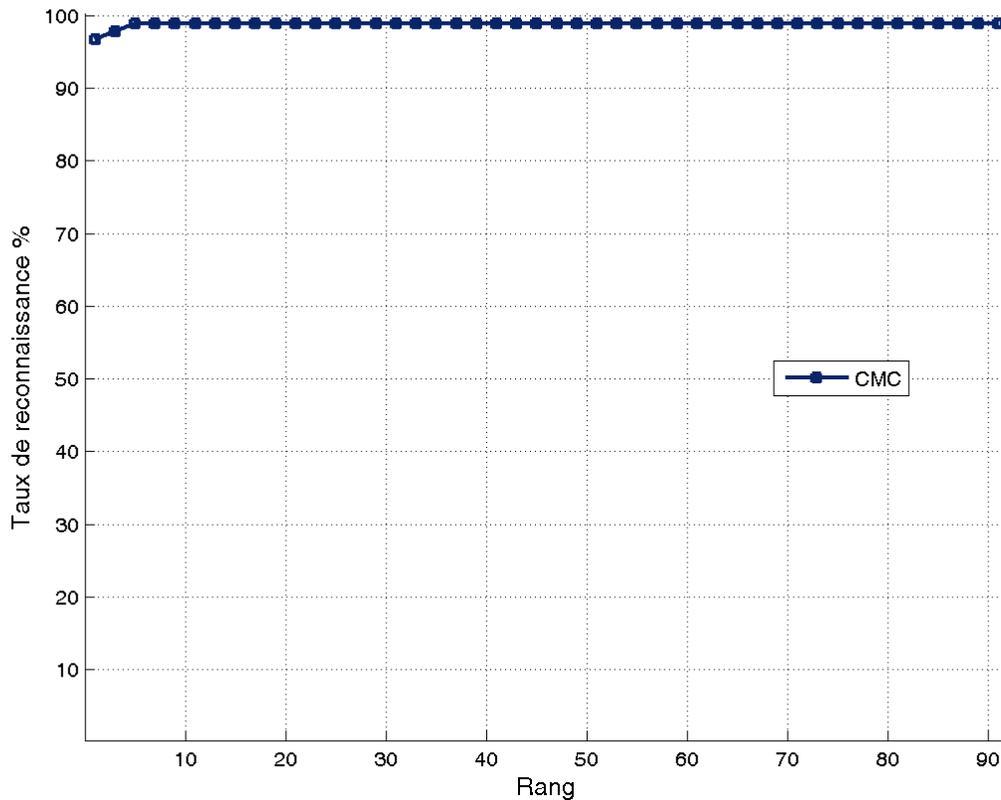


Figure 5-13: L'évaluation des performances en utilisant la courbe CMC, dans le cas de comparaison entre les deux séries "SR1" et "SR3", ainsi dans les cas d'utilisation soit les six meilleures phalanges ($O = 6$) et $P = 5$.

Le test d'identification représente la mesure la plus couramment utilisée, même s'il s'avère parfois insuffisant. En effet, en cas d'erreur, il est utile de savoir si le bon choix se trouve parmi les N premières réponses du système. Dans ce cas, on peut utiliser la courbe CMC (*Cumulative Match Characteristics*) représentant la probabilité que le bon choix se trouve parmi les N premiers. La courbe CMC est utilisée comme une mesure de performance du système d'identification 1: N . Elle juge les possibilités de rang d'un système d'identification [64].

Sur la figure 5-13, nous remarquons que 100% du taux d'identification est atteint dans le rang 3, lorsque l'on considère la série "SR1" pour l'enrôlement et la série "SR3" pour la reconnaissance, dans le cas où : ($O = 6, P = 5$).

5.5.2 Performances de vérification

Dans un contexte vérification, le taux d'erreur égal (EER %) est reporté dans le tableau 5-4 (respectivement dans le tableau 5-5), en fonction du nombre des phalanges optimal sélectionné O ainsi que le nombre de paramètres P . Dans la phase d'enrôlement, nous avons utilisé la série d'images "SR1" et la série "SR2" (respectivement la série "SR3") pour la phase de reconnaissance.

En se référant au tableau 5-4, afin d'atteindre 0% en EER, le nombre de phalanges optimal sélectionné O doit être 6 ou 7, ainsi P doit être supérieur à 4. Par conséquent, un individu peut être vérifié par un vecteur caractéristique « Phalange-Code » dans R^{30} , avec $O = 6$ et $P = 5$.

Tableau 5-4 : Le taux d'erreur égal (EER %) de la reconnaissance « Phalange-Code » évalué par rapport aux deux paramètres O et P en utilisant les séries d'images "SR1" et "SR2".

	$P = 1$	$P = 2$	$P = 3$	$P = 4$	$P = 5$	$P = 6$	$P = 7$
$O = 1$	9.094	4.124	3.9751	3.5194	3.089	2.7018	2.6079
$O = 2$	3.2527	0.8861	0.8311	0.673	0.9456	0.8814	0.8542
$O = 3$	1.6282	0.2227	0.2354	0.169	0.2311	0.2135	0.2139
$O = 4$	0.7028	0.1517	0.133	0.0553	0.0409	0.0358	0.024
$O = 5$	0.7686	0.1228	0.1115	0.0509	0.0611	0.048	0.0424
$O = 6$	0.4467	0.0361	0.0276	0.0056	0	0	0
$O = 7$	0.2782	0.019	0.0125	0	0	0	0
$O = 8$	0.6847	0.4442	0.4371	0.4174	0.4531	0.453	0.4521
$O = 9$	0.8309	0.7532	0.7237	0.6978	0.6718	0.6603	0.6622
$O = 10$	0.7802	0.6718	0.649	0.623	0.6054	0.5991	0.5993
$O = 11$	0.7132	0.6153	0.6059	0.5728	0.5434	0.535	0.5338
$O = 12$	1.2885	1.0976	1.0715	1.0315	0.9892	0.9887	0.9806
$O = 13$	2.8172	2.4131	2.3777	2.3212	2.2485	2.2373	2.2261
$O = 14$	5.0475	4.5705	4.5275	4.3906	4.2297	4.8723	4.8457

P : Le nombre de paramètres extraits de chaque phalange, O : Nombre de phalanges optimales sélectionnées.

Tableau 5-5 : Le taux d'erreur égal (EER %) de la reconnaissance « Phalange-Code » évalué par rapport aux deux paramètres O et P en utilisant les séries d'images "SR1" et "SR3".

	$P = 1$	$P = 2$	$P = 3$	$P = 4$	$P = 5$	$P = 6$	$P = 7$
$O = 1$	9.0875	4.4282	4.1285	3.399	2.9752	2.932	2.8671
$O = 2$	3.8936	1.2333	1.1914	1.0246	1.003	0.9923	0.9746
$O = 3$	4.1442	2.0746	0.9538	0.9116	0.8824	1.5827	1.5807
$O = 4$	2.4066	1.8132	1.8179	1.5566	1.5384	1.5309	1.5328
$O = 5$	2.0531	1.6997	1.7633	1.9735	1.7056	1.7351	1.7276
$O = 6$	2.6803	1.9097	1.8775	1.8442	1.795	1.8184	1.8128
$O = 7$	2.1337	1.7472	1.7224	1.6816	1.6475	1.667	1.6602
$O = 8$	2.7318	2.1775	2.1358	2.0441	1.9794	2.0115	2.0342
$O = 9$	2.6256	2.656	3.7007	3.8566	3.9249	4.3511	4.3728
$O = 10$	3.8573	4.4865	5.4957	4.4555	4.456	4.4907	4.496
$O = 11$	4.6192	4.2679	6.1412	6.1694	6.5198	6.9275	6.9365
$O = 12$	6.4125	5.9695	6.8745	6.9497	7.1382	7.5282	7.5809
$O = 13$	12.4897	11.4994	11.464	12.3714	13.1604	13.153	13.1521
$O = 14$	15.2438	14.2504	14.4443	15.5429	15.7772	15.8642	15.9417

P : Le nombre de paramètres extraits de chaque phalange, O : Nombre de phalanges optimales sélectionnées.

