

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université Mohamed Khider – Biskra
Faculté des Sciences et de la technologie
Département : Génie électrique
Ref :.....



جامعة محمد خيضر بسكرة
كلية العلوم والتكنولوجيا
قسم الهندسة الكهربائية
المرجع:.....

Mémoire présenté en vue de l'obtention
du diplôme de

MAGISTER

En Génie électrique
Filière: Electronique
Option: Signaux et Communications

Fusion de l'Iris et du Visage 3D

Présenté par :

MOUSSI Fouaze

Soutenu publiquement le: 08/12/2016

Devant le jury composé de :

Dr. KAZAR Okba	Pr.	Président	Univ.Biskra
Dr. DEBILOU AbdErrazak	Pr.	Rapporteur	Univ.Biskra
Dr. BENATIA BELAHCENE Mébarka	M.C.A	Co-Rapporteur	Univ.Biskra
Dr. BÂARIR Zine Eddine	Pr.	Examineur	Univ.Biskra
Dr. OUAFI Abdelkarim	M.C.A	Examineur	Univ.Biskra

Dédicaces

✚ *A mon père, à ma mère*

✚ *A mes frères et sœurs*

✚ *A la mémoire de mes grands parents*

✚ *A tout mes amis (es)*

✚ *A tout mes maîtres et professeurs. du primaire au supérieur*

✚ *A tous ceux qui ont contribué au développement des sciences en général
et de l'électronique en particulier*

Fouaze

Remerciements

Je **remercie Allah** le tout puissant pour m'avoir donné le courage, la volonté et la patience de mener à terme ce présent travail.

Je tiens à **remercier** mes encadreurs:

Pr. **DEBILOU** Abderrazak qui a accepté de m'encadrer. Ce travail a été effectué au laboratoire LI3C (laboratoire Identification, Commande, Contrôle et Communication) de l'université Mohamed **KHIDER** de BISKRA, sous la direction de monsieur **DEBILOU** Abderrazak, je le remercie sincèrement pour m'avoir accueilli au sein du laboratoire.

Dr. **BENATIA BELAHCENE** Mébarkade m'avoir proposé ce sujet, pour m'avoir fait bénéficier de ses compétences scientifiques et sa constante disponibilité. Elle s'est toujours montrée prête à me prodiguer ses précieux conseils.

Je tiens à remercier chaleureusement Mr **CHOUCHANE** Ammar, enseignant chercheur au laboratoire d'identification, de commande, contrôle et communication Biskra, pour sa contribution, son aide et ses encouragements qu'il m'a prodigués durant la période de la Mémoire.

Je **remercie** également les membres du jury Pr. **KAZAR** Okba, Pr. **BAARIR** Zine Eddine, Dr. **OUAFI** Abdelkarim qui ont bien voulu examiner le présent travail.

J'adresse mes vives reconnaissances à tous les membres du laboratoire.

Mes **remerciements** vont également à mes chers parents qui m'ont toujours aidé et soutenu.

Pour finir, je tiens à **remercier** toute personne qui a contribué de près ou de loin à l'aboutissement de ce travail.

Résumé

La biométrie est l'identification automatique de la personne basée sur ses caractéristiques physiologiques ou comportementales, telles que les empreintes digitales, le visage, la voix,... etc. Cependant, le système biométrique monomodal souffre de certaines limitations, telles que la non-universalité et la susceptibilité aux falsifications. Pour remédiera ces problèmes, des informations provenant de différentes sources biométriques sont combinés, et de tels systèmes sont appelés les systèmes biométriques multimodaux. Dans ce mémoire, nous proposons une approche de fusion multibiométrique pour la vérification de l'identité. En effet, nous utilisons deux types de biométries: le visage et l'iris. Notre approche d'intégration de ces modalités se base sur l'utilisation des séparateurs à vaste marge(SVM), cette fusion est réalisée au niveau des scores. Nous proposons l'utilisation de L'ondelette **Log-Gabor** et les algorithmes de visage **Quantification Locale de Phase (LPQ)** comme deux techniques pour combiner la modalité du visage et de l'iris au niveau des scores.

Les résultats obtenus confirment la supériorité de la multibiométrie par rapport aux systèmes biométriques unimodaux, **TV=99.66%**(base de donnée CASIA V1), et **TV=98.33%** (base de donnée UBIRIS V1).

Mots clés: Biométrie, Descripteurs, Segmentation, Normalisation, Iris, Visage, Fusion, Classification, LPQ, Log-Gabor, SVM.

Abstract

Biometrics refers to the automatic recognition of the person based on his physiological or behavioral characteristics, such as fingerprint, face, voice, gait ...etc. However, Unimodal biometric system suffers from several limitations, such as non-universality and susceptibility to spoof attacks. To alleviate this problems, information from different biometric sources are combined and such systems are known as multimodal biometric systems. In this memoir, we suggest the use of the **Log Gabor** filter, transformation **Hough**, and **Histogram** for Iris and the Algorithm **LPQ (Local Phase Quantization)** for face.

The results we got though the multimodal biometric system are better the unimodal. **TV=99.66%** (Database CASIA V1), and **TV=98.33%** (Database UBIRIS V1).

Keywords: Multimodal Biometrics, Descriptors, Segmentation, Normalisation, Iris, face, Fusion, Classification, LPQ, Log-Gabor, SVM.

الملخص

التحقق من الهوية (البومترية) هي التعرف الآلي على الأشخاص اعتمادا على صفاتهم الفيزيولوجية أو السلوكية مثل بصمه الإصبع، الصوت،... إلخ. إلا أن نظام التحقق من الهوية الأحادية الواسطة يعاني من بعض القيود مثل اللاشمولية وإمكانية التعرض للمحاكات والتقليد، ولتخفيف من حدة هذه المشاكل وتعزيز أداء النظام البيومتري، يتم دمج المعلومات من مصادر مختلفة، وهذا ما يعرف بالنظام البيومتري متعدد الوسائط. في هذه المذكرة نقترح استخدام تقريب الوسائط المتعددة للتحقق من الهوية ونوعين من بيومتري الوجه وقزحية العين. هذا التقريب المتكامل لهذه الوسائط نستعمل تقنية التعلم الإحصائي (SVM)، والدمج يستعمل على مستوى درجة التطابق. نقترح استعمال مرشح لوغ قابور، تحويل هوغ والمضلع التكراري بالنسبة لقزحية العين وخوارزمية (LPQ) بالنسبة للوجه.

النتائج المتحصل عليها في النظام البيومتري المتعدد الوسائط أفضل من أحادي الواسطة
TV=99.66% (قاعدة البيانات CASA V1) ، TV=98.33% (قاعدة البيانات UBIRIS
(V1).

الكلمات المفتاحية: متعدد الوسائط البيومتري، الوجه، قزحية العين، تحقيق، استخلاص خصائص القزحية، تقسيم القزحية، الدمج، التصنيف، Log-Gabor، LPQ، تقنية التعلم الإحصائي (SVM).

Sommaire

Dédicace	I
Remerciements	II
Résumé	III
Abstract	IV
ملخص	V
Liste des figures	VI
Liste des tableaux	IX
Sommaire	XIII
Introduction générale.....	01
Chapitre1: Système de Reconnaissance Biométrique	
1.1 Introduction	06
1.2 Le système biométrique	07
1.2.1 Définition	07
1.2.2 Caractéristique biométrique	08
1.2.3 Applications biométrique	09
1.2.4 Marché mondial de la biométrie.....	09
1.3 Identification et critères d'évaluation	10
1.4 Partie A: La biométrie par Iris.....	12
1.4.1 Rappel anatomique.....	13
1.4.1.1 Avantages	15
1.4.1.2 Inconvénients	15
1.4.2 Annulaire de l'iris dans l'œil.....	15
1.4.2.1 Acquisition de l'iris.....	16
1.4.2.2 Enrôlement.	17

1.4.2.3 Calcul de l'iris code.....	17
1.4.3 Architecture d'un système de reconnaissance d'iris	16
1.4.4 Les difficultés de la reconnaissance par l'iris	17
1.5 Partie B: Fusion des modalités	18
1.5.1 Les architectures.....	20
1.5.2 Normalisation des scores.....	22
1.5.3 Approche par combinaison des scores	23
1.6 Conclusion	24
Chapitre2: Etat de l'Art de la Reconnaissance de l'Iris & Multimodale	
2.1 Introduction	25
2.2 L'état de l'art sur la reconnaissance de l'Iris	26
2.3 L'état de l'art sur la fusion des modalités	35
2.4 Tableau récapitulatif des travaux	45
2.5 Conclusion	46
Chapitre 3: Etude du modèle de reconnaissance de l'iris	
3.1 Introduction	47
3.2 Filtre de Canny	47
3.2.1 L'algorithme de Canny.....	47
3.2.2 Réduction du bruit.....	47
3.2.3 Direction des contours.....	48
3.2.4 Suppression du non-maxima	48
3.2.5 Seuillage des contours.....	48
3.2.6 Paramètres du filtre	49
3.2.7 Etapes d'une détection de contours par le filtre de Canny	49
3.3 L'iris code: La méthode Daugman.....	50
3.3.1 Normalisation de l'iris: Méthode pseudo polaire.....	50
3.3.2 Extraction des caractéristiques: Utilisation des filtres de Gabor.....	51
3.3.3 Calcule de score: La distance de Hamming	53

3.4 Les approches de corrélation.....	54
3.4.1 La méthode Wildes	54
3.4.2 La corrélation de phase dans le domaine de Fourier.....	55
3.4.3 L'approche IriTech: L'utilisation de l'ondelette de Haar.	55
3.4.4 L'approche CASIA: Les mesures ordinales.....	55
3.5 Les méthodes de détection de l'iris existantes	56
3.5.1 Transformée de Hough.....	56
3.5.2 La méthode par détecteur de contours circulaires.....	59
3.5.3 Par contour actif	60
3.5.4 Analyse de l'Histogramme.....	62
3.5.5 Le filtrage de Log-Gabor.....	63
3.5.6 Décomposition en ondelettes de Haar	64
3.6 PLQ descripteur de base (Local Phase Quantization).....	65
3.7 Machine à Vecteurs de Support (SVM)	66
3.8 La fusion de modalités	68
3.9 Conclusion	69
 Chapitre 4: Application et résultats	
4.1 Introduction	71
4.2 Présentation des bases d'images	71
4.2.1 Base de données CASIA V1.0	71
4.2.1.1 Caractéristiques de la base de données CASIA-IrisV1	72
4.2.1.2 Organisation de la Base de données CASIA-IrisV1	73
4.2.1.3 Répartition de la base de données	73
4.2.2 Base de données UBIRIS.V1	74
4.3.3 Présentation de la base de données CASIA 3D V4.....	75
4.3.4 Bases de données biométriques multimodales	76
4.3 Présentation de notre système de reconnaissance multimodale basé sur la fusion	78
4.3.1 Les systèmes multimodaux	78
4.3.2 Schéma général de l'approche multimodale	78

4.3.3 Schéma général de l'approche bimodale proposée	79
4.4 Système de reconnaissance d'iris.....	79
4.4.1 Segmentation.....	80
4.4.2 Procédure complète de codage	80
4.4.3 Localisation de la pupille	81
4.4.4 Recherche du centre et contour de la pupille	82
4.4.5 Recherche du contour (périoculaire, pupille, iris) et rayon de l'iris.....	82
4.4.6 Normalisation la région de l'iris.....	84
4.4.7 Egalisation d'histogramme (enhancement).....	85
4.5 Application du SRI sur la base de données UBIRIS V1	87
4.6 Application du SRI sur la base de données CASIA V1	88
4.6.1 Performances de méthode par Wildes (transformée de Hough) d'iris	89
4.6.2 Performances de méthode par Histogramme d'iris	90
4.6.3 Performances de méthode par Log-Gabor	90
4.7 Système de Reconnaissance de Visage 3D (SRV3D).....	92
4.7.1 Phase d'apprentissage	92
4.7.2 Phase de reconnaissance.....	92
4.7.3 Détection et Prétraitement du Visage.....	93
4.7.3.1 Génération des cartes de profondeur	93
4.7.3.2 Extraction des paramètres caractéristiques	94
4.7.4 Performances de méthode par LPQ visage	95
4.8 Fusion Bimodale sur les BDD CASIAV1 et UBIRIS.....	96
4.8.1 Fusion des modalités Visage et Iris.....	96
4.8.2 Performances de méthode par fusion l'Iris et visage	97
4.8.3 Fusion des descripteurs Log Gabor Iris & LPQ Visage.....	97
4.8.4 Fusion Visage & iris basée sur la méthode de Wildes	98
4.8.5 Fusion Visage & iris basée sur trois descripteurs sur CASIAV1 iris	99
4.8.6 Fusion des descripteurs Hough_Iris et LPQ Visage.....	101
4.9 Tableau comparatif avec les travaux antérieurs	103

4.10 Conclusion 103
Conclusion générale 104
Référence 108

Liste des figures

Figure 1.1 Schéma de synoptique d'un système biométrique.....	07
Figure 1.2 Evolution du marché international de la biométrie	10
Figure 1.3 Courbes de distribution des imposteurs et des authentiques.....	11
Figure 1.4 Courbe ROC.....	12
Figure 1.5 Une texture d'Iris	13
Figure 1.6 Structure d'un œil humain	14
Figure 1.7 Images de 4 différents types de texture d'iris	15
Figure 1.8 Composition d'un œil humain: partie parfaitement annulaire de l'iris dans l'œil .	15
Figure 1.9 Diagramme des différentes étapes d'un système de reconnaissance d'iris.....	16
Figure 1.10 Image d'un iris capturé	16
Figure 1.11 Schéma d'enrôlement d'un Iris	17
Figure 1.12 Scénarios de fusion en biométrie multimodale	18
Figure 1.13 Résumé des approches de fusion dans les systèmes biométriques multimodaux	19
Figure 1.14 Architecture de fusion en parallèle	21
Figure 1.15 Architecture de fusion en série (incrémentale ou séquentielle).....	21
Figure 1.16 Fusion au niveau score dans un système biométrique multimodal	22
Figure 2.1 Principales étapes de la chaîne algorithmique de traitement d'images d'iris	34
Figure 2.2 Schéma bloc de système biométrique multimodal de visage et d'iris	37
Figure 2.3 Quatre armatures d'une vidéo de NIR de la personne.....	38
Figure 2.4 Résultats pour Experiment1 (dessus) et Experiment2 (le fond	38
Figure 2.5 Diagramme hiérarchique de fusion	40
Figure 2.6 Blok diagramme de fusion d'image périoculaire.....	42
Figure 2.7 Module Enrôlement	42

Figure 2.8 Module d'identification.....	43
Figure 2.9 Diagramme de la Bloom	44
Figure 3.1 Différents types d'image de contour par la méthode Canny.....	50
Figure 3.2 Une image de l'œil.....	51
Figure 3.3 Banque de filtres de Gabor suivant plusieurs orientations et plusieurs résolutions	51
Figure 3.4 Le principe de codage de phase sur quatre quadrants et en deux bits.....	52
Figure 3.5 Différents exemples d'iris code générés par la méthode Daugman.....	53
Figure 3.6 Découpage de l'iris en secteurs par Iritech	55
Figure 3.7 Différents filtres ordinales	56
Figure 3.8 Différents type d'image de contours par la méthode Canny.....	57
Figure 3.9 Contours de la pupille et de l'iris.....	57
Figure 3.10 Détection du contour d'iris	58
Figure 3.11 Détermination du rayon et du centre de la pupille	58
Figure 3.12 Détermination le Rayon de l'iris.....	59
Figure 3.13 Segmentation de l'iris par la méthode intégral-différentielle	60
Figure 3.14 Processus d'évolutions des contours initialisés vers l'objet recherché.....	62
Figure 3.15 Processus de détection de la frontière extérieure de l'iris	62
Figure 3.16 Histogramme obtenu après détection de l'Iris	62
Figure 3.17 Histogramme iris sombre	63
Figure 3.18 Histogramme iris Clair.....	63
Figure 3.19 Ondelette de Haar.....	64
Figure 3.20 Forme de décomposition en sous-bandes par l'ondelette de Haar.....	64
Figure 3.21 Texture d'iris décomposé en sous- images par ondelette de Haar.....	65
Figure 3.22 Organigramme de l'ensemble des étapes nécessaire à la construction du LPQ	66
Figure 3.23 Echantillons de données représentés dans un plan sont linéairement séparables .	67
Figure 3.24 Echantillons de données représentés dans un plan.....	67

Figure 3.25 Sources de différents types de fusion de traits biométriques	69
Figure 4.1 L'appareil développé par CASIA utilisé pour la collection de CASIA-IrisV1	72
Figure 4.2 Exemples d'images d'iris de la base de données CASIA V1	72
Figure 4.3 Exemples d'images d'iris de la base de données UBIRIS V1	74
Figure 4.4 Capture des scènes de la base de données CASIA-3D	75
Figure 4.5 Variations d'expression dans la base de données CASIA 3D	75
Figure 4.6 Variations d'illuminations dans la base de données CASIA-3D.....	75
Figure 4.7 Variations de poses dans la base de données CASIA-3D	75
Figure 4.8 Exemple de base de données multimodale	77
Figure 4.9 Distribution de l'histogramme des scores fusionnés	78
Figure 4.10 Niveaux de fusion	78
Figure 4.11 Notre système bimodale Iris et Visage	79
Figure 4.12 Etapes de la reconnaissance par l'iris	80
Figure 4.13 Principe de prétraitement de l'iris	80
Figure 4.14 Diagramme du processus de segmentation de l'iris de l'œil	81
Figure 4.15 Localisation de la région de la pupille	82
Figure 4.16 Isolation de la pupille.....	82
Figure 4.17 Détection du contour de la pupille	82
Figure 4.18 Détection du contour de l'iris pour différentes valeurs de sigma	83
Figure 4.19 Région de l'iris, localisation de la pupille et de l'iris	83
Figure 4.20 Exemples des échecs de segmentation d'images de CASIA Iris V1	84
Figure 4.21 Illustration des contours actifs de l'iris.....	84
Figure 4.22 Normalisation la région de l'iris	85
Figure 4.23 Localisation et normalisation de l'image d'Iris	85
Figure 4.24 Résultat final de l'étape de prétraitement (Enhancement).....	86
Figure 4.25 Quantification de phase.....	87
Figure 4.26 Etapes du prétraitement et extraction des caractéristiques de UBIRIS V1.....	87

Figure 4.27 Courbes ROC dans le cas de la transformée de Hough (UBIRIS V1)	88
Figure 4.28 Histogramme de l'image d'iris.	89
Figure 4.29 Courbes ROC dans le cas de la transformée de Hough	89
Figure 4.30 Courbes ROC dans le cas du calcul d'Histogramme.	90
Figure 4.31 Normalisation et codage de l'Iris.	90
Figure 4.32 Courbe ROC dans le cas Log-Gabor	91
Figure 4.33 Illustration des courbes des trois descripteurs (Histogramme, TH & Log Gabor)	91
Figure 4.34 Principe de fonctionnement de base d'un système de reconnaissance visage. ..	93
Figure 4.35 Carte de Cartes de profondeur avant le découpage.....	94
Figure 4.36 Carte de Cartes de profondeur avant le découpage.....	94
Figure 4.37 Organigramme de l'ensemble des étapes nécessaires à la construction du LPQ94	
Figure 4.38 Vue d'ensemble des modèles quantifiées locaux	95
Figure 4.39 Courbe ROC dans le cas LPQ visage	95
Figure 4.40 Schéma détaillé de notre système de reconnaissance bimodale	96
Figure 4.41 Echantillon des descripteurs fusionnés.	97
Figure 4.42 Courbes ROC dans le cas de la fusion bimodale	98
Figure 4.43 Schéma fonctionnel de fusion des descripteurs log Gabor iris et LPQ visage ...	99
Figure 4.44 Courbe fusion d'Iris (Log Gabor) & Visage (LPQ).....	99
Figure 4.45 Courbe Fusion CASIA Iris & CASIA Visage	100
Figure 4.46 Courbes ROC dans le cas Hough_Iris et LPQ Visage	101
Figure 4.47 Courbe Fusion UBIRIS& CASIA 3D Visage.....	101

Liste des tableaux

Tableau 2.1 Comparaison des résultats obtenus par la méthode.....	32
Tableau 2.2 Taux d'identification de système proposé pour le seuil différent	43
Tableau 2.3 Taux d'identification de système proposé.....	45
Tableau 2.4 Tableau récapitulatif des travaux	45
Tableau 4.1 Statistiques de CASIA-IrisV1	72
Tableau 4.2 Protocole de CASIA-IrisV1	72
Tableau 4.3 Statistiques de UBIRIS.V1	74
Tableau 4.4 Protocole de visage.....	76
Tableau 4.5 Performances de méthode par transformée de Hough.....	88
Tableau 4.6 Performances de méthode par Wildes d'Iris	89
Tableau 4.7 Performances de méthode par histogramme d'Iris.....	90
Tableau 4.8 Performances de méthode par Log-Gabor	91
Tableau 4.9 Performances de méthode par LPQ visage	95
Tableau 4.10 Performances de Fusion des descripteurs Hough_Iris et LPQ Visage	98
Tableau 4.11 Performances de méthode par LPQ visage.....	99
Tableau 4.12 Performances de Fusion des descripteurs Hough_Iris et LPQ Visage.....	101
Tableau 4.13 Tableau comparatif avec les travaux de l'état de l'art.....	102

Liste des abréviations

CASIA: Chinese Academy of Sciences, Institut of Automation

UBIRIS: University of Beira Iris Image Databases

XM2VTS: Multi Modal Verification for Teleservices and Security applications

CHT: Circulaire de Hough transformée

FMR: False Match Rate

HD: Hamming Distance

ISO: International Organization for Standardization

LED: Light Emitting Diode

LHT: Ligne Transformée de Hough

SVM: Support Vector Machines

EER: Equal Error Rate

FRR: Faux Rejet (False Rejection)

FAR: Fausse Acceptation (False Acceptance)

IDO: Opérateur Intégro-Différentiel

GVF: Gradient Vector Flow

MBGC: Multi Biometric Grand Challenge database

ROC: Receiver Operating Curve

CMC: Cumulative Match Characteristic

LPQ: Local Phase Quantization

LVQ: Learning Vector Quantization

CCA: Canonical correlation analysis

PCA: Analyse que composante

SP: Pyramide orientable

CCA: Canonique l'analyse de corrélation

IBG: International Biometric Group

MLOF: Multi-Lobe Ordinal Filter

ICP: Integral Curve Projections

Introduction générale

La biométrie est la technique qui permet de reconnaître des personnes à partir de leurs caractéristiques physiques et/ou comportementales. Ces dernières années, avec l'augmentation des problèmes de sécurité, on assiste à un regain d'intérêt pour les méthodes biométriques pour l'identification des personnes ou bien pour la vérification de leurs identités. Les modalités biométriques peuvent être physiologiques (empreintes digitales, iris, visage..), biologiques (ADN, odeur, sang...) ou comportementales (signature, écriture manuscrite, la voix, frappe sur un clavier d'ordinateur...). L'empreinte digitale est la modalité la plus vieille et c'est la plus utilisée. La biométrie par l'iris est la plus récente mais elle offre l'avantage d'être beaucoup plus fiable. Elle occupe actuellement plus de 10% du marché. Cette fiabilité est due à la nature physiologique de l'iris. Il est le seul organe interne humain visible de l'extérieur, il est stable durant toute la vie d'une personne, il est caractérisé par une texture unique, qui comporte une combinaison de plusieurs éléments qui font d'elle l'une des textures distinctives et les plus riches du corps humain [48].

Il existe plusieurs technologies biométriques et parmi elles l'iris dont la reconnaissance l'utilise comme forme unique d'identification pour permettre ou rejeter l'accès aux zones sécurisées et confidentielles. La reconnaissance d'iris est souvent confondue avec le scan rétinien. Un système de reconnaissance d'iris capturera une image de l'œil puis analysera la couleur qui entoure la pupille. Ainsi, la reconnaissance d'iris capturera une image de la texture de l'iris, alors qu'un scan rétinien capturera une image de la structure des vaisseaux sanguins dans l'œil. Étant donné que l'iris est visible alors que les vaisseaux sanguins ne le sont pas, il est beaucoup plus facile de capter une image de l'iris.

La technologie de la reconnaissance d'iris existe depuis plus d'une dizaine d'années déjà. Toutefois, celle-ci n'a jamais connu un essor aussi important que ces dernières années. Les possibilités offertes par les systèmes de contrôle d'accès par identification d'iris sont multiples: contrôle d'accès (sortir et entrer dans une banque ou un immeuble administratif), signer numériquement un document, etc...

La première personne à être officiellement rendu compte des possibilités qu'offre la texture de l'Iris en tant qu'outil d'identification était un ophtalmologiste américain qui a proposé l'idée d'utiliser la texture de l'iris en 1936, le domaine de la reconnaissance des personnes par l'iris a connu une multitude de travaux publiés et/ou brevetés. Deux autres ophtalmologistes, Drs. Leonard Flom et AranSafir ont proposé le concept que deux iris de deux personnes différentes ne peuvent pas être identiques. En 1987, ils avançaient l'idée que l'iris peut être utilisé comme moyen biométrique permettant l'identification des personnes. Le brevet qui en résulte n'est tombé dans le domaine public qu'au courant de cette année 2007. En 1991, les deux ophtalmologistes engagent J.Daugman alors professeur à l'université de Harvard afin de proposer un modèle mathématique pour la reconnaissance des personnes par l'iris. En 1994, J.Daugman brevète une méthode complète de reconnaissance par l'iris. La méthode de Daugman qui sera baptisée l'iris code est à l'origine de la grande majorité des systèmes commercialisés à base de reconnaissance de l'iris jusqu'à aujourd'hui. Grâce à cette méthode, la reconnaissance par l'iris a été largement utilisée et avec succès dans certains projets de contrôle de frontières et d'accès aux zones sensibles. En particulier, la reconnaissance par l'iris a été utilisée comme unique moyen d'identification biométrique dans l'un des plus larges déploiements opérationnel à ce jour, aux Emirats Arabe Unis. Alors que plus de 3 milliards de comparaisons sont réalisées chaque jour; aucune fausse acceptation n'a été observée d'après le ministère de l'intérieur. L'iris peut avoir aussi des applications plus originales. Ainsi, le système de Daugman a servi à retrouver une Afghane photographiée en 2002 et qui a fait la couverture de National Geographic 18 ans plutôt. En comparant les deux images acquises avec tant d'années de différence et aussi avec deux capteurs différents, le système a permis de confirmer l'identité de la femme avec une probabilité sensiblement proche des 100%.

La technologie de la reconnaissance d'iris existe depuis plus d'une dizaine d'années déjà. Toutefois, celle-ci n'a jamais connu un essor aussi important que ces dernières années. Les possibilités offertes par les systèmes de contrôle d'accès par identification d'iris sont multiples: contrôle d'accès (sortir et entrer dans une banque ou un immeuble administratif), signer numériquement un document, etc...

La reconnaissance faciale fait partie des techniques biométriques. 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. La difficulté de la reconnaissance de visage par ordinateur varie énormément suivant les conditions d'acquisition. 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 sont souvent nécessaires avant de faire la reconnaissance à proprement parler. Il faut tout d'abord détecter la présence ou l'absence de visage dans l'image. Le visage doit ensuite être segmenté. Plusieurs méthodes ont été développées pour la reconnaissance de visage 2D. Cependant, elles présentent un certain nombre de limitations liées à l'orientation du visage ou à la pose, à l'éclairage, à l'expression faciale, aux occultations, etc. Ces dernières années, on parle de plus en plus des techniques de reconnaissance de visage 3D comme une solution alternative pour résoudre les problèmes cités ci-dessus. En effet, la richesse de l'information fournie par les mesures 3D permet de reconstruire la forme tridimensionnelle du visage. Ce type de représentation du visage est invariant aux changements d'illumination et de pose. Les systèmes de reconnaissance de visage (SRV) présentent des limites et exigent un prétraitement et une phase d'extraction des paramètres caractéristiques adaptés et qui tiennent compte de toutes les variantes que présentent les milieux réels.

L'identification par la biométrie multimodale consiste à combiner plusieurs systèmes biométriques, elle permet de réduire certaines limitations des systèmes basés sur une seule modalité tout en améliorant de manière significative leurs performances. Des travaux récents, utilisent la fusion des modalités pour une meilleure performance du système. Plusieurs méthodes de fusion sont étudiées et proposées.

Le sujet principal de ce mémoire est la fusion de données au niveau des caractéristiques dans le domaine de la reconnaissance des individus et son application à la vérification.

L'avantage de la fusion des données est de pouvoir employer différents types de caractéristiques. Un SRB simple repose en général sur seulement un type de vecteur de caractéristiques utilisé comme donnée. Tandis qu'avec une méthodologie de fusion, différents types de caractéristiques peuvent être combinés pour bénéficier des avantages de chacun collectivement.

Tout au long de ce mémoire, nous nous intéressons au domaine de la biométrie et particulièrement à l'identification et l'authentification des individus par la fusion de l'iris et du visage.

Sur la Nous approfondissons nos investigations reconnaissance de l'iris et en nous basant sur les résultats des travaux [87], qui prouvent que la méthode LPQ est le descripteur de choix pour la reconnaissance de visage. Nous proposons de baser notre approche de fusion des caractéristiques sur le descripteur LPQ concernant la modalité visage et rechercher le modèle correspondant au mieux pour la reconnaissance de l'iris.

Nous présentons les détails de notre étude, allant de l'état de l'art jusqu'à la mise au point d'une nouvelle approche pour la reconnaissance de l'iris. Le reste de ce manuscrit est organisé comme suit:

- Le Premier Chapitre repose sur la définition des systèmes de reconnaissance d'iris. Ce chapitre donne un aperçu sur les outils de reconnaissance de motif existant dans la littérature.
- Le Deuxième Chapitre expose l'état de l'art de la reconnaissance de l'iris & Multimodale, tout en insistant sur les approches les plus courantes dans la littérature, pour chacune des quatre (04) étapes
- Dans le Troisième Chapitre nous définissons les méthodes de segmentation et prétraitement utilisées sur les images Iris afin d'obtenir une base de données normalisée, ces effets nous conduisent à réduire la taille des images en conservant seulement la région d'iris dans une dimension rectangulaire et généralisée sur toute la base de données.
- Le Quatrième Chapitre est consacré à la conception de notre méthode d'identification de l'iris et aux résultats de la méthode de segmentation. Dans l'étape de l'extraction nous utilisons deux méthodes différentes. La première est basée sur le Template et l'iris code, la deuxième est basée sur la méthode de l'histogramme d'iris.

Notre mémoire se termine par une conclusion générale et des perspectives pour les travaux futurs déduites de notre étude et résultats obtenus.

1.1 Introduction

La biométrie se rapporte à l'identification des personnes basées sur leurs caractéristiques comportementales et biologiques telles que des empreintes digitales, visage, iris, rétine, veine de main, démarche, voix et paume-imprime ...etc. L'iris est vu comme une technologie biométrique fortement fiable et précise parce que chaque être humain est caractérisé par des iris uniques qui restent relativement stables au cours de la période de la vie. L'iris est un dispositif unique actuel sous forme d'anneaux autour de la pupille d'un œil humain. Son modèle complexe contient beaucoup de dispositifs distinctifs tels que les ligaments de courbement, cryptes, sillons radiaux, pigmentation, secteur pupillaire, secteur ciliaire, anneaux, corona, taches de rousseur et le collerettes de zigzag qui donne un ensemble unique de dispositifs pour chaque être humain, même les iris des vrais jumeaux sont différents. En outre, l'iris est plus significatif que l'information collectée sur la rétine ; il est extrêmement difficile de trifouiller chirurgicalement l'information de texture d'iris et il est possible de détecter les iris artificiels. Le taux d'exactitude d'identification d'iris dépend généralement de la qualité des images capturées de l'iris. Dans les systèmes classiques d'identification d'iris, par exemple: on constate le besoin de Daugman et de Wildes [1], d'ajuster leurs positions d'œil afin de capturer leurs iris. En outre, les systèmes existants exigent des utilisateurs d'être près de l'appareil de serrage. L'exécution de l'identification d'iris est sévèrement effectuée en rencontrant des images de qualité inférieure. Quelques chercheurs ont commencé à explorer la région oculaire avec l'iris de sorte que plus d'information reliée au sujet peut être employée pendant le processus d'identification ce qui peut augmenter l'exactitude des systèmes d'identification d'iris même en cas d'images non idéales. Un sang Park et al ont rapporté que 80% d'information dans des systèmes d'identification de visage vient de la région péri-oculaire. La région péri-oculaire est la partie de l'entourage immédiat de l'œil. Ses dispositifs peuvent être classifiés dans deux catégories globales et locales. Les dispositifs globaux incluent les plis supérieurs et inférieurs d'œil, la paupière supérieure et inférieure, des rides, et des taupes. Les dispositifs locaux sont plus détaillés et incluent des textures de peau, pores, follicules de cheveux, et d'autres dispositifs dermatologiques fins. Dans notre travail nous nous intéressons aux modalités visage et iris qui sont complémentaires et qui peuvent nous assurer des performances système acceptables. Pour cela, ne nous attardons pas trop sur le péri-oculaire qui n'est pas une modalité trop fiable [2].

1.2 Le système biométrique

1.2.1 Définition

Un système biométrique est un système de reconnaissance de forme, fonctionnant en acquérant des données biométriques à partir d'un individu. Ceci est réalisé par l'extraction d'un ensemble de caractéristiques à partir des données acquises. Selon le contexte d'application, un système biométrique peut fonctionner selon les modes suivants:

- **Vérification**: le système valide l'identité d'une personne en comparant les données biométriques capturées à sa propre base de données. 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... et le système conduit une comparaison un-à-un pour déterminer si la requête est vraie ou fausse.
- **Identification**: le système identifie un individu en cherchant les signatures (template) de tous les utilisateurs dans la base de données. Par conséquent, le système conduit plusieurs comparaisons pour établir l'identité d'un individu [4].

En général, tous les systèmes biométriques partagent le même schéma de fonctionnement. Comme il est illustré par la figure dans le cas de la modalité iris (1.1).

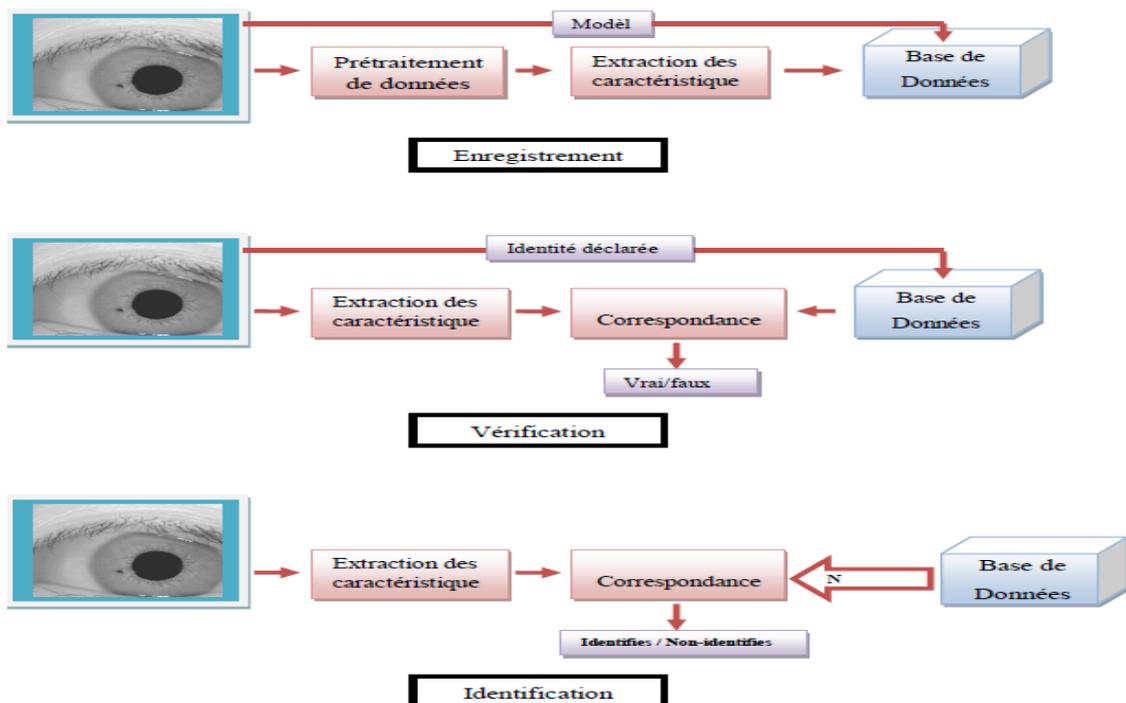


Figure 1.1 Schéma de synoptique d'un système biométrique [4].

