

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Ecole Nationale Polytechnique



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
Ecole Nationale Polytechnique



مخبر الإشارات والإتصالات
Signal & Communications Lab.

Département d'Electronique
Laboratoire Signal & Communications

Thèse de Doctorat

Présentée par :

Mme ALLAM née CHERGUI Fatima Zohra

Magistère en Électronique, FEI-USTHB Alger

Pour l'obtention du titre de
Doctorat en Sciences en Électronique

Thème

Fusion de Techniques Biométriques pour une amélioration de reconnaissance de personnes

Soutenue publiquement le : 11/06/2023 devant le jury composé de :

Président :	M. Mourad ADNANE	Professeur	ENP
Directeurs de Thèse :	M. Hicham BOUSBIA-SALAH	MCA	ENP
	Mme Latifa HAMAMI-MITICHE	Professeur	ENP
Examineurs :	M. Sid Ahmed BERRANI	MCA	ENP
	M. Salim CHITROUB	Professeur	USTHB
	Mme Leila FALLEK	Professeur	USTHB
	M. Cherif MEHMEL	MCA	ENSTICP

ENP 2023

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Ecole Nationale Polytechnique



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
Ecole Nationale Polytechnique



مخبر الإشارات والإتصالات
Signal & Communications Lab.

Département d'Electronique
Laboratoire Signal & Communications

Thèse de Doctorat

Présentée par :

Mme ALLAM née CHERGUI Fatima Zohra

Magistère en Électronique, FEI-USTHB Alger

Pour l'obtention du titre de
Doctorat en Sciences en Électronique

Thème

Fusion de Techniques Biométriques pour une amélioration de reconnaissance de personnes

Soutenue publiquement le : 11/06/2023 devant le jury composé de :

Président :	M. Mourad ADNANE	Professeur	ENP
Directeurs de Thèse :	M. Hicham BOUSBIA-SALAH	MCA	ENP
	Mme Latifa HAMAMI-MITICHE	Professeur	ENP
Examineurs :	M. Sid Ahmed BERRANI	MCA	ENP
	M. Salim CHITROUB	Professeur	USTHB
	Mme Leila FALLEK	Professeur	USTHB
	M. Cherif MEHMEL	MCA	ENSTICP

ENP 2023

ملخص

كان للبحوث في تقنيات القياسات الحيوية مجموعة واسعة من التطبيقات. أظهرت الأساليب التي تم تطويرها قوتها، لا سيما في مجال التعرف على الأفراد. يرتبط الاهتمام الرئيسي لهذا النوع من البحث، من بين أمور أخرى، بالاعتراف بالفرد لأن الاحتياجات الأمنية أصبحت ذات أهمية متزايدة والمخاطر الاقتصادية هائلة. هناك العديد من تطبيقات القياسات الحيوية التي توفر مستوى كبير من الأمان.

تسمح أنظمة القياسات الحيوية أحادية النمط بالتعرف على الشخص باستخدام طريقة قياس حيوية واحدة، ولكن لا يمكنها ضمان التحديد الصحيح على وجه اليقين. بينما تضمن أنظمة القياسات الحيوية متعددة الوسائط، التي تستخدم العديد من طرائق القياسات الحيوية، التعرف بشكل أفضل.

نحن مهتمون بتطوير نظام القياسات الحيوية ثنائية النسق من خلال دمج توقيعين، في هذه الحالة، الوجه والقزحية من أجل تحسين معدل التعرف الفردي.

يتطلب تطور التقنيات مستوى معيناً من المتانة والتكامل وقابلية النقل والموثوقية، والتي تتبع منها فكرة اختيار لغة وصف FPGA للأجهزة لتنفيذ خوارزمية PCA. يتم تطبيق هذه الخوارزمية على التعرف على الوجه بهدف جعل النظام أسرع (معالجة متوازية وفي الوقت الحقيقي)، ومحمول (نظام على رقاقة) بأقل تكلفة، مما يجعله أكثر موثوقية.

لقد أدركنا التنفيذ على بطاقة SPARTAN-6 و VIRTEX-4. أعطت الاختبارات، في الوقت الفعلي، نتائج حاسمة ومرضية للغاية.

كلمات مفتاحية

لقياسات الحيوية ثنائية النسق، خوارزمية PCA، بطاقة SPARTAN-6 و VIRTEX-4

Abstract

Research on biometric techniques has had a wide range of applications. The methods developed have shown their robustness, particularly in the field of individual recognition. The major interest of this line of research is linked, among other things, to the recognition of the individual because security needs are becoming increasingly important and the economic stakes are colossal. There are many and various biometric applications that offer a substantial level of security.

Single-modal biometric systems allow a person to be recognized using a single biometric modality, but cannot guarantee correct identification with certainty. While multimodal biometric systems, using several biometric modalities, guarantee better recognition.

In our work, we are interested in developing a bimodal biometric system by merging two signatures, in this case, the face and the iris in order to improve the individual recognition rate.

The evolution of technologies requires a certain level of robustness, integrability, portability and reliability, from which stems the idea of choosing the Hardware FPGA description language for the implementation of the PCA Algorithm. This Algorithm is applied to facial recognition with the aim of making the system faster (parallel and real-time processing), portable (system on chip) with minimum cost, which makes it more reliable.

We realized the implementation on the SPARTAN-6 card and the VIRTEX-4. The tests, in real time, gave conclusive and very satisfactory results.

Keywords: Fusion of biometric techniques, PCA Algorithm, SPARTAN-6 and VIRTEX-4 card

Résumé

Les recherches sur les techniques biométriques ont connu un large éventail d'applications. Les méthodes développées ont montré leur robustesse, notamment, dans le domaine de la reconnaissance d'individu. L'intérêt majeur de cet axe de recherche est lié, entre autres, à la reconnaissance de l'individu car les besoins en sécurité deviennent de plus en plus importants et les enjeux économiques sont colossaux. Il existe de nombreuses et diverses applications biométriques qui offrent un niveau de sécurité substantiel.

Les systèmes biométriques unimodaux permettent de reconnaître une personne à l'aide d'une seule modalité biométrique, mais ne peuvent garantir une identification correcte avec certitude. Tandis que les systèmes biométriques multimodaux, utilisant plusieurs modalités biométriques, garantissent une meilleure reconnaissance.

Dans notre travail, on s'intéresse à développer un système biométrique bimodal en fusionnant deux signatures, en l'occurrence, le visage et l'iris afin d'améliorer le taux de reconnaissance d'individu.

L'évolution des technologies nécessite un certain niveau de robustesse, d'intégrabilité, de portabilité et de fiabilité, d'où découle l'idée de choisir le langage de description Hardware FPGA pour l'implémentation de l'Algorithme ACP. Cet Algorithme est appliqué à la reconnaissance faciale dans le but de rendre le système plus rapide (traitement parallèle et temps réel), portable (système sur puce) avec un minimum de coût, ce qui le rend plus fiable.

Nous avons réalisé l'implémentation sur la carte SPARTAN-6 et la VIRTEX-4. Les tests, en temps réel, ont donné des résultats concluants et très satisfaisants.

Mots-clés : Fusion de techniques biométriques, Algorithme ACP, Carte SPARTAN-6 et VIRTEX-4.

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail :

À mes très chers parents, pour leur amour inconditionnel, leur tendresse, leur soutien et leurs prières.

À mon très cher mari pour ses encouragements incessants, ses sacrifices et son soutien permanent.

À mes deux petits hommes, mes rayons de soleil, mes deux fils, Lotfi Mohamed Yassine et Ilyes Youcef Islam, à qui je souhaite réussite et succès.

À ma très chère belle-mère.

À la mémoire de mon beau-père et mon beau-frère Ahmed, partis si tôt. Qu'Allah, les Accueille dans son vaste Paradis

À mes chères sœurs, belles-sœurs et ma belle-fille Nazia.

À mes chers frères et beaux-frères.

À mes nièces et neveux.

À toute ma famille.

À tous mes amis et collègues, particulièrement, Sihem, Leila, Karima, Fairouz, Nassima, Hadjer, Hassiba, Radja.

FATIMA ZOHRA

Remerciements

Le travail présenté, dans le cadre de cette Thèse de Doctorat, a été développé au Laboratoire Signal et Communications au Département d'Electronique à l'Ecole Nationale Polytechnique d'Alger.

En premier lieu, Louange à ALLAH, le Tout-Puissant de m'avoir donné la volonté et la force pour achever ce travail.

Je tiens à remercier vivement mes Directeurs de Thèse, Monsieur Bousbia-Salah et Madame Hamami, pour la confiance qu'ils m'ont accordée en me proposant une thématique, à la fois intéressante que passionnante. Leur compétence, leur modestie et leur gentillesse m'ont beaucoup appris et me laissent sans voix. Je saisis cette opportunité pour leur témoigner ma profonde gratitude pour leur aide précieuse, leurs remarques constructives et leur suivi permanent.

Très humblement je voudrais adresser mes remerciements les plus sincères à Monsieur Adnane, Professeur à l'ENP, pour l'honneur qu'il me fait en acceptant de présider cette soutenance.

Je souhaite exprimer ma gratitude et ma haute considération aux membres du jury, Monsieur Berrani, Maître de Conférences à l'ENP, Madame Fallek et Monsieur Chitroub, Professeurs au Département de Génie-Electrique à USTHB, Monsieur Mehmel, Maître de Conférences à l'ENSTICP. Je les remercie pour avoir accepté d'examiner et de juger mon modeste travail.

Je ne saurais jamais assez remercier Monsieur Mouloud Adel, Professeur à l'Institut Fresnel, Aix-Marseille-Université et Monsieur Hakim Saadane, Professeur à Polytech Nantes, pour les conseils qu'ils m'ont prodigués, leur aide précieuse et leur disponibilité pendant toutes les périodes de mes stages. J'étais très touchée par leur accueil chaleureux.

Mes vifs remerciements vont à toute ma famille, principalement, mon mari et mes parents pour leur appui et leurs encouragements. Je ne peux me permettre d'omettre mes collègues de l'ENSTICP et du Département de Génie Electrique à USTHB, à qui je témoigne respect et dévouement.

Enfin, j'adresse mes remerciements les plus affectueux à tous ceux qui n'ont pas été cités mais qui ont contribué, d'une manière ou d'une autre, chacun à sa manière, à l'élaboration et au bon déroulement de mon modeste travail.

FATIMA ZOHRÀ

Liste des Figures
 Liste des Tableaux
 Nomenclature

Introduction Générale	17
<i>Chapitre I : Notions Générales sur la Biométrie</i>	
Introduction	22
I.1. Définitions de la biométrie	22
I.2. Biométrie et systèmes d'identification classiques	24
I.3. Avantages de la biométrie	24
I.4. Caractéristiques de traits biométriques	25
I.5. Choix d'une caractéristique biométrique	25
I.6. Différentes modalités biométriques	26
I.6.1. Modalités morphologiques (physiologiques)	27
I.6.1.1. Empreinte digitale	27
I.6.1.2. Le visage	28
I.6.1.3. La rétine	29
I.6.1.4. Géométrie de la main	30
I.6.1.5. L'iris	30
I.6.1.6. Reconnaissance de l'oreille	31
I.6.2. Modalités biologiques.....	31
I.6.2.1. L'odeur corporelle	31
I.6.2.2. L'ADN	31
I.6.2.3. Veines de la main	31
I.6.3. Modalités Comportementales	32
I.6.3.1. Dynamique de la signature (Tracé de la signature)	32
I.6.3.2. Reconnaissance vocale	32
I.6.3.3. Dynamique de la démarche	33
I.6.3.4. Dynamique de la frappe au clavier	33
I.6.4. Modalités cachées	34
I.6.4.1. Electrocardiogramme <i>ECG</i>	34
I.6.4.2. Electromyogramme <i>EMG</i>	34
I.6.4.3. Biométrie du cerveau avec des images <i>IRM</i>	35
I.6.4.4. Biométrie avec des images de rayon <i>X</i>	35
I.7. Processus biométriques	36
I.7.1. Mode d'enrôlement (d'enregistrement)	36
I.7.2. Mode de vérification	37
I.7.3. Mode d'identification	38
I.7.4. Recherche de doublons	39
I.8. Architecture des Systèmes Biométriques	39
I.8.1. Module d'acquisition	39
I.8.2. Module d'extraction de caractéristiques	39
I.8.3. Module de correspondance	39
I.8.4. Module d'appariement (<i>Matching</i>)	39

I.8.5. Module de décision	40
I.9. Applications de la biométrie	40
Conclusion	40

Chapitre II : Systèmes Biométriques Multimodaux

Introduction	43
II.1. Limitations des systèmes biométriques monomodaux	43
II.1.1. Bruit dans les données collectées	43
II.1.2. Manque d'individualité	43
II.1.3. Non-universalité	44
II.1.4. Manque de représentation invariante	44
II.1.5. Usurpation (<i>Spoofing</i>)	44
II.2. Différentes approches de la multimodalité biométrique	44
II.2.1. Multi-capteurs	45
II.2.2. Systèmes multi-algorithmes	45
II.2.3. Systèmes multi-échantillons	45
II.2.4. Systèmes multi-instances	46
II.2.5. Systèmes multi-biométries	46
II.3. Architecture des systèmes multimodaux	47
II.3.1. Architecture séquentielle	47
II.3.2. Architecture parallèle	47
II.4. Différents niveaux de fusion	48
II.4.1. Fusion pré-classification	49
II.4.1.1. Fusion au niveau du capteur (<i>Sensor Level</i>)	49
II.4.1.2. Fusion au niveau des caractéristiques (<i>Feature Level</i>)	49
II.4.2. Fusion post-classification	50
II.4.2.1. Fusion au niveau des décisions (<i>Decision Level</i>)	50
II.4.2.2. Fusion au niveau score (<i>Score Level</i>)	50
II.4.3. Normalisation des scores	50
II.5. Etapes de l'opération de fusion	50
II.5.1. Alignement (Conditionnement)	51
II.5.2. Corrélacion	51
II.5.3. Association (mise en correspondance)	51
II.5.4. Combinaison	51
II.6. Evaluation des systèmes biométriques	51
II.7. Mesure de performance des systèmes biométriques	52
II.7.1. Mesure des taux d'erreur	52
II.7.1.1. Taux d'erreur fondamentale	53
II.7.1.2. Taux d'erreur de systèmes d'authentification	54
II.7.1.3. Taux d'erreur de systèmes d'identification	54
II.7.2. Courbe de performance	54
II.7.2.1. <i>ROC (Receiver Operating Characteristic curve)</i>	55
II.7.2.2. Courbe <i>DET (Detection Error Tradeoff)</i>	55
II.7.3. Points de performance	55

Conclusion	56
<i>Chapitre III : Etat de l'art sur les techniques de reconnaissance de visage et de l'iris</i>	
Introduction	58
III.1. Système de reconnaissance de l'iris	58
III.1.1. Principe	59
III.1.2. Etapes de reconnaissance de l'iris	60
III.1.2.1. Phase d'acquisition	60
III.1.2.2. Phase de segmentation	61
III.1.2.2.1. Par Transformée de <i>Hough</i>	62
III.1.2.2.2. Par détecteur de contours circulaires	63
III.1.2.2.3. Par contours actifs	64
III.1.2.2.4. Par localisation de la pupille	65
III.1.2.3. Phase de normalisation : Méthode Pseudo Polaire	66
III.1.2.4. Phase d'extraction des caractéristiques	68
III.1.2.5. Phase de comparaison	69
III.2. Système de reconnaissance du visage	70
III.2.1. Etapes de la reconnaissance faciale	71
III.2.2. Principales techniques de reconnaissance faciale	71
III.2.2.1. Approches globales	72
III.2.2.2. Approches locales	74
III.2.2.3. Approches hybrides	75
III.2.3. Reconnaissance du visage à l'aide de l'ACP	75
Conclusion	79
<i>Chapitre IV : Réalisation de système biométrique bimodal par fusion de caractéristiques</i>	
Introduction	81
IV.1. Présentation de la BDD CASIA-Iris-Distance	81
IV.2. Etapes de réalisation d'un système de reconnaissance bimodal	83
IV.2.1. Phase d'enrôlement	83
IV.2.2. Prétraitement d'image	83
IV.2.2.1. Phase de détection des yeux	85
IV.2.2.2. Segmentation de l'iris	85
IV.2.2.3. Détection de la paupière supérieure et inférieure	87
IV.2.2.4. Phase de normalisation	89
IV.2.3. Phase d'extraction des caractéristiques	92
IV.2.3.1. Extraction à l'aide de l'algorithme <i>LBP</i>	92
IV.2.3.2. Extraction à l'aide de Zernike Moment	95
IV.2.3.3. Extraction à l'aide de Log-Gabor	95
IV.2.4. Phase de modélisation de caractéristiques.....	96
IV.2.4.1. Modélisation à l'aide de l'algorithme <i>LBP</i>	96
IV.2.4.2. Modélisation à l'aide de Zernike Moment	97
IV.2.4.3. Modélisation à l'aide de Log-Gabor	97
IV.3. Modélisation de Fusion Locale des Caractéristiques	98

IV.4. Compression de l'information de caractéristiques par l'ACP	99
IV.5. Principe de la technique ACP	100
IV.6. Analyse des résultats (BAT Optimisation)	100
IV.6.1. Optimisation de la matrice de caractéristiques Y_k	100
IV.6.2. Algorithme BAT pour l'optimisation de dimension de Y_k	101
IV.7. Module d'appariement	103
IV.8. Module de décision	104
IV.9. Simulation et discussion des résultats de la fusion multimodale	104
IV.9.1. Système de reconnaissance de l'iris	105
IV.9.2. Système de reconnaissance de faciale	105
IV.9.3. Fusion des deux modalités : visage et iris	106
IV.9.4. Fusion après optimisation	107
IV.9.5. Evaluation du système multimodal d'authentification de visage et de l'iris.....	107
Conclusion	108

Chapitre V : Implémentation sur FPGA

Introduction	110
V.1. Circuits programmables <i>FPGA</i> (<i>Field Programmable Gate Array</i>)	110
V.1.1. <i>CLB</i> (<i>Configurable Logic Block</i>)	111
V.1.2. <i>IOB</i> (<i>Input Output Block</i>)	111
V.1.3. Ressources d'interconnexion des cellules	111
V.1.4. Blocs mémoire	111
V.1.5. Multiplieurs	112
V.1.6. Blocs processeur	112
V.2. Implémentation sur Circuits Programmables <i>FPGA</i>	112
V.3. Aperçu sur le langage de programmation <i>VHDL</i>	113
V.4. Etapes de conception des circuits reconfigurables	113
V.4.1. Synthèse	114
V.4.2. Mapping	114
V.4.3. Clustering	114
V.4.4. Placement.....	114
V.4.4. Routage	115
V.4.5. Configuration	115
V.5. Implémentation de l'algorithme ACP sur la carte <i>FPGA</i>	115
V.5.1. Schéma bloc illustratif des différentes étapes de l'algorithme ACP	115
V.5.1.1. Phase d'apprentissage	115
V.5.1.2. Phase de vérification	116
V.5.2. Description de l'Algorithme de calcul des images centrées	116
V.5.3. Description et simulation des différents modules	118
V.5.3.1. Huit Mémoires <i>ROM</i>	118
V.5.3.2. Pointeur d'adresse <i>ROM</i>	118

V.5.3.3. Mémoire <i>ROM</i>	119
V.5.3.4. Additionneur	120
V.5.3.5. Test du diviseur	120
V.5.3.6. Soustracteur	121
V.5.3.7. Multiplication.....	122
V.5.5. Fonctionnement de l'algorithme de calcul des images moyennes	123
V.5.6. Simulation comportementale du schéma global	123
V.6. Interprétation des résultats de simulation en temps réel	124
V.7. Calcul de la Distance de Manhattan	127
V.8. Analyse <i>RTL</i>	127
Conclusion	129
 <i>Chapitre VI : Modélisation de la reconnaissance biométrique basée sur le SVH</i>	
Introduction	131
VI.1. Modélisation du Système Visuel Humain	133
VI.1.1. Perception de la luminance	133
VI.2.2. Contraste	133
VI.2.2.1. Contraste de Weber-Fechner	134
VI.2.2.2. Contraste de Michelson	135
VI.2.2.2. Contraste de Peli	135
VI.2.3. Fonctions de sensibilité au contraste	136
VI.3. Organisation multi-canal	137
VI.4. Fonction de masquage	138
VI.4.1. Masquage spatial	139
VI.4.2. Masquage temporel	139
VI.5. Modélisation du système biométrique	140
VI.5.1. Bloc de traitement de l'iris et du visage	140
VI.5.2. Bloc du <i>SVH</i>	141
VI.5.3 Fusion de modalités : Visage et Iris	141
VI.6. Bloc de décision	143
VI.7. Application de l'algorithme <i>SVH</i> à la reconnaissance faciale	143
Conclusion	146
 Conclusion Générale	 149
Bibliographie	153
Annexes	165

Liste des Figures

Chapitre I : Notions Générales sur la Biométrie

Figure I.1.	Comparaison de différentes modalités biométriques (Analyse Zéphyr)	26
Figure I.2.	Synoptique des différentes modalités biométriques	27
Figure I.3.	Quelques modalités biométriques et leurs dispositifs d'acquisition.....	27
Figure I.4.	Images de l'empreinte digitale.....	28
Figure I.5.	Image visage.....	29
Figure I.6.	Détails d'une rétine	30
Figure I.7.	Image de la géométrie de la main.....	30
Figure I.8.	Capture de l'image de l'iris.....	31
Figure I.9.	Structure de l'oreille.....	31
Figure I.10.	Image de la signature manuscrite.....	32
Figure I.11.	Image de la reconnaissance vocale.....	33
Figure I.12.	Images sur la démarche.....	33
Figure I.13.	Image de la frappe au clavier.....	33
Figure I.14.	Biométrie par l'ECG.....	34
Figure I.15.	Biométrie par l'EMG.....	35
Figure I.16.	Biométrie du cerveau avec des images <i>IRM</i>	35
Figure I.17.	Biométrie de la main avec des images à rayon <i>X</i>	36
Figure I.18.	Schéma de fonctionnement d'un SB en mode d'enrôlement.....	37
Figure I.19.	Schéma de fonctionnement d'un SB en mode de vérification.....	38
Figure I.20.	Schéma de fonctionnement d'un SB en mode d'identification.....	38

Chapitre II : Systèmes Biométriques Multimodaux

Figure II.1.	Différents systèmes multimodaux.....	45
Figure II.2.	Systèmes multi échantillons (a) Œil droit (b) Œil gauche.....	45
Figure II.3.	Systèmes multi Biométries (a) Iris (b) Visage.....	46
Figure II.4.	Architecture séquentielle.....	47
Figure II.5.	Architecture parallèle.....	48
Figure II.6.	Différents niveaux de fusion.....	49
Figure II.7.	Aspects d'évaluation des systèmes biométriques.....	51
Figure II.8.	Mesure de performance des systèmes biométriques.....	52
Figure II.9.	Taux de vraisemblance des utilisateurs légitimes et des imposteurs	53
Figure II.10.	Illustration de la courbe <i>ROC</i>	55
Figure II.11.	Illustration du <i>FAR</i> , du <i>FRR</i> et de <i>EER</i>	55

Chapitre III : Etat de l'art sur les techniques de reconnaissance de visage et de l'iris

Figure III.1.	Différents motifs de la texture de l'iris.....	59
Figure III.2.	Diagramme des différentes étapes du système de reconnaissance de l'iris.....	60
Figure III.3.	Image d'un iris capturé.....	61
Figure III.4.	Image d'iris avec les différentes parties à détecter.....	61
Figure III.5.	Différentes images de contours par la méthode <i>Canny</i>	62
Figure III.6.	Segmentation de l'iris par la méthode <i>Intégré Différentielle</i>	64
Figure III.7.	Segmentation de l'iris par la méthode <i>Snake</i>	65
Figure III.8.	Conversion de l'image niveaux de gris en image binaire par seuillage.....	66
Figure III.9.	Méthode « <i>Rubber Sheet</i> » de <i>Daugman</i>	67

Figure III.10.	Image d'iris normalisée.....	67
Figure III.11.	Comparaison des deux exemplaires binaires de même taille.....	70
Figure III.12.	Étapes de la reconnaissance faciale.....	71
Figure III.13.	Classification des principaux algorithmes en reconnaissance faciale.....	71
Figure III.14.	Image d'un visage en niveaux de gris et une partie de la matrice générée.....	76

Chapitre IV : Réalisation d'un système biométrique bimodal par fusion de caractéristiques

Figure IV.1.	Capteur biométrique pour l'acquisition d'images de CASIA-Iris.....	82
Figure IV.2.	Quelques images de la BDD CASIA-Iris-Distance.....	82
Figure IV.3.	Exemple d'image dans la BDD CASIA-Iris-Distance.....	82
Figure IV.4.	Schéma des étapes de réalisation de système biométrique bimodal.....	83
Figure IV.5.	Étapes de reconnaissance de l'iris	84
Figure IV.6.	Exemple d'image d'entrée pris de la BDD CASIA-Iris-Distance.....	85
Figure IV.7.	Organigramme de la Transformée de <i>Hough</i>	86
Figure IV.8.	Contours de l'image	87
Figure IV.9.	Image de l'iris	88
Figure IV.10.	Quelques images segmentées avec suppression des régions non-iris.....	88
Figure IV.11.	Modèle en feuille de caoutchouc de <i>Daugman</i>	90
Figure IV.12.	Image de l'œil, segmenté par la transformée de <i>Hough</i> , normalisé, Masque...	91
Figure IV.13.	Illustration de l'opérateur <i>LBP</i> (Masque 3 x 3).....	93
Figure IV.14.	Ensembles des voisins circulaires et symétriques (valeurs P et R distincts)...	93
Figure IV.15.	Image de l'iris normalisée et ses différentes images de caractéristiques <i>LBP</i>	94
Figure IV.16.	Différentes méthodes d'extraction de caractéristiques locales	97
Figure IV.17.	Extraction de caractéristiques de visage à l'aide de filtre de Gabor.....	98
Figure IV.18.	Extraction de caractéristiques de visage à l'aide de l'algorithme <i>LBP</i>	98
Figure IV.19.	Schéma général du principe de fusion de l'iris et du visage.....	99
Figure IV.20.	Principe de l'algorithme <i>ACP</i>	100
Figure IV.21.	Courbe <i>ROC</i> du système de reconnaissance de l'iris.....	105
Figure IV.22.	Courbe <i>ROC</i> de système de reconnaissance faciale.....	105
Figure IV.23.	Courbe <i>ROC</i> de système de reconnaissance après fusion.....	106
Figure IV.24.	Illustration de <i>FRR</i> et <i>FAR</i> en fonction de la valeur du seuil.....	106
Figure IV.25.	Courbe <i>ROC</i> après optimisation.....	107

Chapitre V : Implémentation sur circuits programmables FPGA

Figure V.1.	Structure du circuit <i>FPGA</i>	111
Figure V.2.	Étapes de configuration sur les circuits <i>FPGA</i>	114
Figure V.3.	Algorithme de la phase d'apprentissage.....	116
Figure V.4.	Algorithme de la phase de décision.....	116
Figure V.5.	Synoptique de calcul des images centrées.....	117
Figure V.6.	Algorithme de calcul des images centrées sur <i>ISE</i>	117
Figure V.7.	Représentation schématique du Pointeur sous <i>ISE</i>	119
Figure V.8.	Résultats de simulation du pointeur.....	119
Figure V.9.	Représentation de la <i>ROM</i> sous <i>ISE</i>	119
Figure V.10.	Simulation de la <i>ROM</i> sous <i>ISE</i>	120
Figure V.11.	Simulation comportementale de l'Additionneur sous <i>ISE</i>	120
Figure V.12.	Description schématique du Diviseur.....	121
Figure V.13.	Résultats de la simulation comportementale du Diviseur.....	121
Figure V.14.	Représentation schématique de bloc de calcul des images centrées.....	122

Figure V.15.	Représentation schématique en <i>RTL</i> relative au calcul des images centrées.....	122
Figure V.16.	Illustration de la réinitialisation (<i>RESET</i> à l'état haut).....	123
Figure V.17.	Simulation comportementale du schéma global (<i>RESET</i> à l'état bas).....	123
Figure V.18.	Message d'erreur (Erreur de <i>Mapping</i>).....	124
Figure V.19.	Schématisme sur <i>ISE</i> du bloc de calcul des images centrées.....	124
Figure V.20.	Simulation du bloc total (cas de deux images).....	125
Figure V.21.	Résultats d'implémentation.....	125
Figure V.22.	Validation des étapes d'implémentation de l'algorithme.....	126
Figure V.23.	Description schématique du bloc de multiplication.....	126
Figure V.24.	Simulation du bloc de multiplication sous <i>ISIM</i>	128
Figure V.25.	Architecture <i>RTL</i> du bloc de calcul de la distance de Manhattan.....	128
Figure V.26.	Architecture <i>RTL</i> du bloc de calcul de la distance de Manhattan.....	128

Chapitre VI : Modélisation de la reconnaissance biométrique basée sur le SVH

Figure VI.1.	Sensibilité spectrale relative à l'œil humain en vision photopique / scotopique	133
Figure VI.2.	Contraste de la luminosité.....	134
Figure VI.3.	Expérience de Weber.....	134
Figure VI.4.	Courbe de la fonction de sensibilité au contraste (Modèle de Mannos).....	136
Figure VI.5.	Décomposition en Canaux perceptuels.....	138
Figure VI.6.	Architecture globale du système de reconnaissance proposé basé sur le SVH	140
Figure VI.7.	Fusion avant réduction de dimensionnalité (Possibilité 1).....	142
Figure VI.8.	Fusion après réduction de dimensionnalité (Possibilité 2).....	143
Figure VI.9.	Décomposition de l'espace en quatre bandes spectrales	144
Figure VI.10.	Architecture du système de reconnaissance faciale	144
Figure VI.11.	Prédictions du classifieur pour 30 classes	145
Figure VI.12.	Matrice de confusion pour 30 classes	145
Figure VI.13.	Matrice de confusion réduite	146

Liste des Tableaux

Chapitre V : Implémentation sur circuits programmables FPGA

Tableau V.2.	Ressources consommées par l'Algorithme.....	126
Tableau V.2.	Résultats de la simulation relatifs au calcul de la « <i>Distance de Manhattan</i> ».	129

AMM	Modèles Actifs d'Apparence
AUC	Area Under ROC Curve (Aire sous la Courbe ROC)
BIC	Approches Bayésiennes
CASIA	Chinese Academy of Sciences Institute of Automation
CSF	Fonction de Sensibilité au Contraste
DET	Detection Error Tradeoff
EBGM	Elastic Bunch Graph Matching
EER	Equal Error Rate (Taux d'Égale Erreur)
FAR	False Acceptance Rate (Taux de Fausses Acceptations)
FMR	False Matche Rate (Taux de Fausse Correspondance)
FNIR	False-Negative Identification-Error Rate (Taux de Faux-Négatif d'Identification)
FNMR	False Non-Matche Rate (Taux de Fausse Non-Correspondance)
FPIR	False-Positive Identification-Error Rate (Taux de Faux-Positif d'Identification)
FRR	False Rejection Rate (Taux de Faux Rejets)
FTAR	Failure-To-Acquire Rate (Taux d'échec à l'acquisition)
FTER	Failure-To-Enroll Rate (Taux d'échec à l'enrôlement)
ICA	Independent Component Analysis (Analyse en Composantes Indépendantes)
IR	Identification Rate (Taux d'Identification)
ISO	Organisation Internationale de Normalisation
HTER	Half Total Error Rate (Taux d'Erreur Moyenne)
K-PCA	Analyse en Composante Principal à Noyau (Kernel PCA)
K-LDA	Analyse Discriminante Linéaire à Noyau (Kernel LDA)
KDA	Kernel Discriminant Analysis (Analyse discriminante à noyau)
LBLC	Local Band Limited Contrast (Contraste Local à Bande Limitée)
LBP	Local Binary Pattern (Modèle Binaire Local)
LDA	Analyse Discriminante Linéaire
LDP	Local Directional Pattern (Modèle Directionnel Local)
LFA	Analyse de Caractéristiques Locales
LG-PCA	Log Gabor PCA
LSF	Level Set Function (Fonction d'ensemble de niveau)
MCS	Multiple Classifier Systems
PCA	Analyse en Composantes Principales
PR	Penetration Rate (Taux de Pénétration)
PSE	Pre-Selection Error (Erreur de l'algorithme de présélection)
ROC	Receiver Operating Characteristic curve
SVH	Système Visuel Humain
SVM	Machines à Vecteurs de Support
WER	Weighted Error Rate (Taux d'Erreur Pondéré)

Introduction

Générale

Information

« D'une image d'un objet, le cerveau humain retire une multitude d'informations, est-il possible de doter une machine d'une telle capacité d'analyse ? »

-Jean Serra-

Avec la prolifération des applications dans le domaine biométrique, la reconnaissance des personnes a suscité un vif attrait dans la communauté scientifique, à un tel point qu'il est difficile de faire une revue exhaustive de l'ensemble des travaux dans ce domaine. Ceci s'explique, d'une part, par l'énorme intérêt applicatif, entre autres, dans le domaine de la sécurité, la vidéosurveillance, etc. que dans les applications multimédia grand public, d'autre part, par le défi que cela représente pour les algorithmes de vision artificielle.

La biométrie regroupe l'ensemble des techniques informatiques visant à déterminer l'identité d'une personne de manière irréfutable à partir de ses caractéristiques physiques et/ou comportementales sans avoir besoin de carte ou de mot de passe. Les modalités biométriques peuvent être physiologiques (empreintes digitales, iris, visage, ...), biologiques (ADN, odeur, sang, ...) ou comportementales (signature, écriture manuscrite, la voix, ...).

Il existe traditionnellement deux manières d'identifier un individu. La première méthode est basée sur une *connaissance a priori* « *Knowledge Based* » de la personne telle que la connaissance du code PIN qui permet d'activer un téléphone portable. La seconde méthode, quant à elle, est basée sur la *possession* d'un objet « *Token Based* ». Il peut s'agir, dans ce cas, d'une pièce d'identité, d'une clé, d'un badge, etc. (MOR, 2009).

Ces deux modes d'identification peuvent être utilisés de manière complémentaire afin d'obtenir une sécurité accrue comme dans le cas de la carte bancaire. Cependant, elles ont chacune ses faiblesses. Dans le premier cas, il est fréquent d'oublier un code d'accès. Il existe d'ailleurs de nombreux bureaux où les mots de passe sont notés dans des listes, ce qui présente une dangereuse faille dans la sécurité informatique de l'entreprise puisque toute confidentialité est alors perdue. De même, un badge ou une clé peuvent être perdus, volés ou copiés par des personnes mal intentionnées. Le défaut commun à tous les systèmes d'authentification est que l'on identifie un objet (code, carte, ...) et non la personne elle-même.

Par conséquent, il s'avère crucial de développer des systèmes d'authentification automatiques capables de lutter contre les fraudes et d'assurer la sécurité dans différents domaines allant des plus emblématiques, comme le passage dans les postes frontaliers internationaux, aux moins ardues comme l'accès aux informations personnelles.

Pour répondre à ces besoins, la biométrie semble être une solution pratique et efficace. Elle permet la mesure des caractéristiques de personnes afin de les caractériser et de les authentifier. Elle s'impose comme une technologie privilégiée dans le domaine de reconnaissance.

En effet, la biométrie connaît un développement fulgurant. Cet engouement entraîne le développement de méthodes biométriques très variées : des plus classiques, comme l'étude des

empreintes digitales (**BEB, 2015**) ou de l'iris (**HIL, 2013**), aux plus exotiques comme la reconnaissance de la démarche (**YAM, 2002**), la reconnaissance de la forme de l'oreille (**YAN, 2005**). Aujourd'hui, la biométrie s'impose aux yeux des Etats comme une solution sécuritaire par excellence.

La biométrie comporte des points d'imperfections. En effet, actuellement, il y a bien souvent trop peu de réflexions avant l'implémentation d'une solution biométrique, que ce soit au niveau de la méthode choisie ou au niveau de la sécurité choisie (**BEN, 2016**).

En dépit des grandes performances des systèmes biométriques, aucun système biométrique n'est fiable à 100%. Un système biométrique utilisant une seule modalité, appelé système monomodal, aussi sophistiqué soit-il, admet une marge d'erreur. Ce dernier possède trois limitations principales : une limitation en termes de performances, une limitation en termes d'universalité d'utilisation et une limitation en termes de détection des fraudes.

De ce fait, la biométrie multimodale qui se base sur la combinaison de diverses informations de différentes sources biométriques, a pris naissance. Les systèmes multimodaux permettent d'obtenir de meilleurs résultats que les systèmes unimodaux (**ALL, 2009**). Ajouter des modalités permet d'augmenter l'universalité du système, car si l'utilisateur est réfractaire à une caractéristique biométrique donnée, l'information récoltée sur les autres modalités peut compenser la faible qualité de l'acquisition.

La technologie de la reconnaissance de l'iris existe depuis des décennies déjà. Toutefois, celle-ci n'a jamais connu un essor aussi important que ces dernières années (**TIS, 2003**).

La reconnaissance faciale fait partie des techniques biométriques des plus utilisées. On remarque que dans la vie quotidienne chacun de nous identifie, tout au long de la journée, différents visages. Ainsi, lorsque nous rencontrons une personne, notre cerveau va chercher dans notre mémoire et vérifier si cette personne est répertoriée ou non.

Les deux modalités citées sont les modalités les plus utilisées pour la conception des systèmes biométriques bimodaux. L'iris est une modalité biométrique jugée parmi les plus fiables et précises. La modalité du visage est non-intrusive car elle n'atteint pas l'intimité de l'individu. Elle constitue l'une des voies les plus naturelles pour reconnaître une personne, contrairement à l'iris qui est certes plus intrusive.

Les travaux de recherche de cette thèse visent les objectifs suivants :

- Nous développons deux systèmes d'identification biométrique unimodale, le premier est basé sur le visage et le second sur l'iris. Par la suite, nous fusionnons ces deux modalités au niveau des caractéristiques dans le but d'améliorer la performance du système biométrique

bimodal. Nous utilisons des descripteurs efficaces qui permettent d'obtenir un système assurant une meilleure reconnaissance d'individu.

- Notre contribution seconde consiste à implémenter l'algorithme basé sur la Décomposition en Composantes Principales « Eigen Faces » sur un circuit programmable du type FPGA. Nous exploitons les caractéristiques des circuits FPGA telles que la souplesse et la flexibilité qui nous permettent d'augmenter les performances en temps réel.
- Nous proposons une autre alternative pour développer un système de reconnaissance biométrique exploitant le comportement du Système Visuel Humain. Nous nous intéressons au traitement de l'information spectrale plutôt que d'utiliser les niveaux de gris de l'image acquise. Cette approche est en cours de développement.

Notre thèse est structurée en six chapitres, répartis comme suit :

Dans le premier chapitre, nous introduisons les principaux concepts usuels en biométrie, les systèmes biométriques unimodaux ainsi que les applications qui en découlent. Nous présentons également les différents éléments constituant un système de reconnaissance biométrique, leur mode de fonctionnement, etc.

Le deuxième chapitre a fait l'objet de développer les systèmes Biométriques Multimodaux. Nous présentons brièvement les différentes approches de la multimodalité. Nous présentons également l'architecture des systèmes biométriques multimodaux ainsi que les différents niveaux de fusion possibles. Les métriques d'évaluation et de mesure des performances des systèmes biométriques sont définies à la fin de ce chapitre.

Dans le troisième chapitre, nous présentons un état de l'art sur la reconnaissance d'iris et du visage. Il s'agit des deux modalités que nous avons retenues dans la réalisation de notre système biométrique bimodal. Nous étudions différentes approches et algorithmes pour l'extraction des caractéristiques de chaque modalité en passant par diverses étapes. Nous utilisons la transformée de *Hough* pour la segmentation et le modèle de « *Rubber Sheet* », proposé par *Daugman*, pour la normalisation, l'algorithme ACP 1D pour la compression, etc.

Nous consacrons le quatrième chapitre à exposer toutes les étapes que nous avons suivies pour la réalisation du système de reconnaissance à base de l'iris et du visage prise séparément. Par la suite, nous fusionnons ces deux signatures au niveau des caractéristiques. Les différents algorithmes développés dédiés à l'extraction de caractéristiques tels que le Filtre de Gabor, le Local Binary Pattern et les Moments de Zernike, prendront part dans ce chapitre. Nous procédons à la comparaison des résultats des performances du système de fusion avant et après optimisation.

Les circuits programmables FPGA connaissent un développement rapide. Ils sont devenus incontournables dans différents domaines. Ce développement est dû à la fiabilité, la répétabilité et à la précision qu'offrent ces systèmes. Ces derniers ont fait l'objet du cinquième chapitre dans lequel nous présentons de façon explicite toutes les étapes de l'implémentation sur la carte FPGA relatives à quelques modules de la technique ACP appliquée à la reconnaissance faciale dans le but de rendre le système plus rapide (traitement parallèle et temps réel), portable (système sur puce), plus fiable (taux de reconnaissance élevé) en minimisant le coût. Nous démontrons la capacité et la robustesse des descripteurs appliqués pour la réalisation de notre système de reconnaissance faciale.

Le sixième chapitre fera l'objet d'une nouvelle méthode innovante. Nous présentons, dans ce chapitre, une autre alternative pour réaliser le système biométrique pour la reconnaissance de personne basé sur le traitement de l'information spectrale. Il s'agit d'un modèle plus élaboré sur la perception des images exploitant le comportement du Système Visuel Humain (SVH).

Le SVH modélise de façon cohérente les fonctions clé de la perception telles que la Décomposition en Canaux Perceptuels (DCP), les Fonctions de Sensibilités aux Contrastes (CSF), etc. Dans ce chapitre, nous privilégions les approches qui cherchent à « *simuler* » la perception humaine. Au lieu d'utiliser les niveaux de gris de l'image du visage, ces approches exploitent, moyennant une décomposition en sous bandes visuelles fréquentielles, des caractéristiques similaires à celles utilisées par le Système Visuel Humain, telles que le Contraste Local à Bande Limitée (CLBL), etc.

Cependant, les principales contraintes rencontrées dans l'implémentation de cette approche résident, entre autres, dans la non disponibilité des ressources matérielles nécessaires qui permettent d'exploiter la contribution de cette modélisation et de quantifier et d'évaluer ses performances.

Notre appétence à explorer les algorithmes exploitant le SVH dans notre approche, nous motive et nous encourage à persévérer dans le développement et l'implémentation de cette modélisation afin d'aboutir à des résultats concluants pour confirmer ou infirmer la performance et la robustesse du système de reconnaissance.

Nous terminerons notre travail par une conclusion générale qui présente une synthèse des contributions apportées ainsi que les pistes donnant des perspectives possibles pour la continuité des travaux non abordés ou non investigués et explorés dans cette thèse dans le but d'apporter d'éventuelles améliorations.

Chapitre I

Notions Générales sur la Biométrie

La biométrie recense les caractères physiques et comportementaux les plus uniques. Ces caractères peuvent être acquis par des capteurs et interprétés par des ordinateurs de façon à être exploités comme des représentants de personnes physiques dans le monde numérique.

Ainsi, nous pouvons associer à notre identité des données numériques permanentes, régulières et dénuées de toute ambiguïté. Ces données seront récupérées rapidement et automatiquement à l'aide d'un ordinateur.

Dans ce chapitre, nous allons présenter le cadre général d'utilisation de la biométrie ainsi que la structure, les avantages et les inconvénients des systèmes biométriques. Nous présenterons succinctement les modalités les plus utilisées.

Introduction

Ces dernières années, la biométrie a connu un essor considérable dans le domaine de la sécurité des environnements protégés. Un système biométrique, dont l'objet premier est l'identification d'individu, apparaît être un vecteur intéressant à exploiter.

À la différence des systèmes d'identification classiques, les caractéristiques biométriques sont propres à l'individu et uniques en leur genre. Il est peu probable que d'autres individus puissent remplacer ces caractéristiques. Par conséquent, les technologies biométriques sont considérées les plus puissantes en termes de sécurité. De telles caractéristiques peuvent être bien employées pour obtenir l'identification ou l'authentification pour accéder à des systèmes tels que les guichets automatiques. Il est à préciser que, dans le secteur juridique, la biométrie est considérée comme un outil fiable de reconnaissance d'individu.

Plusieurs techniques biométriques ont été développées dans la littérature pour identifier les personnes. Ces techniques, généralement appelées méthodes biométriques, ont donné naissance à ce qu'on appelle le mot de passe biométrique. L'avantage principal d'un mot de passe biométrique est qu'il ne pourrait pas être volé, oublié ou transmis à une autre personne.

En effet, chaque individu possède sa propre caractéristique biométrique, permettant de l'identifier. Dans un futur relativement proche, la biométrie sera le mot de passe conventionnel dans toutes les applications nécessitant un niveau de sécurité très élevé.

Nous allons donner un aperçu global de la biométrie ainsi que les principales informations qui seront utilisées dans notre travail. Nous commencerons tout d'abord par un bref historique sur la biométrie, quelques définitions qui lui sont liées. Nous donnerons un aperçu sur la biométrie dans son sens monomodal. Nous discuterons notamment les différentes modalités biométriques existantes, leurs caractéristiques ainsi que leurs principaux avantages et inconvénients. Nous décrirons ensuite l'architecture générale des systèmes biométriques, leurs modes de fonctionnement et leurs performances.

I.1. Définitions de la biométrie

Le terme biométrie se compose du terme « bio », du grec ancien *βίος* qui signifie « vie », et du terme « métrie », du grec ancien *μέτρον* qui signifie « mesure ». Ainsi, dans son sens premier, la biométrie signifie « mesure du vivant » et fait référence à l'étude scientifique et quantitative du monde vivant et des êtres vivants.

La biométrie permet l'identification ou l'authentification d'une personne sur la base de données reconnaissable et vérifiable qui lui est propre. Il existe principalement trois possibilités pour prouver son identité (MOR, 2009), (GAU, 2014) :

- Ce que l'on possède (carte, badge, document, ...)
- Ce que l'on sait (nom, mot de passe, ...)
- Ce que l'on est (empreinte digitales, visage, ...)

L'Office Québécois de la Langue Française (*OQLF*) désigne la biométrie comme une « *analyse mathématique des caractéristiques biologiques d'une personne, destinée à déterminer son identité de manière irréfutable* ».

Selon le Larousse, le vocable le plus exact pour décrire le champ de la biométrie serait sans doute celui d'anthropométrie (du grec *anthropos* « homme » et *metron* « mesure »). Donc il considère que la biométrie est une « *technique qui permet d'associer à une identité une personne voulant procéder à une action, grâce à la reconnaissance automatique d'une ou plusieurs caractéristiques physiques et comportementales de cette personne préalablement enregistrée* ».

La biométrie est une notion fondamentalement vaste faisant référence à de nombreux domaines d'application. En effet, elle est utilisée en médecine depuis des siècles pour en étudier les dimensions et la croissance des êtres vivants. La biométrie est aussi fortement liée à l'anthropométrie, définie comme une « *science qui a pour objet les mensurations du corps Humain* ».

Le Commissariat à la Protection de la Vie Privée au Canada (*CPVP*) définit la biométrie comme « *un éventail de techniques, d'appareils et de systèmes permettant aux machines de reconnaître des personnes, de confirmer ou d'authentifier leur identité* ».

Le Rapport de la Conférence Citoyenne sur la Biométrie et la Sécurité (*RCCBS*), rendu par l'Institut du Nouveau Monde (*INM*) en 2006, a fourni une définition plus détaillée de la biométrie : « *La biométrie, qui signifie littéralement mesure du corps humain en grec, est une technologie permettant l'analyse mathématique des caractéristiques biologiques, morphologiques ou comportementales d'une personne, destinée à déterminer son identité de manière irréfutable. Les empreintes digitales, l'iris, la rétine, la géométrie de la main et les empreintes vocales, offrent une preuve irréfutable de l'identité d'une personne dans la mesure où ils sont uniques à chacun* ».

Selon les techniques appliquées et la nature de caractéristiques étudiées, les définitions principales de la biométrie (**WOO, 2003**), (**SSI, 2003**) se résument aux deux définitions suivantes :

- La biométrie regroupe l'ensemble des techniques informatiques permettant d'identifier un individu à partir de ses caractéristiques physiques, biologiques, voire

comportementales (selon la Commission Nationale de l'Informatique et des Libertés **CNIL**).

- La biométrie désigne la reconnaissance automatique d'une personne à partir de son comportement ou d'une caractéristique physique (selon l'Organisation Internationale de Normalisation **ISO**).

Une différence importante entre ces deux définitions apparaît au niveau des techniques et des outils utilisés. La **CNIL** a limité la biométrie aux techniques informatiques en désignant la biométrie comme étant « *l'ensemble des procédés tendant à identifier un individu à partir de la mesure de l'une ou de plusieurs de ses caractéristiques physiques, physiologiques voire comportementales* ». En revanche, **ISO** a généralisé le terme à une reconnaissance automatique qui inclut la reconnaissance semi-automatique assistée par les humains indépendamment des méthodes mises en œuvre (**SSI, 2003**). La définition de **CNIL** semble être la plus adéquate et la plus plausible.

I.2. Biométrie et systèmes d'identification classiques

Bien que la technologie biométrique ait des utilisations diverses, son but primaire est de fournir une alternative plus sécurisée et plus fiable comparée à l'usage des systèmes traditionnels de contrôle d'accès employés pour protéger les capitaux personnels. Parmi les principaux problèmes décelés, on dénote (voir Annexe A) :

- Faiblesse des mots de passe
- Qualification partagée
- Perte des cartes d'accès

La biométrie semble être la meilleure solution pour tous ces problèmes en exigeant des crédibilités additionnelles liées au corps de la personne elle-même avant d'accorder l'accès à un endroit supposé être sécurisé.

I.3. Avantages de la biométrie

Nous résumons les principaux avantages de la biométrie comme suit (voir Annexe A) :

- Suppression des mots de passe et des clés.
- Utilisation d'une signature biométrique.
- Vérification de l'identité.

I.4. Caractéristiques de traits biométriques

Une caractéristique biométrique est une donnée contenant l'essentiel des informations permettant de différencier deux individus. En effet, l'authentification par la biométrie constitue un lien fort et permanent entre une personne physique et son identité. Pratiquement n'importe quelle caractéristique physiologique ou comportementale peut être considérée comme une caractéristique biométrique, dans la mesure où elle existe (ALL, 2009).

Il est à préciser qu'aucune biométrie n'est parfaite ou idéale mais est plus ou moins adaptée à des applications. Le compromis entre présence ou absence de certaines de ces propriétés réside dans le choix de la modalité biométrique qui doit satisfaire le maximum de besoins de chaque application (HIL, 2013).

Les principales propriétés qui assurent une meilleure fiabilité des modalités biométriques se résument comme suit (HIL, 2013), (ABA, 2013) (voir Annexe A) :

- L'universalité signifie que toute la population doit posséder cette modalité.
- L'unicité signifie que deux personnes différentes doivent avoir des représentations suffisamment différentes pour permettre de les discriminer.
- La stabilité est une stabilité dans le temps pour chaque personne.
- L'acceptabilité et la facilité d'usage se rapportent aux contraintes liées à l'acquisition et l'utilisation d'une modalité biométrique.
- La non-reproductibilité concerne la facilité ou non à falsifier une modalité biométrique.
- L'efficacité fait référence à la quantité de ressources nécessaires afin d'obtenir le niveau de qualité désiré dans un temps requis.

Cependant, dans la pratique, aucune modalité ne possède toutes ces propriétés, ou du moins, les possède avec des degrés différents, d'où la nécessité de choisir la bonne modalité qui peut satisfaire le maximum de besoins de l'application.

I.5. Choix d'une caractéristique biométrique

En dépit de l'existence de plusieurs modalités biométriques, il n'existe pas de système biométrique parfait. Le Groupe International de la Biométrie *IBG (International Biometric Group)* a procédé à une comparaison des différentes technologies biométriques, appelée *Analyse Zéphyr*.

Cette comparaison est basée sur quatre critères principaux, à savoir :

- L'intrusivité désigne l'acceptabilité des individus à donner cette information intrinsèque pour qu'ils soient authentifiés.

- La discrimination représente le niveau de précision de la reconnaissance.
- Le coût désigne le coût du dispositif d'acquisition du trait biométrique.
- L'effort, quant à lui, représente le niveau de confort des utilisateurs de modalité

La figure I.1 illustre la comparaison des différentes modalités biométriques (Analyse de Zéphyr) suivant les quatre critères cités ci-dessus (MOR, 2009).

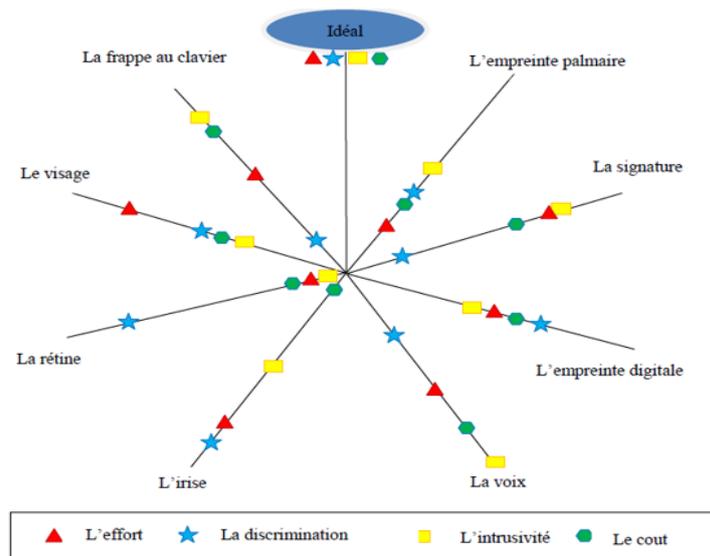


Figure I.1. Comparaison de différentes modalités biométriques (MOR, 2009)

I.6. Différentes modalités biométriques

Il existe aujourd'hui une panoplie assez large de modalités biométriques qui sont utilisées dans divers systèmes biométriques. Au fur et à mesure, il en apparaît constamment de nouvelles. L'étendu des recherches dans les nouveaux procédés biométriques (oreille, démarche, odeur, etc.) est relativement convaincant.