Lorsque l'on considère la vérification en faible dose d'exposition, nous constatons selon le tableau 5-5, qu'un EER de 1 % peut être atteint sous la condition : ($O = 2, P \geq 6$).

Sur la figure 5-14, nous représentons les deux courbes FAR et FRR pour évaluer les performances de reconnaissance « Phalange-Code » obtenus par « BF14PHA ». Ces courbes sont clairement séparables dans la figure (a), i.e EER = 0 %, lorsque nous comparons les deux séries "SR1" et "SR2". Sous la condition : ($O = 6$ et $P = 5$), un système de vérification idéal est atteint. A noter que lorsque l'on compare les deux séries "SR1" et "SR3", l'EER est égale 1.795 %.

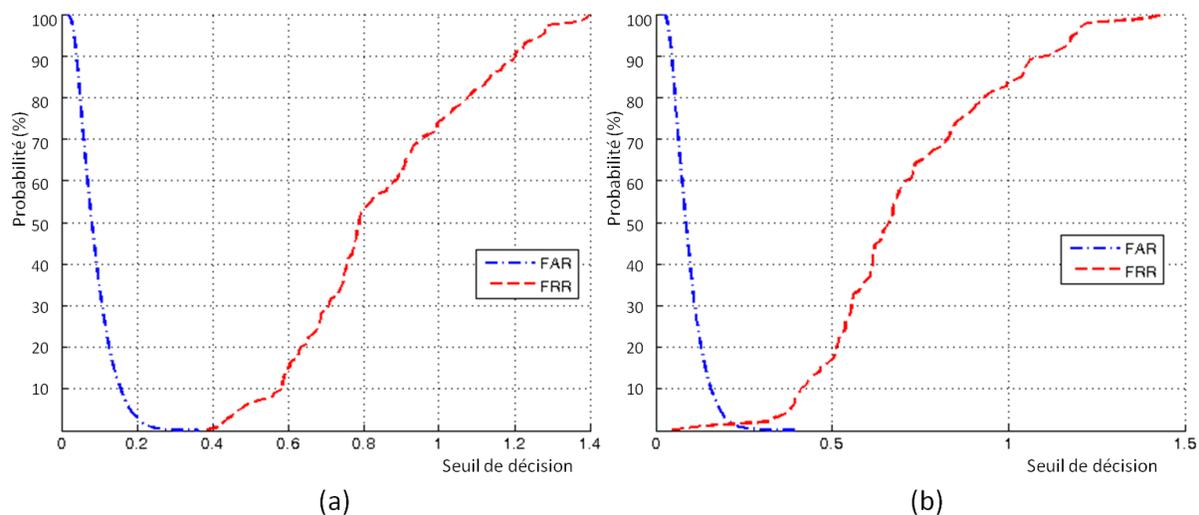


Figure 5-15: Les deux courbes FAR et FRR évaluent la performance de la reconnaissance « Phalange-Code » (a) en utilisant les deux séries "SR1" et "SR2" avec $O = 6$ (b) en utilisant les deux séries "SR1" et "SR3" avec $O = 6$.

La courbe ROC est représentée sur la figure 5-16, pour évaluer la performance de la reconnaissance « Phalange-Code » obtenu par « BF14PHA » avec $O = 6$ et $P = 5$. Dans le cas de comparaison entre les deux séries d'image "SR1" et "SR2", $EER = 0 \%$, alors que ce taux est de 1.795% lorsque l'on compare les deux séries d'image "SR1" et "SR3".

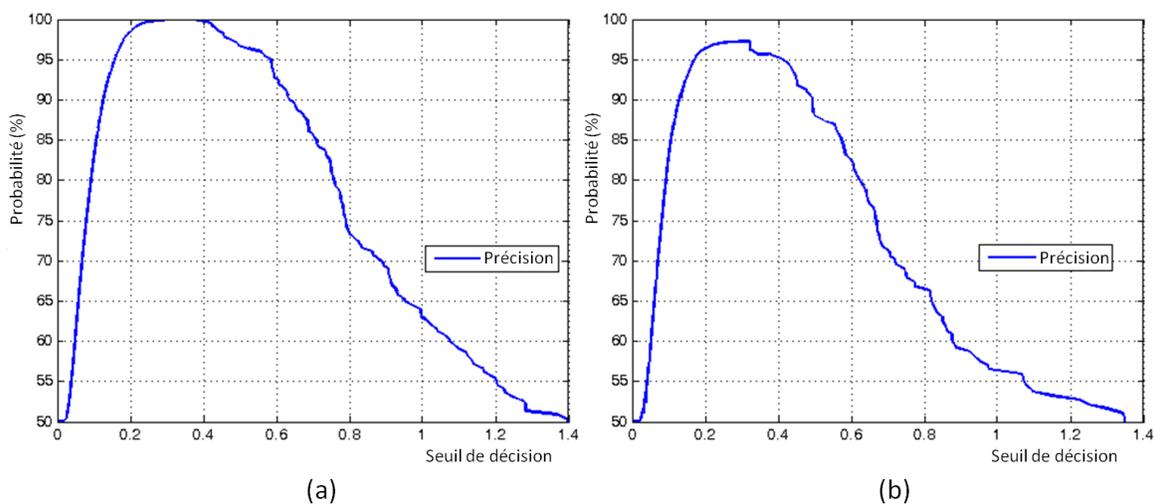


Figure 5-14: La variation de la courbe de Précision (%) en fonction du seuil de décision évalue la performance de la reconnaissance « Phalange-Code » (a) en utilisant les deux séries "SR1" et "SR2" avec $O = 6$ (b) en utilisant les deux séries "SR1" et "SR3" avec $O = 6$.

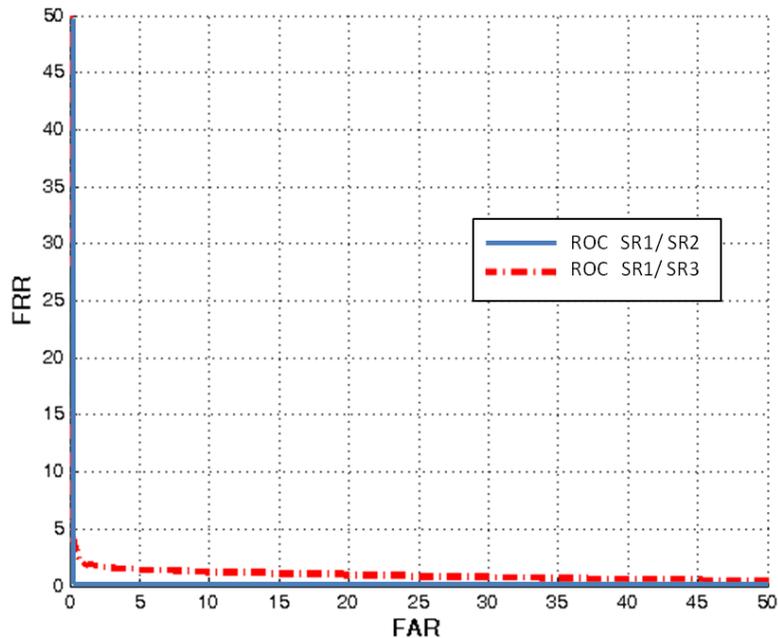


Figure 5-16: La courbe ROC évalue la performance de la reconnaissance « Phalange-Code », à titre d'exemple $O = 6$ et $P = 5$. Le résultat s'affiche, EER = 0 %, en utilisant soit les deux séries d'images "SR1" et "SR2" ; et EER = 1.795 % soit les deux séries d'images "SR1" et "SR3".

En se basant sur ces expériences, nous pouvons conclure qu'en utilisant le principe de la sélection des meilleurs phalanges, il est possible d'obtenir une haute précision dans le processus de reconnaissance au lieu de prendre toutes les phalanges de la main.