- **Processus d'enregistrement:** Ce processus a pour but d'enregistrer les caractéristiques des utilisateurs dans la base de données.
- **Processus d'identification-vérification:** Ce processus est effectué lorsqu'une personne enregistrée dans la base de données biométriques doit s'identifier.

1. Le **module de capture**, 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.

2. Le **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,

3. Le **module de correspondance**, compare l'ensemble des caractéristiques extraites avec le modèle enregistré dans la base de données du système et détermine le degré de similitude (ou de divergence) entre les deux.

4. Le **module de décision**, vérifie l'identité affirmée par un utilisateur ou détermine l'identité d'une personne basée sur le degré de similitude entre les caractéristiques extraites et le(s) modèle(s) stocké(s).

1.2.2 Caractéristiques biométriques

Trois types différents des caractéristiques peuvent être utilisés dans la biométrie: les caractéristiques physiques, comportementales ou biologiques.

Les caractéristiques **physiques** incluent, entre autres, les empreintes digitales, l'empreinte palmaire, les traits du visage, la structure des réseaux veineux de la rétine ou de la main, la forme de l'oreille, la forme des lèvres, la voix, l'iris, etc [2].

Les caractéristiques **comportementales** sont généralement issues d'attributs dynamiques associées à l'activité de la personne tels que la démarche, la frappe au clavier, la dynamique de la signature, la forme de l'écriture, etc.

Les caractéristiques **biologiques** sont aussi utilisées dans certains cas. Il peut s'agir d'attributs du sang, de la salive, de l'urine, de l'ADN [3].

Toutes ces caractéristiques biométriques doivent satisfaire à plusieurs critères pour être utilisables dans un processus d'identification. Elles doivent être:

- **Uniques:** la possibilité de deux personnes ayant les mêmes caractéristiques est minimal. Elles doivent permettre la différenciation entre les individus.
- **Universelles:** les caractéristiques mesurées existent chez tous les individus.

- *Stables*: les caractéristiques mesurées ne changent pas au cours de temps et ne sont pas affectées par l'état de la personne tel que son état psychologique, son stress, etc.
- *Mesurables*: le processus de mesure des caractéristiques peut être répété sans problème.
- *Infalsifiables*: les caractéristiques mesurées doivent être infalsifiables ou au moins le système biométrique doit être protégé pour identifier les caractéristiques truqués [4].

1.2.3 Applications biométriques

On partage les nombreuses applications biométriques de nos jours selon les deux grands thèmes suivants qui ont en commun l'identification des personnes:

- **Accès logiques**: il s'agit des procédures d'authentification biométrique ouvrant la capacité d'un accès logiques comme l'accès à des ordinateurs, comptes et services bancaires, services financiers, base de données, etc. Par rapport aux mots de passe, l'identification biométrique offre un accès plus sécurisé et plus confortable qui évite certains des problèmes d'authentification non biométrique tels que l'oubli et le piratage des mots de passe [5,7].
- **Accès physiques**: Ce sont des procédures d'authentification biométrique qui permettent l'accès à un endroit physique tels que des bâtiments sécurisés, les aéroports [7], les postes de travail sécurisés [5], etc. De telles applications sont implémentées, entre autres, dans des: poste de contrôle des frontières, aéroports, grandes entreprises comme "Walt Disney World" pour s'assurer que les cartes multi-jours ne sont pas revendus [6], certaines compagnies aériennes pour empêcher l'entrée non autorisées à la salle de commande de l'avion.

1.2.4 Marché mondial de la biométrie

Le marché de la biométrie est en plein boom: selon l'agence Markets & Markets, le marché mondial de la biométrie représentera 8,5 milliards d'euros en 2015. Cette expansion se fait particulièrement sentir dans les pays émergents où les états civils, quand ils existent, sont souvent parcellaires.

Régulièrement, un rapport sur le marché de la biométrie est édité par IBG (International Biometric Group). Cette étude est une analyse complète des chiffres d'affaires, des tendances de croissance, et des développements industriels pour le marché de la biométrie actuel et futur.

La lecture de ce rapport est essentielle pour des établissements déployant la technologie biométrique, les investisseurs dans les entreprises biométriques, ou les développeurs de solutions biométriques. Le chiffre d'affaires de l'industrie biométrique incluant les applications judiciaires et celles du secteur public, se développe rapidement. Une grande partie de la croissance sera attribuable au contrôle d'accès aux systèmes d'information (ordinateur / réseau) et au commerce électronique, bien que les applications du secteur public continuent à être une partie essentielle de l'industrie [8].

On prévoit que le chiffre d'affaires des marchés émergents (accès aux systèmes d'information, commerce électronique et téléphonie, accès physique et surveillance) dépasse le chiffre d'affaires des secteurs plus matures (identification criminelle et identification des citoyens).

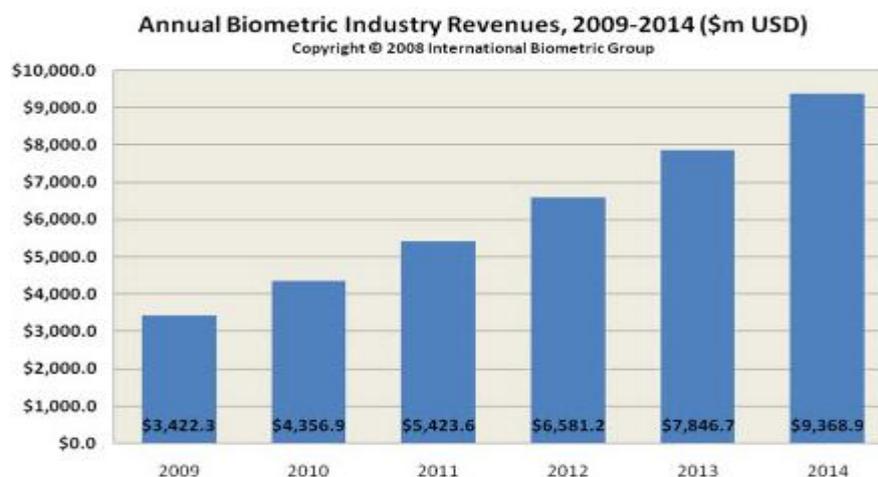


Figure 1.2 Evolution du marché international de la biométrie [8].

1.3 Identification et critères d'évaluation

Les systèmes biométriques reposent sur le calcul d'une distance entre deux codes issus de deux individus différents. La distance ainsi calculée est en suite comparée à un seuil de décision λ : si elle est inférieure au seuil, l'individu est authentifié. Ce seuil se règle à partir de la distribution des distances entre imposteurs et authentiques, Figure 1.3. Par exemple, fixer une faible valeur pour ce seuil entrainera un taux de faux rejets (TFR) très important, mais garantira un taux de fausses acceptations (TFA) très faible. Au contraire, fixer une valeur élevée donnera un TFR faible avec un TFA élevé. En biométrie, 3 critères d'évaluation de performances sont basés sur ces taux:

- (i) Courbe de caractéristique de fonctionnement du récepteur (ROC). Cette courbe trace l'évolution du TFA en fonction du TFR pour chaque valeur du seuil de décision λ .

Elle permet de caractériser les champs d'applications du système. En effet, une application haute-sécurité doit imposer un TFA très faible alors qu'une application grand-public devra imposer un TFR faible.

- (ii) Taux d'égale erreur (TEE): Ce taux correspond au point de la courbe ROC pour lequel $TFA = TFR$. Il est très souvent utilisé pour mesurer les performances des systèmes biométriques. Ce point correspond à l'endroit où $FAR = FRR$, il représente un compromis entre le nombre de faux acceptés et le nombre de faux rejetés [9].
- (iii) Taux de faux rejets pour un taux de fausses acceptations de 10^{-6} ($TFR \& TFA=10^{-6}$). Ce taux correspond au point de la courbe ROC pour lequel $TFA=10^{-6}$. Il permet de mesurer les performances haute-sécurité du dispositif.

Un autre critère permet aussi de mesurer les performances d'un système biométrique: l'histogramme top-rank. Celui-ci trace les fréquences du classement de la vraie classe de l'individu inconnu selon les distances calculées.

La figure (1.3) illustre les taux de faux accepté et de faux rejet à partir des distributions des scores d'un système. Le taux d'égale erreur est illustré à la figure (1.4).

Il existe deux manières de présenter les performances d'un système biométrique selon que l'application soit du type authentification ou identification:

Pour une application de type authentification, la courbe la plus couramment utilisée est appelée courbe ROC (pour «Receiver Operating Characteristic»).

Une courbe ROC (voir la figure 1.4) présente le taux de faux rejeté en fonction du taux de faux accepté. C'est une courbe strictement décroissante, qui pour un système performant va avoir tendance à épouser le repère. Le taux d'égale erreur peut être facilement identifiable puisqu'il s'agit de l'intersection de cette courbe avec la droite d'équation $y = x$.

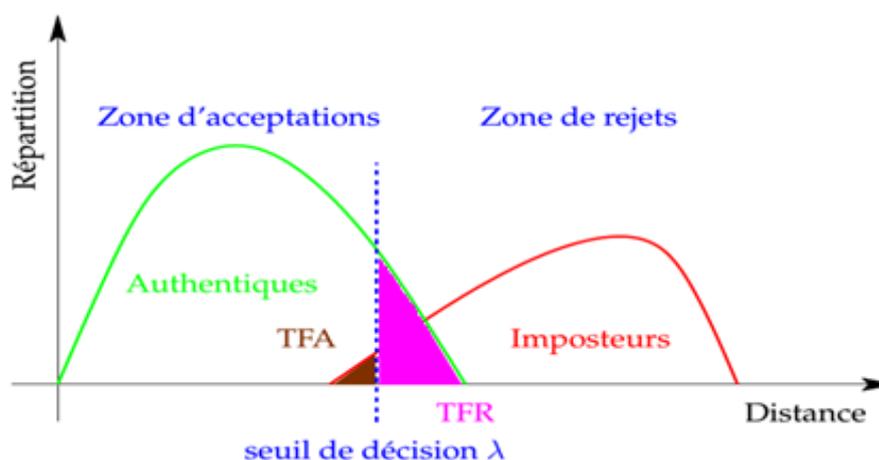


Figure 1.3 Courbes de distribution des imposteurs et des authentiques.

Pour une application de type identification, la courbe la plus utilisée est appelée courbe CMC (pour «Cumulative Match Characteristic»). La courbe CMC (figure 1.4) représente le taux de reconnaissance du système en fonction du rang. Le rang est une variable définissant à partir de quand l'identification d'un individu est réalisée avec succès. On dit qu'un système reconnaît une personne au rang 0 (aussi appelée rang 1 selon les conventions) si l'individu le plus proche selon le module de similarité correspond bien à l'identité recherchée. S'il s'agit de la deuxième personne la plus proche, elle est alors reconnue au rang 1 (respectivement 2). La courbe CMC est une courbe strictement croissante, dont l'abscisse est comprise entre $[0; n1]$ où $n1$ est le nombre d'identités dans la base, et l'ordonnée est comprise entre 0 et 1 (ou entre 0 et 100 selon les conventions). Un des points les plus importants sur ce type de courbe est le taux de reconnaissance pour l'abscisse 0, c'est-à-dire le nombre de bonnes identifications réussies du premier coup par le système.

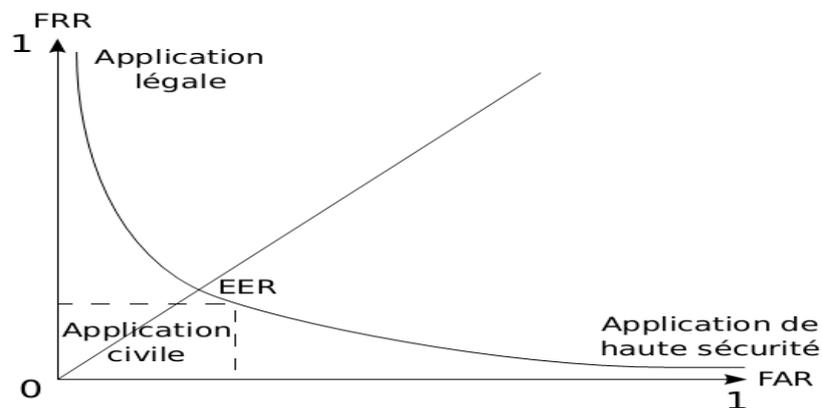


Figure 1.4 Courbe ROC [6].

1.4 Partie A: La biométrie par Iris

L'iris est une membrane circulaire de la face antérieure du globe oculaire. Elle est percée au centre (pas exactement au centre) d'un orifice ou trou 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 se dilatant suivant les conditions de luminosité. Par exemple, quand 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 [6]. 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 figure (1.5) montre une texture d'Iris. La localisation de ces composants, le croisement entre eux, et la forme que peuvent avoir ces éléments font la texture de l'Iris.

L'Iris est aussi l'unique organe interne du corps humain visible de l'extérieur puisqu'il est protégé par un miroir, la cornée. L'Iris présente donc une caractéristique unique, qui est relativement facile à acquérir sa texture comparé aux autres organes internes du corps humain tel que la rétine par exemple. Tous ces avantages ont poussé les chercheurs et les ophtalmologistes à étudier la faisabilité d'un système de reconnaissance par 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 [6].

Dans le corps humain, l'iris est le seul organe visible par l'intérieur. Il fournit un ensemble de données très riches, complexes et stables dans le temps, ce qui justifie son efficacité par rapport aux autres traits biométriques. En effet, il a été montré que la reconnaissance d'iris est la plus fiable pour la reconnaissance humaine et la plus précise pour les systèmes d'identification à grande échelle [7]. La reconnaissance d'iris est déjà utilisée à des fins gouvernementales, et également pour le contrôle d'accès physique. D'ailleurs, le plus large système biométrique déployé dans le monde entier utilise la reconnaissance d'Iris. C'est le système de contrôle de frontières des Emirats Arabes Unis (E.A.U) qui effectuent trois milliards de comparaisons par jour. Il est à noter qu'il n'y a eu aucune fausse comparaison, depuis son lancement, d'après le ministère de l'intérieure de l'E.A.U [9].

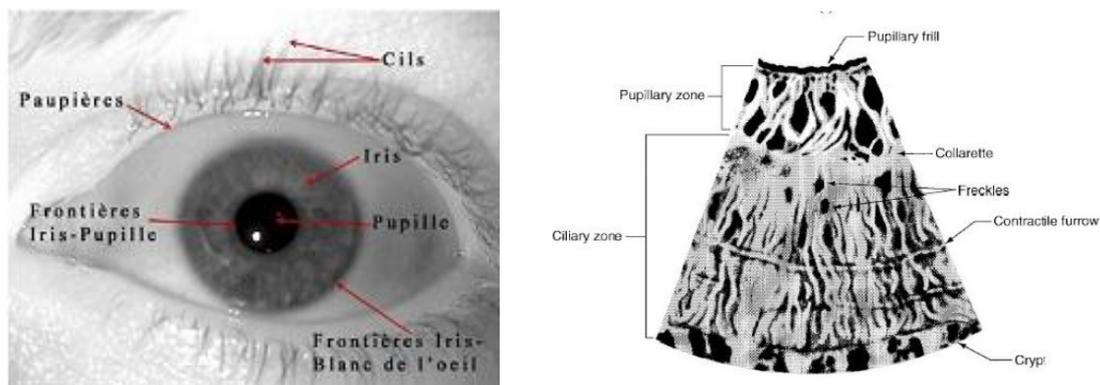


Figure 1.5 Une texture d'Iris [10].

1.4.1 Rappel anatomique

L'iris est la zone colorée visible entre le blanc de l'œil et la pupille. Il s'agit d'un réseau de tubes fins dont le diamètre est inférieur à celui d'un cheveu. L'iris commence à se former quelques mois avant la naissance jusqu'à quelques mois après, et l'enchevêtrement des tubes qui le constituent est fixe et ne varie que très peu durant la vie de l'individu. Par contre la couleur des tubes peut varier avec le temps (période de quelques années) et pour certaines maladies. L'iris contient une quantité d'informations particulièrement importante, comparable

à la quantité d'informations contenue dans l'ADN. Mais l'iris n'occupant qu'une surface très faible, son observation pratique à travers un système optique spécifique (éclairage artificiel pour éviter les reflets sur la cornée), placé entre 10 à 30 cm de l'œil, ne permet de déceler que certains contours macroscopiques. Toutefois, cette approximation de l'information est suffisante pour certifier l'identité d'un individu avec une grande précision [10]. L'iris placé derrière la cornée de l'œil (figure 1.6) est un diaphragme variable percé d'un trou circulaire, la pupille (diamètre de 2.5 à 4.5 mm), régie par un sphincter et par un dilatateur formé de fibres musculaires antagonistes, lisses, rayonnantes et circulaires. La pupille s'agrandit quand les fibres musculaires sympathiques se contractent, elle se rétrécit quand les fibres circulaires parasympathiques agissent. Cette ouverture de la pupille permet de modifier la quantité de lumière qui pénètre dans l'œil pour éviter l'aveuglement en plein soleil ou capter le peu de rayons lumineux la nuit.

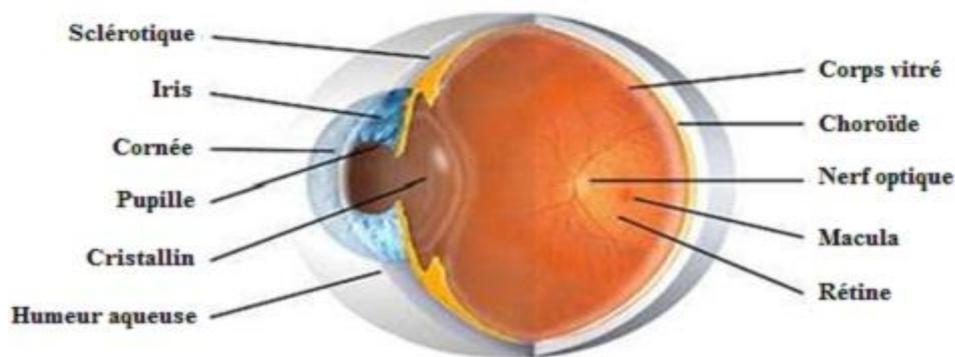


Figure 1.6 Structure d'un œil humain [11].

La couleur des tubes qui le constituent varie avec le temps (du gris bleu au brun en passant par le bleu et le vert) et pour certaines maladies. Elle résulte de la combinaison de la transparence des fibres iridiennes et des pigments (mélanine) qui s'y fixent progressivement. Bleu à la naissance, elle varie jusqu'à la puberté.

L'observation pratique à travers un système optique permet uniquement de déceler les contours macroscopiques, et pas de descendre au niveau des tubes élémentaires. Ces motifs aléatoires de l'iris sont uniques à chaque individu : ils constituent en quelque sorte un code barre humain à partir des filaments, creux et stries dans les cercles colorés qui entourent la pupille de chaque œil (exemples sur la figure 1.6). De plus, s'agissant d'un tissu interne, ces empreintes iridiennes sont relativement à l'abri des lésions, protégées par la cornée et l'humeur aqueuse [11].



Figure 1.7 Images de 4 différents types de texture d'iris [82].

1.4.1.1 Avantages

- L'iris est un organe interne et donc bien protégé de tout dommage contrairement aux autres outils biométriques, en l'occurrence les empreintes digitales [6].
- L'iris présente l'avantage d'être de caractéristiques hautement aléatoires et assure presque l'unicité de non pas chaque paire d'iris d'une personne mais entre les iris de la même personne [7].
- Il n'y a aucunement de relation ou d'impact génétique sur sa structure interne [8].

1.4.1.2 Inconvénients

- L'image d'iris est difficile à acquérir car sa taille est très petite, comparé par exemple au visage. L'acquisition d'une image d'iris nécessite un appareil spécial.
- Puisque l'image d'iris est difficile à acquérir, le processus d'enrôlement prend beaucoup de temps, ce qui n'est pas acceptable pour tous les utilisateurs. Aussi, Le taux d'échec de l'enrôlement de l'iris est d'environ 7 % [9].
- L'image d'iris peut gravement être affectée par l'ombre (reflet) des cils et des paupières causé par la qualité de la source lumineuse.

1.4.2 Annulaire de l'iris dans l'œil

Le profil d'un iris contient beaucoup de ligaments courbés, de sillons, de stries, d'auréoles, de tâches, etc. Des études biologiques [11] ont montré que la diversité de ces traits garantit l'unicité d'un iris humain: les deux iris (droit et gauche) d'une même personne ne sont jamais identiques, de même que les iris de jumeaux ou de clones figure (1.8).

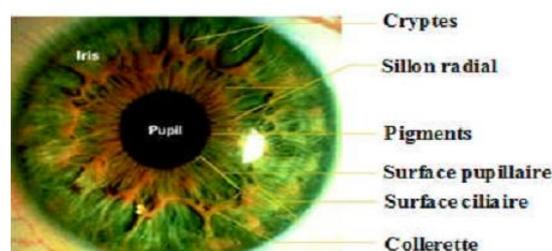


Figure 1.8 Composition d'un œil humain: partie parfaitement annulaire de l'iris dans l'œil [6].

1.4.3 Architecture d'un système de reconnaissance d'iris

Un système de reconnaissance d'iris est un système biométrique qui a pour fonction d'identifier les personnes à partir des images de l'iris. Il est composé d'un certain nombre de sous-systèmes, qui correspondent à chaque étape de la reconnaissance de l'iris [4]. Une fois l'image de l'œil acquise, des techniques de traitement d'image sont utilisées pour en extraire l'iris, construire la signature biométrique représentant l'iris et finalement trouver l'identité de l'iris (figure 1.9). Selon leur nature et leur fonction, l'ensemble des opérations de traitement d'images est divisé en 4 étapes: la segmentation, la normalisation, l'encodage et la comparaison [12].

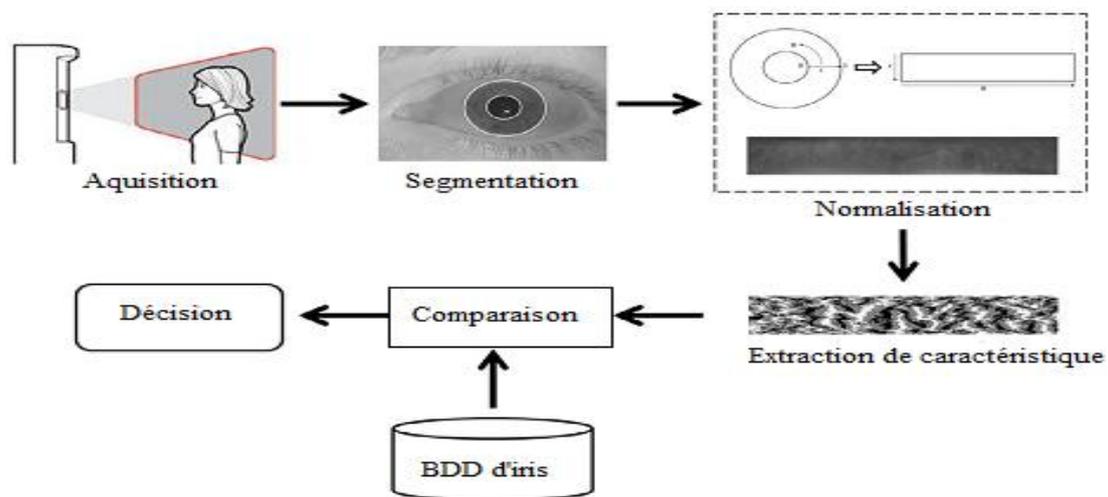


Figure 1.9 Diagramme des différentes étapes d'un système de reconnaissance d'iris [10].

1.4.3.1 Acquisition de l'iris

L'acquisition d'une image d'iris peut s'effectuer avec une caméra monochrome. Mais du fait de la réflexion spectaculaire des sources lumineuses environnantes sur la cornée comme montre la figure (1.10), La capture d'image d'un iris s'effectue généralement dans le domaine du proche infrarouge

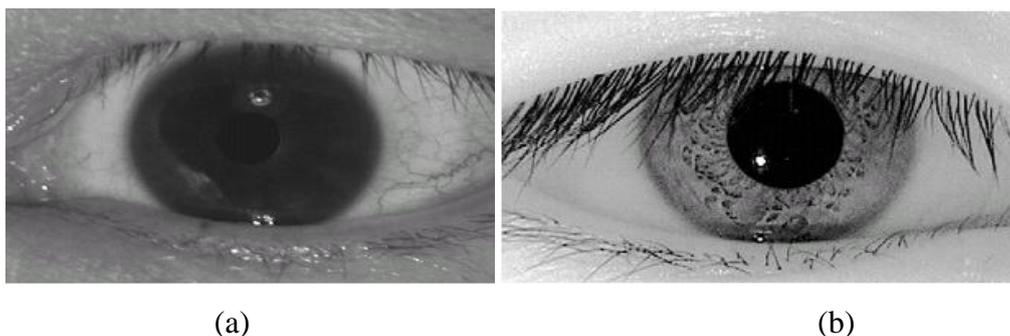


Figure 1.10 Image d'un iris capturé, (a) dans le visible (b) dans le proche infrarouge [13].

Généralement, les systèmes d'acquisition d'iris acquièrent une image d'iris de 30 à 50 cm, utilisant de une à quatre diodes LED de longueurs d'onde différentes. L'iris obtenu a un diamètre compris entre 100 et 200 pixels. Il a été prouvé récemment que la capture d'une image d'iris de bonne qualité avec une coopération minimale de l'utilisateur était possible.

1.4.3.2 Enrôlement

L'enrôlement de l'iris est réalisé par une chaîne de traitements assez classique: on cherche d'abord à localiser la pupille, ensuite à segmenter l'iris et enfin à calculer l'iris-code.

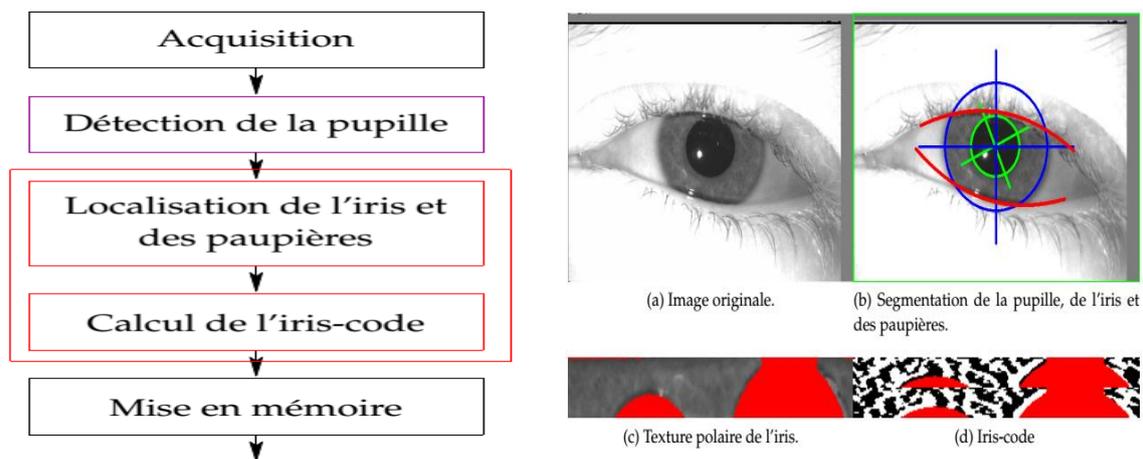


Figure 1.11 Schéma d'enrôlement d'un Iris et Illustration des différentes étapes lors de l'enrôlement de l'iris [32].

1.4.3.3 Calcul de l'iris code

Finalement, l'iris-code est construit en s'inspirant pour l'essentiel de l'algorithme de Masek. Premièrement, la texture de l'iris (c.à.d. la région annulaire entre la pupille et la limite extérieure de l'iris) est dépliée dans le domaine polaire avec une correction de l'ellipticité de la pupille. Nous avons choisi une résolution classique de 200 directions angulaires et de 20 rayons, (voir figure 1.10c). Ensuite, chaque ligne de la texture polaire est filtrée par des ondelettes 1D dites log-Gabor. En suivant le schéma de Daugman, les données complexes ainsi obtenues sont ensuite quantifiées selon le quadrant dans lequel se trouve la phase pour obtenir l'iris-code. Un exemple d'iris-code est donné sur la figure 1.10d, (les régions rouges sont les zones occluses par les paupières, spots ou cils).

1.4.4 Les difficultés de la reconnaissance par l'iris

Dans la biométrie de l'iris, on trouve beaucoup d'obstacles à surmonter afin d'arriver à définir un système de reconnaissance fiable. En effet, l'iris est un organe interne du corps qui

doit sa visibilité depuis l'extérieur à la cornée qui a comme propriété de réfléchir les rayons de la lumière comme un miroir, entraînant des difficultés de reconnaissance quel que soit le mode d'acquisition utilisé.

Un autre problème risque de surgir avec la texture de l'iris, car des bruits occultes peuvent rendre la tâche plus complexe, on parlera principalement de la présence des paupières qui selon l'ouverture de l'œil, les populations, pourrait changer et donc occulter la texture de l'iris. Ces bruits peuvent provenir aussi des cils, à cause de leurs formes irrégulières ainsi que de leurs positions aléatoires. Le port de lunettes ou de lentilles entraîne aussi des difficultés de reconnaissance de la texture de l'iris ou carrément fausser l'identification [13].

En plus de ces bruits occultes, on trouve aussi des bruits flous dont l'origine peut être due à diverses raisons, étant donné la petite taille de l'iris, son acquisition se fait d'une certaine distance nécessitant une focale assez puissante. Du coup, le respect d'une certaine distance est de rigueur sinon les détails de la texture de l'iris auront un aspect de flou si cette condition n'est pas respectée. Les mouvements brusques de l'œil constituent aussi une autre nature de flou, l'ouverture et la fermeture des paupières ainsi que la dilatation et la contraction des pupilles peuvent engendrer un flou de bougé si le mouvement est supérieur à la sensibilité de la caméra d'acquisition. De ce fait, l'iris acquis dans ces conditions manquera cruellement de détail au niveau de la texture surtout et la reconnaissance sera difficile dans ce cas pour ne pas dire compromise.

1.5 Partie B: Fusion des modalités

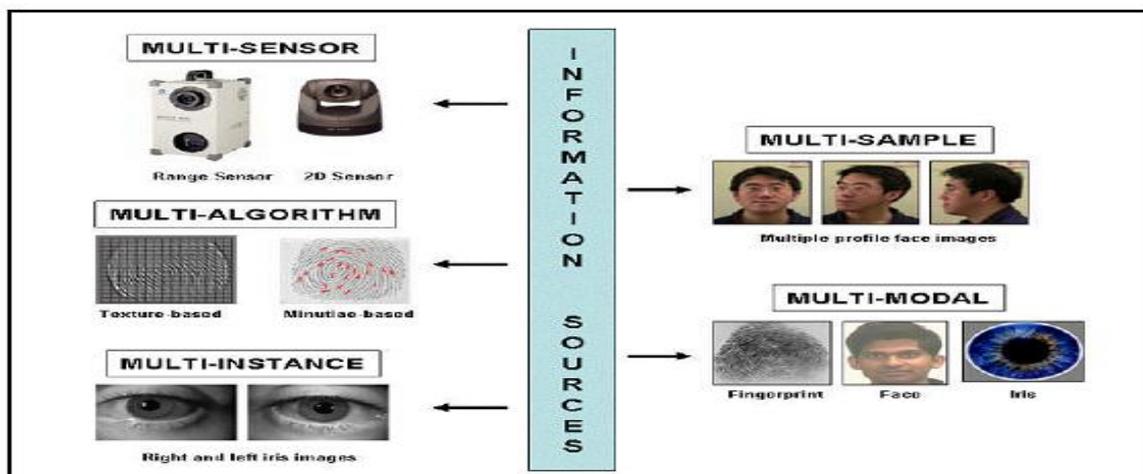


Figure 1.12 Scénarios de fusion en biométrie multimodale [17].

Dans le cadre de notre travail, la fusion biométrique multimodale utilise l'iris et la biométrie visage pour améliorer l'exécution de l'identification d'iris en cas d'images non idéales d'iris.

Bien que l'identification d'iris ait l'exactitude la plus élevée parmi toute la biométrie disponible, les bruits à l'étape d'acquisition d'image dégradent toujours l'exactitude d'identification. La région visage peut agir en tant que support biométrique, au cas où l'iris serait obstrué par plusieurs bruits. L'approche est basée sur la fusion des dispositifs de l'iris et du visage. L'approche a montré l'amélioration significative dans l'exécution de l'identification d'iris [14]. L'évaluation est faite sur une base de données d'essai créée des images base de données d'intervalle de UBIRIS V2 et de CASIA d'iris et visage.

La combinaison de plusieurs systèmes biométriques peut se faire à quatre niveaux différents, voir figure (1.13) au niveau des données, au niveau des caractéristiques extraites, au niveau des scores issus du module de comparaison ou au niveau des décisions [16]. La fusion aux deux premiers niveaux est relativement peu utilisée car elle nécessite une homogénéité entre les données par exemple la moyenne de plusieurs "Template" de visage elle consiste souvent une normalisation des données suivie d'une concaténation ce qui pose le problème d'augmenter la dimension de l'espace de classification.

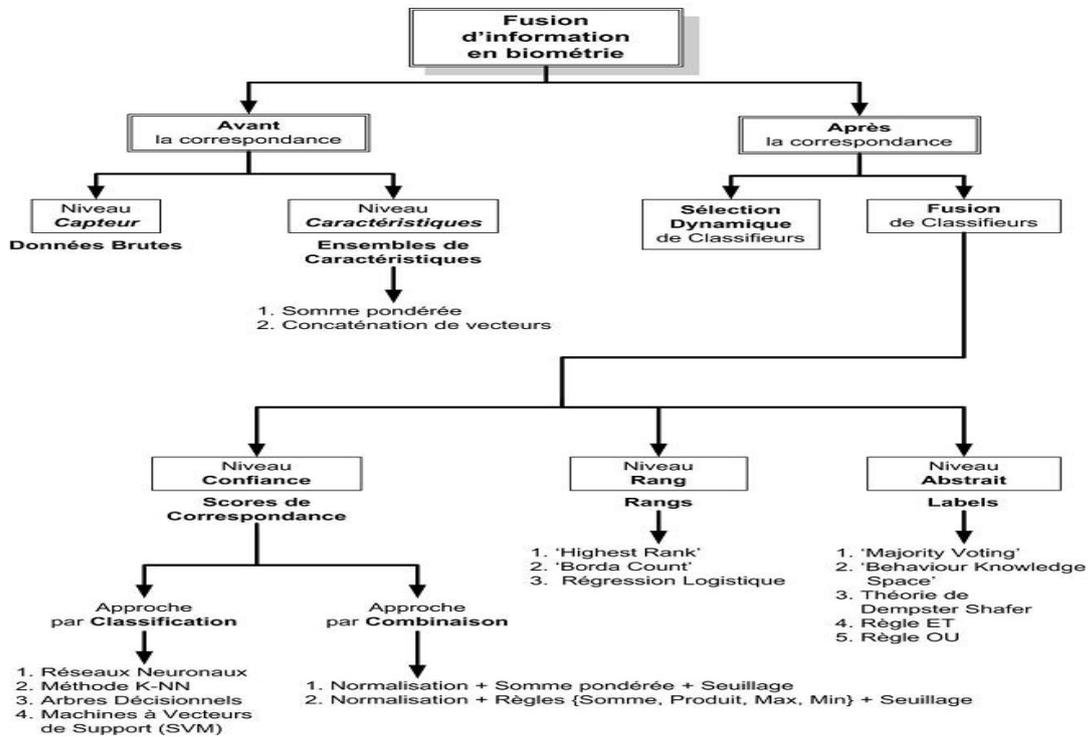


Figure 1.13 Résumé des approches de fusion dans les systèmes biométriques multimodaux [11].