Toutefois, les modalités les plus enclines et les plus éprouvées à grande échelle sur le terrain sont la reconnaissance des empreintes digitales, du visage, de l'iris et de la parole. Il se trouve que ce sont les modalités biométriques qui, à ce jour, répondent le mieux aux critères d'unicité, de permanence et de régularité, leur capture par des instruments étant, par ailleurs, possible de manière ergonomique et économique. Des techniques propriétaires ont également vu le jour pour la géométrie vasculaire (veines de la paume et des doigts) et des mains.

Il est à noter qu'aucune modalité ne permet d'assurer à la fois une précision suffisante et un confort d'utilisation et cela dans toutes les situations d'usage. De plus, quelle que soit la modalité, il existe toujours des personnes réfractaires (mains usées de travailleurs manuels, visages voilés, voix enrouées).

Les modalités biométriques utilisées dans divers secteurs sont répertoriées en quatre catégories, à savoir, modalités biologiques, comportementales, morphologiques et cachées. Ces dernières sont en cours d'expansion.

La figure I.2 présente un récapitulatif des différentes modalités biométriques.

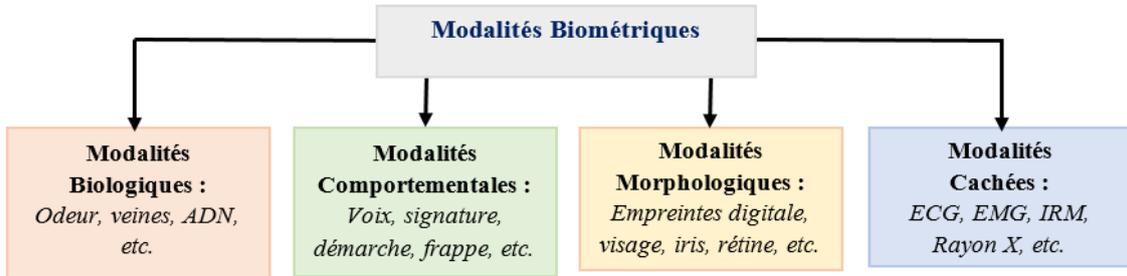


Figure I.2. Synoptique des différentes modalités biométriques.

La figure I.3, quant à elle, illustre quelques exemples de ces modalités avec les dispositifs d'acquisition qui leur sont associés.

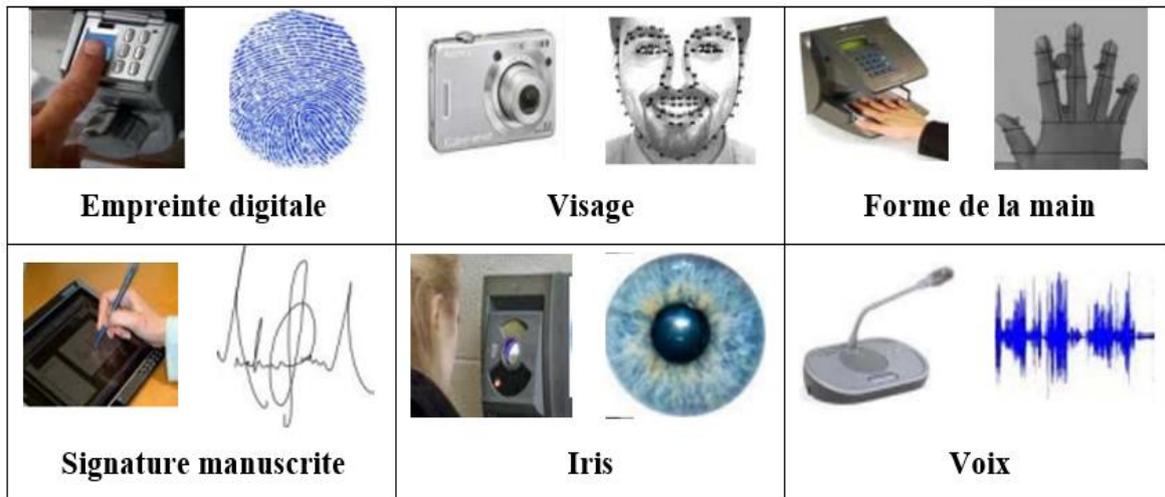


Figure I.3. Quelques modalités biométriques et leurs dispositifs d'acquisition.

I.6.1. Modalités morphologiques (physiologiques)

Elles sont basées sur l'identification des traits physiques particuliers pour chaque personne (uniques et permanents). A titre d'exemple, on cite :

I.6.1.1. Empreinte digitale

L'identification à l'aide des empreintes digitales est l'une des premières techniques biométriques qui se base sur le fait que chaque personne possède des empreintes uniques telles que mêmes les empreintes des vrais jumeaux sont discriminantes. Les lecteurs d'empreintes

digitales scannent puis relèvent des éléments permettant de différencier les empreintes. Ces éléments sont appelés minuties (GAL, 2005), (MOR, 2009).

Les minuties sont des changements de continuité de l'empreinte digitale. Il existe plusieurs types de minuties. On peut citer : lac, bifurcation, delta ou impasse, etc. Généralement, une quarantaine est extraite. Les statistiques indiquent qu'il est impossible de trouver douze points identiques chez deux personnes (voir figure I.4).

L'identification à l'aide des empreintes digitales offrent une haute précision. Par conséquent, les systèmes d'identification digitale à grande échelle nécessitent une grande capacité de calcul. En fait, l'empreinte elle-même n'est pas protégée parce qu'elle peut être complètement ou partiellement déformée à cause de facteurs professionnels et environnementaux. Ce qui rend, dans ce cas, la reconnaissance automatique à l'aide des empreintes digitales inutile (CAO, 2015).

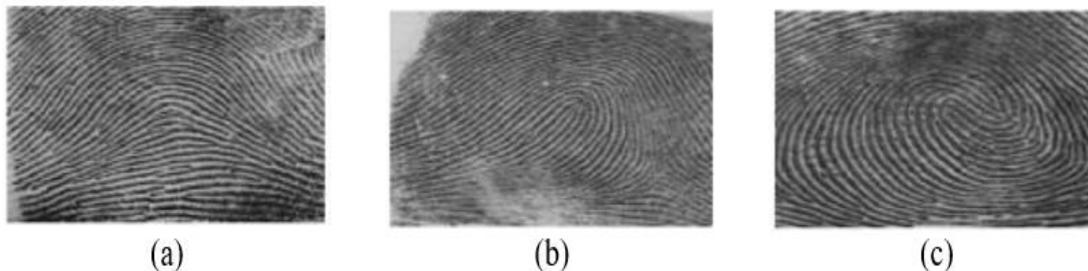


Figure I.4. Images de l'empreinte digitale
(a) Arche, (b) Boucle à droite, (c) Tourbillon

I.6.1.2. Le visage

La littérature sur la reconnaissance faciale est très riche. En effet, le visage est la caractéristique biométrique que les humains utilisent le plus naturellement pour s'identifier entre eux. Ce qui peut expliquer pourquoi elle est en général très bien acceptée par les utilisateurs. Le système d'acquisition est soit un appareil photo, soit une caméra numérique.

La difficulté de la reconnaissance de visage varie énormément suivant que l'acquisition se fasse dans un environnement contrôlé ou non. Dans un environnement contrôlé, des paramètres tels que l'arrière-plan, la direction et l'intensité des sources lumineuses, l'angle de la prise de vue, la distance de la caméra au sujet sont des paramètres maîtrisés par le système. Dans un environnement non-contrôlé, une série de prétraitements est souvent nécessaire avant de faire la reconnaissance proprement parler (RAJ, 2015).

Il existe deux approches majeures de la reconnaissance faciale qui sont basées sur (SOL, 2015) :

- L'emplacement des attributs de visage comme les yeux, les sourcils, le nez, les lèvres et le menton et les relations spatiales entre eux,
- L'analyse globale de différentes images d'un visage afin de le représenter comme une combinaison d'un ensemble de visages « Eigen Faces ».

Les systèmes de reconnaissances de visage disponibles ont montré une précision raisonnable. Mais comme tout autre trait biométrique, ils ont aussi des difficultés à prendre en considération. A titre d'exemple, on peut citer les apparences du visage qui peuvent être changées par esthétique ou au fil du temps. Ce qui crée des difficultés à comparer les images du même visage capturées à des moments différents, la difficulté de distinction entre les vrais jumeaux, etc.



Figure I.5. Image visage

I.6.1.3. La rétine

L'utilisation de cette caractéristique biométrique est plus ancienne que celle utilisant l'iris. Elle se base sur le fait que le schéma et le dessin formés par les vaisseaux sanguins de la rétine sont uniques pour chaque personne. Elles sont différentes même pour les jumeaux et elles sont assez stables tout au long de la vie (**BOR, 2015**).

Cette mesure biométrique est très peu utilisée malgré sa fiabilité et la difficulté de sa falsification parce qu'elle est mal acceptée par le public et les utilisateurs. Cette méthode requiert une collaboration étroite de la part du sujet car il doit placer son œil près de la caméra (quelques centimètres). Elle est utilisée essentiellement dans des environnements de haute sécurité comme l'accès aux sites nucléaires militaires.



Figure I.6. Détails d'une rétine

I.6.1.4. Géométrie de la main

Cette méthode est basée sur la détermination des caractéristiques de la main d'un individu, notamment, la forme, la longueur, la largeur, la courbure des doigts. etc. Les systèmes de reconnaissance de la géométrie de la main sont simples d'usage. L'utilisateur doit poser la paume de sa main sur une plaque qui possède des guides afin de l'aider à positionner ses doigts.

La géométrie de la main a un faible pouvoir discriminant et les systèmes peuvent être facilement trompés par de vrais jumeaux ou même par des personnes de la même famille. Il existe une alternative à la géométrie de la main : la géométrie des doigts qui s'appuie sur la forme du majeur et de l'index (WEN, 2014).



Figure I.7. Image de la géométrie de la main.

I.6.1.5. L'iris

L'iris est la partie colorée de l'œil qui entoure la pupille noire. La reconnaissance par l'iris est très utilisée dans les applications d'identification et de vérification suite à la stabilité de sa forme, plus distinctive et unique. Elle est extrêmement fiable mais les équipements d'acquisition sont relativement coûteux (YIN, 2015).

L'acquisition de l'iris est effectuée au moyen d'une caméra pour pallier aux mouvements inévitables de la pupille. Elle est très sensible (précision, reflet, ...) et relativement désagréable pour l'utilisation car l'œil doit rester grand ouvert et éclairé par une source lumineuse pour assurer un contraste correct (MOR, 2009) (GUO, 2014).

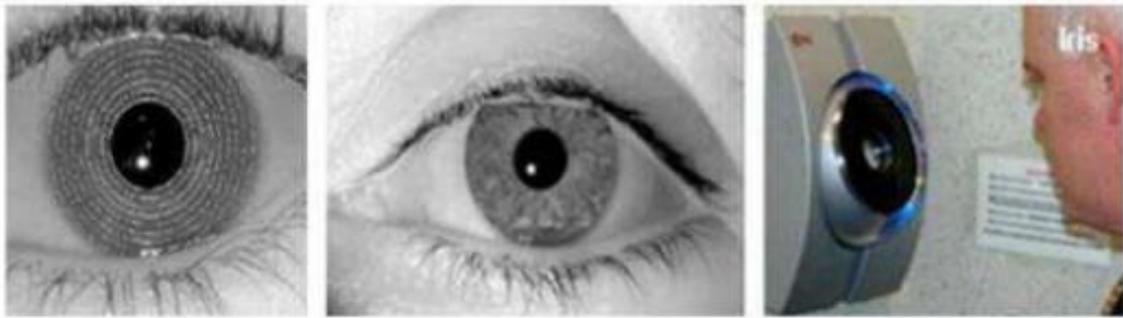


Figure I.8. Capture de l'image de l'iris

I.6.1.6. Reconnaissance de l'oreille

A priori, cette technique serait efficace, parce qu'il n'existe pas deux formes d'oreilles identiques. Mais il n'existe encore aucune application commerciale qui utilise cette modalité.

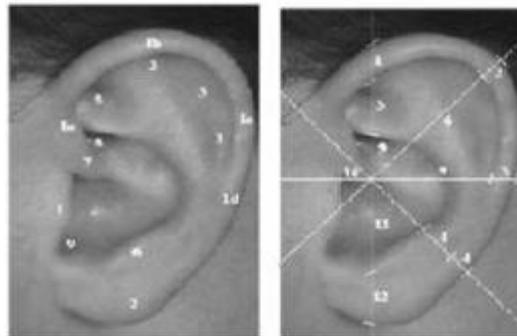


Figure I.9. Structure de l'oreille

I.6.2. Modalités biologiques

Elles sont basées sur l'identification de traits biologiques particuliers, tels que, la salive, le sang, l'urine, l'ADN, l'odeur, etc. Ces méthodes sont difficiles à mettre en œuvre pour une utilisation courante.

I.6.2.1. L'odeur corporelle

Les systèmes biométriques qui exploitent cette technologie analysent les composantes chimiques contenues dans l'odeur pour ensuite les transformer en données comparatives. Cette caractéristique est unique pour chaque individu car chaque personne dégage une odeur qui lui est particulière.

I.6.2.2. L'ADN

L'ADN est défini comme étant le liquide biologique propre à chaque individu. Il est analysé à travers des méthodes simples et faciles, telles que l'analyse du groupe sanguin, de différentes enzymes ou protéines.

I.6.2.3. Veines de la main

Depuis longtemps, le modèle des veines a été considéré unique aux individus. En conséquence, il y a eu beaucoup de réalisations du balayage de veine au cours des années :

- Balayage de la main,
- Balayage du poignet
- Plus récemment, balayage des doigts.

Cette technique utilise un « scanner du réseau veineux palmaire ». Pour être identifié, il faut placer la surface concernée au-dessus du lecteur. Il s'agit d'analyser le dessin formé par le réseau des veines pour en garder quelques points caractéristiques.

I.6.3. Modalités Comportementales

Cette classe est basée sur l'analyse de certains comportements d'un individu. Parmi les modalités comportementales existantes, on peut citer : la signature, la frappe au clavier, la démarche (le mouvement des hanches, des bras et des épaules), etc.

I.6.3.1. Dynamique de la signature (Tracé de la signature)

L'identification par la signature est une méthode automatique de mesure des signatures des personnes. Cette technique est considérée parmi les premières utilisées dans le domaine de la biométrie. Elle se base généralement sur le fait que l'utilisateur signe avec un stylo électronique sur une palette graphique. Parallèlement, elle examine l'ensemble de la dynamique de signature comme la vitesse, la direction, la pression de l'écriture, le temps pendant lequel le stylo est en contact avec le papier, le temps mis pour signer et les positions où le stylo est relevé et abaissé sur le papier (VAN, 2005).



Figure I.10. Image de la signature manuscrite.

I.6.3.2. Reconnaissance vocale

La voix humaine est classée parmi les caractéristiques biométriques comportementales. Elle est considérée comme un trait unique de chaque individu (voir figure I.11). En effet, une grande partie de cette caractéristique est déterminée par le conduit vocal ainsi que les cavités buccales.

Parmi les inconvénients de cette modalité est qu'elle n'est pas un attribut permanent parce qu'elle change avec l'âge et elle peut être aussi temporairement affectée soit par l'état

émotionnel du locuteur ou bien par son état de santé (grippe). Ce trait est généralement considéré comme très bien accepté car la voix est un signal naturel à produire (KUN, 2015).



Figure I.11. Image de la reconnaissance vocale

I.6.3.3. Dynamique de la démarche

Il s'agit de reconnaître un individu par sa façon de marcher et de bouger. En analysant les déformations des jambes et bras au niveau des articulations, la démarche serait en effet étroitement associée à la musculature naturelle donc elle est très personnelle. L'intérêt de cette technologie réside dans le fait que l'identification de démarche se situe dans la capacité d'identifier un individu à distance (ORC, 2014) (HAI, 2014).



Figure I.12. Images sur la démarche.

I.6.3.4. Dynamique de la frappe au clavier

La dynamique de la frappe au clavier est une nouvelle modalité biométrique émergente supposée propre à chaque individu. Elle est définie comme la transposition de la graphologie aux moyens électroniques. C'est une méthode basée sur la façon d'utiliser ou de taper sur un clavier.

Les paramètres pris en compte sont généralement les durées entre les frappes (TRA, 2014), tels que la fréquence des erreurs et la durée de la frappe. En revanche, cette technique dépend de l'état physique et psychique de la personne (âge, maladie, ...) qui peuvent affecter la qualité de la frappe.



Figure I.13. Image de la frappe au clavier.

I.6.4. Modalités cachées

Ces modalités constituent un concept biométrique particulièrement robuste. En comparaison aux modalités biométriques classiques basées sur des caractéristiques évidentes de l'être humain, les modalités cachées considèrent plutôt les caractéristiques intrinsèques et non visibles du corps humain.

Dans ce qui suit, quelques exemples de ces modalités :

I.6.4.1. Electrocardiogramme *ECG*

L'*ECG* est un signal qui représente l'activité du cœur. Il est principalement employé dans des applications cliniques pour diagnostiquer les maladies cardio-vasculaires. La biométrie par *ECG* a fait l'objet d'un certain nombre de travaux (PLA, 2006), (CHA, 2010).

L'utilisation de l'*ECG* est relativement nouvelle. En fait, il existe plusieurs méthodes biométriques basées sur l'*ECG*. Il y a des approches qui sont basées sur l'analyse de l'*ECG* (CHA, 2011), d'autres basées sur l'intégration des caractéristiques analytiques et d'apparence extraites des signaux *ECG* (BIE, 2001).

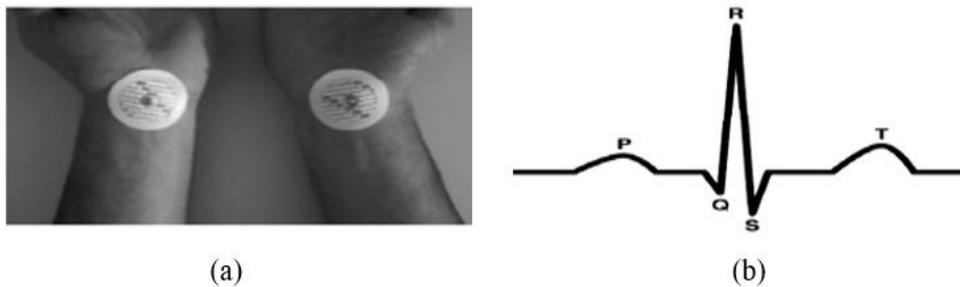


Figure I.14. Biométrie par l'*ECG*.

(a) Positionnement des électrodes, (b) Signal *ECG* d'un rythme régulier

I.6.4.2. Electromyogramme *EMG*

Les signaux électromyogrammes (*EMG*) sont des signaux bioélectriques enregistrés au niveau des muscles. Ils fournissent des informations diverses sur l'état des nerfs périphériques. Ces informations fournissent un vecteur de dispositif employé pour caractériser des individus (BAS, 1985).

Le signal d'*EMG* a plusieurs applications cliniques. Son utilisation en tant que modalité biométrique cachée peut être particulièrement intéressante. Dans ce contexte, quelques expériences récentes ont été réalisées (KUM, 2014), (NAI, 2011).

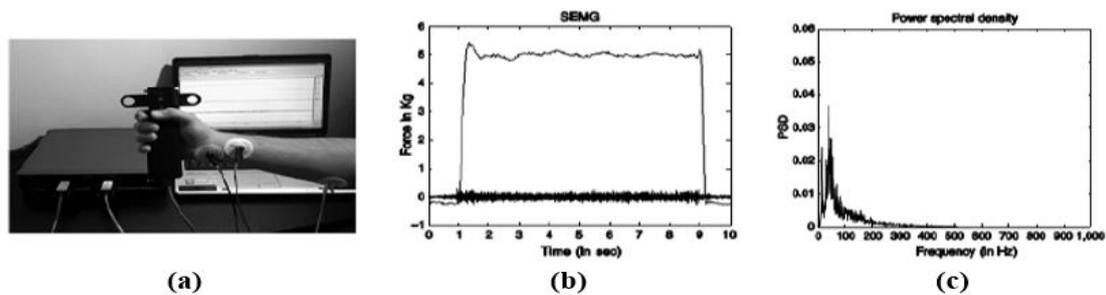


Figure I.15. Biométrie par l'EMG

(a) Acquisition du signal *EMG*, (b) Intensité appliquée par l'utilisateur et *EMG* relatif, (c) Périodogramme d'*EMG*

I.6.4.3. Biométrie du cerveau avec des images *IRM*

La biométrie par le cerveau cherche à caractériser le cerveau humain à travers des images *IRM* (Imagerie par Résonance Magnétique) 2D et 3D. A partir des images *IRM 2D*, il est possible de reconstituer le cerveau en 3D pour avoir des informations sur la texture (voir figure **I.16**). D'autres caractéristiques géométriques du cerveau peuvent être considérées comme le rapport isopérimètre et la courbure extérieure corticale (ALO, 2012).

En fait, la quantité de paramètres qui peut être extraite à partir d'une image du cerveau 3D est plus grande que celle extraite à partir d'autres modalités classiques.

L'avantage principal de ce type de modalité cachée est le fait que le cerveau soit totalement protégé contre toute sorte de changements. Par ailleurs, il est difficile de modifier la structure du cerveau pour usurper l'identité d'un autre individu. Cependant, l'inconvénient principal de cette modalité est la non-disponibilité de systèmes d'*IRM* robustes consacrés à la biométrie.

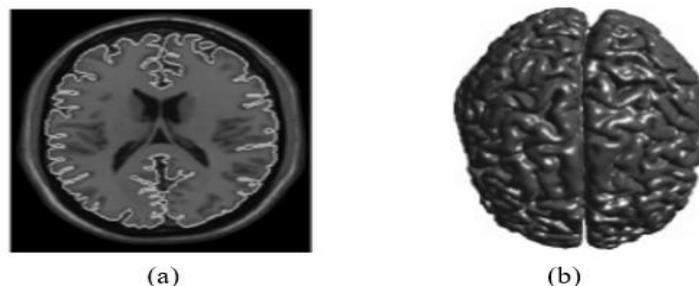


Figure I.16. Biométrie du cerveau avec des images *IRM*

(a) Extraction des textures par segmentation, (b) Reconstruction de 3D d'image de cerveau

I.6.4.4. Biométrie avec des images de rayon X

L'application de ce type de technologie dans la biométrie est envisageable en exploitant des images radiographiques de la main dont le but est de caractériser les phalanges à l'aide de quelques outils de Traitement d'Images (KAB, 2015).



Figure I.17. Biométrie de la main avec des images à rayon X

I.7. Processus biométriques

La biométrie comporte deux fonctions principales, l'identification et l'authentification. La première vise à rechercher l'identité d'un individu en comparant ses données biométriques avec d'autres personnes dans une *BDD* (comparaison collective). Tandis que la deuxième consiste à vérifier la concordance entre les données biométriques saisies et celles de la même personne, regroupées sur un support ou dans une *BDD* (comparaison individuelle).

Dans certains cas, un troisième module est défini. Il s'agit de l'enrôlement qui correspond à l'enregistrement biométrique des individus dans la *BDD* du système. Pendant la phase d'enrôlement, la caractéristique biométrique d'un individu est capturée par un lecteur biométrique pour produire une représentation numérique de cette biométrie (MOR, 2009).

Un contrôle de qualité est généralement effectué pour s'assurer que la prise de l'échantillon est effectuée de manière fiable et pour garantir une bonne qualité de l'acquisition. Afin de faciliter l'appariement (comparaison), la représentation numérique extraite par le capteur est généralement traitée par une fonction d'extraction pour générer une signature compacte et expressive, appelée aussi modèle.

I.7.1. Mode d'enrôlement (d'enregistrement)

L'enrôlement est la première phase de tout système biométrique. C'est une étape d'apprentissage qui a pour objectif de collecter et archiver (enregistrer) des échantillons biométriques relatifs aux personnes à identifier et de générer des modèles numériques pour des comparaisons ultérieures. Plusieurs campagnes d'acquisitions de données peuvent être réalisées afin d'assurer une certaine robustesse du système de reconnaissance aux variations temporelles des données.

Dans cette phase, les caractéristiques biométriques des individus sont saisies par des dispositifs d'acquisition, puis représentées sous forme numérique (signatures) et enfin stockées

dans la *BDD*. L'enregistrement peut s'accompagner par l'ajout d'informations biographiques dans la *BDD*.

Il est à préciser que lors de l'archivage des échantillons bruts, il devient possible de générer des modèles de remplacement, au cas où de nouveaux ou de meilleurs algorithmes de comparaison seraient introduits dans le système. Par conséquent, il est vital de recourir à des pratiques favorisant l'enregistrement d'échantillons de grande qualité pour assurer la régularité de ces derniers et pour améliorer les performances de recherche générales, ce qui s'avère tout particulièrement important pour la reconnaissance biométrique de type « identification ».

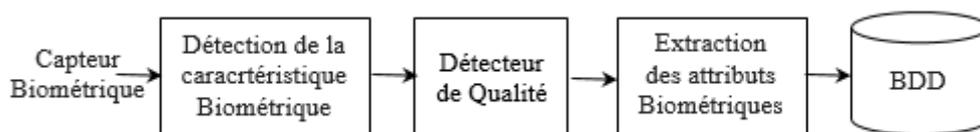


Figure I.18. Schéma de fonctionnement d'un SB en mode d'enrôlement

I.7.2. Mode d'authentification (vérification)

La vérification implique d'effectuer une comparaison biométrique « un à un » entre les données biométriques capturées et les données stockées dans sa propre *BDD* (les modèles d'apprentissage) afin de sécuriser et d'améliorer le contrôle d'accès à une ressource physique ou numérique, en comparant l'échantillon biométrique d'un individu à un unique échantillon fiable stocké dans la *BDD*.

Dans un tel système, un individu qui désire être identifié réclame une identité, habituellement par l'intermédiaire d'un *PIN* (Numéro d'Identification Personnelle), d'un nom d'utilisateur, d'une carte d'identité, etc. Le système doit alors répondre à la question suivante « Suis-je réellement la personne que je suis en train de proclamer ? ».

Lorsqu'un système biométrique opère en mode authentification (Figure I.19), l'utilisateur affirme son identité et le système vérifie si cette affirmation est valide ou non. Deux cas peuvent être envisagés, à savoir :

- Dans le premier cas, l'identité de l'individu est utilisée pour comparer l'information biométrique obtenue lors de l'enrôlement à celle stockée au préalable dans une *BDD*.
- Dans le deuxième cas, l'information obtenue, après enrôlement, est comparée à une information cryptée stockée sur un badge, ou tout autre support physique personnel.

Dans les deux cas, si les deux informations coïncident, l'identité de la personne est confirmée.

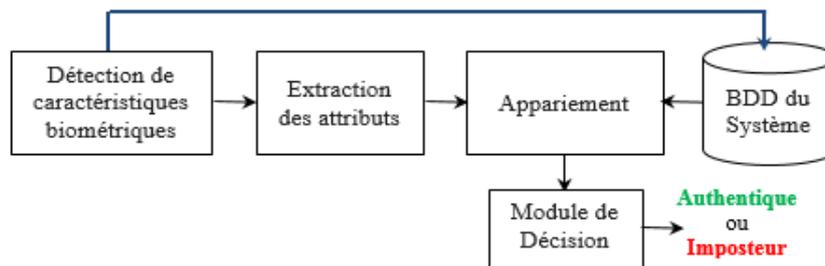


Figure I.19. Schéma de fonctionnement d'un SB en mode d'authentification

I.7.3. Mode d'identification (reconnaissance)

L'identification est un processus très différent et plus exigeant en termes d'algorithmes biométriques et de performances informatiques. Son objectif consiste à déterminer si les caractéristiques biométriques d'un individu sont présentes dans une *BDD*.

Dans ce processus, les caractéristiques biométriques d'un individu sont capturées et envoyées à un système de recherche biométrique pour une comparaison de type « un à plusieurs ». Pour identifier un individu, le système cherche les signatures (Template) de tous les utilisateurs et compare mathématiquement le modèle de l'échantillon capturé à tous les modèles de la *BDD*. Ainsi, le système effectue 1 à N comparaisons pour établir l'identité d'un individu et vérifier si le modèle possède le degré de similarité le plus élevé avec l'échantillon biométrique présenté en entrée.

Typiquement, si la plus grande similarité entre l'échantillon et tous les modèles est inférieure à un seuil de sécurité minimum fixé, la personne est rejetée, ce qui implique que l'utilisateur n'était pas une des personnes enrôlées par le système. Dans le cas contraire, la personne est acceptée.

En somme, un système biométrique opérant en mode identification répond à la question « Suis-je bien connu du système ? ». En général, tous les systèmes biométriques partagent le même schéma de fonctionnement, comme illustré par la figure I.20

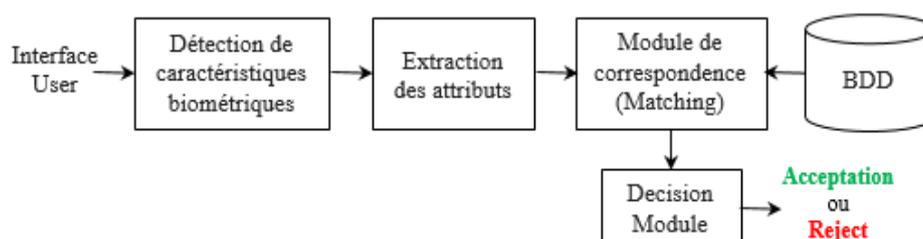


Figure I.20. Schéma de fonctionnement d'un SB en mode d'identification

L'identification nécessite la mise en œuvre de méthodes particulières de recherche rapide d'information dans de grandes *BDD*. En général, la recherche d'identité n'est pas réalisée sur toute la *BDD* mais sur une partie seulement. Afin de restreindre l'ensemble de recherche, une première étape de classification est mise en œuvre afin de déterminer les échantillons biométriques de la base qui sont les plus fortement similaires à l'échantillon testé, par exemple, à partir de modules de Matching de plus en plus sélectifs, utilisés en cascade.

I.7.4. Recherche de doublons

C'est un processus biométrique qui sert à déterminer si des individus figurent plusieurs fois dans une *BDD*. Elle peut être effectuée pour détecter des fraudes, par exemple, dans le cas où un individu s'est enregistré plusieurs fois dans un programme de prestations sociales. Ce processus implique de comparer le modèle biométrique de chaque élément de la *BDD* à tous les autres, processus appelé « dé-doublonnage biométrique ».

I.8. Architecture des Systèmes Biométriques

Les systèmes de reconnaissance automatique, quelle que soit la modalité exploitée, repose sur cinq modules principaux :

I.8.1. Module d'acquisition

Est responsable de l'acquisition des données biométriques d'un individu. Cela peut être un appareil photo, un lecteur d'empreintes digitales, une caméra de sécurité, etc.

I.8.2. Module d'extraction de caractéristiques

Prend en entrée les données biométriques acquises par le module de capture et extrait seulement l'information pertinente afin de former une nouvelle représentation des données. Idéalement, cette nouvelle représentation est censée être unique pour chaque personne et relativement invariante aux variations intra-classe.

I.8.3. Module de correspondance

Compare l'ensemble des caractéristiques extraites avec le modèle enregistré dans la *BDD* du système et détermine le degré de similitude (ou de divergence) entre les deux.

I.8.4. Module d'appariement (Matching)

Sert à augmenter le taux de similarité entre deux objets. Dans le cas de l'authentification, un calcul de score des Matching est effectué entre le modèle de l'identité revendiquée et le vecteur des paramètres biométriques en entrée préalablement enregistré. L'identité proclamée sera accordée si et seulement si le score de Matching dépasse un certain seuil suffisant. Le

problème d'identification est plus important, car le système doit deviner l'identité de la personne à partir des données biométriques disponibles.

I.8.5. Module de décision

En ce qui concerne l'authentification, la stratégie de décision permet de choisir entre les deux alternatives suivantes : l'identité de l'utilisateur correspond ou non à l'identité proclamée ou recherchée. Elle est basée sur un seuil prédéfini.

L'estimation du seuil de la décision constitue la plus grande difficulté de ces techniques. De plus, elle peut engendrer deux types d'erreurs qui sont souvent prises comme mesures de performances pour ces techniques d'authentification. Ces erreurs sont :

- Faux Rejet (FR) qui correspond à rejeter un vrai utilisateur ou une identité valable,
- Fausse Acceptation (FA) qui donne accès à un imposteur.

I.9. Applications de la biométrie

Le processus de vérification par la biométrie est utilisé dans tous les domaines nécessitant un accès contrôlé tel que celui des applications bancaires, les endroits hautement sécurisés comme les sièges du gouvernement, parlement, armée, service de sécurité, etc.

Quant à la reconnaissance, elle est souvent utilisée par la police et les services d'immigration dans les aéroports, ainsi que dans la recherche de *BDD* criminelles. On la retrouve aussi dans les applications civiles, telles que l'authentification des cartes de crédit, de permis de conduire et des passeports (JAI, 2004), (DOR, 2004), (DOR, 2011).

Les applications de la biométrie peuvent être divisées en trois groupes principaux, en l'occurrence (Voir Annexe A) :

- Applications commerciales
- Applications gouvernementales
- Applications légales

Des processus de Traitement d'Images sont alors lancés afin de localiser l'iris et calculer une signature appelée « *Iris Code* ». Une fois l'*Iris Code* calculé, il est comparé aux données stockées dans la carte pour identifier le passager.

Conclusion

La biométrie est en constante évolution. Elle s'impose de plus en plus comme un outil de reconnaissance d'individu dans diverses applications. On constate que de nouvelles modalités apparaissent sans cesse, ce qui exige une veille technologique permanente. Dans la littérature,

de multitudes recherches s'intéressent à établir des comparaisons entre ces différentes modalités biométriques.

Dans ce chapitre, nous avons vu l'émergence des modalités biométrique dans le processus de vérification et de reconnaissance afin d'assurer une sécurité accrue aux sites protégés. Les caractéristiques de certaines modalités, leurs avantages ainsi que leurs inconvénients ont été décrits dans ce chapitre.

L'efficacité d'une modalité particulière dépend de sa pertinence vis-à-vis de l'application visée. La combinaison (fusion) entre plusieurs modalités dans la même application permet d'augmenter la fiabilité des systèmes. Cette alternative sera introduite dans le prochain chapitre.

Chapitre II

Systemes Biométriques Multimodaux

La biométrie multimodale demeure un sujet de recherche passionnant et intéressant. Elle s'impose de manière indéniable comme une alternative d'avenir dans le domaine de la sécurité des personnes et leurs biens.

Il s'agit de la combinaison de plusieurs modalités biométriques différentes dont l'objectif est d'augmenter la quantité d'informations discriminantes de chaque individu afin d'améliorer les performances de reconnaissance.

Ce chapitre présente l'architecture des systèmes biométriques multimodaux, leurs niveaux de fusion, les techniques de fusion et de normalisation de score. Comme il présente aussi, un état de l'art de mesure de performance des systèmes biométriques.

Introduction

Dans le premier chapitre, nous avons étudié les systèmes biométriques monomodaux. Ces systèmes sont limités en performances et présentent, entre autres, des risques de falsification. Pour diminuer l'effet de ces problèmes, nous visons à améliorer le taux de reconnaissance par la fusion de données de différentes sources. Il s'agit, dans ce cas, des systèmes biométriques multimodaux.

Dans ce chapitre, nous allons tout d'abord citer les limitations des systèmes biométriques monomodaux. Nous allons définir, par la suite, la biométrie multimodale. Nous exposerons ensuite les différentes multimodalités existantes. Nous présenterons aussi l'architecture globale d'un système biométrique multimodal. La fusion multimodale et les différents niveaux de fusion possibles feront l'objet de ce chapitre.

Nous nous intéressons, plus particulièrement, à la fusion au niveau de caractéristiques pour la fusion des deux modalités retenues dans notre travail. A la fin de chapitre, nous définissons succinctement, les critères et les métriques d'évaluation des systèmes biométriques.

II.1. Limitations des systèmes biométriques monomodaux

En dépit des performances des méthodes de reconnaissance biométrique unimodales par rapport aux systèmes de reconnaissance classiques, elles ne peuvent garantir un excellent taux de reconnaissance. Ces systèmes, basés sur une unique signature biométrique, sont souvent affectés par les contraintes suivantes (JAI, 2004) :

II.1.1. Bruit dans les données collectées

Ce bruit se trouve dans les informations biométriques acquises. Ce bruit est généralement dû à l'utilisation d'un capteur défectueux ou mal entretenu, tel que l'accumulation de poussière sur un capteur d'empreintes digitales, un mauvais focus de caméra entraînant du flou dans des images de visage ou d'iris.

Le taux de reconnaissance d'un système biométrique est très sensible à la qualité de l'échantillon biométrique. Les données bruitées peuvent considérablement compromettre la précision du système.

II.1.2. Manque d'individualité

Une certaine partie de la population peut avoir une apparence faciale pratiquement identique due à des facteurs génétiques, tels que le cas des vrais jumeaux. A cause de ce manque d'unicité, le taux de fausse acceptation augmente automatiquement par l'augmentation de ces similarités entre les individus.

II.1.3. Non-universalité

Le principe d'universalité représente une des exigences fondamentales pour un système de reconnaissance biométrique. Cependant, les modalités biométriques ne sont pas toutes universelles.

II.1.4. Manque de représentation invariante

Les données biométriques acquises à partir d'un utilisateur lors de la phase de reconnaissance ne sont pas identiques aux données qui ont été utilisées pour générer le modèle de ce même utilisateur lors de la phase d'enrôlement.

Connu sous le nom de « variations intra-classes », ces variations peuvent être dues à une mauvaise interaction de l'utilisateur avec le capteur, à l'utilisation de capteurs différents lors de l'enrôlement et de la vérification, etc. De grandes variations intra-classes augmentent généralement le taux de faux rejets d'un système biométrique (MOR, 2009).

II.1.5. Usurpation (Spoofing)

Bien qu'il semble très difficile de voler les modalités biométriques d'une personne, il est toujours possible de contourner un système biométrique utilisant des modalités biométriques usurpées (ROY, 2014). Des études ont démontré que les systèmes biométriques multimodaux peuvent atteindre une meilleure performance par rapport aux systèmes monomodaux.

Une variété de facteurs doit être prise en considération lors de la conception d'un système biométrique multimodal :

- Le choix des modalités biométriques de base
- Le niveau de fusion des informations fournies par multiple sources biométriques
- La méthodologie adoptée pour intégrer l'information

II.2. Différentes approches de la multimodalité biométrique

Il existe plusieurs types de fusion de traits biométriques qui dépendent essentiellement du type de sources et de caractéristiques utilisées. La figure II.1 montre cinq types possibles de fusion entre systèmes multimodaux.

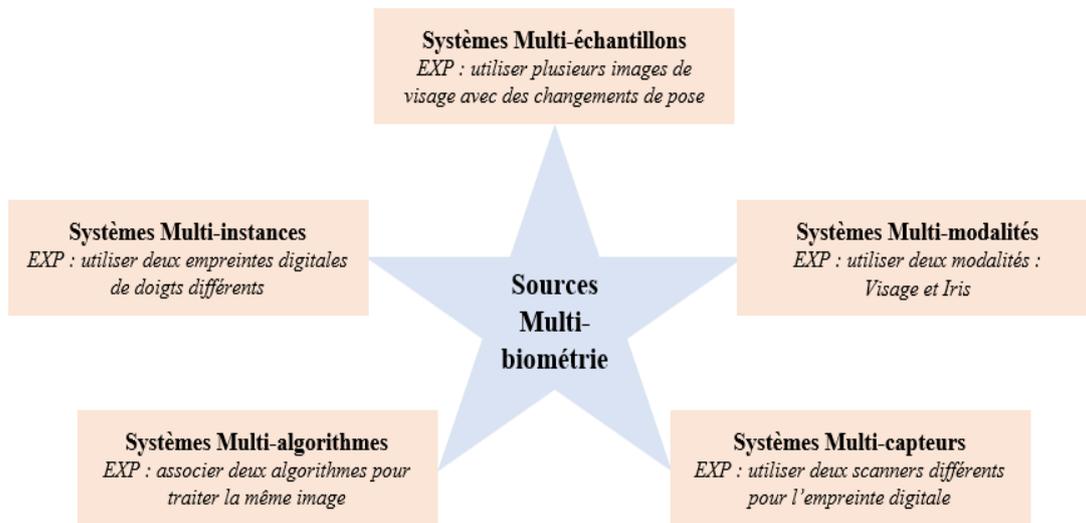


Figure II.1. Différents systèmes multimodaux

II.2.1. Systèmes multi-capteurs

Ces systèmes visent à capturer la même caractéristique biométrique à l'aide de divers capteurs afin d'extraire le plus d'informations utiles possibles à partir de différentes images enregistrées et extraites par des multi capture.

II.2.2. Systèmes multi-algorithmes

Dans ce genre de systèmes, la même donnée biométrique est vérifiée à l'aide de plusieurs algorithmes dans la phase d'extraction de caractéristiques et/ou dans la phase de la mise en comparaison pour traiter la même donnée.

II.2.3. Systèmes multi-échantillons

Dans ce type de systèmes, plusieurs échantillons différents de la même modalité sont associés pour enrichir le modèle biométrique d'une personne. Dans ce cas, les données sont traitées par le même algorithme. A titre d'exemple, les deux iris de la même personne (iris gauche et iris droite) sont deux échantillons de la même personne tel que chaque échantillon contient un ensemble d'informations distinctes.

L'iris est l'une des modalités retenues dans notre travail. Nous allons traiter les deux iris (gauche et droite) en appliquant les mêmes algorithmes.

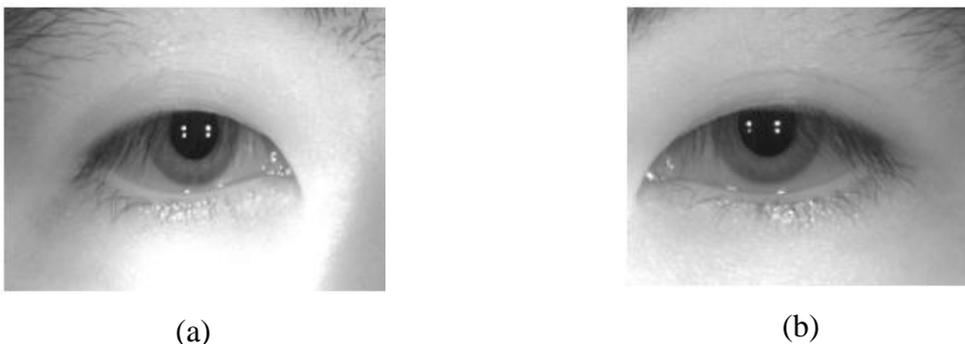


Figure II.2. Systèmes multi échantillons (a) Œil droit (b) Œil gauche

II.2.4. Systèmes multi-instances

Dans ce type de systèmes, on effectue une capture répétée du même attribut biométrique avec le même système d'acquisition, sur plusieurs intervalles de temps. Le but est de considérer la variation inter personnelle de la modalité biométrique, notamment, l'acquisition de plusieurs images de visage avec des changements de pose, d'expression ou d'illumination.

II.2.5. Systèmes multi-biométries

Dans ce type de systèmes, on combine différents traits biométriques d'un individu. A titre d'exemple, le visage et l'iris constituent un système biométrique multimodal. Cette combinaison présente une nette amélioration de la performance d'un système. Nous allons confirmer ce résultat à l'issue de ce travail.

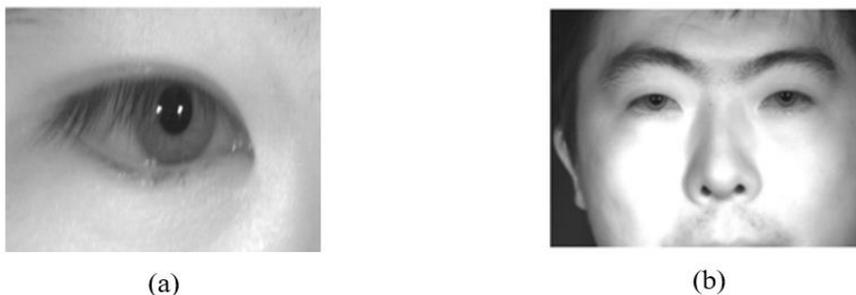


Figure II.3. Systèmes multi Biométries (a) Iris (b) Visage

Ces systèmes sont conçus afin de résoudre certaines limitations et contraintes rencontrées par les systèmes biométriques monomodaux. Néanmoins, ils possèdent certains avantages et inconvénients.

En effet, les quatre premiers systèmes traitent et combinent les informations issues d'une seule et même modalité. Ils risquent de ne pas traiter le problème de la non-universalité de quelques modalités, telle que l'identification en cas de présence des jumeaux. Par contre, ces problèmes n'existent pas dans le cas des systèmes biométriques multimodaux.

Les systèmes, combinant plusieurs informations issues de la même biométrie, permettent d'améliorer les performances en reconnaissance tout en réduisant l'effet de la variabilité intra-classes. En revanche, ils ne permettent pas de traiter efficacement tous les problèmes des systèmes monomodaux. C'est l'une des principales raisons qui a suscité l'intérêt des chercheurs à développer les systèmes biométriques multimodaux combinant plusieurs signatures d'un même individu.

II.3. Architecture des systèmes multimodaux

La multiplication des travaux sur la fusion dans les différents domaines (imagerie, Intelligence Artificielle et reconnaissance de formes, etc.) a entraîné la mise au point de nombreux schémas traitant les données de manières différentes (POI, 2011).

Les stratégies de fusion proposées peuvent être regroupées en deux approches principales, à savoir :

- Architecture séquentielle
- Architecture parallèle

II.3.1. Architecture séquentielle

L'acquisition et le traitement des données biométriques peuvent se faire séquentiellement. Dans certain cas, l'architecture en série peut être privilégiée, car l'acquisition des données biométriques s'effectue séquentiellement pour des raisons purement pratiques. La figure II.4 illustre l'architecture séquentielle (PRE, 2003), (RAH, 2003).

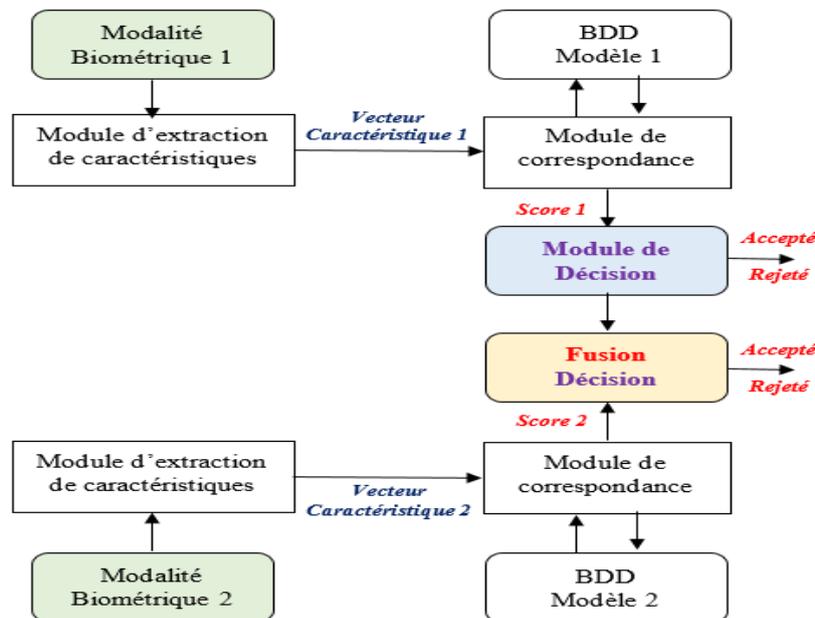


Figure I.4. Architecture séquentielle

II.3.2. Architecture parallèle

L'acquisition et le traitement des données biométriques peuvent se faire simultanément. Cependant, on peut être confronté à des cas où les acquisitions doivent être faites simultanément lorsque les différentes données utilisent le même capteur. Cette architecture est la plus utilisée, car elle permet d'utiliser toutes les informations disponibles et donc d'améliorer les performances du système (SAB, 1997), (HUA, 1997), (ZOU, 2004).

La figure II.5 illustre l'architecture parallèle :

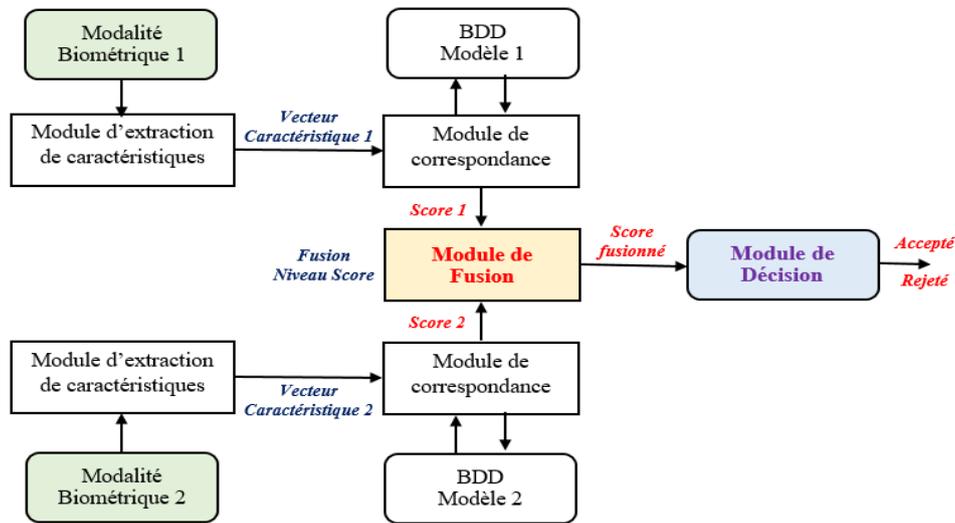


Figure II.5. Architecture parallèle

Le choix de l'architecture est lié au traitement et en particulier à la décision. En effet, la différence principale entre ces deux architectures réside dans le fait d'obtenir un score de similarité à l'issue de chaque acquisition (Fusion en Série) ou de procéder à l'ensemble des acquisitions avant de prendre une décision (Fusion en Parallèle) (GAD, 1991).

Dans la pratique, l'architecture parallèle est la plus utilisée parce qu'elle exploite toutes les données disponibles et donc elle permet d'améliorer les performances du système. Cependant, l'acquisition et le traitement simultanés d'un grand nombre de données sont coûteux en matériel et en temps, ce qui réduit le confort d'utilisation. En conséquence, l'architecture séquentielle est privilégiée dans certaines applications.

II.4. Différents niveaux de fusion

La combinaison de plusieurs systèmes biométriques peut se faire à quatre niveaux différents (voir figure II.6) (DAS, 1997) :

- Au niveau des capteurs (**données acquises**).
- Au niveau des **caractéristiques** extraites.
- Au niveau des **scores** issus du module de comparaison.
- Au niveau des **décisions** du module de décision.

Ces quatre niveaux de fusion peuvent être classés en deux familles :

- La fusion pré-classification (avant la comparaison)
- La fusion post-classification (après la comparaison)

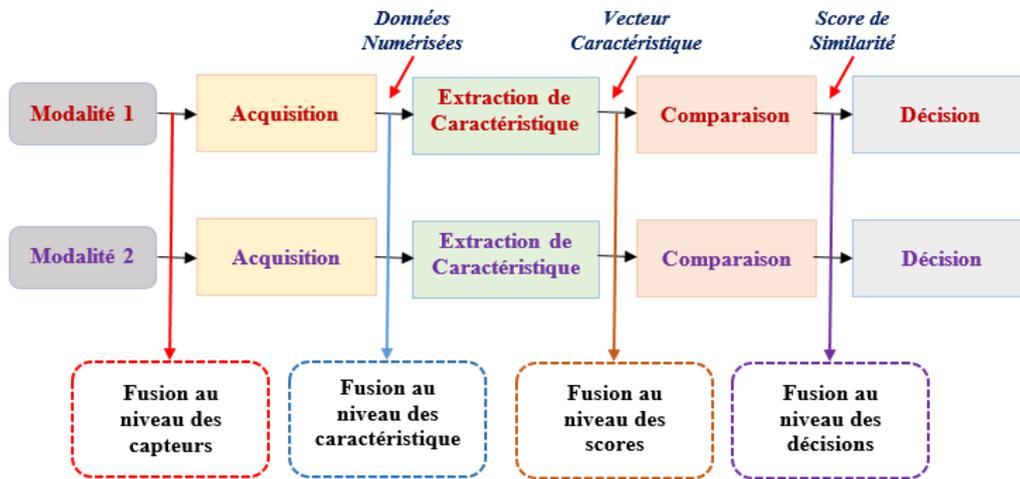


Figure II.6. Différents niveaux de fusion

II.4.1. Fusion pré-classification

Elle correspond à la fusion des informations extraites par le module d'extraction de caractéristiques à partir de plusieurs données biométriques. Deux niveaux de fusion différents sont définis, à savoir :

- Fusion au niveau du capteur
- Fusion au niveau des caractéristiques.

II.4.1.1. Fusion au niveau du capteur (*Sensor Level*)

Dans ce cas, la fusion des données prises à l'aide de capteurs se fait dans le capteur. Ce type de fusion ne peut être effectué que si les diverses acquisitions sont (SAS, 2010) :

- De la même instance obtenue à l'aide de plusieurs capteurs compatibles entre eux.
- De plusieurs instances obtenues à partir d'un seul capteur.

II.4.1.2. Fusion au niveau des caractéristiques (*Feature Level*)

Ce type de fusion est moins limité par la nature des données biométriques. Cependant, une certaine homogénéité est nécessaire pour la plupart de ces méthodes (SAS, 2010).

Un exemple de fusion au niveau des caractéristiques qui ne nécessite pas vraiment d'homogénéité est la concaténation de plusieurs vecteurs de caractéristiques avant la phase de comparaison (GIO, 2012).

Cependant, la concaténation n'est possible que lorsque les ensembles de caractéristiques sont incompatibles tels que les minuties d'empreintes digitales et les coefficients de visage issus de l'Algorithme ACP « *Eigen Face Coefficients* ».

