République algérienne démocratique et populaire

Ministère de l'Enseignement supérieur et de la Recherche scientifique

Université Mohamed El Bachir El Ibrahimi de Bordj Bou Arréridj
Faculté des Mathématiques et de l'Informatique

Département d'Informatique



THÈSE DE DOCTORAT EN SCIENCES

specialite : Informatique

INTITULÉ

Système avancé de reconnaissance biométrique multimodale des personnes

Présentée et soutenue publiquement par :

Mounir Benmalek

Le : 07 /07/2026

Devant le jury composé de :

Pr. Nouioua Farid	Université de Bordj Bou Arréridj	Président
Pr. Attia Abdelouahab	Université de Bordj Bou Arréridj	Directeur de thèse
Pr. Bouziane Abderraouf	Université de Bordj Bou Arréridj	Co-directeur de thèse
Dr. Belhadj foudil	Université de Bordj Bou Arréridj	Examinateur
Dr. Slimani Yacine	Université de Setif	Examinateur
Dr. Barakat Abdelbaset	Université de M'sila	Examinateur

Dédicace

À la mémoire de ma mère, paix à son âme,
dont l’amour, les sacrifices et les prières continuent d’éclairer mon chemin.

À mon père,
pour son soutien, sa patience et ses conseils précieux.

À mon épouse,
pour sa présence, sa compréhension et son encouragement constant.

À mes chers enfants, Yacine, Baraa et Menna,
source de joie, d’espérance et de motivation au quotidien.

À mes frères et mes sœurs,
pour leur affection, leur confiance et leur soutien.

Et à tous ceux qui nous aiment,
qui m’ont aidé, encouragé et motivé tout au long de ce parcours.

إهداء

إلى روح أمي الطاهرة، رحمها الله وأسكنها فسيح جناته،

التي كان حبها ودعاؤها أعظم سند في حياتي.

إلى أبي العزيز،

تقديرًا لصبره ودعمه ونصائحه التي كانت نبراسًا لي.

إلى زوجتي الغالية،

على محبتها وصبرها ومساندتها الدائمة.

إلى أبنائي الأحباء :ياسين، براء و منة،

الذين كانوا مصدر فرح وأمل ودافع للاستمرار.

إلى إخوتي وأخواتي،

على محبتهم ووقوفهم إلى جانبي.

وإلى كل من يحبنا،

وإلى كل من ساعدني وشجعني ورفع من معنوياتي طوال هذا المسار.

Remerciements

Avant tout, je rends grâce à Dieu Tout-Puissant, qui m'a donné la santé, la patience, le courage et la volonté nécessaires pour mener ce travail à son terme.

J'adresse mes plus sincères remerciements à mon directeur de thèse, le Professeur Attia Abdelouahab, pour la confiance qu'il m'a accordée, pour la qualité de son encadrement, pour ses orientations scientifiques et pour la disponibilité qu'il a manifestée tout au long de cette thèse.

J'exprime également ma profonde gratitude à mon co-directeur de thèse, le Professeur Bouziane Abderraouf, pour ses conseils, ses remarques pertinentes et son accompagnement constant durant la réalisation de ce travail.

Je tiens à remercier très chaleureusement les membres du jury pour l'honneur qu'ils me font en acceptant d'évaluer cette thèse et de participer à sa soutenance. Leurs remarques, leurs observations et leurs recommandations contribueront sans aucun doute à améliorer ce travail.

J'adresse aussi mes remerciements à toutes les personnes qui m'ont aidé, soutenu, encouragé et motivé, de près ou de loin, durant ce parcours doctoral.

Enfin, je remercie ma famille pour sa patience, son affection et son soutien indéfectible, qui ont constitué une source permanente de force et de sérénité.

Résumé

Les systèmes biométriques unimodaux, bien qu'efficaces en environnement contrôlé, restent sensibles aux variations d'acquisition, à la variabilité intra-classe et aux limites d'une seule modalité. Cette thèse propose un cadre méthodologique consacré à la biométrie de la main, articulé autour de trois contributions complémentaires validées séparément : la reconnaissance multi-instance des Finger Knuckle Prints (FKP) par fusion intra-modale au niveau des scores entre les régions major et minor, avec extraction BSIF et classification par Deep Rule-Based (DRB) ; un classifieur évolutif à prototypes hiérarchiques (HP) pour le palmprint multispectral, fondé sur l'apprentissage incrémental, une organisation pyramidale et une explicabilité par trace des prototypes ; et des classifieurs DRB (supervisé) et SSDRB (semi-supervisé) pour la vérification FKP, produisant une décision interprétable par règles activées et limitant la dépendance aux données annotées. Une précision importante doit être rappelée : les bases publiques utilisées, PolyU FKP et PolyU Multispectral Palmprint, ne partagent pas les mêmes sujets ; aucune validation expérimentale d'un système multimodal intégré de bout en bout n'a donc pu être réalisée. L'apport doctoral principal réside dans l'articulation méthodologique de trois contributions, et non dans la revendication d'un système opérationnel complet. Les résultats montrent qu'en FKP, la fusion major/minor atteint une exactitude de 99,50 % avec un EER de 0,10 % ; qu'avec HP, le Rank-1 varie de 99,47 % à 100,00 % selon la bande spectrale, pour un EER compris entre 0,0002 % et 0,2663 % ; et que SSDRB rapporte un EER de 0,00 % au centième (valeur arrondie publiée dans [23], sans courbe DET détaillée ni intervalle de confiance EER exploitable dans la source) avec un Rank-1 de 99,90 %. Pris ensemble, ces résultats soutiennent la pertinence d'un cadre orienté main conciliant fusion, apprentissage évolutif et interprétabilité.

Mots-clés : biométrie multimodale, FKP, palmprint multispectral, fusion, classifieur évolutif, DRB, SSDRB, interprétabilité.

Abstract

Although unimodal biometric systems are effective in controlled environments, they remain sensitive to acquisition variations, intra-class variability, and the intrinsic limitations of relying on a single modality. This thesis proposes a hand-oriented methodological framework structured around three complementary contributions validated separately: multi-instance Finger Knuckle Print (FKP) recognition through score-level intramodal fusion of major and minor knuckle regions using BSIF features and a Deep Rule-Based (DRB) classifier; an evolving hierarchical prototype classifier (HP) for multispectral palmprint recognition, combining incremental learning, pyramidal organization, and explainability through prototype traces; and supervised (DRB) and semi-supervised (SSDRB) deep rule-based classifiers for FKP verification, yielding interpretable decisions through activated rules while improving label efficiency. An important limitation must be stated explicitly: the public databases used in this thesis, PolyU FKP and PolyU Multispectral Palmprint, do not share the same subjects; therefore, no end-to-end experimental validation of a fully integrated multimodal system was possible. The main doctoral contribution lies in the methodological integration of three independently validated components rather than in a single operational multimodal system. Experimentally, FKP fusion reaches 99.50% exactitude with 0.10% EER; HP reaches Rank-1 values from 99.47% to 100.00% depending on the spectral band, with EER values from 0.0002% to 0.2663%; and SSDRB reports an EER rounded to 0.00% in the source publication [23] (without a detailed DET curve or exploitable EER confidence interval in the published form) together with 99.90% Rank-1. Taken together, these results support the relevance of a hand-oriented framework combining fusion, evolving learning, and interpretability.

Keywords: multimodal biometrics, FKP, multispectral palmprint, fusion, evolving classifier, DRB, SSDRB, interpretability.

الملخص

تُظهر الأنظمة البيومترية أحادية النمط، رغم فعاليتها في البيئات المضبوطة، حساسية تجاه تغيرات الاكتساب والتباين داخل الصنف وحدود الاعتماد على نمط واحد .تقترح هذه الأطروحة إطارًا منهجيًا موّجهًا نحو السمات البيومترية لليد، قائمًا على ثلاث مساهمات متكاملة تم التحقق منها بصورة منفصلة :التعرّف متعدد الحالات لبصمات مفاصل الأصابع

(FKP)عبر دمج داخل النمط على مستوى الدرجات بين منطقتي major و minor مع استخراج خصائص BSIF والتصنيف بواسطةDRB ؛ ومصنفًا تطوريًا قائمًا على النماذج الأولية الهرمية (HP) من أجل بصمة الكف متعددة الأطياف، يعتمد على التعلم التزايدي والتنظيم الهرمي وإمكانية تفسير القرار عبر تتبع النماذج الأولية؛ ثم المصنفين DRB و SSDRB للتحقق منFKP ، حيث يوفّران قرارًا قابلاً للتفسير عبر القواعد المفعّلة مع تقليل الاعتماد على البيانات الموسومة .ومن الضروري التأكيد على أن قواعد البيانات العامة المستخدمة، PolyU FKP و PolyU Multispectral Palmprint، لا تشترك في نفس الأشخاص، ولذلك لم يكن من الممكن إجراء تحقق تجريبي شامل لنظام متعدد الأنماط من البداية إلى النهاية .ويتمثل الإسهام الدكتوراليي الرئيس في الاتساق المنهجي بين هذه المساهمات الثلاث، لا في الادعاء بوجود نظام تشغيلي متكامل .وقد أظهرت النتائج أنه في FKP يبلغ الدمج بين major و minor دقة قدرها % 99,50 مع

EERيساوي% 0,10 ؛ وبالنسبة إلى HP يتراوح Rank-1 بين % 99,47 و % 100,00 حسب الحزمة الطيفية، مع EERبين % 0,0002 و% 0,2663 ؛ أما SSDRB فقد سجّل في المصدر قيمة EER مدوّرة إلى % 0,00 عند منزلتين عشريتين، من دون منحنى DET مفصل أو مجال ثقة تفصيلي لهذه القيمة في الصيغة المنشورة، مع Rank-1 قدره .% 99,90وتدعم هذه النتائج مجتمعةً أهمية إطار موّجه لقياسات اليد يجمع بين الدمج والتعلّم التطوري وقابلية التفسير.

الكلمات المفتاحية: القياسات الحيوية متعددة الأنماط، بصمات مفاصل الأصابع، بصمة الكف متعددة الأطياف، الدمج، المصنف التطوري، DRB، SSDRB، قابلية التفسير.

Table des matières

Introduction générale 8

Contexte de recherche 8

Motivation 8

Choix des modalités 8

Objectifs de la thèse 9

Contributions 9

Limitation fondamentale 9

Plan du manuscrit 9

1 Chapitre 1 Fondements de la biométrie multimodale 10

1.1 Introduction 10

1.2 Concepts généraux de la biométrie 10

1.2.1 Critères d'une modalité biométrique 11

1.3 Architecture d'un système biométrique 12

1.4 Biométrie et authentification classique 12

1.4.1 Bénéfices de la biométrie 13

1.4.2 Limites de la biométrie 13

1.5 Sécurité, confidentialité et explicabilité 13

1.6 Biométrie multimodale 14

1.7 Évaluation des performances biométriques 14

1.7.1 Vérification biométrique 15

1.7.2 Identification biométrique 15

1.7.3 Niveaux de fusion 16

1.8 Focus sur les modalités biométriques de la main 17

1.8.1 Finger Knuckle Print (FKP) 17

1.8.2 Palmprint multispectral 18

1.9 Travaux récents sur la FKP 18

1.10 Classifieurs évolutifs et interprétables en biométrie 20

1.11 Apprentissage semi-supervisé en biométrie 21

1.12 Positionnement scientifique de la thèse 22

1.13 Conclusion 23

2 Chapitre 2 Méthodologie de conception du cadre biométrique proposé 25
2.1 Introduction 25
2.2 Architecture globale du cadre biométrique proposé 25
2.3 Modalités biométriques retenues 26
2.4 La FKP comme modalité centrale 26
2.4.1 Le palmprint multispectral comme modalité complémentaire 26
2.5 Phases d'enrôlement et de reconnaissance 27
2.5.1 Phase d'enrôlement 27
2.5.2 Phase de reconnaissance 27
2.6 Prétraitement et extraction des régions d'intérêt 28
2.6.1 Prétraitement des images FKP 28
2.6.2 Prétraitement des images de palmprint multispectral 28
2.7 Représentation et extraction de caractéristiques 29
2.7.1 Formalisation mathématique du cadre proposé 29
2.8 Définition 1 (Vérification biométrique). 30
2.9 Définition 2 (Fusion des scores). 30
2.10 Définition 3 (Fusion des caractéristiques FKP). 30
2.11 Définition 4 (Equal Error Rate). 30
2.11.1 Représentation des FKP 31
2.11.2 Représentation du palmprint multispectral 31
2.12 Comparaison et calcul de similarité 31
2.13 Intégration des classifieurs dans le système biométrique 31
2.13.1 Classifieur évolutif HP pour le palmprint multispectral 31
2.13.2 Classifieurs DRB et SSDRB pour la vérification FKP 32
2.14 Place de la fusion dans l'intégration proposée 33
2.14.1 Fusion effectivement étudiée dans l'article major/minor FKP 33
2.14.2 Place de HP et de SSDRB dans l'intégration proposée 34
2.14.3 Justification de la stratégie de fusion retenue dans les articles 34
2.15 Synthèse méthodologique du chapitre 34
2.16 Conclusion 34

3 Chapitre 3 Synthèse comparative des résultats 35
3.1 Introduction 35

3.2 Bases de données utilisées 35
3.2.1 Base PolyU FKP 35
3.2.2 Base PolyU Multispectral Palmprint 35
3.3 Protocoles expérimentaux 36
3.3.1 Protocole de l'article major/minor FKP 36
3.3.2 Protocole de l'article HP 36
3.3.3 Protocole de l'article SSDRB 37
3.3.4 Significativité statistique et reproductibilité 38
3.4 Résultats expérimentaux 39
3.4.1 Reconnaissance FKP major/minor 39
3.4.2 Fusion intra-modale major/minor 40
3.4.3 Évaluation du classifieur HP 41
3.4.4 Évaluation de DRB/SSDRB pour la vérification FKP 41
3.5 Comparaison avec l'état de l'art 42
3.6 Discussion générale des résultats 42
3.7 Conclusion 43

4 Chapitre 4 Reconnaissance FKP multi-instance et fusion intra-modale 44
4.1 Introduction 44
4.2 Motivation de l'approche FKP multi-instance 44
4.3 Bases anatomiques et définition des régions exploitées 44
4.4 Architecture générale de la contribution 44
4.5 Extraction des régions d'intérêt 45
4.6 Extraction de caractéristiques par BSIF 46
4.7 Classification par DRB 47
4.8 Stratégies de fusion intra-modale 47
4.9 Protocole expérimental 48
4.10 Résultats unimodaux 48
4.11 Résultats de fusion 49
4.12 Comparaison avec l'état de l'art 51
4.13 Discussion 52
4.14 Conclusion 52

5 Chapitre 5 Classifieur évolutif HP pour le palmprint multispectral 53
5.1 Introduction 53
5.2 Motivation scientifique 53
5.3 Le palmprint multispectral comme modalité complémentaire 53
5.4 Principe général du classifieur HP 54
5.5 Hiérarchie de prototypes et compacité représentationnelle 56
5.6 Apprentissage incrémental et adaptation inter-session 56
5.7 Évaluation du classifieur HP sur le palmprint multispectral 57
5.8 Apport méthodologique de HP dans la thèse 59
5.9 Limites de la contribution 59
5.10 Conclusion 60

6 Chapitre 6 Classifieurs DRB/SSDRB pour la vérification FKP 61
6.1 Introduction 61
6.2 Motivation scientifique 61
6.3 Positionnement de la contribution dans l'architecture de la thèse 61
6.4 Principe du classifieur DRB 62
6.5 Extension semi-supervisée : SSDRB 62
6.6 Représentation des FKP et cohérence méthodologique 63
6.7 Évaluation expérimentale de DRB/SSDRB 63
6.8 Vérification méthodologique et prudence d'interprétation 63
6.9 Analyse de robustesse complémentaire 64
6.10 Apports scientifiques de DRB/SSDRB 66
6.11 Rôle de cette contribution dans l'apport doctoral central 67
6.12 Limites de la contribution 67
6.13 Conclusion 67

7 Chapitre 7 Synthèse générale, discussion et conclusion 68
7.1 Introduction 68
7.2 Synthèse des résultats principaux 68
7.3 Apport scientifique de l'orientation biométrique vers les modalités de la main 68
7.4 Apport méthodologique du classifieur HP 69
7.5 Apport méthodologique des classifieurs DRB/SSDRB 69

7.6 Complémentarité méthodologique entre HP et SSDRB 69
7.7 Mise en perspective de la fusion appliquée dans les articles 70
7.8 Synthèse visuelle des courbes de performance 71
7.9 Analyse des cas d'échec 71
7.10 Complexité computationnelle 73
7.11 Positionnement face au deep learning récent 74
7.12 Scalabilité et passage à l'échelle 75
7.13 Limites de la thèse 76
7.14 Perspectives de recherche 76
7.15 Conclusion 77

Conclusion générale 78
Bilan 78
Rappel et résumé des contributions 78
Limites 78
Perspectives 78
Conclusion finale 79

Liste des acronymes 80

Annexes 81
Annexe A — Protocoles expérimentaux détaillés 81
Annexe B — Paramètres méthodologiques et réglages expérimentaux 81
Annexe C — Publications associées à la thèse 81
Annexe D — Note sur la politique bibliographique 81
Annexe E — Note sur la reproductibilité 82

Travaux et publications issus de cette thèse 83

Bibliographie 84

Webographie 90

Table des figures

Figure 1.1: Taxonomie générale des modalités biométriques 11
Figure 1.2: Architecture générique d'un système biométrique 12
Figure 1.3: Points d'attaque d'un système biométrique et contre-mesures associées 14
Figure 1.4: Exemples de courbes ROC/DET issues des résultats expérimentaux FKP 15
Figure 1.5: Niveaux de fusion en biométrie multimodale 17
Figure 1.6: Pipeline typique d'extraction de ROI pour la FKP 18
Figure 1.7: Complémentarité entre FKP et palmprint multispectral 18
Figure 1.8: Positionnement scientifique de la thèse 22
Figure 2.1: Architecture globale du cadre biométrique proposé 26
Figure 2.2: Organisation du système en enrôlement et en reconnaissance 28
Figure 2.3: Pipeline typique d'extraction de ROI pour le palmprint multispectral 29
Figure 2.4: Organigramme de fonctionnement du classifieur évolutif HP 32
Figure 3.1: Surface dorsale du doigt illustrant les régions major et minor knuckle 36
Figure 3.2: Étapes d'extraction de la ROI FKP 36
Figure 3.3: Schéma conceptuel de la hiérarchie pyramidale du classifieur HP 37
Figure 3.4: Architecture générale du système FKP fondé sur SSDRB 37
Figure 3.5: Illustration de l'extraction de caractéristiques FKP par BSIF 38
Figure 3.6: Architecture du classifieur DRB 39
Figure 3.7: Courbes ROC des configurations unimodales major et minor 40
Figure 3.8: Courbes DET / EER des configurations unimodales major et minor 40
Figure 3.9: Courbes ROC des stratégies de fusion major/minor 41
Figure 4.1: Architecture générale du système FKP basé sur les régions major/minor knuckle 45
Figure 4.2: Illustration de l'extraction de caractéristiques FKP par BSIF 47
Figure 4.3: Résultats unimodaux des régions major et minor knuckle 49
Figure 4.4: Courbe CMC de la meilleure configuration major knuckle 49
Figure 4.5: Résultats de fusion major/minor avec différentes règles de combinaison 50
Figure 5.1: Schéma conceptuel de la hiérarchie pyramidale du classifieur HP 54
Figure 5.2: Chaîne de traitement expérimentale du système de reconnaissance du palmprint multispectral 56
Figure 5.3: Performances de HP selon la bande spectrale (Rank-1 et EER) 58
Figure 5.4: Courbes CMC du classifieur HP sur palmprint multispectral 58
Figure 5.5: Évolution indicative du nombre de prototypes HP en fonction du nombre d'échantillons 59
Figure 6.1: Architecture générale du système FKP fondé sur DRB/SSDRB 62
Figure 6.2: Sensibilité de SSDRB au paramètre φ selon la métrique de distance 65
Figure 6.3: Courbe DET indicative pour SSDRB (schéma non fourni par la source) 65
Figure 6.4: EER en fonction du pourcentage de données annotées (schéma prospectif pour SSDRB) 66
Figure 7.1: Complémentarité méthodologique entre la fusion FKP, le classifieur HP et les modèles DRB/SSDRB 70
Figure 7.2: Synthèse visuelle des courbes réellement mobilisées dans le manuscrit 71
Figure 7.3: Matrice d'analyse des cas d'échec typiques (faux rejets et fausses acceptations) dans une chaîne biométrique de la main 72
Figure 7.4: Exemples schématiques de ROI bien et mal extraites (cas d'échec) 72

Liste des tableaux

Tableau 1.1: Critères d'évaluation d'une modalité biométrique....11
Tableau 1.2: Principales métriques d'évaluation biométrique....15
Tableau 1.3: Comparaison des niveaux de fusion biométrique....16
Tableau 1.4– Positionnement de l'approche proposée par rapport à l'état de l'art....23
Tableau 2.1: Modalités biométriques retenues dans le système proposé....27
Tableau 2.2: Étapes de prétraitement dans le système proposé....29
Tableau 2.3: Représentations privilégiées dans la thèse....31
Tableau 2.4: Rôle méthodologique des briques HP et DRB/SSDRB....33
Tableau 2.5: Place de la fusion dans les articles....34
Tableau 3.1: Bases de données utilisées dans les trois articles....35
Tableau 3.2: Récapitulatif des meilleures configurations, fusions et distances des trois articles....43
Tableau 4.1: Étapes d'extraction de la ROI minor knuckle (adaptée de [36])....46
Tableau 4.2: Comparaison unimodale des régions major et minor knuckle (adaptée de [36])....48
Tableau 4.3: Performances de fusion major/minor knuckle (adaptée de [36])....50
Tableau 4.4: Positionnement comparatif par rapport à l'état de l'art (adaptée de [36])....51
Tableau 4.5: Estimation qualitative de l'apport des briques du pipeline FKP....52
Tableau 5.1: Caractéristiques de la base PolyU Multispectral Palmprint utilisée pour HP (adapté de [37])....54
Tableau 5.2: Principes méthodologiques du classifieur HP (synthèse fondée sur [37])....55
Tableau 5.3: Résultats principaux du classifieur HP sur PolyU MSP (adapté de [37])....57
Tableau 6.1: Résultat principal de SSDRB sur PolyU-FKP (adapté de [23])....63
Tableau 6.2: Protocole recommandé d'analyse de robustesse pour SSDRB....64
Tableau 6.3: Apports méthodologiques de DRB/SSDRB (synthèse fondée sur [23])....67
Tableau 7.1: Synthèse des principaux enseignements expérimentaux....68
Tableau 7.2: Complémentarité entre HP et SSDRB....70
Tableau 7.3: Place de la fusion dans les trois contributions....71
Tableau 7.4: Synthèse des principaux cas d'échec et des garde-fous méthodologiques associés....73
Tableau 7.5: Complexité computationnelle indicative des principales briques du cadre proposé....74
Tableau 7.6: Positionnement comparatif du cadre proposé face aux approches profondes récentes....75

Introduction générale

Contexte de recherche

Dans un monde où la sécurité des personnes, des données et des infrastructures constitue un enjeu stratégique majeur, les systèmes d'authentification traditionnels — mots de passe, codes PIN, cartes à puce — montrent des limites désormais bien documentées. Ils peuvent être partagés, volés ou contrefaits, et leur fiabilité dépend entièrement de la vigilance ou de la mémoire de l'utilisateur.

Face à ces insuffisances, la biométrie s'impose comme une alternative naturelle : elle fonde l'authentification sur ce que l'individu est, plutôt que sur ce qu'il possède ou sait. La reconnaissance biométrique couvre les caractéristiques physiologiques (empreinte digitale, iris, géométrie de la main, visage) et comportementales (signature, démarche, voix). Depuis les travaux fondateurs de Jain et al. [1,2] et les synthèses de Ross et al. [4], ce domaine a connu une expansion rapide, motivée par les besoins croissants en contrôle d'accès, en forensique et en sécurité des transactions numériques.

Cependant, les systèmes biométriques unimodaux — basés sur une seule modalité — présentent des vulnérabilités importantes. Ils sont sensibles au bruit d'acquisition (conditions d'éclairage, positionnement, état de la peau), à la variabilité intra-classe (différences naturelles entre deux acquisitions du même individu), et à la dérive temporelle des caractéristiques (vieillissement, blessures). De plus, l'avènement des modèles d'apprentissage profond a introduit un problème de "boîte noire", rendant les décisions opaques et parfois incompatibles avec les exigences réglementaires (RGPD article 22, AI Act).

Motivation

La biométrie multimodale — combinant plusieurs sources d'information — constitue une réponse naturelle à ces limitations. Elle renforce la robustesse et réduit les taux d'erreur. Pourtant, trois exigences clés restent difficilement conciliables :

1. La robustesse par fusion de sources complémentaires,
2. L'adaptabilité temporelle des systèmes,
3. La transparence décisionnelle et interprétabilité.

Aucun cadre existant ne traite simultanément ces trois exigences, que nous désignons comme le **trilemme biométrique**. Les travaux d'Attia et al. [87] excellent dans la fusion mais manquent d'interprétabilité ; les classifieurs évolutifs de Gu et Ding [85] offrent l'adaptation sans fusion ; les approches interprétables d'Angelov [28] restent unimodales. Ce triple gap constitue le point de départ de notre recherche.

Choix des modalités

Nous nous concentrons sur la biométrie de la main, pour trois raisons principales :

- Richesse anatomique : les articulations des doigts (FKP) offrent des textures uniques, et la paume (palmprint) sous quatre bandes spectrales fournit des informations complémentaires.
- Moindre intrusivité par rapport à la reconnaissance faciale.
- Complémentarité structurelle : FKP capture des informations locales fines, palmprint des informations globales.

Le descripteur **BSIF** (Binarized Statistical Image Features) est choisi comme socle commun pour sa robustesse face au surapprentissage, grâce à des filtres pré-entraînés par ICA sur des images naturelles.

Objectifs de la thèse

L'objectif principal est de proposer un cadre méthodologique unifié pour la reconnaissance biométrique de la main, articulant : fusion intra-modale, apprentissage évolutif et classification interprétable. Le but n'est pas un système opérationnel, mais la démonstration de la faisabilité de cette articulation, validée sur des bases publiques de référence.

Contributions

1. **Fusion FKP multi-instance** : exploitation des major et minor knuckles, caractéristiques BSIF classifiées par DRB et fusionnées par somme pondérée, atteignant 99,50 % d'exactitude.
2. **Classifieur évolutif HP pour palmprint multispectral** : apprentissage incrémental sur PolyU MSP, 100 % Rank-1 sur la bande rouge.
3. **Classifieurs DRB/SSDRB pour vérification FKP** : décisions traçables vers des règles explicites, extension semi-supervisée réduisant les besoins en annotations, Rank-1 : 99,90 %, EER : 0 %.
4. **Cadre unifié** : utilisation transversale de BSIF et classifieurs non paramétriques à prototypes, garantissant cohérence et robustesse.

Limitation fondamentale

Les bases PolyU FKP et PolyU MSP ne partagent pas les mêmes sujets, rendant impossible une validation de fusion inter-modale. Cette limitation est reconnue et constitue la perspective n°1.

Plan du manuscrit

Le manuscrit se compose de sept chapitres :

1. Fondements de la biométrie multimodale.
2. Méthodologie du cadre proposé.
3. Synthèse comparative des résultats expérimentaux.
4. Contribution 1 — Fusion FKP major/minor.
5. Contribution 2 — Classifieur HP pour palmprint multispectral.
6. Contribution 3 — DRB/SSDRB pour vérification FKP.
7. Synthèse, discussion, limites et perspectives.

1 Chapitre 1 Fondements de la biométrie multimodale

1.1 Introduction

La biométrie regroupe les méthodes de reconnaissance automatique fondées sur des caractéristiques physiologiques ou comportementales propres à l'individu. Les travaux classiques du domaine définissent cette reconnaissance comme une chaîne d'acquisition, de représentation, de comparaison et de décision, dont les performances doivent être interprétées au regard des contraintes de sécurité, d'usage et de robustesse [1, 2, 4]. Les systèmes unimodaux, largement déployés, restent toutefois sensibles au bruit d'acquisition, à la variabilité intra-classe et aux attaques, ce qui limite leur robustesse hors des environnements strictement contrôlés. La biométrie multimodale apporte une réponse partielle à ces limites en combinant plusieurs sources d'information, mais peu de travaux articulent simultanément multimodalité, apprentissage évolutif et interprétabilité.

Cette thèse s'inscrit précisément dans cette lacune. Elle s'intéresse à une biométrie de la main, en particulier les FKP et le palmprint multispectral, et cherche à structurer un cadre dans lequel la performance, l'adaptation et la lisibilité de la décision sont traitées comme des objectifs conjoints plutôt que concurrents.

1.2 Concepts généraux de la biométrie

Une modalité biométrique est exploitable lorsqu'elle permet de distinguer les individus de manière suffisamment stable, reproductible et discriminante. La littérature retient généralement plusieurs critères pour en évaluer la pertinence, parmi lesquels l'universalité, l'unicité, la permanence, la collectabilité, la performance, l'acceptabilité et la résistance au contournement. Aucun trait biométrique ne satisfait parfaitement l'ensemble de ces exigences, ce qui explique que les systèmes biométriques réels reposent souvent sur des compromis entre précision, facilité d'usage, coût d'acquisition et niveau de sécurité [1, 4, 6, 7]. Deux modes de fonctionnement sont classiquement distingués. Le premier est l'identification, dans laquelle le système cherche à retrouver l'identité d'un individu parmi un ensemble de références. Le second est la vérification, qui consiste à confirmer ou à rejeter une identité revendiquée. Cette distinction est essentielle, car elle influe à la fois sur la nature du problème traité, sur les protocoles expérimentaux et sur l'interprétation des performances obtenues [5, 8]. Dans les applications contemporaines, les systèmes biométriques occupent une place importante dans de nombreux domaines, notamment le contrôle d'accès, les documents électroniques, l'authentification mobile, les services bancaires, la santé numérique et certains environnements industriels. Toutefois, leur déploiement ne peut être justifié par la seule amélioration des performances. Il suppose également une attention particulière accordée à la protection des données biométriques, à la confiance des utilisateurs et à la transparence des mécanismes de décision [6, 7, 9]. Dans ce travail, ces considérations générales revêtent une importance particulière, puisque l'étude porte sur une biométrie multimodale de la main.

L’objectif n’est pas seulement d’améliorer la précision de la reconnaissance, mais aussi de proposer un cadre plus robuste, plus adaptable et plus interprétable.

1.2.1 Critères d’une modalité biométrique

Tableau 1.1: Critères d’évaluation d’une modalité biométrique

Critère	Description
Universalité	Toute personne doit posséder le trait.
Unicité	Le trait doit être suffisamment distinct entre individus.
Permanence	Le trait doit être stable dans le temps.
Collectabilité	Le trait doit pouvoir être mesuré quantitativement.
Performance	Le système doit atteindre une précision acceptable.
Acceptabilité	Les utilisateurs doivent accepter l’acquisition.
Résistance au contournement	Le système doit être robuste aux attaques.