Dans notre cas la concaténation n'est pas possible puisque l'ensemble de caractéristique sont incompatibles les iris codes et les coefficients de visage. Le système de fusion de décisions consiste en une confrontation des résultats de classification qui aboutit à une

décision finale. La fusion au niveau des décisions est souvent utilisée pour sa simplicité mais utilisent très peu d'information.

La fusion au niveau des scores semble être le meilleur choix c'est le type de fusion le plus utilisé car elle peut être appliquée à tous les types de systèmes et traitant plus d'information que la fusion de décisions. Elle consiste à combiner les scores disponibles en un seul et unique score pour prendre la décision finale avec des méthodes relativement simples et efficaces. La chaîne de traitement présentée dans la Figure (1.13) illustre notre choix de fusion des scores. Cette chaîne permet de tester chaque modalité seul avec les deux classificateurs SVMs et distance métrique (corrélacion) et puis la fusion des scores obtenus à l'étape de comparaison, les scores correspondent à des probabilités conformément à un utilisateur. Qui considèrent le problème de classer un modèle d'entrée X (vecteur de caractéristique) dans l'une des m classes possibles. Nous avons testé deux types de fusion: l'addition, la multiplication des deux scores. La décision correspond alors à la classe de l'image de la base ayant obtenu le score le plus élevé.

1.5.1 Les architecture

Les systèmes multimodaux associent plusieurs systèmes biométriques et nécessitent donc l'acquisition et le traitement de plusieurs données. L'acquisition et le traitement peuvent se faire successivement, on parle alors *d'architecture en série*, ou simultanément, on parle alors *d'architecture en parallèle*. L'architecture est en réalité surtout liée au traitement. En effet, l'acquisition des données biométriques est en général séquentielle pour des raisons pratiques. Il est difficile d'acquérir en même temps une empreinte digitale et une image d'iris dans de bonnes conditions. Il existe cependant certains cas où les acquisitions peuvent être faites simultanément lorsque les différentes données utilisent le même capteur par exemple les capteurs d'empreintes multi-doigts qui permettent d'acquérir plusieurs doigts simultanément ou même les empreintes palmaires. L'architecture est donc en général liée au traitement et en particulier à la décision. En effet la différence entre un système multimodal en série et un système multimodal en parallèle 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). L'architecture en parallèle figure (1.14) est la plus utilisée car elle permet d'utiliser toutes les informations disponibles et donc d'améliorer les performances du système. En revanche, l'acquisition et le traitement d'un grand nombre de données biométriques est coûteux en temps et en matériel, et réduit le confort d'utilisation. C'est pour cela que l'architecture en série figure (1.15) peut être privilégiée dans certaines

applications; par exemple si la multi-modalité est utilisée pour donner une alternative pour les personnes ne pouvant pas utiliser l'empreinte digitale. Pour la majorité des individus seule l'empreinte est acquise et traitée mais pour ceux qui ne peuvent pas être ainsi authentifiés on utilise un système à base d'iris alternativement [16].

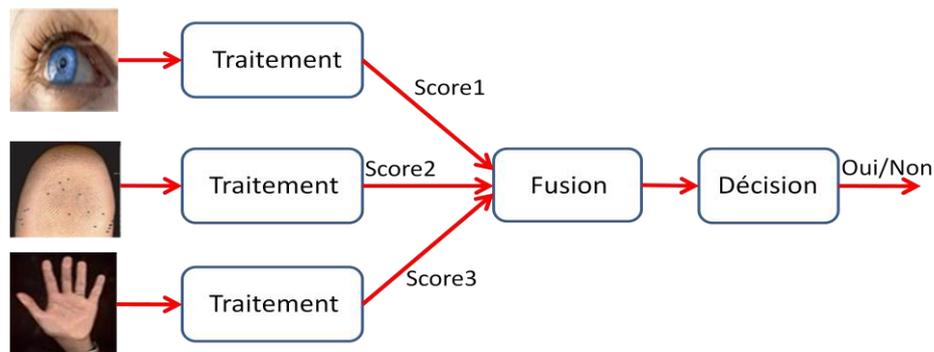


Figure 1.14 Architecture de fusion en parallèle.



Figure 1.15 Architecture de fusion en série (incrémentale ou séquentielle).

Il existe deux approches pour combiner les scores obtenus par différents matches. La première approche est de voir cela comme un problème de classification, tandis que l'autre approche est de traiter le sujet comme un problème de combinaison. Il est important de noter que Jain et al. ont montré que les approches par combinaison sont plus performantes que la plupart des méthodes de classification figure (1.16) [17].

Dans l'approche par classification, un vecteur de caractéristiques est construit en utilisant les scores de correspondance donnés en sortie par les matchers individuels; ce vecteur est ensuite attribué à une des deux classes: "accepté" (utilisateur authentique ou "genuine user") ou "rejeté" (utilisateur imposteur ou "impostor user"). En général, le classifieur utilisé pour cette opération est capable d'apprendre la frontière de décision sans tenir compte de la manière dont le vecteur de caractéristiques a été généré. Ainsi, les scores en sortie de différentes

modalités peuvent être non-homogènes (mesure de distance ou de similarité, différents intervalles de valeurs prises, etc.) et aucun traitement n'est requis avant de les envoyer dans le classifieur.

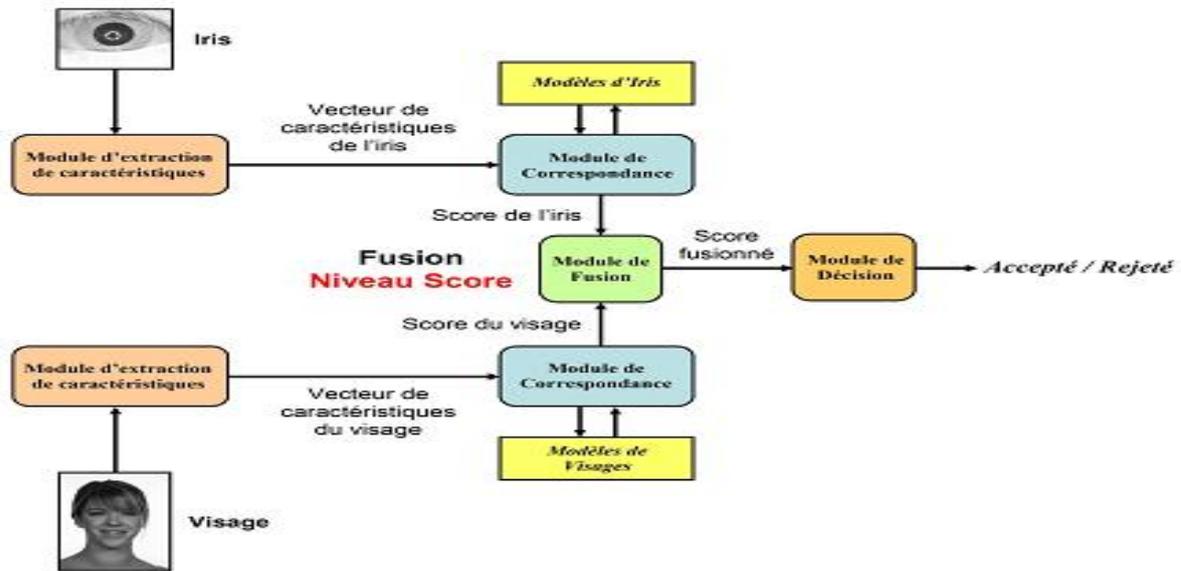


Figure 1.16 Fusion au niveau score dans un système biométrique multimodal [11].

Dans l'approche par combinaison, les scores de correspondance individuels sont combinés de manière à former un unique score qui est ensuite utilisé pour prendre la décision finale. Afin de s'assurer que la combinaison de scores provenant de différentes modalités soit cohérente, les scores doivent d'abord être transformés dans un domaine commun: on parle alors de normalisation de score.

1.5.2 Normalisation des scores

La normalisation des scores est une étape nécessaire pour répondre aux trois problèmes typiques de la fusion au niveau des scores:

- les scores en sortie de chaque matcher peuvent ne pas être homogènes. Par exemple, un premier matcher peut retourner en sortie une mesure de distance (dis similarité) tandis qu'un deuxième peut retourner une mesure de proximité (similarité).
- les sorties de chaque matcher considéré peuvent ne pas être incluses dans le même intervalle.
- les scores retournés par différents matchers peuvent suivre des distributions statistiques différentes [15].

a) **Normalisation *Min-Max***: La normalisation *Min-Max* est la technique de normalisation la plus simple, et la plus adaptée lorsque les bornes de la distribution des scores sont connues. Elle consiste simplement à traduire les scores minimum et maximum respectivement vers 0 et 1. Lorsque les scores minimum et maximum ne sont pas connus mais qu'ils sont estimables, la technique reste valable mais peut ne

pas être robuste à des valeurs supérieures à la borne supérieure estimée ou à des valeurs inférieures à la borne inférieure estimée. La nouvelle valeur d'un score s est obtenue avec cette technique par:

$$s' = \frac{s - \min_i(s_i)}{\max_i(s_i) - \min_i(s_i)} \quad (1.1)$$

Où s représente le vecteur de scores. La normalisation **Min-Max** conserve la distribution des scores originale à un facteur d'échelle près.

b) Normalisation Decimalscaling: La méthode Decimalscaling peut être utilisée lorsque les scores produits par les différents matchers évoluent selon une loi logarithmique. Par exemple, si un premier matcher produit des scores entre 0 et 1 et un deuxième entre 0 et 100, la normalisation suivante peut être utilisée :

$$s' = \frac{s}{10^n} \quad (1.2)$$

Où $n = \log_{10} \max s$. Les principaux problèmes de cette méthode est qu'elle n'est pas robuste aux valeurs aberrantes, et surtout qu'elle suppose que les scores évoluent d'un facteur logarithmique.

1.5.3 Approche par combinaison de scores

Méthode de combinaisons simples: Les méthodes de combinaisons de scores simples sont des méthodes très simples dont l'objectif est d'obtenir un score final s à partir des N scores disponibles s_i pour $i = 1$ à N issus de N systèmes.

Les méthodes les plus utilisées sont la moyenne, le produit, le minimum, le maximum ou la médiane [15].

- Combiner les scores par la moyenne consiste à calculer s tel que

$$s = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N s_i \quad (1.3)$$

- Combiner les scores par le produit consiste à calculer s tel que

$$s = \prod_{i=1}^N s_i \quad (1.4)$$

- Combiner les scores par le minimum consiste à calculer s tel que

$$s = \min(s_i) \quad (1.5)$$

- Combiner les scores par le maximum consiste à calculer s tel que

$$s = \max(s_i) \quad (1.6)$$

- Combiner les scores par la médiane consiste à calculer s tel que

$$s = \text{med}(s_i) \quad (1.7)$$

- La somme pondérée c'est une méthode un peu plus évoluée qui nécessite une adaptation par le réglage de paramètres.

$$s = \sum_{i=1}^N w_i s_i \quad (1.8)$$

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

1.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les technologies utilisées dans les systèmes biométriques pour l'identification de personnes. Cette étude nous a permis de constater que la reconnaissance de visage et l'iris suscite de plus en plus l'intérêt de la communauté scientifique, car elle présente plusieurs challenges et verrous technologiques. Nous avons mis en évidence les différentes difficultés inhérentes à la reconnaissance automatique de visages, notamment l'invariance à l'illumination. Enfin, nous avons aussi donné un aperçu sur les techniques de mesure de performances.

Dans le prochain chapitre nous présenterons un état de l'art des systèmes de reconnaissance des personnes par l'iris de l'œil et fusion.

2.1 Introduction

La biométrie désigne un ensemble de techniques permettant de reconnaître les personnes sur la base de leurs caractéristiques intrinsèques. Ces dernières années, avec l'augmentation des problèmes de sécurité, on assiste à un regain d'intérêt pour les méthodes biométriques pour l'identification des personnes ou bien pour la vérification de leur identité. Les modalités biométriques peuvent être physiologiques: empreintes digitales, iris, visage, etc., ou biologiques: ADN, sang, ou comportementales: signature, écriture manuscrite, la voix... L'empreinte digitale est la modalité la plus vieille et est la plus utilisée. La biométrie par l'iris est plus récente mais offre l'avantage d'être beaucoup plus fiable. Elle occupe actuellement plus de 10% du marché. Cette fiabilité est due à la nature physiologique de l'iris. Il est le seul organe interne humain visible de l'extérieur, il est stable durant toute la vie d'une personne, il est caractérisé par une texture unique, qui comporte une combinaison de plusieurs éléments qui font d'elle l'une des textures distinctives et les plus riches du corps humain.

L'identification de personnes par l'iris pose deux principaux problèmes: comment localiser l'iris dans une image d'iris et comment analyser et caractériser la texture de l'iris ? Depuis les travaux du pionnier Daugman, de nombreux chercheurs se sont intéressés à la problématique. Les méthodes proposées se distinguent les unes des autres par la méthode de segmentation et la méthode d'analyse et de caractérisation.

La biométrie par l'iris est plus récente mais offre l'avantage d'être beaucoup plus fiable. Cette fiabilité est due à la nature physiologique de l'iris. C'est le seul organe interne humain visible de l'extérieur, il est stable durant toute la vie d'une personne, il est caractérisé par une texture unique, qui comporte une combinaison de plusieurs éléments qui font d'elle l'une des textures distinctives et les plus riches du corps humain. L'identification de personnes par l'iris pose deux principaux problèmes: comment localiser l'iris dans une image d'iris et comment analyser et caractériser la texture de l'iris? Depuis les travaux des nombreux chercheurs se sont intéressés à la problématique. Les méthodes proposées se distinguent les unes des autres par la méthode de segmentation et la méthode d'analyse et de caractérisation. Pour la segmentation de l'iris, deux méthodes sont couramment utilisées: l'opérateur intégral-différentiel et la transformée de Hough. Pour la caractérisation de l'iris, les méthodes les plus utilisées sont la transformée en ondelettes de Gabor appliquée par Daugman, le filtrage par banc de filtres de Gabor, la transformée par paquets d'ondelettes et dans ce chapitre nous présentons quelques approches pour la reconnaissance de l'iris.

Certaines voix critiquent la reconnaissance du visage comme biométrie pour les systèmes en raison pour sa faible précision. Mais dans la dernière décennie, les recherches sur l'intelligence ambiante (AMI) a apporté une identification en évidence non critique de personnes. Alors que la précision de la reconnaissance du visage est encore inférieure à d'autres données biométriques comme l'iris ou des empreintes digitales, c'est une approche très appropriée pour éviter toute intrusion, soit de façon autonome procédée ou être condensée à un système multimodal. Mais non intrusif n'est pas gratuit ! Cela signifie généralement que images de visages disponibles (acquises) vont souffrir de mauvaise qualité (basse définition, le manque de fidélité des couleurs set autres) et la résolution variable. Dans les cas où l'ennemi à battre est le manque de résolution, la reconstruction... certaine technique sont démontré que ça peut être une approche appropriée. Revenir à notre scénario d'environnement intelligent, l'obstacle majeur pour la reconnaissance de visage n'est pas la résolution, mais plutôt les conditions de capture. Ils ne sont pas contrôlés: variabilité des illuminations de visage, pose et taille, bruit introductif dû à la poussière dans l'objectif de la caméra (images floues et hétérogène en raison de la combinaison de caractéristiques des appareils dans des environnements coopératifs). La reconnaissance faciale par ordinateur a atteint des résultats très satisfaisants dans les dernières années grâce aux efforts d'une communauté très active, dépassant même les capacités humaines avec des visages non familiers. La mise en revue de la littérature existante, montre qu'il n'est pas difficile de trouver un certain nombre d'algorithmes appropriés pour la construction de système performant. Néanmoins, la mise en œuvre d'un système de reconnaissance de visage haut de gamme satisfaisant à toutes les exigences est un projet coûteux et nécessite des améliorations. Maintenant, nous allons soulever une question: compte tenu de la marge de gain de performance et les conditions de ce scénario en béton, comment construire le meilleur système possible en valeur de coûts associés? Notre hypothèse est que nous pouvons utiliser l'un parmi ceux qui sont largement étudiés à base d'approches simples, et encore obtenir de bons résultats tout en affinant l'algorithme. Pour faire un bon choix un état de l'art sur les techniques nouvelles s'impose. C'est ce que nous tentons d'exposer dans ce présent chapitre.

2.2 L'état de l'art sur la reconnaissance de l'Iris

Depuis que l'ophtalmologiste Frank Burch a proposé la première idée d'utiliser la texture de l'iris en 1936 [19], le domaine de la reconnaissance des personnes par l'iris a connu une multitude de travaux publiés et/ou brevetés. Deux autres ophtalmologistes, Drs. Leonard Flom et Aran Safir ont proposé le concept que deux iris de deux personnes différentes ne peuvent pas être identiques [20]. En 1987, ils avançaient l'idée que l'iris peut être utilisé comme

moyen biométrique permettant l'identification des personnes. Le brevet qui en résulte n'est tombé dans le domaine public qu'au courant de cette année 2007. En 1991, les deux ophtalmologistes engagent J.Daugman, professeur à l'université de Harvard, afin de proposer un modèle mathématique pour la reconnaissance des personnes par l'iris [21].

En 1993, John Daugman [22], professeur à l'Université de Cambridge, a utilisé, dans sa méthode, une technique basée sur un opérateur intégro-différentiel afin de définir les deux bordures principales de l'iris (intérieure et extérieure). L'objectif de cet opérateur est de maximiser des équations qui permettent d'identifier les paramètres des deux bordures de l'iris.

En 1996, W.W. Boles [23], introduit une nouvelle technique basée sur une transformée en ondelette monodimensionnelle. Le traitement commence par localiser le centre de la pupille par détection des contours circulaires, puis de la même manière le diamètre extérieur de l'iris. En fonction du ratio entre le diamètre de l'iris de référence et celui de l'iris à identifier, un ensemble de n cercles virtuels centrés sur celui de la pupille est déterminé, sur les quels nous extrairons n signaux caractéristiques du relief de l'iris. Une représentation zero-crossing est alors générée par une transformée en ondelettes (décomposition sur 8 niveaux, mais nous conservons uniquement les 4^{ème}, 5^{ème} et 6^{ème}). Il s'agit en fait d'un codage des points d'inflexion des n signatures de l'iris pour différents niveaux de résolution; ce codage est obtenu en utilisant une ondelette mère spécifique du type dérivée seconde d'une fonction de lissage. En fin la comparaison est traitée par quatre fonctions de dissimilitude (par ex: mesure de différence d'énergie, coefficient normalisé de corrélation croisée) entre 2 représentations zero-crossing. Le score final est la moyenne des résultats fournis par ces fonctions de dissimilitude. Mais l'efficacité de cette technique n'a toujours pas été démontrée sur plus de 2 iris différents [24].

En 1997, Richard Wildes [25], a été le premier à proposer un module de segmentation de l'iris totalement différent de celui de Daugman. Ce module est basé sur l'image de contours binaire et la transformée de Hough. L'image de contours binaire est obtenue par l'utilisation du filtre Canny [26] et une opération de seuillage basée sur deux seuils prédéfinies. La transformée de Hough [27] est une technique utilisée afin d'isoler des objets de formes géométriques simples (droite, cercle, etc.) dans l'image. Ainsi, Wildes a utilisé la transformée de Hough circulaire pour détecter les deux bordures de l'iris et de la pupille, et la transformée de Hough elliptique pour détecter bordures des paupières.

En 1999, l'approche de Sanchez-Reillo et al [28], reprend dans l'ensemble celle de J.Daugman. La texture de l'iris est partiellement transformée en un équivalent rectangulaire,

puis codée en binarisant les résultats de filtrages avec la partie imaginaire de filtres complexes de Gabor. La comparaison consiste à calculer la distance de Hamming entre deux codes. À partir d'une base de données de plus de 200 images (au moins 10 images de 20 yeux), l'étude de Sanchez-Reillo et al. montre que leur système atteint un EER (*Equal Error Rate*) de 3,6 % pour une taille de code d'iris de 1860 bits.

La même année, Y. Wang et al [29], brevètent une nouvelle méthode d'extraction de caractéristiques à partir de la représentation rectangulaire de l'iris (proposée par J. Daugman). Nous commençons par filtrer l'image rectangulaire d'iris (i) soit par filtrage de Gabor suivant 4 directions et pour 6 fréquences différentes, (ii) soit par transformée en ondelettes 2D (ondelettes de Daubechies du 4^{ème} ordre) sur 5 niveaux de faible résolution uniquement. Nous obtenons alors n images résultats ($n=24$ pour le cas (i), et $n=13$ pour le cas (ii)). La signature d'un iris est alors constituée de la série de n vecteurs [moyenne écart type], extraits de ces n images. Pour effectuer la comparaison, Y. Wang et al. Suggèrent la distance euclidienne pondérée. Sur 160 images (10 images de 16 yeux), le meilleur taux de classification (identification en groupe fermé) est de 93,8 %. En 2002, une amélioration [30] au système est apportée: le vecteur caractéristique comprend 384 valeurs, qui correspondent à l'écart absolu moyen (somme sur l'image des différences entre l'intensité des pixels et la moyenne de l'image) de 384 blocs de 8×8 pixels appartenant à la texture de l'iris (texture préalablement filtrée par un filtre passe-bande symétrique circulaire), un classificateur plus avancé (Nearest Feature Line [31]) est utilisé pour la comparaison. Lors de nouvelles expérimentations sur une population de 134 iris (de 7 à 25 images par œil), le taux de classification atteint 99,85 %.

Toujours à partir d'une représentation rectangulaire de l'iris, S. Lim et al [32], proposent en 2001 d'analyser les motifs de l'iris humain par une transformée en ondelettes (ondelette mère de Haar). La texture de l'iris est décomposée sur 4 niveaux, et le vecteur de 87 caractéristiques d'un iris est construit en combinant la sous-image HH4 (4^{ème} niveau) avec l'intensité moyenne des 3 autres sous-images HH1, HH2 et HH3. L'étape d'identification est réalisée par un classificateur basé sur un réseau par quantification vectorielle d'apprentissage (LVQ: Learning Vector Quantization). Sur une base de données de 2500 images (100 iris, 25 échantillons par iris, dont 5 pour l'apprentissage du classificateur), la courbe de ROC relevée indique un FRR de 1,65 % pour un FAR de 2,90 %.

En 2002, Tisse et al [33], constatent que l'opérateur intégro-différentiel est sensible aux réflexions spéculaires surtout lorsque ces dernières sont proches de la frontière interne de l'iris. Afin de s'assurer d'une segmentation efficace de l'iris, ils combinent l'opérateur de Daugman avec la transformée de Hough. Ils appliquent, en premier, la transformée de Hough

pour donner une localisation rapide de la pupille. Ensuite l'opérateur intégral-différentiel est appliqué pour localiser avec précision les deux frontières de l'iris.

En 2003, Masek [34], implémente la segmentation d'iris proposée par Wildes [35]. Cependant il inverse l'ordre de détection des frontières de l'iris et utilise une autre méthode pour l'isolation des paupières. La transformée de Hough appliquée sur une image de contour, obtenue par le filtre Canny, est utilisée afin de détecter la frontière externe de l'iris dans un premier temps puis appliquée une autre fois pour détecter la frontière de la pupille. Une deuxième modification par Masek est dans le processus de détection des paupières. Au lieu d'être approximée par un arc, chaque paupière est approximée par une ligne droite détectée en utilisant une transformée de Hough linéaire.

En 2004, Du. Ives et al [36] ont proposé une méthode de détection de l'iris basée d'abord sur la segmentation de la pupille. Ensuite, l'image est transformée en coordonnées polaires (un rectangle) et la bordure extérieure de l'iris est définie par la plus grande bordure horizontale en appliquant l'opérateur de Sobel. Cependant, cette approche n'est pas efficace dans le cas où l'iris et la pupille sont non concentriques et également dans le cas des textures d'iris sombre.

En 2005, Liu et al [37], appliquent une transformée de Hough modifiée. Lors de la création de l'image des contours, les points de contours qui peuvent mener à une mauvaise détection des frontières sont éliminés. Ces points sont généralement les pixels sombres causés par les cils ou les pixels très lumineux causés par les réflexions spéculaires. D'autre part en recherchant les points de contours pour déterminer le centre du cercle approximant chaque frontière de l'iris, Liu et al. Proposent de limiter la recherche des centres dans la direction du gradient de chaque point de contour. Seule la région située de chaque côté de la direction de gradient du point de contour est considérée. Finalement au lieu d'isoler les paupières avec une seule ligne horizontale, chaque paupière sera isolée par deux lignes. La panne des images de sonde de l'obscurité contre l'iris léger est de 54% à 46%. Les taux correspondants d'identification sont 96.70% et 98.10%. Le taux d'identification des images légères d'iris est plus haut que celle des images foncées d'iris

En 2006, Chen et al, [38] ont utilisé quant à eux une analyse par ondelette locale pour estimer la quantité de flou présente dans l'image. Une mesure globale est assignée à l'image en moyennant l'énergie des coefficients d'ondelettes calculée sur chaque région et en la pondérant par l'éloignement de la région par rapport à la pupille. Les tests ont été menés sur la base Csiav1 et une base privée. Une fois les bases de données classées en cinq catégories, ils étudient la variation des performances d'un système de reconnaissance basé sur l'approche

de Daugman. Les auteurs montrent aussi, une amélioration de 10% sur les performances du système Daugman quand leur mesure de flou est intégrée dans la mesure de la distance de Hamming.

En 2007, D. Zhang et al, [39] partitionnent l'image normalisée de l'iris en 16 blocs de taille fixée à 32×32 pixels. Ensuite, un ensemble de 32 points clés (les pixels qui ont les valeurs d'intensités maximales) 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 $(32 \times 16) = 512$ valeurs est construit à partir des distances de points clés par rapport à leur centre de masse.

En 2008, M Nabti et Bouridane [40-41], ont introduit une nouvelle approche de détection de contour multi-échelles pour la segmentation de l'iris. La puissance de cette approche se base sur l'utilisation des maxima locaux d'ondelette. L'hypothèse de cette approche est que les maxima locaux fournissent des contours significatifs, verticalement et horizontalement, avec l'augmentation de l'échelle à un certain niveau. Cela est justifié par la disparition du bruit de l'image dans des grandes échelles. Cette technique utilise une opération de seuillage pour générer une image binaire. Ensuite, cette dernière est utilisée dans le processus de la transformée de Hough circulaire pour la détection des deux cercles limitant l'iris.

La même année, Li et Liu [42] analysent la moyenne et l'écart type des intensités dans des fenêtres carrées de différentes tailles, pour déterminer la région carrée qui contient la pupille. La transformée de Hough est ensuite appliquée pour détecter la frontière interne de l'iris. A partir du centre de cercle trouvé, les auteurs estiment le rayon du cercle externe en parcourant deux segments horizontaux. Le gradient de l'intensité tout au long de chaque segment permet de localiser la frontière externe de l'iris. La transformée de Hough est appliquée ensuite pour localiser d'une manière plus précise la frontière externe de l'iris.

En 2009, Krichen [43], a utilisé le modèle, appelé champ des vecteurs de gradients GVF (Gradient Vector Flow), utilise des vecteurs de gradient de l'image des contours, pour calculer les forces extérieures du contour et utilise aussi les dérivées d'ordre 1 et 2 pour calculer les forces internes du contour. Cela aboutit à des vecteurs qui pointent vers les contours de l'image. Une deuxième caractéristique de ces vecteurs qui possèdent une large amplitude seulement à la proximité immédiate des contours et la dernière caractéristique est que ces vecteurs sont presque nuls dans les régions homogènes de l'image initiale. Les forces externes basées sur le champ des vecteurs de gradient sont utilisées pour diriger le contour

actif vers les contours de l'image alors que les forces internes permettent de maintenir l'élasticité et de la rigidité du contour.

En 2009, G. J. Mohammed et al [44], transforment l'image d'iris en une image binaire en utilisant une simple opération de seuillage. Ils appliquent ensuite des opérations morphologiques tel que la dilatation afin d'isoler l'iris du reste de l'image. Des fonctions de projections angulaires sont ensuite appliquées au centre de la pupille. Elles se fonctionnent comme une méthode de détection des bords et permettent l'obtention d'une image des contours. Ensuite deux cercles concentriques qui correspondent au deux frontières de l'iris sont trouvés en appliquant une régression circulaire de moindres carrés sur l'image des contours. Dans un autre travail des mêmes auteurs, les mêmes démarches sont suivies pour obtenir le centre de la pupille et la frontière externe de l'iris, cependant l'opérateur de Daugman sera utilisé pour localiser la frontière de la pupille.

En 2009, N. Feddaoui et al [45], ont proposée La méthode de reconnaissance de l'iris par filtrage de Gabor et deux variantes de descripteurs de texture inclut trois étapes. La première consiste en l'application de la transformée de Hough et d'un opérateur intégral-différentiel afin de détecter les bords de l'iris et limiter la région du reflet de la lumière par les paupières. Dans la deuxième étape, l'image de l'iris est normalisée et ensuite analysée par un banc de 16 filtres de Gabor. Nous proposons ensuite une étude comparative entre 2 méthodes de caractérisation: la première basée sur des descripteurs statistiques, et la deuxième basée sur le codage de phase des coefficients obtenus par filtrage de Gabor. Pour la mesure de similitude entre deux iris, la distance euclidienne est utilisée avec les descripteurs statistiques et la distance de Hamming avec le codage de phase. Les deux méthodes ont été testées sur la base d'images CasiaV1. Les résultats obtenus montrent que la méthode basée sur le codage de phase permet de mieux discriminer les images d'iris.

Pour la segmentation de l'iris, deux méthodes sont couramment utilisées l'opérateur intégral-différentiel et la transformée de Hough. Pour la caractérisation de l'iris, les méthodes les plus utilisées sont la transformée en ondelettes de Gabor appliquée par Daugman, le filtrage par banc de filtres de Gabor, la pyramide Laplacienne, la transformée par paquets d'ondelettes, la transformée de Hilbert multidimensionnelle [46]. Récemment une autre méthode a été proposée par Khiari et al [47], basée sur l'application de la transformée par pyramide orientable. Dans un précédent article [48], on a proposé, une méthode basée sur l'application d'un banc de filtres de Gabor et la caractérisation à l'aide de grandeurs statistiques. Les auteurs proposent une amélioration de cette méthode tant pour la segmentation de l'iris que pour sa caractérisation en procédant notamment par codage de la phase des coefficients

obtenus. La comparaison des deux variantes montre que le codage de phase permet de mieux caractériser l'information texturale de l'iris. Les résultats des tests sont réalisés sur la base CasiaV1 ainsi qu'une comparaison entre les deux variantes de la méthode.

Tableau 2.1 Comparaison des résultats obtenus par la méthode

Descripteurs	Taux d'identification	EER	FAR	FRR
Coefficients statiques	96.1%	3.5%	0.15%	4.6%
Codage de phase	98.5%	1.6%	0.38%	2.1%

Une méthode d'identification de personnes par l'iris est présentée avec deux variantes l'une utilisant un descripteur statistique et l'autre un descripteur basé sur le codage de phase.

Cette méthode utilise un opérateur intégral-différentiel et la transformée de Hough pour segmenter l'iris. Elle applique un banc de filtres de Gabor pour extraire l'information directionnelle locale de la texture de l'iris. Ensuite, l'image filtrée est caractérisée par un vecteur signature, qui est composé de 160 valeurs EAM pour la première variante et le codage de phase (2240 bits) pour la deuxième variante. L'estimation de la similitude entre deux vecteurs signatures est calculée par la distance euclidienne et la distance de Hamming. La méthode a été testée sur la base de données de CasiaV1. Les meilleurs résultats sont obtenus avec le codage de la phase de Gabor. Ceci montre que le codage de la phase de Gabor est plus discriminant que les mesures statistiques.

En 2012, Pravin S. Patil [49], employé une variante du filtre de Log Gabor à deux scales pour analyser la texture d'iris. Ils emploient un discriminant linéaire de Fisher pour réduire les dispositifs de l'original 1536 du Gabor filtre à un vecteur de dispositif de la taille 200. Leurs résultats expérimentaux prouvent que la méthode proposée exécute presque aussi bien que leur exécution de l'algorithme de Daugman, et sont terminés une amélioration statistiquement significative d'autres algorithmes qu'ils emploient pour la comparaison. Les résultats expérimentaux sont présentés en utilisant des courbes de ROC, avec des intervalles de confiance de 99% montrés sur les graphiques

En 2012, A. Tharwat et al [50], ont développé une détection d'œil en utilisant le filtre de Gabor et le SVM. Le laboratoire transforme des extraits de la région de visage de l'image d'entrée HSV avec des opérations morphologiques a extrait la région d'œil. Des filtres de Gabor ont été utilisés pour des fonctions de kernel, suivi pour la segmentation de texture. Des régions de candidat d'œil ont été vérifiées en utilisant SVM. Les opérations morphologiques ont enlevé les objets des artifacts de l'image. Une meilleure détection a été montrée à de divers angles tournés. Des nombres minimum des positifs faux ont été détectés. Le taux de

détection seulement de 89% a été enregistré pour les visages tournés 90 par degrés. Le taux de détection de 98% a été réalisé pour les visages non-tournés, le taux de détection de 94% pour 30 degrés a tourné les visages, taux de détection de 93% pour les visages tournés 60 par degrés.

En 2013, Liam, Chekima, Fan, et Dargham [51], ont proposé une méthode simple. Cette méthode est basée sur la supposition que la pupille est plus sombre que l'iris et que ce dernier est plus sombre que la sclérotique. En se basant sur cette hypothèse, ils proposent d'utiliser une opération de seuillage (la valeur du seuil est prédéfinie) afin de convertir l'image, en niveau de gris, de l'iris en une image binaire. Ensuite, ils utilisent la maximisation d'une fonction, afin d'obtenir les paramètres de deux cercles qui définissent les deux bordures, intérieure et extérieure, de l'iris. Cependant, cette fonction est très sensible au moindre bruit apparent sur l'image de l'iris. En plus, elle dépend de la valeur du seuil prédéfinie qui dépend des caractéristiques de l'image capturée.

P. Manikandan et al [52], propose la méthode d'extraction de dispositif basée sur l'ondelette discrète comparée (2D-DWT) à deux l'ondelette que dimensionnel-discret transformant afin d'améliorer l'exactitude de classification, ils ont employé deux types de bases de données d'iris avec le taux correct d'identification DB2 (de CRR) 99.83% et 98.15% on DB1 et respectivement

A. TAKALE [53], propose un système efficace d'identification d'iris avec l'approche de CPA basée par CUMSUM, Les résultats expérimentaux sont conduits en utilisant la CASIA V1 et le CASIA - la base de données d'intervalle qui donne le minimum EER de 0.088 avec le taux correct d'identification de 99.84%. La méthode proposée est fiable, efficace où la complexité informatique globale est réduite.