La fusion pré-classification n'est pas très utilisée parce qu'elle présente un certain nombre de contraintes qui ne peuvent être éliminées que dans quelques applications spécifiques :

- Problème d'homogénéité de qualité de vecteurs de caractéristiques (Fusion au niveau de caractéristiques)
- Nécessité de l'unicité de traits biométriques (Fusion au niveau de capteur).

En conséquent, la fusion post-classification est la plus encourageante pour les chercheurs.

II.4.2. Fusion post-classification

La fusion post-classification est connue dans la littérature sous le nom « *Multiple Classifier Systems* ». On distingue deux niveaux de fusion différents :

- Fusion au niveau des scores
- Fusion au niveau des décisions.

II.4.2.1. Fusion au niveau score (*Score Level*)

La fusion au niveau des scores est le type de fusion le plus utilisé car elle peut être appliquée à tous les types de systèmes contrairement à la fusion pré-classification dans un espace de dimension limité en appliquant des méthodes relativement simples et efficaces. Néanmoins, ces méthodes traitent plus d'information que la fusion de décisions (FIE, 2003).

La fusion de scores consiste à la classification « oui » ou « non » pour la décision finale d'un vecteur de nombres réels dont la dimension est égale au nombre de sous-systèmes.

Il existe deux approches pour combiner les scores obtenus par différents systèmes (ROS, 2009) :

- Les scores individuels sont combinés de manière à former un unique score qui est, ensuite, utilisé pour prendre la décision finale.
- Un vecteur de caractéristiques est construit en utilisant les scores donnés en sortie par les systèmes individuels. Ce vecteur est ensuite attribué à une des deux classes « *Client* » ou « *Imposteur* ».

II.4.2.2. Fusion au niveau des décisions (*Decision Level*)

Il s'agit de la combinaison des décisions obtenues à partir de chaque source (sous système) La décision finale est prise en fonction des décisions de tous les sous-systèmes. Généralement, elle est utilisée grâce à sa simplicité, du fait que chaque système donne une décision sous forme binaire « oui » ou « non » qui peut être représentée par un « 1 » ou « 0 » respectivement (KAN, 2012), (VER, 1999).

II.5. Etapes de l'opération de fusion

Pour un niveau hiérarchique donné, l'opération de fusion s'effectue en plusieurs étapes :

II.5.1. Alignement (Conditionnement)

Cette étape consiste à définir un espace commun, dans lequel les informations vont être projetées afin d'y être comparables. Cela veut dire que les observations ou les données sont ramenées dans un même référentiel

II.5.2. Corrélation

Cette étape concerne la détermination des relations entre les différentes données.

II.5.3. Association (Mise en correspondance)

Il s'agit de l'union des différentes représentations issues des informations multi-sources. Chaque mesure se trouve associée à l'entité correspondante, le résultat de l'étape de corrélation est évidemment utilisé.

II.5.4. Combinaison

Seules les données obtenues après alignement et qui sont en accord avec l'étape d'association sont combinées pour obtenir une meilleure représentation de l'estimation correspondant à l'attribut avec lequel l'étape d'alignement a été réalisée.

II.6. Evaluation des systèmes biométriques

De nos jours, l'évaluation des systèmes biométriques est un enjeu majeur en biométrie grâce à son utilisation dans plusieurs applications quotidiennes, notamment, l'accès aux sociétés privées, aéroports, sites sécurisés, etc.

L'évaluation des systèmes biométriques est généralement réalisée selon trois aspects dont l'objectif est de diminuer les limitations de ces systèmes. La figure II.7 illustre les aspects d'évaluation des systèmes biométriques, en l'occurrence, la performance, l'usage et la sécurité :

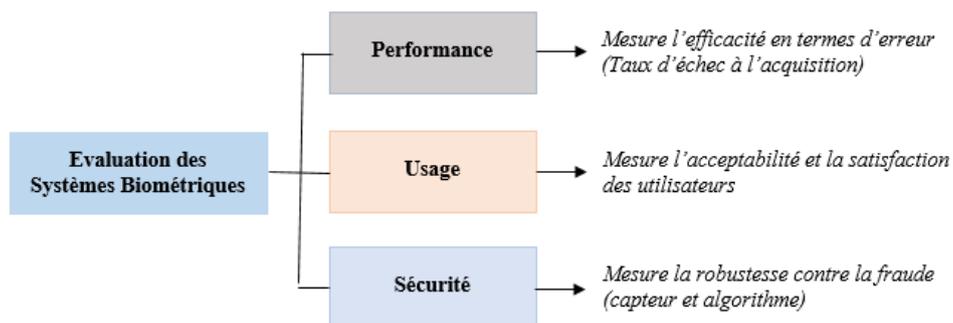


Figure II.7. Aspects d'évaluation des systèmes biométriques

II.7. Mesure de performance des systèmes biométriques

Comme cité auparavant, un système de reconnaissance d'individus est un système biométrique qui permet l'identification d'une personne sur la base de caractères physiologiques ou de traits comportementaux automatiquement reconnaissables et vérifiables.

En biométrie, nous sommes face à deux types de populations : les véritables clients (*Genuine*) qui ont l'autorisation d'accéder à la zone protégée et les imposteurs (*Imposters*) qui n'ont aucune autorisation, mais qui vont, quand même, essayer d'accéder au site protégé.

Il existe dans la littérature plusieurs métriques (ISO, 2006), (EGA, 1975), (MAR, 1997), (BHA, 2009) de diverses natures que sont les mesures des taux d'erreur, les courbes de performance ainsi que les points de fonctionnement associés (voir Figure II.8) :

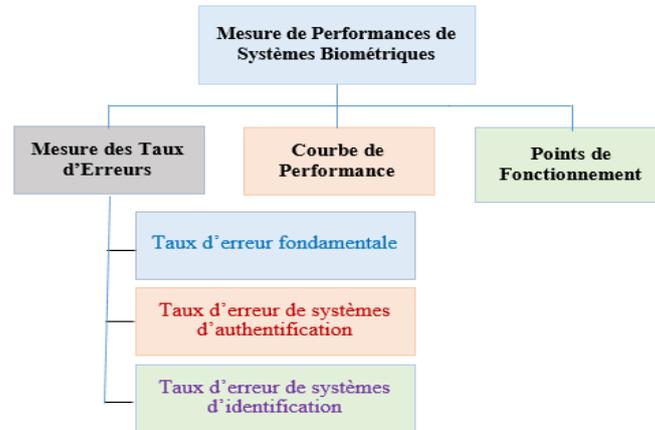


Figure II.8. Mesure de performance des systèmes biométriques

II.7.1. Mesure des taux d'erreur

Selon l'Organisation Internationale de Normalisation *ISO/IEC 19795-1* (ISO, 2006), les mesures des taux d'erreur sont divisées en trois classes :

- Taux d'erreur fondamentale
- Taux d'erreur de systèmes d'authentification
- Taux d'erreur de systèmes d'identification.

II.7.1.1. Taux d'erreur fondamentale

1. **FTAR** « *Failure-To-Acquire Rate* » (Taux d'échec à l'acquisition) :

C'est la proportion des tentatives de vérification ou d'identification pour lesquelles le système biométrique n'a pas pu acquérir l'information biométrique requise.

2. **FTER** « *Failure-To-Enroll Rate* » (Taux d'échec à l'enrôlement) :

C'est la proportion des individus pour lesquels le système n'a pas pu générer le modèle biométrique durant la phase d'enrôlement.

3. **FNMR** « *False Non-Match Rate* » (Taux de fausse non-correspondance) :

C'est la proportion de fausse non-correspondance, par l'algorithme de comparaison, entre la donnée biométrique acquise et le modèle correspondant.

4. **FMR** « *False Match Rate* » (Taux de fausse correspondance) :

C'est la proportion de fausse correspondance, par l'algorithme de comparaison, entre la donnée biométrique acquise et le modèle correspondant à un autre individu.

II.7.1.2. Taux d'erreur de systèmes d'authentification (de vérification)

1. **FRR** « *False Rejection Rate* » (Taux de faux rejets) :

C'est la proportion des transactions des utilisateurs légitimes rejetées par erreur. Ces transactions sont rejetées, par l'algorithme de correspondance, en raison de non-correspondance à tort ainsi que ceux rejetées en raison d'un échec à l'acquisition :

$$FRR = \frac{\text{Nombre des Clients Rejetés}}{\text{Nombre Total d'accès Clients}} \quad (\text{II.1})$$

2. **FAR** « *False Acceptance Rate* » (Taux de fausses acceptations) :

C'est un ratio entre le nombre de personnes qui ont été acceptées alors qu'elles n'auraient pas dû être reconnues et le nombre total de personnes non autorisées qui ont tenté de se faire accepter :

$$FAR = \frac{\text{Nombre des Imposteurs Acceptés}}{\text{Nombre Total d'accès Imposteurs}} \quad (\text{II.2})$$

La figure II.9 représente la distribution des taux de vraisemblance des utilisateurs légitimes et des imposteurs. Les deux taux d'erreurs « **FAR** » et « **FRR** » sont liés et dépendent d'un seuil de décision qui doit être ajusté en fonction de la caractéristique ciblée du système biométrique haute ou basse sécurité :

- Plus le seuil est bas, plus le taux de fausses acceptations est élevé. Dans ce cas, le système biométrique acceptera des imposteurs.
- Plus le seuil est élevé, plus le taux de fausses acceptations est bas. Dans ce cas, le système biométrique est robuste aux imposteurs mais rejette de vrais utilisateurs.

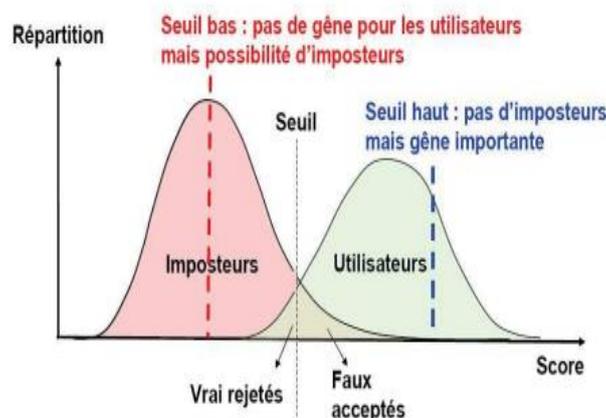


Figure II.9. Taux de vraisemblance des utilisateurs légitimes et des imposteurs d'un système d'authentification biométrique.

II.7.1.3. Taux d'erreur de systèmes d'identification

1. **IR** « *Identification Rate* » (Taux d'identification) :

Le taux d'identification au rang r est la proportion de transactions d'identification, par des utilisateurs enrôlés dans le système, pour lesquels l'identifiant de l'utilisateur est dans les r identifiants retournés.

2. **FNIR** « *False-Negative Identification-error Rate* » (Taux de faux-négatif d'identification) :

C'est la proportion de transactions d'identification, par des utilisateurs enrôlés dans le système, pour lesquels l'identifiant de l'utilisateur ne figure pas dans la liste des identifiants retournée.

3. **FPIR** « *False-Positive Identification-error Rate* » (Taux de faux-positif d'identification) :

C'est la proportion de transactions d'identification, par des utilisateurs non enrôlés dans le système, pour lesquels la liste des identifiants retournée est non vide.

4. **PSE** « *Pre-Selection Error* » (Erreur de l'algorithme de présélection) :

L'algorithme de présélection permet de réduire le nombre de modèles biométriques à comparer avec l'image acquise pendant la phase d'identification. L'erreur de l'algorithme de présélection est l'erreur qui se produit quand le modèle correspondant à la donnée biométrique acquise ne figure pas dans la liste des modèles retournée.

5. **PR** « *Penetration Rate* » (Taux de pénétration) :

Ce taux mesure, en moyenne, le nombre de modèles biométriques présélectionnés par rapport au nombre total de modèles.

II.7.2. Courbe de performance

II.7.2.1. ROC (*Receiver Operating Characteristic curve*)

La performance d'un système biométrique pour différents paramétrages (seuil de décision) est illustrée graphiquement en utilisant des courbes spécifiques. La courbe *ROC* constitue l'une des méthodes les plus couramment utilisées afin d'évaluer la performance globale d'un système d'authentification biométrique (EGA, 1975).

Cette courbe représente, en ordonnée, la proportion de tests positifs parmi les utilisateurs authentiques en fonction de la proportion de tests positifs parmi les imposteurs, en abscisse, pour toutes les valeurs des seuils de test envisageables.

Pour pouvoir déterminer la validité d'un test à travers cette courbe, il est nécessaire de calculer la surface située sous la courbe *ROC* appelée *AUC* (*Area Under the Curve*). Plusieurs méthodes ont été proposées dans la littérature pour estimer l'*AUC* (PAR, 2002). Ainsi, quand le test est parfaitement discriminant, la surface sous la courbe (*AUC*) vaut « 1 ». En réalité, plus l'*AUC* est grande, plus l'algorithme est performant.

Une illustration de la courbe *ROC* est donnée à la figure II.10. L'avantage de cette méthode est qu'on obtient une représentation compacte de la performance d'un système biométrique pour ses différents paramétrages au travers d'une seule courbe, qui permet de comparer objectivement différents systèmes biométriques.

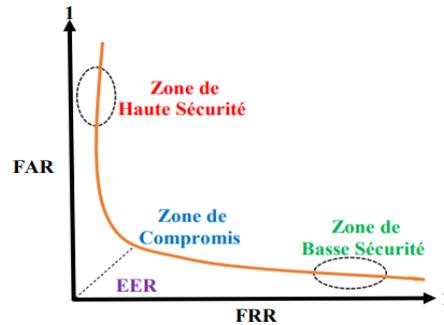


Figure II.10. Illustration de la courbe *ROC*

II.7.2.2. Courbe *DET* (*Detection Error Tradeoff*)

Cette courbe illustre la relation entre le *FRR* et le *FAR*. Elle est obtenue en faisant varier le seuil de décision et en calculant à chaque fois les deux valeurs *FRR* et *FAR*. La figure II.11 illustre un exemple de la courbe *DET*.

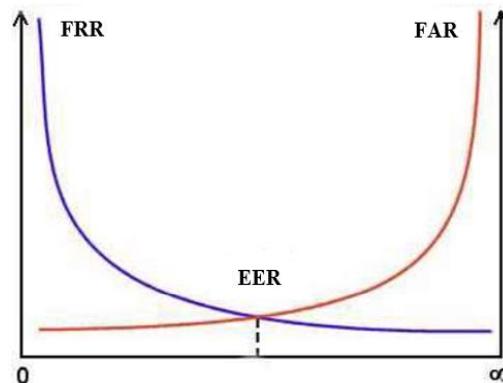


Figure II.11. Illustration du *FAR*, du *FRR* et de *EER*

II.7.3. Points de performance

Les points de performance sont utilisés pour illustrer la performance des systèmes biométriques. Il existe dans la littérature plusieurs métriques, notamment, dans (ISO, 2006), (CHE, 2009).

1. *EER* « *Equal Error Rate* » (Taux d'égalité erreur) :

Le facteur *EER* est obtenu à l'intersection de la courbe *ROC* et de la droite où $FRR = FAR$. Cette valeur constitue le meilleur compromis entre les faux rejets et les fausses acceptations. C'est un indicateur de la précision du dispositif biométrique. En d'autres termes, plus l'*EER* est faible, plus le système est performant. Ce taux d'erreur est le plus couramment utilisé dans la littérature pour illustrer la performance des systèmes biométriques.

$$EER = \frac{\text{Nombre de Fausses Acceptations} + \text{Nombre de Faux Rejets}}{\text{Nombre Total d'accès}} \quad (\text{II.3})$$

2. WER « *Weighted Error Rate* » (Taux d'erreur pondéré) :

Ce taux d'erreur correspond au seuil tel que le *FRR* soit proportionnel au *FAR* avec un coefficient qui dépend de l'application. Pour un coefficient égal à « 1 », le seuil du *WER* est égal au seuil de taux *EER*.

3. HTER « *Half Total Error Rate* » (Taux d'erreur moyenne) :

C'est une métrique qui correspond à la moyenne entre le *FAR* et *FRR* pour un seuil fixé « τ ». Il est utilisé pour approximer l'*EER* dans le cas où les deux taux d'erreur *FAR* et *FRR* sont du même ordre de grandeur. Il permet de quantifier la performance du système dans le cas où la distribution de scores des utilisateurs légitimes et d'imposteurs n'est pas disponible.

4. AUC « *Area Under ROC Curve* » (Aire sous la courbe *ROC*) :

C'est une métrique qui permet de quantifier la diversification de la distribution de scores des utilisateurs légitimes et d'imposteurs. En d'autres termes, étant donnés deux utilisateurs choisis au hasard, un parmi les utilisateurs légitimes et l'autre parmi les imposteurs, l'*AUC* représente la probabilité de bon classement.

5. FAR ou FRR fixé :

Le taux *EER* estime un taux d'erreur sur la courbe où on a autant de faux rejets que de fausses acceptations. Pour certaines applications, il est judicieux de fixer un de ces deux taux d'erreur (*FAR* ou *FRR*).

Conclusion

Un système biométrique multimodal est une combinaison d'un ensemble de sous-systèmes biométriques reliés entre eux selon des normes spécifiques avec des règles de fusion de données aux niveaux désignés par l'application de certains algorithmes, suivant une architecture bien définie. Ceci dans le but d'éliminer les contraintes rencontrées par les systèmes biométriques monomodaux.

Lorsque la condition d'homogénéité des vecteurs de caractéristiques de traits biométriques est satisfaite, la fusion au niveau de caractéristiques est une technique très efficace. Ce qui justifie notre choix d'appliquer la fusion au niveau de caractéristiques pour la réalisation du système biométrique bimodal combinant l'iris et le visage.

A la fin de ce chapitre, nous avons défini les aspects d'évaluation des systèmes biométriques ainsi que les métriques qui permettent la mesure de performance de ces systèmes. Les techniques d'évaluation dépendent de plusieurs facteurs et des applications envisagées.

Chapitre III

Etat de l'art sur les techniques de reconnaissance du Visage et de l'Iris

L'utilisation des systèmes biométriques, pour la reconnaissance d'individu par le visage ou par l'iris, sont indispensables dans les environnements sécurisés tels que les aéroports, les banques, les sites protégés, etc.

Les systèmes qui se basent sur la reconnaissance du visage sont largement employés par les utilisateurs. Cependant, ces systèmes ne peuvent garantir un très grand niveau de sécurité en les comparant avec ceux basés sur la reconnaissance par l'iris, considéré comme impossible à frauder.

Introduction

La recherche dans le domaine de la biométrie est en perpétuelle expansion. De nombreuses études ont été conduites pour développer différentes techniques dans le but d'assurer des systèmes de reconnaissance fiables et performants.

Dans ce chapitre, nous présenterons, en premier lieu, deux systèmes biométriques unimodaux basés sur l'iris et le visage, respectivement. Par la suite, nous allons étudier les étapes de réalisation des systèmes de reconnaissance basés sur ces deux modalités prises séparément.

III.1. Système de reconnaissance de l'iris

La première personne à s'être officiellement rendu compte des possibilités qu'offre la texture de l'iris en tant qu'outil d'identification est l'ophtalmologiste Américain *Frank Burch*, qui a proposé cette méthode en 1936, lors d'une conférence pour l'*American Academy of Ophthalmology*. Jadis, l'iris n'était principalement considéré que pour sa couleur (NST, 2006) (MOR, 2009).

Pendant plusieurs années, l'idée de *Burch* a été reproduite dans les manuels d'ophtalmologie mais il n'y avait que très peu de recherches effectuées, avec un manque tout particulier dans le domaine de l'ingénierie (MOR, 2009).

En 1987, les ophtalmologistes Américains, *Leonard Flom* et *Aron Safir*, ont tenté de transposer l'idée de *Burch* en voulant développer un système d'identification opérationnel. Cependant, ils n'ont pas été capables de mettre au point une méthode de classification des différences entre les iris. Ils ont demandé à *John Daugman*, enseignant à l'université de Harvard, d'essayer de créer des algorithmes pour l'identification par l'iris. Il est venu les aider en mettant au point une approche mathématique pour l'analyse des motifs aléatoires de l'iris.

Daugman, *Safir* et *Flom* ont créé des algorithmes basés sur les ondelettes de Gabor. *Daugman* a fait breveter ces algorithmes en 1994 (MOR, 2009). Le brevet est maintenant la propriété de la société *Iridian*.

Le travail de *Daugman* est basé sur l'utilisation de l'Opérateur Intégré Différentiel (*IDO*) pour la détection des deux iris. Il a normalisé la région de l'iris en un modèle rectangulaire de taille fixe, puis il a appliqué les ondelettes complexes de Gabor pour l'extraction de caractéristiques de l'iris sous forme d'un code binaire (MAT, 2009), (DAU, 2004).

En 1997, *Wildes* proposa une méthode complètement différente de celle de *Daugman* (WIL, 1997). Dans la phase de segmentation, il proposa une méthode basée sur la Transformée de *Hough* circulaire et elliptique. La normalisation s'effectue par recalage, ensuite, l'extraction

de caractéristiques a été faite par la représentation pyramidale multi-résolution. La classification se fait par la corrélation normalisée.

En 2001, *Lim* proposa d'analyser les motifs de l'iris humain par la Transformée en ondelettes (ondelette mère de *Haar*) (**LIM, 2001**). En 2002, *Tisse* utilisa la transformée de *Hilbert*. La « fréquence émergente » et la « phase instantanée » servent à générer la signature. La distance de *Hamming* est utilisée pour comparer les deux signatures (**TIS, 2003**). En 2005, *Noh* utilisa une méthode appelée multi-résolution *ICA*. En calculant la valeur moyenne en niveaux de gris comme une fonction de rayon, il construit une signature d'iris unidimensionnelle qui sert d'entrée à l'algorithme multi-résolution *ICA*.

III.1.1. Principe

L'iris est une membrane circulaire de la face antérieure du globe oculaire. Il présente au centre un orifice noir appelé la pupille par laquelle la lumière pénètre vers la rétine. L'iris sert à adapter cette quantité de lumière en se réfractant ou en se dilatant suivant les conditions de luminosité, de sorte que lorsque la luminosité ambiante est forte, l'iris se contracte, ce qui diminue l'intensité lumineuse qui vient frapper le centre de la rétine, et vice-versa (**KRE, 2007**).

La texture de l'iris est une combinaison de plusieurs éléments qui font d'elle l'une des textures distinctives les plus riches du corps humain. Elle comporte des arcs de ligaments, des cryptes, des arêtes, des sillons et des collerettes. La localisation de ces composants, le croisement entre eux et la forme que peuvent avoir ces éléments font que la texture de l'iris est considérée comme l'une des plus riches de la biométrie.

La figure **III.1** illustre les différents motifs présents dans la texture de l'iris :

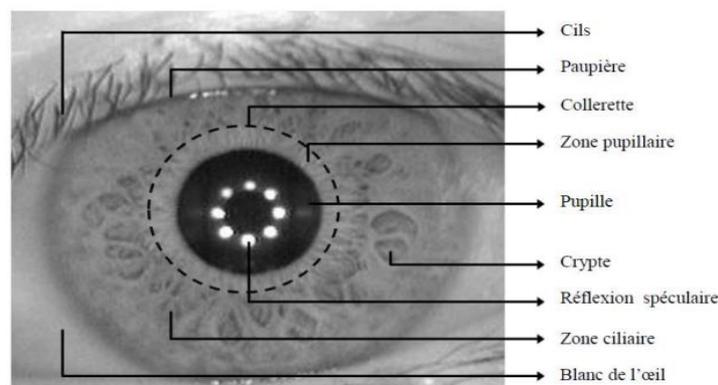


Figure III.1. Différents motifs de la texture de l'iris (**KRE, 2007**).

L'iris est aussi l'unique organe interne du corps humain visible de l'extérieur puisqu'il est protégé par la cornée. Il présente une caractéristique unique, sa texture est relativement facile à acquérir comparée aux autres organes internes du corps humain tel que la rétine.

Ces avantages ont motivé les chercheurs et les ophtalmologistes à étudier la faisabilité d'un système de reconnaissance basé sur l'iris dès les années 1930. Un brevet a même été déposé en 1986 sur le fait que deux iris de deux personnes ne peuvent pas être identiques.

III.1.2. Etapes de reconnaissance de l'iris

La figure III.2 résume les différentes étapes d'un système de reconnaissance de l'iris :

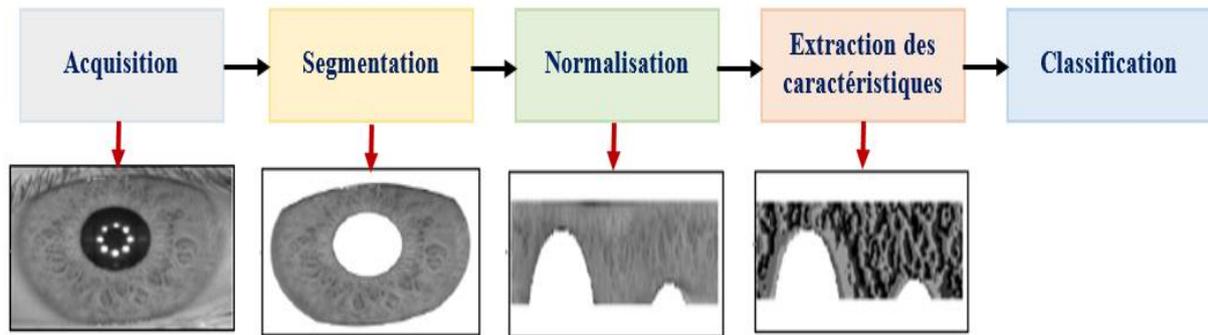


Figure III.2. Diagramme des différentes étapes d'un système de reconnaissance de l'iris

III.1.2.1. Phase d'acquisition

La première étape dans un système biométrique pour la reconnaissance de l'iris est d'isoler et extraire seulement la région iris qui contient l'information. Il existe quelques techniques de segmentation, de prétraitement et des méthodes de normalisation de la région iris.

L'iris humain peut être approximé par deux cercles formant le contour de l'iris dont l'un sépare l'iris et la sclérotique et l'autre, à l'intérieur du premier, le sépare de la pupille.

L'acquisition d'une image d'iris s'effectue avec une caméra monochrome. La capture s'effectue dans le domaine du proche infrarouge afin d'éviter la réflexion des sources lumineuses environnantes sur la cornée. Dans ce domaine, l'absorption par les pigments de mélanine est pratiquement inexistante.

Généralement, il convient d'utiliser une caméra sensible dans le proche infrarouge placée à proximité de l'objectif. Les contraintes de l'éclairage exigent souvent que le capteur soit relativement proche de l'œil, car le nombre de problèmes à résoudre augmente presque proportionnellement avec la distance œil-caméra (BRW, 2008) (KRE, 2007).

Comme cité précédemment, l'iris a une texture qui permet la distinction des individus. Il est indispensable d'éliminer l'information inutile afin de réduire la taille du vecteur caractéristique, telle que les cils qui occluent les parties supérieures et inférieures de l'iris conduisant à une perte d'information. Aussi, les reflets de la lumière à l'acquisition engendrent un bruit qui altère la reconnaissance.

Pour remédier à ce problème, nous présentons les méthodes de segmentation et de normalisation, qui sont des techniques indispensables dans un système biométrique utilisant comme modalité l'iris. La figure III.3 illustre l'iris acquis dans le visible et le proche infrarouge.

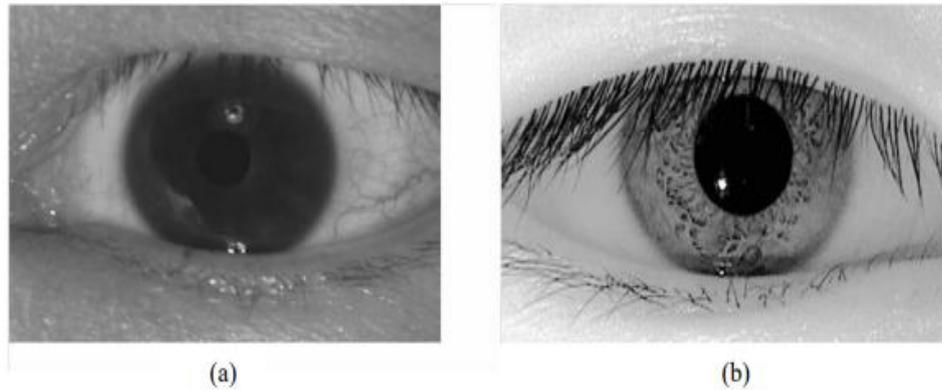


Figure III.3. Image d'un iris capturé.
(a) dans le visible, (b) dans le proche infrarouge

III.1.2.2. Phase de segmentation

La segmentation de l'iris est la première étape dans un processus de reconnaissance. C'est une technique indispensable qui consiste à isoler la texture de l'iris du reste de l'image de l'œil dans le but d'exclure les informations inutiles et localiser uniquement la région circulaire.

Cette technique consiste à trouver la frontière intérieure entre la pupille et l'iris et la frontière extérieure entre l'iris et la sclérotique. Ces limites ne sont pas toujours parfaitement circulaires. Les deux frontières d'un iris, intérieure (iris-blanc de l'œil) et extérieure (iris-pupille), peuvent être approximées par des cercles. Généralement, ces deux cercles ne sont pas centralisés. La région de l'iris, comme illustrée dans la figure III.4, est entourée par ces deux frontières.

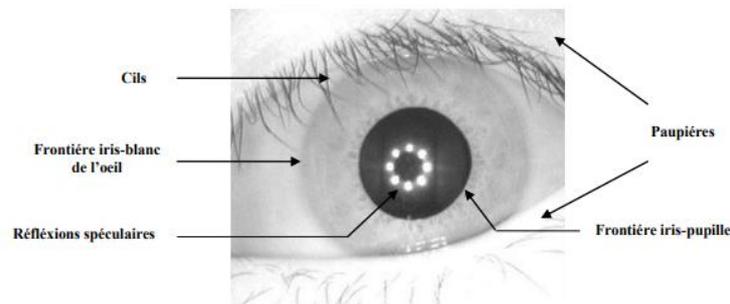


Figure III.4. Image d'iris avec les différentes parties à détecter.

Dans la littérature, plusieurs travaux de recherches ont été développés pour segmenter l'iris, notamment dans (CHA, 2020), (KAM, 2022), (TAH, 2021). Ce qui conduit à l'isoler de la pupille et localiser ses limites interne et externe. Les principaux algorithmes sont expliqués dans ce qui suit :

III.1.2.2.1. Par la Transformée de *Hough*

La Transformée de *Hough* a été proposée, en 1972, par *Duda* et *Hart* comme une technique qui consiste à isoler des objets de formes géométriques simples dans l'image. En général, on se limite aux lignes, cercles ou ellipses présents dans l'image. L'un des grands avantages de la Transformée de *Hough* est qu'elle est tolérante aux occlusions dans les objets recherchés et demeure relativement in affectée par les bruits.

Comme cité auparavant, les objets à détecter dans l'image de l'œil (iris, pupille, paupières) sont circulaires ou ellipsoïdaux et donc se prêtent bien à une détection par la Transformée de *Hough* circulaire.

Wildes a été le premier à introduire cette méthode dans le contexte de la segmentation de la région d'iris dans les images de l'œil (**WIL, 1997**). Par la suite, plusieurs autres travaux ont été proposés qui utilisent la Transformée de *Hough* pour localiser le disque de l'iris.

La méthode de *Wildes* effectue la détection de contours en deux étapes principales. L'image capturée est transformée en image binaire de contours (*Binary Edge Map*). Cette transformation est effectuée par la méthode de *Canny* (**CAN, 1996**), en calculant la première dérivation de valeurs d'intensité de l'image de l'œil, suivi d'une opération de seuillage de l'image résultante. Il est possible d'effectuer cette transformation dans une direction horizontale, verticale, ou dans les deux.

Les points contours alignés horizontalement n'apparaissent pas dans la direction verticale. Comme exemple, différentes images binaires de contours obtenues par la méthode de *Canny* sont montrées sur la figure **III.5** :

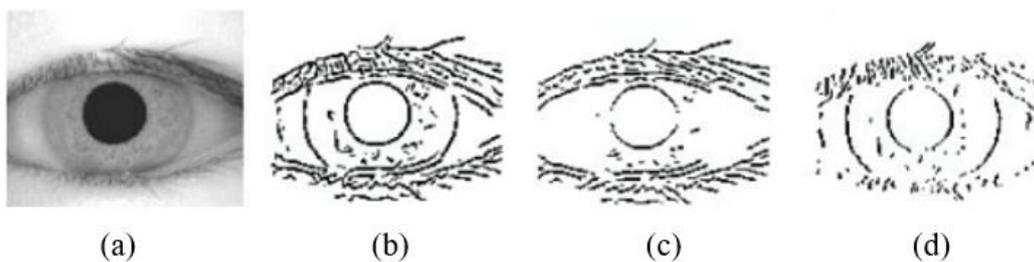


Figure III.5. Différentes images de détection de contours par la méthode *Canny* (KRE, 2007)
 (a) Image originale, (b) diagonale, (c) horizontale, (d) verticale

Dans un espace de paramètres de *Hough*, les points contours (pixels) votent pour les cercles auxquels ils appartiennent. Ces paramètres sont les coordonnées du centre $C(x_0, y_0)$. Le rayon r , définissant un cercle quelconque, est donné par l'équation **III.1** :

$$(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2 = r^2 \tag{III.1}$$

Ce vote donne, en résultat, le rayon et les coordonnées du centre du cercle le mieux défini par les points contours. Dans le cas d'occlusion des paupières, *Wildes* a utilisé également la Transformée de *Hough* parabolique. Cette dernière sert à détecter les bordures de paupières, supérieure et inférieure, tout en les approximant par deux arcs paraboliques représentés par l'équation **III.2** :

$$((x - h_j)\sin\vartheta_j + (y - k_j)\cos\vartheta_j)^2 = a_j((x - h_j)\cos\vartheta_j + (y - k_j)\sin\vartheta_j) \quad \text{(III.2)}$$

Où : a_j est la distance focale contrôlant la courbe de la parabole

(h_j, k_j) sont les coordonnées du sommet de la parabole

ϑ_j est l'angle de rotation entre la parabole et l'axe horizontal.

Pour la détection de contours, *Wildes* (**WIL, 1997**) proposa la dérivation dans la direction horizontale pour détecter les bordures de paupières et dans la direction verticale pour détecter la bordure extérieure circulaire de l'iris. Cela est motivé par l'alignement horizontal des paupières dont les contours corrompent, généralement, les contours circulaires de l'iris.

L'utilisation de l'image de contours verticale pour localiser les bordures de l'iris réduit l'influence des paupières sur le processus de la Transformée de *Hough* circulaire. Effectivement, les points contours, définissant le cercle, ne sont pas tous nécessaires pour une localisation correcte. Ainsi, le processus de vote, dans l'espace de paramètres de *Hough*, est optimisé car il y a moins de points de contours.

Cette méthode présente deux inconvénients majeurs, à savoir :

1. Elle exige le choix des seuils pour transformer l'image capturée en image binaire de contours. Cela peut entraîner l'élimination de certains points contours importants dans le processus de vote et causer l'échec de détection de cercles ou d'arcs.
2. La nature de ce processus est très gourmande en temps de calcul, et cela est généralement inconvenable pour les applications en temps réel.

III.1.2.2.2. Par détecteur de contours circulaires

En 1993, *Daugman* proposa une méthode de détection de l'iris, de la pupille et des paupières basée sur la mesure d'un Opérateur Intégré Différentiel *IDO* (*Integro Differential Operator*) (**DAU, 1995**) défini par l'expression suivante :

$$\max_{r, x_0, y_0} \left| G_\sigma(r) \frac{\partial}{\partial r} \oint_{r, x_0, y_0} \frac{I(x, y)}{2\pi r} dS \right| \quad \text{(III.3)}$$

Où : $I(x, y)$ est l'image de l'œil,

r est le rayon du cercle recherché

(x_0, y_0) est le centre du cercle recherché

$G_\sigma(r)$ est une fonction de lissage du type gaussienne contrôlée par σ .

Cette méthode applique un lissage passe-bas sur l'intensité de l'image de l'œil pour atténuer le bruit de haute fréquence. L'opérateur effectue la différence entre la moyenne des gradients calculés sur deux cercles de rayons r et $r+1$. Le cercle qui maximise cette différence est le cercle recherché.

Ainsi, l'opérateur est appliqué de manière itérative avec un degré de lissage de moins en moins fort afin d'atteindre une détection précise tout en limitant le temps de calcul. Les paupières sont détectées de la même manière, en utilisant des rayons très grands approximant ainsi des arcs de cercles.

La méthode *IDO* peut être vue comme une généralisation de la méthode de la Transformée de *Hough*. En effet, elle utilise une image du gradient sans seuillage afin de rechercher un contour géométrique bien défini. De ce fait, cette méthode ne souffre pas de problèmes de recherche de points de contours. Par contre, elle est plus sensible aux bruits qui engendrent des gradients très forts pouvant fausser la moyenne du gradient sur un cercle et attirer le contour vers leurs positions.

La Figure III.6 montre une image segmentée par la méthode *IDO*.

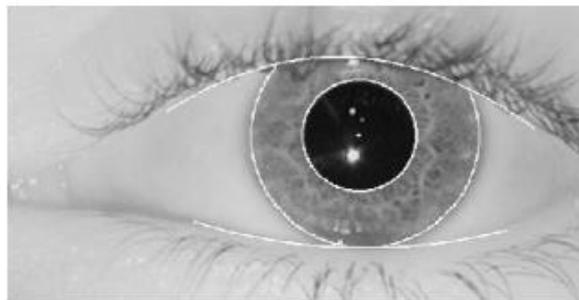


Figure III.6. Segmentation de l'iris par la méthode *IDO*.

(Image extraite du site personnel de *Daugman*)

III.1.2.2.3. Par contours actifs (*Snake*)

Le concept de contour actif fut introduit par *Kass et al.* en 1987 (*AHO, 2004*). Il est défini comme une courbe paramétrique qui se déplace et qui épouse lentement les contours. Cette méthode est basée sur la notion d'énergie interne et externe, dont le but est de minimiser l'énergie totale présente le long de la courbe.

Selon la propriété non-circulaire et non-elliptique de la pupille et de l'iris, le contour actif rétracté est choisi pour trouver les vraies limites intérieures et extérieures de l'iris (*DAU, 2007*) (*LIU, 2007*). Il se déforme et se déplace à travers l'image sous l'effet de deux forces prédéfinies, une force *interne* et une autre *externe*, jusqu'à atteindre un équilibre. Plus précisément, le contour actif contient un ensemble de sommets appelés les *points de contrôles*.

La figure III.7 montre un exemple de segmentation de l'iris par la méthode *Snake*.

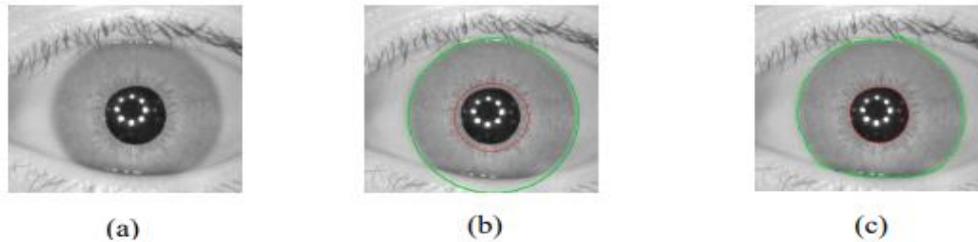


Figure III.7. Segmentation de l'iris par la méthode *Snake*

(a) Image originale, (b) Initialisation des contours de l'iris-pupille, (c) Iris segmentée.

De plus, pour donner plus de précision, les points de contrôles du contour initial sont centrés autour d'un point (reflet) détecté à partir de l'image de variance. Ensuite, ces points changent leur position, réagissant aux deux forces opposées interne et externe.

La force interne définit les contraintes internes dépendant du contour lui-même. Elle est décrite pour pousser le contour à former un cercle qui est la forme de la bordure de la pupille. Tandis que la force externe définit des contraintes appartenant à l'image et complètement indépendantes du contour. Elle est décrite pour pousser le contour vers la position de la bordure, dans l'image, en utilisant les gradients des pixels.

III.1.2.2.4. Par localisation de la pupille

Cette méthode consiste à localiser la pupille. Elle exécute la tâche en deux phases :

1. Convertir l'image à niveaux de gris en image binaire par seuillage afin de trouver le contour de la pupille.
2. Extraire l'information qui se trouve dans un anneau situé entre le contour de la pupille et un cercle de rayon R . Ce rayon est défini empiriquement de telle façon à éviter les cils dans le cas d'occlusion.

La transformation de l'image à niveau de gris en image binaire par seuillage linéaire utilise la formule **III.4** :

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } g(x) > \vartheta \\ 0 & \text{si } g(x) \leq \vartheta \end{cases} \quad \text{(III.4)}$$

Où : $g(x)$ est l'image originale,

$f(x)$ est l'image binaire

ϑ est une valeur empirique du seuil.

La figure **III.8** montre le passage de l'image à niveaux de gris en image binaire.

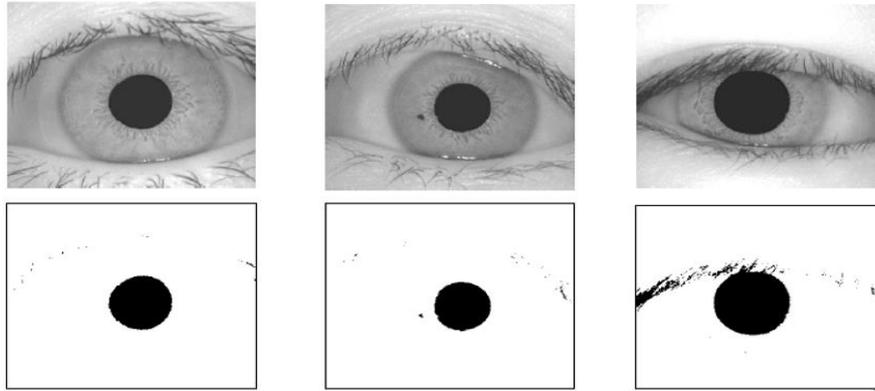


Figure III.8. Conversion de l'image à niveau de gris en image binaire par seuillage

Le seuillage va éliminer de l'iris, les cils, les paupières, en ne laissant que la région de la pupille qui est une région de faible intensité (Figure III.8).

Sur l'axe des ordonnées y , nous calculons l'intensité de chaque ligne de l'image binaire pour trouver le vecteur qui contient le maximum de zéros représentant l'axe de la pupille et son diamètre d_y .

Similairement, sur l'axe des abscisses x , nous calculons l'intensité de chaque colonne de l'image binaire pour trouver le vecteur qui contient le maximum de zéros représentant l'axe de la pupille et son diamètre d_x . Le croisement résultant de ces deux vecteurs, ligne et colonne, donne les coordonnées du centre de la pupille.

Vu que la pupille n'est pas toujours parfaitement circulaire, le rayon sera calculé par la moyenne des deux diamètres pour se rapprocher de l'allure de la pupille par l'équation III.5 :

$$r_p = \frac{d_y + d_x}{4} \quad \text{(III.5)}$$

Où : r_p est le rayon de la pupille

d_y est le diamètre sur l'axe des ordonnées y

d_x est le diamètre sur l'axe des abscisses x

III.1.2.3. Phase de Normalisation : Méthode Pseudo-polaire

L'iris humain, comme il a été cité précédemment, est un disque pas toujours parfaitement circulaire et de forme irrégulière. Ces irrégularités sont dues à la dilatation et la contraction de la pupille, du fait que les deux cercles ne sont pas concentriques et des changements non linéaires de la texture de l'iris (KRE, 2007).

Ces caractéristiques ont poussé *Daugman* (DAU, 1993) à développer une méthode de normalisation pseudo-polaire du disque de l'iris appelée méthode « *Rubber Sheet* » dont la signification pourrait être vu comme une tentative d'étendre le disque de l'iris comme du caoutchouc.

La figure III.9 illustre la méthode pseudo-polaire :

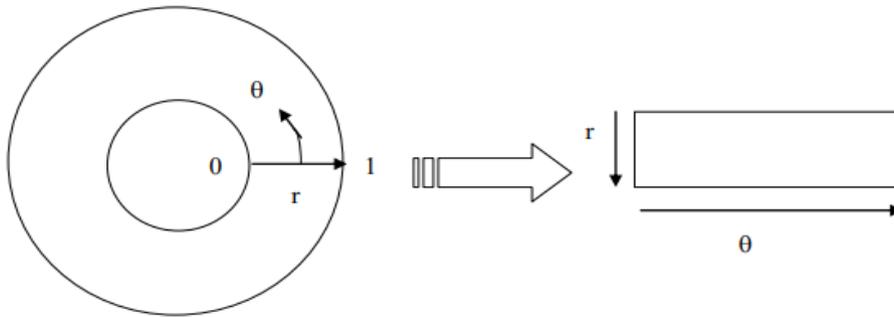


Figure III.9. Méthode « *Rubber Sheet* » de *Daugman*

A chaque pixel de l'iris dans le domaine cartésien lui est assigné un correspondant dans le domaine pseudo-polaire suivant la distance du pixel par rapport aux centres des cercles et l'angle qu'il fait avec ces centres. Plus précisément, la transformation se fait suivant l'équation III.6 :

$$\begin{cases} x(r, \theta) = (1 - \theta)x_p(\theta) + rx_i(\theta) \\ y(r, \theta) = (1 - \theta)y_p(\theta) + ry_i(\theta) \end{cases} \quad \text{(III.6)}$$

Où : (x, y) sont les coordonnées cartésiennes originales

(r, θ) sont les coordonnées polaires normalisées correspondantes

$x_p(\theta)$ représente l'abscisse du point de la frontière détectée de la pupille

$y_p(\theta)$ représente l'ordonnée de ce même point

$x_i(\theta)$ et $y_i(\theta)$ représentent les coordonnées des points obtenus

θ est l'angle du disque. Il varie entre 0 et 2π

r est le rayon du disque de l'iris. Il varie entre 0 et 1

La figure III.10 montre une image normalisée obtenue par ce processus.

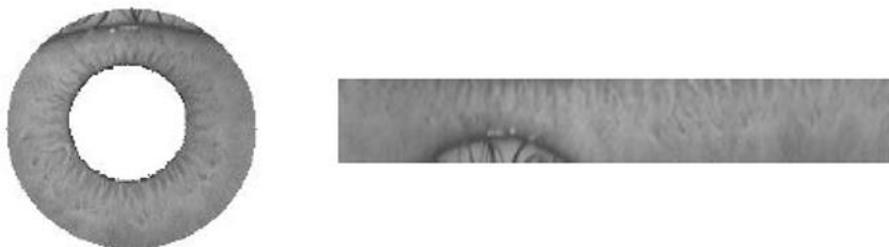


Figure III.10. Image d'iris normalisée

L'image normalisée est rectangulaire de taille constante, comme le montre la figure III.10. Généralement, la taille choisie est de 40×360 pixels. La largeur de l'image représente la variation sur l'axe angulaire alors que la hauteur représente les variations sur l'axe radial.

III.1.2.4. Phase d'encodage (extraction des caractéristiques)

Dans cette étape, l'iris est bien segmenté et normalisé. L'encodage consiste à extraire de l'iris les caractéristiques les plus discriminantes et les plus pertinentes. Des filtres de type passe-bande (KON, 2003), des ondelettes (BOL, 1998) (SAN, 2002), et d'autres outils peuvent ainsi être utilisés. Le résultat obtenu peut être gardé en valeurs réelles ou quantifié en valeurs discrètes. Le processus de l'encodage de l'iris résulte finalement en un profil d'iris représentant la signature correspondante.

Ce profil est unique pour chaque iris, insensible aux variations de dimensions ou aux rotations créées lors de l'acquisition. Par la suite, il sera utilisé pour la classification. Suivant la représentation du résultat, ces méthodes sont réparties en trois classes :

- Méthodes produisant un vecteur à valeurs binaires
- Méthodes produisant un vecteur à valeurs réelles
- Méthodes produisant une combinaison des deux types de vecteurs.

Dans le système proposé par *Daugman*, en 1993 (DAU, 1993), l'opération d'extraction de caractéristiques est basée sur la convolution de l'image de l'iris normalisée par un paquet d'ondelettes complexes de Gabor non orthogonales bidimensionnelles. Ensuite, il n'utilise que les informations de phase de chaque pixel, puisque *Oppeneil* et *Lim* ont prouvé que les informations de la phase sont plus significatives que les informations de l'amplitude dans les images.

En 1997, *Wildes* présenta un processus de caractérisation de l'iris par application de « *Filtres Gaussiens* » sur l'image de disque de l'iris (WIL, 1997). L'image filtrée est représentée par les « *Pyramides de Laplace* » avec quatre niveaux de résolution afin de ne garder que les informations significatives et générer un ensemble de quatre images de l'iris à enregistrer et comparer. Cependant, l'image originale peut être reconstruite à partir de l'ensemble des images filtrées.

En 1998, *Boles et Boashash* proposèrent un algorithme basé sur la représentation « *Zero Crossings* » d'une transformée unidimensionnelle par ondelettes orthogonales sur plusieurs échelles, afin de coder les caractéristiques de l'iris. Cette technique est motivée par l'efficacité des « *Zero Crossings* » qui correspondent à des informations significatives sur l'image de la région de l'iris.

En 2001, *Lim, Lee, Byeon, et Kim* utilisèrent une transformée par « *ondelettes orthogonales* » avec une simple ondelette de *Haar*. Dans cette approche, le filtrage est effectué sur plusieurs dimensions et chaque dimension est encodée par un bit, tel que :

- Sa valeur est égale à « 1 » si le signe de la valeur réelle de cette dimension est positif
- Sa valeur est égale à « 0 » si le signe de la valeur réelle de cette dimension est négatif

En 2007, *Zhang, Yu et Wang* partitionnent l'image normalisée de l'iris en 16 blocs de taille fixée à 32x32 pixels. Ensuite, un ensemble de 32 points est défini sur chaque bloc filtré par les ondelettes de Gabor bidimensionnelles. Après avoir calculé le centre de masse des points clés sur chaque bloc, un vecteur de (32x16) valeurs est construit à partir des distances de points clés par rapport à leur centre de masse.

Il existe de nouvelles méthodes d'extraction de caractéristiques telles que l'algorithme LBP et les Moments de Zernike. Ces deux méthodes seront détaillées dans le quatrième chapitre.

III.1.2.5. Phase de comparaison

L'étape de comparaison consiste à mettre en correspondance l'exemplaire de test et celui de référence. Généralement, dans cette étape, chaque système de reconnaissance de l'iris génère comme résultat une valeur numérique dite « *score* ». Ce dernier est considéré comme une mesure de « *similarité* » ou de « *dissimilarité* » entre les deux exemplaires comparés.

Dans le cas d'un score de « *similarité* », plus la valeur est grande, plus la probabilité que l'exemplaire testé provient de la même personne que l'exemplaire de référence, est grande. A l'opposé, le score de « *dissimilarité* » indique le degré d'éloignement de l'un par rapport à l'autre. Par conséquent, plus il tend vers zéro, plus la probabilité que les deux exemplaires comparés proviennent de la même personne, est faible.

Donc, assigner une identité à une personne (identification) ou confirmer l'identité qu'elle affirme (authentification ou vérification), revient à prendre une décision à savoir la valeur du « *score* » calculé par rapport à une valeur prédéfinie dite « *seuil de décision* ». Le seuil de décision est fixé d'une manière empirique afin de minimiser les « Fausses Acceptations » et les « Faux Rejets » (**FED, 2009**).

Généralement, la technique utilisée dans le processus de comparaison des exemplaires de l'iris est strictement liée à la méthode utilisée pour l'extraction de caractéristiques et, précisément, à la représentation de l'information extraite.

Fréquemment, dans la littérature, ce processus utilise des techniques qui se basent sur la « *Distance de Hamming* ». Il existe d'autres approches basées sur la « *Distance Euclidienne* », sur la « *Corrélation du Signal* » et sur les « *Réseaux de Neurones* ».

La « *Distance de Hamming* », proposée par *Daugman*, est utilisée dans le cas où l'information extraite est binaire (**YAH, 2017**). Elle mesure la fraction du nombre de bits différents entre les deux exemplaires comparés.

Le calcul de score s'effectue au moyen du calcul de la « *Distance de Hamming D_H* », donnée par la formule **III.7** (**GHA, 2014**) :

$$D_H = \frac{\|(codeA \otimes codeB) \cap maskA \cap maskB\|}{\|maskA \cap maskB\|} \quad (III.7)$$

Où : *codeA* et *codeB* sont deux codes calculés à partir de deux images d'iris
maskA et *maskB* représentent leurs masques associés.

Littéralement, D_H calcule le nombre de bits différents et valides pour les deux iris entre le *codeA* et *codeB*. Plus D_H est faible, plus les deux codes se ressemblent. Une distance « 0.0 » correspond à une parfaite correspondance entre les deux images, alors que deux images de personnes différentes auront une distance proche de « 0.5 ».

Après plusieurs tests de comparaison entre les exemplaires provenant de deux iris différents, *Daugman* indique que la moyenne des « Distances de Hamming » doit être proche de « 0.5 ».

Pour remédier aux problèmes de rotations de l'iris pendant la capture, *Daugman* applique sept rotations (décalages) à l'exemplaire de référence (Figure III.11). Ensuite, il calcule les distances D_H entre tous les exemplaires décalés et l'exemplaire de test.

Afin de prendre une décision d'authentification, *Daugman* compare la valeur de D_H minimale obtenue à un seuil de décision prédéfini. Ainsi, si cette valeur est inférieure au seuil de décision, la personne est authentifiée, sinon, la tentative d'authentification est rejetée.