5.6 Evaluation des performances de la reconnaissance « B1PHA

»

Afin de déterminer la performance de notre approche proposée « B1PHA » nous évaluons les performances de vérification (d'authentification) sur deux ensembles de notre base de données (2^{ème} groupe d'images), à savoir les séries "SR1", "SR2".

Sur la figure 5-17, nous illustrons les courbes FAR, FRR ainsi que la courbe de précision afin d'évaluer la performance de vérification/authentification des individus en comparant les caractéristiques issues des mains droites uniquement. La reconnaissance consiste à comparer une seule phalange, par exemple, Ph(5) de 1:1 en utilisant les rapports de vraisemblance à 4 niveaux de l'histogramme. Comme indiqué sur la figure 5-17 (a), il était possible d'atteindre une valeur d'EER très proche de 0%. Ainsi, la courbe de précision, atteint 99.8% pour certains seuils de décision, comme le montre la figure 5-17 (b).

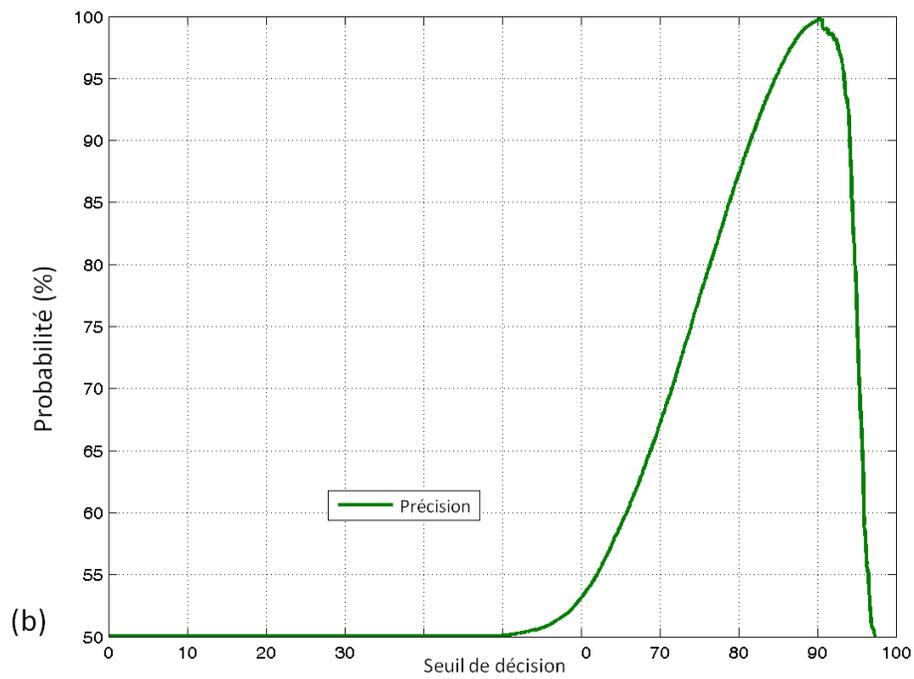
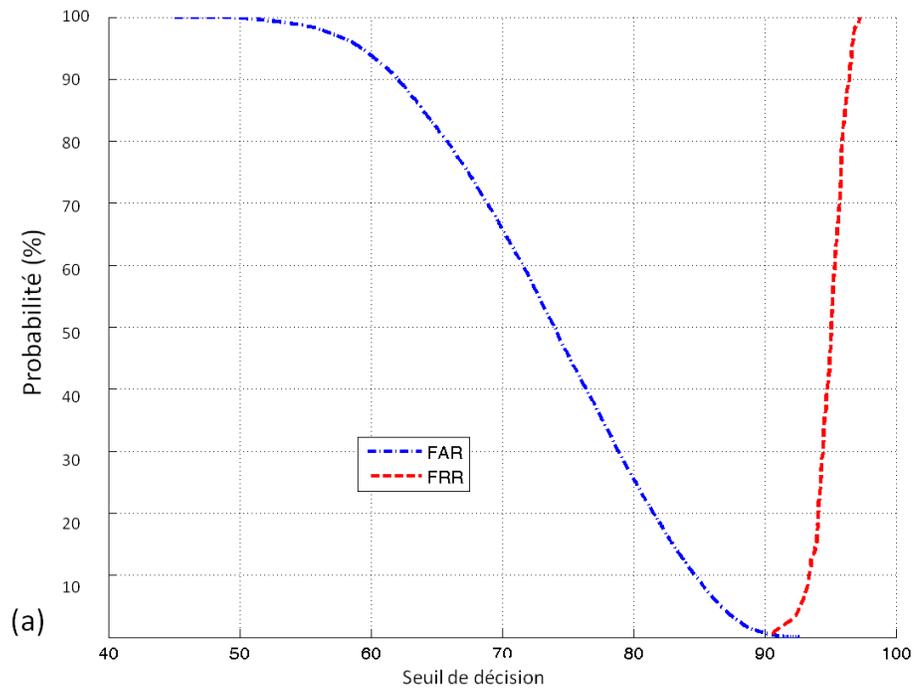


Figure 5-17: Les deux courbes FAR, FRR et la courbe de précision évaluent, en faible dose efficace, la performance des reconnaissances « BIPHA » (a) les courbes FAR et FRR où l'EER = 0.3770 % (b) la courbe précision atteint 99.8 %.

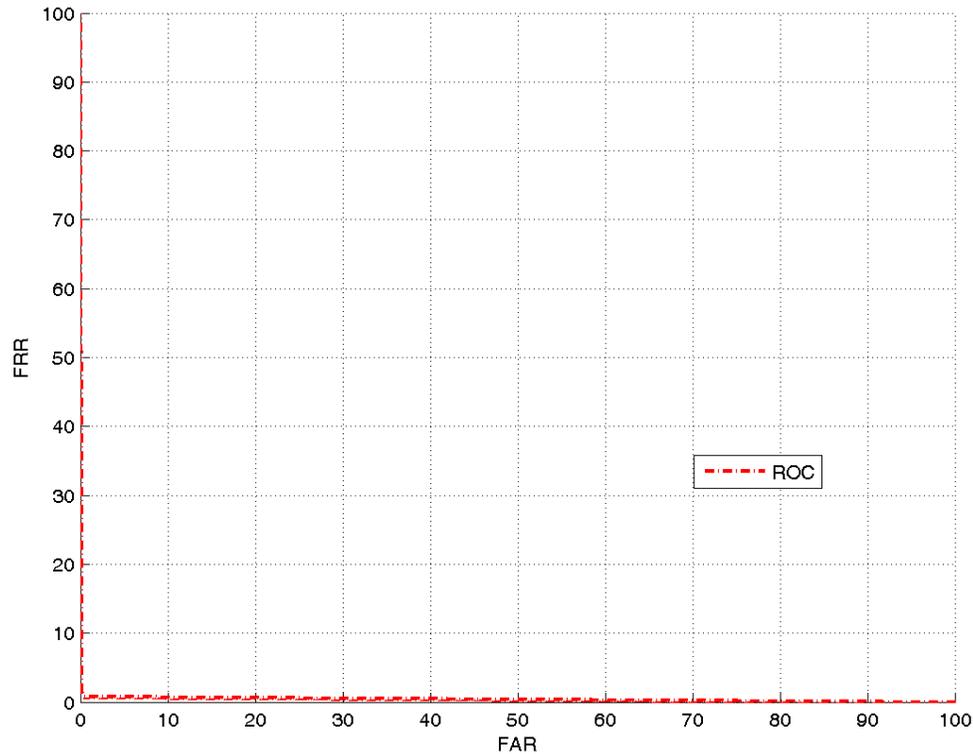


Figure 5-18: La courbe ROC évaluée, en faible dose efficace, la performance des reconnaissances « B1PHA », l'EER = 0.3770 % dans le cas d'utilisation des deux séries "SR1" et "SR2".