Au vu de cet état de l'art, une analyse comparée des différents algorithmes de reconnaissance d'iris s'avère particulièrement difficile pour diverses raisons. D'une part, les performances mesurées ne sont pas établies sur des bases de données communes, et les protocoles et scénarios de test ne sont pas homogènes. D'autre part, tous les travaux ne prennent pas en compte les mêmes critères de performances. Néanmoins cette brève description des algorithmes fait apparaître certains avantages et inconvénients inhérents à chacune des méthodes. Compte tenu du contexte dans lequel notre travail s'inscrit (contribution à la vérification d'identité de personnes par reconnaissance de l'iris en vue d'applications mobiles grand-public), la complexité algorithmique, la taille des codes d'iris, la robustesse face aux perturbations en environnement réel, l'épreuve du système (par sa commercialisation par exemple), sont autant de critères qui doivent être pris en compte. Le procédé implémenté par J.Daugman jouit aujourd'hui d'une notoriété grandissante, et plus

particulièrement l'idée de convertir l'image circulaire de l'iris dans un système pseudo-polaire sans dimension. En effet, l'approche de J.Daugman, reprise par la suite par Y.Wang et S.Lim,

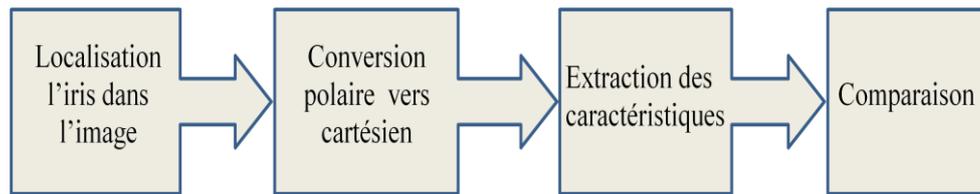


Figure 2.1 Principales étapes de la chaîne algorithmique de traitement d'images d'iris.

permet, grâce à une représentation rectangulaire de l'iris dans un repère de taille fixe, de s'affranchir des constrictions pupillaires et des variations d'échelles lors de l'acquisition, contrairement à celles de R.P.Wildes et W.W.Boles qui tiennent compte uniquement du diamètre extérieur de l'iris pour effectuer un alignement spatial entre deux images d'iris à comparer. De plus, l'intérêt de ces deux dernières solutions est respectivement limité par: pour la première son temps de calcul prohibitif pour effectuer la localisation et la vérification d'une image d'iris, et pour la seconde le manque d'expérimentations sur sa fiabilité et sa robustesse avec des images réelles bruitées (problème de singularité et de reproductibilité de la représentation zero-crossing issue d'une transformée en ondelettes 1D). Quand aux méthodes introduites par Y.Wang & al. et S.Lim & al, elles reposent toutes deux sur l'extraction de caractéristiques statistiques issues soit de sous-blocs de l'image d'iris après filtrage, soit des coefficients de sa décomposition en ondelettes 2D. Ceci impose plusieurs itérations du calcul de ces caractéristiques (formant les vecteurs d'entrées d'un classificateur) pour pouvoir considérer les faibles décalages éventuels entre deux représentations rectangulaires d'un même iris (légère rotation de la tête entre les acquisitions). La représentation d'un code d'iris selon le procédé de J.Daugman ne nécessite qu'une simple corrélation binaire pour réaliser l'alignement. Par ailleurs le classificateur LVQ du type réseau par retenu par S.Lim & al, n'autorise que le mode identification, et nécessite l'apprentissage du système complet lors de l'apprentissage d'un nouvel individu dans la base de données de référence. Pour toutes ces raisons, la chaîne globale de traitements de l'iris que nous proposons s'inspire du procédé proposé par J.Daugman et vise à démontrer l'intérêt d'une nouvelle méthode d'extraction de caractéristiques de texture d'iris basée sur le concept d'image analytique.

2.3 Etat de l'art sur la fusion des modalités

En 2003, F. Aguilar et al [54], ont présenté un système multimodal de fusion de biométrie qui intègre le système de vérification de visage basé sur un arrangement global de représentation d'aspect, un système basé de vérification d'empreinte digitale, et un système en ligne de vérification de signature basé sur modeler de HMM des fonctions temporelles. Ils ont employé deux méthodes de fusion notamment, indépendante d'utilisateur de la machine de somme-règle et de vecteur de soutien (SVM) et personne à charge d'utilisateur, au niveau assorti de points. Le EER a obtenu en utilisant seulement une modalité du visage, la signature en ligne, et les systèmes de vérification d'empreinte digitale étaient 10%, 4%, et 3%, respectivement, tout en en utilisant la somme-règle, le SVM Utilise indépendant, et les approches utilisateur-dépendantes de fusion de SVM a résulté un EER de 0.5%, 0.3%, et de 0.05%, respectivement.

En 2004, Lau et al [55], ont présenté un système biométrique multimodal combinant la vérification de haut-parleur, vérification d'empreinte digitale avec l'identification de visage. Les auteurs avaient l'habitude une approche basée de logique floue, afin de considérer l'effet des conditions externes sur le système. Avec plus de détails ils ont mis en application le module de logique floue pour calculer les poids pour chaque sous-ensemble d'identification pour réaliser la règle de somme de poids. Leurs études expérimentales ont prouvé que la fusion de logique floue a produit une autre d'amélioration de 19% relativement à la fusion par les points moyens pesés, correspond à une chaîne de EER dont (0.31% à 0.81%).

En 2005, Y. Chen et al [56], ont proposé des arrangements multimodal SVM basés d'une fusion pour la vérification biométrique multimodale basée sur l'information du visage et des experts en matière de la parole. Pour l'extraction faciale de dispositif, le principe l'analyse que composante (PCA) a été employée pour calculer les dispositifs eigenface des images de visage, et l'expert en matière de visage est comporté seulement un composant principal. Pour l'extraction de dispositif de la parole, le vecteur de dispositif se compose des coefficients de Cepstral de fréquence de Mel (MFCC). On a montré l'exécution de la fusion de concaténation et de la fusion d'opinion comparées à la même base de données, et que les systèmes SVM basés de fusion surpassent le système GMM basé traditionnel de fusion d'opinion.

En 2008, F. Alsaade et al [57], ont présenté une recherche sur les effets, sur l'exactitude de la biométrie multimodale, en présentant la normalisation sans contrainte de cohorte (UCN) dans le processus de fusion de point-niveau. L'étude a démontré que les possibilités fournies par UCN peuvent de manière significative améliorer l'exactitude de la biométrie fusion.

Cet article, d'autre part, compare expérimentalement l'efficacité de deux techniques différentes de normalisation de points à le UCN pour augmenter l'exactitude de multimodale fusion de biométrie dans la mélanger-qualité propre et les conditions dégradées de données. Le centre de l'étude est sur la fusion de point-niveau du visage et de la biométrie de voix en utilisant SVM.

En 2010, A. Rahmoun et al [58], ont étudié l'amélioration de la vérification biométrique multimodale en utilisant des algorithmes génétiques (gaz). GA a été employé comme point-niveau la technique de fusion pour intégrer les modalités de visage et de voix, la technique proposée était comparé à la recherche de force brutale (BFS) un. Pour accomplir la tâche de fusion, premièrement des points assortis ont été tracés dans l'intervalle [0,1] employant la normalisation Minute-Maximum des méthodes, alors les arrangements de fusion ont été appliquées aux points normaux avec et sans les soumettre au procédé sans contrainte de la normalisation de cohorte (UCN).

Pour effectuer une étude comparative et étudier l'efficacité des deux techniques proposées, leurs études expérimentales ont été réalisées sur les mêmes bases de données dans trois conditions de données notamment propres, diverses, et ont dégradé la condition de données, et la fusion résulte (en termes de EER) obtenu en utilisant GA étaient 0.00% pour des données propres, 0.39% pour des données diverses et 11.03% pour des données dégradées. Ces résultats ont prouvé qu'employer GA a procédé par UCN a mené à l'exactitude considérable l'amélioration comparée à la fusion basse de BFS.

En 2010, K. Fakhar et al [59], ont proposé une méthode première tentative de combiner visage et de l'iris biométriques utilisant une méthode efficace d'extraction de caractéristiques de l'aspect local basé sur la pyramide orientable (SP), de capture les structures géométriques intrinsèques image de visage et de l'iris, il décompose l'image du visage et de l'iris en un ensemble de sous-bandes directionnelles avec des détails de texture capturés dans différentes orientations à différentes échelles. L'information locale est extraite des sous-bandes de SP en utilisant des statistiques basées sur des blocs afin de réduire la quantité nécessaire de données à stocker. Les caractéristiques locales obtenues sont combinées au niveau du score pour développer une approche biométrique multimodale, qui est capable de diminuer l'inconvénient de l'approche biométrique unique ainsi que pour améliorer la performance du système d'authentification. Nous combinons un visage et de l'iris FERET Database CASIA V1 pour construire une base de données expérimentale biométrique multimodale avec laquelle nous validons l'approche proposée et évaluer la performance de la biométrie

multimodale. Le dispositif expérimental des résultats révèlent l'authentification biométrique multimodale est beaucoup plus fiable et plus précise que l'approche biométrique unique.

Les résultats s'avèrent très encourageants et favorisant pour la recherche dans ce domaine. L'exactitude globale du système est 99.50% comparés à 86.3% et à 94.1% pour le visage et l'iris respectivement qui signifient les taux approximativement 13.2% et 5.4% d'une amélioration.

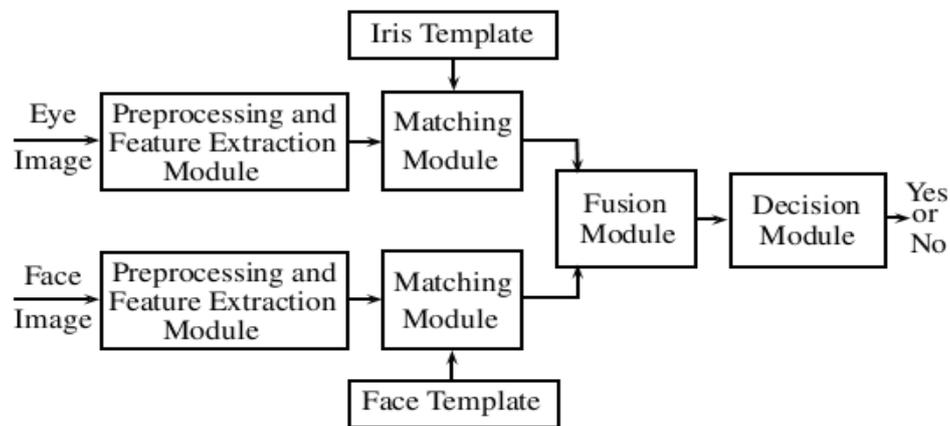


Figure 2.2 Schéma bloc de système biométrique multimodal de visage et d'iris [59].

En 2010, L. Damon et al [60], à proposer un système d'identification humaine basée sur l'iris biométrique est sévèrement effectué en contrastant des images non-idéales de l'œil caractérisé par les iris occlus, mouvement et tache floue spatiale, contraste de pauvres, et d'illumination artifacts. Cet article discute l'utilisation de la région périoculaire entourage de l'iris, avec les modèles de texture d'iris, afin d'améliorer l'exécution globale d'identification dans de telles images, La texture de périoculaire est extraite à partir de a petit, région fixe de la peau entourant l'œil. L'ensemble de données du défi (MBGC) démontrent cet objet de valeur l'information est contenue dans la région et elle périoculaire peut être fondu avec la texture d'iris pour améliorer la combinaison exactitude d'identification dans la situation non-idéale.

La biométrie de périoculaire est une région fixe entourant l'iris d'un individu désigné sous le nom de la région périoculaire. Selon la taille de l'image utilisée, cette région entoure habituellement les paupières, des cils, des sourcils, et le secteur voisin de peau. Employer la région périoculaire a les avantages suivants: (a) l'information concernant la forme de l'œil et la texture de la peau autour d'elle peut changer à travers des individus, ce qui peut être employé comme trait biométrique doux, et (b) aucune sonde additionnelle, sans compter que l'appareil photo d'iris, n'est exigé pour acquérir les données périoculaire.

La texture de peau de périoculaire a été employée pour l'identification humaine dans diverses manières. Jain et al.

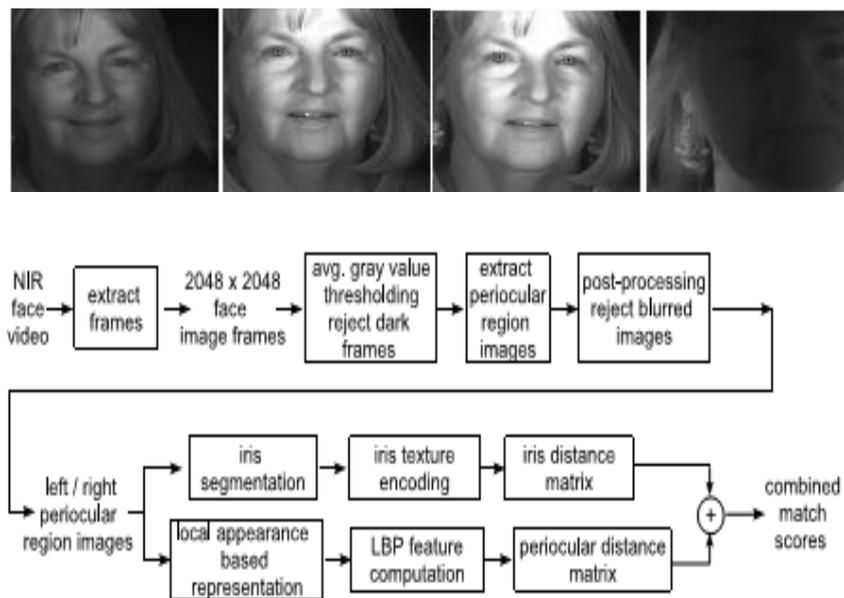


Figure 2.3 Quatre armatures d'une vidéo de NIR de la personne:
Vue d'ensemble de l'approche proposée [60].

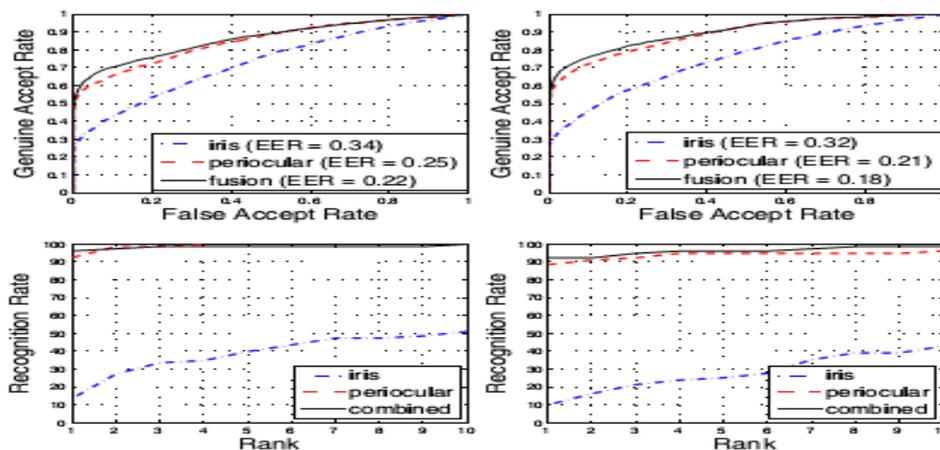


Figure 2.4 Résultats pour Experiment1 (dessus) et Experiment2 (le fond), pour les yeux gauches et de droite (gauches et colonne droite, respectivement) [60].

Les courbes de ROC produites en raison de l'expérience 1 avec les taux d'erreur égaux (EER) sont montrées sur le Figure (2.4). L'expérience 2 comporte le calcul cumulatif assortir les caractéristiques (CMC) pour une 1 sonde, configuration de 2 galleries. Puisque trois images au minimum par sujet sont exigés pour cette expérience, le nombre de sujets a été réduit à 80 yeux droits et à 79 yeux gauches. La parcelle de terrain résultante peut être vue sur le figure (2.4).

En cas d'œil gauche, nous avons observé les taux luxuriants d'identification pour l'iris et des régions périoculaire pour être 13.8% et 92.5% respectivement, tandis que le rang combiné

taux d'identification était 96.5%. De même pour l'œil droit, l'identification luxuriante évaluée pour l'iris, les régions périoculaire et leur combinaison étaient 10.1%, 88.7%, et 92.4% respectivement. Bien que haut l'exécution d'identification d'iris a été rapportée pour le challenge portique de MBGC.

En 2010, X. Zhang et al [61], ont proposé un arrangement hiérarchique de fusion pour des images de mauvaise qualité sous des situations non contrôlées. À l'étape de formation, canonique l'analyse de corrélation (CCA) est adoptée pour construire tracer statistique du visage à iriser dans le niveau de Pixel. À l'étape d'essai, premièrement l'image de visage de sonde est employée pour obtenir un sous-ensemble d'échantillons de galerie de candidat par l'intermédiaire de régression entre le visage de sonde et les iris de galerie, puis représentation et clairsemé ordinaux la représentation sont effectuées sur ces échantillons de candidat pour l'identification d'iris et l'identification de visage respectivement. En conclusion, la fusion de niveau de points par l'intermédiaire de la normalisation minute-maximum est exécutée pour faire décision finale. Les résultats expérimentaux sur notre base de données de mauvaise qualité montrent l'exécution de surpassement de la méthode proposée.

Hiérarchique de fusion d'iris et de visage pour des images de mauvaise qualité, comme illustré dans figure (2.5). Dans l'étape de formation, nous apprenons tracer statistique de l'iris à faire face dans le niveau de Pixel par l'analyse canonique de corrélation (CCA). À l'étape d'essai, le visage de sonde est employé pour obtenir un sous-ensemble d'échantillons de galerie par l'intermédiaire de tracer du visage à iriser dans le niveau de Pixel. En conclusion, la fusion de niveau de points de l'iris et le visage est exécutée sur le sous-ensemble de candidat pour l'identification personnelle. Le modèle de régression de CCA réalise l'exactitude 100% quand la capacité du sous-ensemble, alors que l'identification de visage par l'intermédiaire de la représentation clairsemée montre un mauvais résultat. Ce ci indique que le modèle de régression de CCA construit tracer statistique robuste entre le visage et l'iris, qui réduit la variation originale du visage due aux changements d'aspect. En outre, la méthode de régression de CCA est plus efficace que la représentation clairsemée, parce que la projection d'espace est plus bas complexité informatique que l'optimisation de la norme L1.

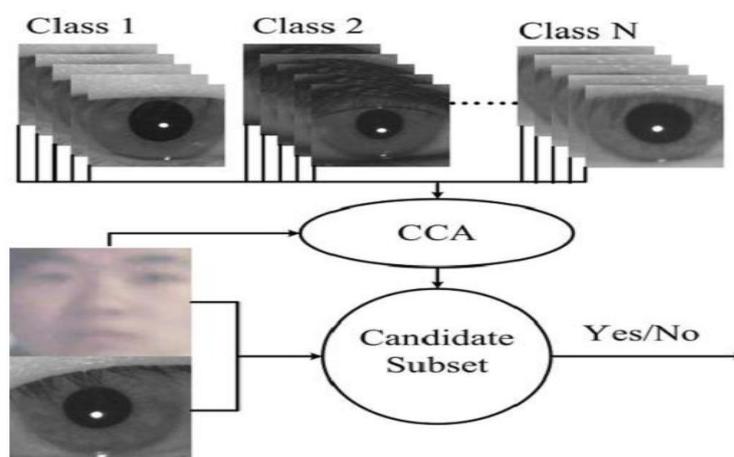


Figure 2.5 Diagramme hiérarchique de fusion [61].

En 2011, Panos Liatsis et al [62], ont présenté un système multimodal de fusion de biométrie, est un problème bien étudié, la plupart d'arrangements de fusion ne peuvent pas expliquer les données absentes (listes inachevées de points), qui sont généralement produites dans les systèmes multimodaux à grande échelle d'identification. Panos présente une nouvelle approche, où RIBG (imputation robuste basée sur la méthode de groupe de traitement des données) est employé pour manipuler les données absentes. Puisque cet arrangement peut être suivi d'une approche standard de fusion conçue pour des données complètes, nous proposons une fusion de points basée par densité pour réaliser l'exécution optimale dans les systèmes biométriques. Les taux de l'identification rank-1 de l'approche proposée étaient 95.02% sur la base de données NIST-Multimodal, 76.23% sur la base de données de NIST-Visage et 82.24% sur la base de données de NIST-Empreinte digitale, même lorsque le taux absent est placé à 25%, qui est plus haut que des approches traditionnelles telles que la majorité votant.

En 2011, Mehdi Parviz et al [63] ont proposé des méthodes biométriques multimodales amplifiées de fusion de points de systèmes en utilisant AdaBoost et version bipartite des capacités de Rank Boost d'optimiser le secteur sous la courbe de ROC (AUC). Ils ont étudié la méthode basée amplifiante non seulement comme classificateur, mais également comme algorithme pour optimiser AUC en biométrie multimodale. Afin de comparer l'exécution des deux méthodes amplifiées de fusion, les auteurs ont choisi trois méthodes de repère à partir de chaque catégorie. De la transformation basée des méthodes, règle de somme avec la normalisation min-max, de densité ont basé des méthodes GMM, et des méthodes basées par classificateur, des résultats expérimentaux de SVM, que utilisé la base de données XM2VTS et les bases de données et eux de NIST ont conclu qui AdaBoost et RankBoost atteignent un

rendement plus élevé comparé au rapport de probabilité (LLR), à la règle de SOMME et au SVM linéaire. En outre, AdaBoost réalise l'exécution comparable à celle de RankBoost.

En 2014, A. Gangwar et al, [64], ont présenté une nouvelle approche et robuste pour la reconnaissance périoculaire. Plus précisément, nous proposons la fusion de la phase de quantification locale (LPQ) et Gabor descripteurs d'ondelettes pour améliorer les performances de reconnaissance et assurer la robustesse. Nous ont utilisé la disposition du public contestant toujours face à des bases de données MBGC V2.0, GTDB, PUT et Caltech. Dans le visage d'approche est détecté et normalisé en utilisant centres oculaires. La région autour de yeux gauche et droit, y compris les sourcils est extraite que périoculaire gauche et périoculaire droit. Le descripteur est ensuite appliqué LPQ pour extraire les caractéristiques statistiques de phase calculées localement dans une fenêtre rectangulaire. Le descripteur est invariant à brouiller et aussi aux changements d'éclairage uniformes. Nous avons également calculé la réponse de magnitude Gabor, de l'image, qui code pour façonner des informations sur une plus large gamme d'échelles. Réduire dimensionnalité des opérateurs et à extraire les caractéristiques discriminantes, nous avons encore utilisés DLDA (analyse Directe discriminante linéaire). L'analyse expérimentale démontrée que combinaison de LPQ et scores Gabor fournit importante amélioration de la performance et de la robustesse, qui appliqué individuellement.

Pour l'enregistrement d'images périoculaire, nous avons utilisé deux types de descripteurs; LPQ et Gabor ondelettes. Après extraction des caractéristiques, nous avons appliqué LDA direct à réduire la dimension DELA fonctionnalités et d'améliorer le pouvoir de discrimination. Filtres de Gabor se sont révélés être un outil puissant pour l'extraction de traits du visage en raison de leur robustesse en cas de variations d'éclairage, les bruits d'image, et à des changements d'image naturelles.

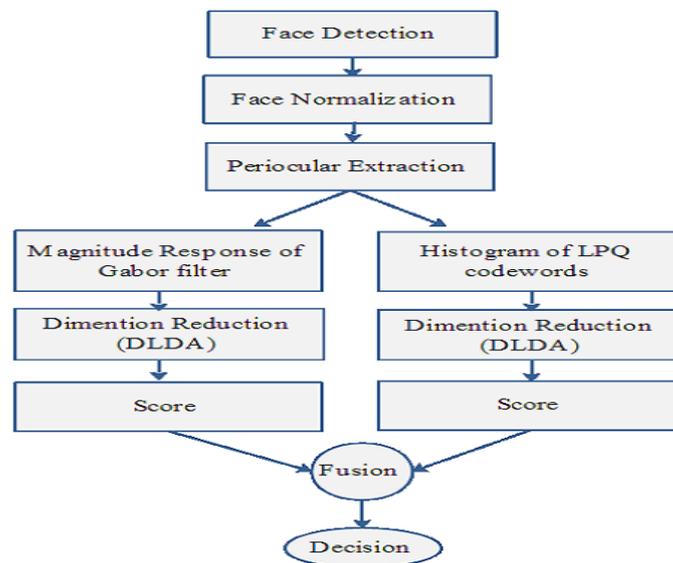


Figure 2.6 Blok diagramme de fusion d'image périoculaire [64].

En 2014 Y. Zhu et al. [65], ont proposé un système pour l'identification de personne basé sur des modèles d'iris. L'algorithme pour l'extraction de dispositif d'iris est basé sur l'analyse de texture en utilisant transformation de l'ondelette Gabor. L. Ma, Y. Wang et D. Zhang ont proposé l'identification efficace d'iris en caractérisant les variations locales principales. Des filtres multicanaux et de Gabor ont été utilisés pour saisir l'information locale de texture de l'iris, qui sont utilisés pour construire un vecteur de longueur constante de dispositif. V. Conti, G. Milici, P. Ribino, S. Vitabile et F. Sorbello ont proposé un système biométrique multimodal en utilisant deux acquisitions différentes d'empreinte digitale. Le module d'assortiment intègre des méthodes de brouillé-logique pour la fusion d'assortir-points.

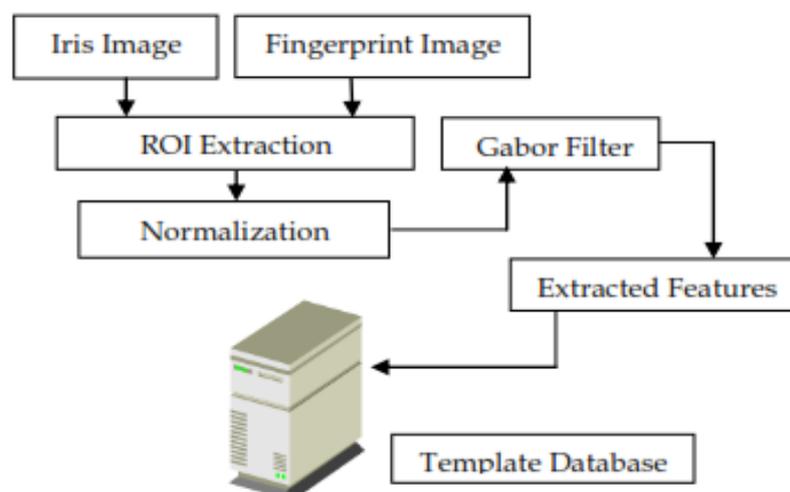


Figure 2.7 Module Enrôlement [65].

Le système biométrique multimodal proposé se compose de deux modules principaux de: module d'inscription et module d'identification. Le module d'enrôlement est représenté sur la

figure (2.7). Alors que le module d'inscription contient l'étape de prétraitement et de module d'identification contient étape du prétraitement ainsi que étage d'adaptation. Le module d'identification est représenté dans la figure (2.8).

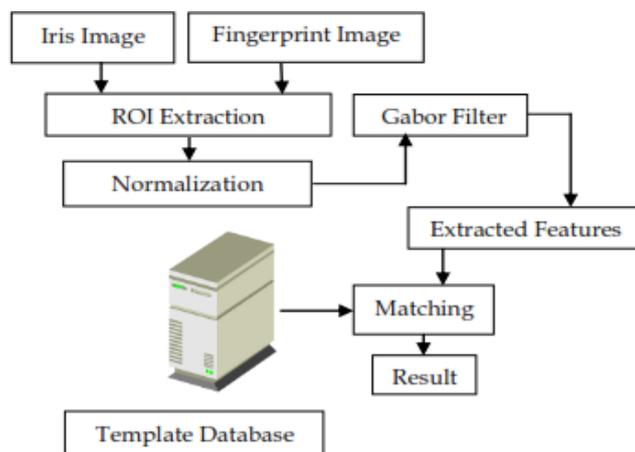


Figure 2.8 Module d'identification [65].

Les images d'iris et d'empreinte digitale sont prétraitées pour extraire le ROIs (régions d'intérêt). Le prétraitement d'image d'iris est exécuté en segmentant la région d'iris de l'œil et en supprimant les paupières et les cils. Le prétraitement d'image d'empreinte digitale est exécuté en segmentant la région de singularité de l'empreinte digitale. Le ROIs extrait sont employés comme entrée pour la normalisation. Des données alors normalisées sont données aux filtres de Gabor. Ensuite que les dispositifs extraits sont stockés dans la base de données de calibre. Tandis que dans des thèses de module d'identification les bases de données de calibre sont allumettes avec le calibre d'entrée pour identifier la personne.

Tableau 2.2 Taux d'identification de système proposé pour le seuil différent [65].

Performance Measure	Multimodal (Iris + Fingerprint)		
	Thresholds		
	0.1	0.5	1
FAR	0.5%	0.4%	0.3%
FRR	0.9%	0.7%	0.5%
EER	1.80	1.75	1.66
Accuracy	99.1%	99.3%	99.5%

Le système efficace de sécurité en employant des traits d'iris et d'empreinte digitale a été conception. L'exactitude du système multimodal est 99.5% pour le seuil 1 comparant à 99.1% et à 99.3% pour le seuil 0.1 et 0.5 respectivement. LOIN, les valeurs de FRR et EER sont meilleures pour le seuil 1 également.

En 2015, Christian Rathgeb et al [66], nous proposons un cadre générique pour produire d'une représentation irréversible des calibres biométriques multiples basées sur les filtres adaptatifs de Bloom. La technique présentée permet une fusion de niveau de dispositif de biométrie (visage et l'iris différents) à un calibre protégé simple, améliorant la protection d'intimité comparée aux systèmes correspondants basés sur un trait biométrique simple.

En même temps, un gain significatif dans l'exécution biométrique est réalisé, confirmant la solidité de la technique proposée figure (2.9). La Bloom Filtre-basée transforment et fusion: La Bloom filtre, c.-à-d. des choix de peu de la longueur 2^w où au commencement tout le peu est placé à 0, sont utilisés afin d'obtenir une représentation irréversible des dispositifs binaires de visage et d'iris. Pour les deux caractéristiques, des vecteurs binaires de dispositif sont arrangés dans une matrice bidimensionnelle de la largeur $W_F(W_I)$ et taille $H_F(H_I)$. Chaque code binaire bidimensionnel est alors divisé en blocs de taille égale où chaque colonne se compose du peu de $w_F(w_I)$, respectivement. Les irréversibles transforment des cartes de h chaque colonne binaire à sa valeur décimale équivalente, plaçant à 1 le peu classé par cette valeur dans le filtre correspondant de bloom, comme montré pour deux mots de code différents (c.-à-d. colonnes refoulant du visage et de l'iris) en tant qu'élément de figure (2.9).

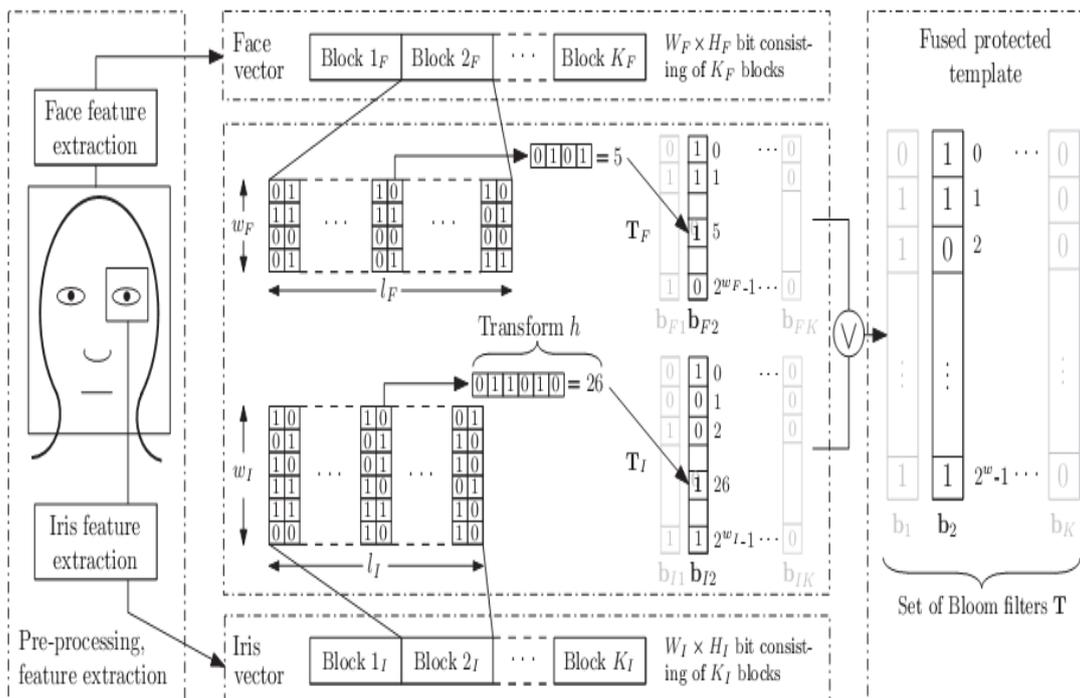


Figure 2.9 Diagramme de la Bloom proposée filtre basé le niveau de dispositif approche de fusion basée sur le visage et l'iris [66].

Tableau 2.3 Taux d'identification de système proposé [66].

Système	Original non protégé		protégé	
	1-FNMR	EER	1-FNMR	EER
Face	70.079	6.536	72.857	5.919
Iris	96.587	0.929	97.339	0.784
Fusion	97.301	0.489	98.063	0.411

2.4 Tableau récapitulatif des travaux

Comparaison des résultats obtenus avec des méthodes existantes:

Tableau 2.4 Tableau récapitulatif des travaux

Auteurs	Année	BDD	Méthode	Résultat (TV)
Y. Du [36]	2005	CASIA V 1.0	2-D Gabor	100%
Liu et al [37]	2005	ICE 2005	TH	98.10%
Chen et al [38]	2006	CASIA1.0, WVU	2D CWT	EER=7,28% a 6,55%
A .Azizi [28]	2007	CASIA V 1.0	IDO	97.81%
M. Nabti [40]	2007	CASIA V1.0	Gabor	99.6%
E. Krichen [43]	2009	CASIA- ICE2005	Gabor	FRR=2%,FAR=0.1%
J. Mohammed [44]	2009	CASIA V 1.0	2D Gabor	98.22%
N. Feddaoui [45]	2009	CASIA V1.0	Gabor- IDO	98,5 %, 96.1 %
P. Manikandan [51]	2010	ICE2005	2D-DWT	99.83%
Vijayalashmi [48]	2012	CASIA –Interval	SVM	98%
S. Pravin[49]	2012	CASIA V 1.0	Log Gabor, Gabor	99%
A. TAKALE [53]	2013	CASIA V1.0 CASIA –Interval	CPA	99.84%
X. Zhang [61]	2010		CCA	100%
K.Fakhar [59]	2010	CASIA V1.0 FERET	SP	99.50%
Damon L [60]	2010	MBGC	DCT, LBP	96.5%.
Panos Liatsis [62]	2011	NIST-Multimodal	RIBG	95.02%
M. Parviz [63]	2011	XM2VTS	CPA	96.54%
Y. Zhu [65]	2014	NIST-Multimodal	Gabor, LPQ, LDA	99.5%
C. Rathgeb [66]	2015	BioSecure	Bloom filtre	97.301%, 98.063%

2.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'état de l'art de reconnaissance de l'iris et la fusion avec les algorithmes récents sur la segmentation de l'iris et certaines techniques de réduction du bruit.