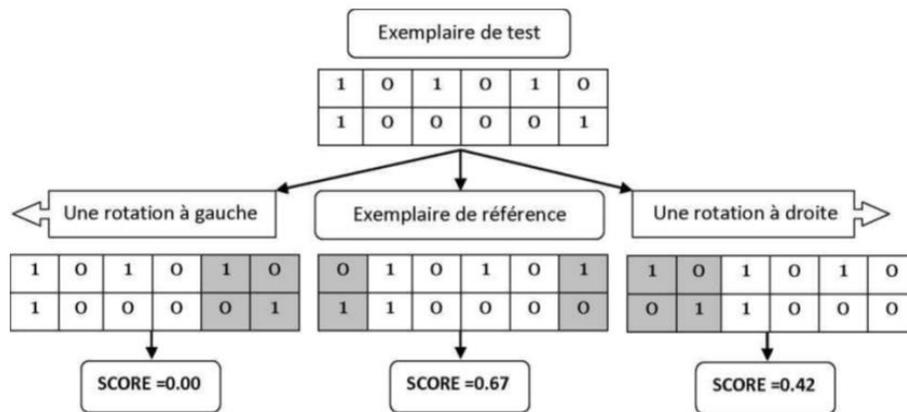


Figure III.11. Comparaison des deux exemplaires binaires de même taille (6x2) avec une rotation à droite et une à gauche

III.2. Système de reconnaissance du visage

Plusieurs méthodes de reconnaissance faciale ont été proposées ces dernières années, suivant deux grands axes :

- La reconnaissance à partir d'images fixes
- La reconnaissance à partir de séquences d'images.

Les travaux portant sur ce domaine, sous différentes conditions d'éclairage, d'expressions faciales et d'orientations, peuvent être répertoriés en deux catégories distinctes suivant qu'elles se rapportent à une approche locale ou une approche globale.

III.2.1. Etapes de la reconnaissance faciale

Un système de reconnaissance faciale comprend les étapes suivantes :

- Phase d'acquisition et prétraitement d'images faciales,
- Phase d'extraction de caractéristiques,
- Phase de classification/Matching

La figure III.12 illustre les étapes constituant le système de reconnaissance du visage :

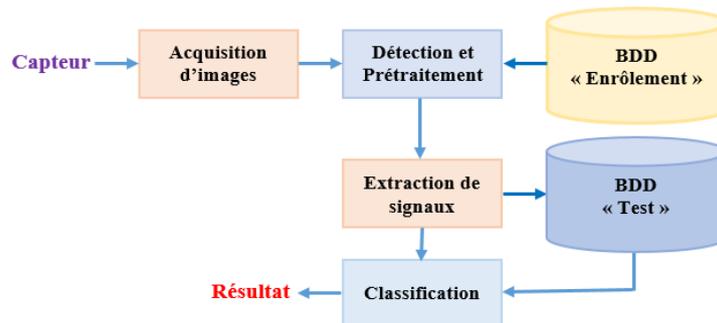


Figure III.12. Etapes de la reconnaissance faciale

III.2.2. Principales techniques de reconnaissance faciale

Les techniques de reconnaissance de visage peuvent être divisées en trois approches :

- Approches globales
- Approches locales
- Approches hybrides.

Les principales méthodes de ces trois approches sont décrites dans ce qui suit. Le diagramme III.13 résume la classification des principaux algorithmes utilisés en reconnaissance faciale :

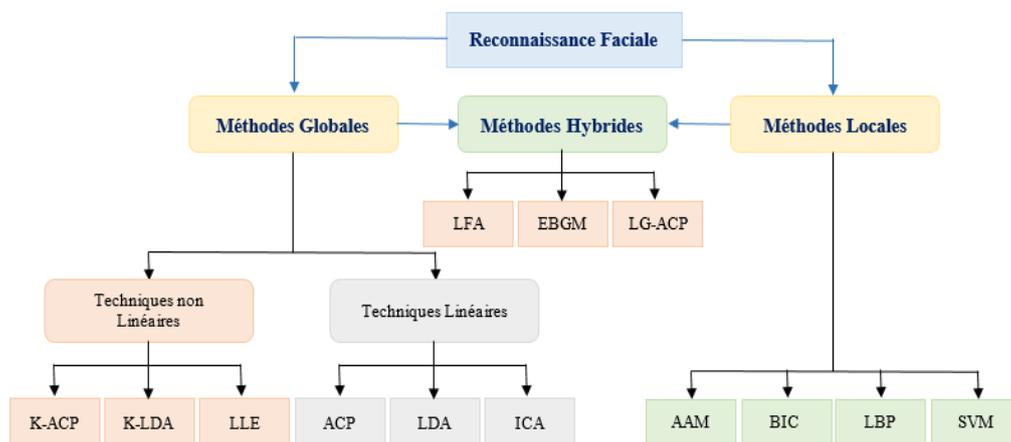


Figure III.13. Classification des principaux algorithmes en reconnaissance faciale

III.2.2.1. Approches globales

Elles sont basées sur des techniques d'analyse statistique bien connues. Dans ce cas, il est inutile de repérer certains points caractéristiques du visage, tels que les centres des yeux, les narines, le centre de la bouche, etc. Dans ces méthodes, les images de visage sont traitées de manière globale et sont généralement transformées en vecteurs (**GUE, 2008**).

Ces méthodes utilisent, principalement, une analyse de sous-espaces de visages. Cette expression repose sur un fait relativement simple : une classe de « formes » réside dans un sous-espace de l'espace de l'image d'entrée.

La représentation de l'image originale est très redondante et la dimensionnalité de cette représentation pourrait être grandement réduite si l'on considère uniquement les formes qui nous intéressent. L'utilisation de techniques de modélisation de sous-espace a fait avancer la technologie de reconnaissance faciale de manière significative (**MOR, 2009**).

Les méthodes globales peuvent être divisées en deux types :

- Techniques linéaires
- Techniques non linéaires

Les techniques linéaires projettent linéairement les données d'un espace de grande dimension sur un sous-espace de dimension inférieure. Cependant, ces techniques sont incapables de préserver les variations géométriques des visages afin de différencier des individus.

Dans un sous-espace linéaire, les « Distances Euclidiennes », et plus généralement, les « Distances de Mahalanobis », qui sont normalement utilisées pour comparer des vecteurs de données, ne permettent pas une bonne classification entre les classes de formes « visage » et « non-visage » et entre les individus eux-mêmes. Ce facteur limite le pouvoir des techniques linéaires pour obtenir une détection et une reconnaissance du visage très précise.

La technique linéaire la plus connue et sans aucun doute l'Analyse en Composantes Principales (ACP) (**TUR, 1991**). L'ACP fut d'abord utilisée afin de représenter efficacement des images de visages humains.

En 1991, cette technique a été reprise dans le cadre plus spécifique de la reconnaissance faciale sous le nom de méthode des « Eigenfaces ». Cependant, l'ACP classique nécessite que les images de visage soient mises sous formes de vecteurs, ce qui a pour effet de détruire la structure géométrique de l'image.

Pour ne pas perdre les informations de voisinage lors du passage de l'image en vecteur, une méthode ACP bidimensionnelle (2D-ACP) a été étudiée. Cette méthode prend en entrée des images plutôt que des vecteurs.

Il existe d'autres techniques construites à partir de décompositions linéaires telles que l'Analyse Discriminante Linéaire (*LDA*) (**BEL, 1996**), l'Analyse en Composantes Indépendantes (*ICA*) (**BAR, 2002**). Tandis que l'*ACP* construit un sous-espace pour représenter de manière optimale seulement l'objet visage, la *LDA* construit un sous-espace discriminant pour distinguer de façon optimale les visages de différentes personnes. Elle permet d'effectuer une véritable séparation de classes. Des études comparatives montrent que les méthodes basées sur la *LDA* donnent généralement de meilleurs résultats que les méthodes basées sur l'*ACP*.

L'algorithme *ICA* (**BAR, 2002**), quant à lui, est une généralisation de l'algorithme *ACP* avec lequel il coïncide dans le cas de données gaussiennes. L'algorithme *ICA* est basé sur le concept intuitif de contraste et permet d'éliminer la redondance statistique des données de départ.

Bartlett et al. ont fourni deux architectures différentes pour l'*ICA* (**BAR, 2002**) :

- Une première architecture *ICA-I* qui construit une base d'images statistiquement indépendantes
- Une deuxième architecture *ICA-II* qui fournit une représentation en code factoriel des données.

Bien que ces méthodes globales linéaires basées sur l'apparence évitent l'instabilité des toutes premières méthodes géométriques, elles ne sont pas assez précises pour décrire les subtilités des variétés (géométriques) présentes dans l'espace de l'image originale. Ceci est dû à leurs limitations à gérer la non-linéarité en reconnaissance faciale : les déformations de variétés non linéaires peuvent être lissées et les concavités peuvent être remplies, causant des conséquences défavorables.

Afin de pouvoir traiter le problème de non-linéarité en reconnaissance faciale, de telles méthodes linéaires ont été étendues à des techniques non linéaires basées sur la notion mathématique de noyau « *Kernel* » comme le *Kernel PCA* et le *Kernel LDA*. Une projection non linéaire (réduction de dimension) de l'espace de l'image sur l'espace de caractéristiques « *Feature Space* » est effectuée, les variétés présentes dans l'espace de caractéristiques résultant deviennent simples.

Les principaux avantages des méthodes globales se résument comme suit :

- Le problème de la reconnaissance faciale automatique est transformé en un problème d'analyse de sous-espaces de visages, pour lequel de nombreuses méthodes statistiques existent.
- Les méthodes globales sont souvent applicables à des images basses résolutions ou de mauvaises qualités.

Cependant, les méthodes présentent certains inconvénients dont notamment (**MEL, 2009**) :

- Il est nécessaire de disposer de suffisamment de données représentatives des visages.
- Ces méthodes ne sont robustes qu'à des variations limitées (expression, illumination, pose, etc.).

III.2.2.2. Approches locales

Les méthodes locales utilisent des connaissances *a priori* que l'on possède sur la morphologie du visage et s'appuient en général sur des points caractéristiques de celui-ci.

Kanade présenta un des premiers algorithmes de ce type en détectant certains traits caractéristiques d'un visage. Ces traits seront comparés avec des paramètres extraits d'autres visages. Ces méthodes constituent une autre approche pour prendre en compte la non-linéarité en construisant un espace de caractéristiques local et en utilisant des filtres d'images appropriés, de manière à ce que les distributions des visages soient moins affectées par divers changements. Certaines méthodes ont été développées dans ce but, les principales sont les suivantes :

- Approches Bayésiennes
- Machines à vecteurs de support (*SVM*)
- Méthode des modèles actifs d'apparence (*AAM*)
- Méthode « Local Binary Pattern » (*LBP*)

Toutes ces méthodes ont l'avantage de pouvoir modéliser plus facilement les variations de pose, d'éclairage et d'expression par rapport aux méthodes globales. Toutefois, elles sont plus lourdes à utiliser puisqu'il faut souvent placer manuellement un assez grand nombre de points sur le visage alors que les méthodes globales ne nécessitent de connaître que la position des yeux afin de normaliser les images. Ce qui peut être fait automatiquement et de manière assez fiable par un algorithme de détection.

Les principaux avantages se résument comme suit :

- Le modèle créé possède des relations intrinsèques bien définies avec les visages réels.
- Le modèle créé peut prendre en compte explicitement les variations telles que la pose, l'illumination ou les expressions. La reconnaissance est plus efficace dans le cas de fortes variations.

Par contre, les inconvénients sont les suivants :

- La construction du modèle, reposant souvent sur la détection de points caractéristiques faciaux, peut être laborieuse.
- L'extraction des points caractéristiques peut être difficile dans le cas de variations de pose, d'illumination, d'occlusion, etc.
- Les images doivent être relativement de bonne qualité, et/ou être de résolution suffisante afin de pouvoir extraire les points caractéristiques

III.2.2.3. Approches hybrides

Les méthodes hybrides permettent d'associer les avantages des méthodes globales et locales. Elles permettent d'augmenter la stabilité de la performance de reconnaissance lors de changements de pose, d'éclairage et d'expressions faciales. Elles combinent également la détection de caractéristiques géométriques avec l'extraction de caractéristiques d'apparence locales.

III.2.3. Reconnaissance du visage à l'aide de l'ACP

L'Analyse en Composantes Principales *ACP* est une méthode de la famille de l'analyse des données et plus généralement de la statistique multi-variée, qui consiste à transformer des variables liées entre elles, dites « corrélées », en nouvelles variables indépendantes les unes des autres « non corrélées ». Ces nouvelles variables sont nommées « composantes principales ». Cela permet de réduire l'information en un nombre de composantes plus limité que le nombre initial de variables.

L'algorithme *ACP* est né des travaux de *Turk* et *Pentland*. Il est aussi connu sous le nom de « *Eigen Faces* » car il utilise des vecteurs propres « *Eigen Vectors* » et des valeurs propres « *Eigen Values* ».

L'idée principale consiste à exprimer M images de départ selon une base de vecteurs orthogonaux particuliers, en l'occurrence, les vecteurs propres qui contiennent des informations indépendantes d'un vecteur à l'autre. Les données originales seront exprimées d'une manière plus appropriée à la reconnaissance du visage.

III.2.3.1. Principe de l'ACP

L'algorithme *ACP* peut être utilisé pour des méthodes de reconnaissance globale de visages. Cet Algorithme consiste en une projection des images sur un sous-espace généré par les visages propres, appelé « *Espace Propre* ».

L'algorithme *ACP* inclut deux principales étapes : une phase d'apprentissage et une phase de classification.

1. Phase d'apprentissage

Cette première étape est nécessaire, au moins une fois, lors de la programmation du système biométrique, durant cette phase neuf opérations sont assurées (**MOR, 2009**) :

Etape 1 : Acquisition des images de visages pour la BDD

Dans cette étape, les images sont à niveaux de gris codés sur 8 bits, chaque pixel appartient à [0-255].



74	141	214	237	234	229
234	235	228	222	223	224
229	224	221	224	225	225
219	222	222	221	222	212
220	217	213	210	204	213
221	218	206	200	201	198
181	178	186	178	159	157
122	133	137	129	120	96
34	57	88	74	48	20
19	32	156	152	18	19
35	53	201	241	29	28

Figure III.14. Image d'un visage en niveaux de gris et une partie de la matrice générée

La matrice générée à partir d'une image visage est donnée par :

$$I_i = \begin{pmatrix} \gamma_{11} & \cdots & \gamma_{1C} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \gamma_{L1} & \cdots & \gamma_{LC} \end{pmatrix}_{L \times C} \quad (\text{III.8})$$

Avec : $i = 1, 2, \dots, M$

L : Le nombre de lignes de la matrice I_i

C : Le nombre de colonnes de la matrice I_i

Etape 2 : Concaténation des images

Chaque matrice est concaténée :

- Soit en une colonne de taille $(L \times C) \times 1$
- Soit en une ligne de taille $1 \times (L \times C)$

$$\Gamma_i = \begin{pmatrix} \gamma_{11} \\ \vdots \\ \gamma_{L1} \\ \gamma_{12} \\ \vdots \\ \gamma_{L2} \\ \vdots \\ \gamma_{LC} \end{pmatrix}_{(L \times C) \times 1} \quad (\text{III.9})$$

Etape 3 : Calcul de l'image moyenne

L'image moyenne est calculée par la formule (III.10) :

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Gamma_i \quad (\text{III.10})$$

Etape 4 : Centrage des images de la BDD

L'image moyenne ne porte pas d'informations. Cette étape consiste à soustraire cette dernière de toutes les images de la BDD. La matrice A contiendra donc tous les vecteurs centrés alignés colonne-colonne.

$$\phi_i = (I_i - \Psi)_{(LxC)x1} \quad (\text{III.11})$$

La matrice A contiendra donc tous les vecteurs centrés alignés colonne-colonne :

$$A = [\phi_1 \ \phi_2 \ \phi_3 \ \dots \ \phi_M]_{(LxC)xM} \quad (\text{III.12})$$

Etape 5 : Calcul de la matrice de covariance

La matrice de covariance est calculée par l'équation (III.13) :

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M (\phi_n \phi_n^T) = (AA^T)_{(LxC)x(LxC)} \quad (\text{III.13})$$

Etape 6 : Calcul des valeurs et des vecteurs propres de la matrice de covariance

La taille de la matrice C est égale à $(LxC) \times (LxC)$.

On remarque que la taille de cette matrice est grande. Ce qui engendre l'augmentation du temps de calcul. Pour contourner cette contrainte, on utilisera la matrice $A^T A$ de taille $(M \times M)$ au lieu de la matrice AA^T .

Les vecteurs et valeurs propres respectivement de la matrice $A^T A$, notés $V_i \mu_i$ sont donnés par l'équation (III.14) :

$$A^T A V_i = \mu_i V_i \quad (\text{III.14})$$

$U_i \mu_i$ sont les vecteurs et valeurs propres respectivement de la matrice $A^T A$

$$U_i = A V_i \quad (\text{III.15})$$

Avec : U_i sont les vecteurs propres de la matrice C

μ_i sont les valeurs propres de la même matrice.

Les matrices $A^T A$ et AA^T ont les mêmes valeurs propres.

Etape 7 : Calcul des visages propres

Posons :

$$L = A^T A \quad (\text{III.16})$$

Le vecteur propre V_i indique la relation linéaire entre les images des visages et le visage propre :

$$U_I = \sum_{k=1}^M V_{Ik} \phi_k \quad (\text{III.17})$$

Avec : $I = 1, \dots, M$

Etape 8 : Calcul des poids des visages propres dans l'espace propre

Toutes les images des visages de la base de données sont projetées dans le sous-espace généré par les M visages propres, pour avoir leurs poids.

$$W_{Ik} = U_k^T (\Gamma_I - \Psi) \quad \text{(III.18)}$$

Avec : $k, I = 1, 2, \dots, M$

Etape 9 : Calcul de seuil

Le seuil est une opération additionnelle pour l'amélioration de la performance du système biométrique, il est déterminé expérimentalement pour avoir un **FAR = FRR**.

2. Phase de classification

C'est la phase « utilisation » du système biométrique, l'algorithme *ACP* est présenté dans le cadre de notre travail en mode d'identification. Nous mesurons donc toutes les distances euclidiennes entre l'image à identifier et celles de la BDD. Le minimum de ces distances sera retenu et comparé à un seuil avant de prendre une décision. Dans le cas d'une authentification, une seule distance euclidienne sera calculée et comparée au seuil.

Les opérations de la phase de classification sont :

Etape 1 : Soustraction de l'image moyenne

L'équation (III.19) permet de centrer l'image :

$$W_k = U_k^T (\Gamma_{test} - \Psi) \quad \text{(III.19)}$$

Avec : $k = 1 \dots M$

Etape 2 : Calcul des poids des visages propres dans l'espace propre

Une fois l'image centrée, elle sera projetée sur l'espace propre. Nous obtenons « M » Poids pour cette image. Les « M » poids sont stockés colonne par colonne dans la matrice suivante :

$$\Omega_{test}^T = [W_1 \quad W_2 \quad \dots \quad W_M] \quad \text{(III.20)}$$

Etape 3 : Calcul de la « Distance Euclidienne »

Pour pouvoir prendre une décision, les « Distances Euclidiennes » entre les poids de l'image test et ceux de la BDD sont calculées par l'équation (III.21) :

$$\varepsilon_k^2 = \|\Omega_{test} - \Omega_k\|^2 \quad \text{(III.21)}$$

Pour : $k = 1 \dots M$

Le calcul de la « Distance Euclidienne » est l'une des méthodes les plus simples et les plus efficaces pour déterminer quelle classe de visage fournit la meilleure description d'une image d'entrée.

Etape 4 : Prise de décision

Une fois les « *Distances Euclidiennes* » calculées, l'image testée sera assignée au visage de la BDD ayant la « *Distance Euclidienne* » minimale si cette dernière est inférieure au seuil. Dans la phase de décision, la « *Distance Euclidienne* » calculée sera comparée à un seuil θ comme suit :

- Si $\min\{\varepsilon_k\} > \theta$, alors le visage n'existe pas dans la BDD
- Si $\min\{\varepsilon_k\} \leq \theta$, alors l'image sera assignée l'image de la personne ayant une « *Distance Euclidienne* » minimale avec l'image « Test ».

Conclusion

Ce chapitre a été consacré à l'étude de quelques méthodes de prétraitement utilisées, pour la segmentation, la normalisation et l'extraction des caractéristiques de l'iris. La méthode de *Hough* est considérée comme la meilleure du point de vue performances selon plusieurs études et expériences. Concernant la phase de normalisation, nous avons utilisé la méthode de la Pseudo Polaire proposée par *Daugman*, qui a donné des résultats très satisfaisants.

Il existe diverses méthodes d'extraction de caractéristiques utilisées pour la reconnaissance de visage et de l'iris, telles que Log-Gabor, les moments de Zernike et LBP. Diverses recherches ont prouvé la fiabilité de ces nouvelles méthodes pour améliorer les performances des systèmes biométriques réalisés. Le chapitre suivant va démontrer l'amélioration et la fiabilité du système de reconnaissance par la combinaison des trois algorithmes d'extraction de caractéristiques.

Chapitre IV

Réalisation d'un système biométrique bimodal par fusion de caractéristiques

La plupart des systèmes biométriques multimodaux sont axés sur la fusion au niveau des scores. Cependant, ce niveau de fusion s'avère relativement plus pratique et plus facile à accéder et à combiner les scores générés par différents Matchers. Un processus de normalisation s'avère indispensable dans certains cas où les scores ne sont pas dans le même domaine de variation.

Une autre alternative de fusion de modalités s'offre à nous. Il s'agit de la fusion au niveau des caractéristiques par le processus de concaténation.

Dans ce cas, la dimension élevée des caractéristiques a conduit les chercheurs à utiliser des techniques de réduction des caractéristiques telles que l'Analyse en Composantes Principales.

Notre intérêt s'est porté sur cette deuxième alternative en combinant les deux modalités visage et iris au niveau des caractéristiques.

Introduction

Dans ce chapitre, nous allons réaliser un système biométrique bimodal qui fournit le maximum d'informations en se basant sur de nouveaux algorithmes de fusion au niveau des caractéristiques valides et efficaces dans le but d'obtenir de meilleures performances en diminuant le taux d'erreur *EER*.

Le système bimodal que nous réaliserons se base sur deux modalités biométriques : le visage et l'iris. Pour l'extraction de caractéristiques du visage, nous allons utiliser les algorithmes :

- Modèle Binaire Local *LBP* (Local Binary Pattern),
- Moments de Zernike *ZM* (Zernike Moment)
- Filtre de Gabor *LG* (Log-Gabor)

Quant à la deuxième modalité, nous allons utiliser la méthode de segmentation basée sur la transformée de *Hough*. Par la suite, nous utiliserons la méthode de *Daugman* pour la normalisation.

La fusion se fera au niveau de la matrice des caractéristiques. Nous utiliserons l'algorithme *ACP* pour la compression de données et l'Algorithme *BAT* pour l'optimisation.

Dans ce chapitre, nous présenterons également la *BDD* utilisée, à savoir, *CASIA-Iris-Distance*. Nous détaillerons ensuite les étapes de traitement de chaque modalité avec les algorithmes correspondant à chaque module. Nous allons illustrer les résultats de simulation de la fusion des deux modalités. Par la suite, nous évaluerons les performances du système réalisé.

IV.1. Présentation de la *BDD CASIA-Iris-Distance*

La *BDD CASIA-Iris-Distance* contient des images d'iris capturées à l'aide de système auto-développé d'acquisition et de reconnaissance d'images biométriques multimodales à longue portée (voir figure **IV.1**). Le capteur biométrique utilisé permet de reconnaître les utilisateurs situés à une distance d'environ 3m en recherchant activement des motifs d'iris et de visage dans le champ visuel via un système d'imagerie multi-caméra intelligent à haute résolution.

Cette *BDD* est appropriée pour la construction de système biométrique multimodal de visage-iris. Elle contient un nombre total de 2840 images *JPG* capturées à partir de 142 individus, dont la taille est de 1728 x 2352 pixels.



Figure IV.1. Capteur biométrique pour l'acquisition des images de *CASIA-Iris-Distance*.

Les images de l'iris de *CASIA-Iris-Distance* ont été capturées par une caméra à haute résolution, ce qui a permis d'inclure à la fois l'iris à double œil et les motifs de visage dans la région d'intérêt (voir figure IV.2). Les caractéristiques faciales sont bien détaillées telles que le modèle de peau. Elles sont également évidentes pour la fusion d'information biométrique multimodale.



Figure IV.2. Quelques images de la *BDD CASIA-Iris-Distance*

La figure IV.3 illustre un exemple d'image dans la *BDD CASIA-Iris-Distance* :

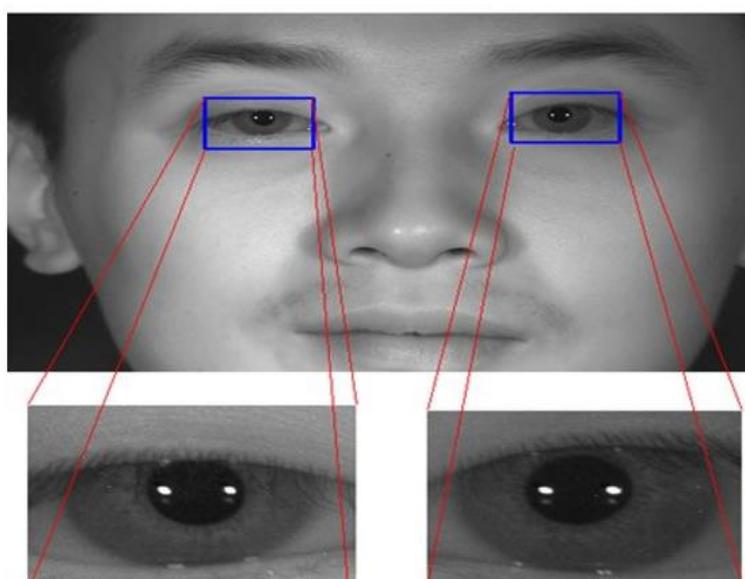


Figure IV.3. Exemple d'image dans la *BDD CASIA-Iris-Distance*

IV.2. Etapes de réalisation d'un système de reconnaissance bimodal

Le système de reconnaissance biométrique bimodal comprend les étapes suivantes :

- Phase d'enrôlement
- Phase de prétraitement d'image
- Phase d'extraction de caractéristiques locales
- Phase de modélisation de caractéristiques
- Phase de reconnaissance.

IV.2.1. Phase d'enrôlement

Dans cette section, nous allons traiter chaque modalité prise séparément. Par la suite, nous fusionnons les deux modalités. Nous commencerons par les étapes d'enrôlement pour l'iris puis pour le visage engendrées par les différents algorithmes.

La figure IV.4 illustre le principe général de notre système de reconnaissance basé sur la fusion bimodale des deux modalités, le visage et l'iris (droit et gauche) :

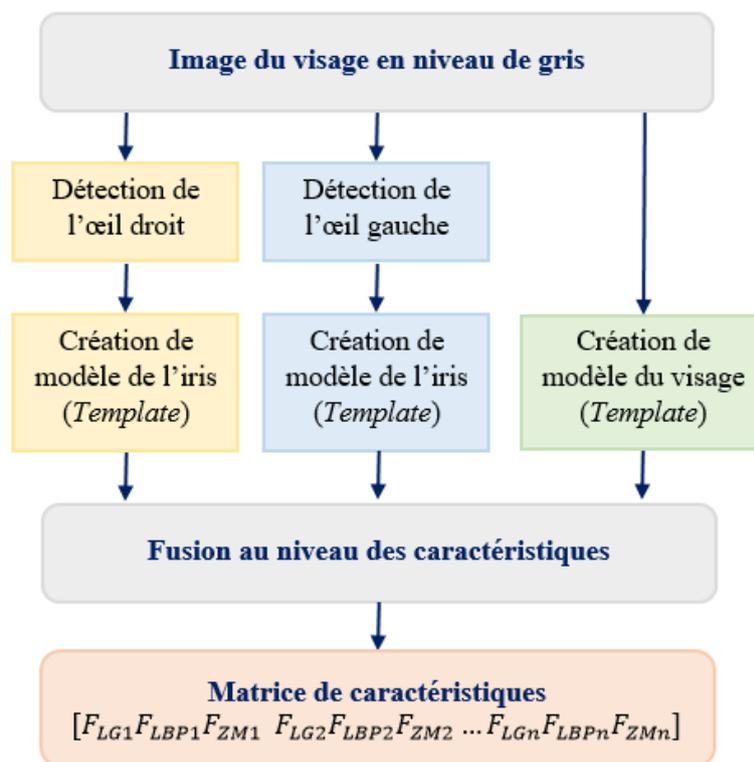


Figure IV.4. Schéma des différentes étapes de réalisation de système biométrique bimodal (Phase d'enrôlement)

IV.2.2. Prétraitement d'image

Nous appliquons un prétraitement pour le visage et les images de l'œil gauche et droit. Par la suite, nous fusionnons le visage, l'œil gauche et l'œil droit pour construire les images biométriques multimodales.

Pour l'image du visage, nous utilisons l'illumination et le prétraitement de la normalisation géométrique utilisés dans (WAN, 2004). Pour l'image de l'iris, nous appliquons l'amélioration d'image par la segmentation et la normalisation et nous extrayons la région d'intérêt de l'iris.

La phase d'enrôlement contient les principaux modules de traitement suivants :

- Phase de détection
- Phase de segmentation de l'iris
- Phase de normalisation rectangulaire du disque de l'iris
- Phase d'extraction des codes iris
- Phase d'enregistrement des codes

Quant à la phase de reconnaissance, elle contient les mêmes quatre premiers modules de la phase d'enrôlement, en l'occurrence, la détection, la segmentation, la normalisation et l'extraction. Le dernier module, quant à lui, est dédié à la comparaison du code iris extrait à ceux enregistrés lors de la phase d'enrôlement.

La comparaison se fera au niveau de la matrice de caractéristiques combinant celle de visage, de l'iris droit et de l'iris gauche.

Le schéma de la figure IV.5 illustre les différentes étapes de la reconnaissance de l'iris :

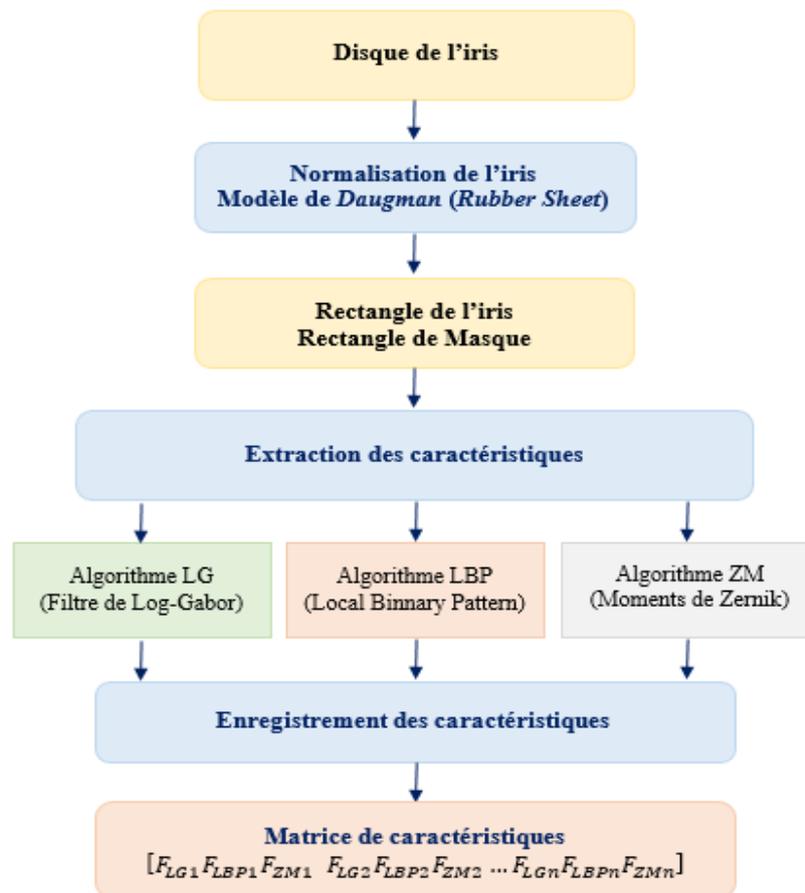


Figure IV.5. Etapes de reconnaissance de l'iris

IV.2.2.1. Phase de détection des yeux

La détection des visages est l'un des sujets les plus étudiés dans la littérature sur la vision par ordinateur. Bien que cela semble être une tâche triviale pour les êtres humains, c'est une tâche très difficile pour les ordinateurs. La difficulté associée à la détection des visages peut être attribuée à de nombreuses variations d'échelle, de localisation, de point de vue, d'éclairage, d'occlusions, etc.

Bien qu'il y ait de multitudes approches de détection de visages, l'approche *Viola et Jones* a le plus d'impact au cours de ces dernières décennies. Cette méthode est capable de traiter des images extrêmement rapidement et d'atteindre des taux de détection élevés.

Dans cette étape, une image d'entrée d'un individu est prise. Elle fournit une vue explicite des yeux gauche et droit. Le but est d'extraire l'œil gauche et l'œil droit à partir de l'image d'entrée. Ceci se fait par recadrage automatique basé sur les distances manuelles calculées à partir de la pupille localisée.

La figure **IV.6** montre les yeux, droit et gauche, séparés de l'image d'entrée :

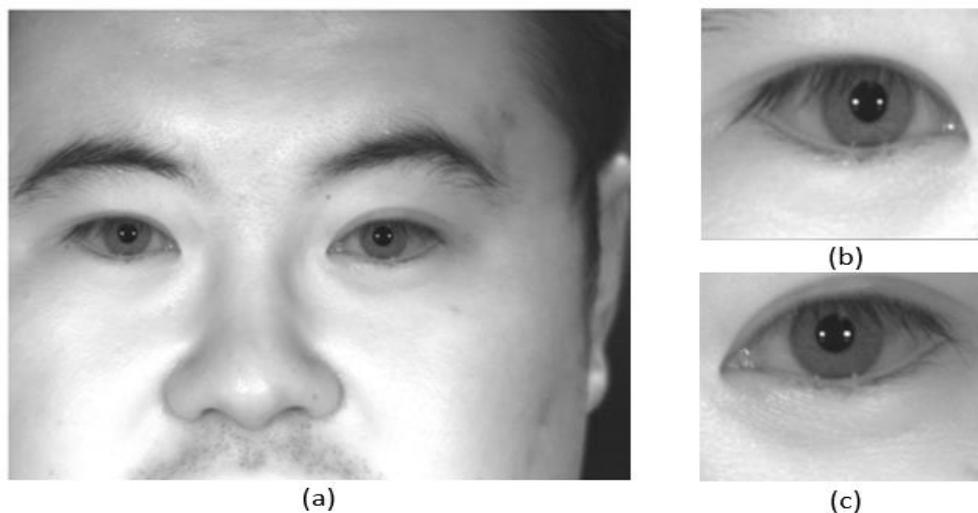


Figure IV.6. Exemple d'image d'entrée pris de la *BDD CASIA-Iris-Distance*

(a) Image oculaire d'entrée (b) œil droit (c) œil gauche

IV.2.2.2. Segmentation de l'iris

La segmentation consiste à isoler la région circulaire de l'iris dans une image. Nous avons choisi d'utiliser la Transformée de *Hough* pour effectuer la segmentation (**KAA, 2022**), (**KAM, 2022**).

La figure **IV.7** illustre les étapes de la segmentation par la Transformée de *Hough* :

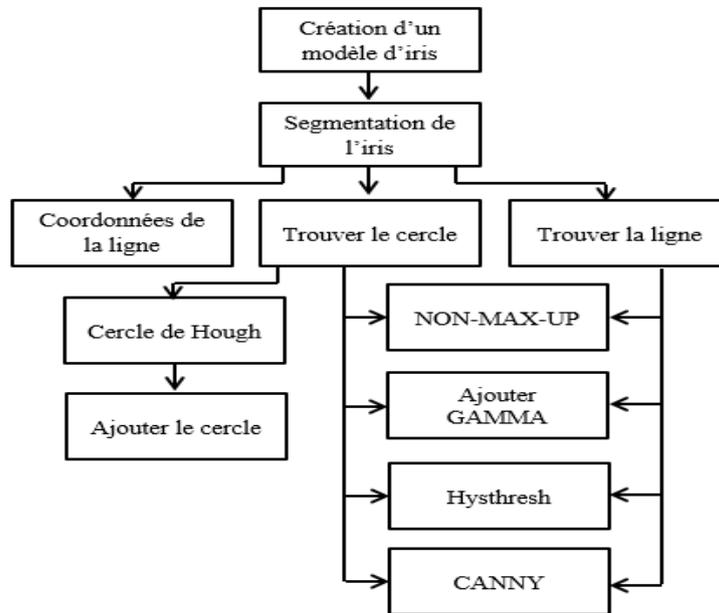


Figure IV.7. Organigramme de la Transformée de *Hough*

Les étapes de la segmentation de l'iris sont résumées comme suit :

- Effectuer une segmentation automatique de la région de l'iris à partir d'une image de l'œil et isoler les zones de bruit telles que les paupières occlusives et les cils.
- Trouver le cercle revient à retourner les coordonnées du cercle dans une image en utilisant la Transformée de *Hough* Circulaire et le filtre de *Canny* pour la détection de contours.
- Trouver les coordonnées de la ligne x et y le long d'une ligne.
- Trouver les coordonnées d'une ligne dans une image en utilisant la Transformée de *Hough* Linéaire et le filtre de *Canny* pour la détection de contours.
- Appliquer la Transformée de *Hough* pour trouver des cercles dans l'image.
- Générer un cercle pour ajouter des poids dans un tableau accumulateur de *Hough*.
- Calculer la fonction *NON-MAX-UP* pour effectuer une suppression non maximale sur une image en utilisant une image d'orientation.
- Régler l'image *ADJ-GAMMA* pour améliorer le contraste des régions claires. Les valeurs *Gamma* de l'image qui sont supérieures à « 1 » améliorent le contraste dans les régions sombres.
- Calculer la fonction *HYSTHRESH* pour effectuer le seuil d'hystérésis d'une image.
- Calculer la fonction *CANNY* pour la détection des contours.

La Transformée de *Hough* consiste à sélectionner les pixels de fortes intensités dans l'image de contours et à déterminer, pour chaque pixel, tous les cercles de rayons différents qui passent par ce pixel.

Un processus de vote est mis en place sur l'image de contours obtenue. Chaque point de contour vote pour les cercles dont il appartient. Le cercle qui obtient le plus de votes est le cercle recherché. Parfois cette méthode est lourde, principalement, lorsque nous n'avons pas une connaissance a priori sur la localisation du cercle recherché.

Les paramètres à initialiser lors de l'implémentation de l'algorithme de la Transformée de *Hough* sont les suivants :

- Le rayon minimal de la pupille (*LOWER_PUPIL_RADIUS*) est d'environ 28 pixels.
- Le rayon maximal de la pupille (*UPPER_PUPIL_RADIUS*) est d'environ 75 pixels.
- Le rayon minimal de l'iris (*LOWER_IRIS_RADIUS*) est d'environ 90 pixels.
- Le rayon maximal de l'iris (*UPPER_IRIS_RADIUS*) est d'environ 150 pixels.

Nous utilisons ces valeurs pour limiter le domaine de variation des valeurs de rayon lors de l'application de la Transformée de *Hough* sur les images de la *BDD* utilisée.

IV.2.2.3. Détection de la paupière supérieure et inférieure

La figure **IV.8** illustre la détection des contours d'une image d'iris suivant les axes : diagonal, vertical et horizontal :



Figure IV.8. (a) Image initiale de *CASIA-Iris* (b) Image de contour diagonal
(c) Image de contour horizontal (d) Image de contour vertical.

Similaire à la localisation de la limite externe de l'iris, la méthode proposée sélectionne deux régions de recherche pour détecter les paupières supérieure et inférieure. Les régions de recherche supérieure et inférieure sont étiquetées et indiquées par la figure **IV.9**.

Le centre de la pupille, les limites interne et externe de l'iris servent de référence pour sélectionner les deux régions de recherche. Ces régions sont confinées dans les limites interne et externe de l'iris et la largeur est la même que le diamètre de la pupille.

La détection de contour de *Sobel* est appliquée aux régions de recherche pour détecter les paupières. Afin de réduire la détection des fausses arêtes provoquée par les cils, le noyau de *Sobel* est accordé à l'horizontal.

Après l'étape de détection de contour, les paupières sont détectées en utilisant la Transformée de *Hough* Linéaire. Cette méthode permet de calculer le nombre total de points de contours dans chaque ligne horizontale à l'intérieur des régions de recherche.

La ligne horizontale ayant le nombre maximal de points de contour est sélectionnée comme limite de paupière. Si ce nombre est inférieur à un seuil prédéfini, il est supposé que la paupière n'est pas présente dans les régions de recherche.

Le processus de détection des paupières est illustré à la figure **IV.9**.

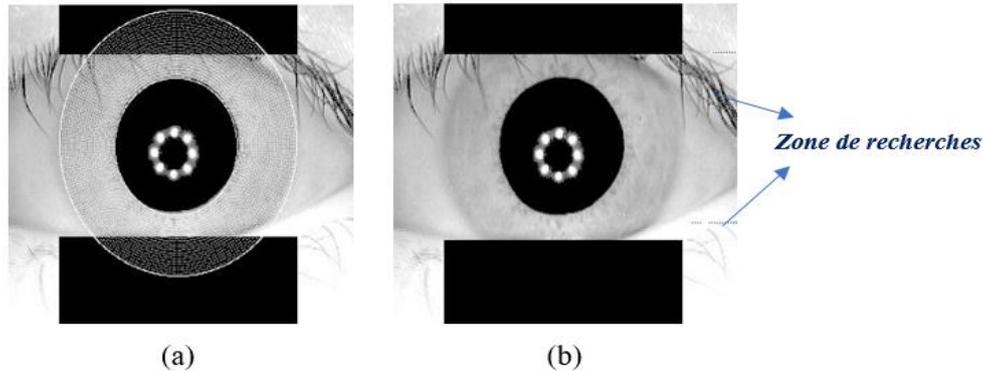


Figure IV.9. Image de l'iris (a) Zones de recherche supérieure et inférieure
(b) Détection des paupières supérieure et inférieure

Les limites de la paupière sont approximativement modélisées en lignes droites. La détection des contours ne peut pas identifier tous les pixels le long des limites de la paupière qui sont obstruées par les cils. Par conséquent, ces limites sont modélisées avec approximation des lignes droites.

La figure **IV.10** représente les résultats possibles de la segmentation de l'iris :

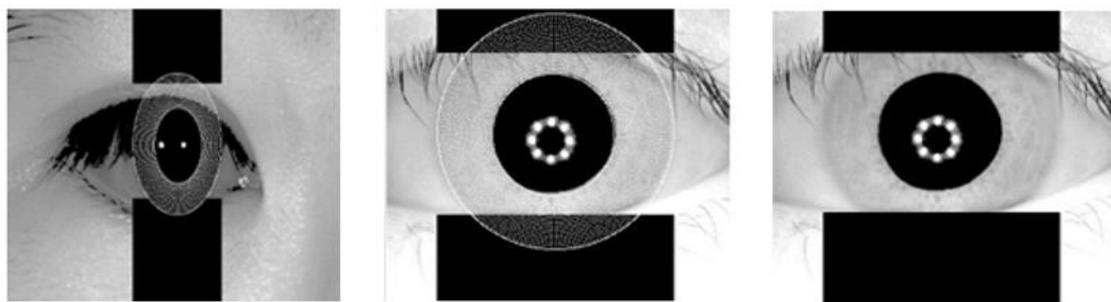


Figure IV.10. Quelques images segmentées avec suppression des régions non-iris

Le processus de segmentation de l'iris donne un résultat qui se compose :

- Des paramètres de deux cercles non concentriques (les coordonnées du centre et le rayon décalés)
- Une image de l'œil contenant les pixels des régions non-iris masquées. Ce masque est généré par l'opération de seuillage et les paramètres des deux lignes des paupières.

Les mesures prises pour l'isolement des paupières peuvent se résumer comme suit :

- Une ligne est installée sur les couvercles, supérieur et inférieur, de l'œil en utilisant la Transformation de *Hough* Linéaire.
- La deuxième ligne horizontale est dessinée de manière à croiser la première ligne aux bords de l'iris qui est la plus proche de la pupille.
- Pour l'isolement des cils, la technique de seuillage est adoptée à partir de la perception que les cils sont la région la plus sombre d'un œil.

Les principales contraintes de la segmentation par la Transformée de *Hough* se résument comme suit :

- Il est judicieux de choisir des valeurs de seuil pour la détection des contours de sorte que des points critiques ne soient enlevés.
- La méthode est intensive en calcul en raison de son approche « *Brute-Force* », et donc ne peut pas être adaptée aux applications en temps réel.

IV.2.2.4. Phase de normalisation

Une fois que la région de l'iris est segmentée, l'étape suivante consiste à la transformer en zones ayant des dimensions fixes afin de permettre des comparaisons. Les incohérences dimensionnelles entre les images de l'œil sont principalement dues à l'étirement de l'iris causé par la dilatation de la pupille à partir de différents niveaux d'illumination.

Le processus de normalisation produit des régions d'iris, qui ont les mêmes dimensions, de sorte que deux photographies du même iris, dans des conditions différentes, auront des caractéristiques au même endroit spatial. Un autre point important est que la région pupillaire n'est pas toujours concentrique dans la région de l'iris, et est habituellement légèrement nasale.

La reconnaissance de l'iris exige une représentation invariante aux changements de sa taille, sa position et son orientation (dilatation/contraction, distance et angle d'acquisition). Afin de remédier à tous ces facteurs de changement, nous utilisons le modèle « *Rubber-Sheet* » utilisé dans le système proposé par *Daugman*.

Le modèle « *Rubber-Sheet* » est le plus courant dans la littérature puisqu'il assure l'invariance de la région de l'iris aux facteurs de changements (taille, position et orientation). Cela est accompli par la translation du disque segmenté à un système de coordonnées pseudo-polaires.

On considère le centre de la pupille comme étant le point de référence. La résolution angulaire θ représente le nombre de vecteurs tracés à partir du point de référence et la résolution

radiale r représente le nombre de point sur chaque vecteur. Nous cherchons les coordonnées cartésiennes de ces points de résolution.

Généralement, les deux cercles de l'iris ne sont pas concentriques. Cela provoque le changement de la distance entre les deux points d'intersection du vecteur avec le cercle de la pupille et le cercle de l'iris, en fonction de l'angle de résolution θ de chaque vecteur.

Par ailleurs, il faut calculer la distance d pour chaque résolution angulaire θ . En d'autres termes, il faut définir la distance d en fonction de l'angle θ . Cela est donné par la formule **IV.1** :

$$d = \sqrt{\alpha\beta} + \sqrt{\alpha\beta^2 - \alpha - r_i} \quad \text{(IV.1)}$$

Où : $\alpha = Ox^2 + Oy^2$

$$\beta = \cos(\pi - \arctg\left(\frac{Ox}{Oy}\right) - \theta)$$

Avec : Ox et Oy décrivent le déplacement entre le centre de l'iris et le centre de la pupille

d est la distance entre la bordure de l'iris et celle de la pupille à partir du centre de la pupille avec un angle θ autour de la région de l'iris

r_i est le rayon de l'iris.

Pour chaque angle θ , nous prenons un nombre constant de points équidistants r , tout en respectant la distance d . Par la suite, nous cherchons les positions cartésiennes de chaque point de résolution à partir de sa position radiale et angulaire pour en récupérer l'information. Enfin, de la même manière et avec les mêmes résolutions (radiale et angulaire), nous effectuons la normalisation du masque de l'iris.

Le résultat du processus de normalisation de chaque image d'iris segmenté comporte deux rectangles de même taille prédéfinie :

- Un rectangle contenant l'information de la texture de l'iris (tous les points de résolution)
- Un autre indiquant les points de résolutions des régions non-iris masqués

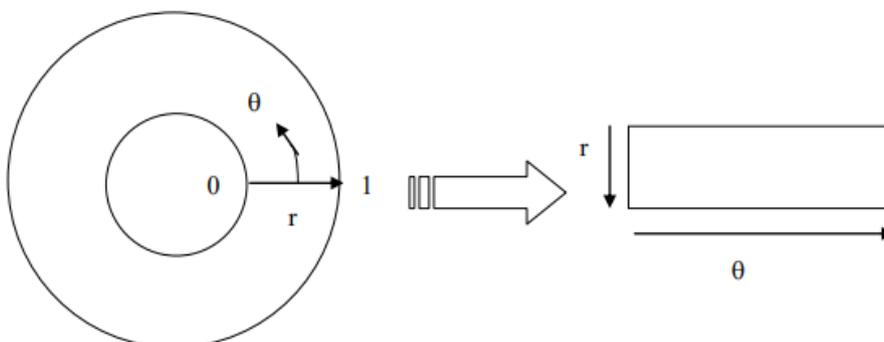


Figure IV.11. Modèle en feuille de caoutchouc de *Daugman*.

La transformation de la région de l'iris des coordonnées cartésiennes (x, y) vers la représentation polaire (r, θ) non concentrique normalisée est modélisée par l'équation **IV.2** :

$$I(X(r, \theta), Y(r, \theta)) \rightarrow I(r, \theta) \quad (\text{IV.2})$$

Où : $X(r, \theta) = (1 - r)x_p + rx_i(\theta)$

$$Y(r, \theta) = (1 - r)y_p + ry_i(\theta)$$

Avec : $I(x, y)$ est l'image de la région de l'iris

(x, y) sont les coordonnées cartésiennes d'origine

(r, θ) sont les coordonnées polaires normalisées correspondantes

x_p, y_p, x_i, y_i sont les coordonnées des limites des cercles la pupille et de l'iris dans la direction θ .

Le modèle de la feuille de caoutchouc (figure **IV.11**) prend en compte la dilatation pupillaire et les incohérences de taille afin de produire une représentation normalisée avec des dimensions constantes. De cette manière, la région de l'iris est modélisée sous la forme de « *Rubber Sheet* » souple ancrée à la limite de l'iris. Le centre de la pupille est pris comme un point de référence.

Le modèle homogène de « *Rubber Sheet* » tient compte de la dilatation pupillaire, de la distance d'imagerie et du déplacement pupillaire non concentrique. Néanmoins, il ne compense pas les incohérences de rotation. Dans le système de *Daugman*, la rotation est prise en compte lors de l'appariement en décalant les gabarits d'iris dans la direction θ jusqu'à ce que deux gabarits d'iris soient alignés.

Un nombre constant des points sont choisis le long de chaque ligne radiale. Le retour arrière est effectué pour créer un modèle pour déterminer les coordonnées cartésiennes des points de données à partir de la position radiale et angulaire dans le modèle normalisé. Pour la prévention du motif normalisé à travers la région non-iris, les points de données qui se produisent le long de contour de la pupille ou du contour de l'iris sont mis au rebut.

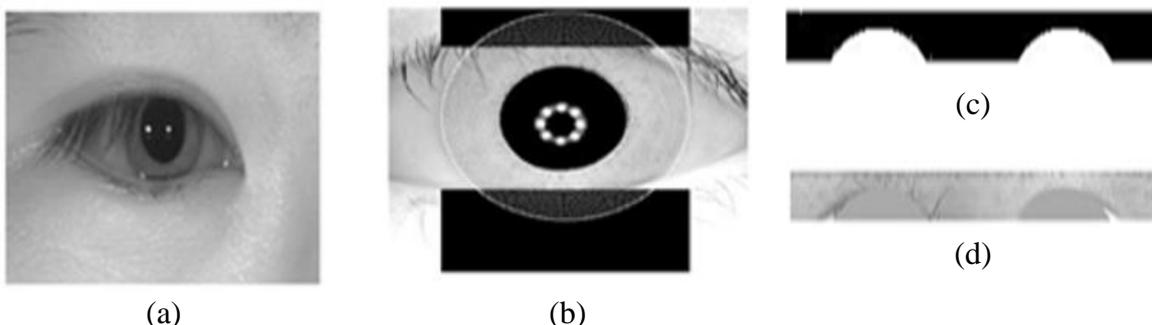


Figure IV.12. (a) Image de l'œil droit, (b) Image de l'iris segmenté par la Transformée de Hough, (c) Masque de l'iris droit, (d) Iris droit normalisé.

IV.2.3. Phase d'extraction des caractéristiques

Le système de reconnaissance biométrique multimodal comprend généralement deux étapes :

- Extraction de caractéristiques
- Reconnaissance de caractéristiques.

De nos jours, l'extraction des caractéristiques de l'iris est devenue le problème clé dans l'algorithme de reconnaissance biométrique. Afin d'enrichir le système avec des informations utiles, nous avons appliqué trois méthodes pour extraire les caractéristiques locales des images de visage et des images d'iris, en l'occurrence :

- Caractéristiques de Filtre de Gabor « *LG* » (Log-Gabor)
- Caractéristiques de Moment de Zernike « *ZM* » (Moment Zernike)
- Caractéristiques de Modèle Binaire Local « *LBP* » (Local Binary Pattern).

Ces caractéristiques ont l'invariance locale et la description de la région forte qui peuvent surmonter les effets de la lumière. La fusion des caractéristiques locales permet de mieux caractériser tous les détails locaux des images.

Pour la modalité de l'iris, nous avons obtenu une image à partir de l'image normalisée de taille [20 x 245]. Nous avons exécuté les trois algorithmes sur chaque bloc de ces douze blocs pour chaque image.

Les trois types d'extraction de caractéristiques locales de chaque bloc d'image sont représentés comme suit :

IV.2.3.1. Extraction à l'aide de l'algorithme LBP

Dans notre travail, nous avons utilisé une nouvelle méthode d'extraction de caractéristiques d'iris basée sur des images de type LBP et sur la méthode de codage en morceaux.

Tout d'abord, nous appliquons le LBP à l'image de l'iris normalisée pour obtenir l'image LBP. Ensuite, nous extrayons la caractéristique de l'iris via la méthode de codage en morceaux basée sur les informations statistiques de l'iris.

Pour accélérer le traitement et conserver un taux de reconnaissance élevé, le modèle LBP des blocs iris est utilisé dans l'algorithme de reconnaissance. Ce modèle est introduit en tant que mesure complémentaire pour le contraste de l'image locale. Pour implémenter une reconnaissance efficace et plus précise, nous modifions la méthode d'extraction des caractéristiques LBP.

Dans cette partie, nous allons présenter une méthode de codage en morceaux basée sur des informations statistiques pour obtenir le code caractéristique des deux iris et de l'image de visage.