Sur la figure 5-18, nous illustrons la variation du FRR en fonction du FAR afin d'évaluer la performance de l'approche « B1PHA ». Celle-ci s'opère à faible dose efficace, où nous utilisons une seule phalange Ph(5), sur 4 niveaux de l'histogramme. Ainsi l'EER = 0.3770 %.

Des résultats similaires ont été obtenus avec les autres phalanges et spécialement les phalanges Ph(2), Ph(3) et Ph(13).

5.7 Etude de la robustesse

Dans cette section, nous nous sommes intéressés à tester la robustesse au bruit du système biométrique radiographique. Pour ce faire, le *PSNR* (*Peak Signal to Noise Ratio*) est utilisé pour mesurer le taux de distorsion relatif aux conditions d'acquisition telles que le changement dans la résolution et la réduction de la dose de radiation. Ainsi, le taux d'identification est évalué par rapport au *PSNR* ainsi qu'à la résolution d'image.

La valeur *PSNR* mesure la distance entre les images originales et les mêmes images dégradées. On utilise pour cela la définition suivante :

$$PSNR(A, A') = 10 \times \log_{10} \left(\frac{255}{RMS(A-A')} \right)^2 \quad (5.7)$$

où

"*RMS*" est la moyenne quadratique de la différence entre les deux images *A* et *A'*.

La figure 5-19 illustre des exemples d'images bruitées avec plusieurs niveaux de bruit gaussien. La dégradation engendrée est évaluée par le *PSNR*.

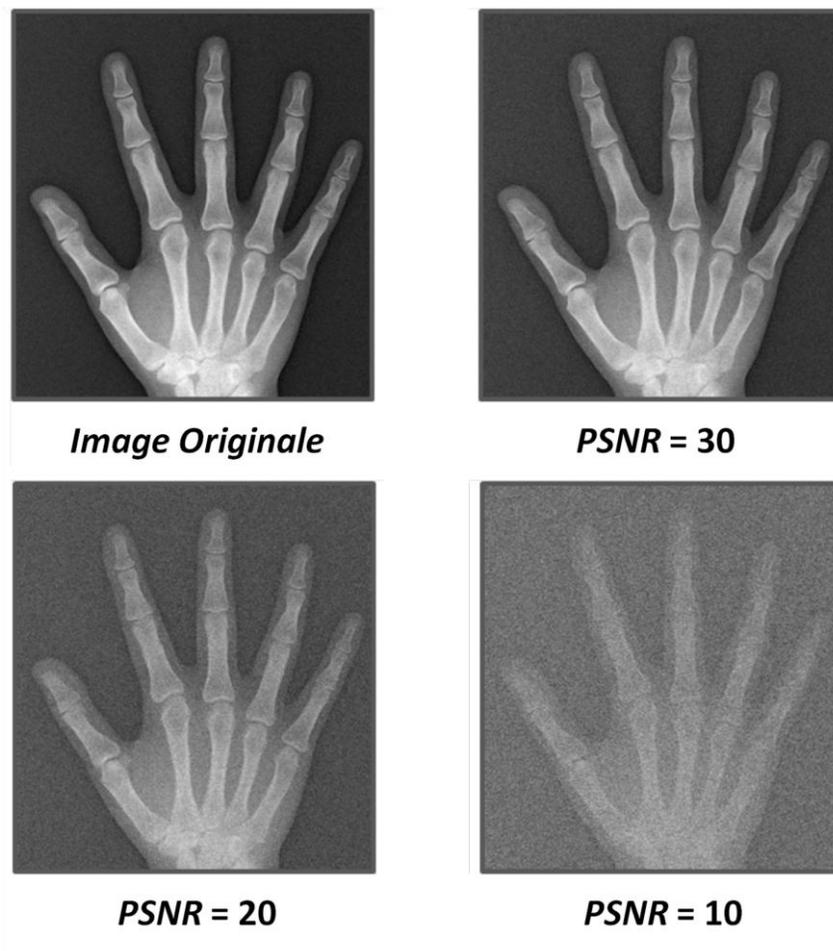


Figure 5-19: Un exemple d'image radiographique bruitée par des niveaux de bruit gaussien différents.

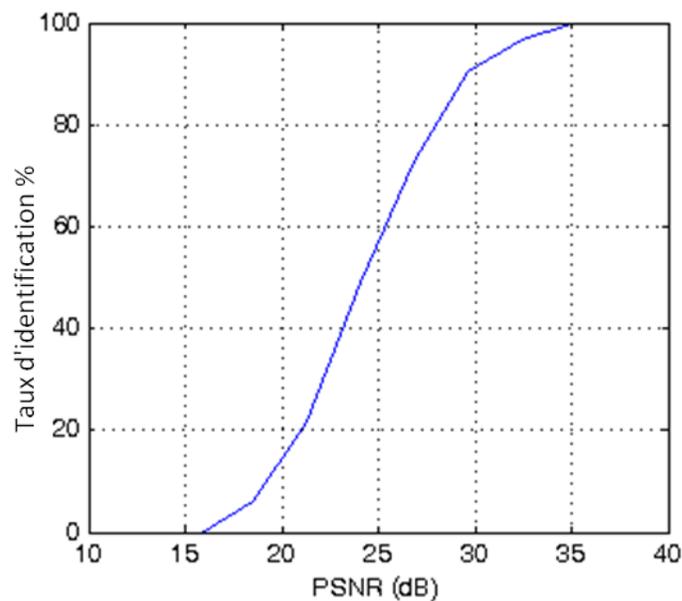


Figure 5-20 : L'influence du bruit gaussien sur le taux d'identification.

L'influence du bruit est analysée sur la figure 5-20. Nous considérons un bruit gaussien générant un PSNR dans l'intervalle 10-40 dB. Nous remarquons que lorsque le *PSNR* est supérieur à 35 dB, le taux d'identification est maximal. D'autre part, le taux d'identification est également évalué par rapport à la résolution de l'image. Comme le montre la figure 5-21, 100% du taux d'identification est atteint lorsque la résolution des images dépasse les 50 pixels / cm.

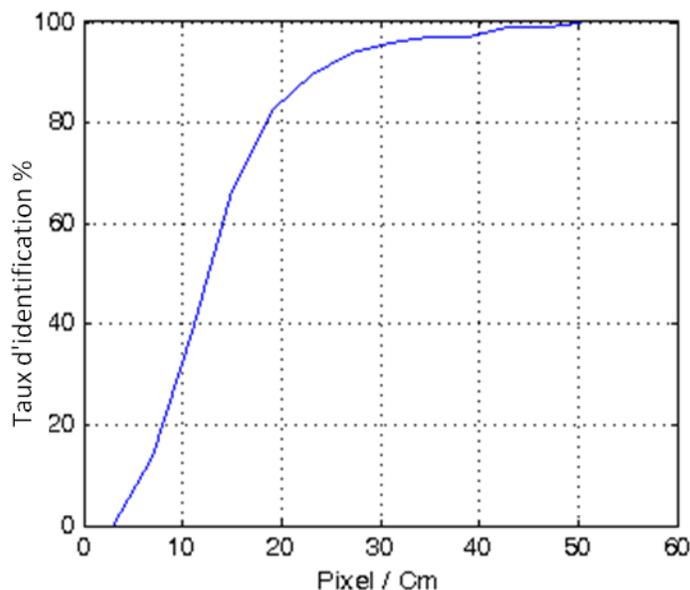


Figure 5-201 : L'influence de la résolution des Rayons X sur le taux d'identification.

Dans le tableau 5-6, trois exemples mettant en évidence l'effet de distorsion lié aux conditions d'acquisition telsque, le changement de la résolution et la réduction de la dose. Le *PSNR* est de 11.36 dB lorsque la résolution passe de 57 pixel / cm à 83 pixel / cm, alors qu'il est de 5.72 dB lorsque la dose est réduite à 0.02 μSv (voir figure 5-22).