La fusion de modalités a été considérée. Différents niveaux de fusion ont été étudiés. La fusion des images (niveau capteur) ainsi que la fusion au niveau des caractéristiques ont été considérées via l'approche parcimonieuse. La fusion la plus étudiée est la fusion au niveau des scores.

La plupart des travaux de recherche en fusion dans les systèmes biométriques multimodaux se sont concentrés sur la fusion au niveau score, en particulier, l'approche par combinaison de scores a reçu une attention considérable et nous avons vu qu'elle se révélait être plus performante que la plupart des approches par classification. Lorsqu'il n'est pas possible d'obtenir une mesure de la qualité de l'échantillon biométrique présenté au système, on effectue les opérations de fusion directement sur les scores de correspondance et non plus sur des probabilités. Ce pendant, il y a toujours de nombreuses questions ouvertes qui sont laissées sans réponse. Il n'existe aucune technique standard ni pour convertir les scores en probabilités ni pour normaliser les scores obtenus à partir de plusieurs algorithmes de correspondance. De même, une évaluation méthodique de différentes techniques de normalisation n'est pas disponible. De plus, la plupart des techniques de fusion au niveau score peuvent être appliquées seulement si les modalités individuelles peuvent fournir une performance de reconnaissance raisonnablement bonne.

Dans le prochain chapitre, nous introduirons étude du modèle de reconnaissance de l'iris.

3.1 Introduction

L'iris est une membrane circulaire de la face antérieure du globe oculaire. Elle est percée au centre (pas exactement au centre) d'un orifice ou trou 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 se dilatant suivant les conditions de luminosité. Par exemple, quand 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. L'Iris est aussi l'unique organe interne du corps humain visible de l'extérieur puisqu'il est protégé par un miroir, la cornée. L'Iris présente donc une caractéristique unique, qui est relativement facile à acquérir sa texture comparé aux autres organes internes du corps humain tel que la rétine par exemple.

3.2 Le Filtre de Canny

3.2.1 L'algorithme de Canny

L'algorithme de Canny (1986) [67], est utilisé en traitement ou en analyse d'image pour la détection des contours. L'auteur l'a conçu pour être optimal suivant trois critères clairement explicités:

1. Bonne détection: faible taux d'erreur dans la signalisation des contours.
2. Bonne localisation: minimisation des distances entre les contours détectés et les contours réels.
3. Clarté de la réponse: une seule réponse par contour et pas de faux positifs.

3.2.2 Réduction du bruit

La première étape est de réduire le bruit de l'image originale avant d'en détecter les contours. Ceci permet d'éliminer les pixels isolés qui pourraient induire de fortes réponses lors du calcul du gradient, conduisant ainsi à de faux positifs.

Un filtrage gaussien 2D est utilisé, dont voici l'opérateur de convolution:

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \quad (3.1)$$

un exemple de masque 5×5 discret avec $\sigma=1,4$:

$$h = \frac{1}{189} \begin{bmatrix} 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 5 & 12 & 15 & 12 & 5 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

Usuellement, un filtre est de taille plus réduite que l'image filtrée. Plus le masque est grand, moins le détecteur est sensible au bruit et plus l'erreur de localisation grandit.

Après le filtrage, l'étape suivante est d'appliquer un gradient qui retourne l'intensité des contours. L'opérateur utilisé permet de calculer le gradient suivant les directions X et Y , il est composé d'une paire de deux masques de convolution, un de dimensions 3×1 et l'autre 1×3 :

$$G_x = [-1 \ 0 \ 1], G_y = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

La valeur du gradient en un point est approximée par la formule :

$$|G| = |G_x| + |G_y| \quad (3.4)$$

3.2.3 Direction des contours

Les orientations des contours sont déterminées par la formule :

$$\theta = \arctan\left(\frac{G_x}{G_y}\right) \quad (3.5)$$

Nous obtenons finalement une carte des gradients d'intensité en chaque point de l'image accompagnée des directions des contours.

3.2.4 Suppression du non-maxima

La carte des gradients obtenue précédemment fournit une intensité en chaque point de l'image. Une forte intensité indique une forte probabilité de présence d'un contour. Toutefois, cette intensité ne suffit pas à décider si un point correspond à un contour ou non. Seuls les points correspondant à des maxima locaux sont considérés comme correspondant à des contours, et sont conservés pour la prochaine étape de la détection. Un maximum local est présent sur les extrema du gradient, c'est-à-dire là où sa dérivée s'annule.

3.2.5 Seuillage des contours

La différenciation des contours sur la carte générée se fait par seuillage à hystérésis. Cela nécessite deux seuils, un haut et un bas, qui seront comparés à l'intensité du gradient de

chaque point. Le critère de décision est le suivant. Pour chaque point, si l'intensité de son gradient est:

- Inférieur au seuil bas, le point est rejeté.
- Supérieur au seuil haut, le point est accepté comme formant un contour.
- Entre le seuil bas et le seuil haut, le point est accepté s'il est connecté à un point déjà accepté.

Une fois ceci réalisé, l'image obtenue est binaire avec d'un côté les pixels appartenant aux contours et les autres.

3.2.6 Paramètres du filtre

Les deux paramètres principaux déterminant le temps de calcul et l'acuité de l'algorithme sont la taille du filtre gaussien et les deux seuils.

- **Taille du filtre:** le filtre utilisé lors de la réduction du bruit a une influence directe sur le comportement de l'algorithme. Un filtre de petite taille produit un effet de flou moins prononcé, ce qui permet la détection de petites lignes bien marquées. Un filtre de taille plus grande produit un effet de flou plus celui d'un arc-en-ciel.
- **Seuils:** l'utilisation de deux seuils au lieu d'un améliore de la flexibilité mais certains problèmes propres au seuillage demeurent. Ainsi, un seuil trop bas peut conduire à la détection de faux positifs. Inversement, un seuil trop haut peut empêcher la détection de contours peu marqués mais représentant de l'information utile.

Il n'existe pas actuellement de méthode générique pour déterminer des seuils produisant des résultats satisfaisants sur tous les types d'images [68].

3.2.7 Etapes d'une détection de contours par le filtre de Canny

L'objectif est bien de calculer le module du gradient de l'image analysée. Souvent avant d'appliquer le filtre de Canny, un filtrage préalable est opéré sur l'image au moyen d'un filtre gaussien. Les différentes étapes sont énumérées ci-après:

- Convolution de l'image initiale avec un filtre passe-bas gaussien bidimensionnel (ou convolution 1D dans chacune des deux directions).
- Convolution de l'image lissée avec le filtre de Canny ou la dérivée de gaussienne dans les directions horizontale et verticale.
- Calcul du module du gradient à partir des deux images représentant les gradients de l'image filtrée passe-bas dans les directions horizontale et verticale.

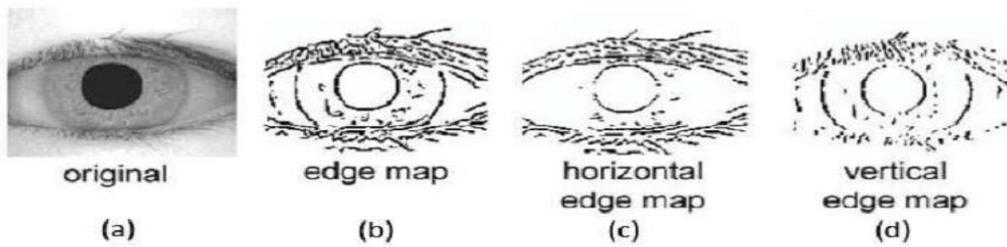


Figure 3.1 Différents types d'image de contour par la méthode Canny
 (a) image de l'œil, (b) image de contour globale, (c) image de contour horizontale
 et (d) image de contour verticale.

3.3 L'iris code: La méthode Daugman

Le système de Daugman est basé sur plusieurs avancées majeures et originales [69]. Tout d'abord il a proposé une méthode de détection de l'iris dans l'image de l'œil. Détecter l'iris revient à détecter au moins les pixels formants la frontière entre l'iris et la pupille et l'iris et le blanc de l'œil comme montré sur la figure (3.2.a). Il a aussi proposé une méthode pour normaliser la forme de l'iris, une méthode d'extraction de paramètres intrinsèques de l'iris, un moyen de transformer ces paramètres extraits en un code de taille constante et un moyen de prise de décision qui sied au temps aux systèmes de vérification qu'à ceux d'identification des individus.

3.3.1 Normalisation de l'iris: Méthode pseudo polaire

L'iris est un disque irrégulier. Ces irrégularités sont dues à la dilatation et contraction de la pupille, au fait que les deux cercles ne sont pas concentriques et au fait des changements non linéaires de la texture de l'iris. Ces caractéristiques ont poussé Daugman à développer une méthode de normalisation pseudo-polaire du disque de l'iris appelée la méthode '*Rubber Sheet*' dont une signification imagée pourrait être vu comme une tentative d'étendre le disque de l'iris comme du caoutchouc. Cette méthode est pseudo-polaire car les deux cercles de l'iris et de la pupille ne sont pas concentriques. Le procédé peut être expliqué de la manière suivante:

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 suivante :

$$x(r, \theta) = (1 - r)x_p(\theta) + rx_s(\theta) \quad (3.6)$$

$$y(r, \theta) = (1 - r)y_p(\theta) + ry_s(\theta) \quad (3.7)$$

Où $x_p(\theta)$ représente l'abscisse du point de la frontière détectée de la pupille dont le segment qui passe par ce point et le centre de la pupille fait un angle θ avec une direction choisie. De même $y_p(\theta)$ représente l'ordonnée de ce même point, alors $x_s(\theta), y_s(\theta)$ représentent les coordonnées des points obtenus par le même principe mais sur le contour de l'iris. L'image en bas de la figure (3.2 .C) montre une image normalisée obtenue par ce processus. Comme c'est montré l'image normalisée est rectangulaire de taille constante, généralement la taille choisie est de 80*512 pixels. La largeur de l'image représente la variation sur l'axe angulaire alors que la hauteur représente les variations sur l'axe radial [6].

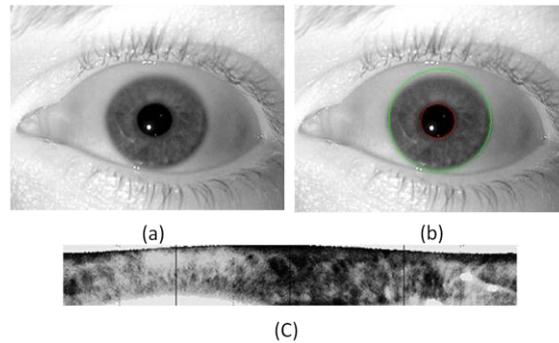


Figure 3.2 (a) Une image de l'œil, (b) une image d'iris segmenté
(c) une image d'iris normalisé et égalisée [11].

3.3.2 Extraction des caractéristiques: Utilisation des filtres de Gabor

L'extraction des caractéristiques repose sur l'utilisation des filtres de Gabor 2D que Daugman a adopté au traitement d'images. Les filtres de Gabor sont connus comme le moyen d'analyse espace-fréquence qui minimise l'incertitude de Heisenberg qui exprime que plus nous sommes précis dans l'analyse de l'information dans l'espace du pixel et moins on le sera dans l'espace fréquentiel et vice versa [70]. Cette spécificité a fait des filtres de Gabor un moyen puissant d'analyse de texture et de classification. Les filtres de Gabor analysent la texture de l'iris suivant différentes résolutions et différents angles, leur forme est donnée par l'équation ci-dessous et quelques exemples sont illustrés dans la figure (3.3):

$$h_{(\text{Re}, \text{Im})} = \iint_{\rho\varphi} e^{-i w (\theta_0 - \varphi)} e^{-(r_0 - \rho)^2 / \alpha^2} e^{-\frac{(\theta_0 - \varphi)^2}{\beta^2}} I(\rho, \varphi) \rho d\rho d\varphi \quad (3.8)$$

Où $I(\rho, \varphi)$ représente l'image en coordonnées polaires. α et β les paramètres des dimensions de la fenêtre d'analyse de Gabor, ω la fréquence de l'ondelette de Gabor couvrant 3 octaves en proportion inverse de β . Enfin r_0 et θ_0 représentent les coordonnées des points d'analyse de l'ondelette de Gabor.

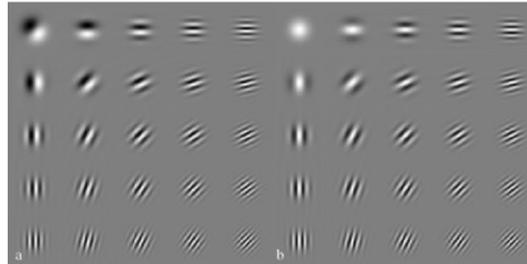


Figure 3.3 La banque de filtres de Gabor suivant plusieurs orientations et plusieurs résolutions parties réelles (b), et parties imaginaires (a) [11].

Comme nous pouvons le remarquer dans l'équation (3.8) les filtres de Gabor ont une forme complexe qu'il est possible d'exploiter. En effet étant en quadrature de phase il est important d'étudier la dépendance entre la partie réelle et la partie imaginaire des coefficients de Gabor. Deux choix triviaux s'offrent à nous, l'étude de l'amplitude et l'étude de la phase de Gabor. Il est établi que la phase des analyses multi résolution est plus informative que les amplitudes qui peuvent souffrir des problèmes d'illumination [71]. Daugman a d'ailleurs fait ce choix en considérant uniquement la phase de Gabor. En effet chaque phase de Gabor sera codée sur 2 bits suivant le principe du codage quatre quadrants illustré dans la figure (3.4). Selon que la phase appartienne à l'un des quatre quadrants uniformément découpé du cercle trigonométrique, elle sera codée différemment. Il est à noter que chaque passage entre un quadrant et un quadrant adjacent entraîne un changement d'un seul bit. Ceci limitera les erreurs si la phase calculée est à la frontière entre deux quadrants adjacents. Cette opération revient à coder les signes de la partie réelle et de la partie imaginaire des coefficients de Gabor obtenus et d'assigner 1 au code si le coefficient est positif et 0 si le coefficient de Gabor est négatif.

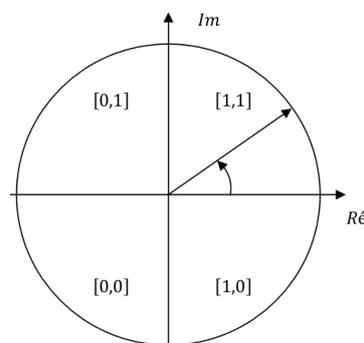


Figure 3.4 Principe de codage de phase sur quatre quadrants et en deux bits.

Cette opération est répétée plusieurs fois, autour de plusieurs points d'analyse, suivant plusieurs résolutions et orientations des filtres de Gabor jusqu'à ce que l'on obtienne un code de taille 256 octets ou 2048 bits.

La figure (3.5) représente plusieurs codes obtenus par la méthode proposée par Daugman.

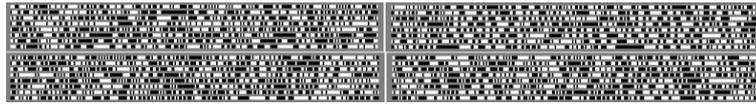


Figure 3.5 Différents exemples d'iris code générés par la méthode Daugman [71].

En plus des codes, des masques sont calculés de taille fixe (2048 bits) qui indiquent pour chaque bit du code s'il faut le prendre en considération ou non. Les bits ignorés proviennent généralement des points d'analyse couverts par les paupières, les cils, un faible rapport qualité bruit, des réflexions lumineuses.

3.3.3 Calcul de Score: La distance de Hamming

Le calcul de score s'effectue au moyen du calcul de la distance de Hamming qui est donnée par la formule suivante:

$$HD = \frac{\|(codeA \times codeB) \cap maskA \cap maskB\|}{\|maskA \cap maskB\|} \quad (3.9)$$

Où $codeA$ et $codeB$ sont deux codes calculés à partir de deux images d'iris par le procédé précédemment décrit et $maskA$ et $maskB$ représentent leurs masques associés. Littéralement la distance de Hamming calcule le nombre de bits différents et valides pour les deux iris entre le $codeA$ et le $codeB$. Plus la distance de Hamming est faible, plus les deux codes se ressemblent. Une distance 0 correspond à une parfaite correspondance entre les deux images alors que deux images de personnes différentes auront une distance de Hamming proche de 0.5. L'introduction des masques A et B dans la mesure de la distance de Hamming fait que celle-ci n'est pas mesurée uniformément quelque soient les deux échantillons que nous tentons de mettre en correspondance. En effet plus les paupières, les cils et autres bruits couvrent la texture de l'iris et plus les codes correspondants contiennent des bits erronés qui n'interviendront pas dans le calcul de la distance de Hamming. Or une distance mesurée à partir de peu de bits valides n'a pas la même signification, ni sans doute la même plage de variation, qu'une distance mesurée sur plus de bits. Daugman propose alors une méthode de normalisation de la distance de Hamming pour tenir compte du nombre de bits qui interviennent dans le calcul de la distance a été calculée [72]. La nouvelle distance de Hamming normalisée est alors calculée selon la formule suivante:

$$HD_{norm} = 0.5 - (0.5 - HD_{raw}) \sqrt{\frac{n}{911}} \quad (3.10)$$

Où n représente le nombre de bits valides, HD_{raw} la distance de Hamming précédemment définie et 911 un coefficient de normalisation qui correspond à la moyenne du nombre de bits valides pour une comparaison entre deux codes d'iris. Pour pallier aux problèmes de rotations qui sont dus aux positions de l'œil par rapport à la caméra, Daugman génère 7 iris codes chacun correspondant à un angle particulier de rotation de l'image de référence. La comparaison entre deux iris revient donc à comparer un iris code avec les 7 iris codes correspondants aux différentes rotations. La distance considérée est la distance minimale normalisée entre les sept comparaisons.

3.4 Les approches de corrélation

3.4.1 La méthode Wildes

Wildes a été le premier et l'unique jusqu'à ce jour qui a proposé une méthode alternative et complètement différente de celle de Daugman [73]. Les différences se situent dans toutes les phases de traitement incluant: la capture de l'iris, la segmentation, la normalisation et la reconnaissance. En segmentation, Wildes a proposé une méthode basée sur la transformée de Hough circulaire et elliptique.

La normalisation s'effectue en alignant une image $I_a(x,y)$ avec la référence $I_d(x,y)$ en utilisant une fonction de transformation des pixels $u(x,y)$, $v(x,y)$ telle que les niveaux de gris dans $I_a(x-u(x,y), y-v(x,y))$ et $I_d(x,y)$ soient les plus proches possible. D'une manière générale les fonctions u et v doivent minimiser l'intégrale suivante

$$\int_x \int_y (I_d(x,y) - I_a(x-v, y-v))^2 dx dy \quad (3.11)$$

Avec la contrainte de transformation suivante:

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} - sR(\varphi) \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (3.12)$$

Où s et R représentent respectivement le facteur d'échelle et la matrice de rotation par un angle φ . En utilisant une méthode de minimisation itérative, il est possible de déduire les valeurs de s et de φ .

Une fois les iris normalisés, ils sont filtrés par les Laplaciens des filtres gaussiens sur quatre résolutions. Une corrélation normalisée est alors calculée pour chaque résolution sur des fenêtres de taille 8*8. La médiane des valeurs de corrélations est considérée pour chaque image filtrée. Une fois les valeurs de corrélations calculées pour chaque résolution, la fusion entre les quatre valeurs s'effectue au moyen d'une analyse en composantes discriminantes.

Le système de Wildes a été testé sur une base de données privée de 60 iris différents (droits et gauches) provenant de 40 personnes différentes. Dans cette base de données deux séries d'images chacune ont été acquises dans un laps de temps d'un mois. Des vrais jumeaux faisaient parties des personnes enregistrées. Les résultats montrent que les deux distributions inter-classe et intra-classe sont bien séparées et donc qu'aucune fausse acceptation ni aucun faux rejet n'ont été observés. Aucune autre étude de plus grande ampleur n'a été publiée sur ce système.

3.4.2 La corrélation de phase dans le domaine de Fourier

Miyazawa et al [74], ont introduit le concept de la corrélation de phase pour la vérification par l'iris. Ils ont utilisé une corrélation basée sur la phase de Fourier à bande limitée afin de contrer les problématiques dues aux images de mauvaises qualités. Ils ont proposé un moyen de normaliser les scores de corrélation selon la taille de l'image utilisée après détection des bruits.

3.4.3 L'approche IriTech: L'utilisation de l'ondelette de Haar

La société Iritech est l'un des rares concurrents de la société Iridian à avoir proposé une solution alternative à la méthode Daugman [75]. L'approche utilise l'ondelette de Haar comme un moyen d'analyse mutli-résolution. 1024 coefficients de Haar sont calculés sur différentes zones de l'iris comme indiqué de la figure (3.6). Les coefficients sont comparés entre eux en calculant une différence entre les coefficients des hautes fréquences et ceux des basses fréquences qui n'ont pas été générés par des paupières ou des cils.

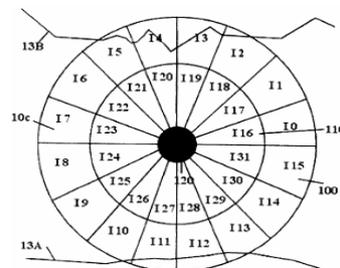


Figure 3.6 Découpage de l'iris en secteurs par Iritech [38].

3.4.4 L'approche CASIA: Les mesures ordinales

Les mesures ordinales ont été proposées originellement par Stevens en 1951 [76]. Les mesures ordinales sont basées sur un concept simple que nous utilisons souvent. Par exemple, il est facile de dire si une personne est plus grande qu'une autre personne mais il est difficile

de dire la différence exacte de taille entre elles. Ce concept d'ordre relatif définit les mesures ordinales. En traitement d'images, l'information de l'intensité associée à un objet peut varier selon les illuminations. Pourtant, les relations entre des régions voisines présentent une relative stabilité qui reflète la nature intrinsèque de l'objet. Basé sur ce principe, l'équipe de CASIA a proposé une méthode de reconnaissance par l'iris [77]. La comparaison des différentes parties de l'iris est effectuée au moyen de filtres différentiels. Ces filtres différentiels sont des filtres 2D qui ont la forme des filtres de Gabor sauf qu'au lieu qu'il n'y ait qu'un seul lobe, les filtres différentiels en ont plusieurs dans différentes positions. La figure (3.7) montre différents exemples de filtres différentiels appelés MLOF (Multi-Lobe Ordinal Filter).

Les coefficients obtenus par ces filtres sont codés de la même manière que proposé par Daugman sur 2 bits selon leurs signes. La comparaison se fait, aussi à la manière de Daugman, au moyen de la distance de Hamming. Les rotations sont aussi traitées comme décrit précédemment.

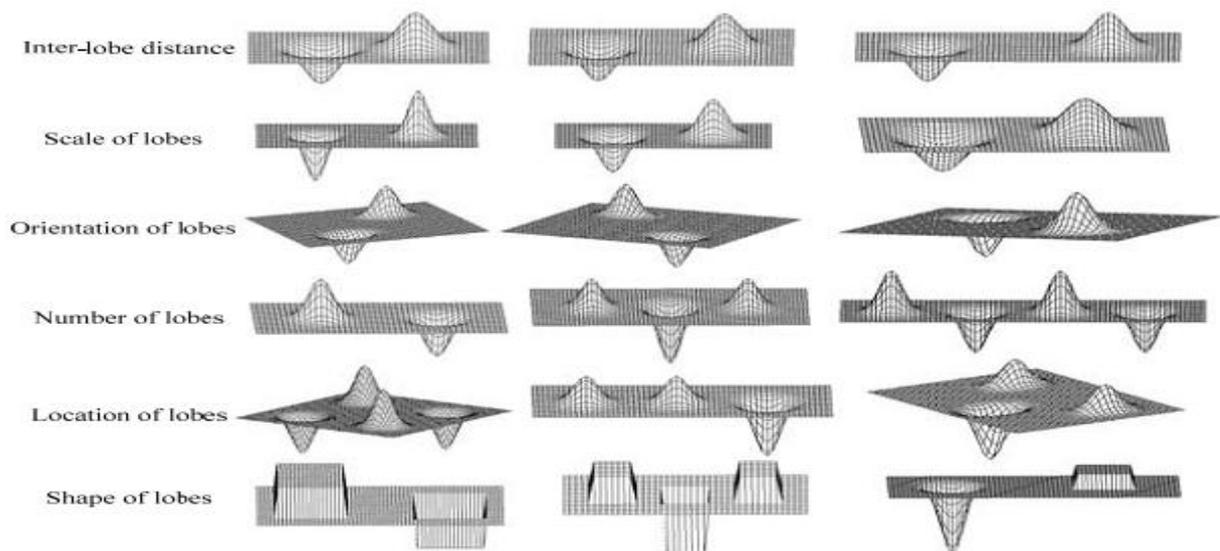


Figure 3.7 Différents filtres ordinaux [11].

3.5 Les méthodes de détection de l'iris existantes

3.5.1 La transformée de Hough

La transformée de Hough a été proposée en 1972 par Duda et Hart comme une technique pour l'isolation des objets de formes géométriques simples (des lignes, des cercles, des courbes,...etc.) dans l'image. Comme cité précédemment, les objets à détecter dans

l'image de l'œil (iris, pupille, paupières) ont une forme circulaire ou ellipsoïde, ce qui s'adapte 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 [78].

La méthode de Wildes effectue la détection de contours sur deux étapes principales. Au début, l'image capturée est transformée en image binaire de contours (Binary Edge-Map). Cette transformation est effectuée par la méthode de John Canny [79], toute en calculant la première dérivation de valeurs d'intensité de l'image de l'œil suivi d'une opération de seuillage (deux seuils prédéfinis) de l'image résultante. De plus, il est possible d'effectuer cette transformation dans une direction (horizontale ou 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 (3.8).

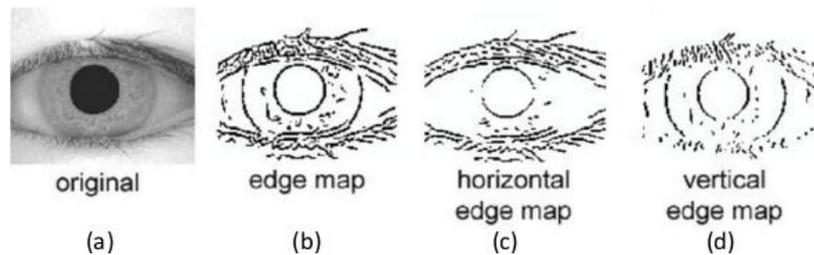


Figure 3.8 Différents type d'image de contours par la méthode Canny: (a) image de l'œil, (b) image de contours globale, (c) image de contours horizontale et (d) image de contours verticale [79].

Dans notre cas nous utilisons des images de la base de données CASIA v1, où quelques reflets sont localisés à l'intérieur de la pupille. Avant d'appliquer la méthode de Canny aux images d'entrées pour extraire les contours de la pupille et de l'iris, on doit d'abord éliminer ces reflets pour ne pas avoir des contours à l'intérieure de la pupille (figure 3.9).

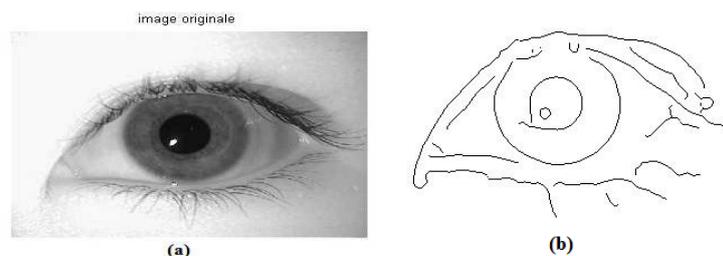


Figure 3.9 Contours de la pupille et de l'iris, (a) image originale avec reflet, (b) image segmentée avec reflet [11].

En plus de ça pour éviter l'erreur à la segmentation (détection du contour d'iris), comme montré dans la figure (3.10)

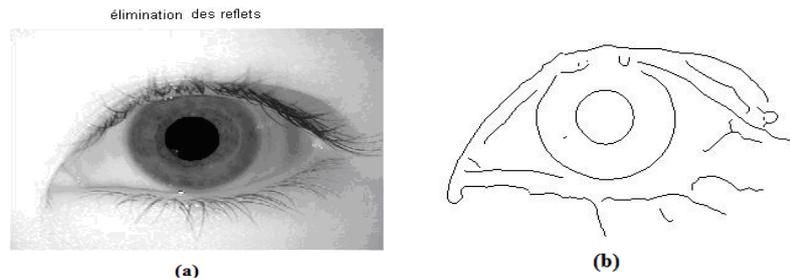


Figure 3.10 Détection du contour d'iris (a) image originale sans reflet, (b) image segmentée sans reflet [82].

Pour déterminer le centre de la pupille on procède comme suit :

- Binarisation de l'image
- Seuillage
- Détermination du rayon R_p et du centre de la pupille $C_p (x_p, y_p)$.

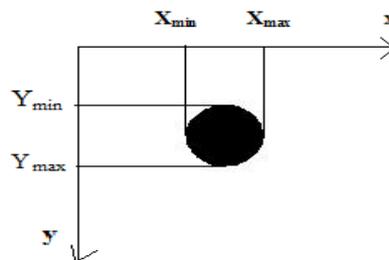


Figure 3.11 Détermination du rayon et du centre de la pupille.

Le rayon et le centre de la pupille sont donnés par les formules suivantes:

$$R_p = (x_{max} - x_{min})/2 \quad (3.13)$$

$$x_p = R_p + x_{min} , y_p = R_p + y_{min} \quad (3.14)$$

Après avoir déterminé $C_p (x_p, y_p)$ nous extrairons le rayon de l'iris R_i : à partir du centre de la pupille en partant de ce point (C_p) que nous avons trouvé, nous avançons jusqu'à trouver un deuxième contour. Nous notons alors le point (X_i) où nous sommes arrivés: il appartient au bord de l'iris (figure 3.12).

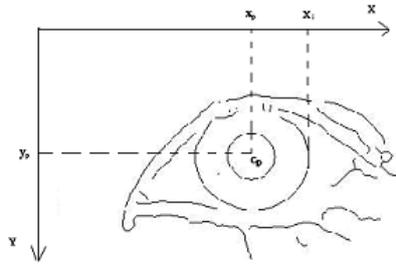


Figure 3.12 Détermination le Rayon de l'iris [82].

Donc le rayon de l'iris est donné par l'équation suivante: $Ri = (xi - xp)$

3.5.2 La méthode par détecteur de contours circulaires

Avant Wildes, Daugman avait proposé une méthode de détection de l'iris, de la pupille et des paupières basée sur la mesure d'un Opérateur Intégro-Différentiel «IDO» défini par l'expression suivante:

$$\max_{r, x_0, y_0} \left| G\sigma(r) * \frac{\delta}{\delta r} \oint_{r, x_0, y_0} \frac{I(x, y)}{2\pi r} ds \right| \quad (3.15)$$

où $I(x, y)$ est l'image de l'œil, r le rayon du cercle que nous en train de chercher et $G\sigma(r)$ est une fonction gaussienne de lissage. L'opérateur effectue donc 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. Les paupières sont détectées de la même manière en utilisant des rayons très grands approximant ainsi des arcs de cercles [80].

La méthode intégréo-différentielle peut être vue comme une généralisation de la méthode de la transformée de Hough. En effet, elle utilise une image de gradient afin de rechercher un contour géométrique bien défini. Puisqu'elle utilise l'image du gradient sans seuillage, cette méthode ne souffre pas de problèmes de recherche de points de contours et donc d'élaboration de stratégie pour trouver des seuils. Par contre, cette méthode est plus sensible aux bruits car ces derniers engendrent des gradients très forts qui peuvent fausser la moyenne du gradient sur un cercle et attirer le contour vers leurs positions. La figure (3.13) montre une image segmentée par la méthode intégréo-différentielle.

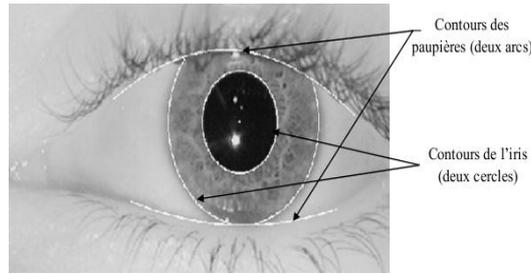


Figure 3.13 Segmentation de l'iris par la méthode intégrale-différentielle [80].

3.5.3 Par contour actif

La segmentation par contours actifs, est une méthode qui utilise plusieurs modèles (des lignes connectées, des nœuds interconnectés) pour la localisation des formes dans les images. Le premier modèle des contours actifs a été proposé, en 1988, par Kass, Witkin et Terzopoulos. L'idée d'utiliser les contours actifs pour une détection des paupières, de l'iris et de la pupille a été évoquée par Masek. Toutefois rien n'indique qu'une mise en œuvre de la méthode a été effectuée durant cette thèse. Plus récemment Daugman et Xiaomei Liu ont publié des documents indiquant qu'ils ont utilisé les contours actifs comme moyen d'isoler l'iris du reste des régions de l'œil. Contrairement à Daugman, Xiaomei Liu a détaillé la méthode des contours actifs qu'il a utilisée. Nous avons mis en œuvre dans cette thèse une méthode basée sur les contours actifs, dans la suite du chapitre nous indiquerons les similitudes et les différences de notre mise en œuvre par rapport à celle publiée par Liu [43].

3.5.3.1 Théorie des contours actifs

La recherche d'objets par les contours actifs est une opération de minimisation d'énergie. L'énergie d'un contour dépend de sa forme et sa position dans l'image ces deux paramètres définissent les forces intérieures et extérieures du contour.

Un contour est défini d'une manière paramétrée par, $v(s) = [X(s), Y(s)]$ où s est l'arc normalisé tout au long du contour. L'énergie peut être écrite sous la forme suivante:

$$E_{snake} = \int (F_{int}(vS) + F_{ext}(vS)) ds \quad (3.16)$$

où F_{int} est la force dite interne résultant de la pondération des dérivées première et seconde du contour par des coefficients qui dépendent respectivement de l'élasticité et de la rigidité du contour. La force F_{ext} énergies E_{image} et $E_{consont}$ égales respectivement au gradient de l'image et de l'image lissée par un filtrage gaussien.

L'évolution des contours actifs est donc une opération d'équilibre entre des forces intérieures représentées par l'élasticité, la rigidité et éventuellement la viscosité du contour dont l'action vise à ce que le contour garde une certaine forme, et les forces extérieures qui tentent de diriger le contour vers les forts gradients de l'image.

Il existe plusieurs méthodes pour calculer les forces extérieures toutes basées sur le calcul du gradient. Celle que nous avons utilisée (au même titre que Liu) est la version proposée par Chenyang XU appelée: le champ GVF (Gradient Vector Flow). Cette approche permet de prendre en compte l'ensemble de l'image pour le calcul des forces extérieures et donc a l'avantage de ne pas dépendre du contour initial. Dans la pratique l'utilisation de ce champ donne effectivement de meilleurs résultats [81].