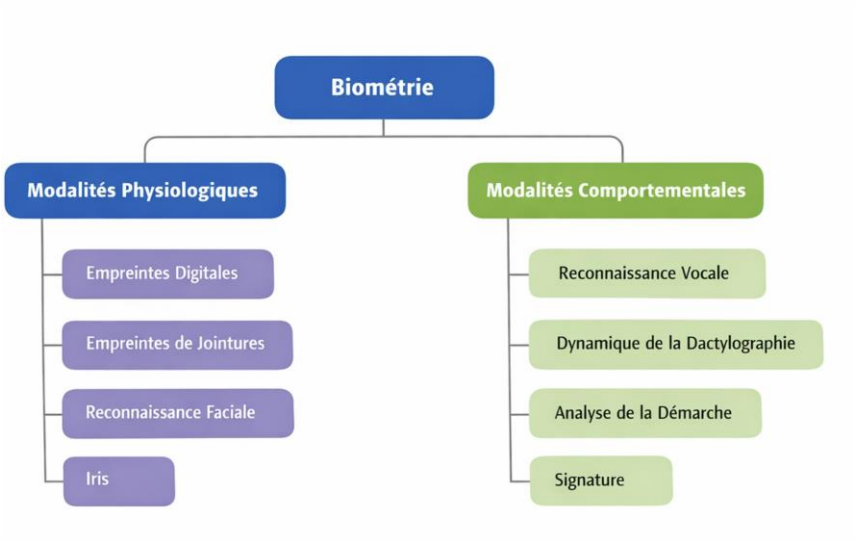


Figure 1.1: Taxonomie générale des modalités biométriques

1.3 Architecture d'un système biométrique

Un système biométrique peut être modélisé comme une chaîne de traitement structurée en plusieurs étapes successives : l'acquisition, le prétraitement, l'extraction de caractéristiques, la comparaison, puis la décision finale. Cette décomposition modulaire facilite à la fois l'analyse des performances et l'identification des points de fragilité du système. L'acquisition constitue la première source de variabilité. Les capteurs peuvent en effet être affectés par différentes perturbations liées à l'éclairage, au bruit, à la résolution, à la pose ou encore au positionnement de l'utilisateur. Le prétraitement vise ensuite à corriger partiellement ces effets au moyen de techniques telles que le filtrage, la normalisation photométrique, la segmentation, l'alignement et le contrôle de qualité. L'extraction de caractéristiques transforme les données brutes en une représentation plus compacte et plus discriminante. Enfin, le module de comparaison produit un score de similarité ou de distance, qui alimente le mécanisme de décision. Dans les systèmes plus avancés, cette architecture peut être enrichie par des modules complémentaires, tels que la détection d'attaques de présentation, la protection des gabarits, la calibration des scores, la fusion multimodale ou encore des mécanismes d'explicabilité. Ici, ces éléments revêtent une importance particulière, dans la mesure où l'architecture globale ne se limite pas à une seule chaîne de reconnaissance, mais articule plusieurs modalités ainsi que plusieurs familles de modèles [6, 7, 25].

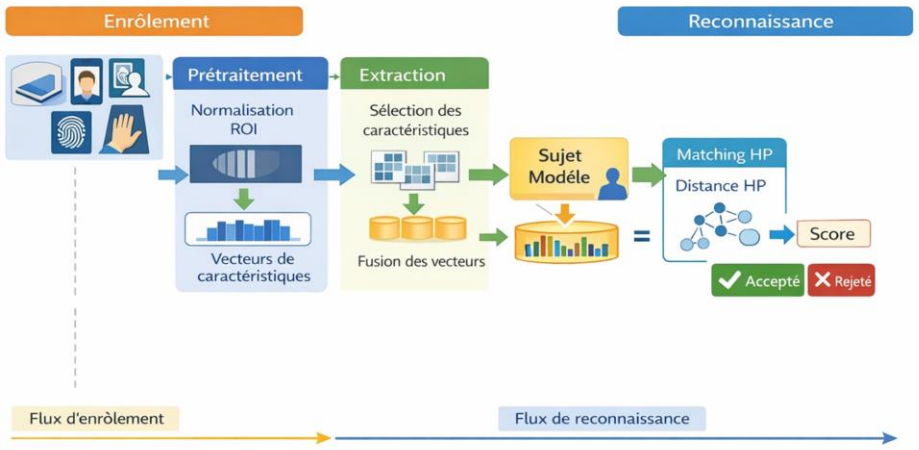


Figure 1.2: Architecture générique d'un système biométrique

1.4 Biométrie et authentification classique

Les méthodes classiques d'authentification reposent généralement sur un secret, comme un mot de passe, ou sur la possession d'un objet, comme une carte ou un badge. Elles présentent l'avantage d'être simples à déployer et aisément révocables, mais demeurent exposées à des

vulnérabilités connues, telles que l'oubli, le partage, le vol ou la duplication. La biométrie, à l'inverse, s'appuie sur des caractéristiques propres à l'individu et permet, dans de nombreux contextes, de renforcer l'assurance d'identité tout en améliorant la simplicité d'usage. En contrepartie, elle soulève des questions spécifiques liées à la confidentialité, à la protection des gabarits et à la responsabilité des décisions automatisées [6, 7].

1.4.1 Bénéfices de la biométrie

Les principaux bénéfices de la biométrie résident dans la fluidité d'usage, dans la réduction des fraudes liées au partage d'identifiants et dans l'amélioration de la traçabilité. Dans plusieurs domaines d'application, elle contribue à simplifier les parcours d'authentification tout en maintenant un niveau de sécurité satisfaisant [10].

1.4.2 Limites de la biométrie

Les limites de la biométrie tiennent notamment à la dépendance aux conditions d'acquisition, à la variabilité intra-classe, aux biais éventuels, à la vulnérabilité aux attaques de présentation et à la difficulté de révocation en cas de compromission d'un gabarit. Ces contraintes justifient la conception de systèmes robustes, sécurisés et rigoureusement évalués [6, 7].

1.5 Sécurité, confidentialité et explicabilité

La sécurité d'un système biométrique doit être envisagée à l'échelle de l'ensemble de la chaîne de traitement. Les menaces peuvent viser le capteur, le canal de communication, la base de gabarits ou encore le module de comparaison ; les normes relatives à la détection d'attaques de présentation et à la protection de l'information biométrique fournissent ici le cadre de référence [6, 7]. Les attaques de présentation exploitent directement la surface observable du système, tandis que la protection des gabarits constitue un enjeu central, puisqu'un gabarit compromis ne peut être remplacé aussi simplement qu'un mot de passe [11, 24]. Plusieurs solutions ont été proposées pour limiter le risque de reconstruction ou de réutilisation malveillante des gabarits, notamment la biométrie annulable, le chiffrement des représentations et les cryptosystèmes biométriques [26, 27, 28]. Parallèlement, la question de l'explicabilité revêt une importance croissante. Dans les contextes sensibles, il devient nécessaire de pouvoir justifier les décisions biométriques, notamment lorsqu'elles produisent des effets sur l'accès, l'identité ou la responsabilité ; les approches fondées sur des prototypes ou sur des règles présentent alors un intérêt particulier, car elles offrent des formes d'interprétation plus accessibles que les modèles profonds entièrement opaques [12, 21].

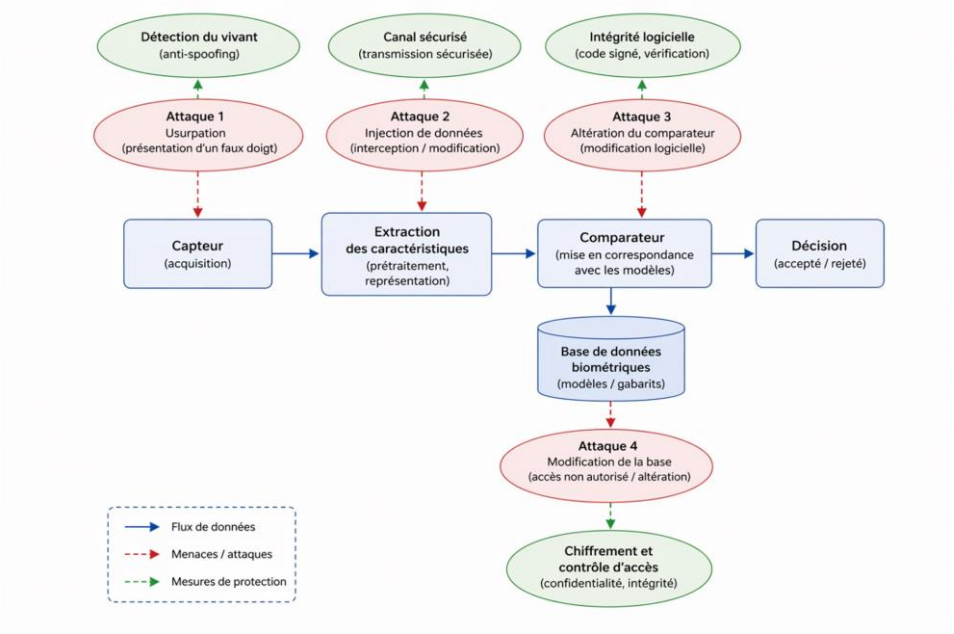


Figure 1.3: Points d'attaque d'un système biométrique et contre-mesures associées

1.6 Biométrie multimodale

Un système biométrique unimodal repose sur une seule source d'information. Ce type de système est généralement plus simple à concevoir et à déployer, mais il demeure exposé à plusieurs limites, notamment le bruit de capture, la variabilité intra-classe, l'insuffisance d'information discriminante ou encore une sensibilité plus marquée au contournement. La biométrie multimodale vise à dépasser ces limites en combinant plusieurs sources d'information biométrique. Celles-ci peuvent correspondre à plusieurs modalités, à plusieurs capteurs, à plusieurs échantillons ou encore à plusieurs instances d'une même modalité [3, 31]. Les bénéfices de la multimodalité apparaissent plus nettement lorsque les sources combinées sont réellement complémentaires, c'est-à-dire lorsqu'elles apportent des informations de nature différente ou présentent des comportements distincts face aux variations d'acquisition. Dans cette thèse, la multimodalité est envisagée dans un sens large. Elle recouvre à la fois l'exploitation multi-instance des FKP et la combinaison inter-modale entre les FKP et le palmprint multispectral [15]. Les revues récentes sur la biométrie multimodale de la main confirment l'intérêt de combiner les traits digitaux, palmaires et veineux à différents niveaux de fusion, notamment au niveau des caractéristiques, des scores et des décisions [61].

1.7 Évaluation des performances biométriques

L'évaluation d'un système biométrique doit s'appuyer sur un protocole rigoureux distinguant clairement les ensembles d'apprentissage, de validation et de test. Elle doit également préciser les conditions d'acquisition, les scénarios de comparaison, le mode de génération des paires genuine et impostor, ainsi que les métriques retenues pour l'analyse des performances.

1.7.1 *Vérification biométrique*

En vérification, les métriques les plus couramment utilisées sont le False Acceptance Rate (FAR), le False Rejection Rate (FRR) et l'Equal Error Rate (EER). Le FAR mesure la proportion d'imposteurs acceptés à tort, tandis que le FRR correspond à la proportion d'utilisateurs légitimes rejetés à tort. L'EER désigne le point d'équilibre entre ces deux types d'erreurs et constitue, à ce titre, un indicateur synthétique largement utilisé. Les courbes ROC et DET permettent en outre d'analyser le comportement du système en fonction du seuil de décision choisi [5, 8, 30].

1.7.2 *Identification biométrique*

En identification, la performance est généralement évaluée à l'aide des courbes CMC et des taux Rank-k, en particulier le Rank-1, qui indique la fréquence à laquelle l'identité correcte apparaît en première position. Ces mesures sont particulièrement importantes dans les applications à large galerie, où le système doit comparer une sonde à un grand nombre d'identités enregistrées.

Tableau 1.2: Principales métriques d'évaluation biométrique

Métrique	Description	Formule
FAR	Proportion d'imposteurs acceptés à tort	FAR = nombre d'imposteurs acceptés / nombre total de tentatives imposteurs
FRR	Proportion d'utilisateurs légitimes rejetés à tort	FRR = nombre d'utilisateurs légitimes rejetés / nombre total de tentatives authentiques
EER	Taux d'erreur égal	EER = FAR(τ^*) = FRR(τ^*) au seuil τ^*
Rank-1	Fréquence d'identification correcte en première position	Rank-1 = nombre d'identifications correctes au rang 1 / nombre total de sondes
AUC	Aire sous la courbe ROC	AUC = $\int$ TPR(FPR) dFPR, de 0 à 1

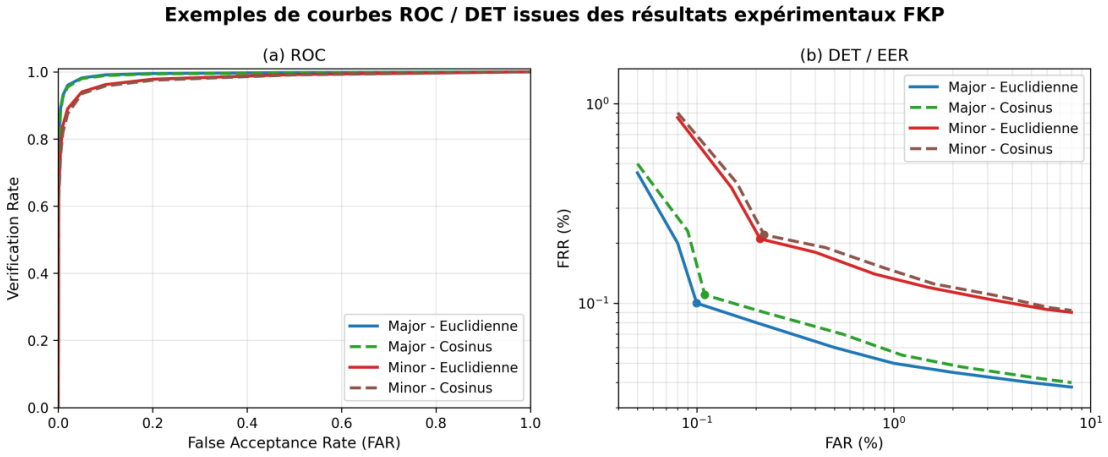


Figure 1.4: Exemples de courbes ROC/DET issues des résultats expérimentaux FKP

1.7.3 Niveaux de fusion

La littérature distingue généralement trois principaux niveaux de fusion en biométrie :

- fusion au niveau des caractéristiques : combinaison des vecteurs extraits avant la phase de comparaison ;
- fusion au niveau des scores : agrégation des scores produits par plusieurs comparateurs ;
- fusion au niveau des décisions : combinaison des décisions finales, par exemple au moyen d'un vote ou de règles logiques.

Dans certaines architectures, plusieurs niveaux de fusion peuvent être combinés au sein d'un même schéma. C'est le cas, sur le plan conceptuel, dans cette thèse, où la complémentarité interne à la branche FKP est exploitée au niveau des caractéristiques, tandis que la complémentarité entre la branche FKP et la branche palmprint multispectral est envisagée au niveau des scores [31].

Tableau 1.3: Comparaison des niveaux de fusion biométrique

Niveau	Avantages	Inconvénients
Caractéristiques	Information riche, intégrée tôt dans la chaîne	Nécessite la compatibilité des vecteurs
Scores	Mise en œuvre relativement simple et modulaire	Peut entraîner une perte partielle d'information
Décisions	Très simple à mettre en place	Correspond au niveau de fusion le moins riche

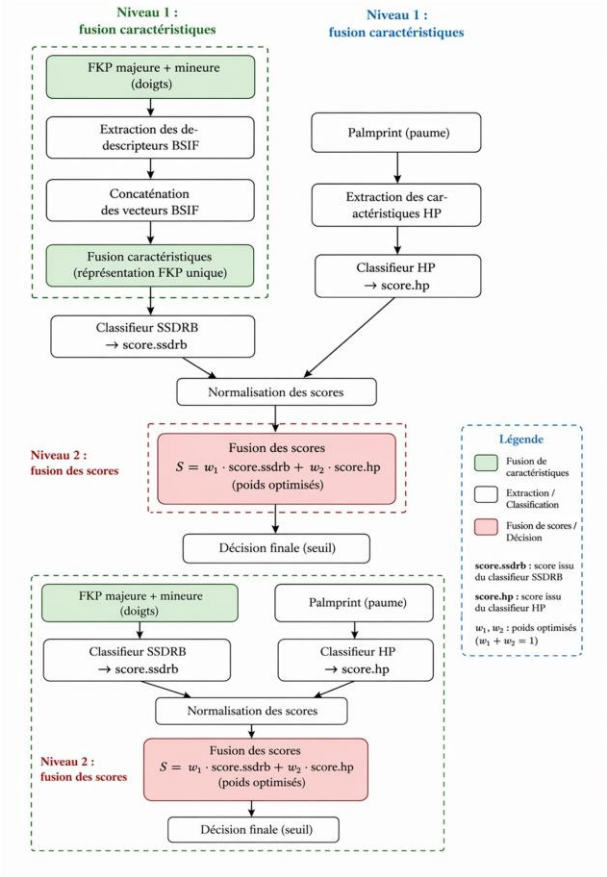


Figure 1.5: Niveaux de fusion en biométrie multimodale

1.8 Focus sur les modalités biométriques de la main

Parmi les modalités physiologiques, celles de la main occupent une place importante en biométrie. Elles offrent une diversité d'indices, tels que la géométrie de la main, la paume, les veines, les empreintes digitales ou encore les structures articulaires dorsales. Elles présentent également une bonne acceptabilité et une acquisition généralement simple. Ici, deux modalités occupent une place centrale : les Finger Knuckle Prints (FKP) et le palmprint multispectral [15].

1.8.1 Finger Knuckle Print (FKP)

La FKP correspond à la texture observée au niveau des articulations dorsales du doigt. Elle se caractérise par une organisation riche en plis, en crêtes et en stries, qui lui confère un pouvoir discriminant intéressant. Comparée à d'autres modalités de surface, elle demeure relativement peu intrusive et peut être acquise à l'aide de dispositifs optiques standards. Elle se prête en outre naturellement à des configurations multi-instances, par exemple lorsqu'on exploite plusieurs doigts ou plusieurs régions articulaires d'un même doigt. Dans cette thèse, la FKP constitue la modalité principale. Ce choix s'explique par sa richesse texturale, par sa compatibilité avec des stratégies de fusion intra-modale ainsi que par sa capacité à être traitée par des modèles de décision interprétables tels que DRB et SSDRB [15].

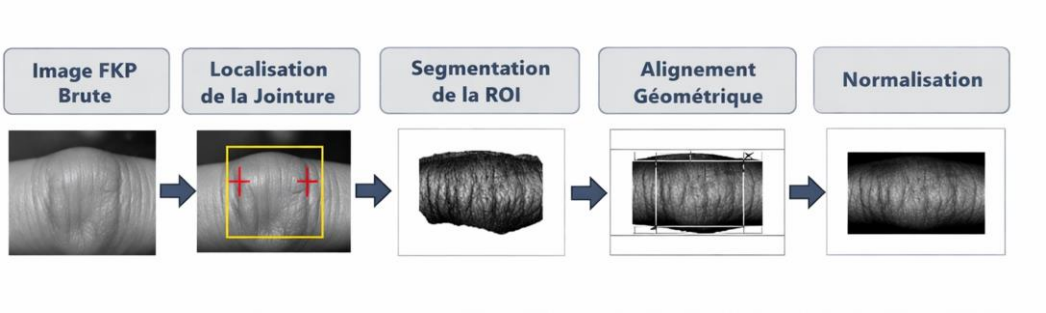


Figure 1.6: Pipeline typique d'extraction de ROI pour la FKP

1.8.2 Palmprint multispectral

Le palmprint multispectral fournit une information plus globale que la FKP et mobilise plusieurs bandes spectrales. Les bandes visibles mettent en évidence les structures de surface, tandis que le proche infrarouge révèle des informations complémentaires et se montre moins sensible à certaines variations photométriques. Cette richesse en fait une modalité particulièrement pertinente dans des architectures biométriques multimodales [15]. Ici, cette modalité est associée au classifieur HP, ce qui permet d'y intégrer une capacité d'apprentissage évolutif. Le palmprint multispectral joue ainsi le rôle de modalité complémentaire : il ne se substitue pas à la FKP, mais contribue à renforcer la robustesse globale du cadre proposé [15].

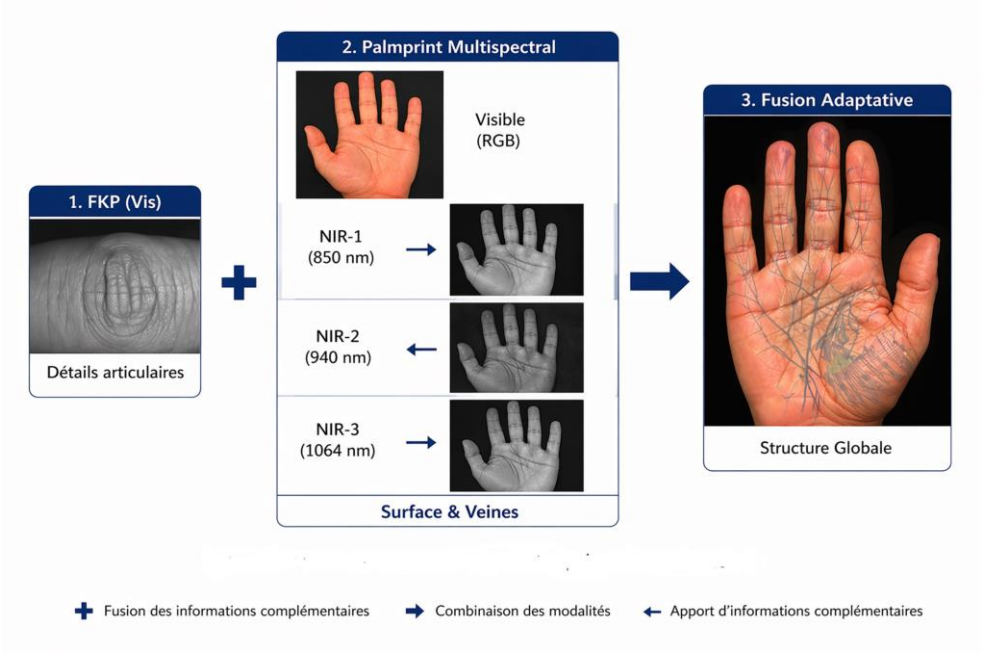


Figure 1.7: Complémentarité entre FKP et palmprint multispectral

1.9 Travaux récents sur la FKP

Depuis 2020, la littérature sur la Finger Knuckle Print (FKP) connaît un déplacement net des approches essentiellement fondées sur des descripteurs manuels vers des représentations

apprises, plus capables de modéliser la variabilité intra-classe, l'hétérogénéité des acquisitions et les scénarios de reconnaissance à faible supervision. DeepKnuckle constitue l'un des premiers jalons marquants de cette transition, en montrant qu'un apprentissage profond dédié peut améliorer la représentation des textures articulaires par rapport aux chaînes classiques. Dans le prolongement de cette orientation, Cheng et al. proposent une reconnaissance 3D de la jointure par apprentissage profond avec réduction drastique de la taille des gabarits, tandis que des travaux plus récents comme DOTCNet exploitent explicitement des structures multi-échelles et des interactions d'ordre supérieur pour mieux capter l'organisation locale des plis, crêtes et stries. Enfin, les approches à faible nombre d'exemples récentes montrent que la reconnaissance FKP tend désormais à être pensée non seulement comme un problème d'extraction discriminante, mais aussi comme un problème de généralisation sous contrainte de données annotées limitées [39, 41, 50, 53]. Les synthèses récentes sur la FKP confirment cette évolution depuis les approches géométriques et texturales vers les architectures profondes, tandis que les modèles légers de type Vision Mamba illustrent la recherche actuelle d'un compromis entre précision et complexité [62, 63].

Une deuxième évolution importante concerne l'intégration de mécanismes d'attention et de fusion apprenante. Les approches récentes ne se limitent plus à concaténer descripteurs ou scores : elles cherchent à apprendre, au sein même du réseau, quelles composantes doivent être pondérées selon la qualité, l'échelle ou la complémentarité de la modalité considérée. Dans cette logique, les travaux d'Attia et al. sur la combinaison palmprint–FKP montrent qu'une fusion multimodale fondée sur des représentations apprises et une agrégation au niveau des scores peut produire des gains significatifs dans des protocoles contraints. Plus récemment, Lai et al. proposent un schéma d'attention de fusion de caractéristiques pour la reconnaissance tri-modale du doigt (empreinte digitale, veine du doigt et FKP), ce qui confirme que la tendance actuelle va vers des fusions adaptatives, sensibles aux corrélations inter-modalités plutôt que vers de simples règles fixes [40, 49].

Sur le plan critique, les travaux récents confirment qu'aucun niveau de fusion n'est universellement supérieur. La fusion au niveau des caractéristiques est théoriquement riche, surtout lorsque les représentations profondes sont apprises conjointement, mais elle exige des vecteurs compatibles, une calibration rigoureuse et des volumes d'apprentissage suffisants. À l'inverse, la fusion au niveau des scores demeure compétitive dans les biométries de la main lorsque les capteurs sont hétérogènes ou lorsque les échantillons sont modestes, car elle reste modulaire, robuste et plus facilement interprétable [13, 32]. Les approches récentes fondées sur l'apprentissage profond et l'attention constituent donc une perspective d'extension pertinente, mais elles ne suppriment pas l'intérêt méthodologique d'une fusion par scores dans le cadre expérimental retenu ici [40, 49].

Il convient également d'élargir la revue aux travaux récents sur le palmprint, notamment multispectral et contactless, au-delà du seul écosystème PolyU. CompNet illustre l'intérêt de noyaux de Gabor apprenables pour renforcer la représentation des structures palmaires [42]. Des travaux plus récents exploitent l'auto-supervision et une perte d'incertitude pour améliorer la robustesse sur plusieurs bases publiques [44]. D'autres recherches s'orientent vers la génération réaliste de pseudo-données, la généralisation inter-domaines,

l'apprentissage fédéré sensible au spectre ou la combinaison entre adaptation de domaine et fédération [51, 54, 59, 60]. Cette évolution est importante pour le positionnement de la présente thèse, car elle montre que l'intérêt du palmprint multispectral ne réside plus seulement dans ses performances sur PolyU, mais dans sa capacité à servir de modalité complémentaire dans des cadres adaptatifs et distribués.

1.10 Classifieurs évolutifs et interprétables en biométrie

Le second axe qui mérite d'être explicité dans l'état de l'art concerne les classifieurs évolutifs et interprétables. La lignée de travaux d'Angelov ne se limite pas aux premiers classifieurs flous évolutifs issus des flux de données ; elle a progressivement conduit à des modèles transparents, fondés sur des prototypes et des règles, capables de concilier capacité de modélisation et explicabilité. Les propositions telles que Transparent Deep Rule-Based Classifiers puis xDNN montrent qu'il est possible de produire une décision de type « deep » tout en conservant une structure explicative fondée sur des prototypes ou règles représentatives, ce qui est particulièrement pertinent dans des applications sensibles comme la biométrie, où la justification des décisions est devenue un enjeu méthodologique à part entière [18, 19, 22].

Dans le contexte biométrique, l'intérêt de ces modèles est double. D'une part, ils permettent un apprentissage incrémental ou au moins une structuration plus compacte de la connaissance, favorable à la prise en compte de la dérive temporelle, des variations inter-session et des contextes de données limités. D'autre part, ils fournissent une forme d'explication intrinsèque, par activation de prototypes, voisinages représentatifs ou règles décisionnelles, qui s'avère souvent plus fidèle que des cartes d'attention produites a posteriori. Cette orientation rejoint directement le positionnement de la présente thèse : le classifieur HP relève de cette famille de modèles explicites par prototypes hiérarchiques, tandis que DRB/SSDRB s'inscrivent dans le courant des modèles à règles profondes. Des travaux récents sur la FKP vont dans le même sens, notamment l'intégration de xDNN à une chaîne SQI + PCANet afin de rendre la décision plus traçable malgré l'usage d'un extracteur profond [20, 52].

À côté de cette explicabilité intrinsèque, la biométrie récente mobilise aussi de plus en plus des méthodes post-hoc telles que LIME et SHAP. Une revue systématique récente sur l'« explainable biometrics » montre d'ailleurs que ces méthodes sont en forte progression, mais que les pratiques d'évaluation restent encore hétérogènes et souvent centrées sur la reconnaissance faciale ou l'anti-spoofing. Biagi et al. montrent par exemple qu'une analyse pixel à pixel fondée sur SHAP peut aider à qualifier les zones faciales pertinentes pour l'évaluation de la qualité d'image en reconnaissance de visage. Dans le même esprit, Alonso-Fernandez et al. adaptent LIME au cas particulier de la vérification biométrique par similarité de descripteurs, ce qui est particulièrement intéressant pour les systèmes de vérification où les classes de test ne coïncident pas avec les classes d'entraînement. En fingerprint presentation attack detection, des modèles récents cherchent également à rendre les décisions profondes plus explicables à l'aide de cartes ou de structures séparant explicitement le bloc explicatif du bloc de classification [45, 46, 47, 48].

Il importe toutefois de distinguer clairement deux niveaux d'explication. Les approches intrinsèquement interprétables – prototypes, règles, voisinages explicites – fournissent une justification directement liée au mécanisme de décision. Les approches post-hoc, comme LIME ou SHAP, expliquent davantage le comportement local du modèle autour d'une prédiction donnée qu'elles n'expliquent réellement la structure interne du classifieur. Elles sont donc utiles pour l'audit, la visualisation ou l'analyse de sensibilité, mais elles peuvent rester instables, dépendantes du schéma de perturbation ou difficiles à interpréter lorsque les caractéristiques sont corrélées. Dans un manuscrit doctoral orienté vers la biométrie explicable, il est donc pertinent de positionner HP et DRB/SSDRB comme des briques d'explicabilité intrinsèque, et LIME/SHAP comme des outils complémentaires d'analyse, d'audit ou de validation externe [19, 22, 45, 46].

1.11 Apprentissage semi-supervisé en biométrie

L'apprentissage semi-supervisé constitue aujourd'hui l'un des prolongements les plus naturels de la biométrie moderne. Dans de nombreuses applications, les données brutes sont abondantes mais les annotations identitaires ou les protocoles d'appariement sont coûteux, sensibles et parfois incomplets. C'est ce qui explique l'intérêt durable de cadres comme le pseudo-labeling, MixMatch et FixMatch. Ces approches partagent l'idée qu'un modèle peut tirer parti d'échantillons non annotés en générant des pseudo-étiquettes de confiance, éventuellement combinées à des régularisations de cohérence sous augmentation. Dans un contexte biométrique, ces méthodes sont attractives car elles permettent de limiter la dépendance à des bases massivement annotées tout en exploitant des acquisitions non labellisées recueillies au fil du temps [32, 57, 58].