Tableau 5-6 : Conditions d'acquisition et mesures de qualité

l'état d'acquisition	Image originale	Image déformée	<i>PSNR</i> (dB)
Résolution	57 pixel/cm	83 pixel/cm	11.36 dB
La dose efficace	0.91 μSv	0.02 μSv	5.72 dB

5.8 Classification du genre

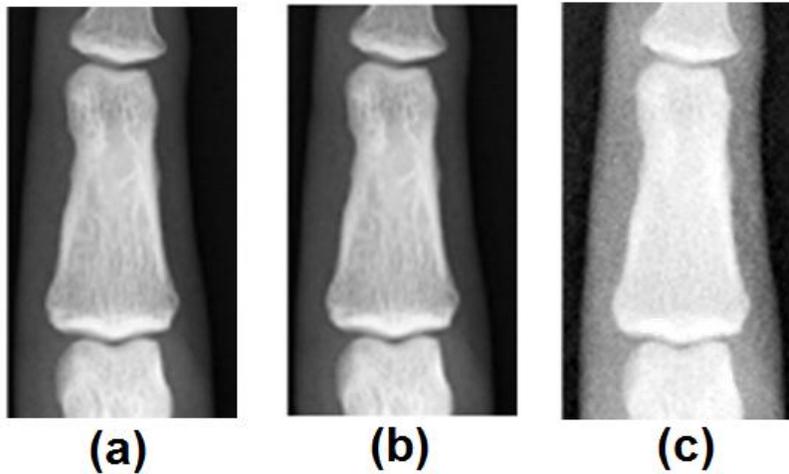


Figure 5-21: L'illustration visuelle des influences (a) une image originale d'une phalange à résolution 57 pixel / cm, acquise sous une dose de 1 μSv , (b) la même phalange à résolution 83 pixel / cm (c) la même phalange pris à dose réduite, 0.02 μSv .

Le technique dite SVM « *Support Vector Machine* » construit un hyperplan, qui peut être utilisé pour la classification des données. Dans notre contexte, l'idée principale vise à examiner les effets des caractéristiques des phalanges « *Phalange-Code* » issue de BS14PHA sur la classification du genre « homme/femme ». L'approche que l'on propose consiste à utiliser les mesures suivantes : largeurs moyennes et les longueurs du squelette des doigts.

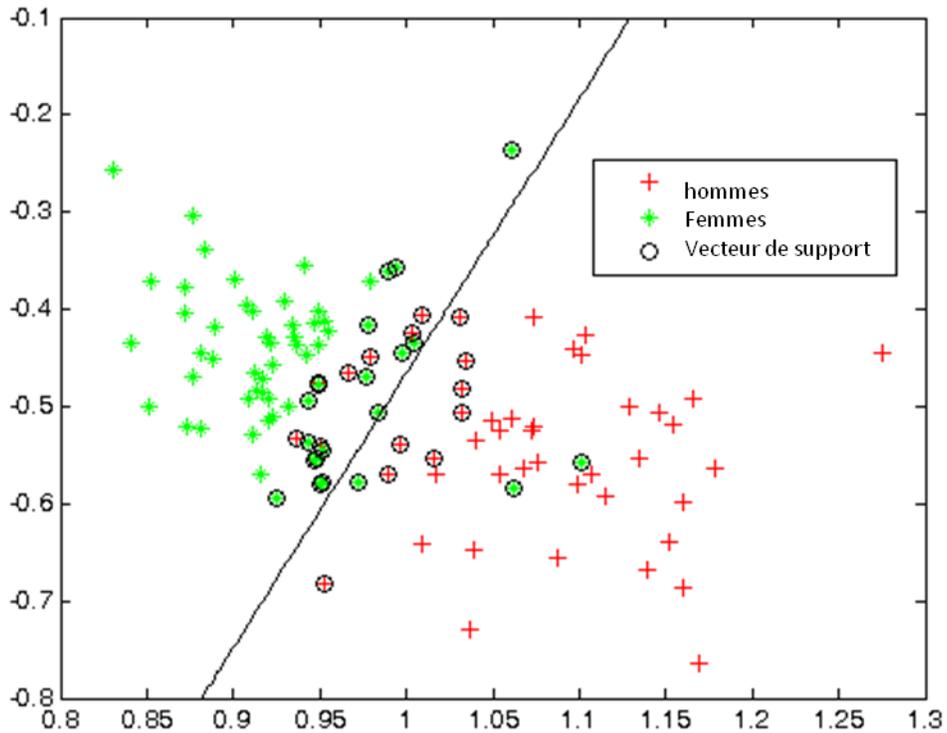


Figure 5-22: La classification 2D du genre humain par la méthode de classification SVM en utilisant les paramètres *AWPs*.

La figure 5-23 présente la carte de distribution 2D du genre en considérant les paramètres suivants:

- 1) Sur l'axe X: *AWP3*
- 2) Sur l'axe Y: $3 \times (AWP5) - (AWP2) - (AWP4) = (AWP5 - AWP4) + (AWP5 - AWP2) + (AWP5)$

avec un taux de réussite de 90.9 % en utilisant l'algorithme de SVM.

La figure 5-24 illustre la carte de distribution 3D du genre à l'aide en plus de 2 précédents paramètre suivant:

- 3) Sur l'axe Z: $LF5 + 2 \times (LF3) - (LF2) - (LF4) = (LF3 - LF2) + (LF3 - LF4) + LF5$

avec un taux de réussite de 92.8 %.

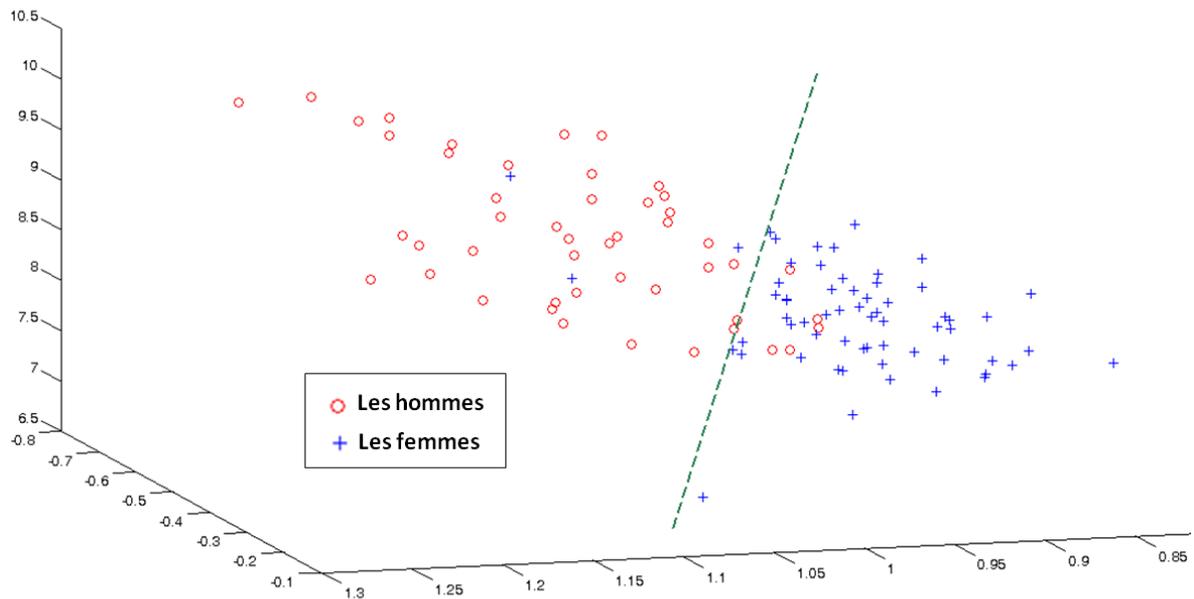


Figure 5-23: La classification du genre humain 3D en utilisant les paramètres *AWPs* et *LFs*.

Le tableau 5-7 montre la performance de chacun des trois paramètres mentionnés. Le premier paramètre, qui correspond à la largeur moyenne du majeur (c'est à dire le rapport entre la surface et la longueur), conduit au meilleur taux de précision lorsqu'il s'agit d'un classement portant sur 48 mâles et 63 femelles.