L'opérateur LBP original est un puissant moyen de description de texture. La première incarnation de l'opérateur a travaillé avec les huit voisins d'un pixel en utilisant la valeur du pixel central comme seuil.

Les pixels de voisinage g_0 à g_7 sont convertis en « 0 » si leurs niveaux de gris sont inférieurs à celui du centre g_c , ou à « 1 » dans le cas échéant. Ensuite, un code LBP pour le pixel central g_c est obtenu en additionnant les valeurs des pixels de voisinage pondérées par leurs poids 2^n respectives, « n » étant l'indice des huit voisins.

La figure IV.13 est une illustration de l'opérateur LBP de base. Nous considérons un exemple de masque 3 x 3 (huit voisins).

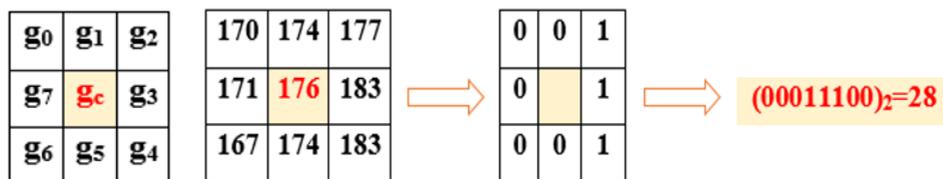


Figure IV.13. Illustration de l'opérateur LBP (Masque 3 x 3)

Dans le cas multi-échelles et multi-échantillonnage, nous définissons l'opérateur généralisé LBP, noté « $LBP_{P,R}$ », où R représente le rayon des voisins et P le nombre de voisins.

L'interpolation bilinéaire est adoptée pour calculer le niveau de gris de chaque voisin. Ainsi, le code LBP de chaque pixel contient P bits.

Soit g_c la valeur de gris du pixel central C, et g_p correspond aux niveaux de gris de P pixels espacés équitablement sur un cercle de rayon R ($R > 0$) formant un ensemble de voisins symétriquement circulaires, où : $P = 0, 1, \dots, P-1$.

La figure IV.14 illustre des voisins de symétrie circulaire qui ne tombent pas exactement au centre des pixels. Ils sont estimés par interpolation.

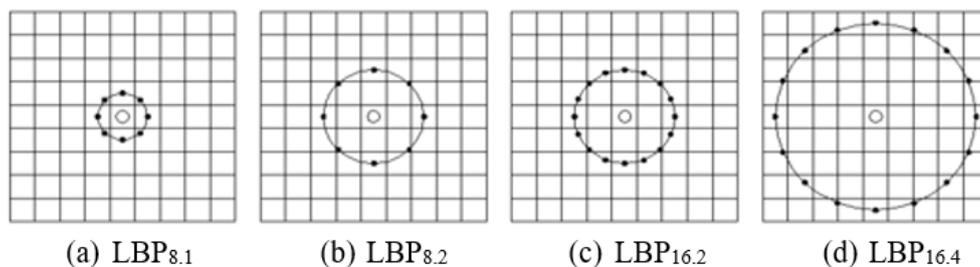


Figure IV.14. Ensemble des voisins circulaires et symétriques pour des valeurs de P et de R distincts

En affectant un facteur binomial 2^p à chaque signe $g_p - g_c$, nous obtenons un nombre unique qui caractérise la structure spatiale de la texture de l'image locale :

$$LBP_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} S(g_p - g_c) 2^p \quad (\text{IV.3})$$

Où : $S(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{si } x < 0 \end{cases}$

A partir de l'équation (IV.3), nous constatons que l'opérateur LBP de 16 voisins obtient des images LBP dont la plage de valeurs de gris est $0 \sim (2^{16}-1)$ et les transforme uniformément à $0 \sim (2^8-1)$ linéairement pour une comparaison commode avec d'autres images LBP.

Le processus de transformation de chaque pixel est donné par l'équation IV.4 :

$$Nouvelle_Valeur = \frac{2^8-1}{2^{16}-1} Ancienne_Valeur \quad (\text{IV.4})$$

Où :

Nouvelle_Valeur est la nouvelle valeur de gris du pixel après la transformation

Ancienne_Valeur est l'ancienne valeur de gris avant la transformation.

Par application de l'algorithme *LBP* pour l'extraction des caractéristiques de l'iris, nous calculons le code *LBP* pour chaque pixel de l'image *I*. Quatre opérateurs LBP sont utilisés dans les images, à savoir, $LBP_{8,1}$, $LBP_{8,2}$, $LBP_{16,2}$ et $LBP_{16,4}$.

La figure IV.15 montre les différentes images de caractéristiques de différents opérateurs LBP :

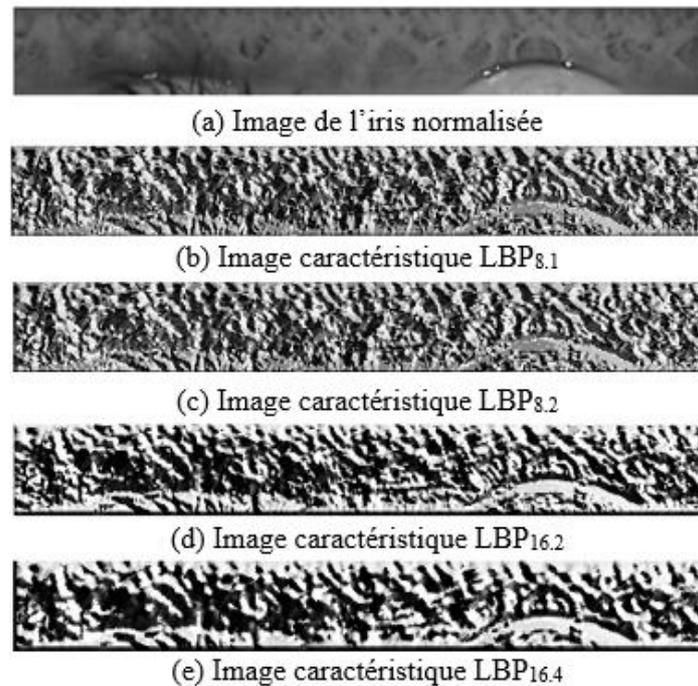


Figure IV.15. Image de l'iris normalisée et ses différentes images de caractéristiques LBP

IV.2.3.2. Extraction à l'aide de Zernike Moment

Dans la reconnaissance d'objet/image, une partie d'une image peut être décrite en utilisant un scalaire ou un ensemble de scalaires basé sur les propriétés géométriques de l'objet. De tels scalaires ou ensemble de scalaires sont appelés descripteurs car ils décrivent des objets reconnus par un système de vision artificielle.

Dans cette partie, nous allons présenter un cadre novateur et détaillé pour le calcul efficace de Zernike Moment ZM , des moments basés sur la région. En utilisant ZM et les caractéristiques géométriques, nous avons extrait douze caractéristiques.

Les ZM sont des moments orthogonaux basés sur des polynômes de Zernike. L'orthogonalité signifie qu'il n'y a pas de redondance ou de chevauchement des informations entre les moments. Ces derniers sont quantifiés de manière unique en fonction de leurs ordres. La caractéristique distinctive de ZM est l'invariance de sa magnitude par rapport à la rotation.

Calculons les moments de Zernike pour les sous-blocs des images de l'iris et de visage : Soit (m, n) la paire ordonnée qui représente l'ordre du polynôme de Zernike et la multiplicité de son angle de phase. Le moment de Zernike Z_{nm} , pour un sous bloc d'une image (de l'iris ou du visage) $\{f(x_i, y_j) / 1 \leq i \leq 20 \text{ et } 1 \leq j \leq 20\}$, peut être calculé comme suit :

(a) Système de coordonnées cartésiennes

$$Z_{nm} = \frac{n+1}{\pi} \iint f(x, y) V_{nm}(x, y) \partial x \partial y \quad (\text{IV.5})$$

$$Z_{nm} = \frac{n+1}{\pi} \sum_x^M \sum_y^N V_{nm}(x, y) f(x, y) \quad (\text{IV.6})$$

(b) Système de coordonnées polaires

$$Z_{nm} = \frac{n+1}{\pi} \iint f(\rho, \theta) R_{nm}(\rho, \theta) \partial \rho \partial \theta \quad (\text{IV.7})$$

Où : $V_{nm}(x, y) = R_{nm}(\rho) e^{i\theta}$

Avec : $\begin{cases} \rho = \sqrt{x^2 + y^2} \\ \theta = \arctan(\frac{y}{x}) \end{cases}$

m définit l'ordre du polynôme de Zernike

n représente la multiplicité des angles de phase dans ZM . Il est soit négatif, soit positif

IV.2.3.3. Extraction à l'aide de Log-Gabor

L'encodage des entités a été implémenté en convoluant le modèle d'iris normalisé avec les ondelettes 1D Log-Gabor. Le modèle normalisé 2D est décomposé en un certain nombre de signaux 1D. Ces signaux sont convolués avec des ondelettes 1D Gabor. Les lignes du modèle 2D normalisé sont prises comme le signal 1D, chaque ligne correspond à un anneau circulaire sur la région de l'iris.

La direction angulaire est prise plutôt que la direction radiale, qui correspond aux colonnes du modèle normalisé, puisque l'indépendance maximale se produit dans la direction angulaire. Les valeurs d'intensité aux zones de bruit connues dans le motif normalisé sont fixées à l'intensité moyenne des pixels environnants pour empêcher l'influence du bruit à la sortie du filtre.

La sortie du filtre est quantifiée en phase à quatre niveaux en utilisant la méthode de *Daugman* de sorte que chaque filtre produit deux bits de données pour chaque phaseur. La sortie de la quantification de phase est choisie pour être un niveau de gris tel qu'en passant d'un quadrant à un autre, seul un bit change. Cela minimisera le nombre de bits en désaccord, si l'on considère que deux modèles intra-classes sont légèrement décalés, alors ils fourniront une reconnaissance plus précise.

Le processus de codage produit donc un modèle de bits contenant un certain nombre de bits d'information et un masque de bruit correspondant à des zones corrompues dans le motif d'iris et marque les bits dans le modèle comme étant corrompus. Puisque les informations de phase ne seront pas significatives dans les régions où l'amplitude est nulle, ces régions sont également marquées dans le masque de bruit.

Le nombre total de bits dans le modèle sera la résolution angulaire multipliée par la résolution radiale et par le nombre de filtres utilisés. Le nombre de filtres, leurs fréquences centrales et les paramètres de la fonction gaussienne modulante sont choisis de sorte à obtenir le meilleur taux de reconnaissance.

IV.2.4. Phase de modélisation de caractéristiques

Les étapes d'extraction de caractéristiques des images de l'iris droit, l'iris gauche et de visage sont expliquées comme suit :

IV.2.4.1. Modélisation à l'aide de l'algorithme *LBP*

L'opérateur *LBP* est robuste à la lumière et à l'expression de l'image. Pour le bloc d'image de visage A_i , nous extrayons les caractéristiques *LBP* en utilisant un modèle uniforme, noté F_i^L . Pour le bloc d'image de l'iris B_i , le vecteur de caractéristique *LBP* correspondant est noté Ft_i^L .

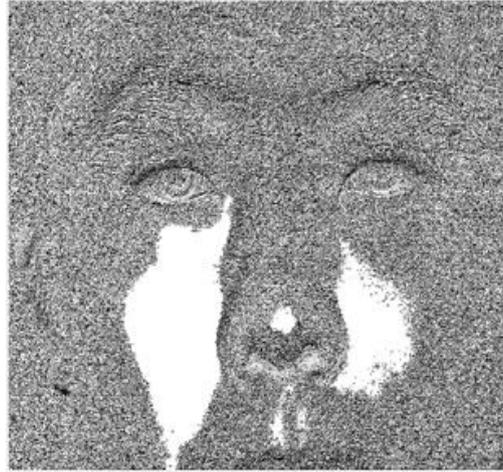


Figure IV.16. Extraction de caractéristiques de visage à l'aide de l'algorithme LBP

IV.2.4.2. Modélisation à l'aide de l'algorithme ZM

Les caractéristiques des moments de Zernike ont la performance de l'invariance de la rotation, de l'amplitude et de la translation. Ils ont une forte capacité à décrire les caractéristiques régionales de l'image.

Pour le bloc d'image du visage A_i , le vecteur de caractéristiques de moment de Zernike correspondant est désigné par F_H^i . Pour le bloc d'image de l'iris B_i , nous extrayons dix caractéristiques en utilisant le descripteur de moments de Zernike, noté Ft_H^i .

IV.2.4.3. Modélisation à l'aide de l'algorithme LG

Le Filtre de Gabor présente une meilleure sélectivité en direction et en fréquence de sorte qu'il peut être utilisé pour appliquer une analyse Temps-Fréquence à l'image. Nous avons considéré trois amplitudes et deux directions du Filtre de Gabor pour extraire les caractéristiques de texture de chaque bloc d'image.

Pour le bloc d'image de visage A_i , les caractéristiques du filtre de Gabor sont désignées comme un vecteur de ligne unidimensionnel, telles que :

$$F_G^i = [G_{0,0}G_{0,1} \dots G_{0,P}] \quad (\text{IV.8})$$

Où : $G_{i,j}$ désigne la $i^{\text{ème}}$ échelle et la $j^{\text{ème}}$ fonction de filtrage de Gabor.

Pour le bloc d'images de l'iris B_i , le vecteur caractéristiques du filtre de Gabor correspondant est donné par :

$$Ft_G^i = [G_{0,0}G_{0,1} \dots G_{0,P}] \quad (\text{IV.9})$$

Les images des iris, gauche et droit, sont rassemblées dans le même vecteur Ft_G^i .

La figure **IV.17** représente une image de visage traitée par le filtre de Gabor :

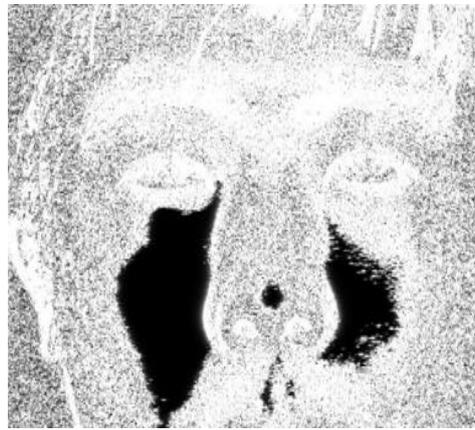


Figure IV.17. Extraction de caractéristiques de visage à l'aide de filtre de Gabor

La figure IV.18 les différentes méthodes d'extraction de caractéristiques locales des deux modalités iris et de visage

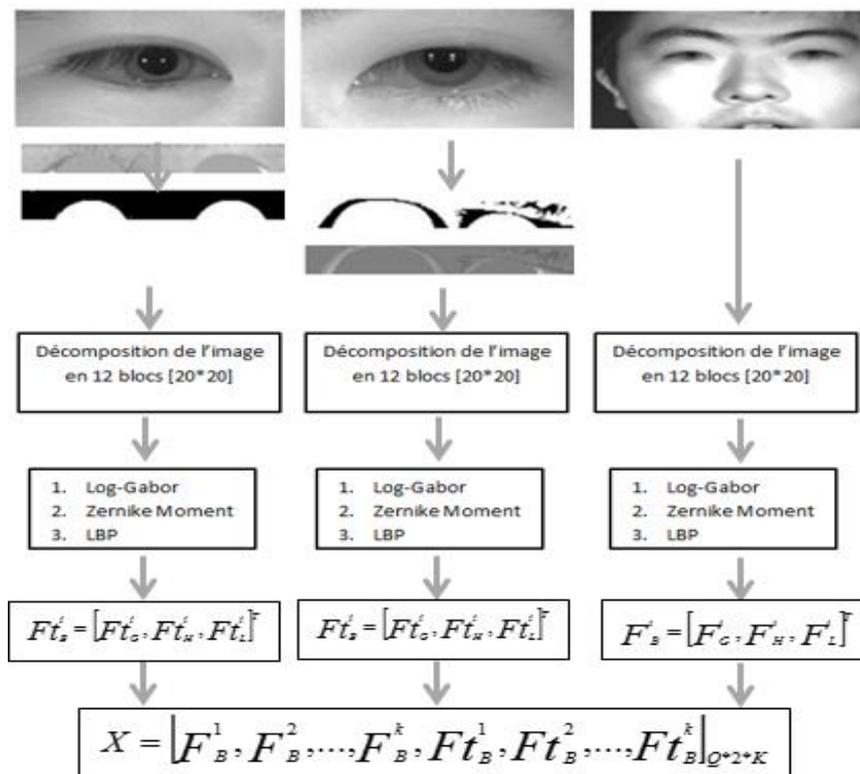


Figure IV.18. Différentes méthodes d'extraction de caractéristiques locales des deux modalités iris et de visage

IV.3. Modélisation de Fusion Locale des Caractéristiques

Nous avons extrait trois types de caractéristiques visuelles locales, notamment la fonction *LG*, la fonction *ZM* et la fonction *LBP*. Ensuite, nous avons construit un bloc basé sur une matrice caractéristiques image pour collecter toutes les caractéristiques locales.

Enfin, nous avons extrait des fonctions de fusion compactes basées sur la matrice d'image 2D directement à l'aide de méthodes 2D-ACP ou NMF, qui permettent d'extraire des caractéristiques d'image plus efficaces que les ACP traditionnelles :

- a) Le vecteur $F_B^i = [FG_i, FH_i, FL_i]^T$ désigne le vecteur caractéristique local du $i^{\text{ème}}$ bloc d'image de visage.
- b) Le vecteur $Ft_B^i = [FtG_i, FtH_i, FtL_i]^T$ désigne le vecteur de caractéristiques locales du $i^{\text{ème}}$ bloc d'images de l'iris.

Où : $i \in \{1, \dots, K\}$

K désigne le numéro de bloc de l'image de visage et l'image de l'iris.

L'extraction des caractéristiques visuelles de la fusion locale de l'image biométrique multimodale est donnée par la relation (IV.10). Cette matrice est construite pour les blocs d'images de K visages et 2K iris.

$$X = [F_B^1, F_B^2, \dots, F_B^k, Ft_B^1, Ft_B^2, \dots, Ft_B^k]_{K*2K} \tag{IV.10}$$

La figure IV.19 représente le schéma général du principe de fusion de l'iris et du visage :

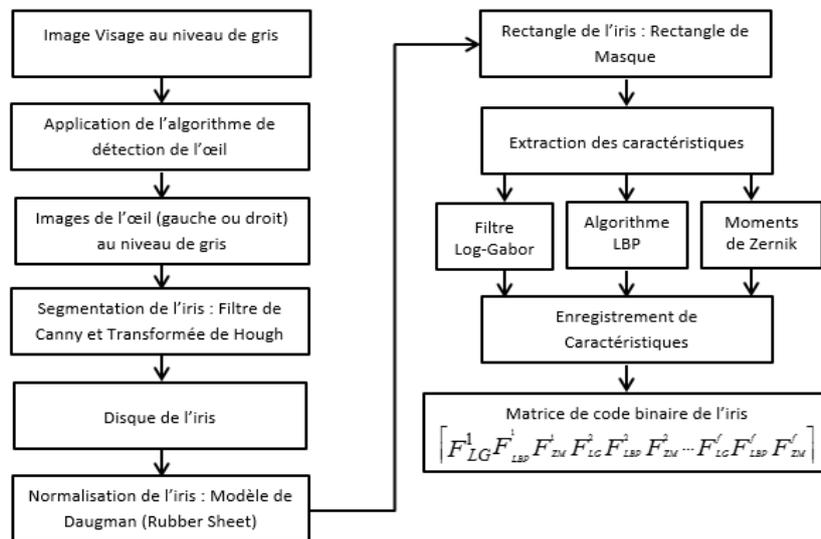


Figure IV.19. Schéma général du principe de fusion de l'iris et du visage

IV.4. Compression de l'information de caractéristiques par l'ACP

Afin de préserver l'information spatiale de la matrice de caractéristiques, nous utilisons la technique ACP pour décomposer la matrice X. Supposons qu'il y ait T images simples X_i utilisées pour l'apprentissage $i \in \{1, 2, \dots, T\}$.

Nous définissons la matrice de covariance d'image G par la relation IV.11 :

$$G = \sum_{i=1}^T [X_i - E(X)]^T [X_i - E(X)] \quad (\text{IV.11})$$

Nous calculons les valeurs propres de la matrice G et obtenons N valeurs propres et N vecteurs propres. Nous prenons les d plus grands vecteurs propres correspondant aux valeurs propres, notées $[u_1 \dots u_d]$.

Pour une matrice d'image d'entrée donnée X , basée sur les vecteurs propres $[u_1 \dots u_d]$, nous pouvons obtenir la matrice de caractéristique de fusion locale Y_k par la relation IV.12 :

$$Y_k = X \cdot u_k \quad (\text{IV.12})$$

IV.5. Principe de la technique ACP

Le schéma de la figure IV.20 résume les différentes étapes de compression d'une image (matrice) à base de la technique ACP :

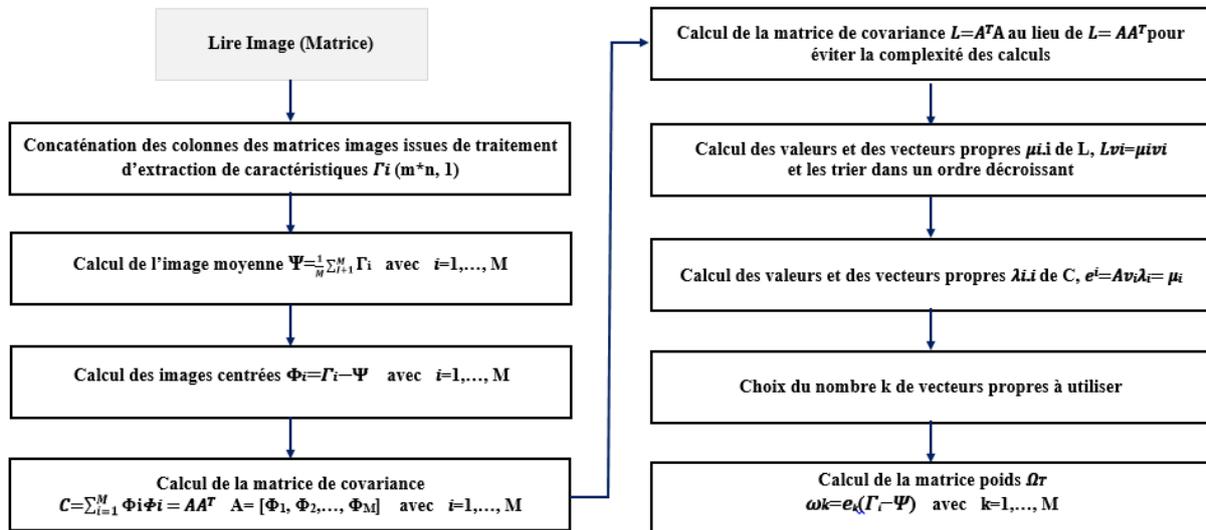


Figure IV.20. Principe de l'algorithme ACP

IV.6. Application de l'algorithme BAT

IV.6.1. Optimisation de la matrice caractéristiques Y_k

Dans les problèmes de classification réels, une sélection appropriée de la technique de prétraitement du sous-ensemble de caractéristiques de l'algorithme d'apprentissage est nécessaire dont l'objectif est de :

- Améliorer efficacement les performances de classification
- Réduire le nombre de caractéristiques sélectionnées
- Améliorer la précision de classification
- Réduire la dimension des vecteurs de la matrice caractéristique.

IV.6.2. Algorithme BAT pour l'optimisation de dimension de Y_k

Il s'agit de sélectionner les caractéristiques pertinentes, en supprimant les caractéristiques redondantes et non pertinentes, réduisant ainsi la dimension du vecteur de caractéristiques de l'ensemble de données. La sélection de fonctionnalités est capable de :

- Réduire la complexité de calcul
- Améliorer les performances de classification
- Construire des modèles généralisés
- Réduire les besoins de stockage.

L'algorithme BAT est un algorithme méta-heuristique inspiré de la nature. Il est utilisé pour deux objectifs :

- Le premier objectif majeur est d'augmenter la performance de la classification
- Le second objectif est de diminuer la dimensionnalité du vecteur de caractéristiques.

Cependant, il y a un compromis entre la sélection du nombre optimal de caractéristiques et la maximisation de la performance. La solution candidate pour *FMS* (*Full Model Selection*) utilisant la chauve-souris binaire est l'amalgamation de la technique de prétraitement, de la sélection des caractéristiques, de l'algorithme d'apprentissage, en sélectionnant de manière adaptative la meilleure solution possible pour un ensemble de données bien déterminé.

Cet ensemble est représenté par $\{p_1, \dots, p_n, f_1, \dots, f_m, c_1, \dots, c_l\}$

Avec : p_1, \dots, p_n sont les techniques de prétraitement à partir desquelles la technique la plus performante est sélectionnée pour l'ensemble de données particulier.

f_1, \dots, f_m représentent le nombre total de fonctionnalités parmi lesquelles seul l'ensemble optimal de fonctionnalités est sélectionné.

c_1, \dots, c_l sont les algorithmes d'apprentissage.

Chaque position dans l'ensemble de données représente une caractéristique. Dans la version binaire de l'algorithme de BAT, l'ensemble de données se compose de valeurs « 0 » et « 1 ». La valeur de position ayant « 1 » signifie que cette caractéristique particulière est sélectionnée, sinon elle n'est pas sélectionnée. A partir des algorithmes d'apprentissage, le modèle approprié est sélectionné et la forme physique de chaque BAT est calculée.

Pour produire sa version binaire, la fonction de transfert gaussienne est appliquée aux valeurs réelles mises à jour afin de les lier entre « 0 » et « 1 ». Ensuite, un nombre aléatoire est généré, considéré comme la valeur de seuil. Il est représenté dans l'équation **IV.13** :

$$F(S) = \begin{cases} 1 & \text{si } \frac{1}{1+e^{-S_{new}}} \gg rand \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{IV.13})$$

La sélection est effectuée sur cet ensemble de données pour sélectionner le nombre optimal de caractéristiques parmi les « m » bits suivants. A partir des algorithmes d'apprentissage, le modèle approprié est sélectionné et ensuite la forme physique de chaque BAT est calculée.

La « *Fonction Objective* » (*Fitness Function*) correspond au taux « *EER* » qu'on cherche à réduire le maximum possible pour améliorer le taux de reconnaissance. Cette fonction, donnée par l'équation (IV.13), comprend deux objectifs principaux :

- Maximiser la performance de la classification
- Réduire la fonction « *objective* » sélectionnée.

$$Fitness = C_1 \times C_{error} + C_2 \times \left(\frac{NF_s}{N}\right) \quad (\text{IV.13})$$

Avec ; C_{error} est l'erreur de classification.

C_1 et C_2 sont des nombres aléatoires tels que : $C_1 + C_2 = 1$

NF_s est le nombre de caractéristiques sélectionnées

N est le nombre total de caractéristiques.

Nous calculons la valeur de la fonction « *Fitness* » de chaque BAT.

Le BAT, correspondant à la valeur minimale de la fonction « *Fitness* », est enregistré pour l'analyse ultérieure. Les positions et les vitesses des BAT sont mises à jour dans chaque horodatage t avec :

$$\begin{aligned} F_i &= f_{min} + (f_{max} - f_{min})\beta \\ v_t(t) &= v_i(t-1) + (x_i(t) - x^*)f_i \\ x_i(t) &= x_i(t-1) + v_i(t) \end{aligned}$$

Avec : $\beta \in [0,1]$ est un vecteur aléatoire

x^* est le meilleur emplacement global obtenu en comparant toutes les solutions de « N BAT ».

Pour la recherche locale, en utilisant une marche aléatoire, une nouvelle solution est générée pour chaque BAT :

$$X_{new} = X_{old} + \varepsilon A t \quad (\text{IV.14})$$

Avec : $\varepsilon \in [-1,1]$ est un facteur d'échelle.

A est le paramètre d'intensité pour les BAT.

En utilisant les équations précédentes, la position et la vitesse sont mises à jour pour chaque chauve-souris. Les nouvelles valeurs donnent les valeurs codées réelles qui sont à nouveau binarisées en utilisant la fonction de transfert gaussienne.

IV.7. Module d'appariement

Pour l'appariement, nous avons choisi la distance de *Hamming* comme métrique de reconnaissance, car des comparaisons par bit sont nécessaires. La distance de *Hamming* permet d'incorporer également le masquage de bruit, de sorte que seuls des bits significatifs sont utilisés dans le calcul de la distance entre deux modèles d'iris.

En considérant la distance de *Hamming*, seuls les bits du motif d'iris, correspondant aux bits « 0 » dans les masques de bruit des deux modèles d'iris, seront utilisés dans le calcul. Cette distance est calculée en utilisant seulement les bits générés à partir de la vraie région de l'iris. La formule de distance de *Hamming* modifiée est donnée par :

$$D_H = \frac{\sum_{j=1}^N X_j(xor)Y_j(AND)X'_{nj}(AND)Y'_{nj}}{N - \sum_{k=1}^N X_{nk}(OR)Y_{nk}} \quad \text{(IV.15)}$$

Avec : X_j et Y_j sont les deux modèles de bits à comparer

X_{nj} et Y_{nj} sont les masques de bruit correspondants pour X_j et Y_j

N est le nombre de bits représentés par chaque modèle.

Bien que deux modèles d'iris générés à partir du même iris aient une distance de *Hamming* de 0.0, dans la pratique, cela ne se produira pas. La normalisation n'est pas parfaite et il y aura aussi du bruit qui ne sera pas détecté, donc une variation sera présente lors de la comparaison de deux modèles d'iris intra-classe.

Pour tenir compte des incohérences de rotation, lorsque la distance de *Hamming* de deux gabarits est calculée, un gabarit est décalé vers la gauche et vers la droite et un certain nombre de valeurs de distance de *Hamming* est calculé à partir de décalages successifs.

Le décalage, dans le sens horizontal, correspond à la rotation de la région d'iris originale d'un angle donné par la résolution angulaire utilisée. Si une résolution angulaire de 180° est utilisée, chaque décalage correspondra à une rotation de 2° dans la région de l'iris.

Cette méthode est proposée par *Daugman*. Elle corrige les désalignements dans le modèle d'iris normalisé causé par les différences de rotation. A partir des valeurs de distance de *Hamming* calculées, seule la plus basse valeur est considérée, car cela correspond à la meilleure correspondance entre deux modèles. Le nombre de bits déplacés pendant chaque décalage est

donné par deux fois le nombre de filtres utilisés, car chaque filtre génère deux bits d'information à partir d'un pixel de la région normalisée.

IV.8. Module de décision

Afin de fournir une reconnaissance précise des individus, l'information la plus discriminante présente dans un modèle doit être extraite. Seules les caractéristiques significatives doivent être codées afin d'assurer des comparaisons fiables entre les modèles.

Le modèle généré dans le processus de codage des entités aura également besoin d'une métrique de correspondance qui effectue une mesure de similarité entre deux modèles d'iris.

Cette métrique devrait donner une plage de valeurs lorsque l'on compare des modèles générés à partir du même individu, appelée « *comparaison intra-classe* », et une autre plage de valeurs lorsqu'on compare des modèles créés à partir des échantillons différents, appelée « *comparaison inter-classes* ».

Ces deux cas doivent donner des valeurs distinctes et séparées de sorte qu'une décision puisse être prise avec une grande confiance, à savoir, si les deux modèles proviennent de la même personne.

IV.9. Simulation et discussion des résultats

Pour réaliser un système biométrique bimodal performant et robuste, avec un taux *EER* faible, nous avons choisi pour la segmentation de l'iris la méthode basée sur la transformée de *Hough*. Par la suite, nous avons appliqué le modèle de « *Rubber Sheet* » pour la normalisation de l'iris.

Pour l'extraction de caractéristiques de visage et de l'iris, nous avons choisi trois algorithmes afin de conserver le maximum d'informations utiles et d'augmenter le taux de reconnaissance. Ensuite, nous avons appliqué la fusion au niveau de caractéristiques.

La matrice résultante a été traitée par l'*ACP* dans le but de compresser les caractéristiques pour réduire la taille de la matrice caractéristique. Finalement, nous avons appliqué l'algorithme *BAT* pour l'optimisation de la taille de données résultantes et du temps de calcul.

Les résultats de simulation sur *Matlab* ont donné les graphes suivants :

IV.9.1. Système de reconnaissance de l'iris

Les résultats de simulation sous *Matlab* du système de reconnaissance à base de l'iris ont donné les résultats de la figure IV.21 :

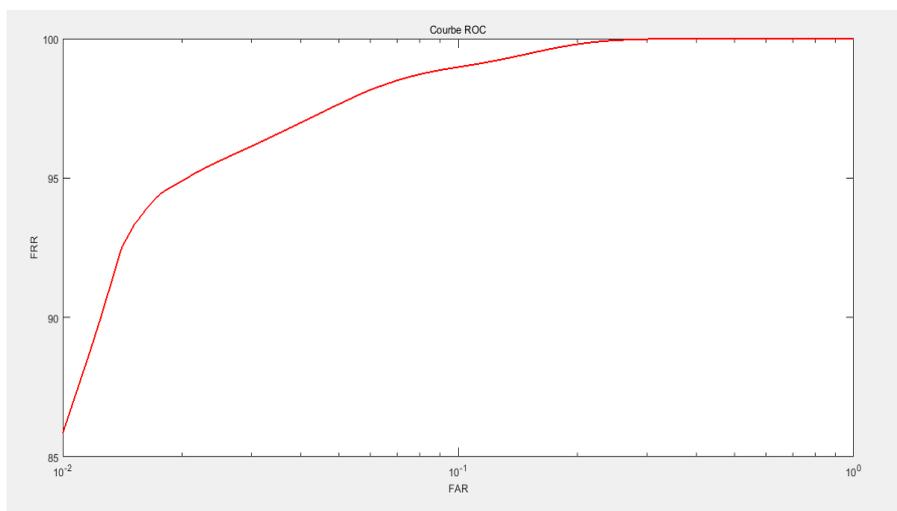


Figure IV.21. Courbe ROC du système de reconnaissance de l'iris

IV.10.2. Système de reconnaissance de faciale

Les résultats de simulation sous *Matlab* du système de reconnaissance faciale ont été satisfaisants avec un taux de reconnaissance égale à 77.32%. La figure IV.22 représente les résultats obtenus :

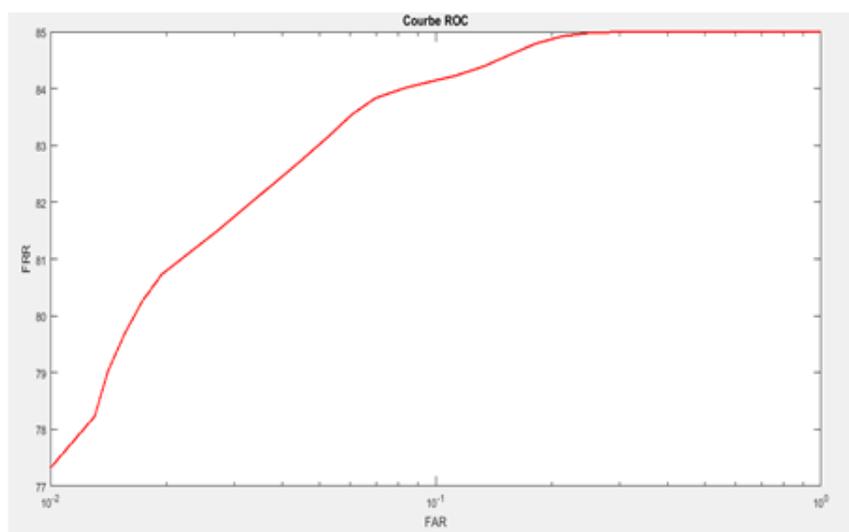


Figure IV.22. Courbe ROC de système de reconnaissance faciale

IV.10.3. Fusion des deux modalités ; visage et iris

Les résultats de simulation sur *Matlab* du système de reconnaissance après fusion des deux modalités ont donné des résultats satisfaisants avec un taux de reconnaissance égale à 87% (voir figure IV.23) :

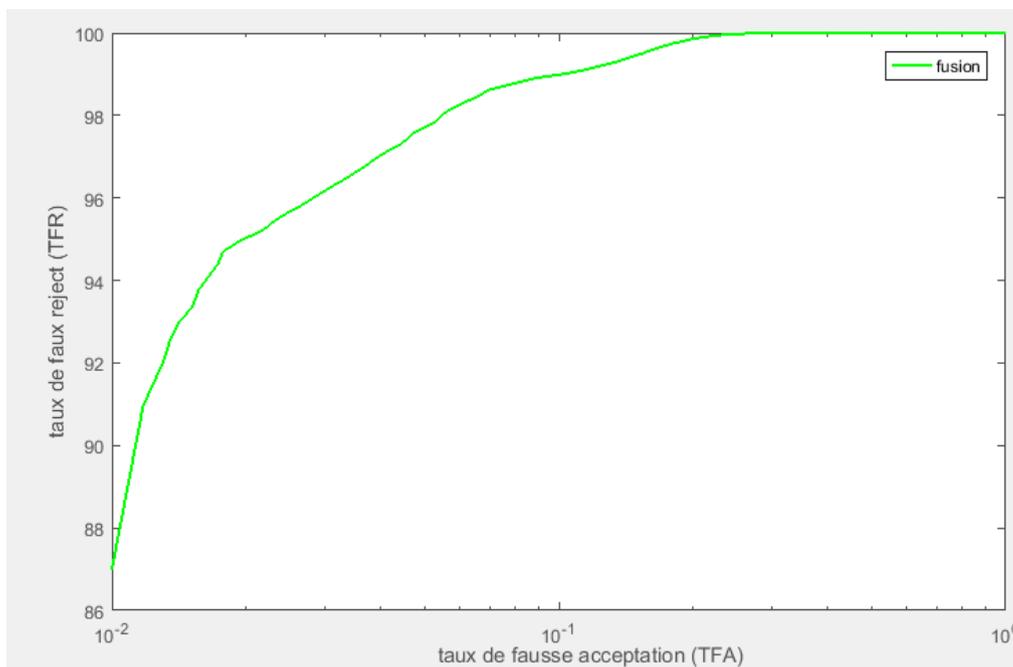


Figure IV.23. Courbe ROC de système de reconnaissance après fusion

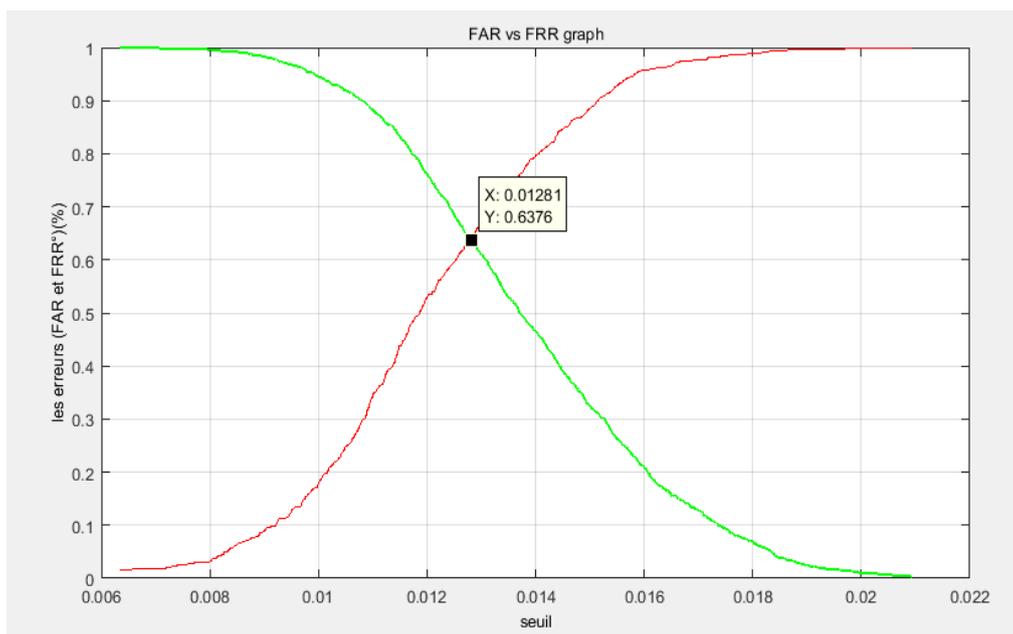


Figure IV.24. Illustration de *FRR* et *FAR* en fonction de la valeur du seuil

IV.10.4. Fusion après optimisation

Dans la deuxième partie, nous avons utilisé l'algorithme d'optimisation *BAT* qui assure deux fonctionnalités :

- La première est de réduire la dimension du vecteur caractéristique
- La deuxième est d'augmenter le taux de reconnaissance et réduire le temps de calcul.

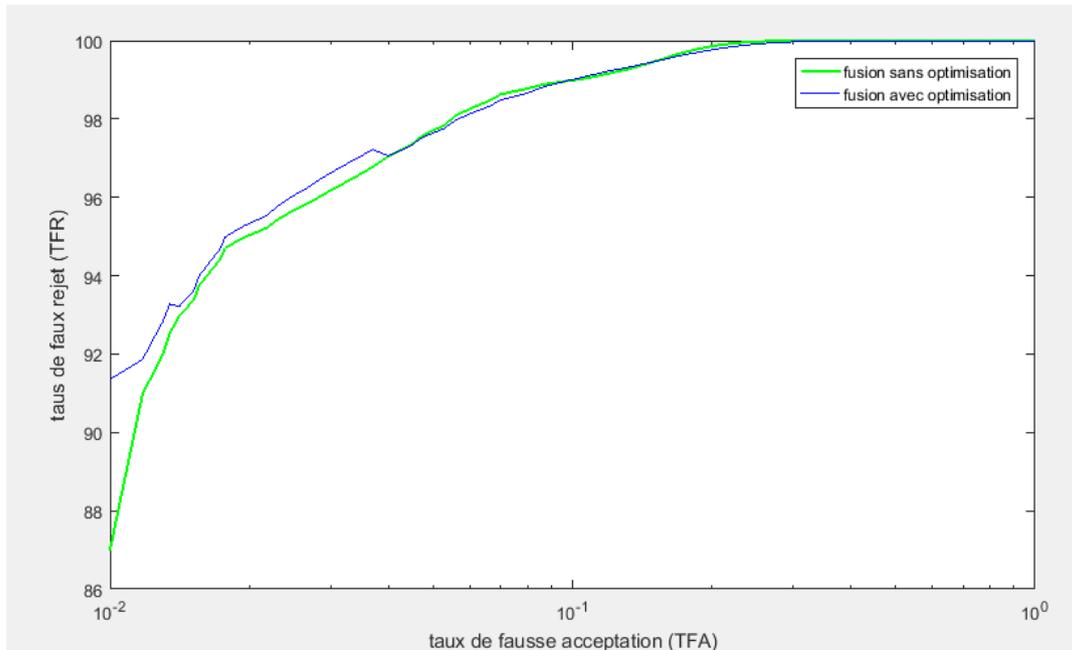


Figure IV.25. Courbe *ROC* après optimisation

IV.9.5. Evaluation du système multimodal d'authentification de visage et de l'iris

A partir des figures **IV.23** et **IV.24**, nous remarquons que la méthode de vérification basée sur la fusion bimodale de l'iris et de visage, en utilisant des nouveaux algorithmes d'extraction de caractéristiques présentés précédemment, a donné un résultat avec un « $EER=0.6\%$ » pour un « seuil=0.6376 ». L'évaluation par la courbe *ROC* montre que, pour un $FRR=3\%$, nous avons $TFR=87\%$. Cette méthode offre à la fois la rapidité, la simplicité et aussi de meilleures performances.

D'après la figure **IV.25**, nous avons constaté que l'application de l'algorithme d'optimisation *BAT* a permis d'influencer sur les caractéristiques de notre système en augmentant le taux de reconnaissance à 91.5%.

Conclusion

Pour la réalisation, nous avons utilisé de nouvelles méthodes de reconnaissance bimodale basée sur l'extraction de caractéristiques de codage *LBP*, de Moments de Zernike et de filtre de Gabor.

Les tests réalisés confirment, non seulement, l'importance de la fusion biométrique, mais aussi la robustesse et l'efficacité du nouveau système. Les résultats expérimentaux, appliqués sur la *BDD CASIA-Iris-Distance*, démontrent que la méthode proposée présente des avantages, entre autres, une meilleure performance avec un taux *EER* faible et un taux de reconnaissance de 87 %.

Par la suite, nous avons confirmé que l'ajout des deux algorithmes de compression et d'optimisation a amélioré les performances du système de reconnaissance en réduisant le taux *EER* et en augmentant le temps de reconnaissance à 91.5%.

Dans la vie quotidienne, le temps de calcul pour de tels systèmes d'identification est très important pour des raisons pratiques et commerciales, c'est pourquoi beaucoup de chercheurs se sont intéressés pour le développement et la réalisation des systèmes fiables fonctionnant en temps réel.

Chapitre V

Implémentation sur les Circuits Programmables FPGA

Au cours de ces dernières décennies, le traitement de l'information s'est développé grâce à l'évolution de la microélectronique en proposant des systèmes de plus en plus performants pour exécuter des algorithmes très complexes.

Au fur et à mesure, la capacité d'intégration des circuits électroniques évolue considérablement connaissant un progrès fulgurant. Ce qui a permis d'ouvrir de nouvelles perspectives pour le traitement d'images en temps réel sur des systèmes embarqués.

Généralement, des processeurs spécifiques permettent de réaliser des applications avec des performances, en termes de vitesse de traitement, sans cesse croissantes. Des systèmes embarqués, dans diverses applications, ont vu l'explosion du marché tel que les télécommunications, l'imagerie médicale, etc.

Le circuit FPGA (Field Programmable Gate Array) avec ses grandes capacités d'intégration et de reconfiguration en font un composant clé pour développer des applications en un temps réduit.

Introduction

Ces dernières années, l'identification des individus à l'aide de leurs caractéristiques biométriques est devenue un enjeu majeur pour les chercheurs partout dans le monde. De nos jours, il est souhaitable d'avoir un système d'identification répondant à un certain nombre d'exigences.

Un système de reconnaissance biométrique doit être robuste, autonome, rapide et précis. Un circuit reconfigurable *FPGA* peut fournir les ressources nécessaires pour atteindre de telles performances dans l'identification d'individu.

FPGA permet d'implémenter ce type d'algorithme afin de pouvoir l'exploiter en temps réel, avec un minimum de ressources et une consommation en puissance moindre, et ce, en utilisant les capacités de traitement et de mémorisation disponibles sur la carte employée.

Dans ce chapitre, nous allons commencer tout d'abord par une brève présentation du circuit *FPGA*, les langages de programmation *VHDL* et *Verilog* ainsi que les outils de travail, en l'occurrence *Xilinx ISE*, *ISIM* et *Model Sim*. Par la suite, nous présenterons les différentes étapes de l'implémentation sur la carte *FPGA* de la technique d'Analyse en Composantes Principales (*ACP*) appliquée à la reconnaissance faciale.

Nous allons détailler le fonctionnement du « *Code Logique* » qui sert à implémenter deux parties de l'*ACP* en donnant les entités de chaque module en approche (représentation) schématique.

V.1. Circuits programmables FPGA (Field Programmable Gate Array)

Les *FPGA* sont des composants logiques de haute densité et reconfigurables qui permettent, après configuration, de réaliser des fonctions logiques, des calculs, et des générations de signaux. En effet, leur structure régulière en fait des éléments très performants.

Les principaux éléments composant les *FPGA*, illustrés dans la figure **V.1**, sont expliqués ci-après (**SAP, 2011**) :

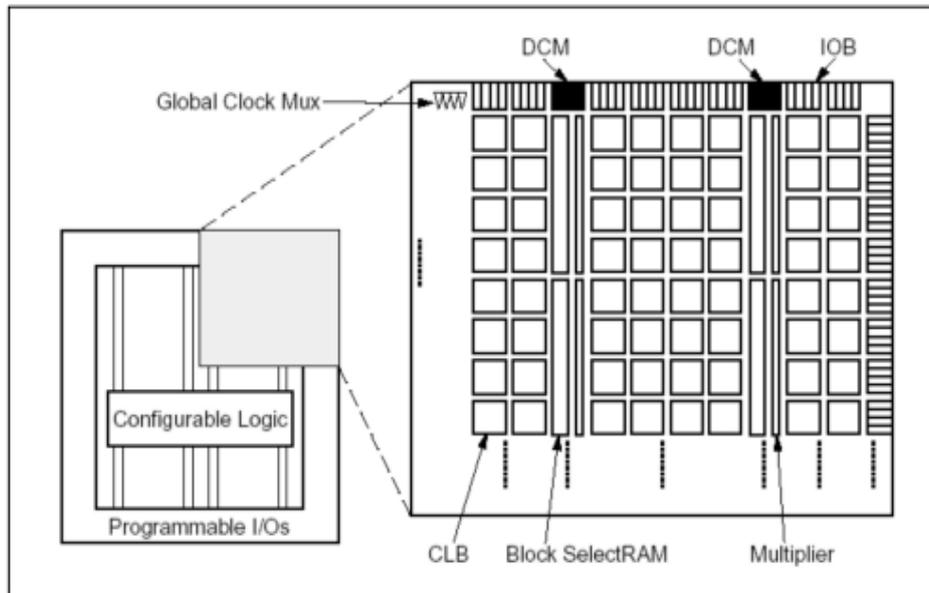


Figure V.1. Structure du Circuit *FPGA* (SAP, 2011)

V.1.1. *CLB* (Configurable Logic Block)

Les *CLB* constituent le cœur du *FPGA*. Ce sont des cellules constituées d'éléments logiques programmables où l'on trouve des bascules (registres), des *LUT* (Look Up Table), des multiplexeurs et des portes logiques disposées sous forme matricielle.

Chaque cellule est identique aux autres et peut être reliée à ses voisins par le biais de bus d'interconnexion. Ces cellules peuvent être utilisées pour créer des fonctions logiques complexes mais aussi comme éléments de stockage de variables.

Au cours du temps et grâce à l'évolution de la technologie, l'architecture de ces cellules a évolué en complexité. Par ailleurs, les *FPGA* intègrent de plus en plus de cellules sur une même surface.

V.1.2. *IOB* (Input Output Block)

Ces cellules d'entrées-sorties permettent d'interfacer le *FPGA* avec l'environnement extérieur.

V.1.3. Ressources d'interconnexion des cellules

Pour pouvoir réaliser des fonctions complexes à partir des fonctions de base que représentent les *CLB*, il est nécessaire de disposer de ressources d'interconnexion entre ces différentes cellules. Ce sont des bus qui remplissent cette fonction. Il existe différents types de bus d'interconnexion en fonction du type de signal à propager.

V.1.4. Blocs mémoire

Les *FPGA* classiques peuvent se comporter comme un espace de stockage de variables réparti dans tout le circuit *FPGA*. Ce mode de stockage est limité en termes d'espace disponible.

C'est pourquoi, pour pouvoir stocker une somme plus importante de variables sans avoir à accéder à des mémoires externes, certains fabricants des circuits *FPGA* ont introduit des blocs mémoires intégrés.

V.1.5. Multiplieurs

La logique présente dans les *FPGA* permet de réaliser toutes les opérations arithmétiques. Ces opérations, et en particulier les multiplications, sont très coûteuses en termes de ressources logiques utilisées, d'où l'intérêt de disposer dans les *FPGA* de multiplieurs câblés. De plus, le temps de calcul pour ces opérations est plus optimisé.

V.1.6. Blocs processeur

Actuellement, il est possible d'intégrer des algorithmes complexes sur une seule puce. Certains *FPGA* disposent de cœurs de processeurs logiciels *SOC* (*System On Chip*).

V.2. Implémentation sur Circuits Programmables FPGA

L'évolution rapide des techniques de fabrication et des technologies ont atteint des capacités d'intégration inconcevables, ce qui a permis de voir la naissance de *FPGA* de plus en plus performants et de plus en plus complexes. Ces circuits sont devenus des éléments incontournables des flots de conception et de configuration des circuits numériques complexes. Leur apport au niveau de la phase de prototypage des systèmes, en cours de conception, est indéniable.

Les derniers modèles de *FPGA* affichent des capacités de plusieurs millions de portes logiques équivalentes. Ils sont dotés de processeurs embarqués, des liens de communications ultrarapides ainsi que d'autres fonctionnalités pas des moindres. Ils sont aussi de plus en plus denses (jusqu'à 1 milliard de portes logiques équivalentes) et de plus en plus rapides (jusqu'à 500 MHz) (**BER, 2009**). Ce qui permet la réalisation de systèmes avec une complexité conséquente.

Les *FPGA* ont pour objectif de maintenir, dans leur technologie, une certaine flexibilité des processeurs permettant leur réutilisation en un temps très court (quelques millisecondes) (**BER, 2009**) pour différents algorithmes et en même temps de profiter des ressources matérielles disponibles afin d'augmenter les performances en temps réel. Aussi, il est possible de tester rapidement la validité de concepts architecturaux nouveaux : l'implémentation complète d'un processeur sur des circuits *FPGA* est aujourd'hui à notre portée.

De plus, le potentiel de reconfigurations statique et dynamique permet de tenir compte de l'évolution des standards et ainsi de modifier l'architecture interne.

V.3. Aperçu sur les langages de programmation VHDL et Verilog

Actuellement, la densité des fonctions logiques (portes et bascules) intégrée dans les *PLD* est telle qu'il n'est plus possible d'utiliser les outils d'hier pour développer les circuits d'aujourd'hui.

Les sociétés de développement ont voulu s'affranchir des contraintes technologiques des circuits. Ils ont donc créé des langages de haut niveau, en l'occurrence, *VHDL* (*Very high speed integrated circuits Hardware Description Language*) et *Verilog*. Ces deux langages font abstraction des contraintes technologiques des circuits et permettent au code d'être écrit et d'être portable. Ces langages permettent également de matérialiser les structures électroniques d'un circuit (BEN, 2019).

En effet, les instructions écrites dans ces langages se traduisent par une configuration logique de portes et de bascules intégrée à l'intérieur des circuits *PLD*.

Dans notre travail, nous avons opté de programmer notre application en utilisant les circuits *FPGA*. L'implémentation s'est faite via le langage de programmation de description Hardware le VHDL et le Verilog.