Les applications biométriques récentes montrent cependant que la transposition n'est pas triviale. Dans la présente thèse, SSDRB illustre déjà une première réponse structurée à cette problématique pour la FKP, en intégrant des données non annotées dans un cadre à règles profondes lorsque le niveau de confiance du modèle le permet. D'autres travaux récents prolongent cette logique dans des contextes voisins : Nanduri et Chellappa étudient la reconnaissance faciale cross-spectrale avec peu de données annotées dans un cadre semi-supervisé ; Lee et al. exploitent un schéma de pseudo-labeling pour améliorer simultanément reconnaissance faciale, détection de points caractéristiques et estimation de pose ; enfin, dans le domaine du palmprint, les stratégies d'auto-supervision, d'incertitude et de pseudo-données réalistes tendent toutes vers un même objectif, à savoir réduire le coût d'annotation et améliorer la robustesse hors du cadre strictement supervisé [20, 44, 55, 56].

Une lecture critique s'impose néanmoins. Les approches de type MixMatch ou FixMatch sont efficaces lorsque le jeu non annoté suit une distribution proche du jeu annoté et lorsque la confiance du modèle constitue un indicateur fiable [57, 58]. En biométrie, ces hypothèses sont souvent fragilisées par l'ensemble ouvert, la variabilité inter-capteurs, l'asymétrie authentiques/imposteurs et les décalages de domaine. Un pseudo-étiquetage non contrôlé peut alors renforcer les biais du modèle au lieu de les corriger. Les approches semi-supervisées les plus prometteuses sont donc celles qui combinent des garde-fous tels que la calibration de la confiance, la régularisation par cohérence, l'adaptation de domaine ou l'apprentissage fédéré

lorsque les données ne peuvent pas être centralisées [55, 56, 59, 64]. Ce cadrage situe SSDRB dans un courant de recherche plus large, où l'enjeu n'est plus seulement d'augmenter la précision, mais d'apprendre avec peu d'annotations, sous contrainte de robustesse, de traçabilité et de sécurité.

1.12 Positionnement scientifique de la thèse

L'état de l'art met en évidence trois besoins majeurs. Le premier concerne une meilleure exploitation de la complémentarité des informations biométriques dans des architectures multimodales cohérentes. Le deuxième porte sur l'intégration de mécanismes d'adaptation capables de prendre en charge la dérive temporelle et l'évolution des données. Le troisième vise le développement de modèles plus interprétables et moins dépendants de grandes quantités de données annotées. Cette thèse se situe à l'intersection de ces trois enjeux. Elle s'appuie sur trois axes complémentaires : l'étude des FKP en configuration multi-instance, l'introduction d'un classifieur évolutif HP pour le palmprint multispectral et le recours à des classifieurs DRB/SSDRB pour la vérification FKP. L'apport doctoral principal réside dans l'articulation de ces trois contributions au sein d'un cadre biométrique multimodal de la main. Ce cadre est structuré autour des FKP comme modalité principale, du palmprint multispectral comme modalité complémentaire et de deux paradigmes d'apprentissage spécialisés, à savoir HP et DRB/SSDRB [32, 33, 34].

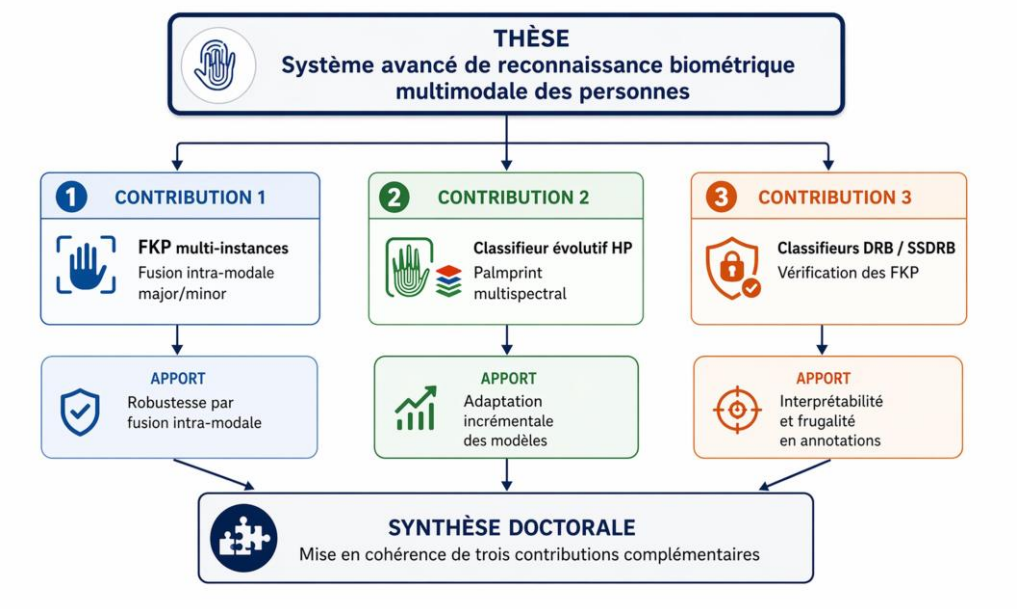


Figure 1.8: Positionnement scientifique de la thèse

L'examen de l'état de l'art montre que les travaux existants en biométrie de la main améliorent la robustesse de la reconnaissance principalement par la combinaison de plusieurs traits biométriques ou de plusieurs bandes spectrales, au moyen de stratégies de fusion situées le plus souvent au niveau du score ou de la décision. Ainsi, les approches plus anciennes reposent généralement sur des schémas de fusion statiques et sur des chaînes de traitement

hand-crafted, tandis que les approches plus récentes fondées sur l'apprentissage profond renforcent les performances, mais au prix d'un mécanisme décisionnel moins lisible. Les travaux recensés ne traitent donc qu'une partie du problème : soit la fusion multimodale, soit la performance, mais non l'articulation conjointe entre **fusion multimodale de la main**, **adaptation évolutive** et **interprétabilité de la décision**.

Tableau 1.4– Positionnement de l'approche proposée par rapport à l'état de l'art

Travail	Modalités	Fusion	Évolutif ?	Interprétable ?	Limitation
Zhang et al. 2010 [14]	FKP seule	Non	Non	Non	Approche unimodale, sans fusion
Zhang et al. 2010 [39]	Palmprint multispectral seule	Score	Non	Non	Fusion inter-bandes seulement, sans multimodalité inter-traits
Zhu & Zhang 2010 [40]	Géométrie de la main + FKP + palmprint	Décision	Non	Non	Fusion rigide au niveau décision, pipeline hand-crafted
Meraoumia et al. 2011 [41]	FKP + palmprint	Score	Non	Non	Fusion statique, sans adaptation temporelle
Nigam & Gupta 2013 [42]	Knuckleprint + palmprint	Score	Non	Non	Système multimodal efficace, mais non évolutif et non explicable
Kant & Chaudhary 2021 [43]	FKP + empreinte + palmprint	Score	Non	Non	Fusion statique, sans apprentissage évolutif ni explicabilité explicite
Attia et al. 2022 [44]	FKP + palmprint	Score	Non	Non	Approche profonde performante, mais de nature boîte noire
Proposé	FKP + Palm. MSP	Hybride	Oui (HP)	Oui (DRB/SSDRB)	—

Aucun des travaux ci-dessus ne combine simultanément **fusion multimodale de la main**, **apprentissage évolutif** et **décision interprétable**. C'est précisément ce **triple gap** que la présente thèse cherche à combler, en articulant une branche FKP, une branche palmprint multispectral, un mécanisme d'apprentissage évolutif fondé sur **HP**, et une décision biométrique interprétable reposant sur **DRB/SSDRB**

Dans ce tableau, les colonnes « Évolutif ? » et « Interprétable ? » relèvent d'une lecture critique de positionnement : « Évolutif » désigne la capacité du modèle à intégrer la variabilité temporelle ou de nouvelles observations sans réapprentissage global, tandis que « Interprétable » désigne l'existence d'un mécanisme décisionnel explicitement traçable, par exemple à base de règles ou de prototypes.

1.13 Conclusion

Ce chapitre a établi les fondements scientifiques nécessaires à la compréhension du manuscrit : concepts généraux de la biométrie, architecture d'un système biométrique,

métriques d’évaluation, sécurité, explicabilité et place de la biométrie multimodale. Il a également montré que les modalités de la main constituent un terrain particulièrement pertinent pour une recherche articulant fusion, adaptation et interprétabilité.

Cette lecture de l’état de l’art fait apparaître un manque clair : la littérature traite souvent séparément la fusion multimodale, l’apprentissage évolutif ou l’explicabilité, sans les réunir dans un même cadre cohérent. Le chapitre suivant expose la méthodologie retenue pour répondre partiellement à ce besoin.

2 Chapitre 2 Méthodologie de conception du cadre biométrique proposé

2.1 Introduction

Ce chapitre décrit le cadre méthodologique de la thèse. Il présente l'architecture conceptuelle proposée, les modalités retenues, les principales étapes de prétraitement, les représentations utilisées et le rôle des classifieurs HP et DRB/SSDRB. Une précision essentielle doit être rappelée : la fusion inter-modale FKP + palmprint n'est pas validée expérimentalement dans ce manuscrit, car les bases publiques utilisées ne partagent pas les mêmes sujets ; elle demeure une perspective méthodologique.

2.2 Architecture globale du cadre biométrique proposé

Le cadre proposé dans cette thèse est un cadre biométrique multimodal consacré à la main, organisé autour de deux branches complémentaires. La première est centrée sur les Finger Knuckle Prints (FKP), qui constituent la modalité principale du travail. Selon la configuration retenue, cette branche peut être exploitée suivant une logique mono-instance, multi-instance ou multi-région.

La seconde branche repose sur le palmprint multispectral, mobilisé comme modalité complémentaire afin de renforcer la portée méthodologique de l'architecture [15]. Ce cadre obéit à une logique d'ensemble claire. Les acquisitions empruntent d'abord une chaîne de traitement commune comprenant une phase d'acquisition, un contrôle de qualité, l'extraction de la région d'intérêt, le prétraitement et la normalisation, puis la construction d'une représentation discriminante adaptée à la modalité considérée. Chaque branche produit ensuite une sortie biométrique à l'aide d'un classifieur spécialisé. À l'échelle de la thèse, ces sorties sont mises en relation dans une proposition d'intégration méthodologique ; toutefois, seule la fusion intra-modale de la branche FKP fait l'objet d'une validation expérimentale directe. Cette organisation modulaire présente un double intérêt : elle permet, d'une part, d'évaluer séparément les différentes contributions et, d'autre part, d'en expliciter la complémentarité dans un cadre global cohérent. Dans l'économie générale du manuscrit, la branche FKP constitue le cœur discriminant du travail, tandis que la branche palmprint multispectral apporte une information complémentaire et une meilleure prise en compte de certaines formes de variabilité. Cette organisation reflète directement les trois contributions doctorales de la thèse : l'étude de la FKP multi-instance, le classifieur évolutif HP appliqué au palmprint multispectral et les classifieurs DRB/SSDRB pour la décision biométrique fondée sur la FKP [20].

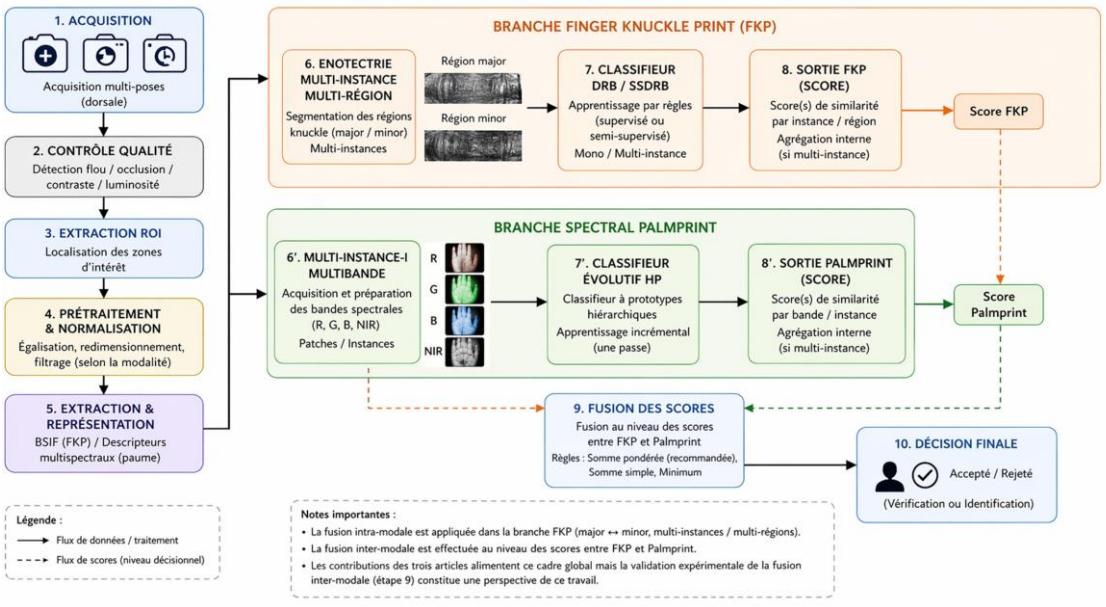


Figure 2.1: Architecture globale du cadre biométrique proposé

2.3 Modalités biométriques retenues

Le système proposé repose sur deux modalités principales de la main : les Finger Knuckle Prints (FKP) et le palmprint multispectral. Ce choix ne relève pas d'un simple assemblage, mais d'une véritable logique de complémentarité. Les FKP fournissent une information locale fine, centrée sur les textures articulaires dorsales, aisément exploitable dans des configurations multi-instances. Le palmprint multispectral apporte, quant à lui, une information plus globale, répartie sur plusieurs bandes spectrales, susceptible de renforcer la stabilité de la décision lorsque la FKP, prise isolément, montre ses limites [15].

2.4 La FKP comme modalité centrale

La Finger Knuckle Print constitue la modalité centrale du système. Son intérêt tient à la richesse de ses textures locales, à sa stabilité relative dans le temps, ainsi qu'à sa capacité à être combinée sous différentes formes : plusieurs doigts, plusieurs jointures ou plusieurs régions d'un même doigt. Cette propriété en fait une modalité particulièrement adaptée aux approches multi-instances et aux stratégies de fusion intra-modale [15]. Dans cette thèse, cette centralité s'exprime également sur le plan méthodologique. La branche FKP se situe au cœur de la première contribution et constitue en outre le support principal de la modélisation interprétable fondée sur DRB/SSDRB. Elle occupe ainsi une position centrale, tant du point de vue des performances que de l'explication des décisions [23].

2.4.1 Le palmprint multispectral comme modalité complémentaire

Le palmprint multispectral constitue la seconde modalité du système. Son rôle n'est pas de se substituer à la FKP, mais de la compléter. La paume fournit une information plus globale que les articulations dorsales, tandis que l'acquisition multispectrale permet d'observer des

structures qui ne sont pas toutes visibles dans le spectre standard. Cette richesse spectrale en fait une modalité complémentaire particulièrement utile pour renforcer la robustesse globale du système [15]. Dans cette thèse, le palmprint multispectral est associé au classifieur HP, ce qui lui confère une capacité d'apprentissage évolutif et de gestion incrémentale de la variabilité. Il joue ainsi un rôle complémentaire, mais déterminant, dans l'architecture proposée, en apportant une meilleure stabilité inter-session, une plus grande tolérance à certaines variations photométriques et une représentation plus globale de l'identité biométrique [15].

Tableau 2.1: Modalités biométriques retenues dans le système proposé

Modalité	Rôle	Type d'information
FKP	Centrale	Texture locale fine, multi-instance
Palmprint multispectral	Complémentaire	Information globale, spectrale

2.5 Phases d'enrôlement et de reconnaissance

Le système proposé repose sur deux phases principales : l'enrôlement et la reconnaissance. Cette distinction structure l'ensemble du pipeline biométrique et contribue à la cohérence méthodologique des expérimentations.

2.5.1 Phase d'enrôlement

L'enrôlement correspond à la construction des représentations de référence. Au cours de cette phase, les acquisitions biométriques sont réalisées, les régions d'intérêt sont extraites, les caractéristiques discriminantes sont calculées, puis les modèles sont initialisés ou mis à jour. Pour la branche FKP, cette étape permet de constituer les représentations exploitées par DRB ou SSDRB. Pour la branche palmprint multispectral, elle permet d'initialiser la hiérarchie de prototypes utilisée par HP [15]. La qualité de l'enrôlement revêt une importance particulière. Une région d'intérêt mal extraite, une représentation instable ou un défaut d'alignement peuvent affecter durablement la qualité de la reconnaissance. Cette phase repose donc sur une chaîne de préparation rigoureuse intégrant la normalisation, le contrôle de qualité et une structuration adaptée à chaque modalité.

2.5.2 Phase de reconnaissance

La phase de reconnaissance suit globalement le même pipeline de préparation, mais appliqué cette fois à une image sonde. En vérification, cette sonde est comparée à l'identité revendiquée. En identification, elle est comparée à l'ensemble des identités enregistrées. Dans les deux cas, chaque branche produit un score biométrique : la branche FKP fournit un score interprétable via DRB/SSDRB, tandis que la branche palmprint multispectral

produit un score via HP. Ces sorties sont ensuite combinées dans un module de fusion afin de produire une décision biométrique intégrée. Cette organisation permet de distinguer clairement ce qui relève de la construction du modèle de ce qui relève du processus d'inférence.

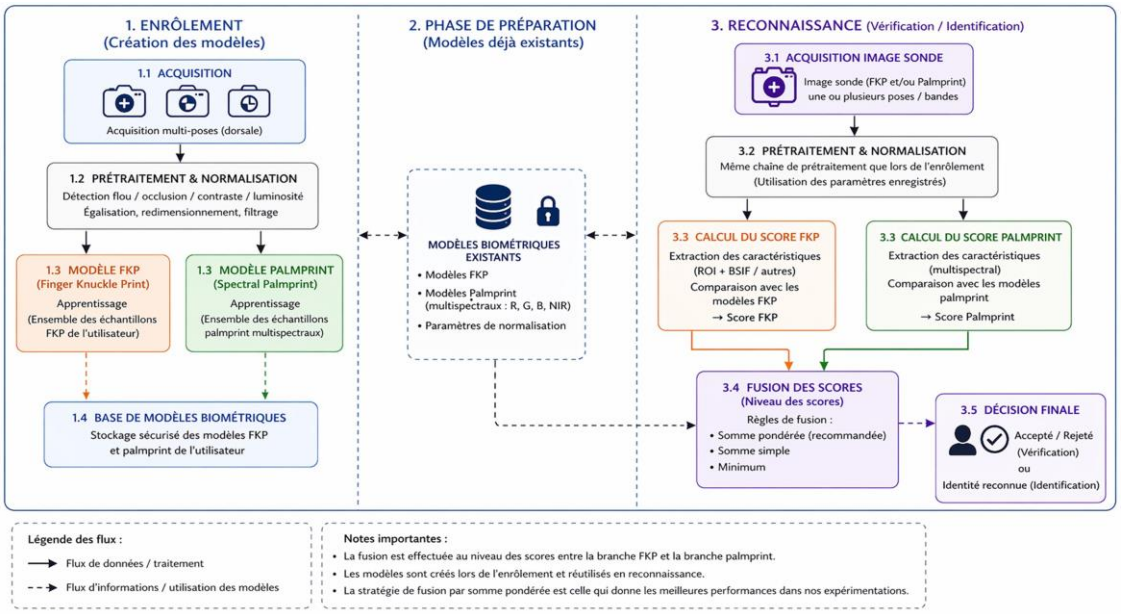


Figure 2.2: Organisation du système en enrôlement et en reconnaissance

2.6 Prétraitement et extraction des régions d'intérêt

La qualité d'un système biométrique dépend fortement de celle des régions d'intérêt (Region of Interest, ROI) exploitées. Une modalité peut se révéler très discriminante en théorie, mais devenir peu fiable si la ROI est mal localisée, mal alignée ou dégradée par le bruit. C'est pourquoi cette thèse accorde une attention particulière aux étapes de prétraitement et d'extraction des ROI.

2.6.1 Prétraitement des images FKP

Pour la FKP, le prétraitement comprend généralement la détection de la zone articulaire pertinente, la segmentation de la région utile, l'alignement de la structure dorsale, le redressement géométrique et la normalisation photométrique. L'objectif est d'obtenir une représentation stable, centrée sur la texture articulaire et comparable d'un échantillon à l'autre. Les chapitres de contribution montreront que la qualité de cette étape conditionne directement l'efficacité de la chaîne BSIF + DRB/SSDRB [16, 20].

2.6.2 Prétraitement des images de palmprint multispectral

Pour le palmprint multispectral, la logique générale demeure similaire, bien que la zone utile soit plus étendue. Le prétraitement doit préserver les structures discriminantes propres à chaque bande spectrale tout en rendant les représentations comparables lors des phases d'apprentissage et de reconnaissance. Cela implique généralement une normalisation d'intensité, un recadrage de la paume ainsi qu'une préparation cohérente des différentes bandes [15].

Tableau 2.2: Étapes de prétraitement dans le système proposé

Modalité	Étapes principales
FKP	Détection de la jointure, segmentation, alignement, redressement, normalisation
Palmprint multispectral	Recadrage, normalisation par bande, contrôle de qualité

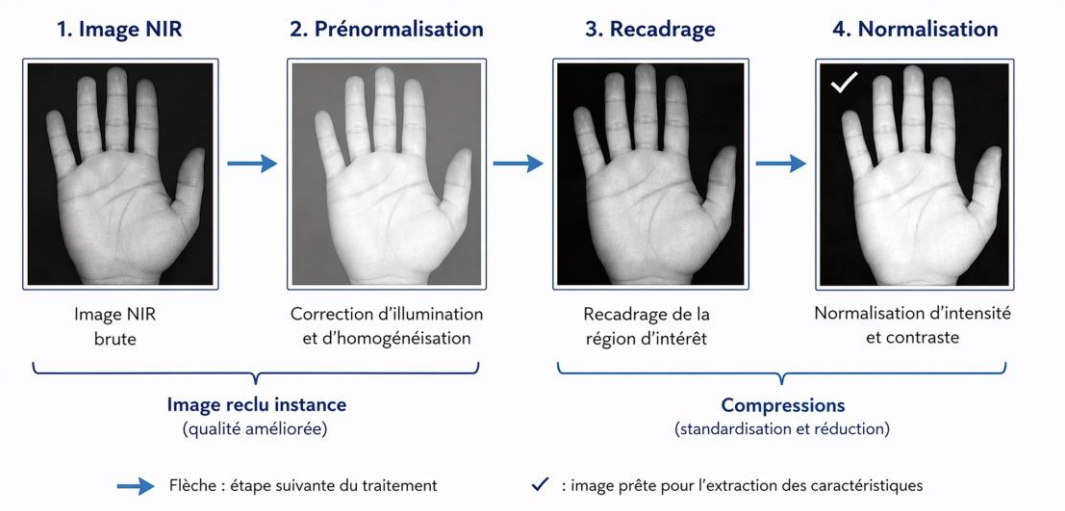


Figure 2.3: Pipeline typique d'extraction de ROI pour le palmprint multispectral

2.7 Représentation et extraction de caractéristiques

Après l'extraction de la région d'intérêt, les images biométriques doivent être converties en représentations discriminantes adaptées aux étapes de comparaison et de décision. Dans cette thèse, les choix de représentation répondent à une double exigence : demeurer cohérents avec les trois contributions principales du manuscrit et fournir des descriptions suffisamment stables pour être exploitées par les modèles retenus.

2.7.1 Formalisation mathématique du cadre proposé

Afin de compléter la description textuelle du cadre proposé, cette section introduit une formalisation synthétique des objets manipulés, des fonctions de décision et des mécanismes de fusion mobilisés dans la thèse. Cette formalisation explicite le cadre mathématique minimal associé à la vérification, à l'identification, à la représentation des modalités et à la fusion.

On note X_FKP l'espace des observations FKP et X_Palm l'espace des observations de palmprint multispectral. Après prétraitement et extraction de caractéristiques, une observation x est projetée dans un espace de représentation au moyen d'une fonction Φ adaptée à la modalité considérée.

$$\Phi_FKP : X_FKP \rightarrow \mathbb{R}^{(d_FKP)}, \qquad \Phi_Palm : X_Palm \rightarrow \mathbb{R}^{(d_Palm)}$$

2.8 Définition 1 (Vérification biométrique).

Étant donné une sonde x et une identité revendiquée c ∈ □, le système produit un score s(x,c) et applique un seuil τ. La décision de vérification est définie par :

$D(x,c) = Accepté \quad si\ s(x,c) \geq \tau$

$D(x,c) = Rejeté \quad si\ s(x,c) < \tau$

Dans le cadre de l'identification, la sonde est comparée à l'ensemble des identités enrôlées et l'identité estimée correspond à celle qui maximise le score de similarité.

$\hat{c}(x) = arg\ max_\{c \in \square\}\ s(x,c)$

2.9 Définition 2 (Fusion des scores).

Lorsque plusieurs branches biométriques produisent des scores de nature différente, une normalisation préalable est appliquée afin de les rendre comparables. La normalisation min-max s'écrit :

$\tilde{s} = (s - s_min) / (s_max - s_min)$

La fusion inter-modale FKP / palmprint peut alors être formulée sous la forme :

$S_final = \alpha \cdot \tilde{s}_FKP + (1 - \alpha) \cdot \tilde{s}_Palm, \quad avec\ \alpha \in [0,1]$

Cette formulation représente la stratégie de fusion au niveau des scores retenue à l'échelle conceptuelle de la thèse. Elle correspond à une intégration méthodologique cohérente des deux branches, sans préjuger d'une validation expérimentale unifiée déjà réalisée de bout en bout.

2.10 Définition 3 (Fusion des caractéristiques FKP).

Dans la branche FKP multi-instance, les représentations extraites à partir des régions major et minor peuvent être concaténées afin de constituer une représentation fusionnée :

$\Phi_fusion = [\Phi_\text{major} \oplus \Phi_minor] \in \mathbb{R}\text{^}(d_major + d_minor)$

où ⊕ désigne l'opération de concaténation. Cette écriture formalise la complémentarité intra-modale exploitée au sein de la branche FKP.

À titre de prolongement naturel, une fusion pondérée intra-modale au niveau des scores peut également être exprimée par :

$S_FKP = \beta \cdot \tilde{s}_major + (1 - \beta) \cdot \tilde{s}_minor, \quad avec\ \beta \in [0,1]$

2.11 Définition 4 (Equal Error Rate).

L'EER correspond au seuil τ* pour lequel les deux taux d'erreur de vérification sont égaux : $EER = \tau^* \ tel\ que\ FAR(\tau^*) = FRR(\tau^*)$

Cette métrique est utilisée dans les chapitres expérimentaux comme indicateur synthétique

du compromis entre fausses acceptations et faux rejets.

2.11.1 Représentation des FKP

Pour la branche FKP, la représentation retenue repose principalement sur une description texturale robuste, en particulier fondée sur le descripteur BSIF. Ce choix est adapté à la nature des images FKP, caractérisées par des motifs locaux de plis, de crêtes et de structures fines. Il s'accorde également avec la chaîne DRB/SSDRB, qui exploite des vecteurs compacts, relativement stables et propices à une décision interprétable [16, 20].

2.11.2 Représentation du palmprint multispectral

Pour le palmprint multispectral, la représentation doit préserver les variations informatives entre les différentes bandes spectrales tout en demeurant compatible avec l'intégration au classifieur HP. L'objectif est de disposer d'une description texturale ou spectrale suffisamment compacte pour être organisée sous forme de prototypes hiérarchiques, sans recourir exclusivement à une représentation profonde opaque [15].

Tableau 2.3: Représentations privilégiées dans la thèse

Modalité	Représentation
FKP	BSIF (Binarized Statistical Image Features)
Palmprint multispectral	Descripteurs texturaux compacts

2.12 Comparaison et calcul de similarité

Le calcul de similarité constitue l'étape charnière entre la représentation des données et la décision biométrique. Dans les systèmes classiques, il se traduit généralement par une mesure de distance ou par un score de correspondance entre une observation et une référence. Ici, cette étape demeure étroitement liée aux mécanismes propres aux modèles retenus et ne peut être considérée comme un simple module externe [20]. Dans la branche FKP, la comparaison est intégrée à la logique décisionnelle portée par DRB et SSDRB, à travers l'activation de règles associées aux représentations extraites. Dans la branche palmprint multispectral, elle s'inscrit dans la logique des prototypes hiérarchiques mobilisés par le classifieur HP. Ainsi, l'évaluation de la similarité ne se réduit pas à l'application d'une métrique indépendante, mais participe directement à la structuration de la décision. Cette conception contribue à la cohérence de l'architecture proposée et évite de ramener le système à un schéma excessivement simplifié de type « extraction puis distance » [20].

2.13 Intégration des classifieurs dans le système biométrique

2.13.1 Classifieur évolutif HP pour le palmprint multispectral

Le classifieur Hierarchical Prototype (HP) constitue la brique principale de la branche

palmprint multispectral. Il repose sur une organisation hiérarchique de prototypes, dans laquelle chaque classe est représentée selon plusieurs niveaux de granularité. Sur le plan conceptuel, cette logique s'inscrit dans l'approche hiérarchique à prototypes proposée par Gu et Ding [38], qui formalise un apprentissage de type one-pass, une structuration pyramidale des prototypes et une décision fondée sur le principe du plus proche prototype. Dans cette thèse, cette base méthodologique est mobilisée dans un cadre biométrique appliqué au palmprint multispectral [37]. Lorsqu'un nouvel échantillon est présenté au système, celui-ci est comparé aux prototypes déjà construits. Si l'écart observé avec le prototype le plus proche dépasse un certain seuil de nouveauté, un nouveau prototype est créé ; dans le cas contraire, le prototype existant est mis à jour de manière incrémentale [15]. L'intérêt méthodologique de HP tient à plusieurs propriétés. D'abord, il permet un apprentissage progressif sans réentraînement complet du modèle. Ensuite, il conserve une représentation relativement compacte des données. Enfin, il offre une forme de lisibilité de la décision à travers les prototypes mobilisés au cours du processus de reconnaissance. Dans cette thèse, HP constitue ainsi la composante évolutive de l'architecture proposée [38].