Tableau 5-7 : Les performances des 3 paramètres, issues par les grandeurs *AWPs* et *LFs*, sur la classification du genre.

	homme (moyen)	femme (moyen)	Précision %
le premier paramètre	10.683	9.322	F < 10 < M 89.18 %
le deuxième paramètre	5.4358	4.56416	F < 5 < M 69.36%
le troisième paramètre	87.537	80.245	F < 84 < M 78.38%

L'unité des paramètres est mm

5.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons évalué les performances des techniques d'extraction et de reconnaissance par «Phalange-Code», en utilisant les approches : « BF14PHA », « BS14PHA » et « B1PHA ». Ces trois méthodes sont fondées respectivement sur la détermination des descripteurs de Fourier, sur des mesures statistiques de forme ainsi que sur les rapports de vraisemblance géométrique.

L'étude a montré qu'il est possible d'identifier/vérifier les individus, à partir de la main droite ou la main gauche par extraction du « Phalange-Code » par « BF14PHA ». De plus, il a été montré que les individus peuvent être distingués en considérant uniquement quelques phalanges, sélectionnées (trois phalanges).

Lorsque l'on considère la technique de reconnaissance « B1PHA » utilisant le rapport de vraisemblance géométrique, il a été montré qu'un taux d'identification de 100 % ainsi qu'un taux d'EER proche de 0 % sont atteints en considérant une seule phalange.

En termes d'analyse, nous avons étudié la robustesse de notre approche en réduisant la résolution des images et en réduisant également la dose d'exposition en rayonnement. Par ailleurs, nous avons montré qu'il était possible de classer le genre des individus (homme/femme), à un taux de 93%, en utilisant les vecteurs caractéristiques obtenus par « BS14PHA ».

Finalement, nous concluons que l'identification des individus par les phalanges de la main semble être particulièrement efficace et très prometteuse.

Conclusions générales et perspectives

Au cours de cette thèse, nous avons développé une nouvelle approche biométrique utilisant les caractéristiques cachées de la main (biométrie cachée), comme une modalité candidate, robuste aux attaques de type « *Spoofing* ». Après avoir présenté un état de l'art sur la biométrie, nous nous sommes focalisés sur la description succincte des méthodes existantes (e.g. l'empreinte digitale, l'iris et la rétine, etc), en mettant en évidence leurs avantages ainsi que leurs limitations. Cela a permis le positionnement de l'approche proposée par rapport aux méthodes existantes.

La modalité proposée considère l'utilisation des images radiographiques de la main en vue de l'identification et l'authentification des individus. Dans ce contexte, nous avons élaboré un algorithme de reconnaissance automatique.

Dans la phase de prétraitement des images radiographiques, une des difficultés rencontrées concerne la segmentation au niveau des articulations inter-phalanges, est souvent difficile à les isoler. Ainsi, notre méthode de segmentation a été évaluée dans diverses conditions d'acquisition, telles que : image de faible résolution, image bruitée, dose d'exposition réduite, etc.

Après cette phase de segmentation, nous avons élaboré trois méthodes de modélisation des phalanges de la main. La première méthode « BF14PHA » mise en évidence, utilise la représentation complexe des descripteurs de Fourier afin de caractériser les contours des phalanges. Dans la deuxième méthode « BS14PHA », nous avons caractérisé la forme géométrique et morphologique d'une phalange par des mesures statistiques. Enfin, pour la troisième méthode « B1PHA », nous avons utilisé de nouveaux rapports de vraisemblance, utilisant la théorie de probabilités géométriques ainsi que l'histogramme des images en niveaux de gris.

Hormis le contexte d'identification et d'authentification, nous nous sommes intéressés à la classification du genre (homme/femme). Ainsi, une excellente performance a été atteinte en utilisant les paramètres de formes : largeur/longueur moyenne des doigts, comme les mesures distinctives.

Tout au long de cette thèse, nous avons construit notre propre base de données en réduisant les doses de rayonnement jusqu'à la plus faible mesure possible. Nous avons donc procédé par la

collecte de 403 images radiographiques de la main, acquises en utilisant la machine Apollo EZ X-Ray. Ces images sont issues de 115 adultes volontaires (hommes et femmes), non pathologiques. Ainsi, nous avons montré qu'il était possible d'identifier/authentifier des individus en réduisant la dose de rayonnement progressivement jusqu'à 98% de la dose standard spécifique à la main (contexte médical (1 mSv)).

Cette thèse nous a permis de mettre en évidence un ensemble de contributions, que l'on résume comme suit :

- Etant donné l'absence d'un *Benchmark*, nous avons construit une base de données de 403 images radiographiques de la main.
- Les individus peuvent être identifiés par les caractéristiques de leurs phalanges, que ce soit, celles de la main droite ou celles de la main gauche.
- Les individus peuvent être distingués en considérant uniquement quelques phalanges sélectionnées (trois phalanges). Ce résultat contribue significativement dans la minimisation de la dose de rayonnement.
- En utilisant l'information spectrale des contours des phalanges, nous pouvons utiliser seulement trois phalanges pour caractériser la main d'un individu avec un taux d'identification de 100%. Par ailleurs, avec six phalanges, il est possible d'atteindre un taux d'EER égal à 0%.
- La technique fondée sur les rapports de vraisemblance entre les phalanges permet d'atteindre un taux d'identification de 100% avec une seule phalange en considérant, à la fois, les caractéristiques de formes ainsi que l'information chromatique.
- Nous avons montré qu'il est possible de classer le genre des individus (homme/femme) en utilisant les caractéristiques géométriques des phalanges des doigts de la main, avec un taux de succès proche de 93 % (résultats obtenus à partir de notre base de données).
- Notre technique pourrait être considérée sans risque pour la santé en réduisant la dose d'exposition aux radiations jusqu'à 0,02 mSv. Cette dose est nettement inférieure au seuil autorisé par le NCRP ($0.02 \mu\text{Sv} < 1 \mu\text{Sv}$), dans les applications médicales.
- Nous avons montré qu'il est possible d'acquérir plus de 12500 images radiologiques de la main d'un seul individu durant une année sans dépasser le seuil administratif (0.25 mSv).

En termes de perspectives, cette thèse nous ouvre plusieurs pistes prometteuses pouvant être résumées comme suites:

- Amélioration des techniques proposées afin d'atteindre un taux EER de 0 % par l'utilisation d'une seule phalange.
- Utilisation d'un algorithme de segmentation supervisée afin d'éviter l'influence des distorsions des phalanges segmentées.
- Augmentation de la taille de notre base de données afin d'améliorer la précision des résultats obtenus jusqu'ici.
- Examiner le cas de vrais jumeaux.
- Étudier l'influence de la fusion des paramètres et/ou des modalités. Par exemple, on peut considérer une modélisation intégrant les caractéristiques de formes, les descripteurs de Fourier ainsi que l'information chromatique.
- Caractérisation des squelettes de la main en 3D.