L'outil de développement transforme cette description en un fichier de configuration « *.bit* » (*Bit Stream*) du *FPGA* en plusieurs étapes : le *HDL* doit d'abord être synthétisé, transformé en éléments logiques de base. Ensuite, les éléments doivent être placés sur le composant (Placement) et enfin interconnectés (Routage) (WEB, 2007).

V.4. Etapes de conception des circuits reconfigurables

Dans cette section, nous allons présenter le flot de configuration permettant d'implémenter notre « *Code Logique* » sur un *FPGA*. Il est divisé en cinq étapes, à savoir, la synthèse de l'application en portes logiques de base, le mapping, le placement sur l'architecture du *FPGA*, le routage des interconnexions ainsi que l'implémentation Hardware sur le circuit *FPGA* (PAO, 2001).

La figure V.2 illustre les étapes de configuration via les circuits *FPGA* :

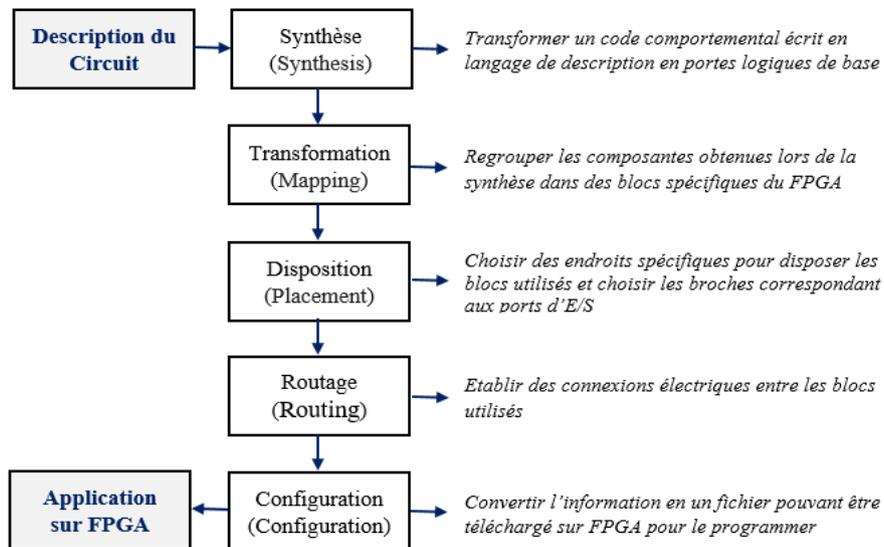


Figure V.2. Etapes de configuration sur les circuits FPGA

V.4.1. Synthèse

La synthèse est la transformation d'un code comportemental donnant les spécifications du circuit écrit en langage de description comme le *VHDL* ou le *Verilog* en une intersection de portes logiques de base et de bascules (BLA, 2015).

V.4.2. Mapping

A l'issue de la phase de synthèse, nous obtenons un réseau booléen décrivant les interconnexions entre l'ensemble des bascules et des portes logiques. Le mapping consiste à remplacer cette représentation par les éléments composés de *LUT* et de bascules.

V.4.3. Clustering

Le clustering consiste à transformer notre *netlist* composée de blocs logiques et de bascules en une *netlist* de clusters. Cette étape permet de n'avoir plus qu'à placer des clusters sur l'architecture du *FPGA* (SAP, 2011).

Tous les clusters de la *netlist* sont ensuite générés de manière séquentielle dans le but de regrouper, au sein d'un même cluster, les éléments logiques connectés entre eux. Ceci a pour conséquence d'optimiser l'interconnexion au sein des clusters (BOZ, 2004).

L'objectif est de minimiser le nombre de connexions entre clusters pour améliorer la vitesse du circuit. La façon dont seront sélectionnés les blocs logiques à l'intérieur de chaque cluster sera donc complètement différente.

V.4.4. Placement

Le placement consiste à organiser de manière spécifique sur l'architecture du *FPGA* les clusters formés. Les objectifs de cette phase sont multiples, les plus importants se résument comme suit :

- Placer les clusters et les blocs logiques les plus interconnectés le plus près possible pour minimiser la longueur des fils de routage,
- Obtenir une répartition homogène du nombre d'interconnexions dans le but de maximiser la fréquence d'utilisation du *FPGA*
- Améliorer les performances du *FPGA* soit en minimisant la longueur des fils d'interconnexions, soit en minimisant le nombre de fils d'interconnexions.

V.4.5. Routage

Le routage est l'étape la plus importante dans le flot de configuration du *FPGA*. Elle consiste à créer des connexions physiques entre les éléments logiques du *FPGA* en respectant les paramètres de l'architecture. Chaque signal doit donc être connecté aux ressources de routage du *FPGA*. Cela consiste à trouver un chemin entre la source et la destination d'un signal via plusieurs segments du graphe de routage. L'ensemble de segments entre la source et la destination est appelé l'arbre de routage.

V.4.6. Configuration

Le but de la configuration est de convertir l'information en un fichier appelé « **.bit** » (*Bit Stream*) qui sera téléchargé sur le circuit *FPGA* pour le programmer.

V.5. Implémentation de l'algorithme ACP sur la carte FPGA

Dans ce qui suit, nous nous intéressons à l'implémentation de l'algorithme *ACP* appliqué à la reconnaissance faciale.

V.5.1. Schéma bloc illustratif des différentes étapes de l'algorithme ACP

La technique *ACP* peut être décomposée en deux phases : la phase d'apprentissage et la phase de vérification. Le principe général de ces deux phases est expliqué dans les figures **V.3** et **V.4** respectivement :

V.5.1.1. Phase d'apprentissage

La phase d'apprentissage est une étape importante dans la conception d'un classifieur. Nous avons proposé le synoptique de la figure **V.3**, afin de situer notre travail d'implémentation. Les parties encadrées en rouge vont faire l'objet de l'implémentation sur la carte *FPGA*.

Après lecture des images en niveaux de gris, nous déterminons les vecteurs associés à ces images par concaténation. Cette étape va calculer l'image moyenne ainsi que les images centrées. Par la suite, nous déterminons la matrice de covariance afin de calculer les vecteurs propres et les valeurs propres.

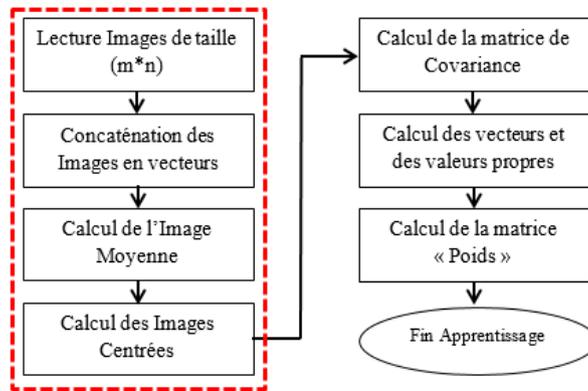


Figure V.3. Algorithme de la phase d'apprentissage

V.5.1.2. Phase de vérification

Dans cette étape, l'image de test est comparée à un ensemble d'images qui appartiennent à une BDD en calculant la distance minimale entre les visages propres. Comme dans le cas de la phase d'apprentissage, les parties encadrées en rouge font l'objet d'une implémentation sur la carte *FPGA*.

Nous recherchons l'image la plus proche et, dans notre cas, nous calculons la distance de Manhattan. Lorsque cette distance est inférieure à un seuil prédéfini donc il y aura acceptation sinon il y aura rejet. La figure V.4 présente l'algorithme de la phase de décision.

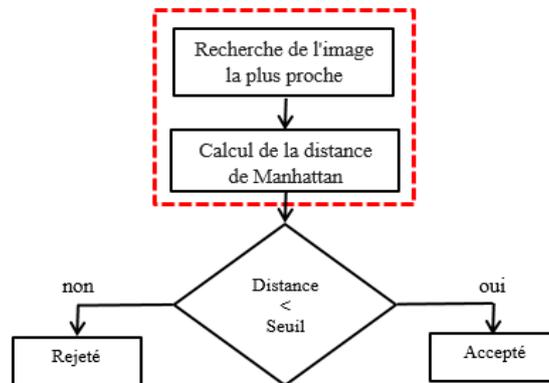


Figure V.4. Algorithme de la phase de décision

La partie encadrée en pointillé représente le schéma bloc de l'algorithme que nous avons implémenté sur la carte *FPGA*.

V.5.2. Description de l'Algorithme de calcul des images centrées

Le but de notre travail est d'implémenter la première partie et la dernière partie de l'algorithme *ACP*. Dans ce qui suit, nous allons décrire le fonctionnement de chaque module qui compose le synoptique global de notre programme. Il calcule les images centrées à partir

de la BDD enregistrée en ROM. La figure V.5 présente le schéma synoptique global réalisé en utilisant l'outil ISE de Xilinx.

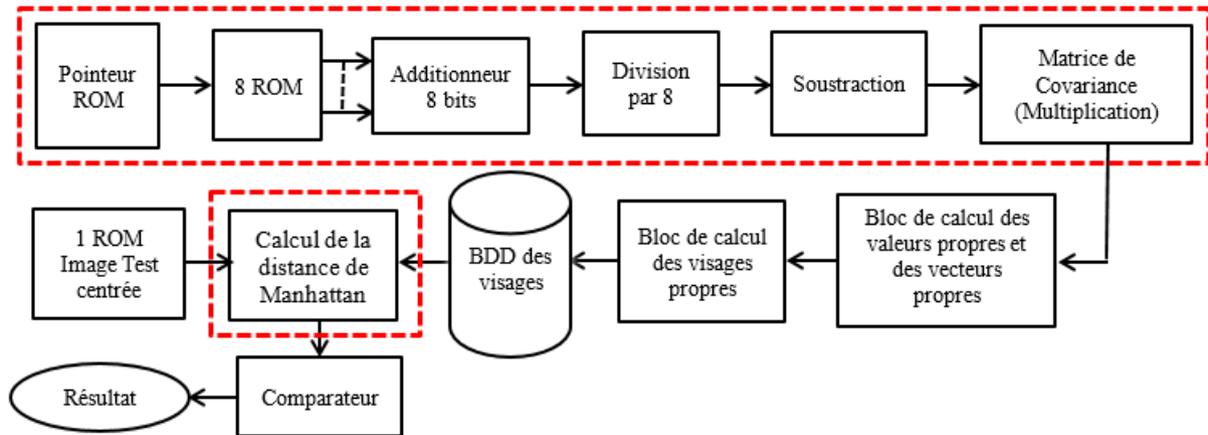


Figure V.5. Synoptique de calcul des images centrées

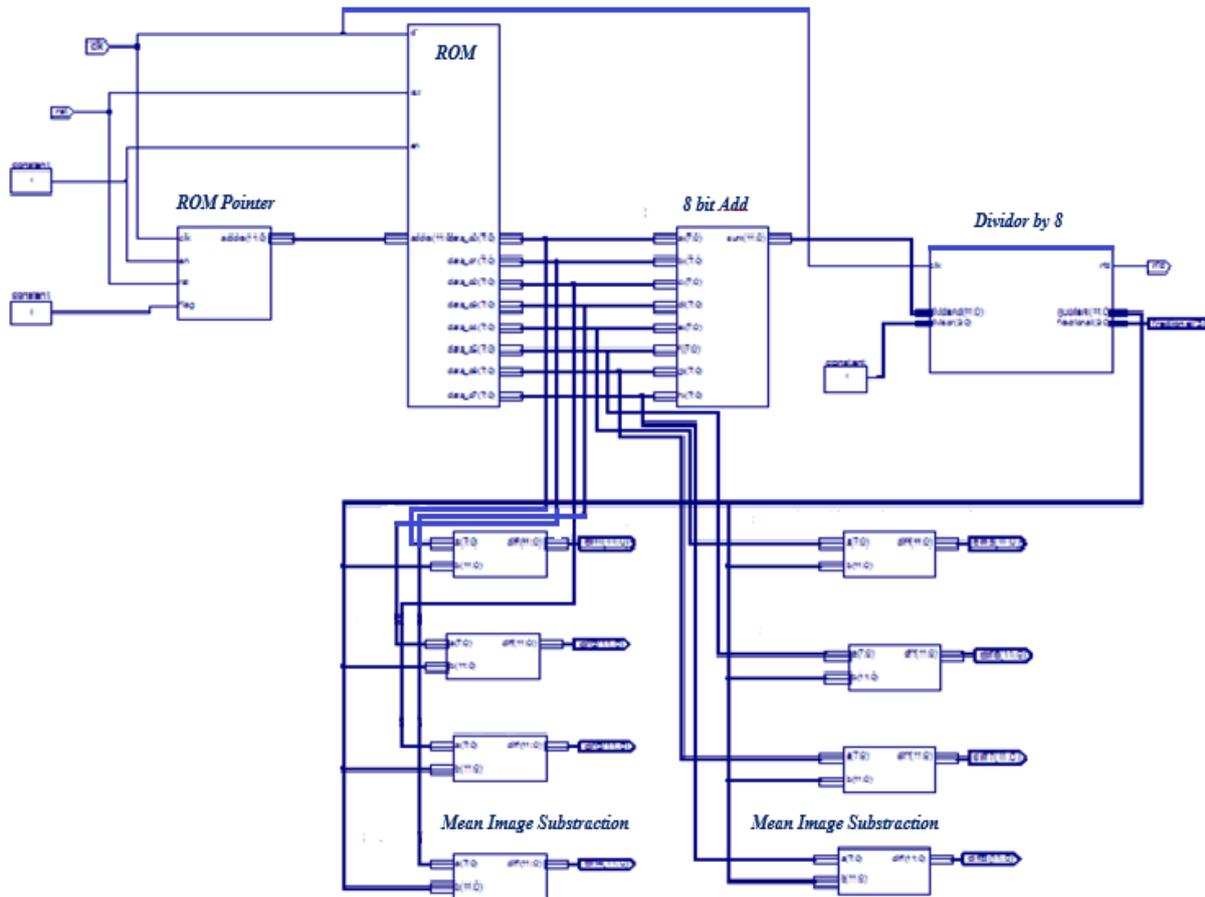


Figure V.6. Illustration schématique du Top Level Module de calcul des images centrées

Le circuit comporte quatre signaux d'entrée et huit sorties identiques :

- Une entrée *RESET* pour remettre à zéro les différents modules. Cette action est requise à chaque simulation ou utilisation afin de tout réinitialiser.

- Une entrée *CLK*, où sera connectée l'horloge du système servant à la synchronisation et à la commande des différents modules.
- Le signal *ENABLE* commande la lecture simultanée de toutes les ROM.
- Le signal *FLAG* représente le signal de fin de lecture.
- Le signal *CLK* représente l'horloge (signal de synchronisation).
- Le signal *RFD* indique la fin de division de la n^{ième} valeur.
- Les huit sorties *DIFF* représentent les valeurs des pixels de l'Image Centrée.

V.5.3. Description et simulation des différents modules

Notre travail consiste à programmer un algorithme qui calcule les images centrées à partir des images enregistrées et qui représentent notre base de données. Huit images ont été choisies de la base de données *ORL*. Nous avons été contraints de changer la *BDD* avec laquelle nous avons travaillé pour des raisons de stockage.

En effet, la taille d'une seule image de la base de données *CASIA* est de l'ordre de [1728×2352]. Ce qui est équivalent à 4064256 pixels pour un seul vecteur concaténé d'une seule image. Et comme l'augmentation de l'espace mémoire engendre l'augmentation de consommation des ressources, nous avons réduit les dimensions de manière à garder le maximum d'informations (sans perdre en résolution).

La carte de prototypage utilisée *SPARTAN-6 SP601* ne supporte pas plus de 9011200 pixels par *ROM* (espace mémoire maximal). Il nous a été possible de réduire la taille des images en utilisant les fonctionnalités de *Matlab*.

Nous allons maintenant procéder à la description et la simulation comportementale des modules les plus importants.

V.5.3.1. Huit Mémoires *ROM*

La capacité des huit *ROM* est de 4096 mots. Chaque mot est codé sur 8 bits car les intensités des images varient entre 0 et 255 (images en niveaux de gris).

V.5.3.2. Pointeur d'adresse *ROM*

C'est un module qui à sa sortie délivre l'adresse de la case mémoire située sur les *ROM*. A chaque front montant de l'horloge, un compteur s'incrémente et affecte à la sortie du module la donnée adresse qui va pointer une case mémoire dans la *ROM*. Les entrées d'activation *ENABLE* et *FLAG* doivent être mises à 1.

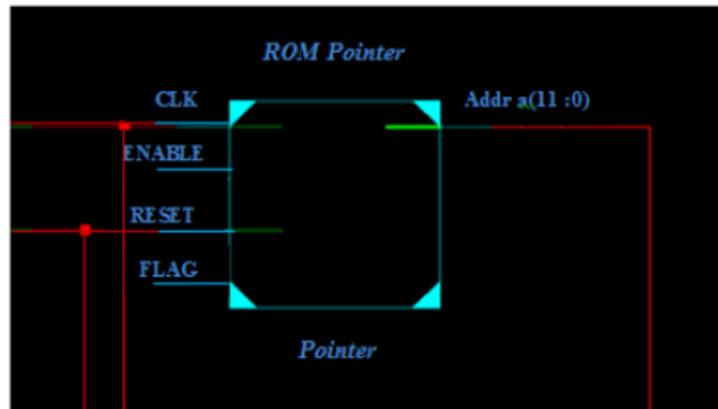


Figure V.7. Représentation schématique du Pointeur sous ISE

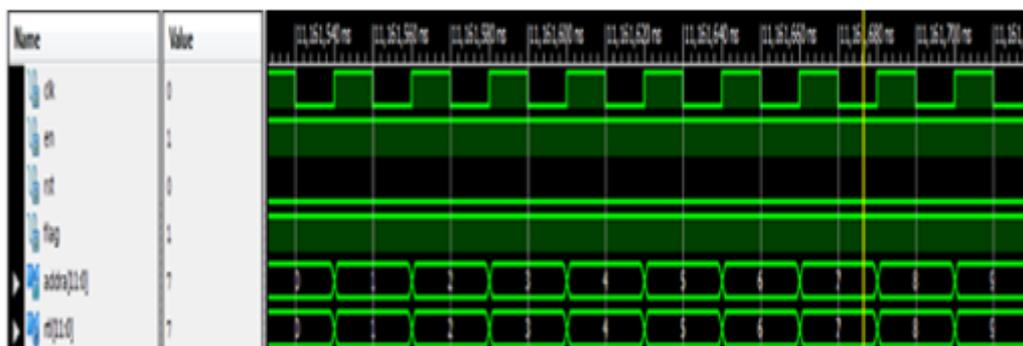


Figure V.8. Résultats de simulation du pointeur

V.5.3.3. Mémoire ROM

À chaque front montant de l'horloge, si l'entrée d'activation **ENABLE** est mise à l'état haut, le **RESET** à l'état bas et si une adresse mémoire est pointée à travers l'entrée adresse (12 bits), la donnée qui se situe à l'adresse pointée est transmise en sortie DATA.

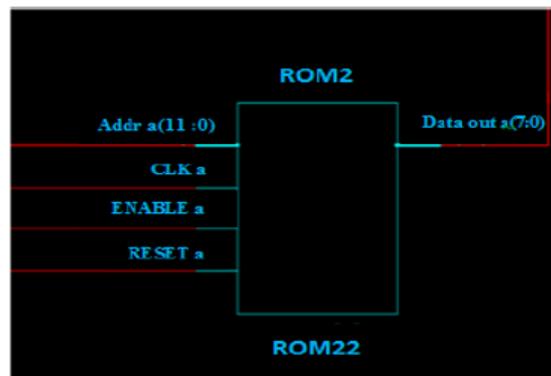


Figure V.9. Représentation de la ROM sous ISE

Les résultats de la simulation comportementale de chaque ROM ont été comparés avec ceux calculés sur *Matlab*. Les sorties des ROM correspondent aux données stockées et l'ordre de chacune est maintenu, ce qui montre que le pointage se fait correctement.

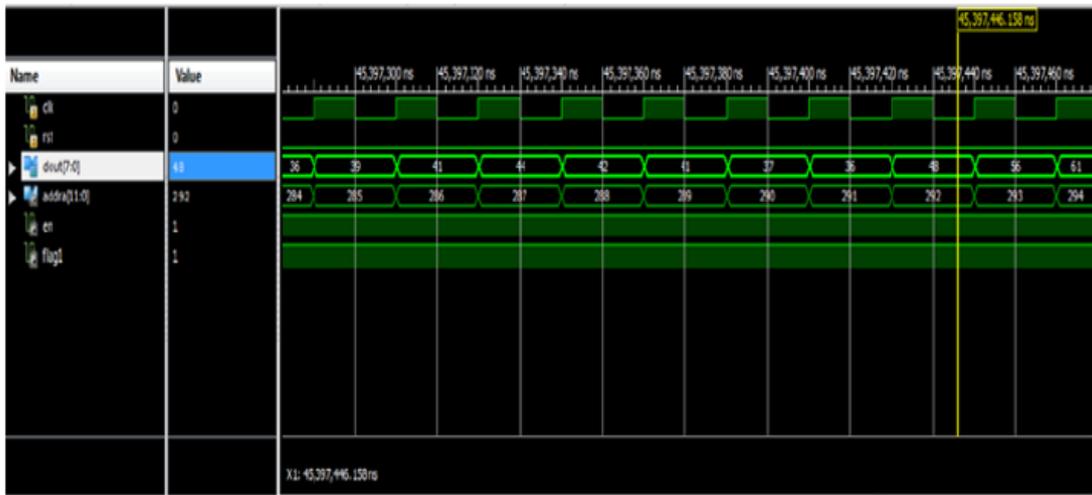


Figure V.10. Simulation de la ROM sous ISE

V.5.3.4. Additionneur

A chaque front montant de l'horloge, les huit valeurs des huit bits en provenance des huit ROM sont sommées au niveau de l'additionneur huit bits. La sortie est sur 12 bits pour éviter tout dépassement (débordement) parce que ce dernier provoque une perte d'information.

En comparant avec les résultats de *Matlab*, on remarque que les résultats sont les mêmes mais avec un léger décalage de 12 positions. Mais ce décalage n'a pas d'influence sur le reste du traitement.

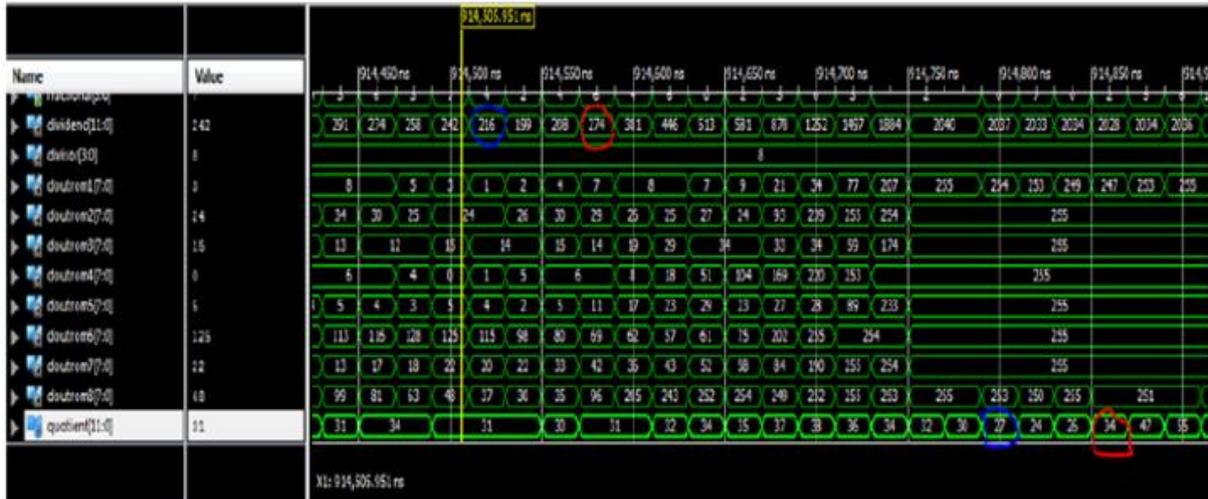


Figure V.11. Simulation comportementale de l'Additionneur sous ISE

V.5.3.5. Test du diviseur

L'opération de division sur *VHDL* en utilisant les bibliothèques arithmétiques n'est pas synthétisable. Nous avons donc opté pour des modules *VHDL* préprogrammés synthétisables (*IP Core Dividencorg*) fournis par *ISE* pour effectuer la division.

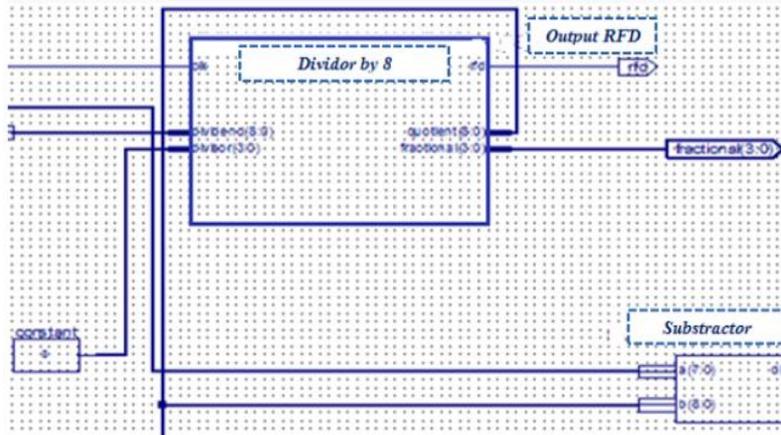


Figure V.12. Description schématique du Diviseur

Un léger décalage est présent, néanmoins aucune influence sur les résultats n’est constatée.

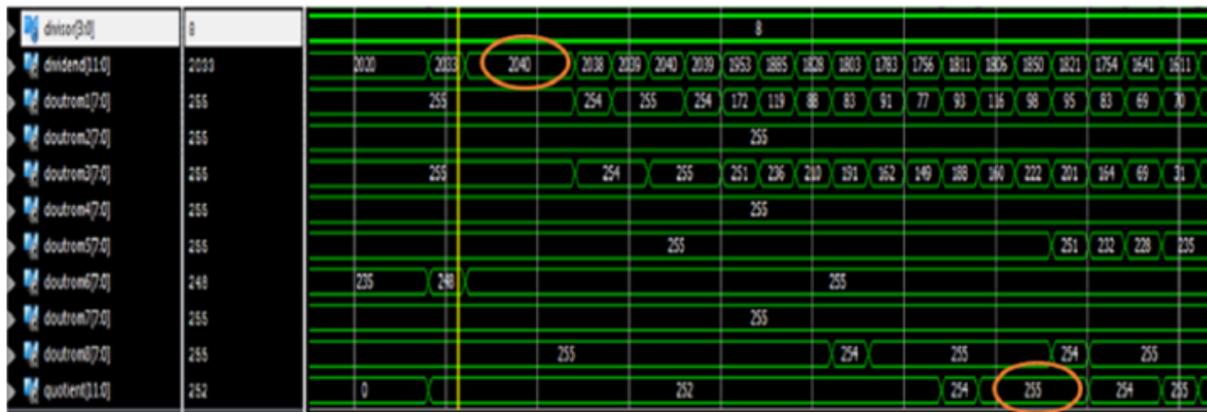


Figure V.13. Résultats de la simulation comportementale du Diviseur

V.5.3.6. Soustracteur

Il existe trois descriptions en VHDL :

- La Description comportementale.
- La Description structurelle.
- La Description flot de données.

Dans cette approche, nous avons utilisé les trois types de description.

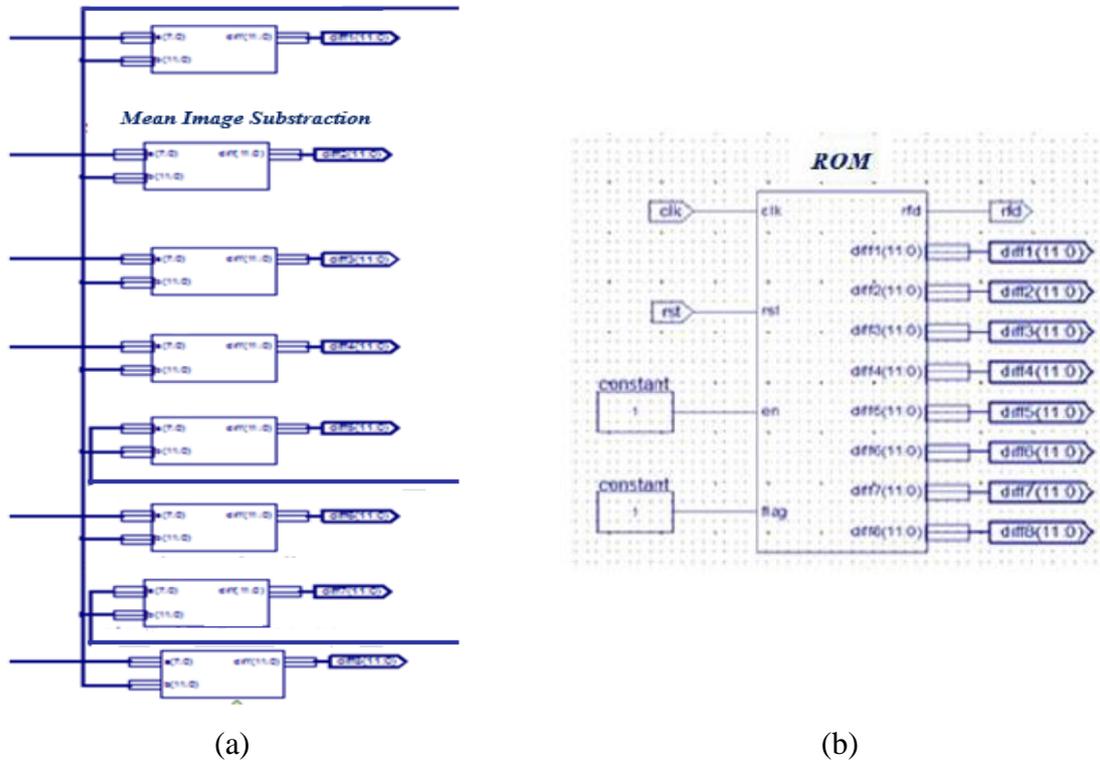


Figure V.14. Représentation schématique de bloc de calcul des images centrées
 (a) Description structurelle (b) Description comportementale

V.5.3.7. Multiplication

Les figures V.15 et V.16 représentent, respectivement, la description schématique sous ISE et la simulation sous ISIM du bloc de multiplication :

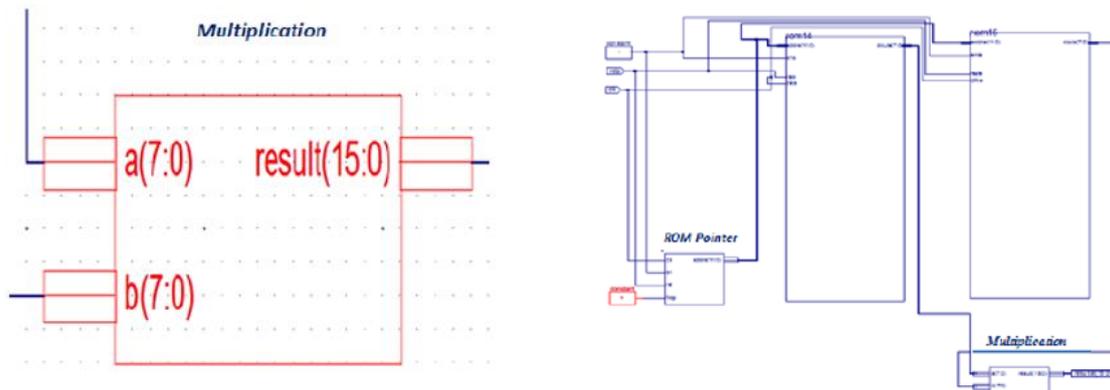


Figure V.15. Description schématique du bloc de multiplication

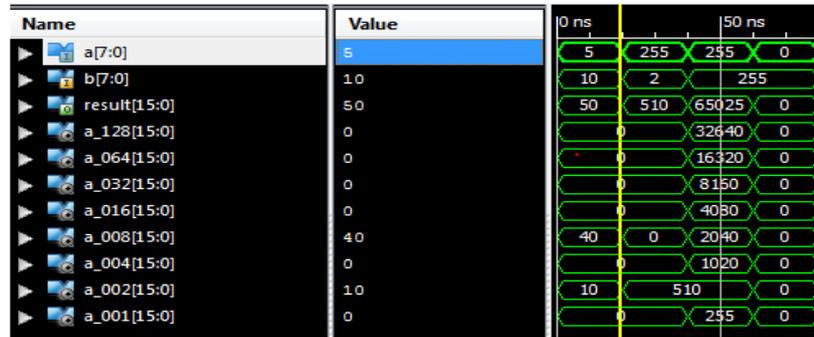


Figure V.16. Simulation du bloc de multiplication sous *ISIM*

V.5.5. Fonctionnement de l'algorithme de calcul des Images Moyennes

- Si le bouton *RESET* est mis à 1, tout le système va être initialisé à 0.
- A chaque front montant de l'horloge, si le *RESET* est mis à zéro et le signal d'activation *ENABLE* et *FLAG* sont à leur état haut, nous aurons :
 - A chaque front montant de l'horloge, le pointeur pointera les adresses des huit *ROM* en même temps. Les données des *ROM* vont être lues et affectées aux entrées de l'additionneur qui va calculer la somme des huit mots venant des huit *ROM*.
 - En sortie de l'additionneur, la somme sera introduite en entrée du diviseur afin de calculer la moyenne en divisant par 8 la somme sortante de l'additionneur.
 - Le résultat obtenu est introduit dans un soustracteur qui va calculer la différence entre les valeurs (pixels) de chaque *ROM* (image) et la sortie du diviseur.
 - Le résultat de ce processus représente les images centrées. Le traitement au niveau de toutes les *ROM* se fait de manière parallèle.

Après cette description, nous allons présenter les résultats de la simulation du schéma global de notre algorithme sous *ISIM*.

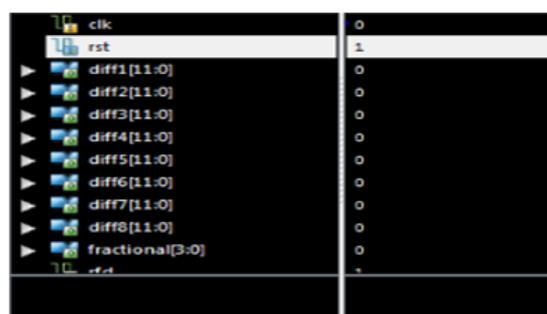


Figure V.17. Illustration de la réinitialisation (*RESET* à l'état haut)

V.5.6. Simulation comportementale du schéma global

Le schéma d'implémentation comprend deux entrées « *ENABLE* » et « *FLAG* » pour démarrer les calculs (signaux d'activation), une entrée d'horloge « *CLK* » pour la

synchronisation, une entrée « *RESET* » asynchrone pour la réinitialisation, huit sorties pour la différence. Nous avons préalablement effectué les calculs de soustraction à l'aide de *Matlab*. Les résultats obtenus coïncident.

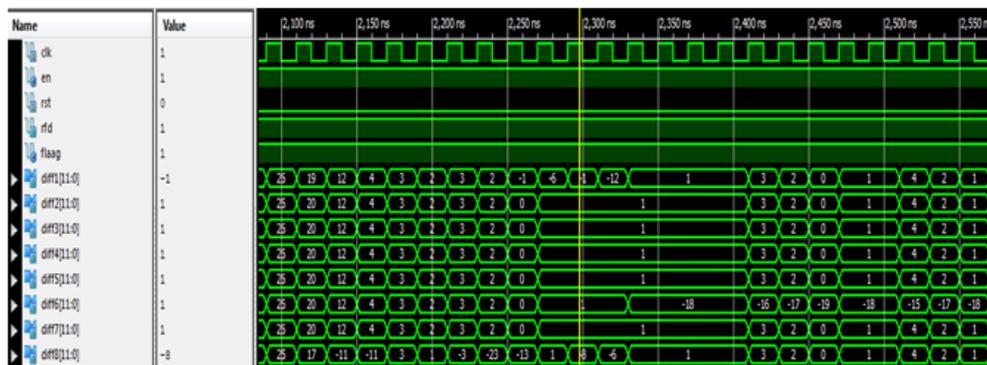


Figure V.18. Simulation comportementale du schéma global (*RESET* à l'état bas)

V.6. Interprétation des résultats de simulation en temps réel

Cette partie consiste à charger l'algorithme programmé à l'aide de la plate-forme *ISE* sur la carte *FPGA* et de vérifier son fonctionnement. Après avoir configuré et branché la carte *FPGA*, on procède au chargement de l'algorithme. Nous observons les résultats à l'aide du *Chip Scope*.

Dans la phase d'implémentation du programme, nous avons rencontré des problèmes au niveau de mapping. Le message d'erreur affiché est illustré par la figure V.19 :

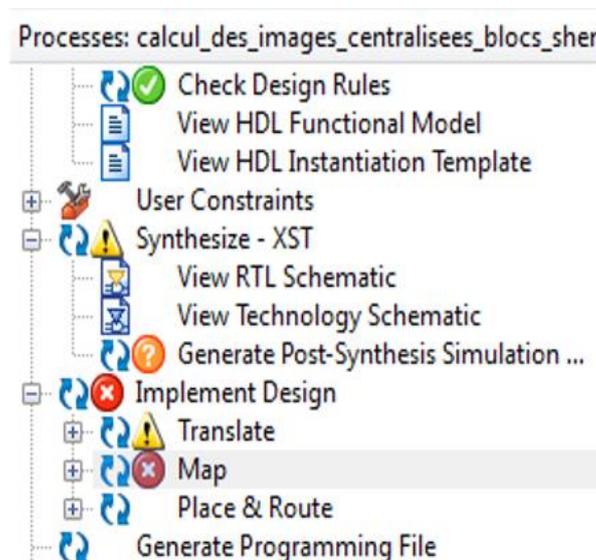


Figure V.19. Message d'erreur (Erreur de mapping).

C'est pourquoi nous avons décidé de tester la fonctionnalité de notre programme avec seulement deux *ROM* (Cas de deux images).

Nous avons constaté que la carte *FPGA* n'a pas pu supporter le poids de notre programme du point de vue stockage, c'est pourquoi il était nécessaire de réduire l'espace mémoire le plus possible temporairement.

Nous avons appliqué l'Algorithme ACP sur deux images seulement dans le but de vérifier la possibilité d'implémentation le ACP en temps réel et d'intégrer des éléments de stockage externes (en utilisant les ressources de la carte) afin de stocker la BDD entière.

La schématisation sur ISE du bloc (Top Module) de calcul des images centrées est illustrée par la figure V.20.

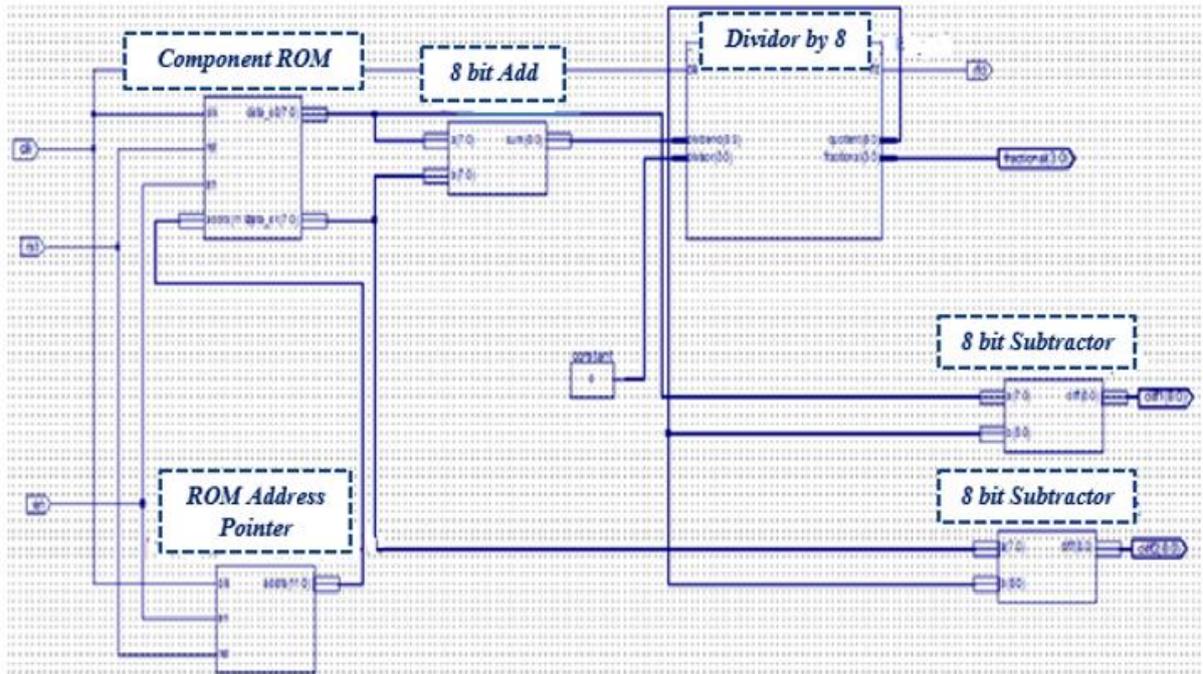


Figure V.20. Schématisation sur ISE du bloc de calcul des images centrées

La figure V.21 représente la simulation du bloc total utilisant deux images :



Figure V.21. Simulation du bloc total (cas de deux images)

La figure V.22 illustre les résultats de l'implémentation :

Average_Block_of_Two_Images Project Status (05/05/2019 - 09:30:50)			
Project File :	Average_Two_Images.xise	Parser Errors :	No error
Module Name :	Average_Block_of_Two_Images	Implementation State :	Programming File Generated
Target Device :	xc6slx 13-2csg324	- Errors :	No Errors
Product Version :	ISE 13.4	- Warnings :	4 Warnings (3 new, 0 filtered)
Design Goal :	Balanced	- Routing Result :	All signals Completely Routed
Design Strategy :	Xilinx Default (unlocked)	- Timing Constraints :	All Constraints Met
Environment :	System Settings	- Final Timing Score :	0 (Timing Report)

Figure V.22. Résultats d'implémentation.

La figure V.23 représente la validation de toutes les phases d'implémentation de notre algorithme :

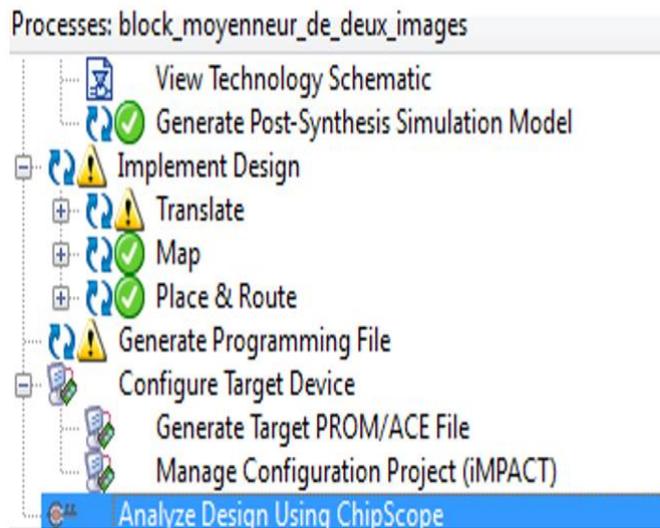


Figure V.23. Validation des étapes d'implémentation de l'algorithme

Les ressources consommées par l'algorithme sont résumées dans le tableau V.1 :

Type de Logique		Utilisé	Disponible	Utilisation en %
Nombre de slices		482	18224	2
Nombre de slices	Flip Flops	65	65	100
	LUT	379	9112	4
Nombre de LUT utilisés	Registres à décalage	0	28800	0
	Mémoire	29	7200	1
Nombre d'entrée/sortie utilisé		56	440	12

Tableau V.1. Ressources consommées par l'Algorithme

D'après le tableau **V.1**, nous remarquons une fiabilité de consommation globale en ressources de l'algorithme de **ACP** accordé avec une fréquence maximale non importante. Les résultats de l'implémentation sur la carte *FPGA* correspondent parfaitement aux résultats de la simulation sur *ISE*.

La dernière étape de la technique **ACP** représente le calcul de la distance entre les visages propres calculés auparavant et l'image test centrée dans un but d'identifier cette dernière en véritable client ou imposteur.

V.7. Calcul de la Distance de Manhattan

Pour le calcul de la distance entre les visages propres « *Eigen Faces* » de la BDD et de l'image Test, plusieurs méthodes sont proposées, parmi elles, la « *Distance Euclidienne* » et la « *Distance de Manhattan* ». Dans notre cas, nous avons utilisé la seconde, malgré le fait que la « *Distance Euclidienne* » soit beaucoup plus naturelle mais elle est généralement utilisée pour effectuer le calcul spatial.

De plus, la « *Distance Euclidienne* », donnée par la relation **(V.1)**, contient la racine carrée, elle sera donc plus difficile à programmer. En revanche, la « *Distance de Manhattan* », donnée par la relation **(V.2)**, apporte souvent de bons résultats et elle est plus facile à programmer.

$$\text{Distance Euclidienne : } D_E = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (\text{V.1})$$

$$\text{Distance de Manhattan : } D_M = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i| \quad (\text{V.2})$$

V.8. Analyse RTL

L'analyse *RTL* transforme le langage *VHDL* en portes logiques. Cette étape permet de déterminer certaines erreurs de syntaxe telles que les mauvaises connexions entre les modules, les signaux non déclarés ou de largeur non cohérente, etc. Les erreurs et les avertissements (*Warnings*) apparaissent dans l'onglet « Message ». Il n'est pas nécessaire de faire l'analyse *RTL* avant la synthèse. Toutefois, il est indispensable de corriger ces erreurs et avertissements avant de passer aux prochaines étapes.

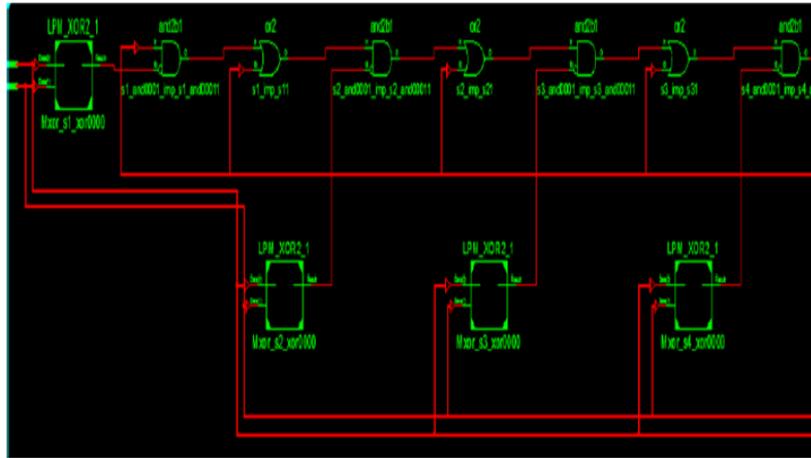


Figure V.24. Représentation schématique en RTL relative au calcul des images centrées

La figure V.25 illustre l'architecture RTL du bloc de calcul de la « Distance de Manhattan » :

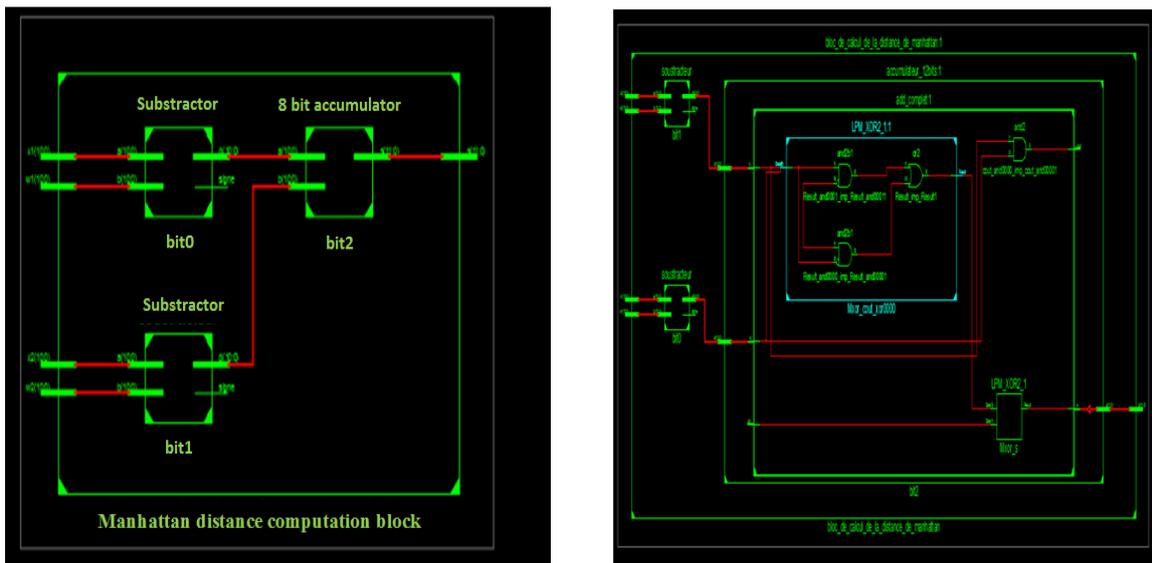


Figure V.25. Représentation schématique en RTL relative au calcul des images moyennes

La figure V.26 indique l'architecture RTL du bloc de calcul de la « Distance de Manhattan » :

Manhattan_distance_calculation_block Project Status (06/10/2019 - 09:30:50)			
Project File :	manhattan_dist_xise	Parser Errors :	No error
Module Name :	Manhattan distance calculation block	Implementation State :	Placed and Routed
Target Device :	xc5v1x 50-1ff676	- Errors :	No Errors
Product Version :	ISE 12.1	- Warnings :	2 Warnings (2 new)
Design Goal :	Balanced	- Routing Result :	All signals Completely Routed
Design Strategy :	Xilinx Default (unlocked)	- Timing Constraints :	
Environment :	System Settings	- Final Timing Score :	0 (Timing Report)

Figure V.26. Architecture RTL du bloc de calcul de la « Distance de Manhattan »

Le tableau V.2 résume les résultats de la simulation, sous *ISE*, du bloc de calcul de la « *Distance de Manhattan* » :

Type de Logique		Utilisé	Disponible	Utilisation en %
Nombre de <i>MUX</i> utilisés		236	4556	5
Nombre de slices	Flip Flops non utilisés	120	565	21
	<i>LUT</i>	379	9112	2
	Logiques	258	2176	2
Nombre de <i>LUT</i> utilisés	Registres à décalage	482	12224	2
	Mémoire	83	2176	3

Tableau V.2. Résultats de la simulation relatifs au calcul de la « *Distance de Manhattan* »
(Fréquence Maximale 1.137MHz)

Conclusion

Dans le système de reconnaissance faciale, l'algorithme le plus utilisé est l'*ACP* « *Eigen Faces* » que nous avons implanté sur la carte *FPGA*. L'objectif d'implémenter sur *FPGA* est de garder la souplesse et la flexibilité d'une part et de profiter de ressources matérielles disponibles dans le *FPGA* permettant d'augmenter les performances en temps réel d'autre part.

Nous avons décrit le fonctionnement de quelques modules qui composent les étapes de l'implémentation. Nous avons présenté les résultats de la simulation comportementale relative à chaque module. Nous avons implémenté deux parties essentielles de la technique de classification *ACP*.

Les simulations réalisées à l'aide de la plate-forme *ISE* sur les différents modules, ainsi que celle réalisée sur le schéma global, ont montré un bon fonctionnement de la technique. Les résultats de la simulation en temps réel sont concluants, ils concordent parfaitement avec les résultats de simulation, ce qui prouve que le programme est fonctionnel sur les cartes choisies, à savoir, la *SPARTAN-6* pour l'implémentation des images centrées globales et la *VIRTEX-4* pour l'implémentation de la « *Distance de Manhattan* ».

Nous avons effectué des tests de l'implémentation sur la carte *FPGA* en temps réel. Nous avons constaté que les résultats concordent. L'implémentation sur la carte *SPARTAN-6* et la *VIRTEX-4* ont montré une faible consommation en ressources.

Chapitre VI

Modélisation de la reconnaissance basée sur le Système Visuel Humain

L'objectif principal de ce chapitre est de dresser un inventaire des principales fonctions du Système Visuel Humain et de ses composantes. Nous allons mettre en évidence l'intérêt d'utiliser des modélisations du SVH pour développer des outils de traitement d'images dans le domaine de reconnaissance d'individu.

En effet, il est reconnu que le SVH peut s'affranchir d'un certain nombre de difficultés couramment rencontrées en vision par ordinateur. Nous allons présenter les aspects relatifs aux fonctions et aux processus associés plus immédiatement au Système Visuel Humain. Nous allons mettre en exergue les propriétés les plus importantes, en l'occurrence, le Contraste à Bande Limitée Local et la Fonction de Sensibilité au Contraste.

Introduction

La vision humaine demeure un grand mystère pour les chercheurs dans le domaine des neurosciences. En effet, de nos cinq sens, c'est la vision qui accapare le plus les neurones de notre cerveau. Ce qui fait de l'approche visuelle un axe de recherche très novateur et intéressant. Les champs d'application sont fort diversifiés.

Les processus perceptifs s'avèrent de plus en plus complexes à mesure que de nouvelles observations et recherches dans le domaine du traitement numérique des images sont publiées. Les découvertes des dernières décennies ont notamment modifié l'image que l'on se faisait traditionnellement du Système Visuel Humain (*SVH*) et de la perception visuelle (**BEN, 2007**).

Ces dernières années, des recherches ont été entreprises pour étudier le comportement du *SVH*. Cette connaissance est particulièrement intéressante en traitement d'images dans la mesure où la plupart des applications sont destinées à fournir des images visualisées et utilisées par l'Homme. Cet axe de recherche reste très large et diversifié. Il a été largement développé dans la littérature. Cela a permis l'apparition récente des nouvelles Technologies de l'Information et de la Communication.