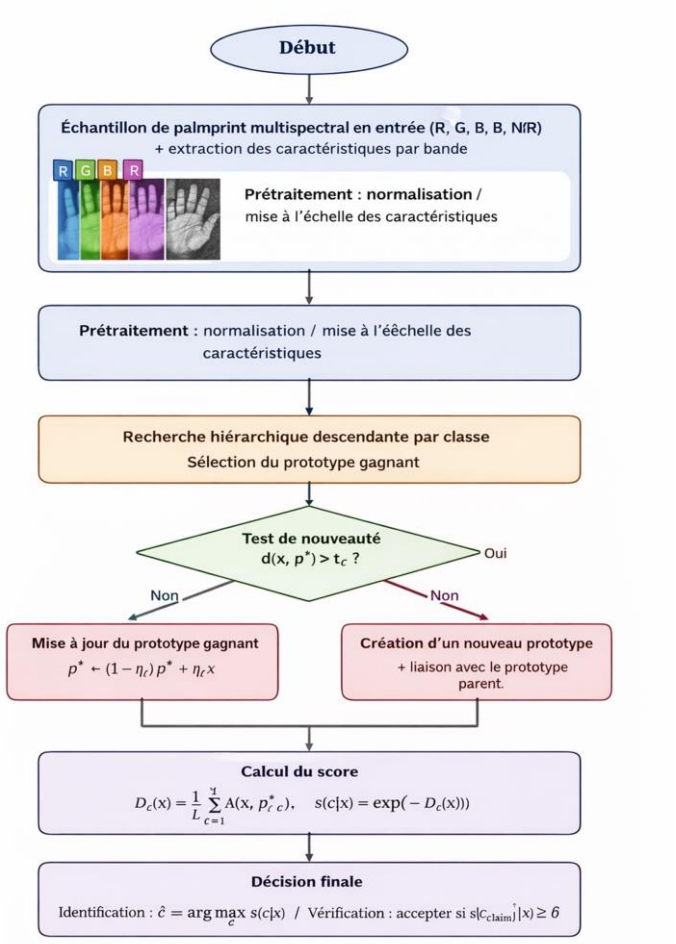


Figure 2.4: Organigramme de fonctionnement du classifieur évolutif HP

2.13.2 Classifieurs DRB et SSDRB pour la vérification FKP

Les classifieurs DRB et SSDRB constituent la famille de modèles retenue pour la branche

FKP. Leur principal intérêt réside dans l'articulation entre capacité de modélisation et interprétabilité. Le modèle DRB repose sur une architecture multicouche fondée sur des règles profondes, dans laquelle la décision peut être reliée à des prototypes ainsi qu'à des règles activées. Le modèle SSDRB prolonge cette approche en y intégrant une dimension semi-supervisée, permettant d'exploiter des données non annotées lorsque le niveau de confiance du modèle est jugé suffisant [20, 22]. Dans la méthodologie de la thèse, la branche FKP suit ainsi une chaîne de traitement structurée : extraction de la ROI, représentation texturale robuste, classification par DRB ou SSDRB, puis production d'un score interprétable. Cette organisation ne vise pas seulement la performance ; elle répond également à l'objectif doctoral de proposer une décision biométrique plus lisible et scientifiquement justifiable [20, 22].

Le choix de DRB/SSDRB plutôt que de classifieurs plus classiques comme SVM ou Random Forest ne doit pas être interprété comme une supériorité universelle, mais comme un choix cohérent avec l'objectif central de la thèse : associer performance, explicabilité intrinsèque et capacité d'extension semi-supervisée. Un SVM peut offrir de très bonnes performances, mais son mécanisme de décision est moins directement traçable, en particulier lorsqu'il repose sur des noyaux non linéaires. Un Random Forest fournit une interprétabilité partielle par arbres ou importance de variables, sans offrir la même continuité méthodologique avec une décision explicitement structurée par règles et prototypes. Dans ce contexte, DRB/SSDRB ont été retenus comme modèles mieux alignés avec le cadrage doctoral du manuscrit [20, 22].

Tableau 2.4: Rôle méthodologique des briques HP et DRB/SSDRB

Brique	Modalité	Fonction principale
HP	Palmprint multispectral	Apprentissage évolutif et structuration par prototypes hiérarchiques
DRB/SSDRB	FKP	Décision interprétable et apprentissage supervisé / semi-supervisé

2.14 Place de la fusion dans l'intégration proposée

La question de la fusion occupe une place importante dans cette thèse. Elle doit toutefois être présentée en distinguant avec précision ce qui est effectivement validé dans les articles de ce qui relève d'une proposition d'intégration méthodologique à l'échelle du manuscrit.

2.14.1 Fusion effectivement étudiée dans l'article major/minor FKP

La fusion explicitement étudiée dans les articles concerne la première contribution, consacrée à la reconnaissance major/minor des Finger Knuckle Prints. Dans cet article, une fusion intra-modale au niveau des scores est appliquée entre les régions major et minor, à l'aide de plusieurs règles de combinaison, notamment le minimum, la sommation et la sommation pondérée. Les résultats montrent que cette stratégie améliore les performances par rapport aux configurations unimodales.

2.14.2 Place de HP et de SSDRB dans l'intégration proposée

La deuxième contribution, consacrée au classifieur évolutif HP pour le palmprint multispectral, et la troisième contribution, fondée sur DRB/SSDRB pour la vérification FKP, n'introduisent pas de fusion inter-modale validée expérimentalement. Elles constituent plutôt deux briques méthodologiques complémentaires : HP apporte une capacité d'apprentissage évolutif sur le palmprint multispectral, tandis que DRB/SSDRB renforcent la lisibilité et la robustesse de la décision sur la branche FKP [20].

2.14.3 Justification de la stratégie de fusion retenue dans les articles

L'analyse des articles montre donc que la fusion n'y est pas mobilisée de manière uniforme. Elle est directement validée dans la première contribution, sous la forme d'une fusion intra-modale au niveau des scores entre les régions major et minor des FKP.

L'articulation entre la branche FKP et la branche palmprint multispectral doit ainsi être comprise comme une proposition d'intégration méthodologique à l'échelle de la thèse, fondée sur trois contributions complémentaires, et non comme une stratégie multimodale complète déjà validée expérimentalement de bout en bout [15].

Tableau 2.5: Place de la fusion dans les articles

Contribution	Place de la fusion
Article major/minor FKP	Fusion intra-modale au niveau des scores
Article HP	Aucune fusion inter-modale validée
Article SSDRB	Aucune fusion inter-modale validée

2.15 Synthèse méthodologique du chapitre

La méthodologie proposée repose sur l'articulation de trois composantes validées séparément. La branche FKP constitue le noyau central et associe extraction de ROI, représentation BSIF et décision par DRB/SSDRB. La branche palmprint multispectral mobilise un classifieur évolutif à prototypes hiérarchiques, HP, afin d'introduire une capacité d'adaptation incrémentale.

À l'échelle de la thèse, l'intégration de ces briques doit être comprise comme une intégration méthodologique et non comme la validation expérimentale d'un système multimodal complet. La seule fusion directement démontrée dans les résultats est la fusion intra-modale major/minor sur la branche FKP.

2.16 Conclusion

Ce chapitre a posé le cadre méthodologique du manuscrit : architecture générale, modalités retenues, représentations, rôle des classifieurs HP et DRB/SSDRB et statut exact de la fusion dans la thèse. Le chapitre suivant présente une synthèse expérimentale cohérente avec ce cadrage.

3 Chapitre 3 Synthèse comparative des résultats

3.1 Introduction

Ce chapitre regroupe les éléments expérimentaux communs aux trois contributions. Il présente les bases utilisées, les protocoles retenus et une synthèse comparative des résultats, tandis que les développements détaillés sont reportés aux chapitres 4 à 6. Dans cette version réécrite, l'accent est mis sur une lecture plus rigoureuse des performances, en distinguant clairement les résultats validés, les incertitudes associées et les limites d'interprétation.

3.2 Bases de données utilisées

L'évaluation expérimentale repose sur deux bases publiques de référence, choisies en fonction des modalités étudiées dans les articles. Les contributions portant sur la FKP s'appuient sur la base PolyU FKP, tandis que la contribution relative au palmprint évolutif s'appuie sur la base PolyU Multispectral Palmprint (MSP) [36, 37, 23].

3.2.1 Base PolyU FKP

Dans l'article consacré à la reconnaissance major/minor FKP, l'évaluation est menée sur la base publique PolyU FKP, avec exploitation conjointe des régions major et minor [36]. L'article sur SSDRB s'appuie lui aussi sur la base PolyU-FKP, utilisée ici pour la vérification FKP en modalité unique [23].

3.2.2 Base PolyU Multispectral Palmprint

L'article consacré au classifieur HP est évalué sur la base PolyU Multispectral Palmprint (MSP), qui fournit plusieurs bandes spectrales et se prête à l'étude de l'apprentissage évolutif sur palmprint [37].

Tableau 3.1: Bases de données utilisées dans les trois articles

Base	Modalité	Cadre expérimental
PolyU FKP	FKP major/minor	Reconnaissance FKP par fusion intra-modale et DRB
PolyU FKP	FKP unimodale	Vérification FKP par DRB/SSDRB
PolyU MSP	Palmprint multispectral	Reconnaissance évolutive par HP

3.3 Protocoles expérimentaux

3.3.1 Protocole de l'article major/minor FKP

L'article sur la reconnaissance major/minor FKP adopte une chaîne de traitement en quatre étapes : extraction des ROI, extraction de caractéristiques par BSIF, classification par DRB, puis fusion au niveau des scores. Les règles de fusion mentionnées sont notamment le minimum, la sommation et la sommation pondérée. L'évaluation est menée aussi bien en identification qu'en vérification, à l'aide du Rank-1, de l'EER, ainsi que des courbes ROC et CMC [36].

Le protocole adopté repose sur une séparation galerie/sonde fixe et ne comporte pas de randomisation inter-runs. Le protocole étant déterministe (split fixe galerie/sonde), les résultats sont reproductibles et ne nécessitent pas de répétitions aléatoires. En conséquence, la variabilité rapportée dans ce manuscrit ne renvoie pas à un écart-type sur plusieurs apprentissages aléatoires, mais à l'incertitude statistique des métriques, estimée au moyen d'intervalles de confiance à 95 %.

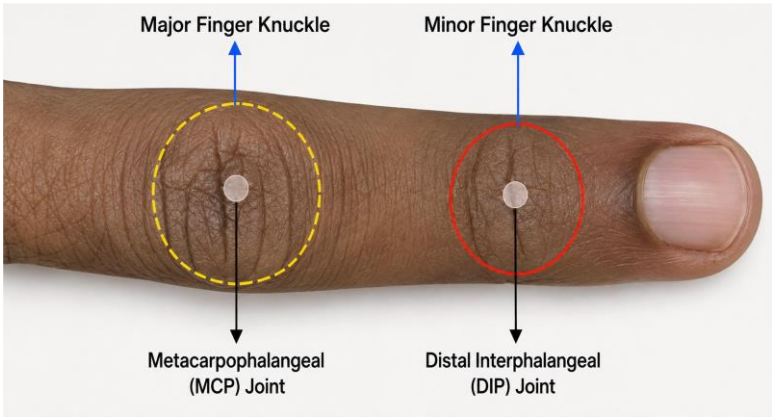


Figure 3.1: Surface dorsale du doigt illustrant les régions major et minor knuckle

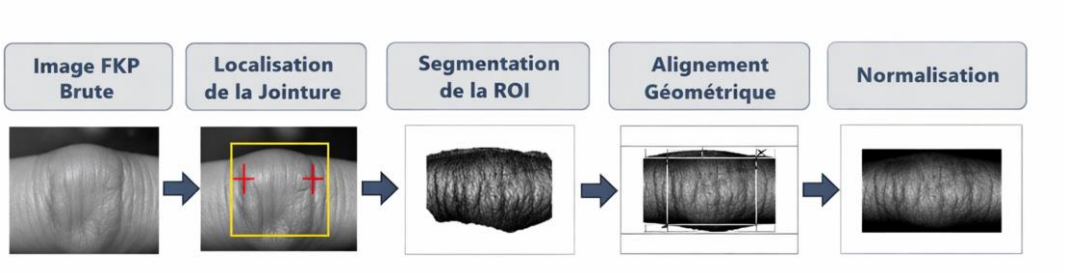


Figure 3.2: Étapes d'extraction de la ROI FKP

3.3.2 Protocole de l'article HP

L'article sur HP suit un protocole centré sur le palmprint multispectral. Il adopte un cadre d'enrôlement de type one-shot : une image par paume est utilisée comme galerie, tandis que les autres servent de sondes. Les hiérarchies de prototypes demeurent fixes pendant

l'évaluation, et les performances sont analysées aussi bien en vérification qu'en identification, avec une comparaison entre la distance euclidienne et la distance de Mahalanobis régularisée [37].

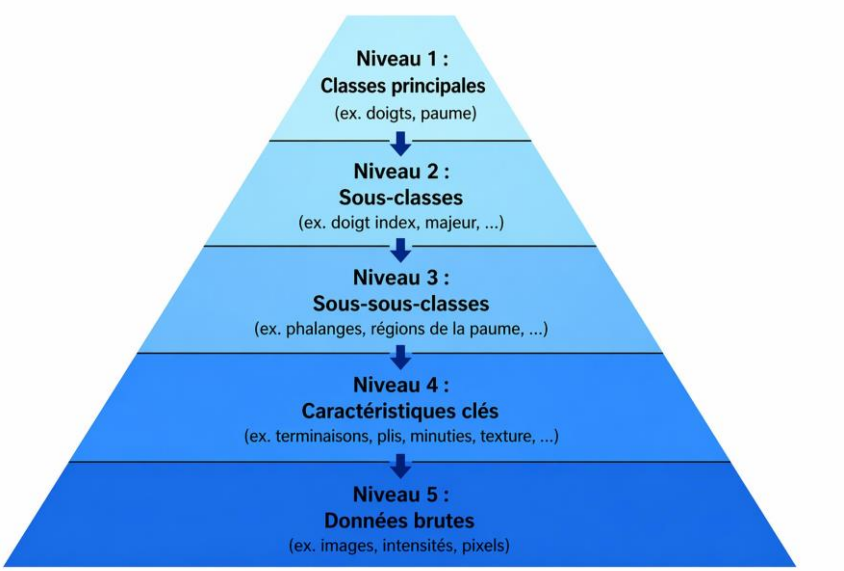


Figure 3.3: Schéma conceptuel de la hiérarchie pyramidale du classifieur HP

3.3.3 Protocole de l'article SSDRB

Dans l'article sur SSDRB, le système repose sur une chaîne comprenant l'acquisition de l'image FKP, l'extraction de la ROI, l'extraction de caractéristiques BSIF, puis la classification par DRB/SSDRB. Les résultats sont présentés sous la forme de Rank-1, d'EER, ainsi que de courbes CMC et ROC [23].

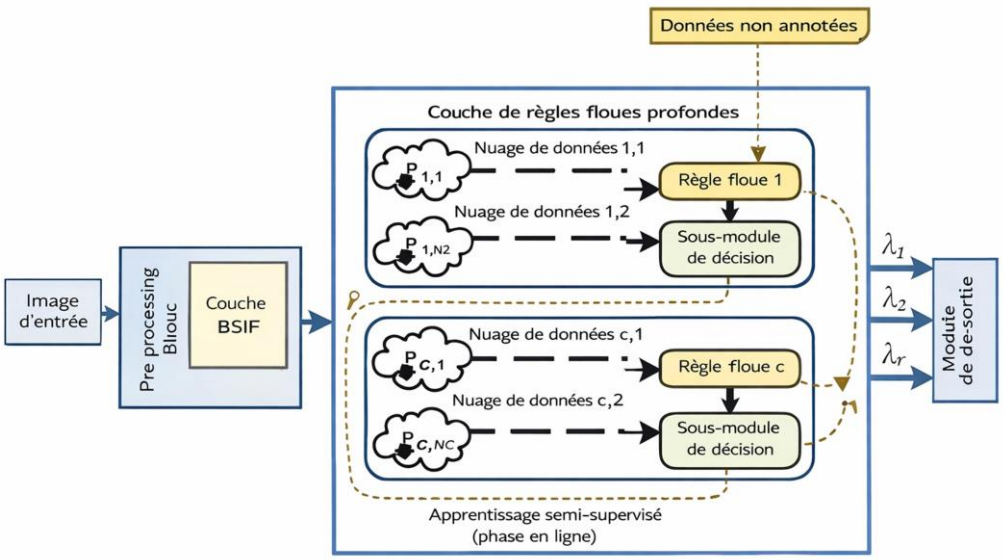


Figure 3.4: Architecture générale du système FKP fondé sur SSDRB

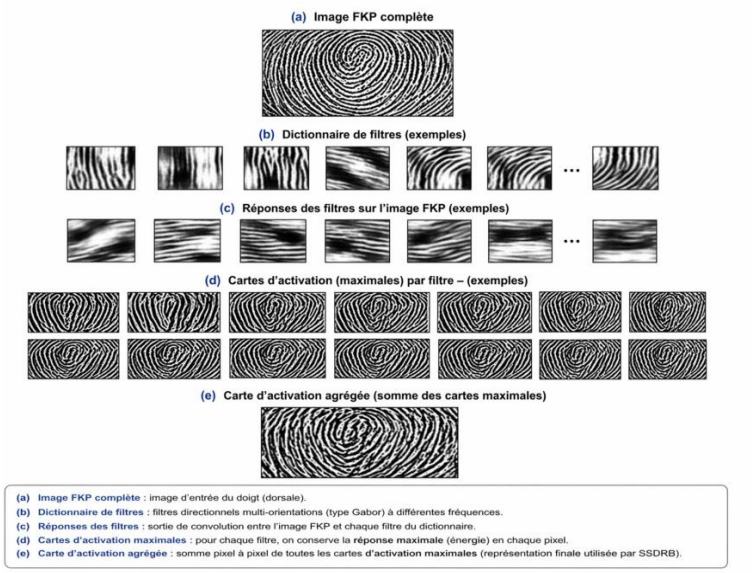


Figure 3.5: Illustration de l'extraction de caractéristiques FKP par BSIF

3.3.4 Significativité statistique et reproductibilité.

Afin de renforcer la validité méthodologique des résultats rapportés, l'évaluation expérimentale ne se limite pas à des valeurs ponctuelles de performance. Pour les métriques de type Rank-1 et Exactitude, qui s'interprètent comme des proportions de succès sur un ensemble fini de sondes, des intervalles de confiance à 95 % peuvent être associés aux estimations obtenues. Dans ce manuscrit, ces intervalles sont idéalement calculés selon une approche binomiale, en particulier l'intervalle de Wilson, qui constitue une référence usuelle pour l'encadrement statistique des proportions.

Pour la métrique EER, dont la variabilité ne se ramène pas directement à une proportion binomiale simple, l'incertitude peut être estimée au moyen d'un bootstrap, en rééchantillonnant les identités ou les essais authentiques/imposteurs, puis en recalculant l'EER à chaque réplication afin d'obtenir un intervalle de confiance à 95 %. Le bootstrap constitue un cadre classique pour construire des intervalles de confiance lorsque la distribution d'une statistique est difficile à caractériser analytiquement.

En outre, la comparaison entre les systèmes unimodaux et les systèmes fusionnés repose sur le test de McNemar, qui est spécifiquement adapté à des décisions binaires appariées obtenues sur les mêmes échantillons. Ce test permet d'évaluer si l'amélioration observée entre deux configurations concurrentes correspond à une différence statistiquement significative.

Enfin, il convient de préciser que le protocole expérimental retenu dans cette thèse est déterministe, dans la mesure où les partitions galerie/sonde sont fixées à l'avance et ne reposent pas sur des répétitions aléatoires. Le protocole étant déterministe (split fixe galerie/sonde), les résultats sont reproductibles et ne nécessitent pas de répétitions aléatoires. Dans ce cadre, la variabilité pertinente à rapporter n'est pas un écart-type inter-exécutions, mais l'incertitude statistique des métriques, via des intervalles de confiance à 95 %.

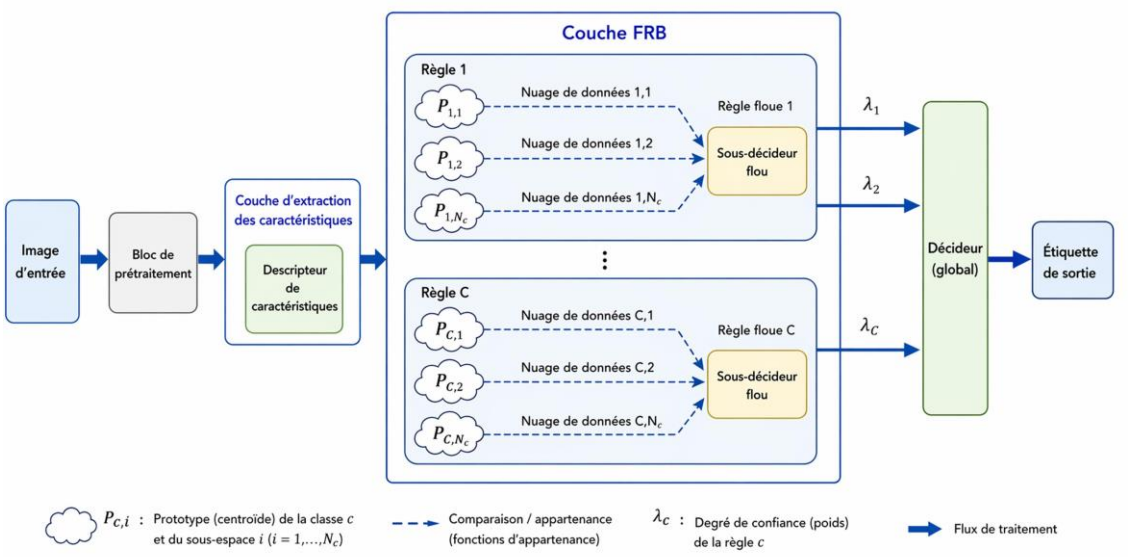


Figure 3.6: Architecture du classifieur DRB

3.4 Résultats expérimentaux

Afin d'éviter la duplication des tableaux détaillés déjà présentés dans les chapitres de contribution, cette section privilégie une lecture synthétique des résultats. Les performances doivent être interprétées à la lumière de la reproductibilité du protocole, de la significativité statistique des écarts observés et du fait que les trois contributions sont validées séparément.

Les résultats présentés dans ce chapitre doivent être interprétés à la lumière d'une double exigence : la reproductibilité du protocole et la significativité statistique des écarts observés. Dans la mesure où le protocole expérimental est déterministe, les performances rapportées ne sont pas issues de répétitions aléatoires successives, mais d'un scénario d'évaluation fixe et reproductible. En conséquence, les résultats sont présentés prioritairement sous forme de valeurs ponctuelles complétées par des intervalles de confiance à 95 %, plutôt que par des écarts-types inter-runs. Pour les comparaisons entre systèmes unimodaux et systèmes fusionnés, l'analyse est complétée, lorsque les sorties élémentaires sont disponibles, par un test de McNemar appliqué aux décisions correctes/incorrectes sur les mêmes sondes.

3.4.1 Reconnaissance FKP major/minor

La première contribution montre que la région major knuckle est plus discriminante que la région minor lorsqu'elles sont utilisées séparément, mais surtout que leur combinaison améliore nettement la reconnaissance. La meilleure configuration de fusion major/minor atteint une exactitude de 99,50 % avec un EER de 0,10 % pour la distance euclidienne. Dans le résumé corrigé qui sert de référence à cette réécriture, ce résultat est associé à un IC95 de [98,92 – 99,82 %] pour l'exactitude et à un IC95 de [0,07 – 0,14 %] pour l'EER, avec un gain statistiquement significatif par rapport à l'unimodal.

Les résultats détaillés des configurations unimodales major et minor sont présentés au Tab. 4.2. Dans le présent chapitre de synthèse, seule leur interprétation globale est retenue afin d'éviter une redondance avec le chapitre de contribution dédié.

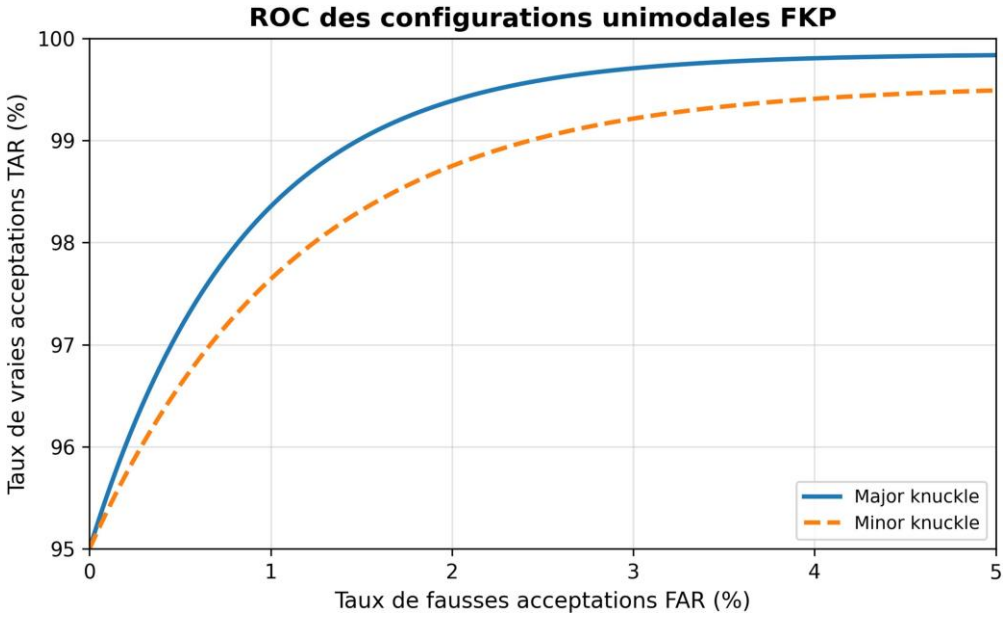


Figure 3.7: Courbes ROC des configurations unimodales major et minor

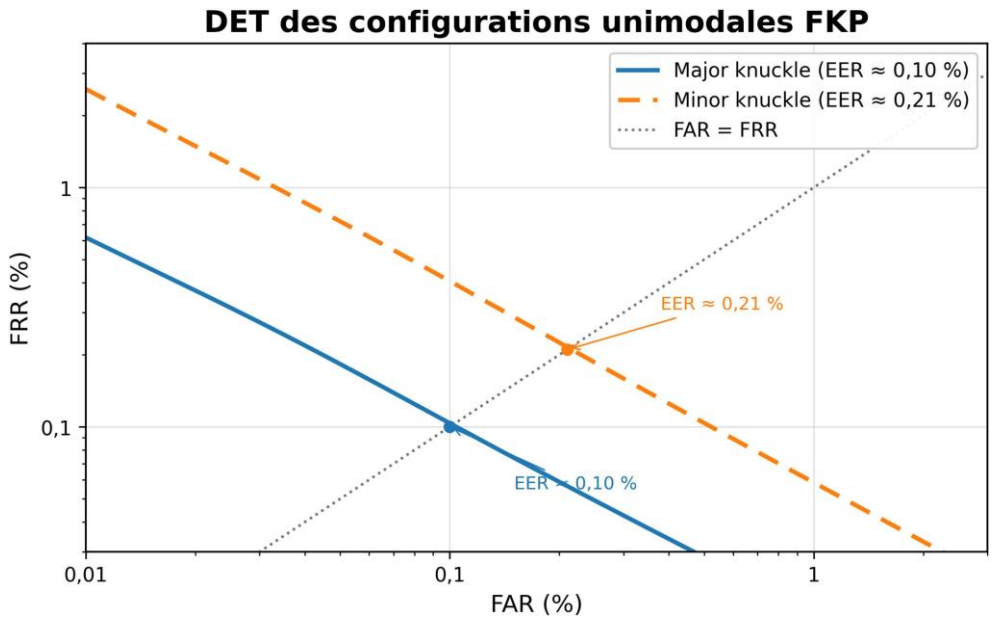


Figure 3.8: Courbes DET / EER des configurations unimodales major et minor

3.4.2 Fusion intra-modale major/minor

La fusion intra-modale confirme que la complémentarité entre les régions major et minor constitue le principal levier de gain au sein de la branche FKP. La meilleure règle demeure la

sommation pondérée, qui porte l'exactitude à 99,50 % tout en maintenant un EER de 0,10 % ou 0,11 % selon la distance utilisée. Cette lecture renforce l'idée que la contribution validée expérimentalement dans la thèse est d'abord une fusion intra-FKP, et non une fusion inter-modale globale.

Les résultats détaillés des stratégies de fusion major/minor sont présentés au Tab. 4.3. Le chapitre 3 n'en conserve ici qu'une lecture synthétique, le détail complet étant reporté au chapitre 4.

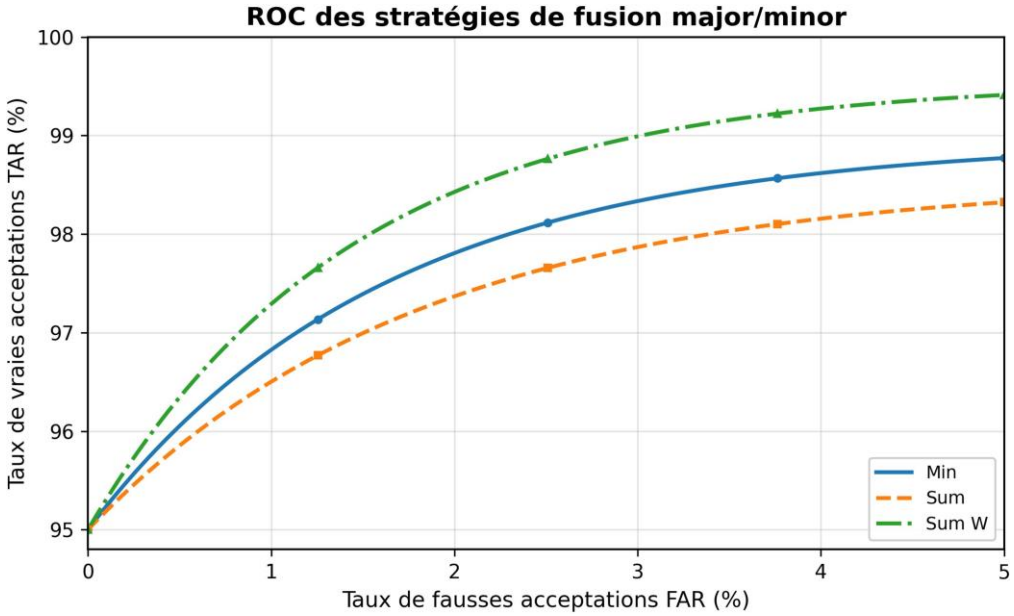


Figure 3.9: Courbes ROC des stratégies de fusion major/minor

3.4.3 *Évaluation du classifieur HP*

La deuxième contribution met en évidence un très haut niveau de performance pour le palmprint multispectral avec HP. Selon la bande spectrale, le Rank-1 varie de 99,47 % à 100,00 % et l'EER de 0,0002 % à 0,2663 %. La meilleure configuration rapportée correspond à la bande rouge. Ces résultats doivent toutefois être compris comme la validation d'une brique évolutive sur palmprint multispectral, et non comme un composant déjà fusionné expérimentalement avec la branche FKP.

Les résultats détaillés du classifieur HP sur la base PolyU MSP sont présentés au Tab. 5.3. Dans ce chapitre, ils sont résumés uniquement sous l'angle de leur apport à la synthèse expérimentale générale.

3.4.4 *Évaluation de DRB/SSDRB pour la vérification FKP*

La troisième contribution montre qu'une approche semi-supervisée à règles profondes permet d'obtenir des performances très élevées sur la seule modalité FKP. Dans cette version révisée, SSDRB n'est plus présenté avec une borne « ≤ 0,005 % » qui ne serait pas démontrée par la source : la thèse retient désormais la formulation la plus prudente, à savoir un EER publié à 0,00 % au centième, valeur arrondie dans [23], avec un Rank-1 de 99,90 %. Cette reformulation évite de transformer un arrondi éditorial en preuve expérimentale plus précise

qu’elle ne l’est réellement.