3.5.3.2 Applications des contours actifs à la détection de l'iris

a) Détection de la frontière iris-pupille : La région de la pupille est la région du plus fort contraste, il est alors naturel que les forces extérieures poussent le contour vers cette région. Il est alors dans notre intérêt de ne pas freiner l'évolution du contour en pondérant les forces intérieures par des valeurs faible. Pour cela nous initialisons le processus par un cercle qui soit le plus grand possible. L'évolution vers la pupille est rapide et précise et est montrée à la figure (3.14). Il convient, cela dit d'assigner une rigidité assez forte au contour puisque le contour final voulu possède une forme qui se rapproche de la forme circulaire. Cette forte rigidité permettra au contour de ne pas se diriger vers les reflets dus aux diodes LED aussi région d'un fort gradient.

b) Détection de la frontière iris-blanc de l'œil : A cet effet, nous avons utilisé une ellipse comme contour initial dont le rayon horizontal est supérieur au rayon vertical. Cette initialisation permettra une convergence plus rapide de l'algorithme. Cette ellipse, à l'origine située à l'extérieur de l'iris, est à vocation à rétrécir. Nous avons imposé au contour une faible élasticité et une faible rigidité et nous avons pondéré les forces extérieures faiblement pour éviter que le contour n'évolue vers la pupille. Nous avons choisi d'initialiser le contour à l'extérieur de l'iris pour éviter le problème de la richesse de la texture ce qui fait une différence majeure avec la méthode proposée par Liu. Il considère en effet la pupille comme contour initial. Le problème d'un tel choix est que le contour peut s'arrêter sur la texture de l'iris surtout au niveau de la collerette zone de fort gradient à l'intérieur du disque de l'iris.

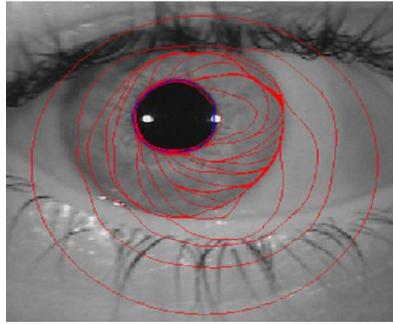


Figure 3.14 Processus d'évolutions des contours initialisés vers l'objet recherché: la pupille. Les courbes rouges représentent les contours intermédiaires et la courbe bleue le contour final obtenu [6].

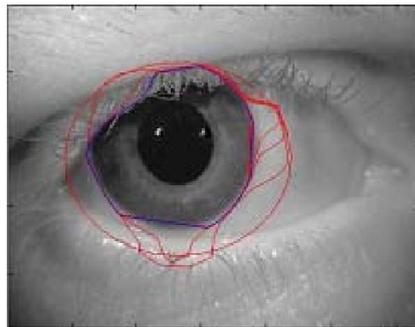


Figure 3.15 Processus de détection de la frontière extérieure de l'iris [6].

3.5.4 Analyse de l'Histogramme

L'Histogramme figure (3.16) c'est un graphique statistique permettant de représenter la distribution des intensités des pixels d'une image, c'est-à-dire le nombre de pixels pour chaque intensité lumineuse. Par convention un histogramme représente le niveau d'intensité en abscisse en allant du plus foncé (figure 3.17) au plus clair (figure 3.18).

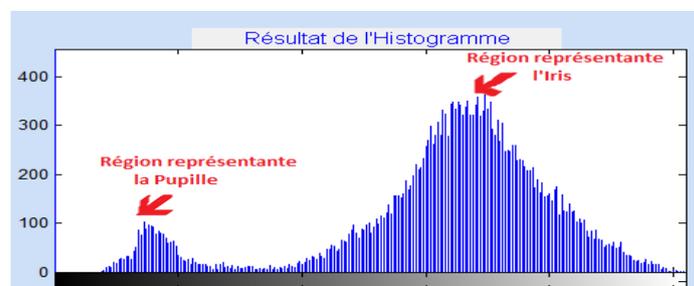


Figure 3.16 Histogramme obtenu après détection de l'Iris

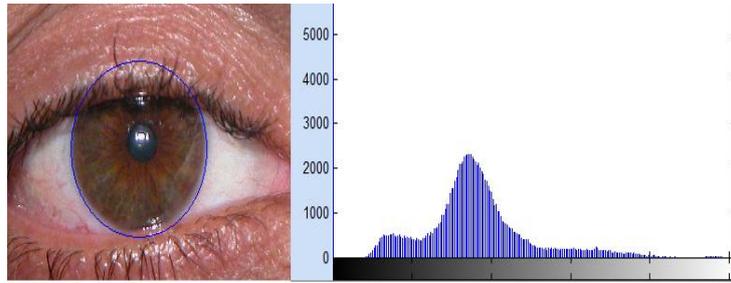


Figure 3.17 Histogramme iris sombre.

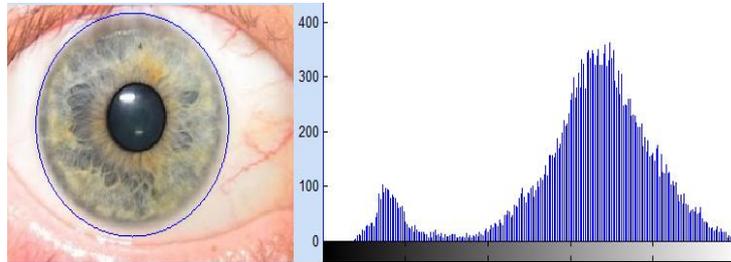


Figure 3.18 Histogramme iris Clair.

3.5.5 Le Filtrage de Log-Gabor

Le filtre de Gabor qui est généralement utilisé fournit un bon compromis entre le domaine spatial et fréquentiel. Puisque qu'il n'y a qu'une seule ondelette utilisée, cette propriété de Gabor joue un rôle important. En consultant les diverses études disponibles sur le processus de codage, nous rencontrons un désavantage lié au choix de l'ondelette que présente la partie réelle du filtre introduit une composante continue puisque la valeur à la fréquence zéro de la transformée de Fourier du filtre de Gabor n'est pas nulle. Cette composante continue est déterminée par l'illumination et n'apporte que l'information des conditions de prise des photos. Puisque dans le traitement de l'iris, nous nous intéressons seulement aux transitions des valeurs des pixels, cette composante doit être éliminée. Solution proposée dans la littérature [82] pour éliminer le problème exposé.

Il s'agit d'un filtre de Gabor dont l'échelle de fréquence est logarithmique. Il possède donc la réponse fréquentielle suivante :

$$G(f) = \exp\left(\frac{-(\log(\frac{f}{f_0}))^2}{2(\log(\frac{\sigma}{f_0}))^2}\right) \quad (3.17)$$

f_0 : est la fréquence centrale, σ : la largeur de bande du filtre.

Les choix de f_0 et σ dépendent du problème (qualité et propriétés des images de la base de données) et des applications du système [5].

3.5.6 Décomposition en ondelettes de Haar

En traitement d'image, les ondelettes Haar sont très utilisées car elles conduisent à des calculs rapides. Dans le cas de signaux d'une dimension (1D), le signal est décomposé en une approximation et un détail. En deux dimensions (2D), l'image est décomposée en une approximation et trois détails (horizontal, diagonal et vertical).

Nous utilisons les ondelettes de Haar illustrées dans la figure (3.19) et l'équation (3.18) comme une fonction de base pour extraire les caractéristiques de la région de l'iris.

$$H(X) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \in [0, 1/2] \\ -1 & \text{si } x \in [1/2, 1] \end{cases} \quad (3.18)$$

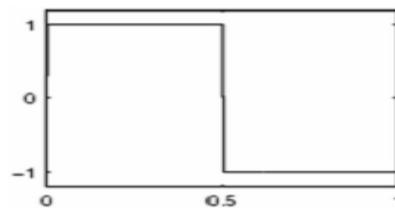


Figure 3.19 Ondelette de Haar.

La figure (3.20) présente les sous-images après la transformation. Les désignations H et L représentent respectivement le filtre passe-haut et le filtre passe-bas et HH indique que le filtre passe-haut est appliqué aux signaux des deux axes (lignes puis les colonnes de la matrice associée à l'image). La texture de l'iris est décomposée sur 4 niveaux, et le vecteur de caractéristiques d'un iris est construit en combinant la sous-image HH4 (4^{ème} niveau) avec l'intensité moyenne des 3 autres sous-images HH1, HH2 et HH3.

Afin de réduire le temps de calcul pour manipuler le vecteur de fonctionnalité, nous quantifions chaque valeur réelle en valeur binaire en convertissant simplement la valeur positive en '1' et la valeur négative en '0' [12].

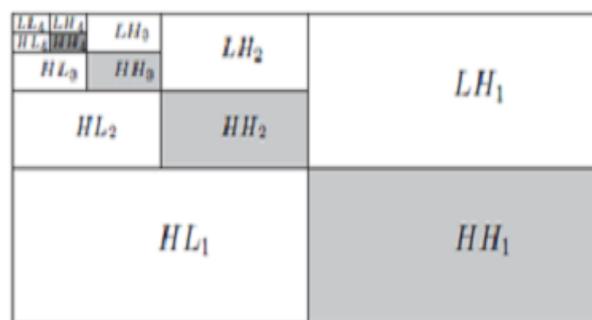


Figure 3.20 Forme de décomposition en sous-bandes par l'ondelette de Haar [15].

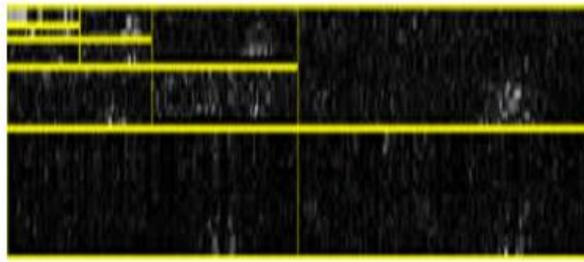


Figure 3.21 Texture d'iris décomposé en sous- images par ondelette de Haar [16].

3.6 PLQ descripteur de base (Local Phase Quantization)

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

$$F_u(x) = \sum_{m \in N_x} h(m-x) f(m) e^{-j2\pi mu^T} = E_u^T f_x \quad (3.19)$$

Où E_u , de taille $= I \times M^2$, est un vecteur de base de 2DWFT avec la fréquence u , et f_x , taille $= M^2 \times N$, est un vecteur contenant les valeurs des pixels d'image dans N_x à chaque position x . La fonction fenêtre, $h(x)$ est une fonction rectangulaire. La transformation est calculée à quatre valeurs de la fréquence,

$$u = [u_0, u_1, u_2, u_3] \text{ où } u_0 = [a, 0]^T, u_1 = [0, a]^T, u_2 = [a, a]^T \text{ et } u_3 = [a, -a]^T. \quad (3.20)$$

La valeur a est la plus haute fréquence scalaire pour laquelle $H_{ui} > 0$. Ainsi, seuls quatre fonctions complexes comme un banc de filtres sont nécessaires pour produire huit images résultantes, composées de 4 images de la partie réelle et 4 images de la partie imaginaire de la transformée. Chaque pixel de l'image complexe résultant peut être codé en une valeur binaire représentée dans l'équation (3.21) en appliquant (the quadrant bit coding) [83].

$$B_{ui}^{Re}(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } F_{ui}^{Re}(x) > 0 \\ 0 & \text{si } F_{ui}^{Re}(x) \leq 0 \end{cases} \quad B_{ui}^{Im}(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } F_{ui}^{Im}(x) > 0 \\ 0 & \text{si } F_{ui}^{Im}(x) \leq 0 \end{cases} \quad (3.21)$$

Ce procédé de codage attribue deux bits pour chaque pixel pour représenter le quadrant dans lequel se trouve l'angle de phase. En fait, il fournit également la quantification de la fonction de phase de Fourier. En général, LPQ est une chaîne binaire, présentée dans l'expression (3.22), obtenue pour chaque pixel par la concaténation des codes quadrant bits réels et imaginaires des huit coefficients de Fourier de u_i .

$$LPQ(x) = [B_{u0}^{Re}(x), B_{u0}^{Im}(x), \dots, B_{u3}^{Re}(x), B_{u3}^{Im}(x)] \quad (3.22)$$

La chaîne binaire est convertie en nombre décimal par l'expression (3.23) pour produire une étiquette de LPQ. La figure (3.22) résume l'ensemble de ces étapes.

$$LPQ(x) = [B_{u_0}^{Re}(x) + B_{u_0}^{Im}(x) \times 2^1 + \dots + B_{u_3}^{Re}(x) \times 2^{K-1} + B_{u_3}^{Im}(x) \times 2^K] \quad (3.23)$$

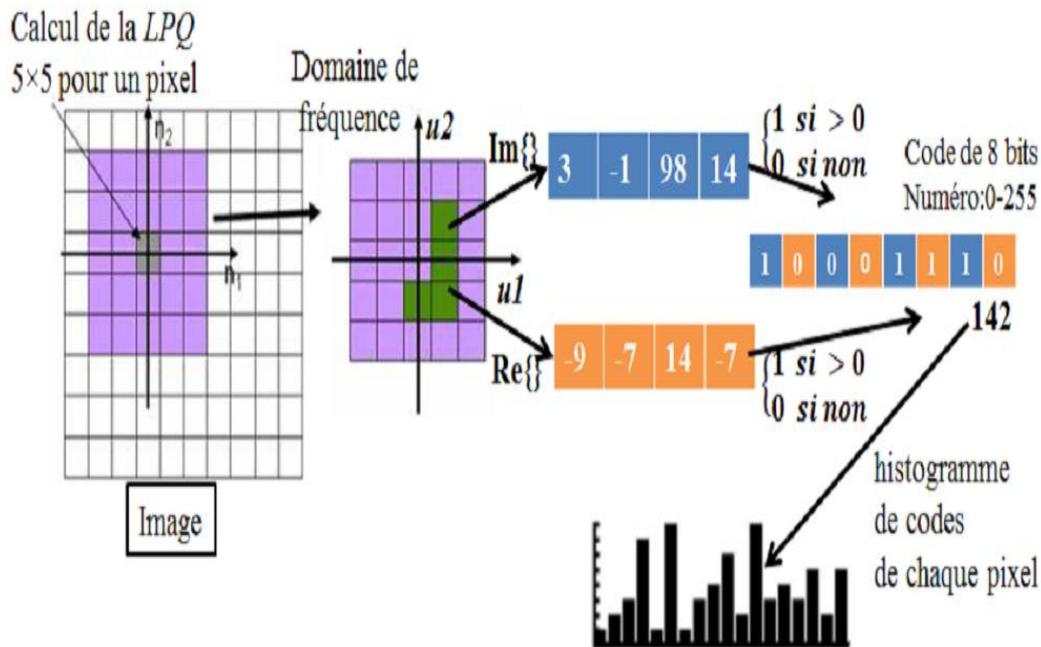


Figure 3.22 Organigramme de l'ensemble des étapes nécessaires à la construction du descripteur LPQ [83].

3.7 Machine à Vecteurs de Support (SVM)

La technique SVM est basée sur l'utilisation de fonction dis noyau (kernel) qui permettent une séparation optimale des données. Pour deux classes d'exemples donnés, le but de SVM est de trouver un classificateur qui va séparer les données et maximiser la distance entre ces deux classes. Avec SVM, ce classificateur est un classificateur linéaire appelé hyperplan.

Il est évident qu'il existe une multitude d'hyperplan valide mais la propriété remarquable des SVM est que cet hyperplan doit être optimal. Nous allons donc en plus chercher parmi les hyperplans valides, celui qui passe «au milieu» des points des deux classes d'exemples. Intuitivement, cela revient à chercher l'hyperplan le «plus sûr». En effet, supposons qu'un exemple n'ait pas été décrit parfaitement, une petite variation ne modifiera pas sa classification si sa distance à l'hyperplan est grande [84].

Formellement, cela revient à chercher un hyperplan dont la distance minimale aux exemples d'apprentissage est maximale. En effet, supposons qu'un exemple n'ait pas été décrit parfaitement, une petite variation ne modifiera pas sa classification si sa distance à

l'hyperplan est grande. Formellement, cela revient à chercher un hyperplan dont la distance minimale aux exemples d'apprentissage est maximale. Parmi les modèles des SVM, nous constatons les cas linéairement séparable et les cas non linéairement séparable. Les premiers sont les plus simples de SVM car ils permettent de trouver facilement le classificateur linéaire. Dans la plupart des problèmes réels il n'y a pas de séparation linéaire possible entre les données, le classificateur de marge maximale ne peut pas être utilisé car il fonctionne seulement si les classes de données d'apprentissage sont linéairement séparables (voir la figure 3.23) [85].

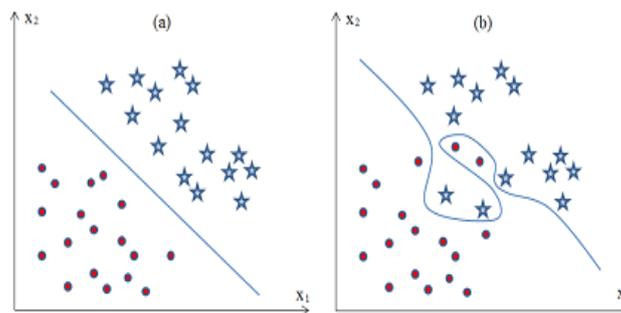


Figure 3.23 Echantillons de données représentés dans un plan sont linéairement séparables et séparés par une ligne droite (a), les échantillons de données représentés dans un plan sont non-linéairement séparables et séparés par une courbe (b) [11].

Pour surmonter les inconvénients des cas non linéairement séparable, l'idée des SVM est de changer l'espace des données. La transformation non linéaire des données peut permettre une séparation linéaire des exemples dans un nouvel espace. On va donc avoir un changement de dimension. Cette nouvelle dimension est appelée «espace de re-description».

En effet, intuitivement, plus la dimension de l'espace de re-description est grande, plus la probabilité de pouvoir trouver un hyperplan séparateur entre les exemples est élevée. Ceci est illustré par la figure (3.24).

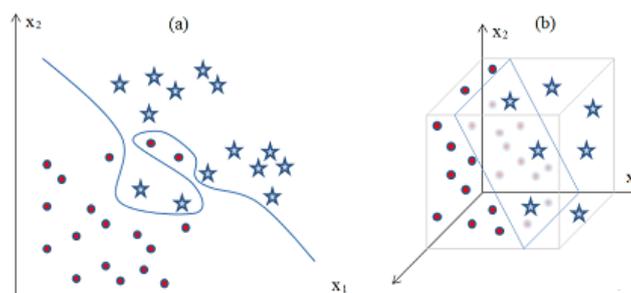


Figure 3.24 (a) Echantillons de données représentés dans un plan sont non-linéairement séparables et séparés par une courbe, (b) plan de séparation après une transformation des mêmes échantillons de données dans l'espace 3D [11].

3.8 La fusion de modalités

Les systèmes multibiométriques sont destinés à reconnaître des personnes à la base d'informations acquises à partir de plusieurs sources biométrique. Sources d'informations et taxonomie des systèmes multibiométriques [86].

Les types de fusion: La fusion d'éléments biométriques peut se référer à de nombreux scénarios différents (Figure 3.25).

a) Systèmes multi-algorithmes: C'est le type de système le plus classique implicitement utilisé par de nombreuses approches. Les caractéristiques sont extraites via différents algorithmes puis fusionnées. La fusion de caractéristiques extraites via un algorithme analysant les textures et un autre la forme d'un caractère biométrique entre dans ce cadre.

b) Systèmes multi-échantillons: Un capteur unique peut capturer plusieurs instances du même caractère biométrique dans le but de rendre plus robuste l'extraction des caractéristiques ou d'enrichir le modèle biométrique d'une personne. C'est le cas, par exemple, de plusieurs captures de visage d'une personne sous différents angles. L'utilisation de vidéos entre également dans ce cadre.

c) Système smulti-capteurs: Plusieurs capteurs permettent de capturer le même caractère biométrique sous différents « angles ». Ainsi la capture d'un visage à l'aide d'une caméra classique et d'une caméra infrarouge entre dans ce scénario. Ce type de système permet notamment la fusion au niveau capteur, ce que ne permettent pas d'autres systèmes comme les systèmes multi-caractères

d) Systèmes multi-instances: Ce type de système permet de capturer plusieurs instances du même caractère biométrique. L'acquisition de plusieurs empreintes digitales via le même capteur est l'exemple typique de ce type de système. Ces systèmes n'entraînent pas de surcoût de capteurs, ni le développement de nouveaux algorithmes. À ne pas confondre avec les systèmes multi-échantillons.

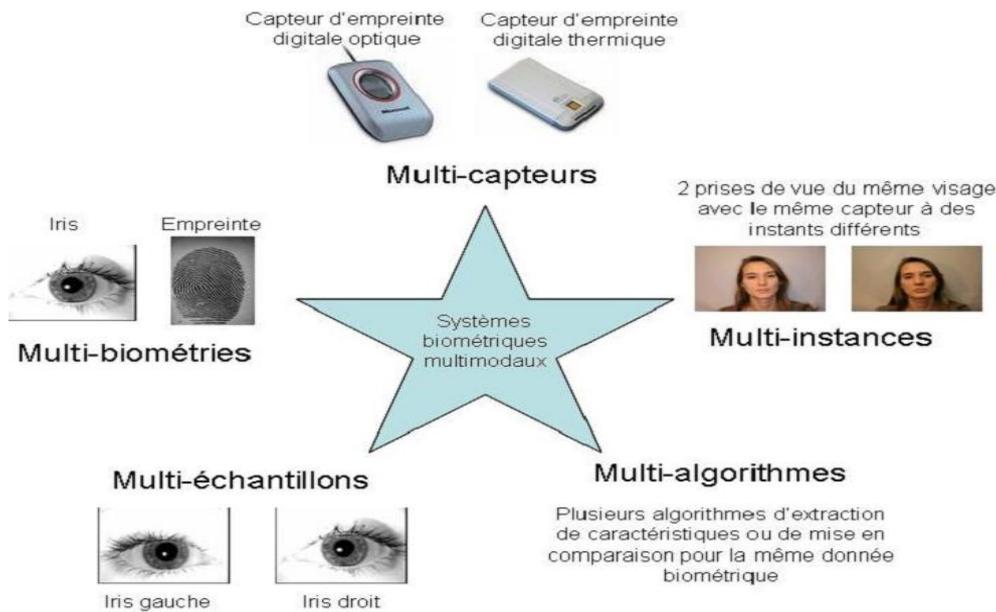


Figure 3.25 Sources de différents types de fusion de traits biométriques [15].

e) **Systèmes multi-caractères**: Ce type de système combine différents traits biométriques d'un individu. Les fusions *visage-iris*, ou *visage-empreinte* digitale font partie de ce type d'approche. Ces systèmes nécessitent différents capteurs ainsi que des algorithmes dédiés à chaque caractère biométrique. Ce type de système a comme principale caractéristique que les caractères biométriques considérés peuvent être plus décorrés que pour les systèmes multi-capteurs.

La fusion de données issues de visages capturés via une caméra en lumière visible et une autre en lumière infrarouge entre dans le cadre des systèmes multi-capteurs, où il est considéré que les deux captures sont issues de modalités différentes. Même si les deux captures sont sensiblement décorrélées (la chaleur émise par un visage n'est pas visible en lumière visible), la fermeture des yeux d'un individu est visible sur les deux modalités.

3.9 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons commencé par l'étude du modèle de reconnaissance de l'iris et fusion. Nous avons ensuite présenté une façon de réduire les limitations des systèmes biométriques monomodaux en combinant plusieurs systèmes menant ainsi à la biométrie multimodale. Les systèmes multimodaux peuvent être de différente nature.

En général et la transformée de Hough (méthode de Canny pour localiser la région de l'iris après l'élimination des reflets sur la pupille) en particulier dans le traitement d'images, puis on a exposé la méthode de la transformation en coordonnées polaire proposé par J-Daugman

pour la normalisation de la région de l'iris. Pour extraire l'information de la texture de l'iris (code d'iris) ou (vecteur caractéristique), on s'est intéressé à la décomposition en ondelettes de Haar qui donne un vecteur de taille fixe plus réduit par rapport au filtre de Gabor (2D) utilisé par J-Daugman. Le vecteur obtenu sera exploité dans la phase de reconnaissance.

Dans le chapitre qui suit, nous introduirons de l'application et résultats obtenus.

4.1 Introduction

Dans ce dernier chapitre, nous présenterons la plate forme logicielle que nous avons implémentée sous l'environnement MATLAB®9.0, qui montre le principe du système complet des reconnaissance d'iris et visage, ainsi qu'une explication des différentes tâches que nous avons réalisées dans le cadre de ce travail depuis le prétraitement, jusqu'à la recherche dans une base de données, en passant par la codification.

Notre but est d'étudier la fusion des scores entre les images 3D visage et Iris. à partir de les base de données CASIA 3D(visage) et CASIA V1(Iris), et de classifier des personnes particulières pour les identifier en temps réel (par exemple dans un système de surveillance (sécurité) et pour permettre certain accès (par exemple accès à une banque, etc...)).

Dans ce chapitre nous allons présenter les différentes étapes de la conception de notre système. Nous développons en suite la partie d'extraction de paramètre.

Finalement, on fusionne les scores extraits à partir de ces deux technique de conversion étudié est appliqué sur les images des visages de la base de données CASIA 3D et base de donnée CASIA V1, et les résultats obtenus sont exposés.

4.2 Présentation des bases d'images

Dans le domaine de reconnaissance par iris, plusieurs bases de données des images d'iris standards sont utilisées, les plus courantes sont les bases de données CASIA (en plusieurs versions) et UBIRIS V1. Les bases sur les quelles nous avons effectué nos tests sont: CASIAV1.0. La clarté des textures de leurs images d'iris est le principal motif de notre choix. La reconnaissance par iris a été un sujet de recherche actif de l'Institut 'Automatisation de l'Académie Chinoise de Sciences (CASIA) [87]. Afin de pallier le manque des images d'iris pour le test d'algorithmes, la base de données CASIA a été développée.

En plus du fait qu'elle est la plus ancienne, cette base est la plus connue, elle est largement utilisée par la majorité des chercheurs. Elle présente peu de défauts (images prises sous lumière proche infrarouge, pas de reflet sur l'image, etc.) et des caractéristiques très proches et homogènes.

4.2.1 Base de données CASIA V1.0

Les images d'iris de CASIA V1.0 ont été capturées à l'aide d'un appareil photo très puissant. Elle contient 756 images d'iris correspondant à 108 individus, ces images ont été

prises sous lumière proche infrarouge (figure 4.1), avec une résolution de 320 x 280 pixels. Ces images sont de très bonne qualité avec des détails de texture d'iris très clairs. Chaque individu contient 7 images d'iris réparties en deux sessions: 3 images pour la première session et 4 pour la deuxième session.



Figure 4.1 L'appareil développé par CASIA pour la collection de la base de données CASIA-IrisV1 [87].

4.2.1.1 Caractéristiques de la base de données CASIA-IrisV1

CASIA, «*Chinese Academy of Science Institute of Automation*», partage une base de données pour des images de l'Iris humain qu'elle a collectée. La base de données CASIA-Iris V1 [87], première base publique a été demandée par plus de 1400 groupes de recherches, de 70 pays des cinq continents. La base de données est considérée comme étant très propre, c'est à dire que les images sont toutes nettes, les Iris sont faiblement couvertes de paupières et de cils. Les images ont aussi subi plusieurs prétraitements avant d'être mises à la disposition des chercheurs, ainsi les images ont été centrées et la pupille colorée en noir, comme montré par la figure (4.2).

Dans ce présent travail nous avons utilisé la base de données des images CASIA -IrisV1, sa répartition en classes est composée principalement par les images Iris des personnes asiatiques. Chaque classe de l'Iris est composée de 7 échantillons du même œil. Le tableau (4.1) montre les caractéristiques de la base de données CASIA-IrisV1:

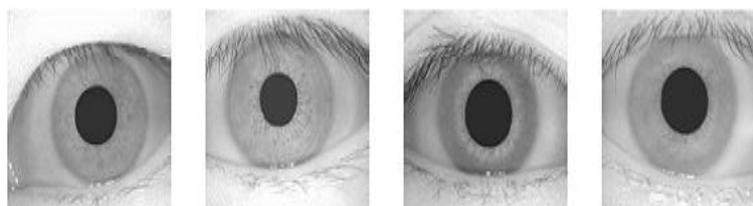


Figure 4.2 Exemples d'images d'iris de la base de données CASIA V1.

Tableau 4.1 Statistiques de CASIA V1.0.

<i>Caractéristiques</i>	<i>CASIA V1.0</i>
Capteur	Interne
Environnement	Interne
Nombre de personnes	108
Session	2
Nombre de classes	216
Nombre d'échantillons dans la base de données	756
Résolution	320 x 280
Format	bitmap
La taille d'une image en octet	Vers 88.5ko
Caractéristiques	Très bonne qualité d'images avec des détails de texture d'iris clairs

4.2.1.2 Organisation de la Base de données CASIA-IrisV1

La base de données CASIA-IrisV1 contient 108 dossiers, le nom de chaque dossier est unique, et désigne une classe qui correspond à une personne spécifiée, les images de chaque classe sont renommées par un code décimale représente une certaine propriété utile liée à l'image, tel que l'adresse des images, en spécifiant la session, et l'appartenance à une classe. C'est-à-dire sont stockées sous la forme suivante:

XXX_A_B.bmp

avec

XXX: l'identifiant unique de l'œil, allons de 000 à 108.

A: l'indice qui désigne la session.

B: l'indice de l'image dans la session. Vont de 1 à 3 dans la première session, et de 1 à 4 dans la deuxième session.

Alors «**XXX_A_B.bmp**» signifie l'image Iris de l'indice **B** dans la session **A** de la classe **XXX** de format bitmap.

4.2.1.3 Répartition de la base de données

La base de données CASIA-IrisV1, contient 756 images Iris. Notre base de données sera répartie comme suit:

Tableau 4.2 Protocole de CASIA-IrisV1.

	<i>N° images</i>	<i>positions</i>
Apprentissage	324 images	001_1_1, 001_2_2, 001_1_3
Client	324 images	001_2_1, 001_2_2, 001_2_3
Imposteur	108 images	001_2_4

4.2.2 Base de données UBIRIS.V1

UBIRIS.V1 est une base de données qui a été pensée pour tester la robustesse des algorithmes de reconnaissance d'Iris aux différents types de dégradations de qualité d'images d'Iris. Dans ce but, plusieurs variations des conditions d'acquisition et diverses dégradations des images (illumination, contraste, réflexion, etc) ont été introduite dans cette base de données. Elle contient 1877 images, et de résolution «400x300» de 241 personnes capturées en deux sessions. Voir figure (4.3). Le mode d'acquisition choisi était sous la lumière visible, les images sont aussi disponibles en couleur sous deux résolutions possibles: «800x600» et «200x150». Le grand point faible de cette base de données est qu'elle a été acquise en lumière visible et ne peut donc être utilisé e pour évaluer des systèmes développés sur des images en infrarouge [88].

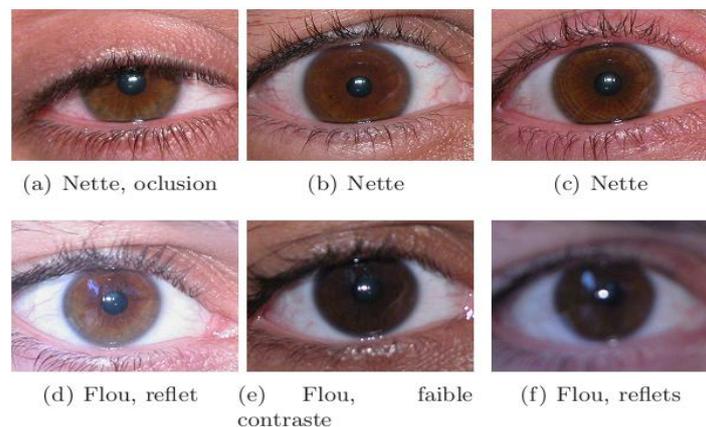


Figure 4.3 Exemples d'images d'iris de la base de données UBIRIS V1[88].

Tableau 4.3 Statistiques de UBIRIS.V1

<i>Caractéristique</i>	<i>UBIRIS.V1</i>
Capteur	Nikon E5700
Environnement	Interne
Nombre de personnes	241
Session	2
Nombre de classes	5
Nombre d'échantillons dans la base de données	1877
Résolution	800x600 et 200x150
Format	jpg
La taille d'une image en octet	Vers 248 ko
Caractéristiques	Acquise en lumière visible, couleur.

4.2.3 Présentation de la base de données CASIA 3D V4

La base de données CASIA-3D (format WRL) contient 123 personnes différentes ayant 37 ou 38 individus (modèles). La figure (4.4), représente la capture des scènes de la base de données CASIA-3D. Pour chaque scan, une image d'intensité 2D et une image profondeur 3D pour chaque individu sont générées. Dans CASIA-3D, nous considérons plusieurs variations des poses, des expressions, des illuminations, des variations combinées des expressions sous illuminations et des poses sous expressions (Voir figure 4.5, 4.6, 4.7). Pour démontrer l'efficacité de notre méthode de détection proposée, nous utilisons 15 modèles à chaque personne: 5 images avec des variations d'illumination, 5 images avec des variations d'expressions (rire, sourire, la colère, la surprise, l'œil fermé), 5 images avec des variations d'expressions sous des variations d'illumination.



Figure 4.4 Capture des scènes de la base de données CASIA-3D



Figure 4.5 Variations d'expression dans la base de données CASIA-3D.

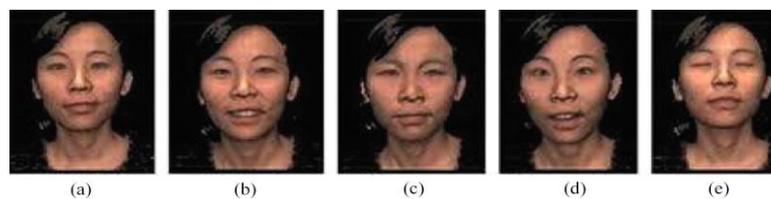


Figure 4.6 Variations d'illuminations dans la base de données CASIA-3D.



Figure 4.7 Variations de poses dans la base de données CASIA-3D

Dans l'étape de détection, 5 modèles pour chaque individu sont utilisés:

- Deux images frontales avec une expression neutre.
- Deux images frontales avec expressions (rire et sourire).
- Une seule image avec le geste aléatoire choisi par l'utilisateur.

Le protocole utilisé pour la reconnaissance de visages est le suivant:

Tableau 4.4 Protocole de visage

Dataset	Protocole 1 (phase 1)	
	Client	Imposteurs
Apprentissage	500 images (1, 4, 8, 9, 10)	0 images
Evaluation	500 images (2, 6, 7, 14, 15)	195 images (1:15)
Test	500 images (3, 5, 11, 12, 13)	150 images (1:15)

Dans notre expérience, les 123 personnes sont séparées en deux classes, les clients et les imposteurs. La classe client contient 100 personnes et la classe imposteur est subdivisé en 13 imposteurs pour l'évaluation et 10 imposteurs pour le test.

Dans l'ensemble d'apprentissage, nous avons 100 personnes avec 5 images (1, 4, 8, 9, 10) comme des clients, cet ensemble ne contient pas des imposteurs (0 image). Dans l'ensemble d'évaluation, la classe client contient les mêmes 100 personnes de l'ensemble d'apprentissage, mais avec 5 autres conditions (2, 6, 7, 14, 15).

La classe imposteur dans l'ensemble d'évaluation contient 13 personnes avec toutes les 15 images (1:15). Dans l'ensemble de tests, la classe client contient les mêmes 100 personnes de l'ensemble de l'apprentissage, mais avec 5 autres conditions (3, 5, 11, 12, 13).

La classe imposteur dans l'ensemble de tests contient 10 personnes avec toutes les 15 images (1:15). Selon la même manière pour la deuxième expérience, mais dans le protocole 2, nous avons ajouté les différentes variantes de pose (16, 17, 18, 20, 21).