Les approches, basées sur le *SVH*, ont démontré leur robustesse et leur performance dans plusieurs domaines. Elles sont appliquées avec succès dans différentes catégories, les plus enclines sont celles de la compression d'images numériques, du codage (**SEN, 1996**), (**BED, 1998**), de l'évaluation de la qualité dégradée (**CAL, 2001**), (**KAN, 1998**), (**KAR, 1994**), le tatouage (**DEL, 1998**), (**SAA, 2001**), la reconnaissance de formes (**BEK, 1999**), la cryptographie (**DEN, 2016**) et bien d'autres.

Les objectifs sont multiples et visent, d'une part, à expliquer comment le cerveau produit des reproductions visuelles plus élaborées du monde à partir d'informations visuelles rares et, d'autre part, à créer des modèles mathématiques répondant aux exigences de certaines applications bien précises (**LAJ, 2003**).

Parmi les diverses manières d'étudier la perception visuelle, considérée comme l'une des modalités sensorielles les plus développées chez l'Homme, les chercheurs ont adopté, depuis une quarantaine d'années, un concept appelé « Traitement de l'Information ». Selon cette approche, les mécanismes perceptifs constituent un ensemble d'opérations effectuées par le cerveau sur les signaux que nos récepteurs sensoriels captent dans l'environnement (**MAR, 1980**), (**MAS, 2006**).

Le système visuel du cerveau reçoit très peu d'informations malgré la multitude et la quantité d'informations contenues dans les images perçues par l'homme.

La modélisation de tout système biologique nécessite la connaissance des étapes biologiques du traitement de l'information (NIN, 2009). Nous nous intéressons, plus particulièrement, à la modélisation du SVH. Ce dernier apparaît comme un système multi-capteurs, intégrant progressivement les informations spatiales, couleur, fréquences spatiales et mouvement de notre environnement.

Les mécanismes et le fonctionnement du SVH ont déjà fait l'objet d'études détaillées dans de nombreuses thèses, notamment (NIN, 2009), (BEK, 1999), (AUT, 2002).

La vocation de ce chapitre est de présenter le SVH et plus particulièrement les modélisations existantes de certaines de ses propriétés. Nous allons aborder brièvement quelques concepts importants sur la perception visuelle. Nous effectuerons également une synthèse sur les principales caractéristiques et fonctionnalités du SVH en mettant l'accent sur les propriétés du SVH qui nous intéressent et qui présentent un intérêt dans un contexte de reconnaissance, en l'occurrence, le Contraste Local, la Fonction de Sensibilité au Contraste (CSF), la décomposition multicanale et l'effet de masquage. Ces propriétés ont retenu notre attention dans le cadre de nos travaux de modélisation du SVH appliqué à la reconnaissance biométrique des individus à cause de leur rôle prépondérant dans la perception (ALL, 2020).

Le but de développer un système de reconnaissance basé sur le concept du SVH est de simuler ou d'imiter la perception humaine. Dans notre approche, il est intéressant de voir comment exploiter le comportement du SVH dans les systèmes biométriques pour améliorer la reconnaissance de soi.

Plusieurs questions se posent, entre autres, est-il possible de développer des algorithmes capables de fournir une meilleure performance par rapport à d'autres méthodes utilisées et déjà largement développées dans la littérature ? Il est à noter que ces méthodes ont montré leurs performances et leur robustesse dans divers domaines d'application tels que la compression ou l'évaluation de la qualité d'image, le tatouage d'images, etc.

Quel modèle de SVH sera le plus approprié ? Comment les performances du système biométrique seront-elles évaluées ?

VI.1. Modélisation du Système Visuel Humain

La modélisation du *SVH* découle principalement de sa structure biologique et fonctionnelle, ainsi que d'expériences psychophysiques (NIN, 2009). Nous allons présenter les propriétés du *SVH* qui nous semblent les plus importantes. On peut trouver dans (NAD, 2000), une description exhaustive des aspects anatomiques du *SVH* et des modèles visuels de la littérature.

Dans cette section, nous présenterons respectivement, la perception de la luminance, le calcul du contraste, la fonction de sensibilité au contraste.

VI.1.1. Perception de la luminance

La compréhension du processus de perception visuelle est un élément clé à considérer lors de la modélisation du *SVH*. La perception d'une zone de l'image génère trois types de sensations. Les sensations de teinte et de saturation sont liées à la chromaticité de la zone observée tandis que la sensation de luminosité reflète la luminance perçue (NIN, 2009).

Le *SVH*, étant naturellement confronté à une importante dynamique d'intensité lumineuse, des mécanismes d'adaptation ont été mis en place lui permettant de maintenir sa sensibilité aussi bien dans des conditions d'illumination importante (conditions photopiques), que dans des conditions d'illumination faible (conditions scotopiques) (AUT, 2002).

La figure VI.1 illustre la sensibilité spectrale de l'œil humain :

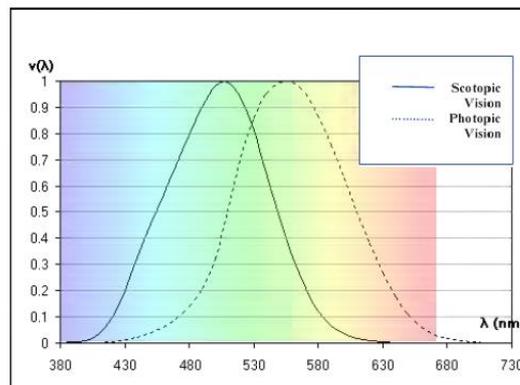


Figure VI.1. Sensibilité spectrale de l'œil humain (LAG, 2017)

VI.2.2. Contraste

Le contraste est l'un des paramètres les plus étudiés et exploités dans les expériences psycho-visuelles. Plusieurs définitions ont été proposées depuis celle de Michelson. Cependant, aucune définition universelle n'est connue à ce jour.

Toutes les définitions proposées expriment le contraste comme une mesure relative de variation de luminance d'une région (luminance de la cible) par rapport aux luminances des régions qui l'entourent (luminance du fond) (CHE, 2015).

En effet, un médaillon, de luminance moyenne, présenté sur un fond foncé apparaît plus clair que ce même médaillon présenté sur un fond clair (voir Figure VI.2)



Figure VI.2. Contraste de la luminosité

Le contraste, généralement utilisé dans les modèles du SVH, dépend de plusieurs paramètres tels que la forme, la fréquence spatiale, l'orientation du stimulus utilisé et aussi la complexité du voisinage.

Dans ce qui suit, nous décrivons quelques définitions de contraste qui existent dans la littérature.

VI.2.2.1. Contraste de Weber-Fechner

La réponse du Système Visuel Humain dépend plus des variations locales de luminance ΔL par rapport à la luminance environnante L , que des valeurs absolues de luminance. Cette propriété est connue sous la loi Weber-Fechner. C'est l'un des premiers modèles quantitatifs de la perception de la luminance (NIN, 2009).

Nous percevons un écart minimum ΔL pour une cible de luminance $L + \Delta L$ sur un fond uniforme de luminance L , appelé adaptation. Le rapport $\Delta L/L$ est pratiquement constant dans une large gamme de luminosité, comme représenté dans la figure VI.3.

Mathématiquement, le contraste de Weber est modélisé par la relation VI.1 :

$$C_w = \frac{\Delta L}{L} \quad (\text{VI.1})$$

La figure VI.3 illustre l'expérience de Weber :

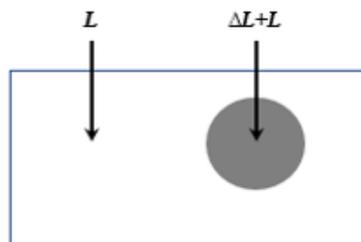


Figure VI.3. Expérience de Weber

Pour chaque valeur de luminance L , on relève l'écart minimum décelable ΔL . Cet écart ΔL est le contraste seuil, appelé également « seuil de détection en luminance » ou « seuil de visibilité ». Cependant, cette définition ne peut être utilisée que pour un stimulus qui se compose d'un incrément ou décrétement ΔL sur un fond uniforme de luminance L (AUT, 2002).

VI.2.2.2. Contraste de Michelson

Souvent, les modèles sont construits à partir de résultats expérimentaux sur la détection de signaux qui utilisent la définition du contraste de Michelson (MIC, 1927).

Le contraste est défini comme le rapport entre l'intensité locale d'une image et son intensité moyenne :

$$C_M = \frac{L_{max} - L_{min}}{2L_{moy}} \quad (\text{VI.2})$$

Où : L_{max} et L_{min} correspondent respectivement aux valeurs de luminance maximale et minimale.

Il est à noter qu'il existe un grand nombre de définitions du contraste, adaptées à des stimuli plus ou moins complexes. Dans le cas de stimuli sinusoïdaux, la formule de Michelson (VI.2) est généralement adoptée (NIN, 2009).

VI.2.2.3. Contraste de Peli

Le Contraste Local à Bande Limitée *LBLC* (*Local Band Limited Contrast*) proposé par Eli Peli (PEL, 1990) est beaucoup plus complexe et reflète le fait très important que la perception d'un détail de l'image dépende aussi de son environnement local (AUT, 2002).

Le calcul du contraste local suppose une décomposition de l'image en sous-bandes visuelles et est défini par le rapport entre la luminance locale d'une sous-bande donnée et la luminance moyenne locale relative à ce canal, c'est-à-dire, pour le site considéré (m, n) , la somme de la luminance de toutes les sous-bandes radiales inférieures à la sous-bande (AUT, 2002) :

$$C_i(m, n) = \frac{L_i(m, n)}{\sum_{k=0}^{i-1} L_k(m, n)} \quad (\text{VI.3})$$

Où : i représente le $i^{\text{ème}}$ canal radial

Le dénominateur représente la luminance moyenne locale qui correspond à tous les canaux de support spectral inférieur à celui du $i^{\text{ème}}$ canal.

VI.2.3. Fonctions de Sensibilité au Contraste

Afin de déterminer la sensibilité au contraste du *SVH*, plusieurs études ont été réalisées. L'une des premières expériences sur le comportement en fréquence est celle de Campbell et Robson (**CAM, 1968**).

L'une des caractéristiques les plus importantes de la création de modèles visuels est la diminution de la sensibilité aux hautes fréquences spatiales. Ce phénomène est modélisé par la Fonction de Sensibilité au Contraste (*CSF*).

Plusieurs *CSF* achromatiques sont détaillés par Barten dans (**BAR, 1999**). La courbe *CSF* (Figure **VI.4**) est généralement assimilée à la fonction de transfert d'un filtre spatial linéaire aux basses et hautes fréquences. La sensibilité visuelle est maximale pour les fréquences spatiales moyennes, elle diminue pour les fréquences supérieures. Ce filtrage provient du comportement passe-bas du cristallin et de la pupille, ainsi que du nombre limité de cellules rétinienne par unité de longueur.

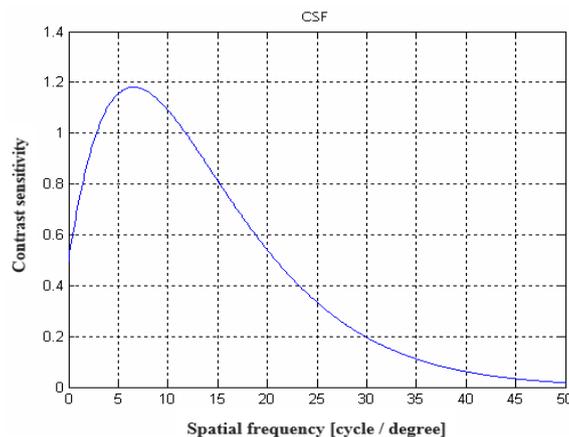


Figure VI.4. Fonction normalisée de sensibilité au contraste (**MAN, 1974**)

La *CSF* décrit donc l'évolution de la sensibilité visuelle, c'est-à-dire, l'inverse du contraste d'un signal à son seuil de visibilité, le plus souvent en fonction des fréquences spatiales et de l'orientation du signal à détecter.

La plupart du temps, les modèles proposés dans la littérature sont élaborés à partir de résultats expérimentaux sur la détection de signaux sinusoïdaux utilisant la définition de Michelson pour le contraste. Le fait que les signaux réels soient composés de multiples fréquences implique des variations des seuils de visibilité, ces variations traduisent ce qu'on appelle l'effet de masquage.

VI.3. Organisation multi-canal

Plusieurs preuves physiologiques révèlent que les cellules du système visuel sont à l'écoute de certains types d'informations visuelles telles que la couleur, l'orientation ou la fréquence.

Les résultats d'expériences psychophysiques suggèrent l'existence de regroupements d'informations préalables à leur traitement (CAL, 2004), ce qui conforte l'hypothèse de la décomposition spatio-fréquentielle du SVH en canaux visuels ou perceptifs.

Sakrison remarque que si nous présentons un stimulus contenant plusieurs composantes fréquentielles, seule la composante fondamentale fixera le seuil de visibilité (SAK, 1977).

Cette décomposition conduit à la définition de plusieurs filtres qui caractérisent les sous-bandes ou les canaux perceptifs (DAU, 1984), (PHI, 1984).

Les caractéristiques de la décomposition sont généralement décrites en termes de sélectivités radiale et angulaire.

Watson et Daly ont détaillé les conditions nécessaires et les propriétés des transformations linéaires utilisées pour modéliser la sélectivité spatio-fréquence naturelle du SVH (WAT, 1987), (DAL, 1994).

Dans la littérature, il existe de nombreuses façons de mettre en œuvre la décomposition en canaux de fréquences spatiales visant à approcher le comportement du SVH (SEN, 1993).

Concernant la conception de notre système de reconnaissance biométrique (ALL, 2020), nous avons opté pour l'utilisation de la décomposition en canaux perceptuels du SVH. Cette modélisation, largement décrite, entre autres, dans (AUT, 2002), (BEK, 1999), (NIN, 2009) et (SAA, 1993), est illustrée par la figure VI.5 (AUT, 2002). Elle est constituée de quatre domaines fréquentiels radiaux, appelés couronnes, indexés de I à IV.

L'anneau I correspond aux fréquences spatiales comprises entre 0 et 1,5 cy/d° (cycles par degré). Le domaine II, quant à lui, correspond à des fréquences comprises entre 1,5 et 5,7 cy/d°. Le domaine III correspond à des fréquences comprises entre 5,7 et 14,2 cy/d° et le domaine IV à des fréquences comprises entre 14,2 et 28,2 cy/d° (CAL, 2004).

La sélectivité angulaire dépend du domaine fréquentiel considéré. Il n'y a pas de sélectivité mise en évidence pour les basses fréquences (anneau I). Pour le domaine II, une sélectivité angulaire de 45° a été mesurée dans laquelle quatre canaux orientés pour ce domaine, indexés de 1 à 4, ont été définis. Pour les domaines III et IV, la sélectivité angulaire mesurée est de 30°. Pour chacun de ces deux domaines, six canaux orientés, indexés de 1 à 6, sont définis (NIN, 2009) et (SAA, 1993).

En somme, l'espace de représentation est décomposé en dix-sept canaux visuels répartis comme suit (AUT, 2002) :

- Une bande BF monodirectionnelle sans sélectivité angulaire.
- Trois bandes de fréquences radiales décomposées en canaux angulaires dont le nombre dépend de la bande radiale considérée :
 - Une bande (zone II) 1,5 cy/d° contenant quatre canaux angulaires (45°).
 - Deux bandes (zone III) 5,7 cy/d° contenant six canaux angulaires (30°).
 - Trois bandes (zone IV) 14,2 cy/d° contenant six canaux angulaires (30°).

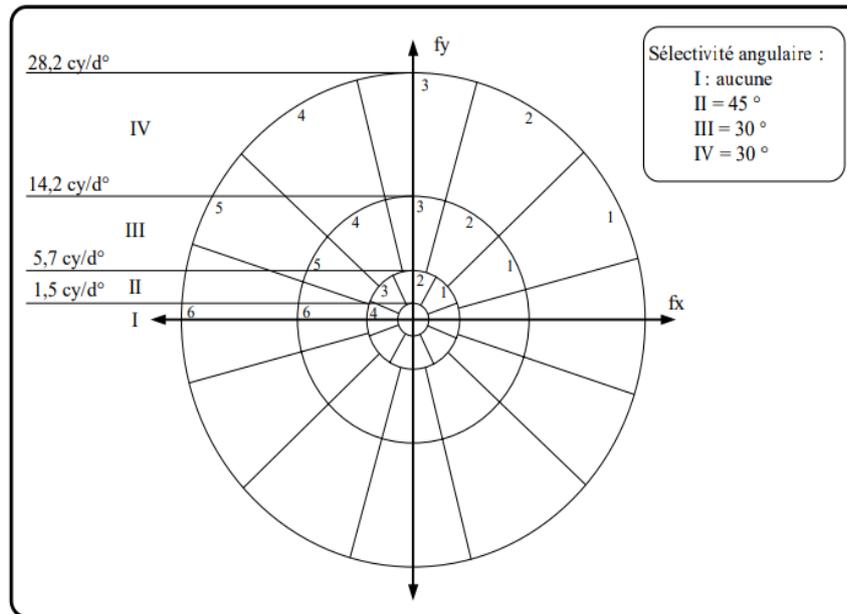


Figure VI.5. Décomposition en Canaux perceptuels (AUT, 2002)

VI.4. Fonction de masquage

Le problème principal de la modélisation des effets de masquage réside dans la complexité des phénomènes étudiés qui se traduit par une multitude de conditions expérimentales. Les expériences classiques mesurent la probabilité de détection d'un signal sinusoïdal en présence d'un signal masquant également sinusoïdal (CAL, 2004).

Ces expériences concernent le masquage entre :

- Des signaux d'orientations différentes (FOL, 1994)
- Des signaux de fréquences spatiales différentes (LEG, 1980).
- Des signaux chromatiques et achromatiques (LOS, 1994), (COL, 1990).

VI.4.1. Masquage spatial

Des signaux aux caractéristiques similaires sont traités par les mêmes canaux visuels et suivent donc le même chemin de l'œil au cortex. Il existe des interactions avec des effets non linéaires entre ces signaux voisins.

Le masquage, ou effet de masquage, est l'un de ces effets. Il reflète la variation du seuil de visibilité différentielle d'un stimulus due à la présence d'un autre signal dans son voisinage, qualifié de signal de masquage, de niveau supérieur (NIN, 2009).

L'effet de masquage est d'autant plus important que les deux signaux ont des caractéristiques similaires. On parle alors d'effet de masquage aussi bien dans le cas de l'augmentation du seuil de visibilité différentiel, que dans le cas de la diminution de la valeur du seuil. Dans le premier cas, il s'agit de masquage au sens propre (effet de masquage), alors que dans le second cas il s'agit de ce qu'on appelle la facilitation (effet de piédestal) où un signal va augmenter la visibilité d'un autre (NIN, 2009).

L'effet de masquage a fait l'objet de nombreuses études en raison de son importance dans les différents axes du traitement d'image. Différents modèles ont été proposés dans la littérature, dont notamment (TEO, 1994), (HEE, 1992), (CAL, 2001), (DAL, 1993), (LEG, 1980).

Dans un espace de représentation visuelle de l'information à plusieurs canaux et composantes, il est possible de dissocier les différentes origines des effets de masquage, tels que (FOL, 1994), (NIN, 2009) :

- Le masquage *intra-canal* explique les relations entre les signaux traités par un même canal.
- Le masquage *inter-canal* caractérise les influences entre stimuli et signal masquant différentes caractéristiques.
- Le masquage *inter-composant* reflète les interactions entre les signaux portés par les différents composants.

VI.4.2. Masquage temporel

Le masquage temporel reflète une modification du seuil de visibilité d'un signal due à la présence d'un autre signal. Cette modification du seuil de visibilité est due à l'interaction de stimuli temporellement adjacents. Ces effets de masquage sont moins connus que ceux rencontrés dans le domaine spatial (NIN, 2009).

Le masquage temporel concerne la manière dont deux stimuli temporellement proches interagissent. La réponse est complexe et dépend de nombreux facteurs tels que :

- La structure spatiale du signal de masquage
- La similarité des caractéristiques spatiales entre la cible et le signal de masquage
- L'intervalle de temps entre la cible et le signal de masquage
- La différence de luminance entre la cible et le signal de masquage

Dans les études sur le masquage temporel, on s'intéresse aux effets de masquage dus à de fortes discontinuités temporelles (AHU, 1993), (TAM, 1995), comme des changements de plan ou des transitions rapides.

Il est à préciser que l'effet masquage temporel n'est pas pris en considération dans le cas de notre modélisation.

VI.5. Modélisation de l'architecture du système biométrique

Dans cette section, nous expliquerons la méthodologie que nous avons déployée dans nos travaux (ALL, 2020).

La figure VI.6 présente l'architecture globale de notre système de reconnaissance basé sur le SVH. Nous expliquerons brièvement les étapes suivies pour le traitement de chaque image Visage et Iris. Par la suite, nous présenterons les deux possibilités de fusion de ces deux modalités.

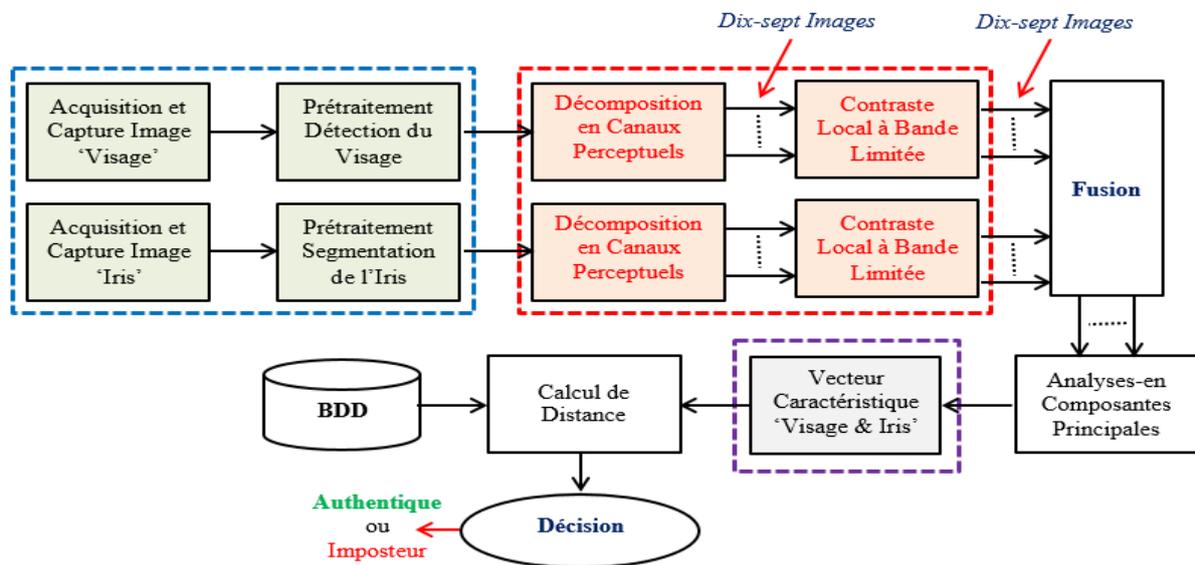


Figure VI.6. Architecture globale du système de reconnaissance proposé basé sur le SVH

VI.5.1. Bloc de traitement : Iris et Visage

La partie encadrée en bleu est une étape très importante dans la conception de tout système biométrique. Par conséquent, cela doit être fait correctement et minutieusement.

Dans cette étape, nous avons appliqué les méthodes et algorithmes standard largement utilisés en traitement d'images. L'acquisition de l'image du visage se fait à l'aide d'un capteur placé à proximité de l'individu pour s'assurer qu'une image est obtenue à une résolution maximale. Le capteur utilisé pour détecter l'iris doit fournir une image avec une vue explicite de l'œil gauche et de l'œil droit. Le but est d'extraire l'œil gauche et l'œil droit de l'image d'entrée. Cela se fait par recadrage automatique basé sur les distances calculées à partir de la pupille localisée. Les différentes étapes de prétraitement ont été expliquées dans le troisième chapitre.

VI.5.2. Bloc du SVH

Les deux images, obtenues à l'issue de cette phase, subissent une Décomposition des Canaux Perceptuels (*PCD*). Cette décomposition, modélisant le comportement du *SVH*, exploite un ensemble de dix-sept canaux visuels, répartis en bandes fréquentielles radiales (anneaux). Chaque anneau est décomposé en secteurs angulaires, comme expliqué dans la section **VI.3** selon le modèle de Peli.

L'avantage de réaliser une Décomposition en Canaux Perceptuels est de générer des images confinées à une certaine gamme de fréquences, parfaitement décorrélées. Le but de cette phase est de calculer la luminance de chaque pixel de l'image. La luminance est fonction de la fréquence. Elle représente la sensibilité au contraste.

VI.5.3 Fusion de modalités : Visage et Iris

Comme expliqué dans le deuxième chapitre, il existe quatre niveaux de fusion qui peuvent être classés en deux familles, la fusion avant la correspondance et la fusion après la correspondance.

Dans notre approche, nous nous intéressons à la fusion après correspondance, connue dans la littérature sous le nom de Multiple Classifier Systems (*MCS*). Ce mode de fusion peut être appliqué soit au niveau des scores, soit au niveau des décisions. La fusion au niveau du score est le type de fusion le plus utilisé car elle peut être appliquée à tous les types de systèmes, dans un espace de taille limitée et avec des méthodes relativement simples et efficaces.

Étant donné que les deux modalités biométriques se caractérisent par une certaine homogénéité et / ou compatibilité, cela nous incite à fusionner au niveau des scores, donc, après la phase d'appariement.

Pour l'acquisition des deux modalités, nous utilisons un seul appareil de capture avec une très haute résolution. Cela nous permettra d'analyser simultanément la texture de l'iris et le visage d'un même individu.

Il est intéressant de comparer la conception des deux systèmes biométriques (figures VI.7 et VI.8). La différence réside dans la fusion des deux modalités.

Après la phase de prétraitement, la détection de visage et la segmentation de l'iris, nous calculons les fonctions de sensibilité au contraste pour chaque image de visage et d'iris prise séparément. Nous appliquons la Décomposition en Canaux Perceptuels qui va générer dix-sept images sur les dix-sept canaux spectraux. Nous calculons le Contraste Local à Bande Limitée.

Les étapes de prétraitement des deux modalités sont similaires dans les deux cas (figures VI.7 et VI.8) avant la fusion.

A priori, nous pouvons apercevoir qu'il est plus rentable et plus intéressant de fusionner les images issues du calcul du Contraste Local à Bande Limitée. L'avantage est qu'après la Décomposition en Canaux Perceptuels, nous obtenons des images ayant les mêmes caractéristiques fréquentielles (même bande spectrale, même gamme de fréquence) mais le contenu spatial est différent (information). Un autre avantage réside dans le fait que nous commettons moins d'erreurs.

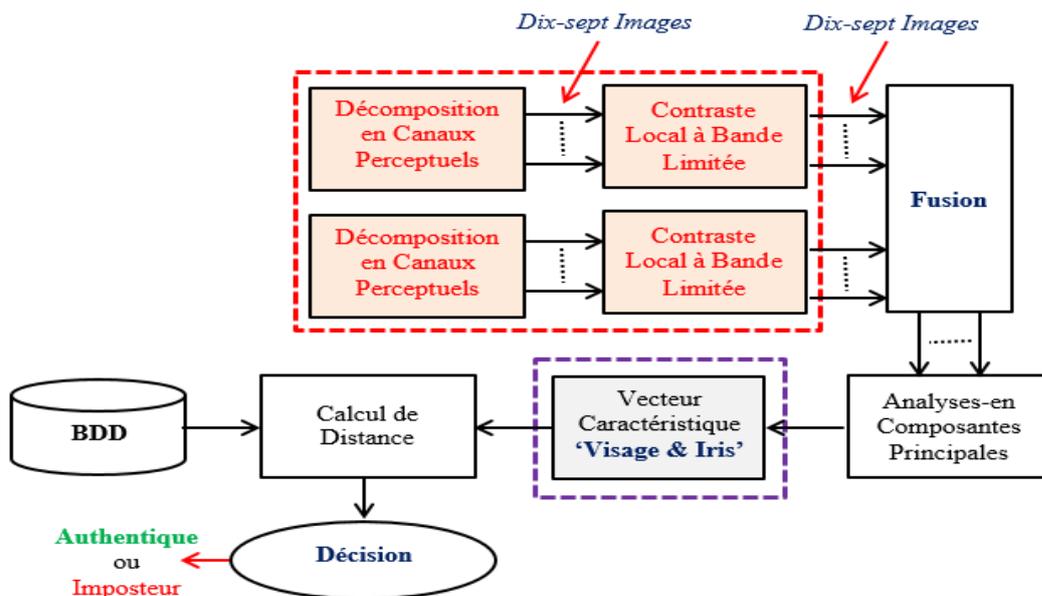


Figure VI.7. Fusion avant réduction de dimensionnalité (Possibilité 1)

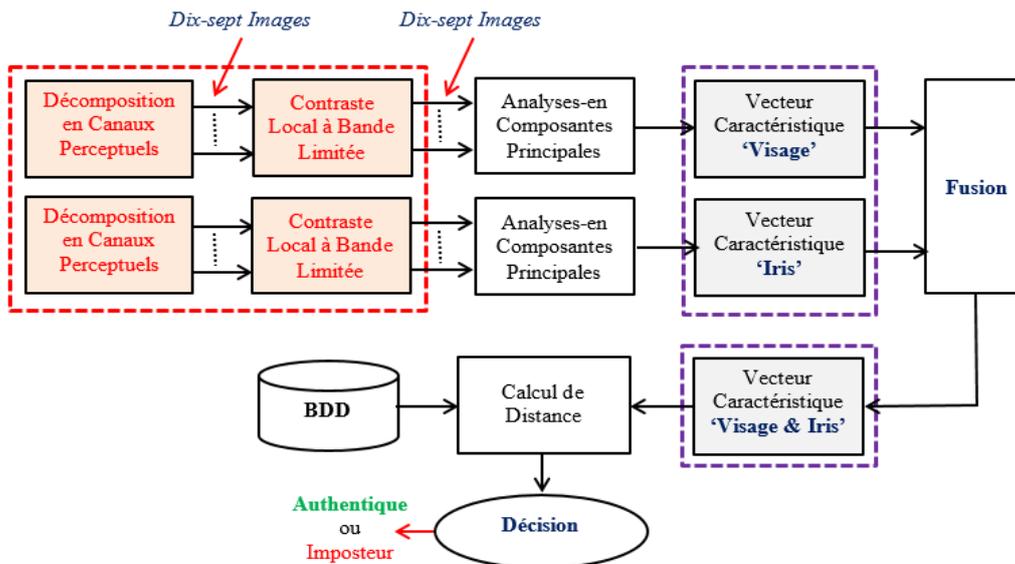


Figure VI.8. Fusion après réduction de dimensionnalité (Possibilité 2)

VI.6. Bloc de décision

Comme mentionné précédemment, nous fusionnons les caractéristiques des deux modalités selon la première possibilité (figure VI.7) qui, à priori, donne une erreur moindre. Au terme de cette phase, nous obtenons dix-sept images contenant les caractéristiques fusionnées des deux modalités : Visage et Iris.

Le calcul du contraste, pour chacune des dix-sept sous-bandes de luminance à partir de la décomposition du canal perceptuel, est indispensable.

Pour la réduction de la dimensionnalité, nous procédons à l'Analyse en Composantes Principales. C'est l'un des algorithmes les plus connus et les plus utilisés en traitement d'images (BAR, 2016), (DES, 2017). Cette étape permet de déterminer le vecteur caractéristique.

Par la suite, nous calculons la distance pour comparer le vecteur caractéristique généré avec celui de la BDD. Cela nous permet de décider si nous avons une meilleure correspondance possible. Pour parvenir à la décision finale, nous utilisons l'algorithme de « Distance Euclidienne ». En dépit de la simplicité de son implémentation, cet algorithme a démontré sa robustesse et sa performance.

VI.7. Application de l'algorithme SVH à la reconnaissance faciale

Nous avons réalisé un système de reconnaissance faciale pour tester l'approche exploitant le SVH en utilisant la décomposition de Watson qui considère que l'espace de représentation est partitionné en quatre bande radiale (voir figure VI.9).

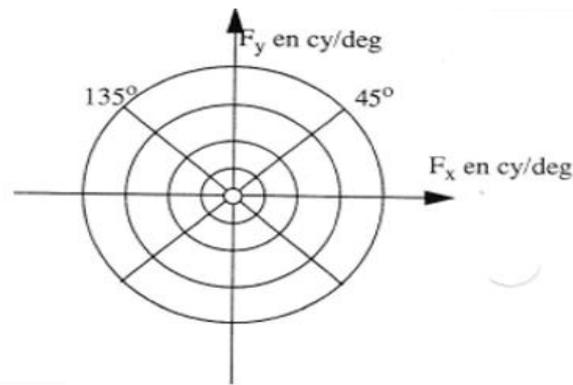


Figure VI.9. Décomposition de l'espace en quatre bandes spectrales

La figure VI.10 illustre l'architecture globale du système. Elle est divisée en trois principales phases. Chaque phase est décomposée, à son tour, de deux étapes.

- La **phase 1** englobe les étapes d'acquisition de l'image et de prétraitement afin de faciliter les opérations ultérieures. Les principales actions effectuées sont l'identification du visage et l'élimination du bruit indésirable
- La **phase 2** concerne la *DCP* pour générer quatre imageries relatives aux quatre domaines fréquentiels. Pour extraire les caractéristiques, nous appliquons la transformée de *Hough*.
- Dans la **phase 3**, nous appliquons l'*ACP* pour la sélection des attributs et la réduction de dimension des vecteurs de caractéristiques. Par la suite, nous comparons le vecteur caractéristiques de l'image traitée avec celle de la *BDD*.

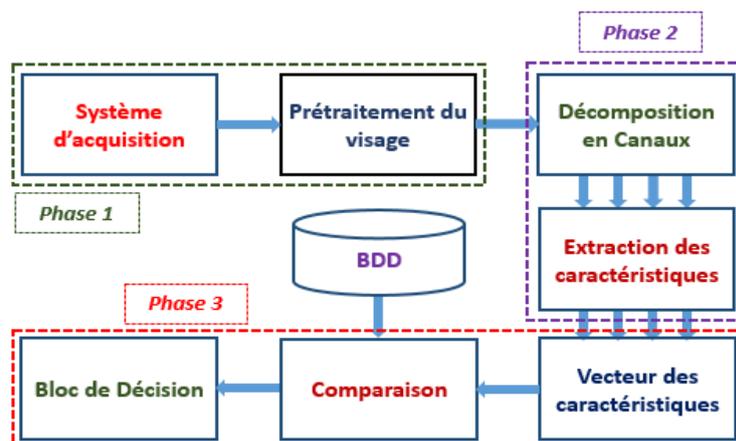


Figure VI.10. Architecture du système de reconnaissance faciale

Pour l'implémentation, nous avons utilisé une *BDD* de 30 classes. Nous avons divisé cette *BDD* en deux parties :

- 70% pour la phase d'apprentissage pour entraîner le système.
- 30% pour la phase de test pour tester la performance du système.

Les prédictions du classifieur, obtenues pour 30 classes, sont représentées par la figure VI.11. On remarque que notre système permet d'identifier toutes les personnes avec une précision conséquente.

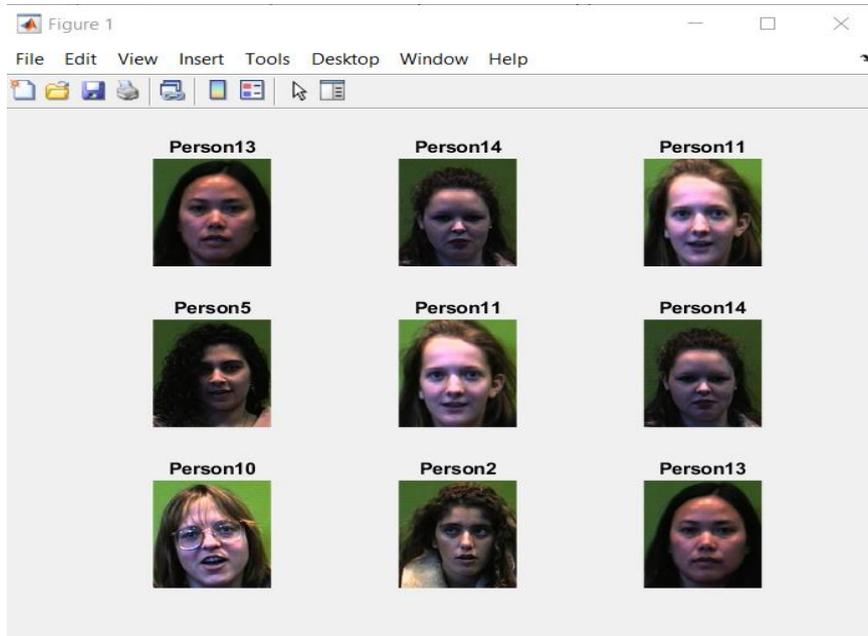


Figure VI.11. Prédictions du classifieur pour 30 classes

Les figures VI.12 et VI.13 illustrent, respectivement, la matrice de confusion pour 30 classes et la matrice de confusion réduite.

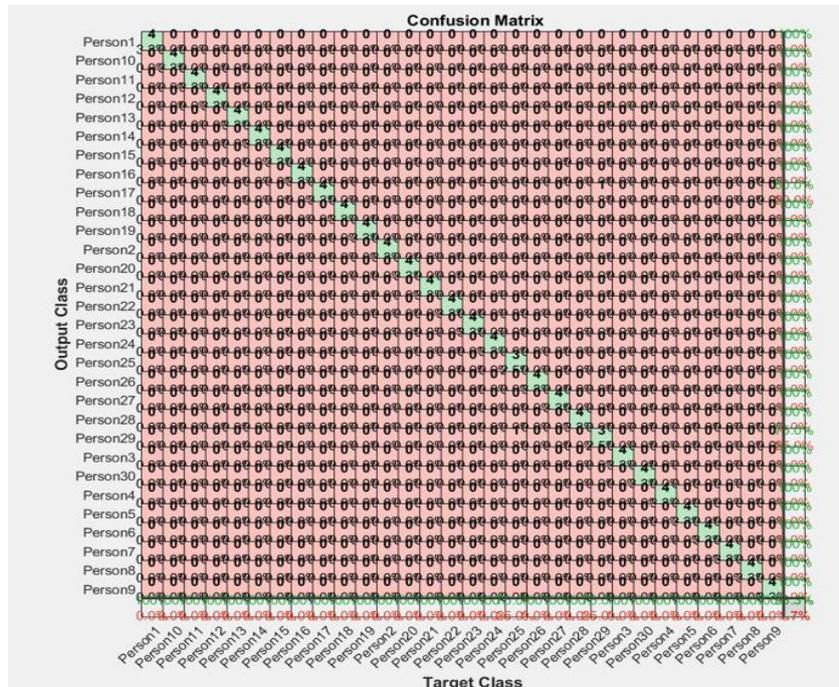


Figure VI.12. Matrice de confusion pour 30 classes



Figure VI.13. Matrice de confusion réduite

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons traité une seconde alternative, d'importance pas moindre. Nous avons développé une nouvelle technique de reconnaissance, basée sur le concept du Système Visuel Humain en essayant de simuler ou de mimer la perception humaine.

Notre approche est axée sur la Décomposition en Canaux Perceptuels (*DCP*) afin de générer des images, confinées autour d'une certaine gamme de fréquence, parfaitement décorrélées. Pour l'extraction des vecteurs caractéristiques, nous avons opté pour l'Analyse en Composantes Principales (*ACP*).

Le principe de l'approche visuelle consiste à exploiter une ou plusieurs caractéristiques des parties périphériques du *SVH*. Ces caractéristiques peuvent intégrer la sensibilité du *SVH* aux fréquences spatiales, sa sensibilité au contraste local, sa sélectivité spacio-fréquentielle, ...

Pendant la phase d'extraction d'attributs pertinents, l'image de chacune des deux modalités a subi une Décomposition en Canaux Perceptuels. Cette décomposition a modélisé la sélectivité spacio-fréquentielle du *SVH*.

D'une manière générale, cette décomposition exploite un ensemble de dix-sept canaux, chacun ajusté sur une bande de fréquences radiales et d'orientation données. Les dix-sept images en sortie de cette *DCP* contiennent la même information spatiale mais sont parfaitement décorrélées du point de vue spectral.

Nous avons calculé le Contraste Local à Bande Limitée *LBLC* pour chaque image. Ce paramètre, qui modélise la sensibilité du *SVH* plutôt au contraste qu'à la luminance, a montré tout son intérêt dans le traitement d'images. Le calcul de cette grandeur simule le comportement du *SVH*.

Concernant l'implémentation du système de reconnaissance biométrique basé sur le *SVH*, nous nous sommes limités à explorer cette technique en exploitant uniquement quatre couronnes fréquentielles. Les résultats obtenus sont encourageants et satisfaisants. Ceci nous motive amplement à continuer sur cet axe afin de déterminer les vecteurs caractéristiques issus des dix-sept canaux spectraux. Cette alternative est en cours de développement. Nous avons rencontré certaines contraintes, entre autres, les moyens nécessaires qui permettent d'effectuer des tests. Le facteur temps a pris sa part dans le développement de cette modélisation.

Conclusion

Générale

Source

« Car il est parfois facile, une fois qu'on acquiert une certaine connaissance des questions d'en imaginer, ensuite, la démonstration que si l'on cherchait sans aucune notion préalable »

-Archimède de Syracuse-

La biométrie est un domaine à la fois passionnant et complexe dont le nombre de recherches est en croissance universelle. Actuellement, l'utilisation des systèmes biométriques tels que la reconnaissance par l'iris, le visage ou par les empreintes digitales sont indispensables dans les environnements de haute sécurité car ils permettent de reconnaître ou de vérifier l'identité de personnes, avec un degré de fiabilité conséquent.

Dans ce travail, nous nous sommes intéressés à deux modalités, en l'occurrence, le visage et l'iris. Notre objectif est de concevoir et développer des systèmes biométriques robustes, unimodaux basés sur ces deux modalités et multimodaux basés sur leur fusion, ce qui a donné une meilleure performance en surmontant certaines limitations.

Notre travail a été organisé comme suit :

Après avoir introduit les concepts généraux en biométrie, nous avons vu qu'un système biométrique typique peut être représenté par quatre modules principaux, à savoir, le module de capture, le module d'extraction des caractéristiques, le module de correspondance et le module de décision. Par la suite, nous avons analysé plus en détail la fusion multimodale, qui peut se faire à quatre niveaux différents, en l'occurrence, au niveau des données, au niveau des caractéristiques extraites, au niveau des scores issus du module de comparaison ou au niveau des décisions, ainsi que les architectures des systèmes multimodaux.

Nous avons présenté un état de l'art en reconnaissance faciale, en reconnaissance de l'iris et en fusion multimodale où nous avons détaillé les différents niveaux de fusion multimodale.

Les systèmes de reconnaissance bimodale sont caractérisés par leurs hautes performances de reconnaissance. Toutefois, des erreurs du type fausses acceptations ou faux rejet sont dues aux conséquences d'erreurs provenant des sous processus qui gouvernent le déroulement du système d'identification.

La première étape, dans ce système biométrique, est l'étape de la segmentation de l'iris, qui représente un prétraitement des données. Le but est de localiser l'iris humain dans une image et d'éliminer les informations inutiles, en ne conservant que la région de l'iris sous forme d'un anneau. La technique de segmentation, que nous avons employée est la Transformée de *Hough*. La deuxième étape de prétraitements utilisée sur les images iris consiste à normaliser les images de la BDD. Cette phase utilise le modèle de « *Rubber Sheet* », proposé par *Daugman*. En effet, ces prétraitements permettent de réduire la taille des images en conservant seulement l'information discriminative et rend les images iris sous forme rectangulaire de même dimension. Quant à la troisième étape, nous avons proposé la méthode d'extraction des caractéristiques texturales *LBP*, la méthode de Zernike Moment et celle de Log-Gabor.

A l'issue de ce travail, nous avons obtenu un taux d'erreur EER égal à 0.6% et un taux de reconnaissance égal à 87 %. Ces résultats sont encourageants et montrent l'efficacité des descripteurs développés pour l'extraction des caractéristiques, en l'occurrence, *LBP*, *Zernike Moment* et *Log-Gabor*.

Pour améliorer le taux de reconnaissance, un algorithme d'optimisation a été appliqué à notre système, ce qui a engendré une augmentation du taux de reconnaissance de 10%. Nous avons obtenu un taux de reconnaissance égale à 97% et une diminution de *ERR* à 0.7%. Ce qui représente des résultats très satisfaisants et rend notre système plus fiable.

D'autre part, l'évolution des technologies des applications d'aujourd'hui exigent un certain niveau de robustesse, d'intégrabilité, de portabilité et de fiabilité, d'où découle l'idée de choisir le langage de description Hardware du *FPGA* pour implémenter une partie de l'algorithme de reconnaissance faciale basé sur les « *Eigen Faces* » en utilisant l'algorithme *ACP*.

Au préalable, nous avons présenté un synoptique général de la technique *ACP* utilisée pour la reconnaissance faciale. Nous avons ensuite procédé à la simulation en utilisant une plateforme de simulation et de conception en *VHDL*, qui est l'*ISE* et nous avons décrit le fonctionnement de chaque bloc. Nous avons simulé le calcul des images centrées globales, qui constitue la première étape de l'algorithme *ACP*. Par la suite, nous avons évalué les performances du système.

Les comparaisons des résultats de cette simulation avec celle de Matlab ont indiqué l'opérabilité et l'efficacité de cette méthode pour la centralisation des images. Nous avons aussi simulé la dernière partie de cet algorithme qui est le calcul de la distance de Manhattan qui a donné des résultats très satisfaisants.

Nous nous sommes penchés en dernier lieu sur l'implémentation sur la carte *FPGA*. Nous avons terminé par un test en temps réel. Nous avons obtenu des résultats concluants.

L'implémentation sur la carte *SPARTAN-6* et la *VIRTEX-4* ont montré une faible consommation en ressources.

Nous avons développé une autre alternative, d'importance pas moindre, en utilisant les caractéristiques de la perception humaine. Il est intéressant de voir comment exploiter le comportement du Système Visuel Humain dans les systèmes biométriques pour améliorer la reconnaissance de soi. Nous avons proposé une architecture du système de reconnaissance utilisant le visage et l'iris. L'implémentation de cette modélisation est en cours de développement. Par ailleurs, il n'est pas évident de confirmer ni d'infirmer que le système aura une meilleure performance par rapport aux autres systèmes de reconnaissance.

En perspective, il est souhaitable voir indispensable de réaliser ce système bimodal sur des composants électroniques de type *FPGA* pour respecter les contraintes d'encombrement et de traitement en temps réel. Il est envisageable de tester d'autres méthodes d'extraction des caractéristiques de l'iris et du visage ou d'autres méthodes de fusion de caractéristiques dans le but d'améliorer les résultats.

L'utilisation d'autres BDD peut aussi améliorer le taux de reconnaissance en éliminant les contraintes de luminosité et des facteurs de changement d'environnement d'acquisition.

Il est souhaitable aussi d'engendrer le système avec une caméra d'acquisition qui peut être annexée à ce système pour la capture d'images afin de rendre le système proposé en temps réel.

D'autres perspectives s'offrent quant à l'amélioration et l'optimisation de notre algorithme en utilisant des algorithmes d'optimisation tels que le *BAT* pour améliorer le temps de reconnaissance. Il est possible d'envisager une combinaison de modalités par exemple le multi capteurs en utilisant plusieurs caméras d'acquisition. Il serait intéressant de s'inspirer l'Intelligence artificielle pour appliquer le Deep Learning à la reconnaissance faciale ou à la fusion de deux modalités. Aussi, il est rentable de rendre le système biométrique portable grâce à l'amélioration des performances par l'implémentation sur *FPGA*. L'évolution des technologies, particulièrement, les circuits *FPGA* ouvre tant de portes à explorer...

Références

Bibliographiques

Réalisation

*« La seule source de connaissance est
l'expérience »*

-Albert Einstein-

- (ABA, 2013) A. Abaza, A. Ross, CH. Hebert, M.A.F. Harrison, and M.S. Nixon, "A survey on ear biometrics". *ACM Embedded Computing Systems*, vol. 45, no. 2, article 22, pp. 1-35, February 2013.
- (AHO, 2004) T. Ahonen, A. Hadid, and M. Pietikainen, T. Pajdla, J. Matas, "Face recognition with local binary patterns", *Computer Vision, Lecture Notes in Computer Science*, vol. 3021, pp. 469-481, Springer, Berlin, Heidelberg, 2004.
- (AHU, 1993) A.J. Ahumada, C.H. Null, "Image quality: A multidimensional problem". A. B. Watson, Editor, *Digital Images and Human Vision*, pp. 141-148, MIT Press 1993.
- (ALL, 2009) L. Allano, "La Biométrie multimodale : stratégies de fusion de scores et mesures de dépendance appliquées aux bases de personnes virtuelles", Thèse de doctorat, Traitement Image et Signal, Institut National des Télécommunications Université d'Evry-Val d'Essonne, 2009
- (ALL, 2020) F.Z. Allam, H. Bousbia-Salah, & L. Hamami. "Modeling of Biometric Recognition Based on Human Visual System", *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*, vol. 9, no.1.2, pp. 198-204, 2020.
- (ALO, 2012) K. Aloui « Biométrie du cerveau humain », PhD Thesis, Université Paris-Est Créteil, France, 2012.
- (AMM, 2017) B. Ammour, T. Bouden, and S. Biad, "Face identification using local and global features", *Telecommunications and Signal Processing*, Barcelona, Spain 2017.
- (AMM, 2018) B. Ammour, "Contribution au développement de Systèmes Biométriques à base du visage et de l'iris", Thèse de Doctorat en Sciences, spécialité : Électronique, Faculté des Sciences et de la Technologie Université Mohammed Seddik Benyahia, Algérie, Décembre 2018.
- (AUT, 2002) F. Autrusseau, "Image tattoo based on the modeling of the human visual system and the mojette transformation". PhD Thesis, Specialty : Image Processing. Polytechnic School of the University of Nantes, France, November 2002.
- (BIE, 2001) L. Biel, O. Pettersson, L. Philipson, P. Wide, "ECG analysis: a new approach in human identification", *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 50, no. 30, pp. 808-812, 2001.
- (BAS, 1985) C.J. Basmajian, de Luca, "Muscles Alive The Functions Revealed by Electromyography". The Williams & Wilkins Company, Baltimore, 1985.
- (BAR, 2016) N.H. Barnouti, S.S.M. Al-Dabbagh, W.E. Matti, & M.A.S. Naser, "Face detection and recognition using Viola-Jones with PCA-LDA and square euclidean distance". *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 7, no.5, pp. 371-377, 2016.
- (BAR, 1999) P.G.J. Barten, "Contrast sensitivity of the human eye and its effects on image quality". SPIE, Bellingham 1999.
- (BAR, 2002) M. Bartlett, J. Movellan, and T. Sejnowski, "Face recognition by independent component analysis", *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 13, no. 6, pp. 1450-1464, 2002.

- (BED, 1998) L. Bedat, « Aspects psychovisuels de la perception des couleurs. Application au codage d'images couleurs fixes avec compression de l'information ». PhD Thèse de Doctorat, Université de Nantes 1998.
- (BEL, 1996) P. Belhumeur, J. Hespanha, and D. Kriegman, "3Eigenfaces vs Fisherfaces: recognition using class specific linear projection", B. Buxton, R. Cipolla, Computer Vision, Lecture Notes in Computer Science, vol. 1064. Springer, Berlin, Heidelberg, pp. 43-58, 1996.
- (BEK, 1999) N. Bekkat, "Objective criterion of subjective quality of monochrome images. Model design and experimental validation". PhD Thesis, Specialty: Signal Processing and Applied Informatics. Polytechnic School of the University of Nantes, France, 1999.
- (BEN, 2007) A. Benoît, « Le Système Visuel Humain au secours de la vision par ordinateur ». Thèse de Doctorat en Traitement du Signal et de l'Image. Grenoble Images, Parole, Signal Automatique Laboratoire (GIPSA-Lab). Institut National Polytechnique de Grenoble. France, 2007.
- (BEN, 2016) I. Benchennane, "Étude et mise au point d'un procédé biométrique multimodale pour la reconnaissance des individus", Thèse de Doctorat en Sciences, Spécialité : Électronique, Communication, Université des Sciences et de la Technologie d'Oran Mohamed Boudiaf Faculté de Génie Électrique, 2016.
- (BEN, 2019) Y. Ben Jmaa Chtourou, « Implémentation temps réel des algorithmes de tri dans les applications de transports intelligents en se basant sur l'outil de synthèse haut niveau HLS », Thèse de doctorat, disciplines : Ingénierie des Systèmes Informatiques, Laboratoire de Recherche en Développement et Contrôle d'Applications Distribués, École Nationale des Ingénieurs de Sfax, Avril 2019.
- (BER, 2008) Bergeron, E., Feeley, M., Daigneault, M.-A. Et David, J. P. « Using Dynamic Reconfiguration to Implement High-Resolution Programmable Delays on an FPGA », IEEE Northeast Workshop on Circuit and Systems and TAISA Conference 2008. pp. 265–268, 2008.
- (BHA, 2009) J. Bhatnagar and A. Kumar. "On estimating performance indices for biometric identification", Pattern Recognition, vol.42, pp. 1803–1815, 2009.
- (BLA, 2015) Blanchardon A., « Synthèse d'architectures de circuits FPGA tolérants aux défauts », Thèse de Doctorat de l'Université de thèse Spécialité : Informatique préparée au laboratoire d'Informatique de Paris 6 dans le cadre de l'École Doctorale d'Informatique, Télécommunications et d'Electronique 2015.
- (BOL, 1998) W. W. Boles, and B. Boashash, "A human identification technique using images of the iris and wavelet transform", IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 46, no. 4, pp. 1185–1188, 1998.
- (BOR, 2015) Borah, Tripti Rani, Sarma, Kandarpa Kumar, Talukdar, Pran Hari, "Retina recognition system using adaptive neuro fuzzy inference system", Computer, Communication and Control (IC4), 2015 International Conference on, pp.1-6, 10-12, September 2015.
- (BOW, 2008) K.W. Bowyer, K. Hollingsworth, and P. J. Flynn, "Image understanding for iris biometrics: A survey. Computer Vision and Image Understanding", vol. 110, no. 2, pp. 281-307, May 2008.