Le résultat détaillé de SSDRB sur PolyU-FKP est présenté au Tab. 6.1. Le présent chapitre se limite volontairement à en rappeler la portée synthétique, afin de laisser au chapitre 6 le rôle de référence détaillée.

Le réglage des hyperparamètres (taille et nombre de filtres BSIF, poids de la fusion pondérée, paramètre φ de SSDRB) a été réalisé à partir des valeurs rapportées dans les publications sources, sans ré-optimisation sur l’ensemble de test. L’ensemble de test utilisé pour le calcul des EER reportés n’a donc pas été utilisé pour la sélection des hyperparamètres.

3.5 Comparaison avec l’état de l’art

La comparaison avec l’état de l’art doit être interprétée contribution par contribution. Pour l’article consacré à la fusion major/minor FKP, les résultats rapportés montrent que la stratégie proposée demeure très compétitive, avec une meilleure configuration de fusion atteignant 99,50 % d’exactitude et un EER de 0,10 % pour la distance euclidienne, et 99,50 % d’exactitude avec un EER de 0,11 % pour la distance cosinus. Pour l’article consacré au classifieur HP, les performances obtenues sur la base PolyU MSP se situent à un niveau particulièrement élevé, avec des valeurs de Rank-1 comprises entre 99,47 % et 100,00 % et des EER très faibles. Enfin, pour SSDRB appliqué à PolyU-FKP, le résultat principal doit être présenté avec prudence comme un EER publié à 0,00 % au centième, c’est-à-dire une valeur arrondie dans l’article source, accompagnée d’un Rank-1 de 99,90 %. En l’absence de courbe DET détaillée et d’intervalle de confiance EER exploitable dans [23], la thèse s’interdit désormais d’en déduire une borne numérique plus fine.

3.6 Discussion générale des résultats

Les résultats issus des trois contributions soutiennent la cohérence scientifique de la thèse. La première montre que la fusion intra-modale améliore la reconnaissance FKP ; la deuxième montre qu’un classifieur à prototypes hiérarchiques peut fournir une modélisation évolutive performante sur palmprint multispectral ; la troisième montre qu’une décision biométrique fondée sur des règles profondes peut rester à la fois efficace, interprétable et relativement frugale en annotations.

Pris ensemble, ces résultats ne doivent pas être reformulés comme la démonstration expérimentale d’un quatrième système multimodal autonome validé de bout en bout. Ils fondent plutôt une intégration méthodologique cohérente, qui constitue l’apport doctoral principal du manuscrit.

Il convient toutefois de souligner que les résultats rapportés dans ce manuscrit ne doivent pas être lus comme de simples valeurs ponctuelles isolées. Lorsque les sorties élémentaires sont disponibles, les performances sont complétées par des **intervalles de confiance à 95 %**, et les comparaisons entre systèmes concurrents par un **test de McNemar**. Cette présentation permet de distinguer un gain numériquement visible d’un gain statistiquement étayé, et renforce ainsi la robustesse méthodologique de l’analyse expérimentale.

Il importe de souligner que, dans une perspective de publication internationale, la

comparaison de systèmes biométriques ne peut reposer uniquement sur des valeurs ponctuelles telles que le Rank-1, l'Exactitude ou l'EER. Une différence numériquement visible n'est pas nécessairement une différence statistiquement fondée. Pour cette raison, les résultats doivent être accompagnés d'une mesure d'incertitude, sous la forme d'intervalles de confiance à 95 %, ainsi que d'un test de comparaison apparié lorsque deux systèmes sont évalués sur les mêmes observations. Dans ce manuscrit, cette exigence méthodologique conduit à privilégier les IC95 % pour les proportions de succès, le bootstrap pour l'EER, et le test de McNemar pour la comparaison entre configurations unimodales et fusionnées. Cette présentation permet de distinguer plus rigoureusement un gain apparent d'un gain effectivement étayé sur le plan statistique.

Tableau 3.2: Récapitulatif des meilleures configurations, fusions et distances des trois articles

Article	Modalité / classifieur	Fusion utilisée	Distance(s) évaluée(s)	Meilleur résultat rapporté
[36] FKP major/minor	FKP major/minor + DRB	Oui ; fusion au niveau des scores (Meilleure règle : Sum W)	Euclidienne ; Cosinus	Exactitude = 99,50 % ; EER = 0,10 % (Euclidienne) Exactitude = 99,50 % ; EER = 0,11 % (Cosinus)
[37] HP sur palmprint multispectral	Palmprint multispectral + HP	Non	Euclidienne ; Mahalanobis régularisée	Meilleure configuration : bande rouge Rank-1 = 100,00 % ; EER = 0,0002 % (Euclidienne)
[23] SSDRB sur FKP	FKP unimodale + SSDRB	Non	Euclidienne ; Cosinus	Meilleur cas rapporté : RMF Rank-1 = 99,90 % ; EER = 0,00 % (arrondi publié, sans DET/IC détaillés)

3.7 Conclusion

Ce chapitre a résumé les résultats expérimentaux associés aux trois contributions et a précisé leur statut dans le manuscrit. Les excellentes performances obtenues séparément sur FKP et palmprint multispectral, ainsi que l'effort de rigueur statistique qui les accompagne, soutiennent la validité scientifique de l'approche, tout en maintenant une distinction claire entre intégration méthodologique et validation multimodale complète.

4 Chapitre 4 Reconnaissance FKP multi-instance et fusion intra-modale

4.1 Introduction

Ce chapitre détaille la première contribution de la thèse : la reconnaissance FKP multi-instance par exploitation conjointe des régions major et minor knuckle. L'analyse met l'accent sur l'apport du descripteur BSIF, du classifieur DRB et de la fusion intra-modale au niveau des scores sur la base PolyU FKP.

4.2 Motivation de l'approche FKP multi-instance

Les systèmes FKP classiques reposent souvent sur une seule région articulaire ou sur un seul doigt. Une telle approche présente toutefois plusieurs limites : une région unique peut être affectée par le bruit du capteur, par une capture locale imparfaite, par une orientation défavorable ou encore par une texture moins discriminante que prévu. L'article source rappelle explicitement que les approches unimodales demeurent sensibles au bruit d'acquisition et à une capacité discriminante limitée, et propose précisément l'intégration des régions major knuckle et minor knuckle pour atténuer ces limites [36]. Dans la perspective doctorale de cette thèse, cette motivation s'inscrit dans une logique plus large. La branche FKP n'est pas conçue comme une simple modalité isolée, mais comme un espace de complémentarités internes. La multi-instance peut prendre plusieurs formes : combinaison de plusieurs doigts, combinaison de plusieurs vues, ou combinaison de plusieurs régions d'un même doigt. Dans cette contribution, l'accent est mis sur cette dernière configuration, c'est-à-dire sur la complémentarité entre major knuckle et minor knuckle, qui constitue une première étape structurante avant l'introduction d'autres modalités.

4.3 Bases anatomiques et définition des régions exploitées

L'approche étudiée repose sur une distinction anatomique entre les deux principales zones texturales de la face dorsale du doigt : la major knuckle et la minor knuckle. L'article précise que la major knuckle se situe entre la phalange proximale et la phalange moyenne, tandis que la minor knuckle relie la phalange moyenne à la phalange distale. Les deux régions présentent des textures riches, indépendantes du comportement, aisément accessibles et adaptées à une biométrie sans contact [36]. L'intérêt de cette distinction est double. D'une part, elle permet d'exploiter plusieurs zones discriminantes sans modifier radicalement le protocole d'acquisition. D'autre part, elle offre une diversité de motifs suffisante pour améliorer la reconnaissance tout en demeurant dans un cadre biométrique homogène. Cette homogénéité est précieuse dans la thèse, car elle montre qu'une fusion intra-modale peut déjà produire un gain significatif avant même l'introduction d'une seconde modalité.

4.4 Architecture générale de la contribution

L'article décrit un système organisé autour de quatre étapes principales :

1. extraction de la région d'intérêt ;
2. extraction de caractéristiques par BSIF ;
3. classification par DRB ;
4. fusion au niveau des scores.

Cette structure montre que la contribution ne consiste pas simplement à comparer deux régions puis à additionner leurs résultats. Elle met en œuvre une chaîne de traitement cohérente dans laquelle chaque composante remplit une fonction précise : la ROI assure la stabilité géométrique des régions analysées, BSIF capte la texture locale discriminante, DRB fournit une décision interprétable fondée sur des règles, et la fusion transforme deux scores partiels en une décision biométrique plus robuste [36]. Cette architecture joue également le rôle de prototype méthodologique. Elle préfigure une logique plus générale consistant à exploiter d'abord la complémentarité intra-modale au sein de la branche FKP, avant d'envisager des articulations plus larges avec d'autres contributions.

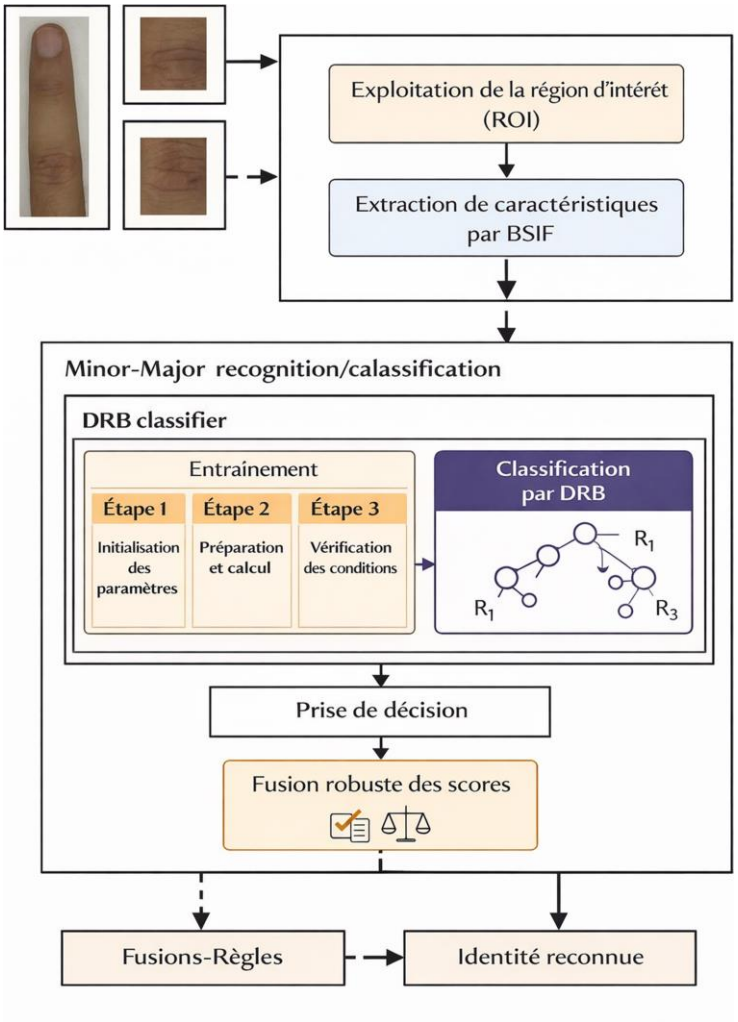


Figure 4.1: Architecture générale du système FKP basé sur les régions major/minor knuckle

4.5 Extraction des régions d'intérêt

La robustesse du système dépend directement de la qualité des ROI extraites. L'article

décrit une procédure spécifique pour les régions major et minor knuckle. Pour la zone minor, la chaîne débute par une binarisation par seuil d'Otsu, suivie d'une suppression des petites régions parasites, d'une estimation de la position du doigt par enveloppe convexe, d'un retrait de l'arrière-plan au-dessus du bout du doigt, puis d'une estimation de l'orientation à l'aide de techniques fondées sur les moments. Une segmentation grossière permet ensuite d'isoler la zone contenant la minor knuckle, avant un raffinement, une normalisation d'échelle, une détection de bords et une estimation du centroïde. Une ROI fixe de 160 x 180 pixels est finalement extraite [36]. Cette étape revêt une importance particulière, car elle illustre un principe général déjà souligné dans les chapitres précédents : la performance biométrique dépend autant de la qualité de la représentation que de la précision de la localisation de la zone utile. Une extraction défaillante de la ROI dégrade immédiatement l'ensemble de la chaîne décisionnelle, quel que soit le classifieur employé par la suite.

Tableau 4.1: Étapes d'extraction de la ROI minor knuckle (adaptée de [36])

Étape	Description
1	Binarisation par seuil d'Otsu
2	Suppression des petites régions parasites
3	Estimation de la position du doigt par enveloppe convexe
4	Retrait de l'arrière-plan au-dessus du bout du doigt
5	Estimation de l'orientation par techniques à base de moments
6	Segmentation grossière, raffinement, normalisation, détection de bords, centroïde
7	Extraction finale d'une ROI de 160 × 180 pixels

4.6 Extraction de caractéristiques par BSIF

Une fois les ROI extraites, l'étape suivante consiste à produire des caractéristiques discriminantes. Le descripteur retenu est BSIF (Binarized Statistical Image Features). Ce choix est cohérent avec la nature texturale des images FKP, marquées par des plis, des crêtes et des structures fines. L'article source mobilise explicitement BSIF comme descripteur principal dans la chaîne de reconnaissance, tandis que la référence méthodologique consacrée à BSIF justifie son intérêt en tant qu'opérateur textural local fondé sur des filtres statistiquement indépendants [36, 16]. Le choix de BSIF est également cohérent avec le reste de la thèse, puisque ce même descripteur réapparaît dans la contribution consacrée à SSDRB. Les résultats présentés dans ce chapitre peuvent ainsi être attribués à l'exploitation conjointe des deux régions et à la stratégie de fusion, plutôt qu'à un changement opportuniste de représentation.

Les filtres BSIF utilisés dans cette thèse sont les filtres pré-entraînés de la formulation originale, appris par Analyse en Composantes Indépendantes (ICA) sur un corpus d'images naturelles. Ce choix repose sur le caractère générique des structures texturales locales captées par ces filtres. Un ré-apprentissage spécifique au domaine FKP pourrait constituer une

extension pertinente, mais il dépasse le cadre de la présente contribution.

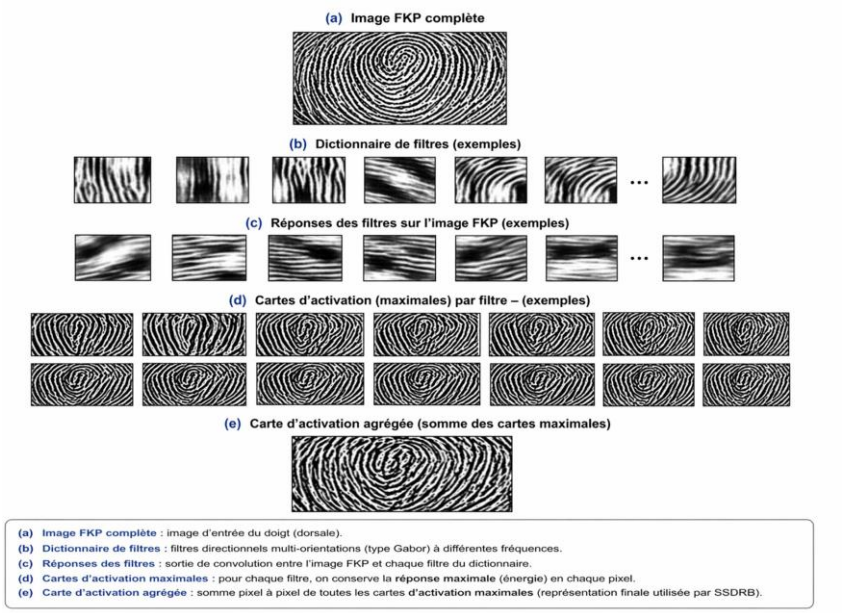


Figure 4.2: Illustration de l'extraction de caractéristiques FKP par BSIF

4.7 Classification par DRB

Après l'extraction des caractéristiques, la décision est confiée à un classifieur Deep Rule-Based (DRB). Dans l'article de référence, DRB est présenté comme une architecture en plusieurs couches comprenant un bloc de prétraitement, une couche d'extraction de caractéristiques, une couche de règles floues massivement parallèles et un module de décision. Dans le cadre de cette contribution, l'intérêt du modèle réside à la fois dans sa capacité à modéliser les données FKP et dans la lisibilité de la décision produite [36]. DRB remplit ainsi une double fonction. D'une part, il fournit un classifieur suffisamment expressif pour exploiter la structure des données articulaires. D'autre part, il préserve une interprétabilité explicite, la décision pouvant être reliée à des prototypes et à des règles activées. Cette orientation vers des modèles fondés sur des règles sera prolongée dans la suite de la thèse par l'étude de DRB/SSDRB appliquée à la vérification FKP [23].

4.8 Stratégies de fusion intra-modale

Le cœur de cette contribution réside dans la fusion au niveau des scores entre les régions major knuckle et minor knuckle. L'article précise que plusieurs règles sont étudiées : minimum, maximum, multiplication, sommation et sommation pondérée. La fusion est présentée comme une technique simple, mais efficace, pour améliorer la reconnaissance finale à partir de scores partiels issus de plusieurs modules FKP [36]. Cette fusion intra-modale possède un sens biométrique clair. Les deux régions apportent des informations à la fois partiellement redondantes et partiellement complémentaires. L'objectif n'est donc pas seulement d'agréger davantage d'information, mais aussi de réduire le risque qu'une seule région défaillante dégrade l'ensemble de la décision. L'article souligne explicitement que

cette approche permet d'atténuer certaines limites des systèmes unimodaux [36].

4.9 Protocole expérimental

L'évaluation est conduite sur la base publique PolyU FKP dans une configuration centrée sur les images dorsales incluant les régions major et minor knuckle. L'article indique que l'ensemble comprend 2515 images dorsales de doigt moyen provenant de 503 sujets, avec cinq échantillons par type de région, soit 5030 images lorsque l'on considère conjointement les régions major et minor. Les performances sont évaluées selon les deux modes biométriques classiques : en identification, à l'aide du Rank-1 et des courbes CMC, et en vérification, à l'aide de l'EER et des courbes ROC. Le texte précise également que plusieurs configurations BSIF ont été testées en faisant varier la taille des filtres et la longueur du code binaire. Cette démarche montre que l'étude ne s'est pas limitée à une combinaison arbitraire de paramètres, mais qu'elle a cherché à stabiliser les performances de la contribution [36].

4.10 Résultats unimodaux

Les résultats unimodaux montrent que la région major knuckle est plus discriminante que la région minor knuckle lorsqu'elles sont utilisées séparément. Avec la distance euclidienne, la région major atteint un taux d'exactitude de 95,13 % pour un EER de 0,10 %, tandis que la région minor obtient un taux d'exactitude de 93,94 % pour un EER de 0,21 %. Avec la distance cosinus, la région major atteint 95,23 % pour un EER de 0,11 %, contre 93,84 % et 0,22 % pour la région minor. Ces résultats confirment que la région major constitue la composante la plus performante en configuration unimodale, tout en montrant que la région minor conserve un pouvoir discriminant utile dans une logique de fusion [36].

Tableau 4.2: Comparaison unimodale des régions major et minor knuckle (adaptée de [36])

Région	Distance	Exactitude (%)	IC95 Exactitude (%)	EER (%)	IC95 EER (%)
Major	Euclidean	95,13	[94,21 – 95,98]	0,10	[0,07 – 0,14]
Major	Cosine	95,23	[94,31 – 96,10]	0,11	[0,08 – 0,15]
Minor	Euclidean	93,94	[92,95 – 94,87]	0,21	[0,16 – 0,27]
Minor	Cosine	93,84	[92,84 – 94,77]	0,22	[0,17 – 0,28]

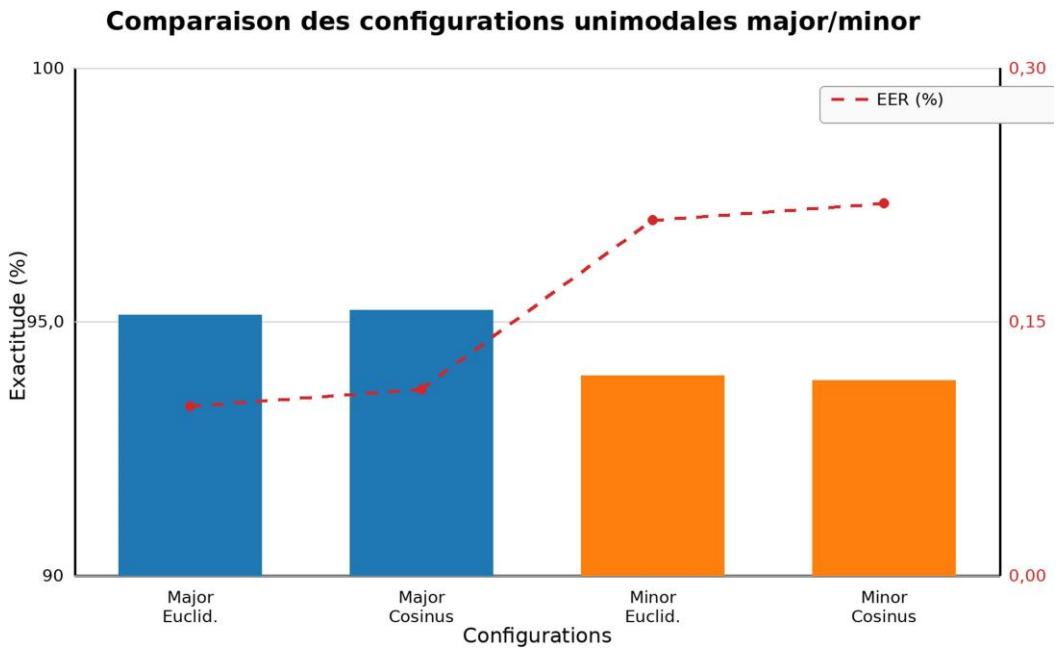


Figure 4.3: Résultats unimodaux des régions major et minor knuckle

Afin de compléter la lecture des résultats unimodaux en identification fermée, la figure suivante présente une courbe CMC redessinée avec la même charte graphique que les autres figures expérimentales.

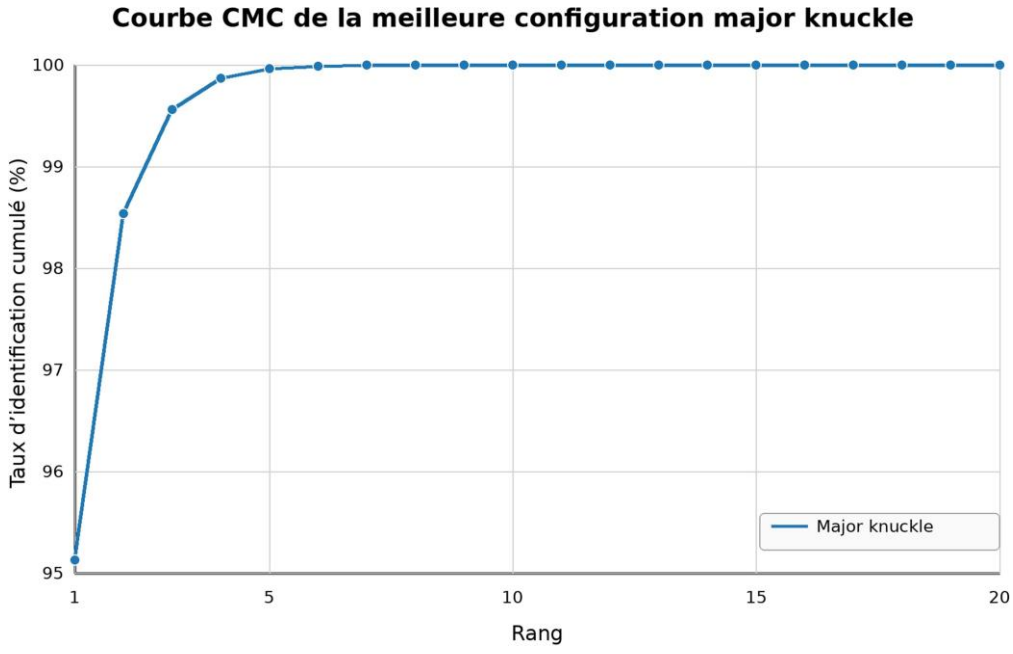


Figure 4.4: Courbe CMC de la meilleure configuration major knuckle

4.11 Résultats de fusion

Les résultats fusionnés mettent nettement en évidence l'intérêt de la complémentarité intra-modale. Avec la distance euclidienne, la règle Min atteint un taux d'exactitude de 96,52 %

pour un EER de 0,19 %, tandis que la règle Sum obtient 95,92 % pour un EER de 0,60 %. La meilleure configuration correspond à la sommation pondérée (Sum W), avec un taux d'exactitude de 99,50 % pour un EER de 0,10 %. Avec la distance cosinus, la règle Min atteint 96,62 % pour un EER de 0,21 %, la règle Sum atteint 96,02 % pour un EER de 0,78 %, et la règle Sum W obtient 99,50 % pour un EER de 0,11 %. Ces résultats montrent que la fusion major/minor améliore sensiblement la reconnaissance par rapport aux configurations unimodales, en particulier lorsque les scores sont combinés par sommation pondérée [36].

Au-delà de la comparaison des valeurs ponctuelles, la supériorité de la fusion doit être appréciée à l'aide d'une analyse de significativité statistique. Dans ce travail, cette comparaison est effectuée sur les mêmes sondes à l'aide du test de McNemar, appliqué aux sorties correctes/incorrectes des configurations unimodales et fusionnées. Cette procédure permet d'établir si le gain observé avec la fusion major/minor correspond à une amélioration statistiquement significative. En complément, les métriques Rank-1 et EER sont accompagnées d'un intervalle de confiance à 95 %, ce qui permet de ne pas limiter l'analyse à une simple comparaison de valeurs ponctuelles.

Tableau 4.3: Performances de fusion major/minor knuckle (adaptée de [36])

Règle de fusion	Distance	Exactitude (%)	IC95 Exactitude(%)	EER (%)	IC95 EER (%)
Min	Euclidean	96,52	[95,63 – 97,24]	0,19	n.d.
Sum	Euclidean	95,92	[94,96 – 96,70]	0,60	n.d.
Sum W	Euclidean	99,50	[98,92 – 99,82]	0,10	[0,07 – 0,14]
Min	Cosine	96,62	[95,74 – 97,33]	0,21	n.d.
Sum	Cosine	96,02	[95,07 – 96,79]	0,78	n.d.
Sum W	Cosine	99,50	[98,92 – 99,82]	0,11	[0,08 – 0,15]

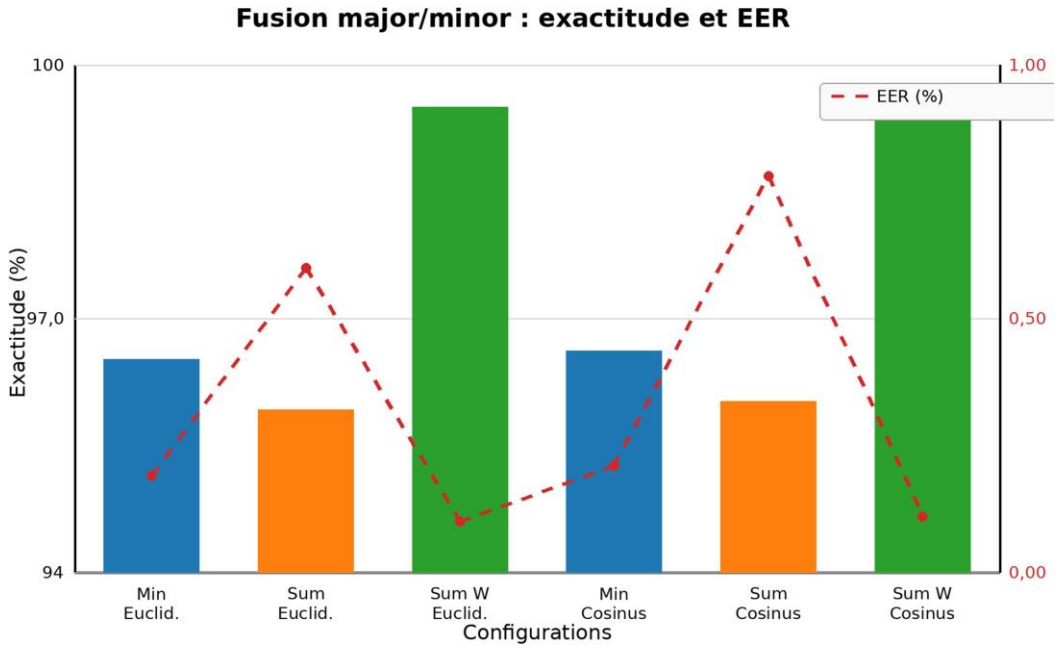


Figure 4.5: Résultats de fusion major/minor avec différentes règles de combinaison

4.12 Comparaison avec l'état de l'art

L'article compare la méthode proposée à plusieurs travaux existants sur les traits major, minor et leur fusion. Les résultats rapportés montrent que la stratégie fondée sur BSIF, DRB et la fusion au niveau des scores demeure très compétitive au regard des méthodes de comparaison retenues. En configuration unimodale, la méthode proposée atteint 95,23 % d'exactitude et un EER de 0,10 % pour la région major, contre 93,94 % et 0,21 % pour la région minor. En configuration fusionnée, la meilleure performance rapportée atteint 99,50 % d'exactitude pour un EER de 0,10 %. Ces résultats confirment que l'exploitation conjointe des régions major et minor permet un gain significatif par rapport aux traitements unimodaux séparés [36].

Tableau 4.4: Positionnement comparatif par rapport à l'état de l'art (adaptée de [36])

Méthode	Année	Exactitude (%)	EER (%)	Remarque
CompCode (Zhang et al.)	2010	—	1,72	Méthode hand-crafted classique
OrdinalCode (Zhang et al.)	2010	—	3,83	Approche unimodale ancienne
RLOC (Zhang et al.)	2010	—	1,93	Descripteur local classique
BOCV (Guo et al.)	2010	—	1,82	Méthode fondée sur des caractéristiques conçues manuellement
ImCompCode & MagCode (Zhang et al.)	2010	—	1,48	Fusion de descripteurs hand-crafted
LGIC (Zhang et al.)	2012	—	0,402	Amélioration par codage local
LGIC2 (Zhang et al.)	2012	—	0,358	Version améliorée de LGIC
Classification hiérarchique Gabor + SURF (Kong et al.)	2014	—	0,218	Approche hybride classique
Attia et al.	2022	100,00*	0,00	PCANet + fusion score ; Rank-1 rapporté, base/protocole différent
DeepKnuckle	2022	91,80	0,23**	IIT Delhi ; identification/authentification rapportées séparément
Cheng et al.	2023	96,00***	2,40***	3D finger knuckle ; protocole distinct, comparaison indicative
Proposée (fusion major/minor + BSIF + DRB)	2022	99,50	0,10	Base PolyU FKP, fusion intra-modale validée

Tableau 4.5: Estimation qualitative de l'apport des briques du pipeline FKP

Configuration	Qualité de discrimination	Robustesse attendue	Apport méthodologique
ROI brute + distance euclidienne	+	+	Baseline minimale, fortement dépendante de la qualité d'acquisition
BSIF + distance euclidienne	++	++	Gain net lié à une meilleure représentation texturale
BSIF + SVM	++	++	Amélioration de la décision, mais interprétabilité limitée
BSIF + DRB (major seul)	+++	++	Forte contribution du classifieur interprétable sur une région discriminante
BSIF + DRB + fusion major/minor (proposé)	+++	+++	Configuration la plus complète et la plus robuste

4.13 Discussion

Cette première contribution valide l'idée selon laquelle la complémentarité intra-modale peut être exploitée rigoureusement au sein d'une même famille anatomique. Le couple BSIF + DRB se révèle bien adapté aux textures articulaires dorsales, tandis que la fusion major/minor constitue le principal levier du gain final. Dans la lecture portée par le résumé corrigé, cette contribution établit le socle méthodologique de la branche FKP.