4.2.4 Bases de données biométriques multimodales

L'implémentation de notre approche nécessite la création d'un corpus multimodal que nous avons utilisé dans nos expériences. On doit créer une base de données multimodale à N individus virtuels. On notera la difficulté de trouver des bases multimodales réelles.

A partir des bases de données précédentes; on a pu élaborer un corpus de 30 individus. Les modalités de chaque individu sont prises indépendamment. Nos bases de données référentielles sont donc: DB1-CASIA, DB2-CASIA, DB3-CASIA et DB4-CASIA



Figure 4.8 Exemple de base de données multimodale [89].

a) Images de visages en niveaux de gris, b) images en lumière visibles de l'iris en niveaux de gris, c) composante bleue des images du visage, d) images infra-rouges de l'iris en niveaux de gris.

4.2.4.1 Classification

Dans nos expériences, deux méthodes de classifications ont été utilisées: classification par calcul de distance et classification en utilisant SVM.

4.2.4.2 Taux de Vérification

Dans le domaine de la classification et la reconnaissance des motifs, nous avons besoin d'un critère de précision. Il existe deux types d'erreurs dans un système biométrique. Le premier, dénommé «faux rejet», a lieu lorsque le système considère une caractéristique d'un utilisateur authentique comme celle d'un imposteur (rejet de la transaction de reconnaissance). Le deuxième type, dénommé «fausse acceptation», a lieu lorsque le système considère une caractéristique d'un imposteur comme celle d'un utilisateur authentique, (acceptation de la transaction de reconnaissance). La décision d'acceptation et de rejet de la transaction d'authentification s'effectue par la comparaison de la valeur du score de comparaison des deux exemplaires par rapport à une valeur prédéfini dite seuil de décision. En cumulant les erreurs associées à ces décisions, nous calculons les taux d'erreur correspondant à ces deux types d'erreurs [89]. Le taux de faux rejets, dénommé: FRR (False Rejection Rate), est le pourcentage de comparaisons authentiques qui ont été rejetées. Le taux de fausses acceptations, dénommé: FAR (False Acceptance Rate), est le pourcentage de comparaisons non-authentiques (d'imposteurs) qui ont été acceptées (voir la figure 4.9).

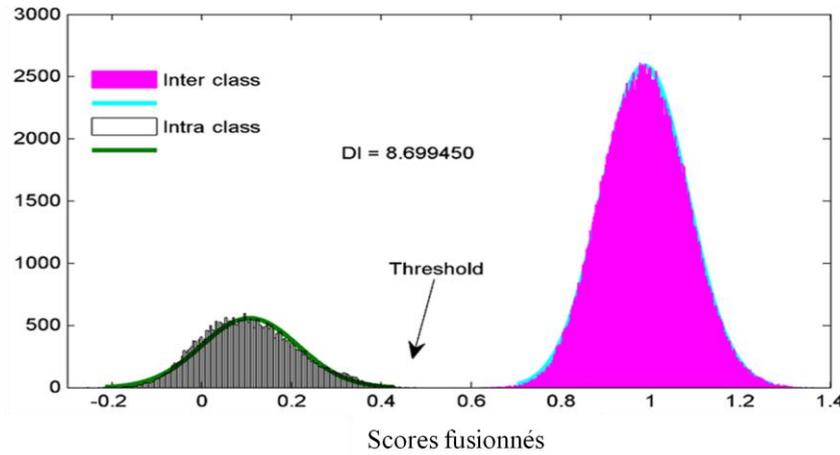


Figure 4.9 Distribution de l'histogramme des scores fusionnés.

4.3 Présentation de notre système de reconnaissance multimodale basé sur la fusion

4.3.1 Les systèmes multimodaux

Les systèmes multimodaux associent plusieurs systèmes biométriques et nécessitent donc l'acquisition et le traitement de plusieurs données. L'acquisition et le traitement peuvent se faire successivement, on parle alors d'architecture en série, ou simultanément, on parle alors d'architecture en parallèle.

L'architecture est en réalité surtout liée au traitement. En effet, l'acquisition des données biométriques est en général séquentielle pour des raisons pratiques. Il est difficile d'acquérir en même temps une empreinte digitale et une image d'iris dans de bonnes conditions. Il existe cependant certains cas où les acquisitions peuvent être faites simultanément lorsque les différentes données utilisent le même capteur par exemple les capteurs d'empreintes multi-doigts qui permettent d'acquérir plusieurs doigts simultanément ou même les empreintes palmaires. L'architecture est donc en général liée au traitement et en particulier à la décision. En effet la différence entre un système multimodal en série et un système multimodal en parallèle réside dans le fait d'obtenir un score de similarité l'issue de chaque acquisition (fusion en série) ou de procéder à l'ensemble des acquisitions avant de prendre une décision (fusion en parallèle).

4.3.2 Schéma général de l'approche multimodale

Nous avons implémenté deux systèmes biométriques multimodaux avec une fusion au niveau des caractéristiques et une fusion au niveau des scores. La fusion des caractéristiques consiste en une simple concaténation des deux vecteurs de caractéristiques normalisés

(visage et l'iris). Dans la fusion au niveau des scores, les résultats obtenus des M modules de comparaison sont M ensembles de N scores, où N représente le nombre de clients enregistrés dans la base de données des modèles. Ces scores de correspondance individuels sont combinés ensuite utilisés pour prendre la décision finale. La chaîne de traitement présentée dans figure (4.10), illustre notre choix de fusion.

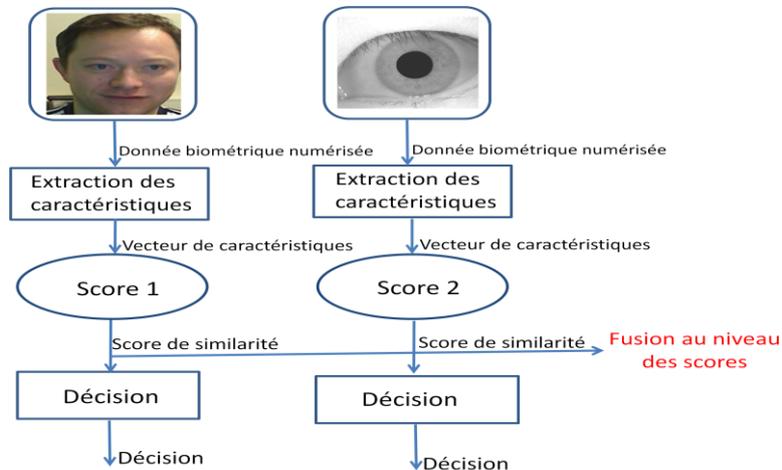


Figure 4.10 Niveaux de fusion

4.3.3 Schéma général de l'approche bimodale proposée

Le modèle que nous proposons est représenté sur la figure (4.11). Nous réalisons une fusion Min-Max au niveau des scores, la méthode de réduction de données est effectuée avec la PCA suivie de l'EFM. La classification est assurée par le SVM. Les descripteurs du visage et de l'iris seront détaillés par la suite.

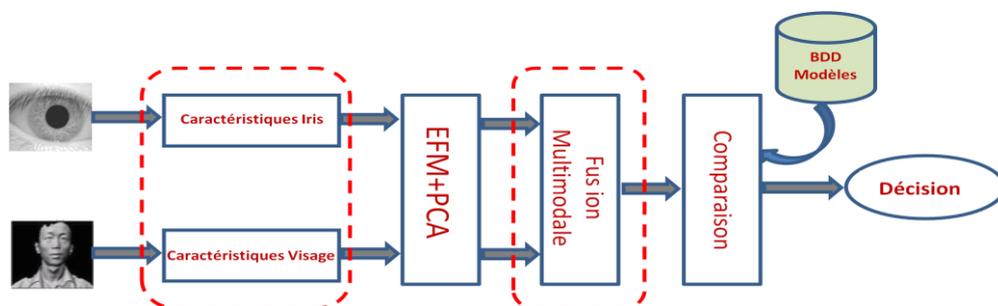


Figure 4.11 Notre système bimodale Iris et Visage

4.4 Système de reconnaissance d'iris

Dans cette section nous concevons toutes les étapes nécessaires à la reconnaissance de l'iris. Dans notre modèle les signatures de l'iris sont fusionnées à celles du visage. Pour cela, nous réalisons toutes les phases de prétraitement, segmentation, normalisation, extraction de

la signature biométrique de l'iris puis sa réduction. La signature ainsi réduite par l'ACP EFM sera fusionnée à la signature réduite du visage.

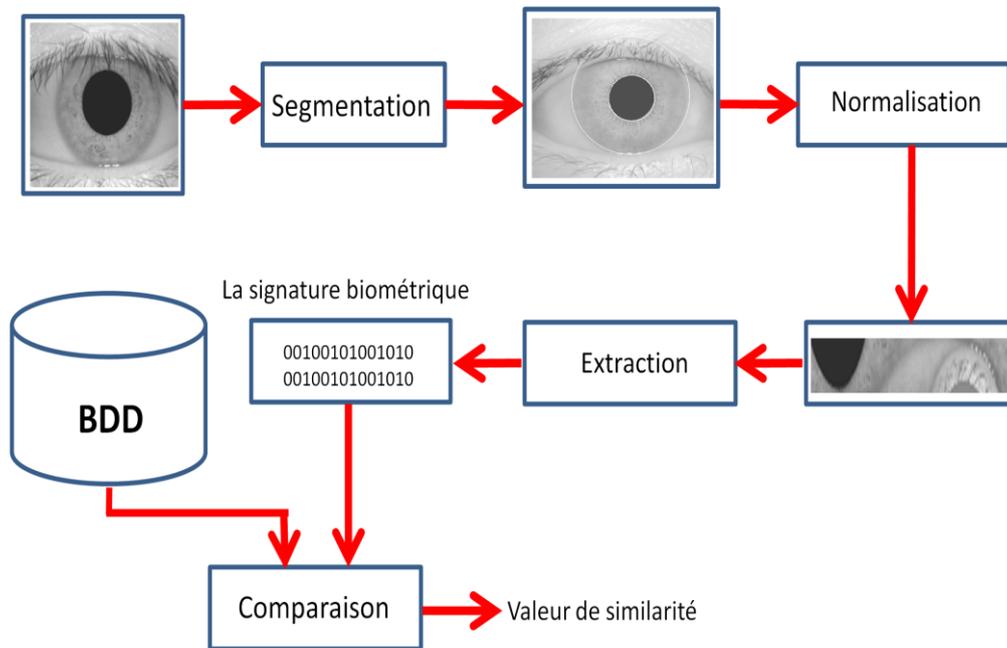


Figure 4.12 Etapes de la reconnaissance par l'iris.

4.4.1 Segmentation

Cette phase consiste à segmenter l'image de l'iris par la transformée de Hough et à normaliser en appliquant une transformation polaire. Ces deux opérations sont nécessaires pour l'étape d'extraction des caractéristiques (figure 4.13).

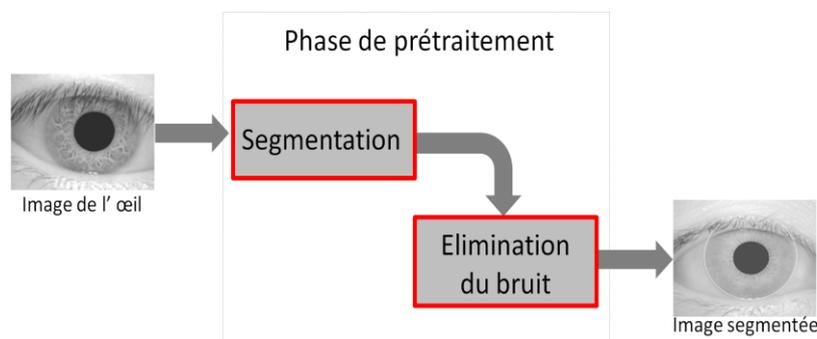


Figure 4.13 Principe de prétraitement de l'iris.

4.4.2 Procédure complète de segmentation de l'iris de l'œil

La première étape du procédé de traitement de l'information qui se trouve dans l'image d'un œil est de localiser la pupille et l'iris.

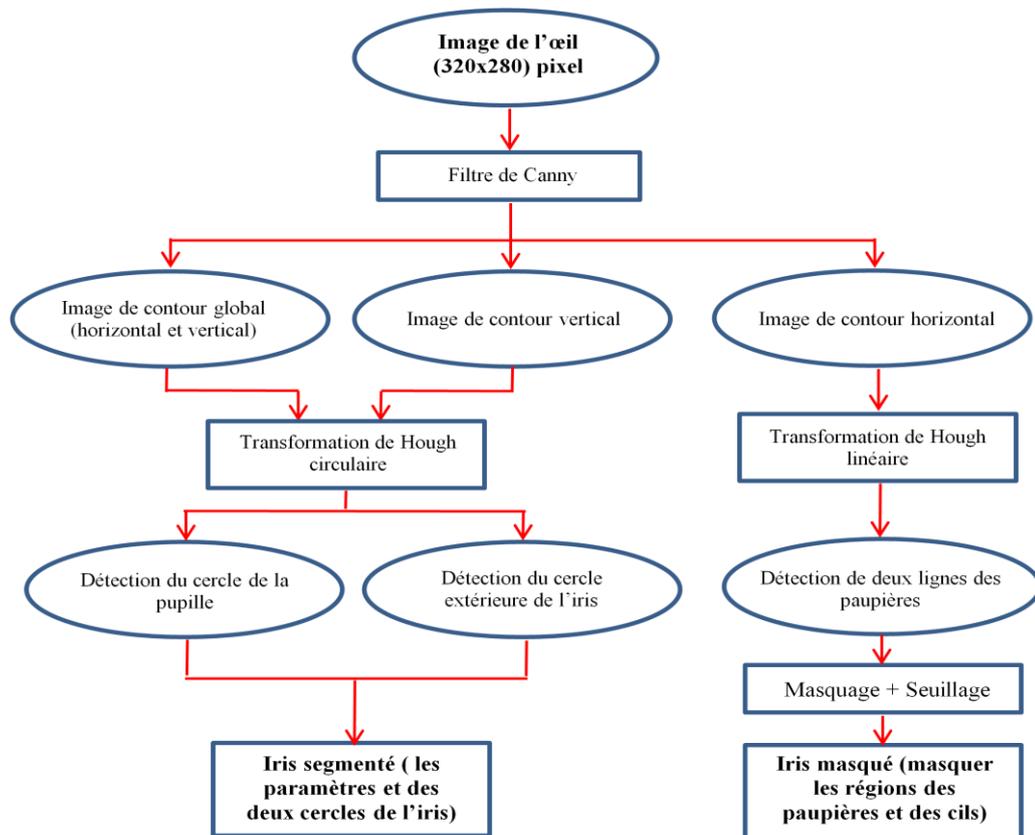


Figure 4.14 Diagramme du processus de segmentation de l'iris de l'œil.

4.4.3 Localisation de la pupille

La localisation de la pupille dans l'image est une phase très importante. Si on la connaît, on peut diminuer la taille de la zone de recherche et donc augmenter la vitesse d'exécution et diminuer l'erreur. De plus, le niveau de gris de la pupille est le plus bas dans l'image et ne varie pas beaucoup. Donc, la région de la pupille est la plus facile à détecter dans l'image. On peut faire un simple seuillage pour obtenir cette région.

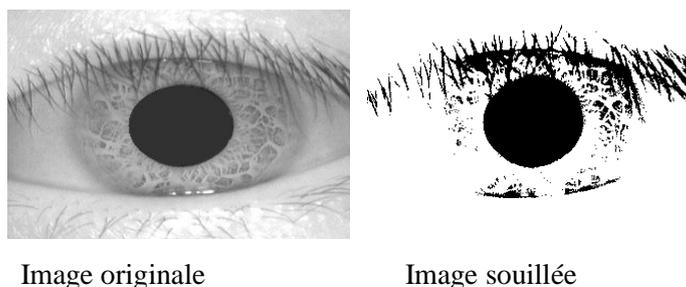


Figure 4.15 Localisation de la région de la pupille

Pourtant, lorsque nous avons appliqué le seuillage, nous avons rencontré un problème. Nous avons obtenu dans l'image binaire non seulement la région de la pupille mais aussi celle des

cils. Chaque cil est svelte. Normalement, on pourrait faire une érosion pour supprimer ou séparer les régions présentant des cils dans image binaire.

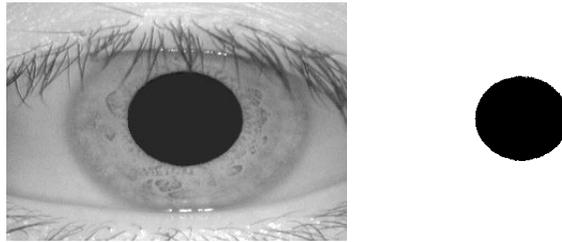


Figure 4.16 Isolation de la pupille

4.4.4 Recherche du centre et contour de la pupille

L'étape de localisation de la pupille et la suppression des reflets étant très importante, toutes les étapes suivantes se sont basées sur ses résultats (Algorithme de détection de contours de Canny). Alors si on s'est trompé, on détectera de mauvais contours de pupille et d'iris.

Filtre de Canny permet d'obtenir une image où les contours sont en blanc sur un fond noir.

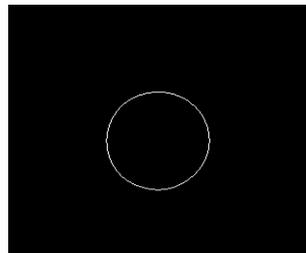


Figure 4.17 Détection du contour de la pupille

4.4.5 Recherche du contour (périoculaire, pupille, iris) et rayon de l'iris

La détection du cercle intérieur de l'iris (le bord iris-pupille) effectuée, on recherche le bord extérieur de l'iris, qui est modélisé par un cercle. Détection des contours de Canny, Elle fournit le rayon exact du bord extérieur de l'iris, ainsi que les coordonnées du centre.

Détection de contours périoculaire, pupille et iris : En utilisant sigma comme écart type du filtre gaussien. La figure (4.18) montre les contours détectés pour différentes valeurs de sigma.

Les images de la deuxième catégorie contiennent de fortes occlusions de paupières (l'image (b) de la Figure 4.20) et des obscurcissements de l'œil par des cils parfois alignés devant la région de l'iris (l'image (c) de la Figure 4.20).

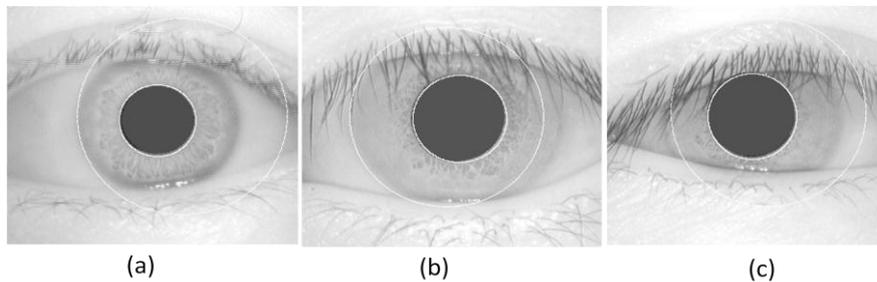


Figure 4.20 Exemples des échecs de segmentation d'images de la bases de données CASIA Iris V1

Le taux de mauvaises détections de l'iris est comptabilisé. Nous obtenons six mauvaises détections de l'iris sur la totalité de la base de données (756 images de 108 personnes). Cette erreur est du:

- la forme non circulaire de l'iris dans certains cas. Pour remédier à ce problème, des techniques basées sur les contours actifs sont utilisées (figure 4.21).

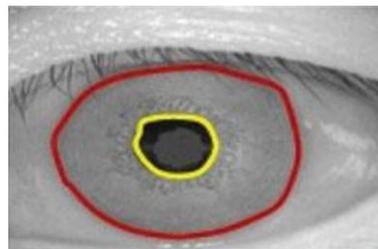


Figure 4.21 Illustration des contours actifs de l'iris

- le mouvement de l'iris: certaines méthodes de tracking résolvent en général cet inconvénient;
- le bruit causé par les larmes, les cils, maquillage...la solution réside dans les techniques de débruitage (ondelettes et autres)

4.4.6 Normalisation la région de l'iris

Après avoir obtenu les cercles les plus proches des contours finaux, nous utilisons la méthode proposée par Daugman pour générer les images normalisées d'iris.

Déroutement : Une fois que la région d'iris est segmentée avec succès, la prochaine étape doit transformer la région d'iris à une région de dimensions fixe afin de permettre des comparaisons. Nous procédons à la phase de déroulement en utilisant la transformation polaire proposée par Daugman (figure 4.22). Cette phase consiste à transformer la couronne

représentant l'iris en rectangle ou bande. Cette opération tend à supprimer l'information non-utile et ensuite la remise en forme matricielle de l'information utile.

$$I(x(r, \theta), y(r, \theta)) \rightarrow I(r, \theta) \quad (4.1)$$

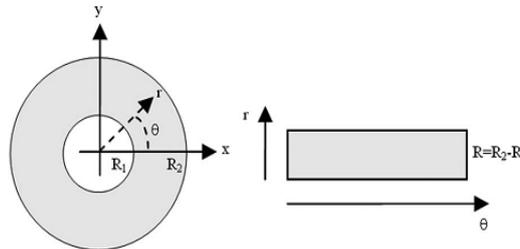


Figure 4.22 Normalisation la région de l'iris

Avec I est une image d'iris. Le procédé de normalisation décrit auparavant est parfaitement réussi et voilà quelques résultats de ce procédé de déroulement montrés sur la figure ci-dessous. Les dimensions de l'image déroulées sont fixées à 240*20 pixels. Cette image est ensuite égalisée pour augmenter le contraste de la texture

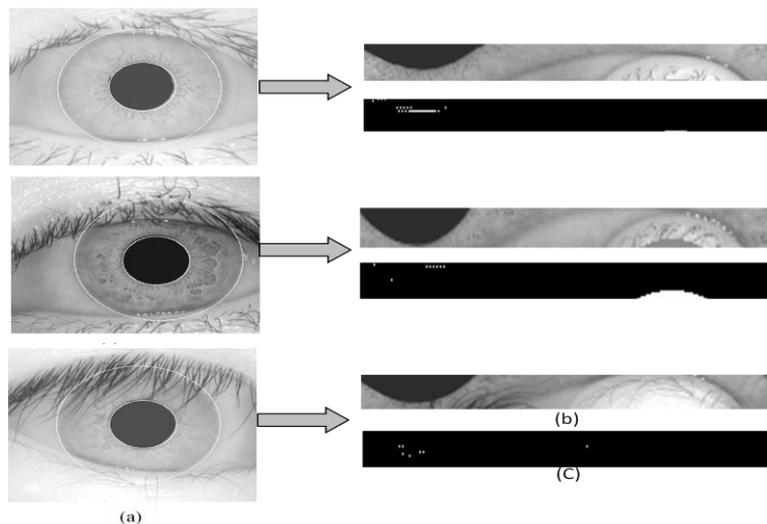


Figure 4.23 Localisation et normalisation de l'image d'Iris, (a) Localisation, (b) Normalisation, (c)Mask, (La largeur de l'image représente la variation sur l'axe angulaire alors que la hauteur représente les variations sur l'axe radial)

4.4.7 Egalisation d'histogramme (enhancement)

Afin d'obtenir une image bien-distribuée de texture, nous améliorons le contraste de l'image au moyen de l'égalisation d'histogramme discutée précédemment, seulement la texture d'iris est considérée dans l'égalisation d'histogramme, ceci signifie que la région de paupières et de cils sont sautées. Représentée par la formule (4.2), cette étape du schéma

consiste à rendre l'histogramme de l'image aussi uniforme que possible afin de donner une chance d'apparition équiprobable pour tous les niveaux de gris des pixels

$$f_{egal}[x, y] = 2^D - 1 * \frac{HC(f[x, y])}{w.h} \quad (4.2)$$

Avec :

- D : dynamique.
- (w, h) : la dimension de l'image.
- $HC(f[x, y])$: l'histogramme cummulé.

Les régions blanches qui représentent ou des paupières ou des cils sont remplacées par région noire, puisque la valeur d'intensité de la couleur noire est 0. Le résultat d'améliorer le contraste est montré ci-dessous dans la figure (4.24). Nous pouvons voir qu'une texture plus fine d'iris devient plus claire.



Figure 4.24 Résultat final de l'étape de prétraitement (Enhancement).

Pour arriver à identifier les personnes, nous devons tout d'abord choisir parmi les paramètres contenus dans l'iris, ceux les plus pertinents, et ensuite procéder au codage de cette information afin de comparer les images entre elles. L'extraction de paramètres caractéristiques de l'iris se traite généralement en utilisant les filtres de Gabor. Pour extraire les caractéristiques, le modèle de l'iris normalisé est codé par les ondelettes de Log-Gabor 1-D. Les ondelettes Log-Gabor sont représentées comme suit:

$$G(f) = \exp\left(\frac{-(\log(f/f_0))^2}{2(\log(\sigma/f_0))^2}\right) \quad (4.3)$$

f_0 : est la fréquence centrale, σ : la largeur de bande du filtre.

Nous partagerons les images de l'iris normalisées initialement à deux dimensions en signaux d'une dimension qui, à travers les ondelettes de Gabor 1-D (formule 4.3) sont filtrés. Notons que Chaque ligne du modèle d'iris normalisé est considérée comme un signal 1D (chaque ligne correspond à un anneau circulaire sur la région de l'iris). Le signal de sortie du filtrage est ensuite démodulé et la phase est quantifiée en utilisant la méthode de Daugman. La sortie est une phase quantifiée à quatre niveaux (voir figure 4.25), un pour chaque quadrant dans le plan complexe et chaque filtre produit deux bits de données pour chaque phase. Les valeurs de phase de tous les pixels de l'image de l'iris normalisée $240*20$ sont alors

quantifiées à quatre niveaux de telle sorte que chaque pixel soit représenté avec 2 bits, produisant d'une signature binaire de taille 240×20 .

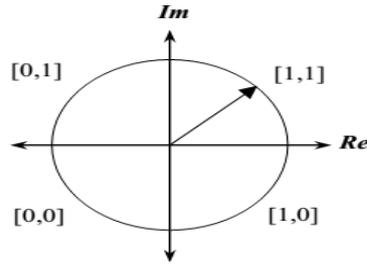


Figure 4.25 Quantification de phase.

4.5 Application du SRI sur la base de données UBIRIS V1

UBIRIS.V1 [88] est une base de données pour tester la robustesse des algorithmes de reconnaissance d'Iris aux différents types de dégradations de qualité d'images d'Iris. Dans ce but, plusieurs variations des conditions d'acquisition et diverses dégradations des images (illumination, contraste, réflexion, etc) ont été introduites dans cette base de données. Elle contient 1877 images, de résolution «400x300» de 241 personnes capturées en deux sessions. Elle est acquise en lumière visible et couleur. Le schéma du prétraitement et de l'extraction de caractéristiques de l'image de l'iris de la BDD UBIRIS 1 est présenté sur la figure (4.26).

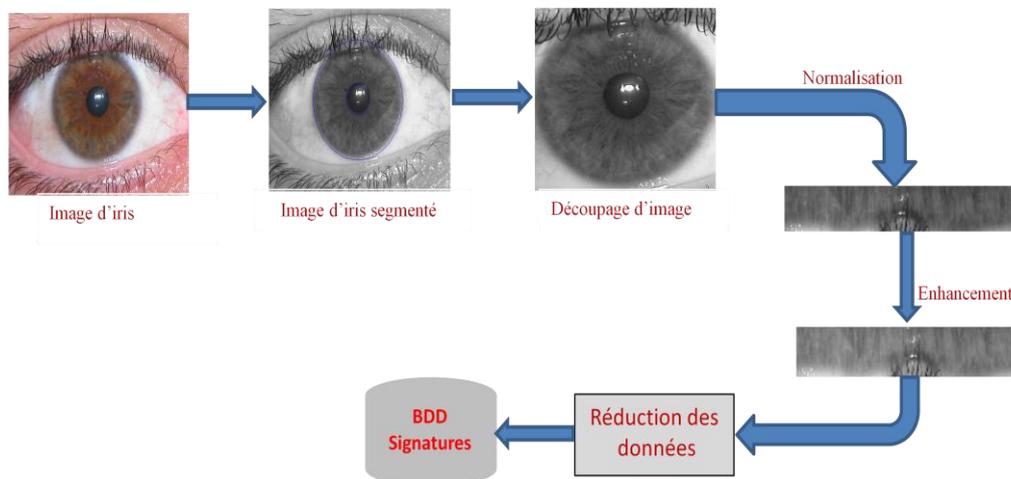


Figure 4.26 Etapes du prétraitement et extraction des caractéristiques de l'image UBIRIS V1.

Dans ce qui suit nous appliquons plusieurs descripteurs sur la BDD UBIRIS V1 couleur. Le descripteur qui a donné les meilleurs résultats est la TH (Transformation de Hough) pour décrire la texture de l'iris de la BDD UBIRIS V1 Couleur. Nous réalisons donc notre fusion

bimodale (visage et iris) à base de ce descripteur pour l'iris. Les résultats de performance de notre système de reconnaissance d'iris se trouvent sur le tableau 4.5 et les courbes ROC de la figure (4.27).

L'algorithme de Hough est utilisé dans le cas de nos images. Il sert à segmenter la région de l'iris en détectant les cercles de la pupille et de l'iris. Quelques images de l'application TH sur base de données UBIRIS.

Tableau 4.5 Performances de méthode par transformée de Hough

TEE%	TV%	Np
2.5794	94.8413	30
2.5794	94.8413	40
2.5794	94.8413	50
2.5794	94.8413	60
2.3810	95.2381	70
2.3810	95.2381	80
2.3810	95.2381	90
2.3810	95.2381	100
2.1825	95.6349	110
1.9841	96.0317	120
1.7857	96.4286	130
0.9921	98.0159	140
0.9921	98.0159	150
0.9921	98.0159	160
2.5794	94.8413	170
2.5794	94.8413	180
2.5794	94.8413	190
2.5794	94.8413	200

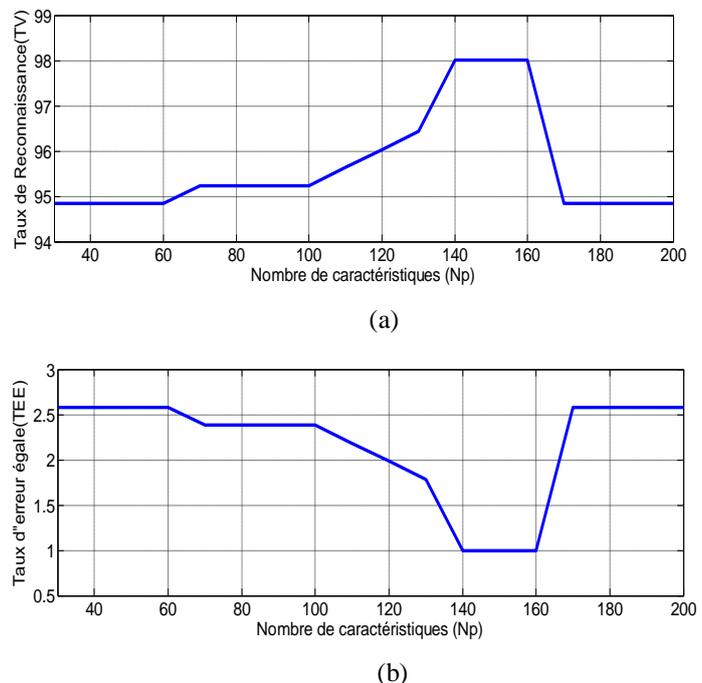


Figure 4.27 Courbes ROC dans le cas de la transformée de Hough (UBIRIS V1)

(a) courbe de TV en fonction des nombres de paramètres ;
(b) courbe de TEE en fonction des nombres de paramètres ;

Le taux de vérification évolue en fonction du nombre de caractéristique (Np) d'images, plus ce nombre de paramètre augmente, plus le taux d'identification augmente. A noter le nombre de paramètre (Np) entre (140-160), le taux de vérification (TV=98.0159%). et un TEE=0.9921%. Le taux de vérification est satisfaisant.

4.6 Application du SRI sur la base de données CASIA V1

Sur la BDD CASIAV1 nous étudions la validité de trois descripteurs: le calcul d'histogramme, la transformation de Hough (TH) et la méthode Log Gabor. Ces descripteurs sont soumis au SRI (Système de Reconnaissance d'Iris) et les résultats sont donc validés sur la BDD CASIA V1.

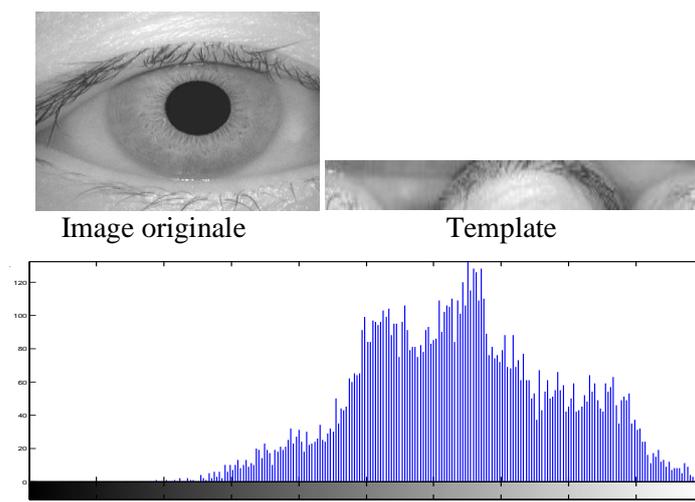
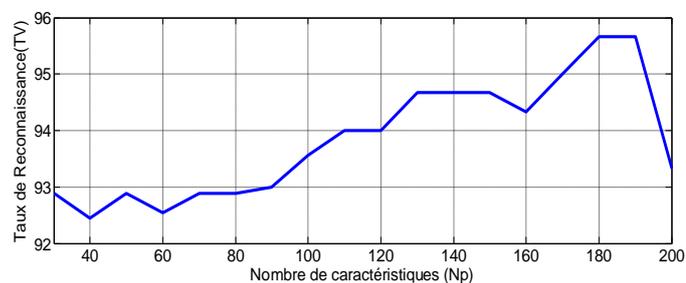


Figure 4.28 Histogramme de l'image d'iris.

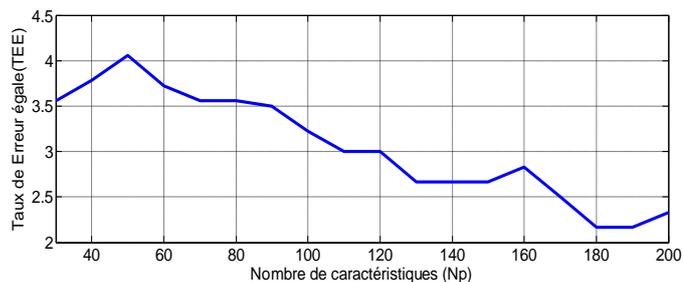
4.6.1 Performances de méthode par Wildes (transformée de Hough) d'iris

Tableau 4.6 Performances de méthode par Wildes d'Iris

TEE%	TV%	Np
3.5565	92.8869	30
3.7798	92.4405	40
4.0595	91.8810	50
3.7262	92.5476	60
3.5595	92.8810	70
3.5595	92.8810	80
3.5030	92.9940	90
3.2232	93.5536	100
3.0000	94.0000	110
3.0000	94.0000	120
2.6667	94.6667	130
2.6667	94.6667	140
2.6667	94.6667	150
2.8333	94.3333	160
2.5000	95.0000	170
2.1667	95.6667	180
2.1667	95.6667	190
3.3333	93.3333	200



(a)



(b)

Figure 4.29 Courbes ROC dans le cas de la transformée de Hough

(a) courbe de TV en fonction des nombres de paramètres ;

(b) courbe de TEE en fonction des nombres de paramètres ;

Le taux de vérification évolue en fonction du nombre de caractéristique (Np) d'images, plus ce nombre de paramètre augmente, plus le taux d'identification augmente. A noter le nombre de paramètre (Np) entre (180-190), le taux de vérification (TV=95.6667%) et un (TEE=2.1667%). Le taux de vérification est satisfaisant.