Bibliographie

- [1] A. Nait-Ali, “Beyond classical biometrics: When using hidden biometrics to identify individuals,” in *2011 3rd European Workshop on Visual Information Processing (EUVIP)*, pp. 241–246, 2011.
- [2] A. Nait-Ali and R. Fournier, Eds., *Signal and Image Processing for Biometrics*, 1st ed. Wiley-ISTE, 2012.
- [3] A. K. Jain, “Biometric recognition: how do I know who you are?,” in *Signal Processing and Communications Applications Conference, 2004. Proceedings of the IEEE 12th*, pp. 3–5, 2004.
- [4] M. S. Khalil, D. Mohamad, M. K. Khan, and Q. Al-Nuzaili, “Fingerprint verification using statistical descriptors,” *Digit. Signal Process.*, vol. 20, no. 4, pp. 1264–1273, Jul. 2010.
- [5] P. Padma Polash and M. Maruf Monwar, “Human iris recognition for biometric identification,” in *10th international conference on Computer and information technology, 2007. iccit 2007*, pp. 1–5, 2007.
- [6] M. Negin, J. Chmielewski, T.A., M. Salganicoff, U. M. von Seelen, P. L. Venetainer, and G. G. Zhang, “An iris biometric system for public and personal use,” *Computer*, vol. 33, no. 2, pp. 70–75, 2000.
- [7] X. Zhang and Y. Gao, “Face recognition across pose: A review,” *Pattern Recognit.*, vol. 42, no. 11, pp. 2876–2896, Nov. 2009.
- [8] R. Singh, M. Vatsa, H. S. Bhatt, S. Bharadwaj, A. Noore, and S. S. Nooreyzedan, “Plastic Surgery: A New Dimension to Face Recognition,” *Ieee Trans. Inf. Forensics Secur.*, vol. 5, no. 3, pp. 441–448, Sep. 2010.
- [9] M. Adán, A. Adán, A. S. Vázquez, and R. Torres, “Biometric verification/identification based on hands natural layout,” *Image Vis. Comput.*, vol. 26, no. 4, pp. 451–465, Apr. 2008.
- [10] W. Moudani, A. Shahin, F. Chakik, A. SAYED, and F. Mora-Camino, “An Efficient Approach for Image Recognition using Data Mining,” *Int. J. Comput. Sci. Eng.*, vol. 3, no. 1, 2011.
- [11] F. Besbes, H. Trichili, and B. Solaiman, “Multimodal Biometric System Based on Fingerprint Identification and Iris Recognition,” in *3rd International Conference on*

Information and Communication Technologies: From Theory to Applications, 2008. ICTTA 2008, pp. 1–5, 2008.

- [12] B. Moghaddam, T. Jebara, and A. Pentland, “Bayesian face recognition,” *Pattern Recognit.*, vol. 33, no. 11, pp. 1771–1782, Nov. 2000.
- [13] M. Bashir and J. Kempf, “Area bound dynamic time warping based fast and accurate person authentication using a biometric pen,” *Digit. Signal Process.*, vol. 23, no. 1, pp. 259–267, Jan. 2013.
- [14] A. K. Jain, R. Bolle, and S. Pankanti, *Biometrics: Personal Identification in Networked Society*. Springer Science & Business Media, 1999.
- [15] S. Liu and M. Silverman, “A practical guide to biometric security technology,” *It Prof.*, vol. 3, no. 1, pp. 27–32, Jan. 2001.
- [16] Fan Yang and Baofeng Ma, “Two Models Multimodal Biometric Fusion Based on Fingerprint, Palm-Print and Hand-Geometry,” in *The 1st International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering, 2007. ICBBE 2007*, pp. 498–501, 2007.
- [17] S. Cimato, M. Gamassi, V. Piuri, D. Sana, R. Sassi, and F. Scotti, “Personal identification and verification using multimodal biometric data,” in *Proceedings of the 2006 IEEE International Conference on Computational Intelligence for Homeland Security and Personal Safety*, pp. 41–45, 2006.
- [18] A. Ross and A. Jain, *Multimodal biometrics: An overview*. na, 2004.
- [19] H. Vajaria, T. Islam, P. Mohanty, S. Sarkar, R. Sankar, and R. Kasturi, “Evaluation and analysis of a face and voice outdoor multi-biometric system,” *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 28, no. 12, pp. 1572–1580, Sep. 2007.
- [20] J. L. Blue, G. T. Candela, P. J. Grother, R. Chellappa, and C. L. Wilson, “Evaluation of pattern classifiers for fingerprint and OCR applications,” *Pattern Recognit.*, vol. 27, no. 4, pp. 485–501, Apr. 1994.
- [21] L. Latha, M. Pabitha, and S. Thangasamy, “A novel method for person authentication using retinal images,” in *2010 International Conference on Innovative Computing Technologies (ICICT)*, pp. 1–6, 2010.
- [22] J. Daugman, “How iris recognition works,” *Circuits Syst. Video Technol. Ieee Trans.*, vol. 14, no. 1, pp. 21–30, 2004.

- [23] Maaref H., Lelandais-Bonadè S., Vigneron V., Djemal K. et Montagne C., “Traitement et Analyse de Données et d’Images,” Décembre 2008.
- [24] N. Uchida, T. Shibahara, T. Aoki, H. Nakajima, and K. Kobayashi, “3D face recognition using passive stereo vision,” in *IEEE International Conference on Image Processing, 2005. ICIP 2005*, vol. 2, pp. II–950–3, 2005.
- [25] S. Lawrence, C. L. Giles, Ah Chung Tsoi, and A. D. Back, “Face recognition: a convolutional neural-network approach,” *Ieee Trans. Neural Networks*, vol. 8, no. 1, pp. 98–113, Jan. 1997.
- [26] Y. Yoshitomi, T. Miyaura, S. Tomita, and S. Kimura, “Face identification using thermal image processing,” in , *6th IEEE International Workshop on Robot and Human Communication, 1997. RO-MAN '97. Proceedings*, pp. 374–379, 1997.
- [27] A. K. Jain, A. Ross, and S. Prabhakar, “An Introduction to Biometric Recognition,” *Ieee Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, vol. 14, no. 1, pp. 4–20, Jan. 2004.
- [28] M. D. Marsico, M. Nappi, and D. Riccio, “Face authentication with undercontrolled pose and illumination,” *Signal Image Video Process.*, vol. 5, no. 4, pp. 401–413, Nov. 2011.
- [29] P. Dai and I. Y. Soon, “An improved model of masking effects for robust speech recognition system,” *Speech Commun.*, vol. 55, no. 3, pp. 387–396, Mar. 2013.
- [30] M. Faundez-Zanuy and E. Monte-Moreno, “State-of-the-art in speaker recognition,” *Ieee Aerosp. Electron. Syst. Mag.*, vol. 20, no. 5, pp. 7–12, 2005.
- [31] K. Michael, “The legal, social and ethical controversy of the collection and storage of fingerprint profiles and DNA samples in forensic science,” in *2010 IEEE International Symposium on Technology and Society (ISTAS)*, pp. 48–60, 2010.
- [32] G. Zheng, C.-J. Wang, and T. E. Boulton, “Application of Projective Invariants in Hand Geometry Biometrics,” *Ieee Trans. Inf. Forensics Secur.*, vol. 2, no. 4, pp. 758–768, 2007.
- [33] V. Kanhangad, A. Kumar, and D. Zhang, “Contactless and Pose Invariant Biometric Identification Using Hand Surface,” *Ieee Trans. Image Process.*, vol. 20, no. 5, pp. 1415–1424, 2011.
- [34] G. K. Ong Michael, T. Connie, and A. B. Jin Teoh, “A Contactless Biometric System Using Palm Print and Palm Vein Features,” in *Advanced Biometric Technologies*, G. Chetty, Ed. InTech, 2011.