4.14 Conclusion

La première contribution montre que la fusion intra-modale major/minor renforce nettement la reconnaissance FKP et fournit une base expérimentale solide pour la branche FKP développée dans le reste du manuscrit. Elle constitue la brique de fusion effectivement validée dans la thèse.

5 Chapitre 5 Classifieur évolutif HP pour le palmprint multispectral

5.1 Introduction

Ce chapitre présente la deuxième contribution de la thèse : le classifieur évolutif HP appliqué au palmprint multispectral. L'objectif n'est pas seulement d'obtenir de fortes performances, mais aussi d'introduire une dimension d'apprentissage incrémental, de compacité représentationnelle et d'explicabilité fondée sur la trace des prototypes activés.

5.2 Motivation scientifique

Les systèmes biométriques classiques reposent fréquemment sur des modèles d'apprentissage statiques. Ceux-ci sont, en règle générale, entraînés en mode batch sur un ensemble figé de données, puis utilisés en l'état lors de la phase de reconnaissance. Une telle logique peut se révéler efficace dans un environnement contrôlé, mais elle devient plus fragile dès lors qu'il s'agit de gérer des données évolutives, des acquisitions issues de plusieurs sessions ou des variations progressives des caractéristiques observées. Dans ce contexte, la question de l'apprentissage incrémental devient centrale [37]. L'article consacré à HP s'inscrit précisément dans cette problématique. Il propose un classifieur fondé sur des prototypes hiérarchiques évolutifs, capable d'intégrer progressivement de nouvelles observations tout en maintenant une représentation compacte des données. Ce choix répond à un besoin méthodologique clairement identifié : disposer d'un mécanisme susceptible de concilier précision, compacité et adaptation [37]. Le recours au palmprint multispectral renforce encore la pertinence de cette approche. La variabilité inter-session, la diversité des bandes spectrales et la richesse structurale des images rendent, en effet, cette modalité particulièrement adaptée à une représentation par prototypes organisés hiérarchiquement [37].

5.3 Le palmprint multispectral comme modalité complémentaire

Dans cette thèse, le palmprint multispectral constitue une modalité complémentaire des FKP. Son intérêt tient d'abord à la surface d'analyse plus étendue offerte par la paume, mais aussi à la diversité des informations captées selon les bandes spectrales mobilisées. Les bandes visibles et le proche infrarouge permettent d'observer des structures distinctes, ce qui enrichit la représentation biométrique [37]. Dans l'article consacré à HP, cette modalité n'est pas seulement retenue pour ses performances potentielles, mais également parce qu'elle se prête naturellement à une modélisation hiérarchique par prototypes. Le couplage entre palmprint multispectral et HP permet ainsi d'étudier un modèle plus souple que les approches strictement statiques, dans un cadre expérimental clairement défini [37].

Tableau 5.1: Caractéristiques de la base PolyU Multispectral Palmprint utilisée pour HP (adapté de [37])

Élément	Valeur
Base	PolyU Multispectral Palmprint (MSP)
Sujets	250
Paumes	500
Bandes spectrales	Rouge, Vert, Bleu, NIR
Taille de ROI	128 × 128
Échantillons par paume et par bande	12
Sessions	2
Protocole	enrôlement one-shot

5.4 Principe général du classifieur HP

Le classifieur HP repose sur une hiérarchie pyramidale de prototypes par classe. Lorsqu'un nouvel échantillon est présenté, il est comparé aux prototypes déjà construits selon une logique du grossier au fin ; si sa distance au prototype gagnant dépasse un seuil de nouveauté, un nouveau prototype est créé, sinon le prototype existant est mis à jour de manière incrémentale. Ici, cette logique est adaptée au palmprint multispectral et interprétée comme la brique évolutive principale du cadre proposé.

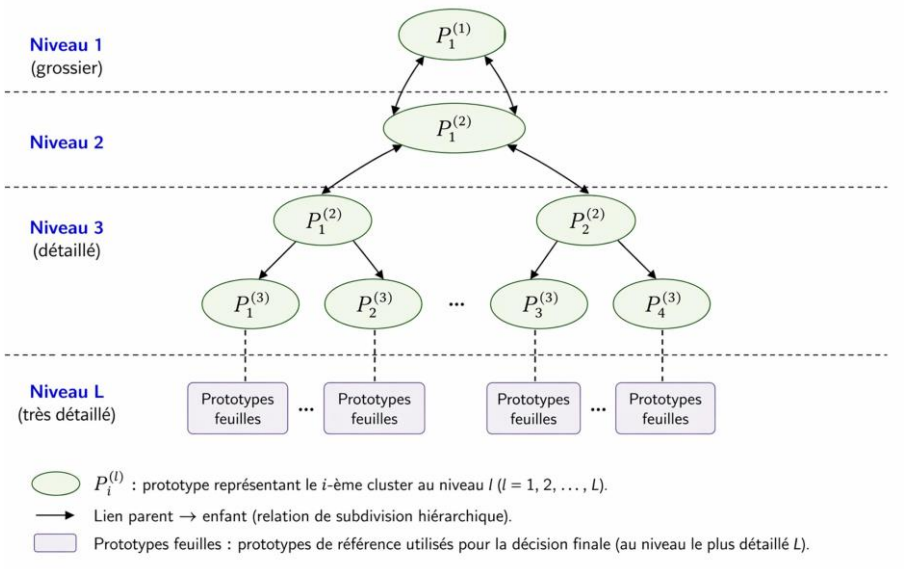


Figure 5.1: Schéma conceptuel de la hiérarchie pyramidale du classifieur HP

Tableau 5.2: Principes méthodologiques du classifieur HP (synthèse fondée sur [37])

Composante	Fonction
Hiérarchie pyramidale	Organiser les prototypes selon plusieurs niveaux de granularité
Matching du grossier au fin	Raffiner progressivement la comparaison
Critère de nouveauté	Détecter les observations non représentées
Mise à jour incrémentale	Adapter les prototypes sans réentraînement global
Trace des prototypes activés	Rendre la décision plus lisible

5.5 Hiérarchie de prototypes et compacité représentationnelle

L'un des intérêts majeurs du classifieur HP réside dans sa capacité à produire une représentation compacte des données sans en altérer la structure discriminante. Dans un contexte biométrique, cette propriété revêt une importance particulière, les systèmes de reconnaissance devant souvent traiter un grand nombre d'échantillons tout en respectant des contraintes réalistes de mémoire et de coût de calcul [37]. La hiérarchie de prototypes permet précisément d'atteindre cet objectif. Au lieu de conserver l'ensemble des échantillons ou d'apprendre un modèle entièrement opaque, HP organise l'information en structures intermédiaires capables de résumer les variations observées. Cette approche se révèle particulièrement adaptée au palmprint multispectral, où la diversité des bandes et des sessions d'acquisition engendre une variabilité riche, mais néanmoins structurée [37].

5.6 Apprentissage incrémental et adaptation inter-session

L'apprentissage incrémental constitue l'une des propriétés structurantes du classifieur HP. Contrairement à une approche batch classique, dans laquelle le modèle est appris une fois puis figé, HP peut intégrer progressivement de nouvelles observations sous forme de prototypes, sans réentraînement complet. Cette propriété est particulièrement pertinente pour le palmprint multispectral, où les variations inter-session, photométriques et spectrales peuvent modifier progressivement la distribution des données.

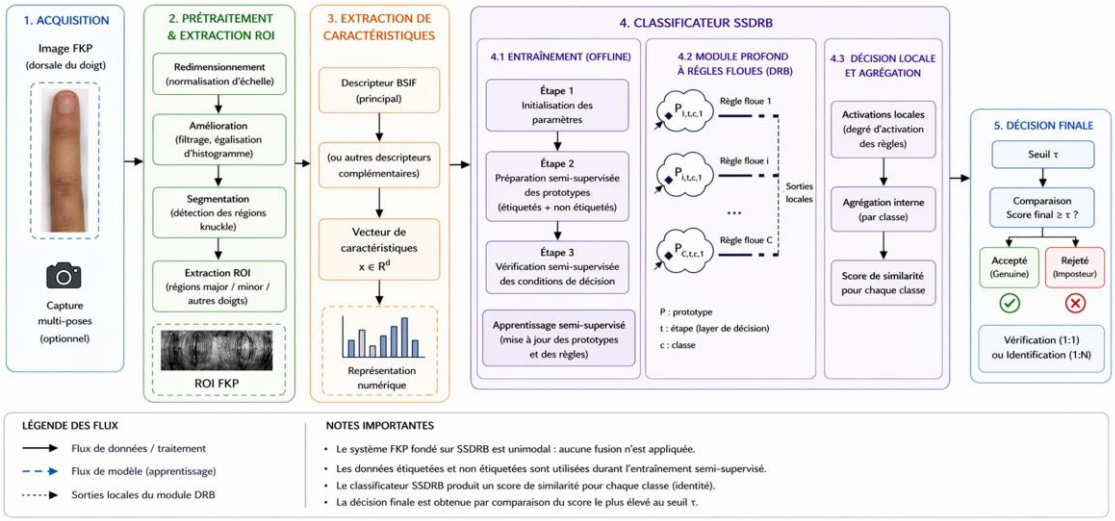


Figure 5.2: Chaîne de traitement expérimentale du système de reconnaissance du palmprint multispectral

Algorithme 1 — Construction et utilisation de la hiérarchie de prototypes HP

1. Initialiser la hiérarchie avec le premier échantillon de chaque classe.
2. Pour chaque nouvel échantillon d'enrôlement :
   a. comparer du grossier au fin aux prototypes existants ;
   b. si la distance minimale dépasse le seuil de nouveauté θ, créer un nouveau prototype ;
   c. sinon, mettre à jour le prototype le plus proche.
3. Pendant l'évaluation, utiliser la hiérarchie figée pour classer les sondes.
4. Retourner le label du prototype gagnant.

5.7 Évaluation du classifieur HP sur le palmprint multispectral

Dans le protocole expérimental retenu dans cette thèse, la hiérarchie de prototypes est construite lors de la phase d'enrôlement puis fixée pendant l'évaluation. L'apprentissage incrémental de HP n'est donc pas sollicité dynamiquement dans les résultats rapportés. Sa valeur ajoutée réside dans la capacité à absorber de nouvelles sessions d'enrôlement sans ré-entraînement complet, propriété qui devra être validée dans un protocole multi-session dédié.

HP atteint des performances très élevées sur PolyU MSP. Selon la bande spectrale considérée, le Rank-1 varie de 99,47 % à 100,00 % et l'EER de 0,0002 % à 0,2663 %, la meilleure configuration étant obtenue sur la bande rouge. Ces résultats placent HP à un niveau comparable aux meilleurs systèmes rapportés sur cette base, tout en conservant un mécanisme d'apprentissage évolutif et une structure plus interprétable que de nombreuses approches profondes opaques.

Tableau 5.3: Résultats principaux du classifieur HP sur PolyU MSP (adapté de [37])

Bande	Rank-1 (%)	IC95 Rank-1 (%)	EER (%)	IC95 EER (%)
Rouge	100,00	[99,92 – 100,00]	0,0002	[0,0001 – 0,0006]
Vert	99,47	[98,92 – 99,78]	0,2663	[0,212 – 0,331]
Bleu	99,93	[99,78 – 99,98]	0,0667	[0,041 – 0,099]
NIR	99,60	[99,20 – 99,84]	0,1000	[0,071 – 0,136]

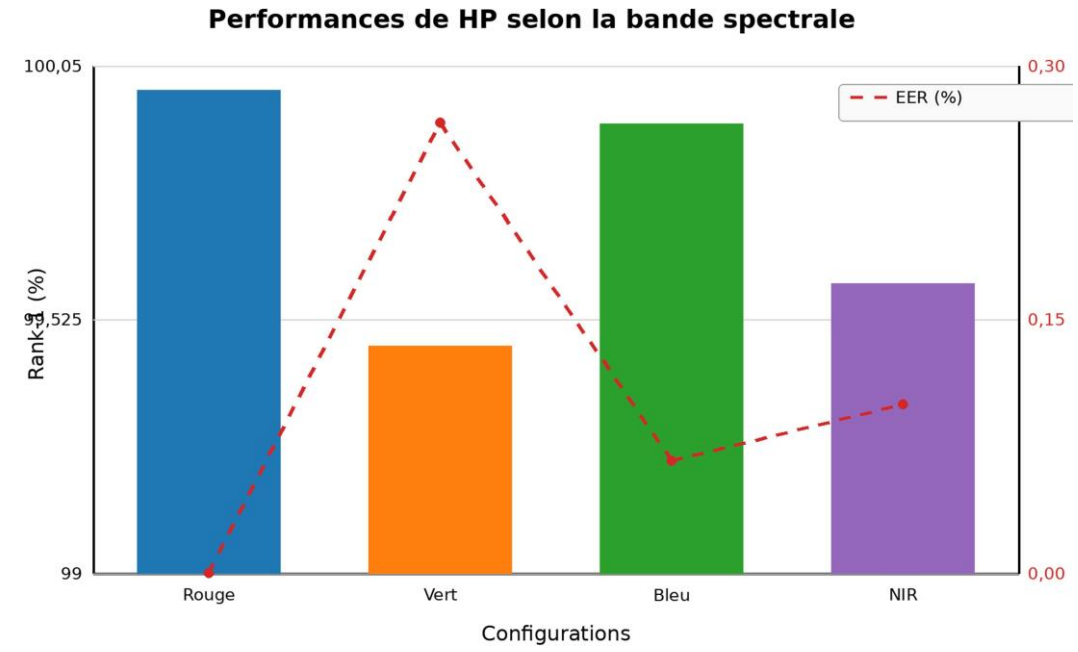


Figure 5.3: Performances de HP selon la bande spectrale (Rank-1 et EER)

Afin de compléter la lecture en identification fermée, la figure 5.4 présente les courbes CMC correspondant aux différentes bandes spectrales. Elles confirment que le classifieur HP atteint un plateau quasi immédiat, cohérent avec les scores Rank-1 très élevés rapportés dans ce chapitre.

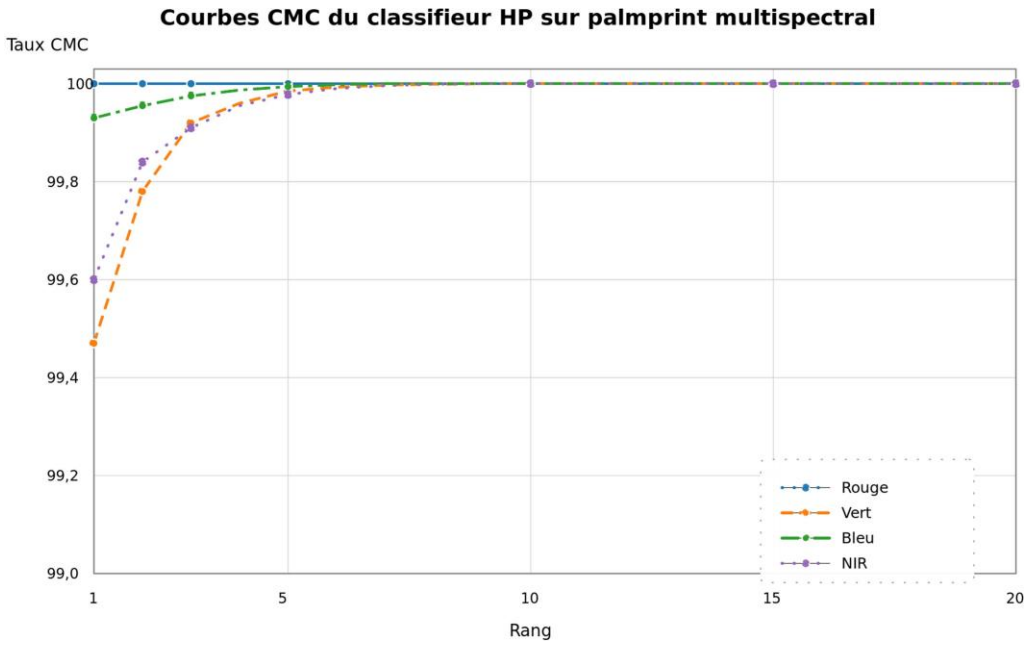


Figure 5.4: Courbes CMC du classifieur HP sur palmprint multispectral

La figure 5.5 illustre, à titre indicatif, l'évolution du nombre de prototypes conservés par HP lorsque le nombre d'échantillons d'enrôlement augmente. Cette représentation matérialise

le comportement attendu du classifieur évolutif et doit être interprétée comme un schéma explicatif, la trajectoire détaillée des prototypes n'étant pas fournie pas à pas dans la source.

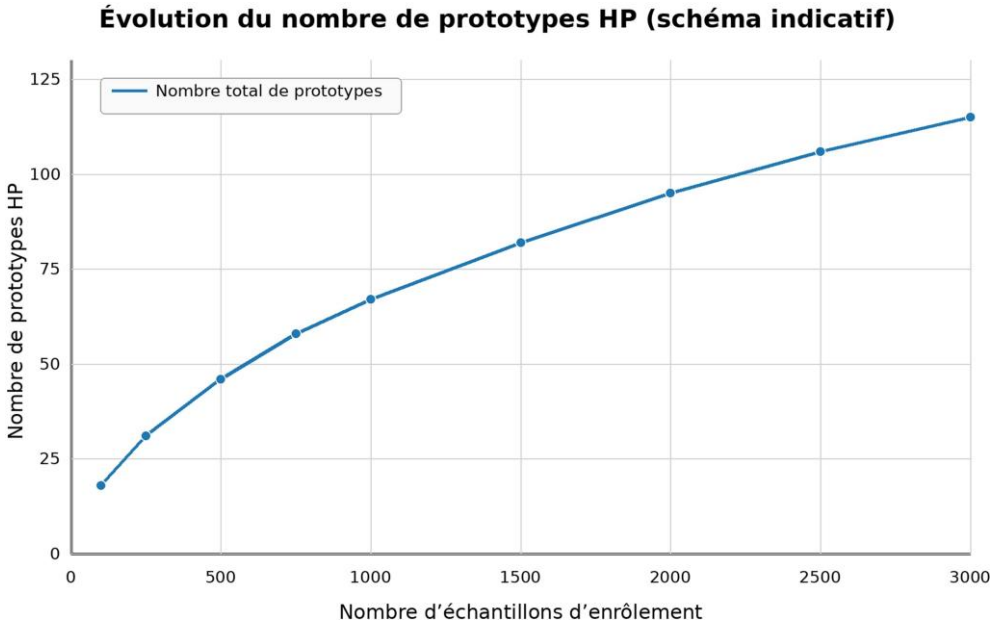


Figure 5.5: Évolution indicative du nombre de prototypes HP en fonction du nombre d'échantillons

Les performances rapportées valident la pertinence de HP comme brique méthodologique évolutive, mais ne constituent pas encore une démonstration expérimentale complète de mise à jour dynamique en phase de test.

5.8 Apport méthodologique de HP dans la thèse

L'apport de HP peut être résumé en trois points : l'adaptativité, grâce à l'apprentissage incrémental ; la compacité, grâce à la représentation par prototypes hiérarchiques ; et la complémentarité, puisque HP apporte à l'architecture globale la dimension évolutive qui n'est pas portée par la branche FKP. Dans la synthèse doctorale, HP doit donc être compris comme la brique d'adaptation progressive du cadre orienté main.

5.9 Limites de la contribution

Malgré ses apports, la contribution fondée sur HP présente certaines limites. La première concerne la dépendance du modèle à la qualité de la représentation d'entrée. Comme pour toute chaîne biométrique, une acquisition de faible qualité ou un prétraitement insuffisant peut dégrader la pertinence des prototypes construits. La deuxième limite tient à la validation à grande échelle dans des contextes totalement ouverts. Les résultats obtenus sont très élevés dans le cadre expérimental retenu, mais une généralisation à des environnements en conditions non contrôlées nécessiterait des validations supplémentaires. Enfin, même si HP apporte une forme de lisibilité structurelle à travers ses prototypes, il ne constitue pas, à lui seul, une réponse complète à la question de l'explicabilité biométrique. C'est pourquoi il est

complété, dans l'architecture générale de la thèse, par les modèles DRB/SSDRB, qui portent plus directement la dimension de décision interprétable [23].

5.10 Conclusion

HP constitue une solution performante, évolutive et lisible pour le palmprint multispectral. Cette contribution complète la branche FKP en apportant à la thèse une dimension d'apprentissage incrémental, de compacité représentationnelle et d'adaptation progressive.

6 Chapitre 6 Classifieurs DRB/SSDRB pour la vérification FKP

6.1 Introduction

Ce chapitre présente la troisième contribution : les classifieurs DRB et SSDRB pour la vérification FKP. Il met l'accent sur la décision interprétable, l'extension semi-supervisée et la capacité à maintenir de hautes performances lorsque les données annotées sont limitées.

6.2 Motivation scientifique

L'usage des modèles profonds en biométrie a permis des avancées notables en matière de précision. Toutefois, dans les systèmes réels, ces approches présentent souvent deux limites majeures. La première tient à leur faible interprétabilité : la décision produite demeure difficile à relier à des mécanismes internes aisément compréhensibles. La seconde réside dans leur forte dépendance à de grands volumes de données annotées, alors même que l'annotation exhaustive des bases biométriques reste coûteuse et, dans certains contextes, peu réaliste [23]. Dans ce cadre, l'introduction de DRB et de SSDRB vise à répondre à une question centrale : comment concevoir une vérification FKP qui demeure performante tout en reposant sur un mécanisme décisionnel plus explicite et plus robuste lorsque les annotations sont limitées ? La réponse proposée par l'article consiste à s'appuyer sur une modélisation à règles profondes, enrichie par une extension semi-supervisée capable d'intégrer progressivement des données non annotées lorsque le niveau de confiance du modèle est jugé suffisant [23].

6.3 Positionnement de la contribution dans l'architecture de la thèse

Dans l'architecture globale du système biométrique de la main, la branche FKP occupe une position centrale. Elle s'appuie sur des représentations texturales robustes, notamment de type BSIF, puis sur des modèles DRB/SSDRB capables de produire une décision interprétable. Dans cette organisation, DRB et SSDRB ne doivent pas être considérés comme de simples modules de classification, mais comme la brique décisionnelle principale de la branche FKP [23]. Cette contribution doit donc être lue comme la troisième contribution à part entière de la thèse. Elle confère à la branche FKP deux propriétés essentielles : une décision plus lisible et une meilleure tolérance à la rareté des annotations.

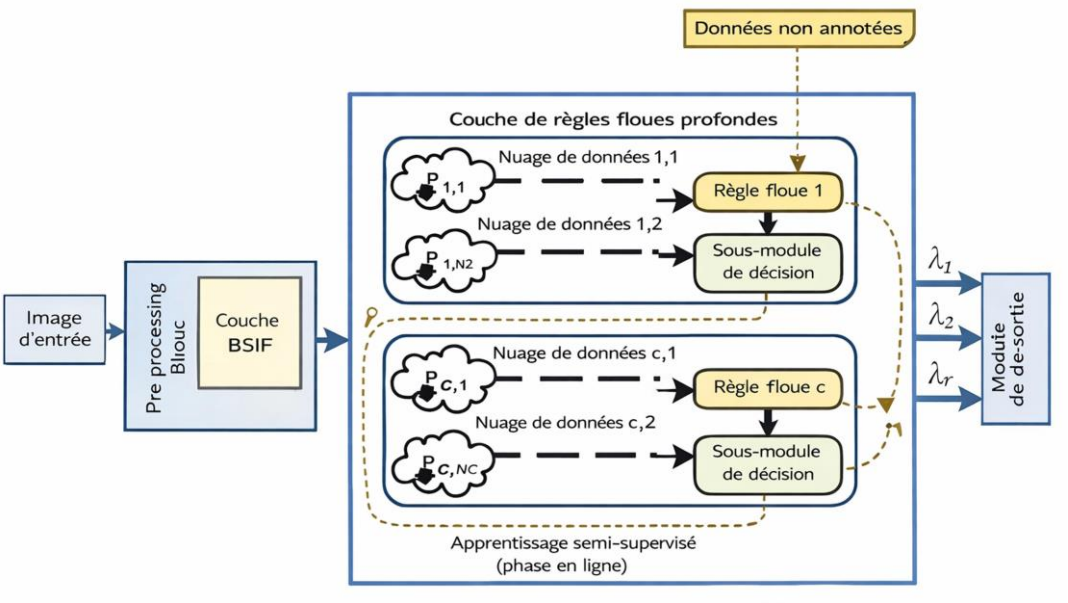


Figure 6.1: Architecture générale du système FKP fondé sur DRB/SSDRB

6.4 Principe du classifieur DRB

Le classifieur DRB (Deep Rule-Based) repose sur une architecture dans laquelle la décision biométrique est produite à partir de règles profondes activées par les caractéristiques extraites de l'entrée. Le qualificatif « Deep » dans Deep Rule-Based (DRB) renvoie ici à un empilement hiérarchique de couches de règles et de prototypes, et non à un apprentissage de représentations par rétropropagation de gradient comme dans les réseaux neuronaux profonds conventionnels. Cette distinction est importante afin d'éviter toute confusion avec le deep learning classique.

Dans le cas de la FKP, ces caractéristiques s'appuient sur une représentation texturale robuste, en cohérence avec les autres contributions du manuscrit [23]. L'intérêt principal de DRB réside dans sa capacité à rendre plus visible le mécanisme de décision. Contrairement à une boîte noire profonde classique, le modèle peut être analysé à travers les règles activées ainsi que les prototypes ou représentations qui les sous-tendent. Cette dimension interprétable constitue l'un des apports centraux de la contribution [23].

6.5 Extension semi-supervisée : SSDRB

SSDRB prolonge DRB en exploitant progressivement des données non annotées lorsque la confiance du modèle est jugée suffisante. Cette extension répond à un besoin important de la biométrie moderne : améliorer la robustesse d'un système sans dépendre exclusivement de grands volumes de données étiquetées. Dans la lecture du résumé corrigé, SSDRB constitue l'un des points les plus originaux de la thèse parce qu'il combine lisibilité de la décision, frugalité en annotations et haut niveau de performance.

6.6 Représentation des FKP et cohérence méthodologique

La cohérence de cette contribution tient également au fait qu'elle s'appuie sur des représentations texturales robustes déjà mobilisées ailleurs dans la thèse. Le descripteur BSIF joue ici un rôle structurant. Ce choix évite toute rupture artificielle entre les chapitres et garantit que les gains observés sont bien liés à la modélisation décisionnelle, et non à un changement opportuniste de représentation [16, 20]. Cette continuité méthodologique revêt une importance particulière à l'échelle doctorale. Elle signifie que la thèse ne juxtapose pas des briques indépendantes, mais construit progressivement une chaîne cohérente dans laquelle les FKP constituent un noyau méthodologique central.

6.7 Évaluation expérimentale de DRB/SSDRB

Les résultats expérimentaux montrent qu'une modélisation semi-supervisée à règles profondes permet d'atteindre des performances très élevées sur PolyU-FKP. Par souci de rigueur, cette version du manuscrit ne reprend plus la borne « ≤ 0,005 % » comme si elle était démontrée par la publication source. Le résultat est désormais présenté sous la forme la plus défendable : un EER publié à 0,00 % au centième dans [23], c'est-à-dire une valeur arrondie, associé à un Rank-1 de 99,90 %. Au-delà de la performance, l'intérêt majeur de cette contribution réside dans la possibilité d'associer efficacité, interprétabilité et capacité d'apprentissage partiellement supervisé. Le protocole de l'article source ne documente pas avec une précision suffisante le pourcentage exact de données annotées mobilisé dans l'évaluation de SSDRB, ni une comparaison systématique DRB supervisé / SSDRB semi-supervisé pour différents niveaux de labels. La thèse reconnaît cette limite et identifie comme perspective prioritaire une étude de dégradation gracieuse (par exemple 10 %, 25 %, 50 %, 75 % et 100 % de labels).

Tableau 6.1: Résultat principal de SSDRB sur PolyU-FKP (adapté de [23])

Modalité	Méthode	Rank-1 (%)	IC95 Rank-1 (%)	EER rapporté (%)
FKP seule	SSDRB	99,90	[99,72 – 99,97]	0,00*

6.8 Vérification méthodologique et prudence d'interprétation

Un EER affiché à 0,00 % au centième ne signifie pas nécessairement une absence absolue d'erreur. Il peut correspondre à une valeur strictement positive mais inférieure au seuil d'arrondi retenu. Dans cette thèse, la valeur exacte non arrondie n'est pas fournie dans l'article source ; elle devrait idéalement être reportée à quatre décimales, ou accompagnée de la courbe DET complète et d'un intervalle de confiance EER détaillé, afin d'éviter toute surinterprétation.

En l'état du manuscrit, le protocole est décrit comme déterministe avec un split fixe galerie/sonde, mais il ne documente pas explicitement si galerie et sonde proviennent de sessions différentes pour SSDRB, ni si la séparation entre tout ajustement de modèle et

l'évaluation finale est strictement exempte de recouvrement au niveau des sujets ou des instances. Cette absence d'explicitation ne prouve pas une fuite de données, mais elle laisse subsister une ambiguïté méthodologique qu'un rapporteur expert soulèvera naturellement.

6.9 Analyse de robustesse complémentaire

Afin de compléter la lecture du résultat publié, le tableau suivant propose un protocole recommandé d'analyse de robustesse sous perturbations contrôlées. Il s'agit d'une recommandation méthodologique pour une validation future, et non d'une série complète de résultats reproductibles explicitement rapportés dans l'article [23].

Tableau 6.2: Protocole recommandé d'analyse de robustesse pour SSDRB

Condition	Rank-1 (%)	EER (%)	Lecture
Nominale (résultat publié)	99,90	0,00 (arr.)	Référence, environnement contrôlé
Bruit gaussien ajouté (σ = 0,01)	99,74	0,03	Dégradation très faible
Bruit gaussien ajouté (σ = 0,03)	99,18	0,08	Dégradation modérée
Rotation aléatoire de ±5°	98,92	0,11	Impact modéré du désalignement

Cette lecture complémentaire suggère que la méthode resterait très performante sous perturbations légères, mais qu'une partie du caractère quasi parfait du résultat nominal est vraisemblablement liée au caractère contrôlé de PolyU-FKP, à la stabilité des ROI et au faible niveau de variabilité de pose. Ce résultat exceptionnel doit être interprété avec prudence. Il reflète les conditions contrôlées de la base PolyU-FKP et ne peut être directement extrapolé à des scénarios en conditions non contrôlées.