- (BOZ, 2004) Bozorgzadeh, E., S Ogrenci Memik, Xiaojian Yang, and Sarrafzadeh, M. « Routability-driven packing : Metrics and algorithms for cluster-based fpgas ». *Journal of Circuits, Systems, and Computers*, vol. 13, no. 1, pp. 77-100, 2004
- (CAE, 2015) D. Caetano Garcia, R.L. de Queiroz, "Face-Spoofing 2D-Detection Based on Moiré Pattern Analysis", *Information Forensics and Security, IEEE Transactions*, vol.10, no.4, pp.778-786, April 2015.
- (CAL, 2001) P. Le Callet, « Critères objectifs avec référence de qualité visuelle des images couleur », PhD Thesis, University of Nantes, 2001.
- (CAL, 2001) P. Le Callet, « Critères objectifs avec référence de qualité visuelle des images couleur », Thèse de doctorat, Ecole Polytechnique de l'Université de Nantes, 216 pages, 2001.
- (CAL, 2003) P. Le Callet, & D. Barba, "A robust quality metric for color image quality assessment". *Proceedings 2003 International Conference on Image Processing 2003*.
- (CAL, 2004) P. Le Callet, & v Barba, "Color perception model. Application to image quality assessment". *Signal Processing, Color Digital Image*, vol. 21, pp. 61-77, 2004.
- (CAM, 1968) F.W. Campbell, & J.G. Robson, "Application of Fourier analysis to the visibility of gratings". *Journal of Physiology*, 197, pp. 551-566 1968.
- (CAN, 1986) J. Canny, "A Computational Approach To Edge Detection", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, no. 8, pp. 679-698, 1986.
- (CAO, 2015) Kai Cao, A.K. Jain, "Learning Fingerprint Reconstruction: From Minutiae to Image," in *Information Forensics and Security, IEEE Transactions on*, vol.10, no.1, pp.104-117, January 2015.
- (CASIA-V3) CASIA-IrisV3. <http://www.cbsr.ia.ac.cn/IrisDatabase.htm>
- (CASIA-V4) CASIA iris database, version V4-Lamp: <http://biometrics.idealtest.org>
- (CHA, 2009) A. Chaari, "Nouvelle approche d'identification dans les bases de données biométriques basée sur une classification non supervisée", Thèse de doctorat, Université d'Evry Val d'Essonne, 2009.
- (CHA, 2010) S. Chantaf, A. Naït-ali, P. Karasinski, M. Khalil, "ECG modeling using wavelet networks: application to biometrics", *International Journal of Biometrics*, vol. 2, no. 3, pp. 236-248, 2010.
- (CHA, 2011) S. Chantaf, « Biométrie par signaux physiologiques », PhD Thèse, Université Paris-Est Créteil, France, 2011.
- (CHA, 2017) S. Chakraborty, S. K. Singh, and P. Chakraborty, "Local quadruple pattern: a novel descriptor for facial image recognition and retrieval". *Computers & Electrical Engineering*, vol. 62, pp. 92-104, 2017. doi:10.1016/j.compeleceng.2017.06.013.
- (CHA, 2020) Y.T. Chang, T. K. Shih, Y.H. Li, and W. Kumara, "Effectiveness evaluation of iris segmentation by using geodesic active contour (GAC)," *Be Journal of Supercomputing*, vol. 76, pp. 1628–1641, 2020.
- (CHE, 2009) F. Cherifi, B. Hemery, R. Giot, M. Pasquet, and C. Rosenberger. "Performance evaluation of behavioral biometric systems", *Behavioral Biometrics for Human Identification: Intelligent Applications*, pp. 57-74, 2009.

- (CHE, 2015) D. Cherifi “Amélioration et Évaluation de la qualité des images”, Doctorat en Sciences en Physique, Faculté de Physique, Université des Sciences et de la Technologie d’Oran Mohamed Boudiaf, 2015
- (COL, 1990) G.R. Cole, & R.E. Kronauer, “Visual interactions with luminance and chromatic stimuli”, *J. Opt. Soc. Am.*, vol.7, no.1, pp. 128-140, 1990.
- (CNIL) Commission Nationale de l’Informatique et des Libertés (CNIL), <http://www.cnil.fr/en-savoir-plus/fiches-pratiques/fiche/article/biometrie-des-dispositifs-sensibles-soumis-a-autorisation-de-la-cnil/>
- (DAL, 1993) S. Daly, “The Visible Differences Predictor: An Algorithm of Image Fidelity. Digital Images and Human Vision”, pp. 179-206, 1993.
- (DAL, 1994) S. Daly, “A visual model for optimizing the design of image processing algorithms”. *IEEE Int. Conf. on Image Processing*, pp. 16-20, 1994.
- (DAS, 1997) V.B. Dasarathy, « Sensor fusion potential exploitation-innovative architecture and illustrative applications », *Proc. of IEEE*, vol.85, pp.24-39, 1997.
- (DAU, 1984) J.G. Daugman, “Spatial Visual Channels in the Fourier Plane”. *Vision research*, vol. 24, no. 9, pp. 891-910, 1984.
- (DAU, 1995) J. G. Daugman, “High confidence recognition of persons by rapid video analysis of iris texture”, *European Convention on Security and Detection*, pp. 244-251, 1995
- (DAU, 2004) J. G. Daugman, “How Iris Recognition Works. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*”, vol. 14, no. 1, pp. 21-30, 2004.
- (DAU, 2007) J. G. Daugman, “Probing the uniqueness and randomness of IrisCodes: Results from 200 billion iris pair comparisons, *Proceedings of the IEEE*, vol. 94, no. 11, pp. 1927- 1935, 2007.
- (DEB, 2015) A. Deblonde, “Algorithmes rapides et fiables de recherche dans une base d’images d’empreintes digitales”, Doctorat ParisTech, Spécialité : Signal et Images, 2015.
- (DEL, 1998) J.F. Delaigle, C. De Vleeschouwer, B. Macq “Watermarking Algorithm based on Human Visual Model”, *Signal Processing*, vol.66, pp. 319-335, 1998.
- (DES, 2017) N.T. Deshpande, & S. Ravishankar, “Face detection and recognition using Viola-Jones algorithm and fusion of PCA and ANN”. *Advances in Computational Sciences and Technology*, vol. 10, no. 5, pp. 1173-1189, 2017.
- (DIJ, 2009) Dijana Petrovska-Delacrétaz, Gérard Chollet, Bernadette Dorizzi « Guide to Biometric Reference Systems and Performance Evaluation »; Springer ISBN: 978-1-84800-291-3; 2009.
- (DOR, 2004) B. Dorizzi, P. Lamadelaine, C.Guerrier, « La Biométrie : Techniques et usages », *Techniques de l’ingénieur*, vol. S11, no. H5530, pp. 1-26 2004.
- (DOR, 2011) B. Dorizzi, « Les taux d’erreurs dans le recours aux identifiants biométriques, dans l’Identification biométrique », A. Cehan, P. Piazza, Éditions de la maison des sciences de l’Homme, 2011.
- (EGA, 1975) P. James Egan. “Signal detection theory and ROC-analysis”. by Academic Press, NewYork, 1975.

- (FIE, 2003) J. Fierrez-Aguilar, J. Ortega-Garcia, and J. Gonzalez-Rodriguez, "Fusion strategies in multimodal biometric verification," in Proceedings of the IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME '03), pp. 5-8, 2003.
- (FOL, 1994) J.M. Foley, "Human luminance pattern-vision mechanisms: Masking experiments require a new model". *J. Opt. Soc. Am. A*, vol. 11, no. 6, pp. 1710-1719, 1994.
- (FOL, 1994) J.M. Foley, "Human luminance pattern mechanisms: Masking experiments require a new model". *Journal of the Optical Society of America*, vol. 11, pp. 1710-1719, 1994.
- (GAD, 1991) L. Gader B. Forester, M. Ganzberger, A. Gillies, B. Mitchell, M. Whalen and T. Yocum, "Recognition of handwritten digits using template and model matching". *Pattern Recognition*, vol. 24, no. 5, pp. 421-431, 1991.
- (GAU, 2014) M. Gauthier, "Cadre juridique de l'utilisation de la biométrie au Québec", *Maîtrise (L.L.M.), Droit des Technologies de l'Information*, Centre de Recherche en droit public, Faculté de Droit, Université de Montréal, Avril, 2014.
- (GHA, 2014) G. ghanem, & F. Hendel, « Reconnaissance des personnes à partir des images de l'iris : Application d'un banc de deux filtres de Log-Gabor 1D couplée aux SVM multi-classes » Université des Sciences et de la Technologie Mohamed Boudiaf d'Oran, May 2014
- (GIO, 2012) R. Giot and C. Rosenberger, "Genetic programming for multibiometrics," *Expert Systems with Applications*, vol. 39, no. 2, pp.1837–1847, 2012.
- (GUE, 2008) S. Guerfi, *Authentification d'individus par reconnaissance de caractéristiques biométriques liées aux visages 2D/3D*. Thèse doctorat à l'université d'Evry-Val d'Essonne, France, 2008
- (GUO, 2014) Li. Guoqiang; C. Busch, B. Yang, "A novel approach used for measuring fingerprint orientation of arch fingerprint," in *Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics (MIPRO)*, 2014 37th International Convention, pp.1309- 1314, 26-30, May 2014.
- (HAG, 2015) M. Haghghat, S. Zonouz, and M. Abdel-Mottaleb, "Cloud ID: Trustworthy cloud-based and cross enterprise biometric Identification". *Expert Systems with Applications*. vol. 42, no. 21, pp. 7905-7916, 2015.
- (HAI, 2014) Haifeng Hu, "Multiview Gait Recognition Based on Patch Distribution Features and Uncorrelated Multilinear Sparse Local Discriminant Canonical Correlation Analysis," in *Circuits and Systems for Video Technology*, *IEEE Transactions*, vol.24, no.4, pp.617-630, April 2014.
- (HEE, 1992) D.J. Heeger, "Normalisation of cells responses in cat striates cortex". *Visual Neuroscience*, vol. 9, pp. 181-198 1992.
- (HEZ, 2017) N. Hezil, « Méthode hybride en biométrie : application à la paume de la main & l'oreil », *Thèse Doctorat Université de Guelma*, Algérie 2017.
- (HIL, 2013) A. Hilal, *Système d'identification à partir de l'image d'iris et détermination de la localisation des informations*, Thèse de Doctorat, Université de Technologie de Troyes, Octobre, 2013.

- (HUA, 1997) Y.S. Huang and C.Y. Suen, "A method of combining multiple experts for the recognition of unconstrained handwritten numerals. *IEEE Trans. PAMI*, vol.17, no. 1, pp. 90-94, 1995.
- (ISO) Organisation Internationale de Normalisation (ISO), <http://www.iso.org>. Accès direct par <http://www.christoph-busch.de/standards.html#370103>.
- (ISO, 2006) ISO/IEC 19795-1. Information technology – biometric performance testing and reporting – part 1: Principles and framework, 2006.
- (JAI, 1982) A. K. Jain, B. Chandrasekaran, "Dimensionality and sample size considerations in pattern recognition practice. In: P.R. Krishnaiah, L.N. Kanal (Eds.), *Handbook of Statistics*, vol. 2, pp. 835–855, 1982.
- (JAI, 2004) A. Jain, S Pankanti, S Prabhakar, L. Hong, A. Ross, , "Biometrics: a grand challenge", *Proceedings of International Conference on Pattern Recognition*, Cambridge, United Kingdom, vol. 2, pp. 935-942 2004.
- (JAI, 2008) A. K. Jain, A. Ross, "Introduction to Biometrics, in: *handbook of biometrics*", Springer 2008.
- (JAN, 2004) A. K. Jain, and A. Ross, "Multibiometric systems". *Communications of the ACM*, special issue on multimodal interfaces, vol. 47, no. 1, pp. 34-40, 2004
- (KAB, 2015) Yeiha Kabbara, "Caractérisation des images à Rayon-X de la main par des modèles mathématiques : application à la biométrie", Thèse de Doctorat, Laboratoire Images, Signaux et Systèmes intelligents (LISSI, E.A. 3956) Laboratoire de Mathématique et Applications (LaMA-Liban)
- (KAM, 2022) P Kamboj « Système de traitement du signal de segmentation de reconnaissance IRIS », *Applied Science & Engineering Journal for Advanced*, pp. 2583-2468, 2022.
- (KAN, 1998) M.S. Kankanhalli, Rajmohan, and K.R. Ramakrishnan, Content based watermarking of images. *ACM Multimedia - Electronic Proceedings 1998*.
- (KAN, 2012) R. N. Kankrale and S. D. Sapkal, "Template level concatenation of iris and fingerprint in multimodal biometric identification systems," *International Journal of Electronics, Communication & Soft Computing Science & Engineering*, pp. 29-36, 2012.
- (KAO, 2014) G. Kao and G. Yet, "The Face Recognition Algorithm Based on Double Coding Local Binary Pattern", *13th International Symposium on Distributed Computing and Applications to Business, Engineering and Science (DCABES)*, pp. 292-294, Xian Ning, China 2014.
- (KAR, 1994) S.A. Karunasekera, and N.G. Kingsbury, "A distortion measure for image artifacts based on Human Visual Sensivity". *Proceedings of ICASSP-IEEE*, vol. 5, pp. 117-120, 1994.
- (KON, 2003) W. K. Kong, D. Zhang, and W. Li, "Palm print feature extraction using 2-D Gabor filters, *Pattern Recognition*", vol. 36, no. 10, pp. 2339-2347, October 2003.
- (KUM, 2014) M. Manoj Kumar, N.B. Puhan, "Off-line signature verification: upper and lower envelope shape analysis using chord moments", in *Biometrics IET*, vol.3, no.4, pp.347-354, 2014.

- (KUM, 2016) Kumar, D., Sastry, M., & Manikantan, K. « Iris recognition using contrast enhancement and spectrum-based feature extraction », 2016 International Conference on Emerging Trends in Engineering, Technology and Science (ICETETS), 2016.
- (KUN, 2015) Kunxia Wang, Ning An, Bing Nan Li, Yanyong Zhang, Lian Li, "Speech Emotion Recognition Using Fourier Parameters", *Affective Computing, IEEE Transactions*, vol. 6, no. 1, pp. 69-75, 2015.
- (KRE, 2007) E. Krichen, *Reconnaissance des personnes par l'Iris en mode dégradé*. Thèse de doctorat à l'Université d'Evry-Val d'Essonne, France, 2007.
- (LAG, 2017) Lagadic-Gossmann D "The Human Visual System". University of Rennes I, 2017. Available from:
<http://people.rennes.inria.fr/Eric.Marchand/ESIR/ESIR2/BINP/svh.pdf>
- (LAJ, 2003) J. Lajoie, , A. Delorme, « Les Fonctions et les Processus Visuels – Perception et Réalité– Une introduction à la Psychologie des Perceptions », Chapitre 4, pp. 71-103, Collection : Neurosciences & cognition Éditeur : De Boeck Supérieur 2003.
- (LEE, 1980) G.E. Legge, & JM. Foley, "Contrast masking in human vision". *Journal of the Optical Society of America*, vol. 70, pp. 1458-1471 1980.
- (LIM, 2001) S. Lim, K. Lee, T. Kim, and T. Kim, "Efficient iris recognition through improvement of feature vector and classifier". *Electronics and Telecommunications Research Institute Journal*, vol. 23, no. 2, June 2001.
- (LIU, 2007) X. Liu, "Optimizations in Iris Recognition". A Dissertation Submitted to the Graduate School of the University of Notre Dame in Partial Fulfillment of the Requirements for the Degree of Doctor of Philosophy in Computer Science, 2007
- (LOS, 1994) M.A. Losada, & K.T. Mullen, "The spatial tuning of chromatic mechanisms identified by simultaneous masking". *Vision Res. Vol. 34*, no. 3, pp. 331-341, 1994.
- (LUM, 1999) Anthony Lum, "Fingerprint Recognition" *Pattern Recognition*. vol. 05, no. 2, pp. 72-85, June 1999.
- (MAR, 1997) A. Martin, G. Doddington, T. Kamm, M. Ordowski, and M. Przybocki. "The DET curve in assessment of detection task performance". *The 5th European Conference on Speech Communication and Technology*, pages 1895-1898, 1997.
- (MAS, 2003) L. Masek, "Recognition of human iris patterns for biometric Identification". For the Bachelor of Engineering degree requirements, School of Computer Science and Software Engineering, University of Western Australia, 2003.
- (MAT, 2006) J. R. Matey, O. Naroditsky, and K. Hanna, "Iris on the Move: Acquisition of Images for Iris Recognition in Less Constrained Environments". *Proceedings of the IEEE*, vol. 94, no. 11, pp. 1936 – 1947, 2006.
- (MEL, 2009) A. Mellakh, « Reconnaissance des visages en conditions dégradées ». Thèse de doctorat à Evry, Institut national des télécommunications, France, 2009.
- (MIC, 1927) A.A. Michelson, *Studies in Optics*. Department of Physic. The University of Chicago. USA 1927.
-

- (MOR, 2009) N. Morizet, "Biometric recognition by multimodal fusion of Face and Iris". PhD Thesis, Specialty: Signal and Images. National School of Telecommunications. Paris, France, March 2009.
- (NAI, 2011) A. Nait-ali, "Beyond classical biometrics: when using hidden biometrics to identify individuals", Third European Workshop on Visual Information Processing, Invited paper, Paris, pp. 241-256, July 2011.
- (NIN, 2009) A. Ninassi, "From the local perception of coding distortions to the global appreciation of the visual quality of images and videos. Contribution of the visual attention in the judgment of quality". PhD Thesis, specialty: Signal Processing and Applied Informatics. Polytechnic School of the University of Nantes, France, March 2009.
- (NST, 2006) National Science and Technology Council, "Biometrics History", Subcommittee on Biometrics. 31 March 2006 www.biometrics.gov
- (ORC, 2014) OrcanAlpar, "Keystroke recognition in user authentication using ANN based RGB histogram technique", Engineering Applications of Artificial Intelligence, vol. 32, pp. 213-217, June 2014.
- (PAO, 2001) C. Paoli, « Validation de descriptions VHDL fondée sur des techniques issues du domaine du test de logiciels » Thèse de Doctorat, Discipline : Science pour l'Environnement, Spécialité : Informatique, Université de Corse, Décembre 2001.
- (PAR, 2002) D. Faraggi and B. Reiser. "Estimation of the area under the ROC Curve", Statistics in medicine, vol. 21, pp. 3093-3106, 2002.
- (PEL, 1990) E. Peli, « Contrast in complex images ». Journal of the Optical Society of America, vol. 7, no. 10, pp. 2032-2040, 1990.
- (PER, 2002) F. Perronnin, and J. Dugelay, « Introduction à la biométrie authentification des individus par traitement audio-vidéo ». Traitement du Signal, vol.19, no. 4, 2002
- (PHI, 1984) G.C. Philips, & H.R. Wilson, "Orientation bandwidths of spatial mechanisms measured by masking". Journal of the Optical Society of America 1(2), pp. 226-232, 1984.
- (POI, 2011) Poinot, "Traitements pour la reconnaissance biométrique multimodale : Algorithmes et Architectures", Ph.D. Thesis, Université de Bourgogne, Février 2011.
- (PRE, 2003) L. Prevost, C. Michel-Sendis, A. Moises, L. Oudot, M. Milgram. "Combining model-based and discriminative classifiers : application to handwritten character recognition. In 7th International Conference on Document Analysis and Recognition, vol. 1, pp. 31-35, 2003.
- (RAH, 2003) A. Rahman and M. Fairhurst, "Multiple classifier design combination strategies for character recognition: a review". Journal Document Analysis and Recognition JDAR, pp. 166-194. 2003.
- (RAJ, 2015) K.B. Raja, R. Raghavendra, C. Busch, "Video Presentation Attack Detection in Visible Spectrum Iris Recognition Using Magnified Phase Information," in Information Forensics and Security, IEEE Transactions, vol.10, no.10, pp.2048-2056, October 2015.

- (ROS, 2009) A. Ross. "Multibiometrics". In Stan Z. Li and Anil K. Jain, editors, *Encyclopedia of Biometrics*, pages 967–973. Springer US, 2009.
- (ROY, 2014) K. Roy, B. O'Connor, F. Ahmad, and M.S. Kamel, "multibiometric system using level set, modified LBP and random forest". *International journal of image and graphics*, vol. 14, no. 3, pp. 1-19, 2014.
- (SAA, 1993) H. Saadane, D. Barba, & H. Senane, "The estimation of visual bandwidth and their impact in image decomposition and coding". *Proceedings of Visual Communications and Image Processing '93* 1993.
- (SAA, 2001) A. Saadane, F. Atrousseau, « Tatouage perceptuel et adaptatif d'images fixes », *Traitement du Signal*, vol.18, no.4, pp. 235-247, 2001.
- (SAB, 1997) R. Sabourin, G. Genest and F. Preteux, "Offline signature verification by local granulometric size distributions". *IEEE Trans. PAMI* 19(8), pp. 976-988, 1997.
- (SAP, 2011) D. Saptono, « Conception d'un outil de prototypage rapide sur le FPGA pour des applications de traitement d'images », Thèse de Doctorat, Spécialité : Instrumentation et Informatique de l'Image, Université de Bourgogne Novembre 2011.
- (SAS, 2010) K. Sasidhar, V. L. Kakulapati, K. Ramakrishna, and K. K. Rao, "Multimodal biometric systems—study to improve accuracy and performance," *International Journal of Computer Science and Engineering Survey*, vol. 1, no. 2, pp. 54–60, 2010.
- (SCH, 1998) B. Scholkopf, A. Smola, and K. Muller, "Nonlinear component analysis as a kernel eigenvalue problem", *Neural Computation*, vol. 10, no. 5, pp. 0899-7667 1998.
- (SEN, 1993) A. Sénane, A. Saadane, & D. Barba, "The computation of visual components in a sub-band decomposition of images". *International Conference on Signal Processing Applications and Technology*, (Santa-Clara) 1993, October.
- (SEN, 1996) H. Sénane, « Représentation d'images en sous-bandes visuelles ». Application au codage d'images de télévision sans défauts visibles. PhD Thesis, University of Nantes 1996.
- (SHA, 2004) J. Shawe-Taylor, and N. Cristianini, "Kernel methods for pattern analysis", Cambridge University Press, New York, USA, June 2004.
- (SOL, 2015) J. Soldera, C.A. Ramirez Behaine, J. Scharcanski, "Customized Orthogonal Locality Preserving Projections With Soft-Margin Maximization for Face Recognition," in *Instrumentation and Measurement*, *IEEE Transactions*, vol. 64, no. 9, pp.2417-2426, September 2015.
- (SSI, 2003) Club de la Sécurité des Systèmes d'Information Français, "Technique par contrôles d'accès par biométrie", Dossier technique, Juin 2003
- (TAH, 2021) Tahir, A. AK., Sarhan S., Dawood and Anghelus S. « An Iris Recognition System Using A New Method of Iris Localization », *International Journal of Open Information Technologies*, vol. 9, no. 7, 2021.
- (TAM, 1995) W.J. Tam, L.B. Stelmach, L. Wang, D. Lauzon, & P. Gray, "Visual masking at video scene cuts". In *Proceedings of SPIE, Human Vision, Visual Processing, and Digital Display VI*, vol. 2411, pp. 111-119 1995.

- (TEO, 1994) P.C. Teo, & D.J. Heeger, "Perceptual image distortion". In Proceedings of SPIE, vol. 2179, pp. 127-141, 1994.
- (TUR, 1991) M. Turk, and A. Pentland, "Eigenfaces for recognition". Journal of Cognitive Neuroscience, vol. 3, no. 1, pp. 71-86, 1991.
- (TIS, 2003) Tisse, C. « Contribution à la vérification biométrique de personnes par reconnaissance de l'iris ». Thèse de doctorat de l'université de Montpellier II, France, Octobre 2003.
- (TRA, 2014) A.A. Ahmed, I. Traore, "Biometric Recognition Based on Free-Text Keystroke Dynamics," in Cybernetics, IEEE Transactions on , vol.44, no.4, pp.458-472, April 2014.
- (TIS, 2002) M. L. Tisse, C.-L., L. Torres et M. Robert, "Person identification technique using human iris recognition", Proceedings of Vision Interface, pp. 294–299, 2002.
- (VAN, 2005) Bao LY VAN, "Réalisation d'un Système de Vérification de Signature Réalisation d'un Système de Vérification de Signature Manuscrite", Thèse de doctorat, Spécialité : Optimisation et Sécurité des Systèmes, Institut National des Télécommunications "Sciences des Systèmes Technologiques et Organisationnels", Décembre 2005.
- (VER, 1999) P. Verlinde, P. Druyts, G. Cholet, and M. Acheroy, "Applying Bayes based classifiers for decision fusion in a multi-modal identity verification system," Proceedings of International Symposium on Pattern Recognition, February 1999.
- (WAF, 2009) F. Wang, and J. Han, "Multimodal biometric authentication based on score level fusion using support vector machine". Opto–Electronics, vol. 17, no. 1, pp. 59-64, 2009.
- (WAN, 2011) Z. Wang, E. Wang, Sh. Wang, and Qun Ding, "Multimodal Biometric System Using Face-Iris Fusion Feature". Journal of computers, vol. 6, no. 5, pp. 931-938, 2011.
- (WAT, 1987) A.B. Watson, The Cortex Transform: "Rapid computation of simulated neural images". Computer Vision, Graphics, And Image Processing, 39, pp. 311-327, 1987.
- (WAY, 2003) Y. Wang, T. Tan, and A. K. Jain, "Combining face and iris biometrics for identity verification". In J. Kittler, M.S. Nixon, (Eds.): Audio- and video-based biometric person authentication, Springer, Berlin, Heidelberg, pp. 805-813, 2003
- (WEB, 2007) Jacques Weber, Sébastien Moutault, Maurice Meaudre, "Le langage VHDL : du langage au circuit, du circuit au langage", Dunod, 2007.
- (WEN, 2014) Wenxiong Kang, Qiuxia Wu, "Pose-Invariant Hand Shape Recognition Based on Finger Geometry," in Systems, Man, and Cybernetics: Systems, IEEE Transactions, vol.44, no.11, pp.1510-1521, November 2014.
- (WIL, 1997) R.P. Wildes, "Iris recognition : an emerging biometric technology". Proceedings of the IEEE, vol. 85, no. 9, pp. 1348-1363, 1997.
- (WOO, 2003) J. D. Woodward, Jr., C. Horn, J. Gatune, and A. Thomas "Biometrics: A Look at Facial Recognition", Livre publié par RAND, 2003, ISBN: 0-8330-3302-6.

- (YAH, 2017) M. Yahiaoui, « Modèles statistiques avancés pour la segmentation non supervisée des images dégradées de l'iris ». Doctorat de l'Université Paris-Saclay, France, 2017.
- (YAM, 2002) C.Y. Yam, M.S. Nixon et J.N. Carter, "On the Relationship of Human Walking and Running : Automatic Person Identification by Gait" ICPR, pp. 1051-14651, 2002.
- (YAN, 2005) P. Yan & K. Bowyer, "Empirical Evaluation of Advanced Ear Biometrics", IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 41, 2005.
- (YIN, 2015) Ying Li Han, Tae Hong Min, Rae-Hong Park, "Efficient iris localization using a guided filter", IET Image Processing, vol. 9, Issue 5, pp. 405-412, May 2015.
- (ZOU, 2004) H.K. Zouari, « Contribution à l'évaluation des méthodes de combinaison parallèle de classifieurs par simulation ». Thèse, Université de Rouen, 2004

Annexes

Résultats

*« Il ne s'agit pas d'atteindre un résultat
vrai ou faux, probable ou improbable,
mais seulement profitable ou non
profitable »*

-Williams & Lance-

Annexe A : Notions de base sur la Biométrie

A.1. Biométrie et systèmes d'identification classiques

Parmi les principaux problèmes décelés, on dénote :

A.1.1. Faiblesse des mots de passe

Souvent les utilisateurs d'ordinateur sont notoirement susceptibles d'utiliser de simples, voire les mêmes, mots de passe qui sont facilement devinés. Ce qui facilite pour les intrus l'accès non autorisé à un système informatique. Ceci peut mener, entre autres, à une violation de la sécurité du personnel par une tierce personne mal intentionnée.

A.1.2. Qualification partagée

Dans les entreprises et dans les sociétés, il est fréquent de partager de mot de passe d'utilisation d'ordinateur entre collègues malgré le fait que cela soit strictement interdit par les lois et les règlements internes à chaque société. Les personnes sont, de nature, disposés à aider un collègue dans le besoin même si cela signifie violer la politique pour réaliser un but.

A.1.3. Perte des cartes d'accès

Dans notre vie quotidienne, on entend souvent parler des cartes personnelles et des badges perdus ou trouvés dans les parkings et d'autres endroits publics. Parfois, ils portent le nom de l'entreprise. C'est comme si l'on a trouvé une clé avec une adresse, ce qui permet à cette personne d'accéder à des services interdits de cette société.

A.2. Avantages de la biométrie

Nous résumons les principaux avantages de la biométrie comme suit :

- Suppression des mots de passe et des clés : Au lieu de saisir son mot de passe dès que le PC se met en veille, une simple pression de l'empreinte digitale sur le capteur suffit et permet facilement de changer la session d'utilisateur.
- Utilisation d'une signature biométrique : Grande sécurité, intransmissible à une autre personne.
- Vérification de l'identité : Le destinataire est bien la personne autorisée à visualiser ou à utiliser les données.

A.3. Caractéristiques de traits biométriques

Les principales propriétés qui assurent une meilleure fiabilité des modalités biométriques se résument comme suit :

- L'universalité signifie que toute la population doit posséder cette modalité (caractéristique physique ou comportementale).

- L'unicité signifie que deux personnes différentes doivent avoir des représentations de leur biométrie suffisamment différente pour permettre de les discriminer.
- La stabilité est une stabilité dans le temps pour chaque personne. Généralement, les traits d'un individu changent au cours du temps suite à plusieurs facteurs, entre autres, le vieillissement. Ceci engendre une légère différence par rapport à la mesure biométrique initialement enregistrée dans le système. Par conséquent, le choix de la caractéristique s'avère primordial, à titre d'exemples, le motif présent dans l'iris demeure stable durant la vie de l'individu.
- L'acceptabilité et la facilité d'usage se rapportent aux contraintes liées à l'acquisition et l'utilisation d'une modalité biométrique.
- La non-reproductibilité concerne la facilité ou non à falsifier une modalité biométrique.
- L'efficacité fait référence à la quantité de ressources nécessaires afin d'obtenir le niveau de qualité désiré dans un temps requis. A titre d'exemple, un test sanguin chimique requiert du matériel sophistiqué et une longue période de temps avant d'obtenir un résultat comparativement à l'acquisition d'une image de visage à l'aide d'une caméra numérique.

A.4. Applications de la biométrie

Les applications de la biométrie peuvent être divisées en trois groupes principaux, à savoir :

A.4.1. Applications commerciales

Concernent, principalement, l'ouverture de réseau informatique, la sécurité de données électroniques, l'e-commerce, l'accès Internet, la carte de crédit, le contrôle d'accès physique, la gestion des registres médicaux, l'étude à distance, etc.

A.4.2. Applications gouvernementales

Sont relatives à la Carte d'Identité Nationale (*CIN*), le permis de conduire, la sécurité sociale, le contrôle des frontières, le contrôle des passeports, etc.

A.4.3. Applications légales

Désignent l'identification de corps, la recherche criminelle, etc. De nos jours, les systèmes biométriques sont de plus en plus utilisés dans des applications civiles comme le dispositif utilisant un capteur de l'iris pour accélérer la procédure de contrôle des passeports, etc.

Annexe B : Bases anatomiques de l'œil et de l'iris humain

L'œil humain assure la vision et la perception des couleurs, formes et dimensions des objets à travers plusieurs composants physiologiques. L'iris constitue la partie la plus importante de l'ensemble de la structure de l'œil complexe.

B.1. Anatomie de l'œil

B.1.1. L'œil

La figure **B.1** schématise les parties les plus pertinentes de l'œil humain. L'œil humain est plus ou moins de forme sphérique et creuse. Il peut être divisé en deux segments principaux : antérieur et postérieur. Ces derniers sont entourés par une enveloppe coriace qui sert à sa protection, appelée la « sclérotique ». Il s'agit d'un tissu dur composé de fibres et de bandes très compactées et entrelacées (**BOR, 2015**).

L'œil peut être considéré comme un récepteur de signaux lumineux. Il focalise ces signaux pour en former une image qu'il transmet au cerveau au moyen du nerf optique.

Le cristallin, sorte de lentille imparfaite, se comporte comme une lentille de focale variable, qui forme l'image de l'objet observé sur la rétine, couche photosensible qui tapisse le fond de l'œil. La pupille, quant à elle, est commandée par l'iris. Elle joue le rôle d'un diaphragme à réglage automatique dont le diamètre s'ajuste en fonction du niveau d'éclairement reçu.

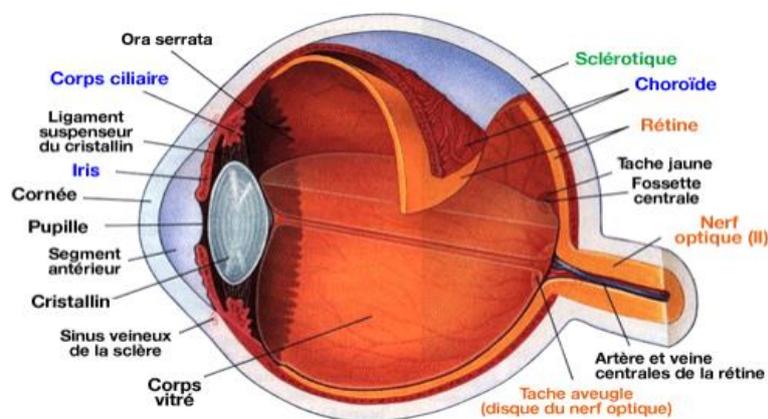


Figure B.1. Schéma en coupe de l'œil humain

B.1.2. Rétine

La rétine est la couche neurosensorielle. Elle transforme la lumière reçue en signaux électriques qui sont transmis vers le cortex via le nerf optique. La rétine présente d'importantes différences régionales ayant des conséquences fonctionnelles. Le centre de la rétine est dévolu à la vision des détails et à la vision colorée (photopique), alors que le pourtour est dévolu à la vision achromatique (scotopique).

On trouve plusieurs types de cellules nerveuses au niveau rétinien (voir figure **B.2**) :

- Les cellules de la voie directe (photorécepteurs, cellules bipolaires et ganglionnaires)
- Les cellules des voies indirectes (cellules horizontales et trois types de cellules amacrines)
- Les cellules ganglionnaires
- Les cellules bipolaires
- Les récepteurs
- Les cellules pigmentaires

La lumière traverse l'ensemble des couches rétiniennes avant d'atteindre les photorécepteurs, sauf au niveau de la fovéa, appelée « tâche jaune », qui ne contient que des cônes. A ce niveau, chaque cône est connecté à une seule cellule bipolaire et une seule cellule ganglionnaire. L'acuité visuelle est maximale.

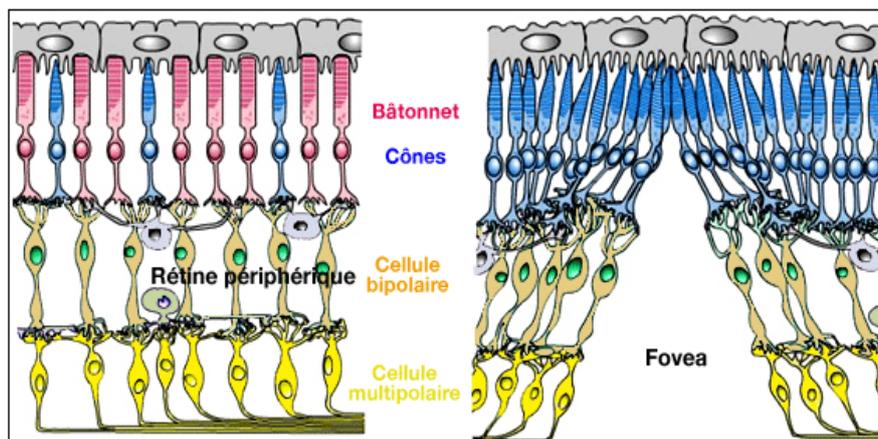


Figure B.2. Structure de la rétine

B.1.3. Fovéa

La fovéa est située juste dans l'axe visuel de l'œil, à un endroit où la rétine est très mince car on n'y rencontre que des cônes. Les autres cellules visuelles sont rejetées sur le côté. Cette région assure le maximum d'acuité visuelle. Dès que l'on s'éloigne de la fovéa, l'acuité visuelle baisse rapidement, d'où la nécessité d'orienter le globe oculaire en direction de l'objet fixé.

B.1.4. Photorécepteurs

Il existe deux catégories de photorécepteurs de formes différentes :

- Les cônes
- Les bâtonnets.

Leur densité locale varie en fonction de l'angle α où ils sont situés par rapport à l'axe optique (voir figure **B.3**).

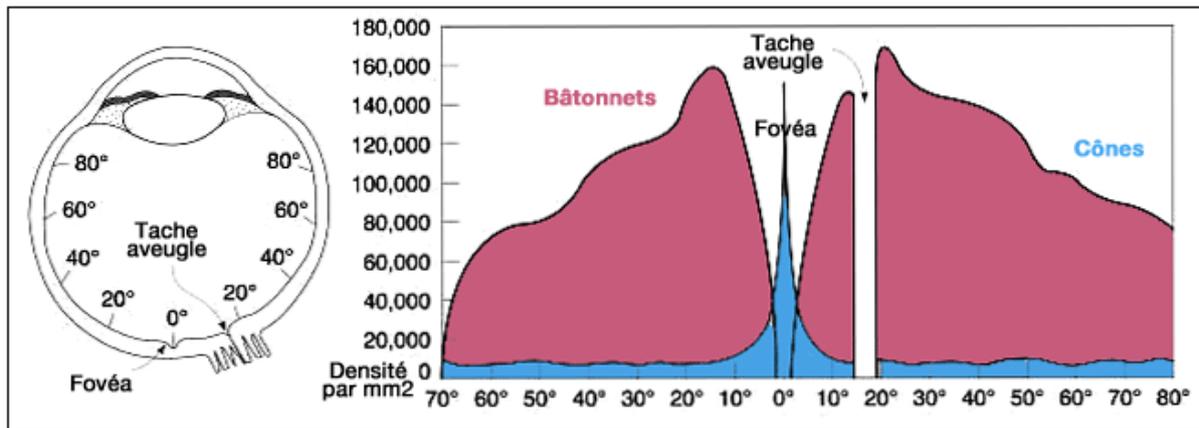


Figure B.3. Distribution des cônes et des bâtonnets

a) Bâtonnets,

Ils se répartissent en dehors de la fovéa. Ils ont un diamètre moyen de 2,5 à 3 microns et sont distants de 10 à 20 microns. Comme de nombreux bâtonnets sont reliés à une même fibre nerveuse, la résolution est faible, ce qui correspond à une vision globale de l'image.

Par contre, leur sensibilité est très bonne, ce qui explique qu'ils interviennent essentiellement en faible lumière (vision scotopique) (figure B.4).

b) Cônes,

Ils se trouvent essentiellement dans la fovéa. Ils sont plus petits, 1 à 2 microns et aussi plus serrés, distance moyenne de 2,5 à 10 microns. Il n'y a que quelques cônes reliés à une même fibre nerveuse, d'où une bonne résolution.

Par contre, leur sensibilité est faible, ce qui explique qu'ils interviennent essentiellement en vision diurne normale (vision photopique) (figure B.4).

En traitement d'images, on peut admettre que l'on est presque toujours dans ce cas, donc seule la réponse des cônes est à considérer.

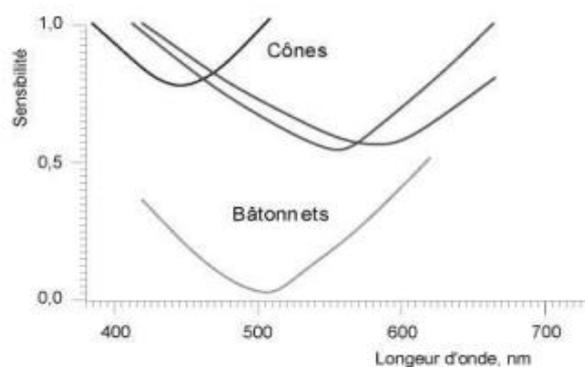


Figure B.4. Sensibilité spectrale des cônes et des bâtonnets

B.1.5. Voies optiques, Chiasma

Les voies optiques, ou voies visuelles, sont la succession de neurones qui commence dans l'épaisseur de la rétine et se termine sur le cortex visuel primaire (voir figure **B.5**). Le nerf optique débute au niveau de la rétine, s'éloigne du globe oculaire et se termine au niveau d'une structure en forme de X, appelée le chiasma optique, où se croisent une partie des fibres de chacun des deux nerfs.

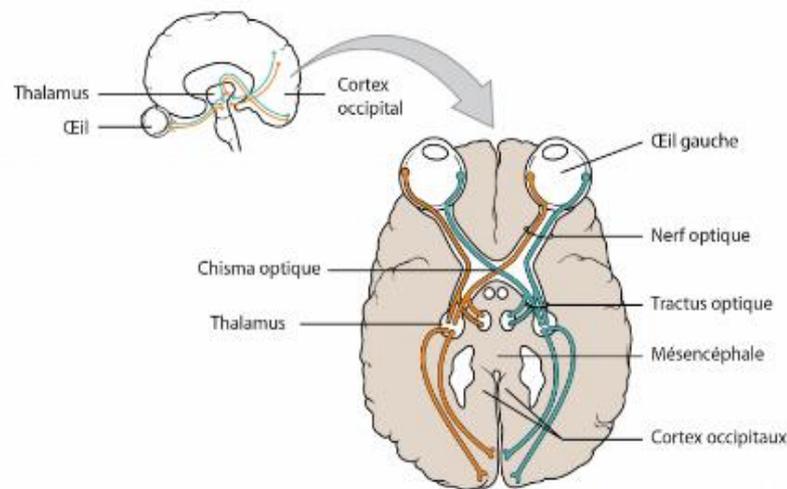


Figure B.5. Voies visuelles

B.1.6. Corps genouillé latéral

Les axones des cellules ganglionnaires de la rétine convergent pour former le nerf optique qui se projette sur plusieurs structures dont le corps genouillé via le chiasma optique (voir figure **B.6**). Les informations provenant de l'hémisphère temporal de l'œil droit et de l'hémisphère nasal de l'œil gauche se rejoignent sans se mélanger.

L'information de chaque œil est projetée à partir des deux corps genouillés latéraux et est mélangée sur les aires visuelles corticales. C'est cette fusion d'information qui est en partie responsable de notre perception du relief d'une scène visuelle.

B.1.7. Cortex visuel

Le cortex visuel, illustré par la figure **B.6**, est la dernière étape du processus de la perception visuelle, avant le traitement des informations par le cerveau. Le cortex visuel est responsable de la pensée, du langage, de la volonté. Il analyse des sensations, des déclenchements de mouvements volontaires. Cette couche de neurones est responsable de toutes les fonctions supérieures de l'organisme.

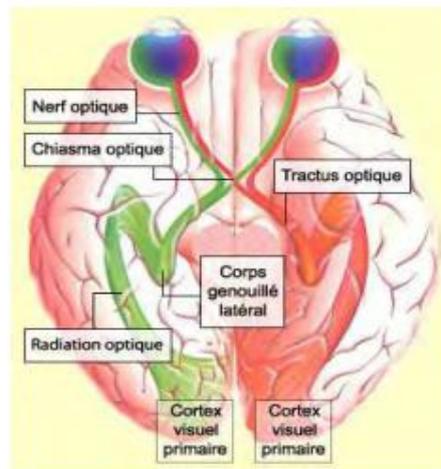


Figure B.6. Représentation schématique du corps genouillé et du cortex visuel

B.2. Anatomie de l'iris

L'iris est une membrane de l'œil, circulaire, colorée, percée en son centre d'un orifice, la pupille. Il est situé entre la cornée et le cristallin, ce qui en fait un organe interne visible et bien protégé de l'extérieur. Son rôle est de contrôler la quantité de lumière qui entre dans la pupille.

L'anatomie ainsi que les différentes caractéristiques observables pour une image de l'iris sont présentées sur la figure B.7 (KRE, 2007).

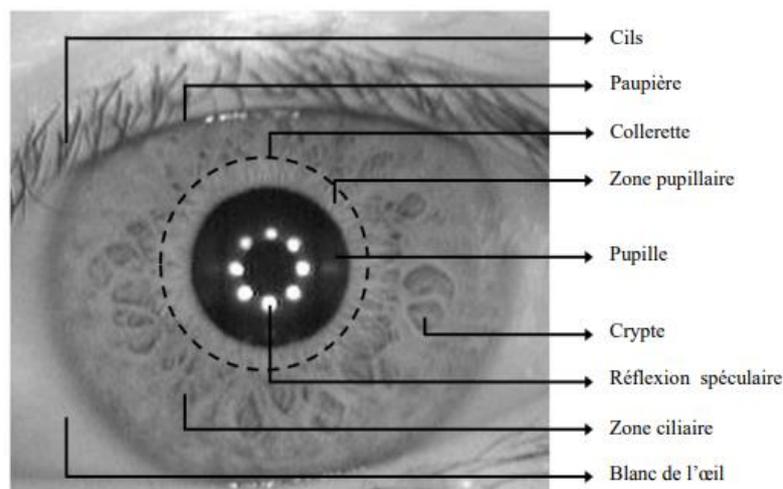


Figure B.7. Anatomie et différentes caractéristiques de l'iris humain

L'iris est rattaché par sa périphérie à la choroïde, au niveau d'un renflement, le corps ciliaire. L'épithélium de l'iris contient deux muscles dont le rôle est de régler et contrôler la quantité de lumière entrant dans la pupille vers la rétine :

- Le dilatateur de l'iris ouvre la pupille
- Le sphincter irien le rétrécit.

L'iris est constitué de deux régions qui diffèrent souvent de couleur, la zone centrale pupillaire et la zone extérieure ciliaire. La collerette est la frontière qui sépare ces deux régions et qui se présente comme un motif en zigzag (voir figure **B.8**) (**KRE, 2007**), (**MAS, 2003**), (**BOW, 2008**).

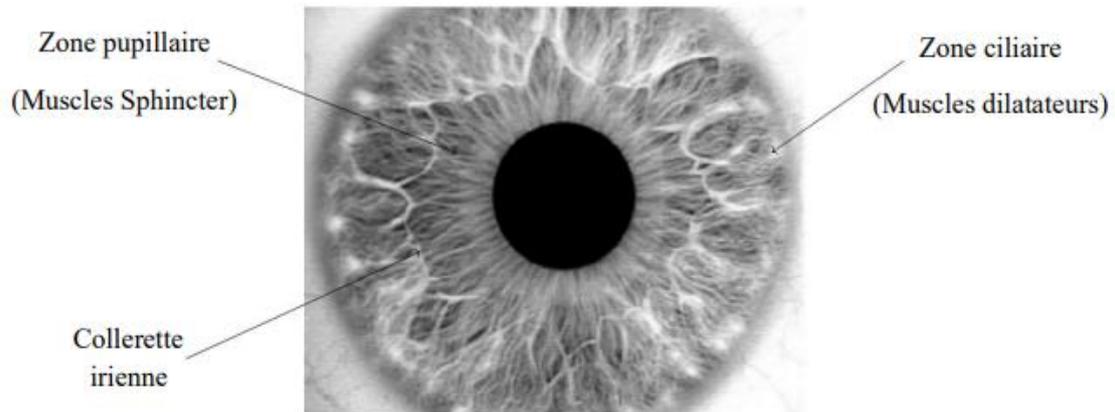


Figure B.8. Morphologie de l'iris humain (Adaptée de (**DAU, 2010**)).

La texture de l'iris est une combinaison de plusieurs éléments qui font d'elle l'une des textures distinctives les plus riches du corps humain. Elle comporte des arcs de ligaments, des cryptes, des arêtes, des sillons et des collerettes. La localisation de ces composants, le croisement entre eux et la forme que peuvent avoir ces éléments font que la texture de l'iris est considérée comme l'une des plus riches et fiables dans le domaine de la biométrie (**KRE, 2007**).

Ainsi, l'iris est le trait principal utilisé pour le développement et la proposition de plusieurs algorithmes pour la reconnaissance biométrique des personnes (**DAU, 1993**), (**WIL, 1997**), (**BOL, 1998**).

Annexe C : Mesure de Distance

Pour comparer deux vecteurs de caractéristiques issus du module d'extraction de caractéristiques d'un système biométrique, on peut (MOR, 2009) :

- soit effectuer une mesure de similarité (ressemblance),
- soit une mesure de distance (divergence).

La première catégorie de distances est constituée de « *Distances Euclidiennes* » et sont définies à partir de la distance de Minkowski d'ordre p dans un espace Euclidien R^N , où N représente la dimension de l'espace Euclidien.

Soient deux vecteurs $X = (x_1, x_2, \dots, x_N)$ et $Y = (y_1, y_2, \dots, y_N)$

La distance de Minkowski d'ordre p notée L_p est définie par :

$$L_p = (\sum_{i=1}^N |x_i - y_i|^p)^{1/p} \quad (\text{C.1})$$

C.1. Distance de Manhattan (L_1)

Pour $p = 1$, on obtient la distance de Manhattan (ou distance de City-Block) :

$$L_1(x, y) = \sum_{i=1}^N |x_i - y_i| \quad (\text{C.2})$$

C.2. Distance Euclidienne (L_2)

Pour $p = 2$, on obtient la distance euclidienne :

$$L_2(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^N |x_i - y_i|^2} \quad (\text{C.3})$$

Annexe D : Langage de description VHDL et Verilog

Les concepteurs de matériel électronique décrivent le comportement et la structure des conceptions de systèmes et de circuits à l'aide de langages de description de matériel (*HDL*), des langages de programmation spécialisés communément appelés *VHDL*, *Verilog* et *SystemVerilog*. Ils diffèrent des langages de programmation de logiciels car ils incluent un moyen de décrire le temps de propagation et l'intensité du signal.

Chaque langage a son propre style distinct. *VHDL* et *Verilog* implémentent des abstractions de niveau de transfert de registre (*RTL*). Lorsqu'ils ont été introduits pour la première fois à la fin des années 1980, ils étaient considérés comme des technologies révolutionnaires car ils permettaient aux ingénieurs de travailler à un niveau d'abstraction plus élevé avec des simulateurs *RTL*.

D.1. Langage VHDL

D.1.1. Qu'est-ce que le VHDL ?

VHDL est un langage de description utilisé pour décrire le matériel. Il est utilisé dans l'automatisation de la conception électronique pour exprimer des systèmes à signaux mixtes et numériques, tels que les *CI* et les *FPGA*. Il peut être utilisé également comme langage de programmation parallèle à usage général pour écrire des modèles de texte qui décrivent ou expriment des circuits logiques.

Si le modèle textuel fait partie de la conception logique, le modèle est traité par un programme de synthèse. La prochaine étape du processus comprend un programme de simulation pour tester la conception logique.

D.1.2. Fonctionnalités VHDL

Les simulations alternent entre deux modes :

- Exécution d'instructions : dans ce mode, les instructions déclenchées sont évaluées.
- Traitement des événements : dans ce mode, les événements de la file d'attente sont traités.

Bien qu'il existe une similitude inhérente dans les conceptions matérielles, *VHDL* a des processus qui peuvent faire les aménagements nécessaires. Cependant, ces processus diffèrent par leur syntaxe des processus parallèles dans les tâches.

Une autre caractéristique de *VHDL* est qu'il possède des capacités de sortie et d'entrée de fichiers qui peuvent être utilisées comme langage à usage général pour le traitement de texte.

Des compilateurs *VHDL* spécifiques créent des binaires exécutables, qui offrent la possibilité d'utiliser *VHDL* pour écrire un banc de test pour les conceptions de vérification de fonctionnalité en utilisant des fichiers sur l'ordinateur hôte pour comparer les résultats attendus, l'interaction de l'utilisateur et définir des stimuli.

D.1.3. Avantages du VHDL

Les principaux avantages se résument comme suit :

- Vérifier et de modéliser le comportement du système avant que les outils de synthèse ne traduisent la conception en portes et fils réels (matériel).
- Générer un projet pour une base d'éléments, puis le porter sur une autre base d'éléments, avec une variété de technologies.

D.2. Langage Verilog

D.2.1. Qu'est-ce que Verilog ?

Verilog est également un langage de description de matériel. Il utilise un format textuel pour décrire les systèmes et circuits électroniques. Dans le domaine de la conception électronique, *Verilog* est appliqué pour la vérification via la simulation pour l'analyse de testabilité, la classification des défauts, la synthèse logique et l'analyse temporelle. *Verilog* est également plus compact car il s'agit davantage d'un véritable langage de modélisation matérielle.

D.2.2. Avantages de Verilog

Il possède une compréhension supérieure de la modélisation matérielle ainsi qu'un niveau inférieur de constructions de programmation. Il n'est pas aussi verbeux que *VHDL*, ce qui explique sa nature compacte. Bien que *VHDL* et *Verilog* soient similaires, leurs différences ont tendance à l'emporter sur leurs similitudes.

D.3. VHDL contre Verilog

Le tableau ci-dessous résume les principaux points différents entre *VHDL* et *Verilog*.

<i>VHDL</i>	<i>Verilog</i>
Fortement typé	Faiblement typé
Plus facile à comprendre	Moins de code à écrire
Utilisation plus naturelle	Plutôt un Langage de modélisation matérielle
Verbeux	Succinct
Syntaxe non semblable au Langage C	Similitudes avec le Langage C
Variables décrites par type de données	Niveau inférieur de constructions de programme
Largement utilisé pour les FPGA	Meilleure maîtrise de la modélisation matérielle
Plus difficile à apprendre	Plus simple à apprendre