- [35] Y. Zhou and A. Kumar, "Human Identification Using Palm-Vein Images," *Ieee Trans. Inf. Forensics Secur.*, vol. 6, no. 4, pp. 1259–1274, 2011.
- [36] O. Nomir and M. Abdel-Mottaleb, "A system for human identification from X-ray dental radiographs," *Pattern Recognit.*, vol. 38, no. 8, pp. 1295–1305, Aug. 2005.
- [37] O. Nomir and M. Abdel-Mottaleb, "Human Identification From Dental X-Ray Images Based on the Shape and Appearance of the Teeth," *Ieee Trans. Inf. Forensics Secur.*, vol. 2, no. 2, pp. 188–197, 2007.
- [38] J. Raju and C. K. Modi, "A Proposed Feature Extraction Technique for Dental X-Ray Images Based on Multiple Features," in *2011 International Conference on Communication Systems and Network Technologies (CSNT)*, pp. 545–549, 2011.
- [39] M. Abdel-Mottaleb, O. Nomir, D. E. Nassar, G. Fahmy, and H. H. Ammar, "Challenges of developing an automated dental identification system," in *2003 IEEE 46th Midwest Symposium on Circuits and Systems*, vol. 1, pp. 411–414, 2003.
- [40] A. Gertych, A. Zhang, J. Sayre, S. Pospiech-Kurkowska, and H. K. Huang, "Bone age assessment of children using a digital hand atlas," *Comput. Med. Imaging Graph.*, vol. 31, no. 4–5, pp. 322–331, Jun. 2007.
- [41] A. Zhang, A. Gertych, and B. J. Liu, "Automatic bone age assessment for young children from newborn to 7-year-old using carpal bones," *Comput. Med. Imaging Graph.*, vol. 31, no. 4–5, pp. 299–310, Jun. 2007.
- [42] A. Bielecki, M. Korkosz, and B. Zieliński, "Hand radiographs preprocessing, image representation in the finger regions and joint space width measurements for image interpretation," *Pattern Recognit.*, vol. 41, no. 12, pp. 3786–3798, Dec. 2008.
- [43] "ICRP, 1977. Recommendations of the ICRP. ICRP Publication 26. Ann. ICRP 1 (3)."
- [44] "International Commission on Radiological Protection. ICRP Publication 60. Pergamon Press, Oxford (1990)."
- [45] D. Hart, D. Jones, and B. Wall, "Estimation of effective dose in diagnostic radiology from entrance surface dose and dose-area product measurements," *NRPB*, p. 262, 1994.
- [46] "Jones D.G. and Wall B.F. Organ Doses from Medical X-Ray Examinations Calculated using Monte Carlo Techniques. NRPB-R186. 1985."
- [47] "Drexler G., Panzer. W., Widenmann L., Williams G. and Zankl M. The Calculation of Dose from External Photon Exposures Using Reference Human Phantoms and Monte Carlo

Methods, Part 3: Organ Doses in X-Ray Diagnosis, GSF-Bericht S-1026, 1984, Revised and amended: GSF-Bericht 11/90 (1990).”

- [48] Y. Kabbara, A. Shahin, A. Nait-Ali, and M. Khalil, “An automatic algorithm for human identification using hand X-ray images,” in *2013 2nd International Conference on Advances in Biomedical Engineering (ICABME)*, pp. 167–170, 2013.
- [49] “Commentary No. 16 - Screening of Humans for Security Purposes Using Ionizing Radiation Scanning Systems.”
- [50] “X-Ray Risk.” [Online]. Available: <http://www.xrayrisk.com/calculator/calculator.php>. [Accessed: 30-Oct-2013].
- [51] Jzau-Sheng Lin, R. M. Chen, and Y. M. Huang, “Medical image segmentation using mean field annealing network,” in *International Conference on Image Processing, 1997. Proceedings*, vol. 2, pp. 855–858 vol.2, 1997.
- [52] J. A. Kauffman, “Segmentation of hand radiographs by using multi-level connected active appearance models”, vol. 5747, pp. 1571–1581, 2005.
- [53] L. Zhu and S. Zhang, “Multimodal biometric identification system based on finger geometry, knuckle print and palm print,” *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 31, no. 12, pp. 1641–1649, Sep. 2010.
- [54] M. Khalil and J. Duchêne, “Detection and classification of multiple events in piecewise stationary signals: Comparison between autoregressive and multiscale approaches,” *Signal Process.*, vol. 75, no. 3, pp. 239–251, Jun. 1999.
- [55] N. Otsu, “A threshold selection method from gray-level histograms,” *Ieee Trans Syst Man Cybern*, vol. 9, pp. 62–66, 1979.
- [56] D. A. El Morsi and A. A. Al Hawary, “Sex determination by the length of metacarpals and phalanges: X-ray study on Egyptian population,” *J. Forensic Leg. Med.*, vol. 20, no. 1, pp. 6–13, Jan. 2013.
- [57] G. A. Eshak, H. M. Ahmed, and E. A. M. Abdel Gawad, “Gender determination from hand bones length and volume using multidetector computed tomography: A study in Egyptian people,” *J. Forensic Leg. Med.*, vol. 18, no. 6, pp. 246–252, Aug. 2011.
- [58] P. J. Phillips, A. Martin, C. L. Wilson, and M. Przybocki, “An introduction evaluating biometric systems,” *Computer*, vol. 33, no. 2, pp. 56–63, 2000.

- [59] S. Pankanti, A. Jain, and L. Hong, “Biometrics: Promising frontiers for emerging identification market,” *Comm Acm*, pp. 91–98, 2000.
- [60] S. Prabhakar and A. K. Jain, “Decision-level Fusion in Biometric Verification,” *Ieee Trans Patt Anal Mach. Intell*, vol. 2001, pp. 88–98, 2000.
- [61] J. A. Kauffman, C. H. Slump, and H. J. Bernelot Moens, “Matching hand radiographs,” in *Overview of the workshops ProRISC-SAFE, November 17-18, 2005, Veldhoven, the Netherlands*, Veldhoven, The Netherlands, pp. 629–633, 2005.
- [62] J. P. Egan, *Signal Detection Theory and Roc Analysis*. New York: Academic Pr, 1975.
- [63] K. Soga, E. T. Bowman, and W. Drummond, “Particle shape characterisation using Fourier descriptor analysis,” *Géotechnique*, vol. 51, no. 6, pp. 545–554, Jan. 2001.
- [64] R. M. Bolle, J. H. Connell, S. Pankanti, N. K. Ratha, and A. W. Senior, “The relation between the ROC curve and the CMC,” in *Fourth IEEE Workshop on Automatic Identification Advanced Technologies*, pp. 15–20, 2005.

Liste de publications

Y. Kabbara, A. Shahin, A. Nait-Ali, and M. Khalil, “An automatic algorithm for human identification using hand X-ray images,” in 2013 2nd International Conference on Advances in Biomedical Engineering (ICABME), 2013, pp. 167–170, Tripoli, Lebanon September 11-13, 2013.

K. El Soufi, **Y. Kabbara**, A. Shahin, M. Khalil, and A. Nait-Ali, “CIMOR: An automatic segmentation to extract bone tissue in hand x-ray images,” in 2013 2nd International Conference on Advances in Biomedical Engineering (ICABME), 2013, pp. 171–174, Tripoli, Lebanon September 11-13, 2013.

Y. Kabbara, A. Shahin, A. Nait-Ali, and M. Khalil, “Gender Classification by X-Ray Images of Hand,” in The 20th LAAS International Science Conference Advanced Research for Better Tomorrow, 2014, Hadath, Lebanon March 27-29, 2014.

Y. Kabbara, A. Shahin, A. Nait-Ali, and M. Khalil, “Gaussian Noise Effect in Biometric System based on Hand X-Ray Image,” in The 20th LAAS International Science Conference Advanced Research for Better Tomorrow, 2014, Hadath, Lebanon March 27-29, 2014.

Y. Kabbara, A. Shahin, A. Nait-Ali, and M. Khalil, “Human Verification with Dose Reduction in Controlled X-Ray Device for Hidden Biometric,” Information Forensics and Security, IEEE Transactions on (re-submitted) 2014.

Y. Kabbara, A. Shahin, A. Nait-Ali, and M. Khalil, “Hidden Biometric Identification/Authentication using Fourier Descriptors based on Phalanx Selection from Hand X-Ray Images with Safety considerations,” Signal, Image and Video Processing (SIVP), 2014 (Submitted).

Y. Kabbara, A. Shahin, A. Nait-Ali, and M. Khalil, “B1PHA: A New Hidden Biometric Modality Based on 1-Phalanx for Human Authentication,” Information Forensics and Security, IEEE Transactions on, 2015. (under submission).

Le mot de la fin

Les travaux effectués durant ces trois années de thèse m'ont permis, d'une part d'approfondir mes connaissances en biométrie et d'autre part, d'y apporter une modeste contribution à la recherche scientifique, notamment dans le contexte de la biométrie cachée.