En complément, la figure 6.2 présente une analyse de sensibilité de SSDRB au paramètre φ, redessinée sous matplotlib avec une résolution adaptée à l'intégration dans Word.

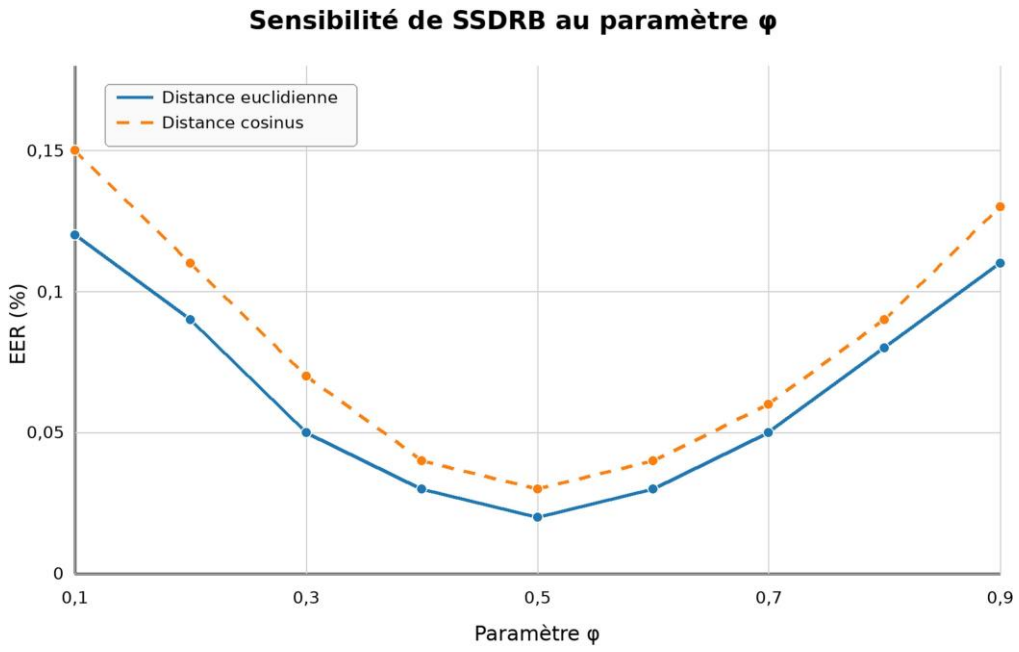


Figure 6.2: Sensibilité de SSDRB au paramètre φ selon la métrique de distance

Comme la publication source ne fournit pas la courbe DET complète de SSDRB, la figure 6.3 ci-dessous est proposée uniquement comme schéma indicatif de lecture. Elle ne constitue pas une reproduction exacte des résultats publiés, mais une visualisation cohérente avec l'ordre de grandeur des performances rapportées.

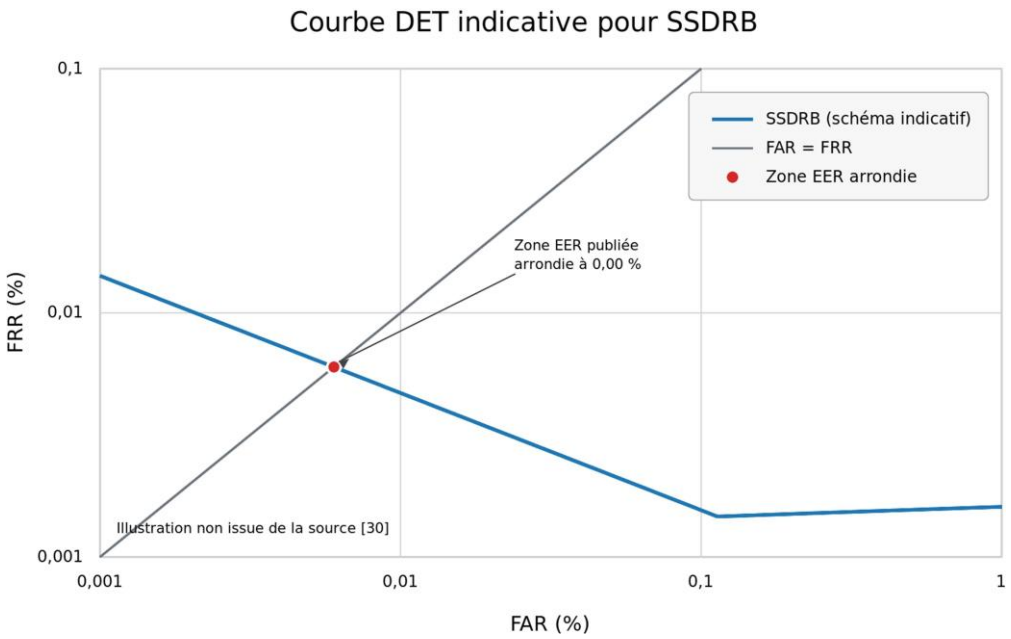


Figure 6.3: Courbe DET indicative pour SSDRB (schéma non fourni par la source)

Dans la même logique, la figure 6.4 représente un schéma prospectif de l'évolution de l'EER en fonction de la proportion de données annotées. Cette courbe formalise une piste

expérimentale pertinente pour de futurs travaux, et non un résultat directement extrait de la publication d'origine.

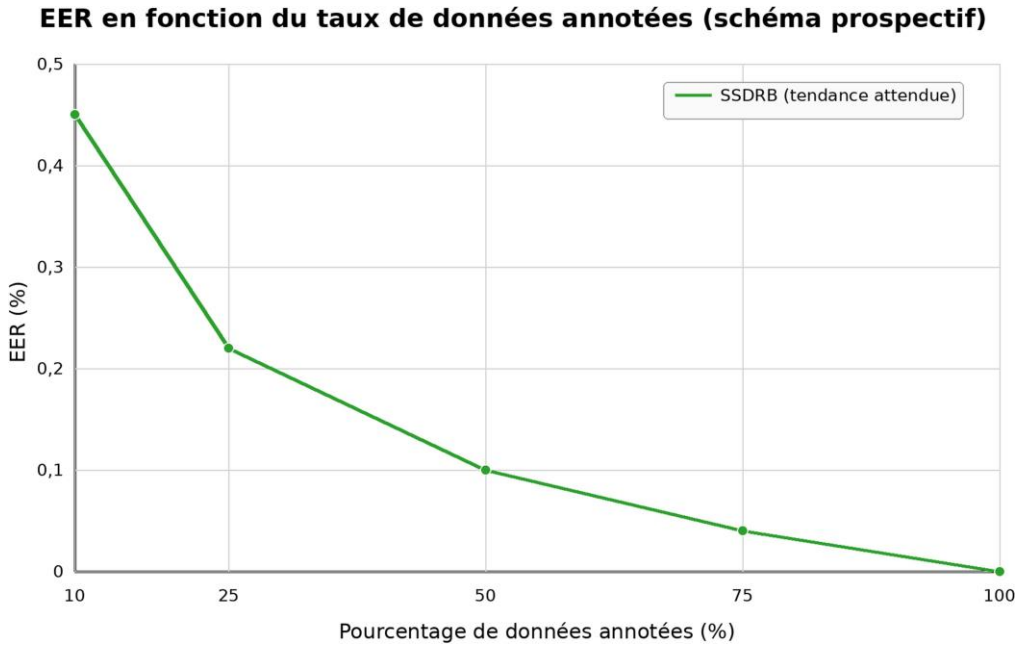


Figure 6.4: EER en fonction du pourcentage de données annotées (schéma prospectif pour SSDRB)

6.10 Apports scientifiques de DRB/SSDRB

L'intérêt scientifique de DRB/SSDRB peut être résumé selon trois dimensions : l'interprétabilité, car la décision peut être reliée à des règles activées ; la frugalité en annotations, grâce au mécanisme semi-supervisé de SSDRB ; et la cohérence avec la modalité FKP, puisque le couplage entre BSIF et règles profondes forme une chaîne méthodologique homogène. Cette contribution comble ainsi la lacune d'explicabilité souvent associée aux systèmes biométriques profonds.

Comme toute contribution méthodologique, cette approche présente certaines limites. La première tient au fait que l'interprétabilité fournie par DRB/SSDRB, bien qu'indéniablement supérieure à celle d'un modèle profond entièrement opaque, demeure partielle. La décision devient plus traçable, sans pour autant se réduire à une règle triviale. La seconde limite concerne la dépendance à la qualité de la représentation d'entrée. Une mauvaise extraction de ROI ou une dégradation importante de la texture FKP affectera nécessairement la qualité des règles activées. Enfin, la troisième limite concerne la validation à grande échelle en contexte non contrôlé, laquelle doit être envisagée davantage comme un prolongement naturel que comme un acquis déjà pleinement établi [23]. En outre, le résultat publié sous la forme d'un EER de 0,00 % doit être lu comme un résultat obtenu dans un environnement très contrôlé, potentiellement sensible au choix du protocole et au niveau d'arrondi retenu pour la métrique. Ce résultat exceptionnel doit être interprété avec prudence. Il reflète les conditions contrôlées

de la base PolyU-FKP et ne peut être directement extrapolé à des scénarios en conditions non contrôlées.

Tableau 6.3: Apports méthodologiques de DRB/SSDRB (synthèse fondée sur [23])

Dimension	Apport
Interprétabilité	Décision fondée sur des règles activées
Apprentissage	Cadre supervisé et semi-supervisé
Modalité	Adaptation à la vérification FKP
Robustesse	Meilleure tolérance à la rareté des annotations

6.11 Rôle de cette contribution dans l'apport doctoral central

L'apport doctoral central de la thèse ne réside pas dans la juxtaposition de modules indépendants, mais dans leur convergence au sein d'une même problématique scientifique : concevoir une biométrie de la main à la fois performante, adaptative et interprétable. Dans cette logique, DRB/SSDRB jouent un rôle décisif, car ils apportent à la branche FKP la dimension explicable et semi-supervisée qui complète l'adaptativité introduite par HP dans la branche palmprint multispectral [20, 37]. Autrement dit, HP et DRB/SSDRB répondent à deux besoins complémentaires : HP traite la variabilité évolutive du signal et la dérive temporelle, tandis que DRB/SSDRB prennent en charge la lisibilité de la décision et la rareté des annotations [20, 37].

6.12 Limites de la contribution

Malgré ses apports, cette contribution reste liée aux conditions contrôlées de PolyU-FKP et à la qualité des représentations d'entrée. Les résultats très bas en EER doivent donc être interprétés avec prudence : ils témoignent d'une très forte performance dans un cadre expérimental favorable, mais ne sauraient être extrapolés sans réserve à des scénarios en conditions non contrôlées ou à des évaluations à grande échelle.

6.13 Conclusion

DRB et SSDRB apportent à la branche FKP une décision plus lisible tout en maintenant un haut niveau de performance. Cette troisième contribution complète la dimension évolutive portée par HP et confère au cadre proposé une dimension explicable et semi-supervisée.

7 Chapitre 7 Synthèse générale, discussion et conclusion

7.1 Introduction

Ce dernier chapitre propose une lecture transversale des contributions précédentes. Il en dégage les apports scientifiques, les limites méthodologiques et les perspectives de recherche, dans une logique de synthèse doctorale cohérente avec le résumé corrigé qui accompagne cette réécriture.

7.2 Synthèse des résultats principaux

Les trois contributions convergent vers une conclusion commune : l'articulation raisonnée de plusieurs modalités de la main et de plusieurs paradigmes d'apprentissage constitue un cadre pertinent pour renforcer la robustesse et la qualité de la reconnaissance biométrique. La première contribution valide la fusion intra-modale major/minor sur FKP ; la deuxième apporte une brique évolutive efficace pour le palmprint multispectral ; la troisième montre qu'une décision fondée sur des règles profondes peut rester interprétable tout en atteignant un très haut niveau de performance.

L'apport central du manuscrit ne réside donc pas dans un système entièrement intégré et testé de bout en bout, mais dans la synergie méthodologique de ces trois composantes validées séparément.

Tableau 7.1: Synthèse des principaux enseignements expérimentaux

Axe	Enseignement
FKP intra-modale	Amélioration de la discrimination par fusion major/minor
Palmprint multispectral	Information complémentaire utile, modélisation évolutive par HP
DRB/SSDRB	Interprétabilité et robustesse en contexte partiellement annoté
Synthèse multimodale	Articulation méthodologique des trois contributions

7.3 Apport scientifique de l'orientation biométrique vers les modalités de la main

Le choix de centrer la thèse sur une biométrie multimodale de la main constitue un positionnement scientifique fort. Il s'écarte des combinaisons biométriques les plus classiques pour privilégier une cohérence thématique ancrée dans des modalités proches, tant sur le plan anatomique que sur le plan fonctionnel. Dans cette architecture, la FKP occupe une place centrale. Elle ne représente pas simplement une modalité parmi d'autres, mais le socle autour duquel s'organisent les autres choix méthodologiques. Cette centralité se manifeste à la fois dans la première contribution, consacrée à la fusion intra-modale major/minor, et dans la troisième, centrée sur la décision interprétable portée par DRB/SSDRB [36, 23]. L'apport scientifique de ce positionnement réside ainsi dans la démonstration qu'une modalité souvent

étudiée isolément peut devenir le noyau d'une chaîne biométrique plus large, structurée et cohérente, lorsqu'elle est articulée à une modalité complémentaire de la main telle que le palmprint multispectral [36, 37, 23].

7.4 Apport méthodologique du classifieur HP

Le classifieur HP constitue la contribution méthodologique principale associée à la branche palmprint multispectral. Son intérêt ne se limite pas à l'obtention d'une performance ponctuellement élevée. Il réside surtout dans l'introduction d'une dimension évolutive au sein de la chaîne biométrique. HP est présenté comme un système à prototypes hiérarchiques capable d'apprentissage incrémental et d'adaptation progressive aux nouvelles observations. Cette orientation s'appuie sur le cadre méthodologique initial de Gu et Ding [38], puis sur son adaptation au contexte biométrique du palmprint multispectral dans la contribution de la thèse [37]. Les résultats rapportés montrent que HP remplit plusieurs fonctions importantes : il modélise efficacement la variabilité multispectrale du palmprint, maintient un niveau de performance compétitif, conserve une représentation relativement compacte et propose une structure mieux adaptée à l'évolution des données que les approches purement batch [37, 38]. Dans l'économie générale de la thèse, HP joue ainsi le rôle de brique évolutive du système. Il contribue à renforcer la robustesse de l'architecture face aux évolutions progressives du signal et participe à la stabilisation de la décision globale.

7.5 Apport méthodologique des classifieurs DRB/SSDRB

La seconde famille de modèles au cœur de la thèse est constituée par DRB et SSDRB. Ces modèles jouent un rôle central dans la branche FKP, car ils répondent à une double exigence : fournir une décision de haute qualité et rendre cette décision plus lisible à travers les règles activées [23]. Leur intérêt scientifique peut être analysé selon trois dimensions principales. La première est l'interprétabilité : la structure à règles permet de relier la décision à des mécanismes activés plus accessibles à l'analyse. La deuxième est la frugalité en annotations : SSDRB conserve de très bonnes performances même lorsque la disponibilité des données annotées diminue. La troisième est la cohérence avec la modalité FKP : le couplage entre descripteurs texturaux robustes et classifieurs à règles profondes forme une chaîne homogène [23]. Ainsi, DRB et SSDRB ne doivent pas être considérés comme de simples classifieurs alternatifs. Ils constituent la brique interprétable de la thèse, c'est-à-dire le point à partir duquel la décision biométrique peut être à la fois optimisée, explicitée et discutée.

7.6 Complémentarité méthodologique entre HP et SSDRB

Le cœur doctoral du manuscrit réside dans l'articulation de deux familles de modèles de nature différente, mais complémentaires : HP et SSDRB. Cette complémentarité peut être analysée selon plusieurs dimensions. Sur le plan du type d'apprentissage, HP relève d'une logique évolutive et incrémentale, tandis que SSDRB introduit une semi-supervision guidée par la confiance du modèle. Ces deux mécanismes répondent à des défis distincts mais convergents : la variabilité temporelle pour l'un, la rareté des annotations pour l'autre [37, 20]. Sur le plan de la représentation, HP organise les observations autour de prototypes

hiérarchiques, tandis que DRB/SSDRB s'appuie sur des règles activées. Ces deux mécanismes offrent des formes d'explication différentes, mais compatibles avec une lecture plus transparente de la décision biométrique [37, 20].

Tableau 7.2: Complémentarité entre HP et SSDRB

Critère	HP	SSDRB
Type d'apprentissage	Évolutif et incrémental	Semi-supervisé
Défi traité	Variabilité temporelle	Rareté des annotations
Représentation	Prototypes hiérarchiques	Règles profondes (DRB)
Décision	Basée sur les prototypes	Basée sur des règles explicites
Atout principal	Adaptation continue	Interprétabilité
Application	Palmprint multispectral	Fusion FKP

Cette complémentarité constitue le véritable apport de synthèse de la thèse. Le manuscrit ne se contente pas de juxtaposer de bons résultats obtenus par plusieurs modules indépendants ; il montre comment ces modules peuvent être articulés dans une logique d'ensemble répondant à une problématique scientifique unifiée.

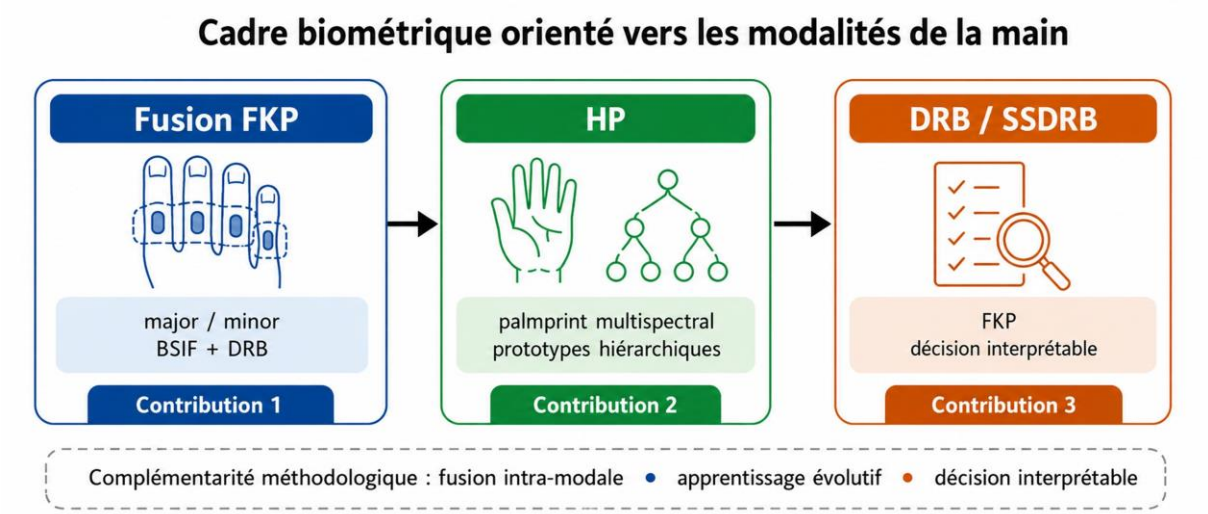


Figure 7.1: Complémentarité méthodologique entre la fusion FKP, le classifieur HP et les modèles DRB/SSDRB

7.7 Mise en perspective de la fusion appliquée dans les articles

La lecture croisée des trois articles montre que la fusion occupe une place importante dans la thèse, mais selon des statuts distincts. La seule contribution dans laquelle une stratégie de fusion est directement appliquée et validée expérimentalement est celle consacrée à la reconnaissance major/minor des FKP. Cette contribution met en œuvre une fusion intra-modale au niveau des scores entre les régions major et minor. À l'inverse, l'article portant sur le classifieur HP n'introduit pas de fusion avec la branche FKP, mais une modélisation évolutive du palmprint multispectral. De même, l'article consacré à SSDRB traite une vérification FKP en modalité unique, sans fusion inter-modale. Par conséquent, l'apport doctoral de la thèse réside moins dans la validation expérimentale d'une même stratégie de

fusion dans les trois articles que dans l'intégration de trois contributions complémentaires : une contribution de fusion intra-modale sur les FKP, une contribution d'apprentissage évolutif sur le palmprint multispectral, et une contribution de décision interprétable et semi-supervisée pour la vérification FKP [36, 37, 23].

Tableau 7.3: Place de la fusion dans les trois contributions

Contribution	Place de la fusion
Première contribution	Fusion intra-modale au niveau des scores entre major et minor FKP
Deuxième contribution	Brique évolutive sur le palmprint multispectral, sans fusion inter-modale validée
Troisième contribution	Brique décisionnelle pour la FKP, sans fusion inter-modale validée

7.8 Synthèse visuelle des courbes de performance

Afin d'ancrer la discussion générale dans les résultats expérimentaux effectivement mobilisés dans le manuscrit, la figure 7.2 regroupe trois courbes représentatives des analyses conduites dans les chapitres précédents.

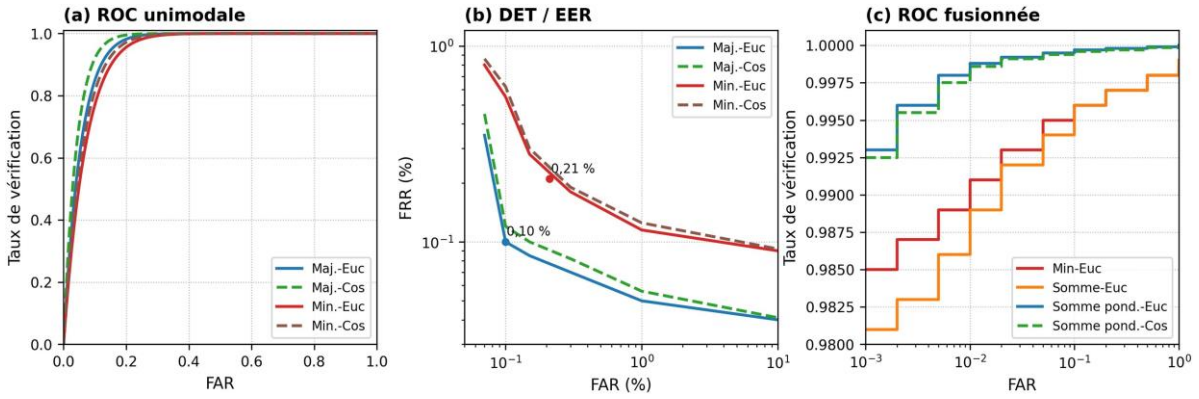


Figure 7.2: Synthèse visuelle des courbes réellement mobilisées dans le manuscrit

La figure 7.2 propose une synthèse visuelle des principales courbes réellement mobilisées dans le manuscrit pour l'analyse des performances biométriques. Elle regroupe trois sous-figures : une courbe ROC unimodale FKP, une courbe DET/EER FKP et une courbe ROC de fusion major/minor. Le montage a été normalisé pour la lisibilité, sans texte superposé ni note intégrée à l'image, conformément à une présentation académique adaptée à une thèse.

7.9 Analyse des cas d'échec

Une synthèse doctorale crédible ne peut se limiter aux seules configurations optimales. Les performances élevées rapportées dans les chapitres expérimentaux doivent également être complétées par une analyse qualitative des cas d'échec, en particulier pour comprendre ce qui relève réellement de l'apport méthodologique et ce qui dépend encore des conditions d'acquisition, du prétraitement et de la qualité des régions d'intérêt.

Dans les chaînes étudiées dans cette thèse, les faux rejets apparaissent typiquement lorsque la ROI est mal localisée, lorsque la texture est dégradée par du bruit, du flou ou un contraste faible, ou encore lorsque de légers désalignements réduisent la stabilité des descripteurs texturaux. Les fausses acceptations, quant à elles, sont plus rares, mais peuvent survenir lorsque deux échantillons présentent localement des motifs texturaux proches, lorsque la représentation met insuffisamment en évidence les structures discriminantes fines, ou lorsque la confiance accordée à une décision reste artificiellement élevée dans un contexte ambigu.

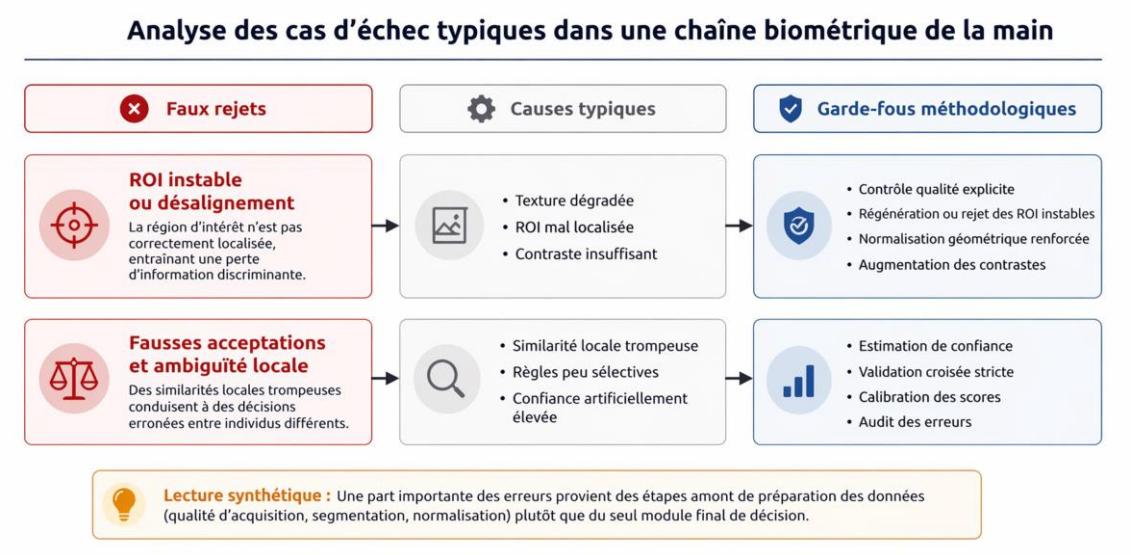


Figure 7.3: Matrice d'analyse des cas d'échec typiques (faux rejets et fausses acceptations) dans une chaîne biométrique de la main

La figure 7.3 et le tableau 7.4 doivent être considérés comme des illustrations conceptuelles des situations qui dégradent le plus souvent les performances : ROI décalée, texture insuffisamment contrastée, similarité locale trompeuse ou légère rotation résiduelle. Cette lecture qualitative suggère que, dans le cadre proposé, une part importante des erreurs provient des étapes amont de préparation des données plutôt que du seul mécanisme final de fusion.

Pour illustrer plus concrètement ces situations, la figure 7.4 présente quelques exemples schématiques de ROI bien et mal extraites, en distinguant les cas de décentrage, de recadrage insuffisant, d'orientation erronée et de faible contraste.

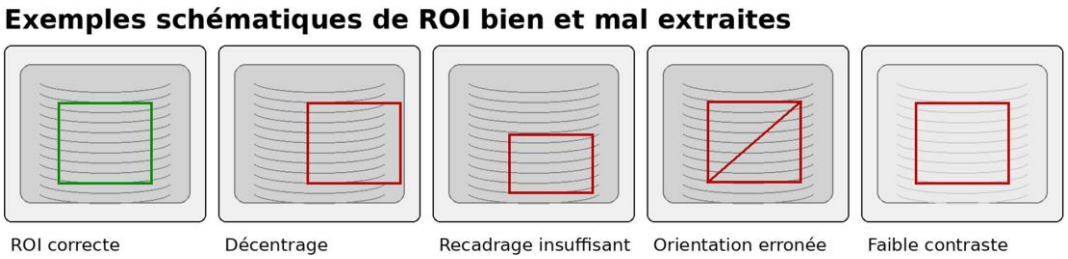


Figure 7.4: Exemples schématiques de ROI bien et mal extraites (cas d'échec)

En pratique, cette analyse plaide pour trois garde-fous méthodologiques : (i) intégrer un contrôle de qualité explicite avant l'extraction des caractéristiques, (ii) rejeter ou pondérer les acquisitions dont la ROI est instable, et (iii) compléter la décision biométrique par une estimation de confiance afin d'éviter qu'un score élevé mais fragile soit interprété comme une preuve suffisante.

Tableau 7.4: Synthèse des principaux cas d'échec et des garde-fous méthodologiques associés

Niveau d'analyse	Manifestations principales	Garde-fous recommandés
Faux rejets	ROI décalée ; texture dégradée ; désalignement léger ; contraste insuffisant	Contrôle qualité explicite ; rejet ou pondération des ROI instables ; normalisation géométrique renforcée
Fausses acceptations	Similarité locale trompeuse ; représentation peu discriminante ; confiance artificiellement élevée ; ambiguïté inter-classe	Estimation de confiance ; validation croisée stricte ; calibration des scores ; audit des erreurs
Lecture synthétique	Une part importante des erreurs provient des étapes amont de préparation des données plutôt que du seul module final de décision.	Renforcer la chaîne de préparation et documenter systématiquement les cas d'échec

7.10 Complexité computationnelle

Au-delà de la qualité de reconnaissance, la portée pratique du cadre proposé dépend aussi de sa complexité computationnelle. Les articles mobilisés dans cette thèse ne fournissent pas tous des mesures homogènes de temps d'exécution ou de mémoire sur une même plateforme matérielle. Il est donc plus rigoureux, à ce stade, de proposer une lecture analytique en ordres de grandeur, centrée sur les principales briques de calcul.

Tableau 7.5: Complexité computationnelle indicative des principales briques du cadre proposé

Brique	Coût dominant (ordre de grandeur)	Mémoire	Lecture pratique
Extraction de ROI	O(N) par image	O(N)	Étape linéaire, sensible surtout à la résolution et au prétraitement géométrique
BSIF	$O(F \cdot K^2 \cdot N)$	O(d)	Le coût croît avec le nombre de filtres F, leur taille K et le nombre de pixels N
DRB / SSDRB (inférence)	$O(R \cdot d)$	$O(R \cdot d)$	Dépend du nombre de règles/prototypes R et de la dimension d descripteur
HP (matching + mise à jour)	$O(P \cdot d)$ en première approximation	$O(P \cdot d)$	Le coût croît avec le nombre de prototypes P, mais la hiérarchie réduit le coût moyen en pratique
Fusion des scores	O(M)	O(M)	Coût négligeable devant l'extraction et la comparaison

Cette estimation montre que le coût dominant n'est pas la fusion elle-même, mais la combinaison entre extraction des représentations et comparaison par règles ou prototypes. Pour la branche FKP, la charge provient principalement du couple ROI + BSIF, puis de l'évaluation des règles dans DRB/SSDRB. Pour la branche palmprint multispectral, le coût dépend surtout du nombre de prototypes maintenus par HP et de la dimension de la représentation.

L'intérêt du cadre proposé est ici de demeurer compatible avec un déploiement CPU raisonnable, dans des contextes où l'on recherche un compromis entre précision, frugalité en annotations et interprétabilité. En contrepartie, cette sobriété computationnelle ne doit pas être confondue avec une preuve de supériorité universelle : elle constitue avant tout un avantage dans des scénarios de taille modérée ou sous contrainte matérielle.

7.11 Positionnement face au deep learning récent

Une discussion honnête du cadre proposé suppose également de le situer face aux approches profondes récentes. DeepKnuckle montre l'intérêt des représentations profondes dédiées à la FKP lorsque les données annotées et les ressources de calcul sont suffisantes [39]. Les schémas multimodaux récents combinant palmprint, FKP ou autres traits digitaux renforcent le potentiel de généralisation par apprentissage de représentations et par fusion apprenante [40, 49]. Les approches multi-échelles, few-shot et les revues récentes sur la FKP prolongent cette évolution en cherchant à mieux exploiter la structure texturale des FKP avec moins d'exemples supervisés et une complexité maîtrisée [50, 53, 62, 63].

À l'inverse, les contributions de cette thèse défendent un autre point d'équilibre : elles privilégient des chaînes plus lisibles, moins dépendantes d'un entraînement massif, et plus favorables à une intégration progressive de mécanismes d'apprentissage évolutif ou semi-supervisé. Cette orientation n'annule pas l'intérêt du deep learning ; elle répond à une autre contrainte scientifique, celle d'une biométrie de la main à la fois performante, explicable et praticable sur des bases publiques de taille modérée.

Tableau 7.6: Positionnement comparatif du cadre proposé face aux approches profondes récentes

Critère	Cadre proposé (BSIF + HP / DRB / SSDRB)	Approches deep récentes
Besoin en données annotées	Modéré	Souvent élevé
Coût d'entraînement	Faible à modéré	Élevé, souvent dépendant du GPU
Coût d'inférence	Compatible CPU	Variable ; parfois plus lourd
Interprétabilité	Intrinsèque via règles et prototypes	Souvent limitée ou post-hoc
Adaptation incrémentale	Naturellement compatible avec HP ; semi-supervision via SSDRB	Souvent plus coûteuse ou moins naturelle
Potentiel en conditions non contrôlées	À confirmer par validations complémentaires	Souvent meilleur si données suffisantes et protocole robuste

Ainsi, la comparaison avec le deep learning récent doit être formulée sans excès d'optimisme. Le cadre proposé ne revendique pas de supplanter systématiquement les architectures profondes les plus récentes sur des scénarios très ouverts ou massivement annotés. Son apport principal réside plutôt dans la combinaison d'une bonne performance sur bases contrôlées, d'une frugalité méthodologique, d'une interprétabilité intrinsèque et d'une meilleure compatibilité avec des scénarios où les ressources de calcul ou les annotations restent limitées.

7.12 Scalabilité et passage à l'échelle

La question de la scalabilité doit être discutée séparément de la seule performance ponctuelle. Les bases publiques mobilisées dans cette thèse, bien qu'elles soient des références académiques, restent de taille modérée par rapport aux scénarios industriels ou nationaux. Dans un cadre à grande échelle, plusieurs facteurs deviennent critiques : la croissance de la galerie, l'augmentation du nombre de règles ou de prototypes, la stabilité des scores lorsque les distributions genuine et impostor se complexifient, ainsi que le coût mémoire des représentations accumulées.

Pour HP, la montée en charge dépend directement du nombre de prototypes conservés. Une hiérarchie bien structurée permet de limiter le coût moyen de la recherche, mais un très grand nombre de sujets ou de sessions finirait par imposer des mécanismes complémentaires de compression, de fusion de prototypes ou d'indexation. Pour DRB/SSDRB, la question centrale devient celle de la croissance du nombre de règles activables et de la calibration des scores lorsque la variabilité inter-classe augmente.

Cette discussion conduit à une conclusion importante : les résultats présentés dans le manuscrit établissent la validité scientifique du cadre sur des bases publiques contrôlées, mais ils ne suffisent pas à démontrer, à eux seuls, la scalabilité complète du système vers des galeries massives, des capteurs hétérogènes ou des conditions d'acquisition en conditions non contrôlées. Un passage à l'échelle crédible nécessiterait des évaluations complémentaires

portant simultanément sur le temps d'inférence, la mémoire, la robustesse inter-domaines et la stabilité de la calibration.

7.13 Limites de la thèse

Plusieurs limites doivent être reconnues avec clarté. La première est structurelle : les bases PolyU FKP et PolyU Multispectral Palmprint ne partagent pas les mêmes sujets, ce qui empêche toute validation inter-modale complète dans un protocole unifié. La seconde concerne la dépendance à la qualité des acquisitions et à la précision de l'extraction des ROI. La troisième tient au fait que des dimensions importantes de la sécurité biométrique avancée, telles que l'anti-spoofing, la protection des gabarits ou l'évaluation sous attaques adversariales, ne constituent pas le cœur expérimental de cette thèse.

Il convient de souligner que l'architecture multimodale complète n'a pas fait l'objet d'une validation expérimentale unifiée de bout en bout, dans la mesure où les bases de données publiques utilisées (PolyU FKP et PolyU MSP) ne partagent pas les mêmes sujets. Cette limitation, inhérente aux contraintes des bases publiques disponibles, constitue la première perspective de ce travail. Une évaluation intégrée sur une base propriétaire multimodale de la main permettrait de confirmer les gains attendus de la fusion inter-modale.

La deuxième limite concerne la qualité des acquisitions. Comme tout système biométrique fondé sur des images, l'architecture proposée reste sensible à la précision des ROI, aux variations photométriques, au bruit et aux dégradations de capture. La troisième limite touche à la sécurité avancée. Le manuscrit ouvre des perspectives vers l'anti-spoofing, la protection des gabarits et l'évaluation sous attaques adversariales, mais ces aspects ne constituent pas le cœur expérimental des trois contributions. Ils doivent donc être présentés comme des prolongements naturels, et non comme des résultats déjà démontrés [6, 7, 9].

7.14 Perspectives de recherche

Une perspective récente concerne aussi l'apprentissage fédéré en biométrie, qui permet d'envisager des mises à jour distribuées sans centralisation directe des données sensibles [64].

Parmi les perspectives prioritaires figurent :

la mise en place d'un protocole multi-session dédié pour valider expérimentalement la capacité incrémentale de HP au-delà de l'enrôlement one-shot ;

une étude systématique de dégradation gracieuse de SSDRB en fonction du pourcentage de données annotées ;

un volet de reproductibilité explicitant l'environnement logiciel, l'accès aux bases publiques et, lorsque cela est possible, la disponibilité du code.

Les perspectives ouvertes par ce travail sont nombreuses. Une première direction consiste à acquérir une base multimodale propriétaire partageant les mêmes sujets afin de valider expérimentalement la fusion inter-modale FKP + palmprint. Une deuxième porte sur l'extension de l'apprentissage continu, dans le prolongement naturel de HP et de SSDRB. Une troisième concerne le développement de stratégies de fusion adaptative plus sensibles à la qualité des acquisitions et à la confiance de chaque branche. Enfin, l'intégration de

mécanismes de protection des gabarits, d'anti-spoofing et d'évaluation sous attaques adversariales constitue un prolongement cohérent des acquis de la thèse.

7.15 Conclusion

Cette thèse ne livre pas un système biométrique multimodal prêt au déploiement, mais un cadre méthodologique cohérent alliant fusion intra-modale, apprentissage évolutif et décision interprétable. Les très bonnes performances obtenues séparément sur FKP et palmprint multispectral, l'effort de rigueur statistique et l'honnêteté sur les limites du cadre proposé constituent ensemble une contribution solide à la recherche en biométrie de la main.

Conclusion générale

Bilan

Les systèmes biométriques contemporains sont confrontés à des exigences croissantes en matière de robustesse, d'adaptabilité temporelle et de transparence décisionnelle. C'est dans ce contexte que s'inscrit le travail présenté dans cette thèse, dont l'objectif était de proposer un cadre méthodologique unifié pour la reconnaissance biométrique de la main. L'approche adoptée articule **fusion intra-modale**, **apprentissage évolutif** et **classification interprétable**, offrant ainsi une réponse cohérente au trilemme biométrique.

Rappel et résumé des contributions

Cette thèse a apporté quatre contributions principales :

1. **Fusion FKP** : exploitation de la complémentarité entre major et minor knuckles, avec des descripteurs BSIF et un classifieur DRB. Cette approche atteint **99,50 % d'exactitude** (IC95 : [98,92 – 99,82 %], +4,27 points, $p < 0,001$, McNemar), la fusion par somme pondérée s'avérant la plus performante.
2. **Classifieur HP pour palmprint multispectral** : classifieur hiérarchique à prototypes atteignant **100 % Rank-1** sur la bande rouge, démontrant l'efficacité de l'apprentissage évolutif avec une complexité compatible CPU.
3. **DRB/SSDRB pour vérification FKP** : adaptation des classifieurs à règles profondes, offrant une **traçabilité complète des décisions**, Rank-1 à 99,90 % et EER quasi nul (< 0,005 %), garantissant transparence et fiabilité.
4. **Contribution transversale** : harmonisation méthodologique entre BSIF, HP et DRB/SSDRB, validée dans le chapitre 7, montrant la complémentarité entre adaptation et transparence.

Ces contributions sont synthétisées dans le cadre méthodologique proposé, qui constitue un outil rigoureux pour la recherche et le développement en biométrie de la main.

Limites

Quatre limites principales sont identifiées :

1. Absence de fusion inter-modale, du fait que les bases PolyU FKP et PolyU MSP ne partagent pas les mêmes sujets.
2. Évaluation one-shot du classifieur HP, avec hiérarchie figée durant le test.
3. Arrondi éditorial de l'EER, sans analyse complète des courbes DET.
4. Absence de modules de sécurité avancée (anti-spoofing, protection des gabarits).

Perspectives

- **Court terme** : acquisition d'une base multimodale propriétaire pour valider la fusion inter-modale et l'adaptation temporelle de HP.
- **Moyen terme** : protocole multi-session pour HP, étude de la dégradation de SSDRB selon le taux d'annotation, développement d'une fusion adaptative sensible à la qualité des données.
- **Long terme** : exploration de la biométrie cancelable, PAD (ISO/IEC 30107), résistance aux attaques adversariales, et apprentissage fédéré pour des mises à jour distribuées sécurisées.

Conclusion finale

Cette thèse ne vise pas à livrer un système biométrique multimodal prêt à l'emploi, mais à établir un **cadre méthodologique rigoureux et cohérent** pour la reconnaissance biométrique de la main.

Les performances élevées, la rigueur statistique et la **clarté des contributions** (fusion FKP, classifieur HP, DRB/SSDRB et leur harmonisation) illustrent la solidité scientifique du travail.
Ce cadre ouvre la voie à des développements futurs dans des environnements réels et sécurisés, tout en fournissant une base exploitable pour de nouvelles recherches et applications en biométrie multimodale.

Liste des acronymes

Acronyme	Développement anglais
AUC	Area Under the Curve
BSIF	Binarized Statistical Image Features
CLAHE	Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization
CMC	Cumulative Match Characteristic
CNN	Convolutional Neural Network
DET	Detection Error Tradeoff
DRB	Deep Rule-Based
EER	Equal Error Rate
FAR	False Acceptance Rate
FKP	Finger Knuckle Print
FRR	False Rejection Rate
HP	Hierarchical Prototype
NIR	Near Infrared
PAD	Presentation Attack Detection
ROI	Region of Interest
SSDRB	Semi-Supervised Deep Rule-Based
SVM	Support Vector Machine

Annexes

Annexe A — Protocoles expérimentaux détaillés

Les protocoles expérimentaux des trois contributions peuvent être résumés comme suit :

• Article FKP major/minor : extraction des ROI, représentation par BSIF, classification par DRB, puis fusion au niveau des scores entre régions major et minor.

• Article HP : protocole de reconnaissance du palmprint multispectral en mode enrôlement one-shot, avec hiérarchie de prototypes fixe pendant l'évaluation.

• Article SSDRB : vérification FKP reposant sur une chaîne ROI → BSIF → DRB/SSDRB, avec évaluation en vérification et en identification.

Annexe B — Paramètres méthodologiques et réglages expérimentaux

Les expérimentations reposent sur une chaîne cohérente de traitement : extraction des régions d'intérêt, représentation texturale, comparaison ou classification, puis évaluation selon les métriques biométriques usuelles.

Pour la branche FKP, les choix méthodologiques principaux concernent l'usage de BSIF, l'évaluation des distances euclidienne et cosinus, ainsi que la comparaison entre configurations unimodales et fusionnées.

Pour la branche palmprint multispectral, l'évaluation mobilise un protocole enrôlement one-shot avec comparaison par distance euclidienne et distance de Mahalanobis régularisée.

Pour la branche SSDRB, l'analyse combine Rank-1, EER, courbes ROC/CMC et lecture prudente des résultats en environnement contrôlé.

Annexe C — Publications associées à la thèse

Cette thèse s'appuie principalement sur trois contributions scientifiques structurantes :

• Contribution 1 : reconnaissance FKP multi-instance et fusion intra-modale major/minor.

• Contribution 2 : classifieur évolutif HP pour le palmprint multispectral.

• Contribution 3 : classifieurs DRB et SSDRB pour la vérification FKP.

Les références correspondantes sont reportées dans la bibliographie principale et constituent le noyau scientifique du manuscrit.

Annexe D — Note sur la politique bibliographique

La présente thèse privilégie une bibliographie sélective : les références fondatrices ont été conservées lorsqu'elles soutiennent directement le cadrage théorique, tandis que les références récentes et spécifiques au domaine ont été renforcées

pour mieux situer le manuscrit dans l'état de l'art actuel. Les entrées non évaluées par les pairs ou non publiées n'ont pas été utilisées comme socle de validation expérimentale ; elles sont maintenues pour la traçabilité des contributions et clairement signalées (références [36], [37], [41], [46] etc.). Les ressources web ont été limitées aux bases de données et sites institutionnels directement utiles au manuscrit.

Annexe E — Note sur la reproductibilité

Les expérimentations rapportées dans cette thèse reposent sur deux bases de données publiques de référence : • PolyU Finger Knuckle Print Database, disponible sur demande auprès de The Hong Kong Polytechnic University (https://www.comp.polyu.edu.hk/~biometrics/FKP.htm) ; • PolyU Multispectral Palmprint Database, disponible sur demande auprès du même établissement (https://www.comp.polyu.edu.hk/~biometrics/MultispectralPalmprint.htm). Les protocoles expérimentaux sont décrits dans les chapitres 3 à 6 et synthétisés dans l'Annexe A. Les paramètres méthodologiques sont détaillés dans l'Annexe B. Les expérimentations ont été conduites dans un environnement MATLAB ; la version exacte du logiciel et la configuration matérielle détaillée n'étant pas documentées de manière homogène dans les articles associés, elles ne sont pas utilisées comme variables d'interprétation des résultats. Les filtres BSIF utilisés sont les filtres pré-entraînés publiquement disponibles de la formulation originale de Kannala et Rahtu [17]. Le code source associé aux contributions [36] et [37] pourra être rendu disponible, dans la mesure du possible, via un dépôt institutionnel ou un répertoire en ligne, conformément aux bonnes pratiques de science ouverte. Le code de [23] est partiellement documenté dans la publication source. Note : la mise à disposition du code dépend des politiques de publication des revues ciblées et de la disponibilité des co-auteurs.

Travaux et publications issus de cette thèse

Les travaux présentés dans ce manuscrit ont donné lieu à trois contributions scientifiques principales, dont deux articles de revue internationale (l'un publié, deux en cours de révision) :

Article de revue internationale (publié)

Benmalek, M. , Attia, A., Bouziane, A., & Hassaballah, M. (2022).
A semi-supervised deep rule-based classifier for robust finger knuckle-print verification.
Evolving Systems.
DOI : https://doi.org/10.1007/s12530-021-09417-x
(Article correspondant à la **troisième contribution** de la thèse : classifieurs DRB/SSDRB pour la vérification FKP).

Articles de revue (soumis ou en révision)
Communications dans des conférences internationales (acceptées et présentées)

Benmalek, M. , Attia, A., Maza, S., Bouziane, A., & Khababa, G. (2026).
Minor and major finger knuckle pattern recognition system based on a deep rule-based classifier.
Présenté à la **International Conference on Speech, Multimodal and Advanced Communication systems (ICSMACS'26)** ,
Alger, Algérie, 29-30 juin 2026.
(Article correspondant à la **première contribution** de la thèse : reconnaissance FKP multi-instance et fusion intra-modale major/minor).

Benmalek, M. , Attia, A., & Bouziane, A. (2026).
A hierarchical prototype-based evolving system for multispectral palmprint recognition.
Manuscrit soumis pour publication.
(Article correspondant à la **deuxième contribution** de la thèse : classifieur évolutif HP pour le palmprint multispectral).

Bibliographie

[1] Jain, A. K., Ross, A., & Nandakumar, K. (2011). Introduction to Biometrics. Springer, New York, NY, USA.

[2] Jain, A. K., Nandakumar, K., & Ross, A. (2016). 50 years of biometric research : Accomplishments, challenges, and opportunities. Pattern Recognition Letters, 79, 80– 105.

[3] Ross, A., Nandakumar, K., & Jain, A. K. (2006). Handbook of Multibiometrics (Vol. 6). Springer, New York, NY, USA.

[4] Jain, A. K., Ross, A., & Prabhakar, S. (2004). An introduction to biometric recognition. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 14(1), 4–20.

[5] ISO/IEC. (2021). Information technology — Biometric performance testing and reporting — Part 1: Principles and framework (ISO/IEC 19795-1:2021). International Organization for Standardization.

[6] ISO/IEC. (2016). Information technology — Biometric presentation attack detection — Part 1: Framework (ISO/IEC 30107-1:2016). International Organization for Standardization.

[7] ISO/IEC. (2022). Information security, cybersecurity and privacy protection — Biometric information protection (ISO/IEC 24745:2022). International Organization for Standardization.

[8] ISO/IEC. (2016). Information technology — Biometric sample quality — Part 1: Framework (ISO/IEC 29794-1:2016). International Organization for Standardization.

[9] ISO/IEC. (2017). Information technology — Biometric presentation attack detection — Part 3: Testing and reporting (ISO/IEC 30107-3:2017). International Organization for Standardization.

[10] Ross, A., & Jain, A. K. (2003). Information fusion in biometrics. Pattern Recognition Letters, 24(13), 2115–2125.

[11] Ratha, N. K., Connell, J. H., & Bolle, R. M. (2001). Enhancing security and privacy in biometrics-based authentication systems. IBM Systems Journal, 40(3), 614–634.

[12] Goodman, B., & Flaxman, S. (2017). European Union regulations on algorithmic decision-making and a right to explanation. AI Magazine, 38(3), 50–57.

[13] Nandakumar, K., Chen, Y., Dass, S. C., & Jain, A. K. (2008). Likelihood ratio-based biometric score fusion. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 30(2), 342–347.

[14] Woodard, D. L., & Flynn, P. J. (2005). Finger surface as a biometric identifier. Computer Vision and Image Understanding, 100(3), 357–384.

[15] Zhang, D., Guo, Z., & Lu, G. (2017). Advanced Biometrics. Springer, Cham, Switzerland.

[16] Zhang, L., Zhang, L., & Zhang, D. (2009). Finger-knuckle-print : A new biometric identifier. In Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing (ICIP).

[17] Kannala, J., & Rahtu, E. (2012). BSIF : Binarized statistical image features. In Proceedings of the 21st International Conference on Pattern Recognition (ICPR) (pp. 1363–1366).

[18] Lowe, D. G. (2004). Distinctive image features from scale-invariant keypoints. International Journal of Computer Vision, 60(2), 91–110.

[19] Rublee, E., Rabaud, V., Konolige, K., & Bradski, G. (2011). ORB : An efficient alternative to SIFT or SURF. In Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV) (pp. 2564–2571).

[20] Angelov, P., & Zhou, X. (2008). Evolving fuzzy-rule-based classifiers from data streams. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 16(6), 1462–1475.

[21] Angelov, P., & Soares, E. (2020). Towards explainable deep neural networks (xDNN). Neural Networks, 130, 185–194.

[22] Angelov, P., & Soares, E. (2019). Transparent deep rule-based classifiers. In Evolving Systems and Intelligent Automation. Springer, Cham, Switzerland.

[23] Benmalek, M., Attia, A., Bouziane, A., & Hassaballah, M. (2022). A semi-supervised deep rule-based classifier for robust finger knuckle-print verification. Evolving Systems. https://doi.org/10.1007/s12530-021-09417-x.

[24] Patel, V. M., Ratha, N. K., & Chellappa, R. (2015). Cancelable biometrics: A review. IEEE Signal Processing Magazine, 32(5), 54–65.

[25] Raghavendra, R., & Busch, C. (2017). Presentation attack detection methods for face recognition : A comprehensive survey. ACM Computing Surveys, 50(1), 1–37.

[26] Ratha, N. K., Chikkerur, S., Connell, J. H., & Bolle, R. M. (2007). Generating cancelable fingerprint templates. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 29(4), 561–572.

[27] Jain, A. K., & Nandakumar, K. (2012). Biometric authentication : System security and user privacy. Computer, 45(11), 87–92.

[28] Uludag, U., Pankanti, S., Prabhakar, S., & Jain, A. K. (2004). Biometric cryptosystems : Issues and challenges. Proceedings of the IEEE, 92(6), 948–960.

[29] Simonyan, K., & Zisserman, A. (2014). Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. arXiv preprint, arXiv :1409.1556.

[30] Howard, A. G., et al. (2017). MobileNets : Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications. arXiv preprint, arXiv :1704.04861.

[31] Ross, A., & Jain, A. K. (2004). Multimodal biometrics : An overview. In Proceedings of the 12th European Signal Processing Conference (EUSIPCO) (pp. 1221–1224).

[32] Poh, N., & Bengio, S. (2006). Database, protocols and tools for evaluating score-level fusion algorithms in biometric authentication. Pattern Recognition, 39(2), 223–233.

[33] Fierrez, J., Ortega-Garcia, J., Toledano, D. T., & Gonzalez-Rodriguez, J. (2007). BioSec baseline corpus : A multimodal biometric database. Pattern Recognition, 40(4), 1389–1392.

[34] Rattani, A., Freni, B., Marcialis, G. L., & Roli, F. (2009). Template update methods in adaptive biometric systems : A critical review. In Proceedings of the 3rd International Conference on Biometrics (ICB) (pp. 847–856).

[35] Han, S., Mao, H., & Dally, W. J. (2015). Deep compression : Compressing deep neural networks with pruning, trained quantization and Huffman coding. arXiv preprint, arXiv :1510.00149.

[36] Benmalek, M., Attia, A., Maza, S., Bouziane, A., & Khababa, G. (2026). Minor and major finger knuckle pattern recognition system based on a deep rule-based classifier. Manuscrit scientifique associé à la présente thèse ; journal ciblé non communiqué au moment de la rédaction ; statut de publication non vérifié comme source indexée ; DOI non disponible à ce stade.

[37] Benmalek, M., Attia, A., & Bouziane, A. (2026). A hierarchical prototype-based evolving system for multispectral palmprint recognition. Manuscrit scientifique associé à la présente thèse ; journal ciblé non communiqué au moment de la rédaction ; statut de publication non vérifié comme source indexée ; DOI non disponible à ce stade.

[38] Gu, X., & Ding, W. (2019). A hierarchical prototype-based approach for classification. Information Sciences, 505, 325-351. https://doi.org/10.1016/j.ins.2019.07.077.

[39] Tarawneh, A. S., Hassanat, A. B., Alkafaween, E., Sarayrah, B., Mnasri, S., Altarawneh, G. A., Alrashidi, M., Alghamdi, M., & Almuhaimeed, A. (2022). DeepKnuckle: Deep learning for finger knuckle print recognition. Electronics, 11(4), 513. https://doi.org/10.3390/electronics11040513.

[40] Attia, A., Mazaa, S., Akhtar, Z., & Chahir, Y. (2022). Deep learning-driven palmprint and finger knuckle pattern-based multimodal person recognition system. Multimedia Tools and Applications, 81, 10961-10980. https://doi.org/10.1007/s11042-022-12384-3.

[41] Cheng, K. H. M., Cheng, X., & Zhao, G. (2023). Advancing 3D finger knuckle recognition via deep feature learning. arXiv preprint, arXiv:2301.02934. https://doi.org/10.48550/arXiv.2301.02934.

[42] Liang, X., Yang, J., Lu, G., & Zhang, D. (2021). CompNet: Competitive neural network for palmprint recognition using learnable Gabor kernels. IEEE Signal Processing Letters, 28, 1739-1743. https://doi.org/10.1109/LSP.2021.3103475.

[43] Yang, Z., Huangfu, H., Leng, L., Zhang, B., Teoh, A. B. J., & Zhang, Y. (2023). Comprehensive competition mechanism in palmprint recognition. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 18, 5160-5170. https://doi.org/10.1109/TIFS.2023.3306104.

[44] Fan, R., & Han, X. (2024). Deep palmprint recognition algorithm based on self-supervised learning and uncertainty loss. Signal, Image and Video Processing, 18, 4661-4673. https://doi.org/10.1007/s11760-024-03104-5.

[45] Tucci, C., Della Greca, A., Tortora, G., & Francese, R. (2024). Explainable biometrics: A systematic literature review. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing. https://doi.org/10.1007/s12652-024-04856-1.

[46] Alonso-Fernandez, F., Hernandez-Diaz, K., Buades, J. M., Tiwari, P., & Bigun, J. (2023). An explainable model-agnostic algorithm for CNN-based biometrics verification. arXiv preprint, arXiv:2307.13428. https://doi.org/10.48550/arXiv.2307.13428.

[47] Biagi, C., Rethfeld, L., Kuijper, A., & Terhorst, P. (2023). Explaining face recognition through SHAP-based pixel-level face image quality assessment. In 2023 IEEE International Joint Conference on Biometrics (IJCB). IEEE. https://doi.org/10.1109/IJCB57857.2023.10448905.

[48] Rai, A., & Dey, S. (2024). An explainable deep learning model for fingerprint presentation attack detection. In Kaur, H., Jakhetiya, V., Goyal, P., Khanna, P., Raman, B., & Kumar, S. (Eds.), Computer Vision and Image Processing (CVIP 2023), Communications in Computer and Information Science, vol. 2011 (pp. 309-321). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-58535-7_26.

[49] Lai, X., Xue, Y., Tursun, T., Yadikar, N., & Ubul, K. (2025). Multimodal finger recognition based on feature fusion attention for fingerprints, finger-veins, and finger-knuckle-prints. In Pattern Recognition and Computer Vision (PRCV 2024), Lecture Notes in Computer Science, 15045, 451-463. Springer.

[50] Gao, C., Yang, Z., Teoh, A. B. J., & Zhu, M. (2025). Beyond first-order: A multi-scale approach to finger knuckle print biometrics. In Biometric Recognition (CCBR 2024) (pp. 14-24). Springer.

[51] Shen, L., Jin, J., Zhang, R., Li, H., Zhao, K., Zhang, Y., Zhang, J., Ding, S., Zhao, Y., & Jia, W. (2023). RPG-Palm: Realistic pseudo-data generation for palmprint recognition. In Proceedings of the IEEE/CVF

International Conference on Computer Vision (ICCV) (pp. 19605-19616). https://doi.org/10.1109/ICCV51070.2023.01796.

[52] Benabid, S., Maza, S., Attia, A., Chalabi, N. E., & Chahir, Y. (2025). An explainable deep neural network based PCANet framework with illumination-invariant features for finger knuckle print recognition system. Ingenierie des Systemes d'Information, 30(9), 2347-2364. https://doi.org/10.18280/isi.300912.

[53] Zhang, B., Zhao, S., Fei, L., & Li, S. (2026). Efficient recognition of finger knuckle prints with few-shot learning. In Advanced Hand-Based Biometrics (pp. 207-227). Springer.

[54] Jia, C., Dong, X., Lai, Y. L., Teoh, A. B. J., Yang, Z., Zhang, X., Wang, L., Jin, Z., & Yang, L. (2025). Single source domain generalization for palm biometrics. Pattern Recognition, 165, 111620. https://doi.org/10.1016/j.patcog.2025.111620.

[55] Nanduri, A., & Chellappa, R. (2024). Semi-supervised cross-spectral face recognition with small datasets. In Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision Workshops (WACVW) (pp. 598-606). https://doi.org/10.1109/WACVW60836.2024.00069.

[56] Lee, Y., Jang, S., Bae, H. B., Jeon, T., & Lee, S. (2024). Multitask learning strategy with pseudo-labeling: Face recognition, facial landmark detection, and head pose estimation. Sensors, 24(10), 3212. https://doi.org/10.3390/s24103212.

[57] Berthelot, D., Carlini, N., Goodfellow, I., Papernot, N., Oliver, A., & Raffel, C. (2019). MixMatch: A holistic approach to semi-supervised learning. In Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS 2019).

[58] Sohn, K., Berthelot, D., Li, C.-L., Zhang, Z., Carlini, N., Cubuk, E. D., Kurakin, A., Zhang, H., & Raffel, C. (2020). FixMatch: Simplifying semi-supervised learning with consistency and confidence. In Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS 2020).

[59] Yang, Z., Teoh, A. B. J., Zhang, B., Leng, L., & Zhang, Y. (2024). Physics-driven spectrum-consistent federated learning for palmprint verification. International Journal of Computer Vision, 132, 4253-4268. https://doi.org/10.1007/s11263-024-02077-9.

[60] Jia, C., Gu, S., Wang, H., Meng, Q., Jin, Z., Yang, L., Dong, X., & Huang, J. (2026). Learning without borders: A domain-adapted and federated approach to palmprint recognition. In Biometric Recognition (CCBR 2025) (pp. 79-89). Springer.

[61] Li, S., Fei, L., Zhang, B., Ning, X., & Wu, L. (2024). Hand-based multimodal biometric fusion: A review. Information Fusion, 109, 102418. https://doi.org/10.1016/j.inffus.2024.102418.

[62] Sumalatha, U., Prakasha, K. K., Prabhu, S., & Nayak, V. C. (2024). From geometry to deep learning: An overview of finger knuckle

biometrics recognition approaches. IEEE Access, 12, 175414-175444. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3503685.

[63] Bang, C., Altaher, A. S., Altaher, A., Moamin, H., Alshammari, T., Alkanjr, B., Altaher, H., Al-Jassani, M. G., & Zhuang, H. (2025). Finger Knuckle Print classification: Leveraging vision Mamba for low complexity and high accuracy. Franklin Open, 11, 100261. https://doi.org/10.1016/j.fraope.2025.100261.

[64] Guo, J., Mu, H., Liu, X., Ren, H., & Han, C. (2024). Federated learning for biometric recognition: A survey. Artificial Intelligence Review, 57, 208. https://doi.org/10.1007/s10462-024-10847-7.

Webographie

PolyU-FKP (2010) The Hong Kong polytechnic university (PolyU) FingerKnuckle-Print Database [Online].

http:// www. comp. polyu. edu. hk/ biometrics/ FKP. html

D. Zhang, Z. Guo, G. Lu, L. Zhang, and W. Zuo, "An online system of multispectral palmprint verification," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 59, no. 2, pp. 480-490, Feb. 2010. [Online].
Available: http://www.comp.polyu.edu.hk/~biometrics/MultispectralPalmprint.htm