4.6.2 Performances de méthode par Histogramme d'iris

Tableau 4.7 Performances de méthode par histogramme d'Iris

TEE%	TV%	Np
2.7976	93.4048	30
3.3929	93.2143	40
3.3929	93.2143	50
3.2262	93.5476	60
3.3929	93.2143	70
3.0595	93.8810	80
3.0595	93.8810	90
3.3571	93.2857	100
2.8929	94.2143	110
2.7262	94.5476	120
2.7262	94.5476	130
2.7262	94.5476	140
2.8929	94.2143	150
2.7262	94.5476	160
2.2262	95.5476	170
2.3929	95.2143	180
1.8333	96.3333	190
1.6667	96.6667	200

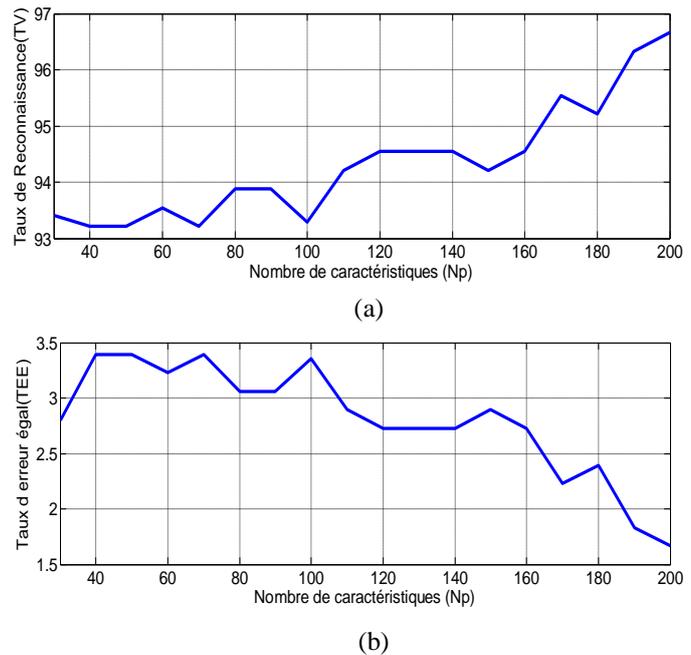


Figure 4.30 Courbes ROC dans le cas du calcul d'Histogramme

(a) courbe de TV en fonction des nombres de paramètres ;

(b) courbe de TEE en fonction des nombres de paramètres ;

Le taux de vérification évolue en fonction du nombre de caractéristique (Np) d'images par individu, plus ce nombre de paramètre augmente, plus le taux d'identification augmente. A noter le nombre de paramètre ($Np=200$), le taux de vérification ($TV=96.6667\%$) et un ($TEE=1.6667\%$). Le taux de vérification est satisfaisant.

4.6.3 Performances de méthode par Log-Gabor

Pour extraire les caractéristiques, le modèle de l'iris normalisé est codé par les ondelettes de Log-Gabor 1-D.

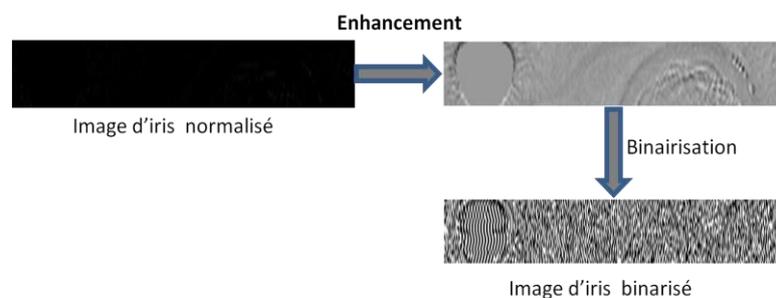


Figure 4.31 Normalisation et codage de l'Iris.

Une fois la signature de l’iris obtenue nous la soumettons au système de reconnaissance d’iris et les taux de performances pour la méthode Log-Gabor sont calculés. Les résultats obtenus sont résumés dans le tableau (4.8) et figure (4.31).

Tableau 4.8 Performances de méthode par Log-Gabor

TEE%	TV%	Np
13.7470	72.5060	30
13.0268	73.9464	40
12.4762	75.0476	50
12.3065	75.3869	60
11.9732	76.0536	70
11.5804	76.8393	80
11.2500	77.5000	90
10.9137	78.1726	100
10.5833	78.8333	110
10.1339	79.7321	120
6.5149	86.9702	130
5.9018	88.1964	140
5.3452	89.3095	150
4.3988	91.2024	160
3.5655	92.8690	170
2.2262	95.5476	180
0.5000	99.0000	190
0.5000	99.0000	200

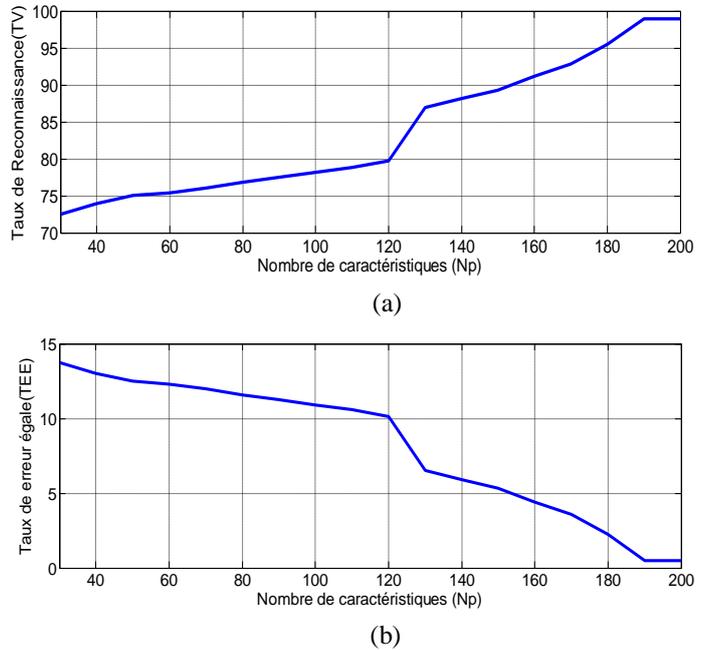


Figure 4.32 Courbes ROC dans le cas Log-Gabor
 (a) courbe de TV en fonction des nombres de paramètres
 (b) courbe de TEE en fonction des nombres de paramètres

La figure 4.32(a), représente la variation du taux d’EER de l’algorithme de Log Gabor en fonction de taux de vérification TV du nombre de caractéristique (Np)

A noter le nombre de paramètre (Np) entre (190-200), le taux de vérification (TV=99.00%) et un (TEE=0.5000%). Le taux de vérification est satisfaisant.

Les trois courbes représentant les performances du système de reconnaissance à base des trois descripteurs (Histogramme, TH & Log Gabor) sont présentées sur la figure (4.33).

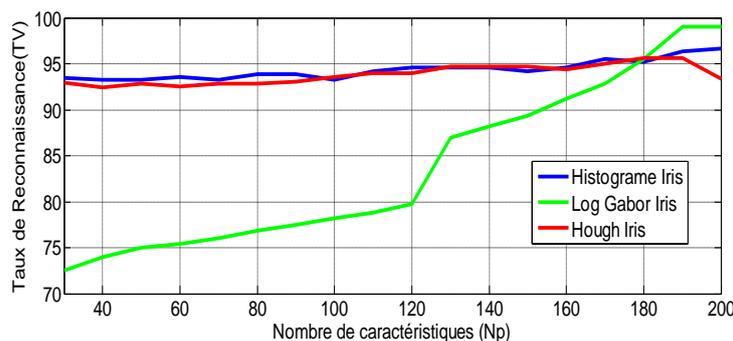


Figure 4.33 Illustration des courbes des trois descripteurs (Histogramme, TH & Log Gabor)

La figure (4.33) Illustration des courbes des trois descripteurs (Histogramme, TH & Log Gabor) D'après les courbes obtenues (figure 4.33), nous constatons que les descripteurs histogramme et transformée de Hough, évoluent de la même façon et présentent une stabilité quelque soit les valeurs de N_p (nombre des paramètres caractéristiques). A partir de $N_p=190$, la courbe représentant TV dans le cas du descripteur TH commence à décroître alors que dans le cas de **Log Gabor** c'est le contraire qui se produit et TV dans ce cas atteint **99%** pour un **TEE=0.5%**, ce qui est très appréciable. Nous pouvons dire que le filtre Log-Gabor décrit bien la texture de l'iris.

4.7 Système de Reconnaissance de Visage 3D (SRV3D)

Le système de reconnaissance de visage est composé de deux processus importants: le processus d'apprentissage et le processus de reconnaissance.

4.7.1 Phase d'apprentissage

Le processus d'apprentissage a pour but de recueillir des informations biométriques sur les personnes à identifier. Il prend comme entrée les cartes de profondeur filtrées générées à partir de la base de données d'apprentissage et produit comme sortie les k premiers grands vecteurs propres en se basant sur l'ACP.

4.7.2 Phase de reconnaissance

Le processus de reconnaissance se subdivise en trois étapes: l'image d'entrée $I(N \times N)$ contenant le visage à identifier est transformé en un vecteur Γ de dimension $(N^2 \times 1)$ puis comparé avec le vecteur moyen Ψ . La différence entre le vecteur Γ et le vecteur moyen est ensuite multipliée par l'ensemble des vecteurs propres e_k pour générer le vecteur de poids Ω^T ,

$$\text{tel que: } \omega_k = e_k^T (\Gamma_i - \Psi), \quad k = 1, \dots, M \quad (4.3)$$

$$\Omega^T = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_M]^T \quad (4.4)$$

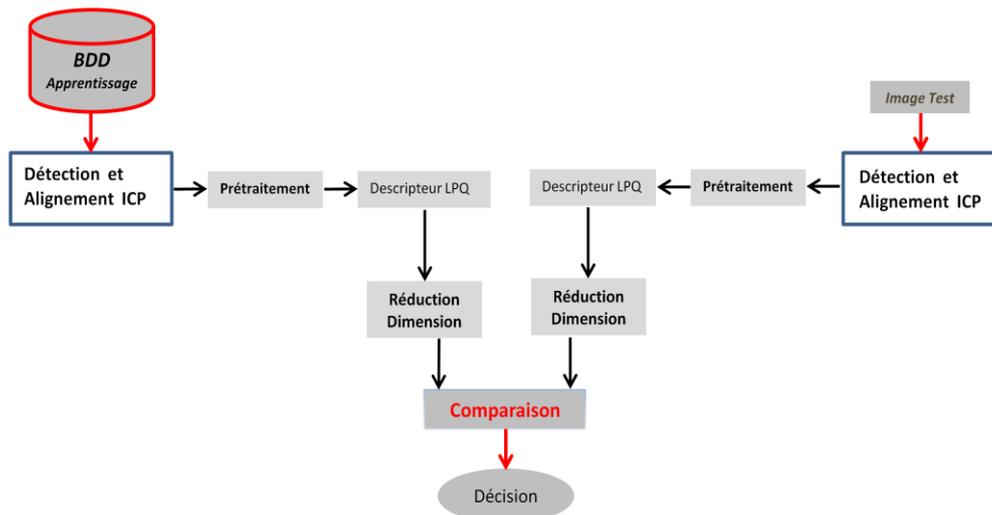


Figure 4.34 Principe de fonctionnement de base d'un système de reconnaissance visage.

Comme le montre la figure (4.34), le système de reconnaissance de visage 3D que nous proposons est composée de plusieurs étapes: la génération des cartes de profondeur, la détection du visage par ICP (Integral Curve Projections), le prétraitement où l'on élimine le bruit du à l'acquisition, l'extraction des paramètres par les histogrammes LPQ, la réduction de données réalisée par PCA EFM et la classification par SVM

4.7.3 Détection et Prétraitement du Visage

4.7.3.1 Génération des cartes de profondeur

Comme nous l'avons déjà vu, la base de données utilisée est un ensemble de fichiers **VRML** contenant des maillages triangulaires. La façon d'exploiter l'information **3D**, des caractéristiques géométriques d'un visage humain, est la construction de la carte de profondeur. La carte de profondeur est la fonction donnant pour chaque pixel de l'image la profondeur du point 3D correspondant. Les étapes de génération de cartes de profondeur sont les suivantes:

- *Préparation de la carte de profondeur ;*
- *Normalisation des Z-coordonnées ;*
- *Chargement de la carte par les coordonnées Z normalisées ;*
- *Rotation ;*
- *Découpage ;*
- *Affichage de la carte de profondeur.*

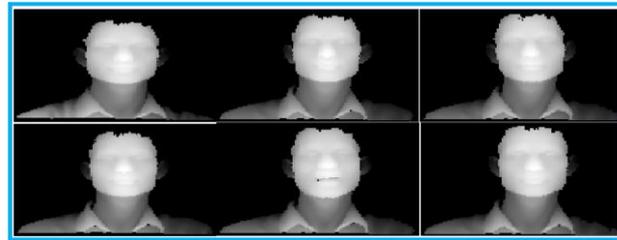


Figure 4.35 Cartes de profondeur avant le découpage

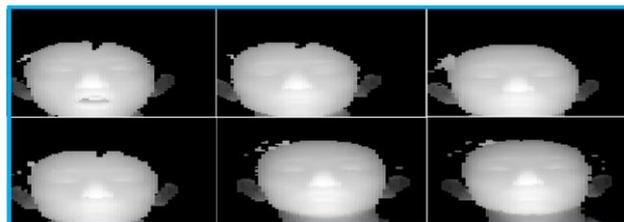


Figure 4.36 Cartes de profondeur après le découpage

4.7.3.2 Extraction des paramètres caractéristiques

Principe de la méthode LPQ : La texture est une caractéristique importante d'un grand nombre de types d'images et peut jouer un rôle clé dans une grande variété d'applications de vision par ordinateur et analyse d'image. L'opérateur Motif binaire local (LBP) de texture a été un grand succès dans de nombreuses applications dans le monde entier, et a inspiré beaucoup de nouvelles recherches sur les méthodes connexes, y compris la méthode de Quantification de Phase Locale (LPQ) insensible au flou (blurring). L'organigramme du principe de cette méthode est donné par les figures (4.37) et (4.38).

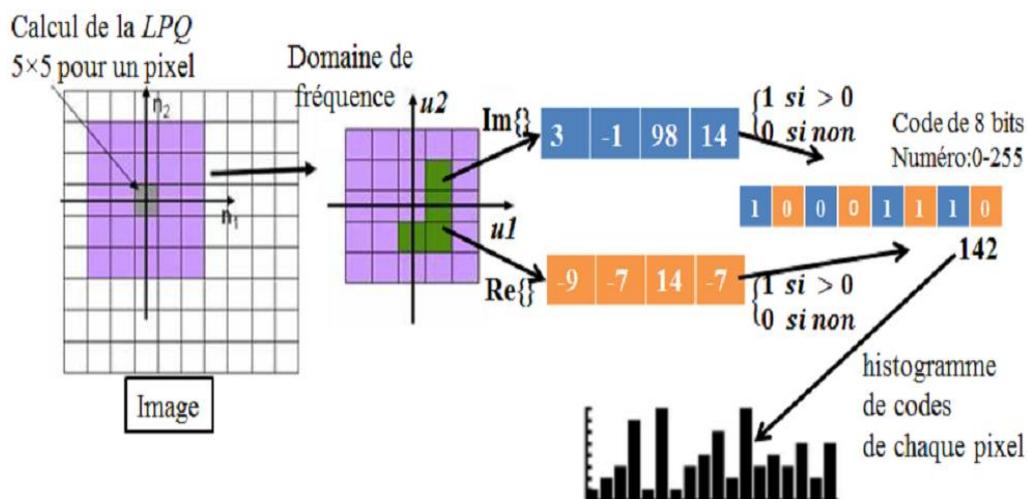


Figure 4.37 Organigramme de l'ensemble des étapes nécessaires à la construction du descripteur LPQ

Extraction de paramètres caractéristiques du visage par LPQ

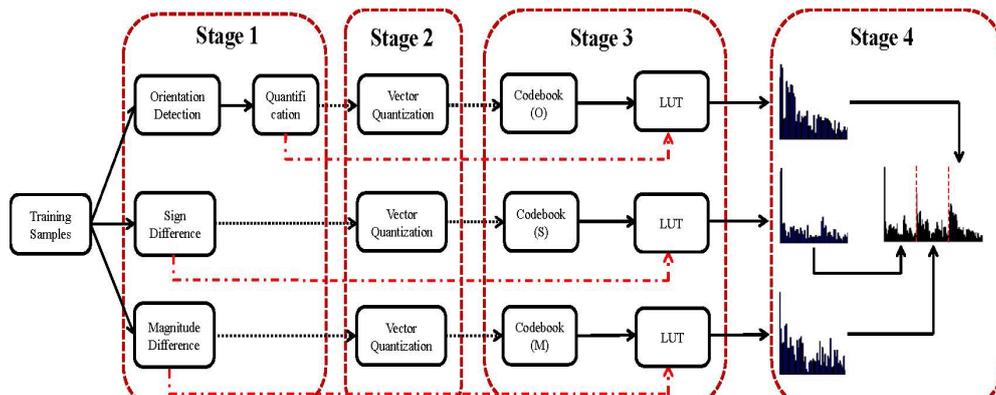


Figure 4.38 Vue d'ensemble des modèles quantifiés locaux [90].

4.7.4 Performances de méthode par LPQ visage

Notre choix de la méthode LPQ à ce stade du travail pour décrire le visage est argumenté par les résultats des travaux [89-83]. La méthode LPQ (Local Phase Quantization) est un descripteur local qui tient compte de l'information texture et sa précision est compétitive puisqu'il opère sur un voisinage local. Cette information locale décrit la texture du visage et particulièrement celles des régions d'intérêts, le calcul de l'histogramme est très sollicité dans cette méthode et décrit convenablement notre modalité. Les performances de l'application de la méthode basée sur le calcul des histogrammes LPQ est validé sur la BDD 3D CASIAV4 et nous obtenons les résultats recensés dans le tableau (4.9), et les courbes de la figure (4.39).

Tableau 4.9 Performances de méthode par LPQ visage

TEE%	TV%	Np
3.9524	92.0952	30
3.3571	93.2857	40
3.0595	93.8810	50
3.0595	93.8810	60
3.0595	93.8810	70
3.3571	93.2857	80
3.0595	93.8810	90
3.3214	93.3571	100
2.5595	94.8810	110
2.7262	94.5476	120
2.2262	95.5476	130
2.2262	95.5476	140
2.0595	95.8810	150
2.2262	95.5476	160
2.3929	95.2143	170
2.3929	95.2143	180
1.7619	96.4762	190
1.3333	97.3333	200

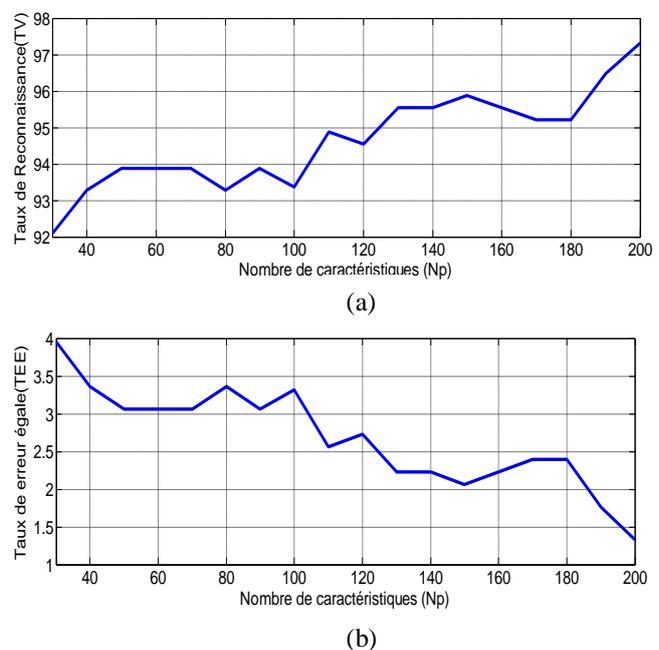


Figure 4.39 Courbes ROC dans le cas LPQ visage
 (a) courbe de TV en fonction des nombres de paramètres.
 (b) courbe de TEE en fonction des nombres de paramètres.

Le taux de vérification évolue en fonction du nombre de caractéristiques (N_p) de l'image, plus ce nombre de paramètre augmente, plus le taux de vérification augmente. A noter le meilleur résultat est obtenu pour le nombre de paramètres $N_p=200$ avec un taux de vérification $TV=97.3333\%$ et un $TEE=1.3333\%$. Le taux de vérification est satisfaisant.

4.8 Fusion Bimodale sur les BDD CASIAV1 et UBIRIS pour l'iris et CASIAV4 pour le visage 3D

4.8.1 Fusion des modalités Visage et Iris

Le processus de fusion biométrique est effectué au niveau des scores pour les deux modalités et avec le classificateur SVM et distance corrélation.

Nous verrons dans la figure (4.40) le schéma de fusion des scores.

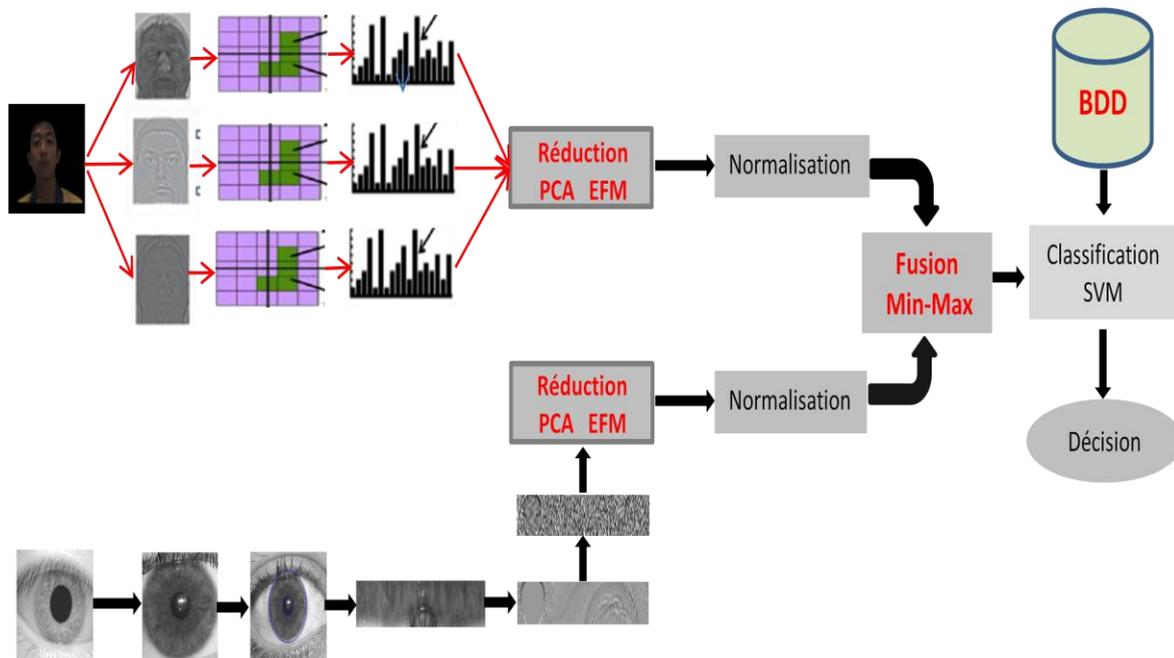


Figure 4.40 Schéma détaillé de notre système de reconnaissance bimodale

Normalisation: La normalisation des scores a pour but de transformer les scores de chaque signature pour les rendre homogènes avant de les combiner. En effet les scores provenant de chaque système peuvent être de nature différente (scores de similarité, scores de distances ...). Les différentes techniques de normalisation de scores sont: [90]

- Normalisation par la méthode Min-Max ;
- Normalisation par une fonction quadratique-linéaire-quadratique (QLQ) ;
- Normalisation par la méthode Z-score ;

- Normalisation par la médiane et l'écart absolu médian (MAD) ;
- Normalisation par la méthode tangente hyperbolique Tanh ;
- Normalisation par une fonction double sigmoïde.

4.8.2 Performances de méthode par fusion l'Iris et visage

Les étapes principales impliquées dans un système biométrique général sont; acquisition d'image, prétraitement, extraction de dispositif et fusion de dispositif. L'image simple du visage et l'iris de la base de données sont l'entrée pour la méthode de prétraitement.

Dans l'extraction de dispositif, des attributs morphologiques ou textuels sont obtenus. Ceci représente uniquement l'image d'entrée. Les techniques utilisées pour l'extraction de dispositif dans le cadre de notre travail sont la Quantification locale de phase(LPQ) pour le visage et les ondelettes de Log-Gabor pour l'iris.

Notre choix de ces techniques est justifié par les résultats obtenus par nos expériences sur l'iris et aussi par ceux publiés dans [89].

4.8.3 Fusion des descripteurs Log Gabor Iris & LPQ Visage sur la BDD CASIAV1 et CASIAV4

Dans cette section, nous nous intéressons à la fusion des meilleurs descripteurs du visage et de l'iris que nous avons obtenus par les expériences menées sur le visage et sur l'iris. Dans la figure (4.41) nous présentons un échantillon des descripteurs fusionnés.

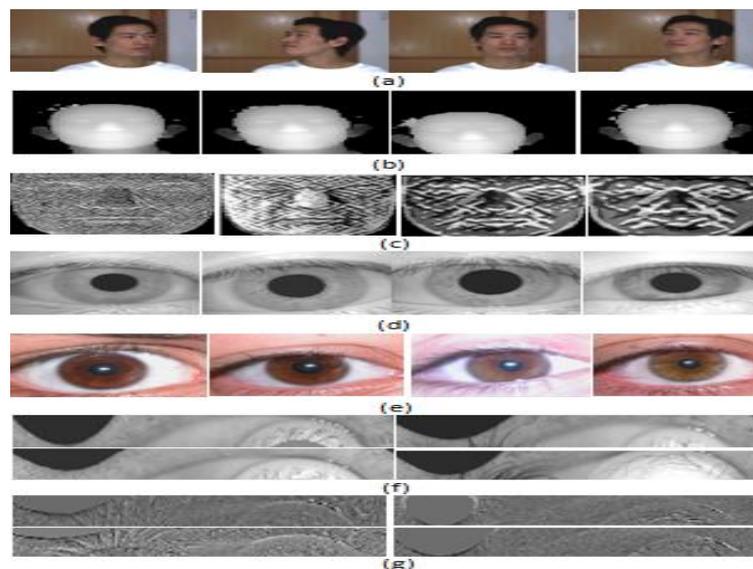


Figure 4.41 Echantillon des descripteurs fusionnés.

(a) BDD CASIA3DV4, (b) 4 images profondeur et 4 intensité, (c) images transformées par LPQ des images, (d) 4 images CASIAV1 iris, (e) 4 images UIRIS iris, (f) les Templates TH, (g) les Templates Log Gabor

a) **Implémentation et fusion des systèmes d'identification:** L'implémentation de notre approche nécessite la création d'un corpus multimodal que nous avons utilisé dans nos expériences. On doit créer une base de données multimodale à N individus virtuels. On notera la difficulté de trouver des bases multimodales réelles.

A partir des bases de données précédentes; on a pu élaborer un corpus de 30 individus. Les modalités de chaque individu sont prises indépendamment. Nos bases de données référentielles sont donc:

b) **Fusion:** Le processus de fusion biométrique est effectué au niveau des scores pour les deux modalités et avec le classificateur AIS. Nous verrons dans la figure (4.43); le schéma directeur de fusion des scores.

4.8.4 Fusion Visage & iris basée sur la méthode de Wildes (transformée de Hough) dans UBIRIS V1

Tableau 4.10 Performances de Fusion des descripteurs Hough_Iris et LPQ Visage

TEE%	TV%	Np
3.7857	92.4286	30
3.7857	92.4286	40
3.4881	93.0238	50
3.4881	93.0238	60
3.3571	93.2857	70
3.1905	93.6190	90
2.8571	94.2857	100
2.6905	94.6190	110
2.3929	95.2143	120
2.3929	95.2143	130
2.2262	95.5476	140
2.0595	95.8810	150
2.2262	95.5476	160
2.2262	95.5476	170
2.2262	95.5476	180
1.5952	96.8095	190
0.8333	98.3333	200

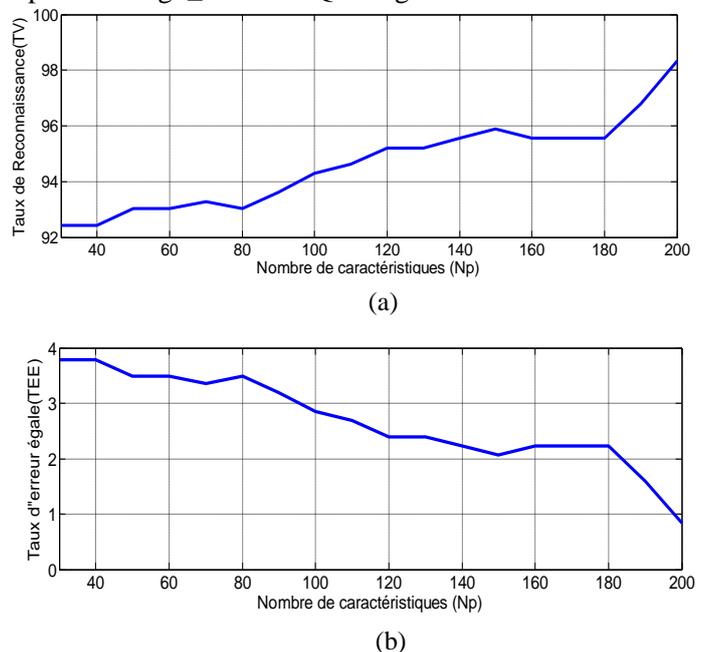


Figure 4.42 Courbes ROC dans le cas de la fusion bimodale basée sur la TH (BDD UBIRISV1)
 (a) courbe de TV en fonction des nombres de paramètres ;
 (b) courbe de TEE en fonction des nombres de paramètres ;

Le taux de vérification évolue en fonction du nombre de caractéristiques (Np) de l'image, plus ce nombre de paramètre augmente, plus le taux de vérification augmente. A noter le meilleur résultat est obtenu pour le nombre de paramètres **Np=200** avec un taux de vérification **TV=98.3333%** et un **TEE=0.8333%**. Le taux de vérification est satisfaisant.

4.8.5 Fusion Visage & iris basée sur trois descripteurs sur CASIAV1 iris

Le schéma bloc du système est donné par la figure ci dessous

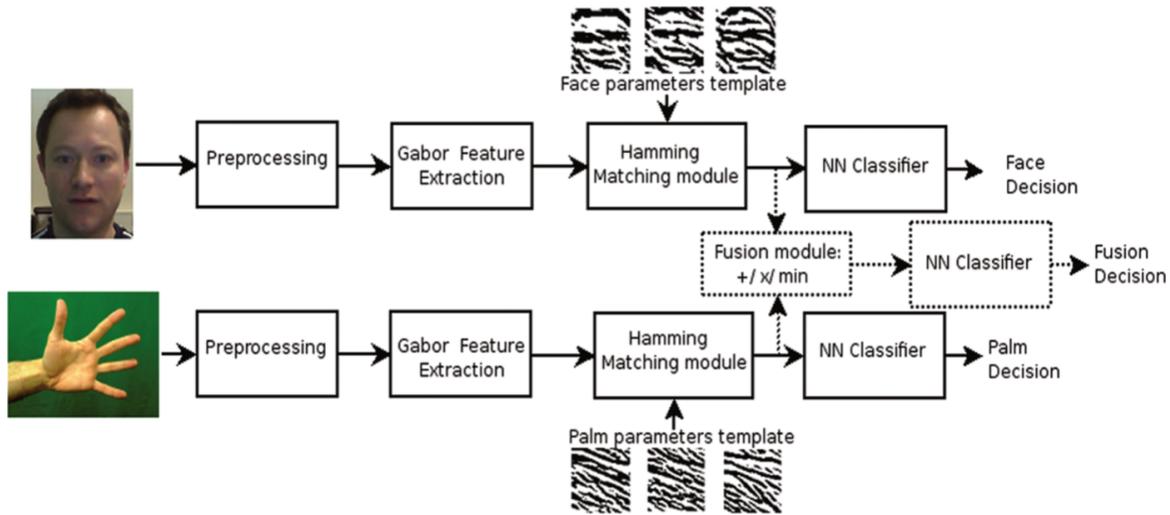
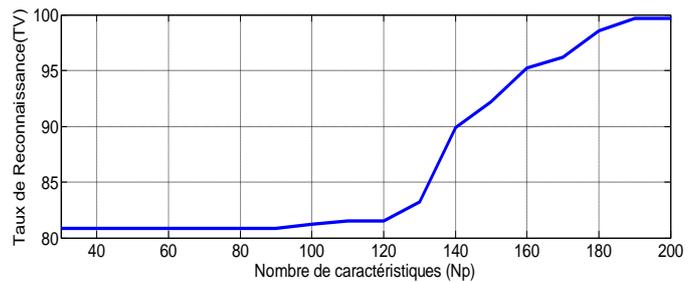


Figure 4.43 Schéma fonctionnel de fusion des descripteurs log Gabor iris et LPQ visage.

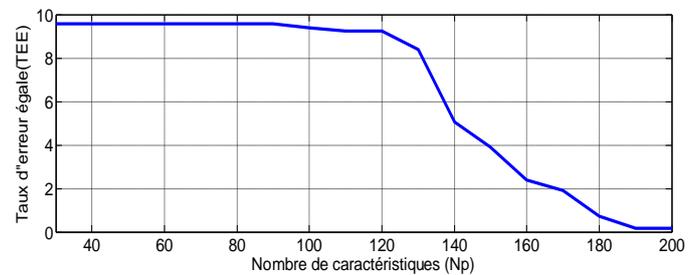
Les résultats de nos expériences sont donnés par le tableau (4.11) et les courbes de performances système de reconnaissance bimodale (figure 4.44).

Tableau 4.11 Performances de méthode par LPQ visage

TEE%	TV%	Np
9.5595	80.8810	30
9.5595	80.8810	40
9.5595	80.8810	50
9.5595	80.8810	60
9.5595	80.8810	70
9.5595	80.8810	80
9.5595	80.8810	90
9.3929	81.2143	100
9.2262	81.5476	110
9.2262	81.5476	120
8.3929	83.2143	130
5.0595	89.8810	140
3.8929	92.2143	150
2.3929	95.2143	160
1.8929	96.2143	170
0.7232	98.5536	180
0.1667	99.6667	190
0.1667	99.6667	200



(a)



(b)

Figure 4.44 Courbes fusion d'Iris (Log Gabor) & Visage (LPQ)

(a) courbe de TV en fonction des nombres de paramètres ;
 (b) courbe de TEE en fonction des nombres de paramètres ;

Dans ce tableau nous remarquons que les différences entre les erreurs dans les deux ensembles évaluation et test, sont faibles. Ceci est une caractéristique très importante, car on peut dire que le système d'authentification est stable.

Nous constatons que le résultat obtenu avec le filtre de Log-Gabor le meilleur avec un **TEE=0.1667%**, avec taux de réussite **TR=99.6667%**, en utilisant $\theta = \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}$

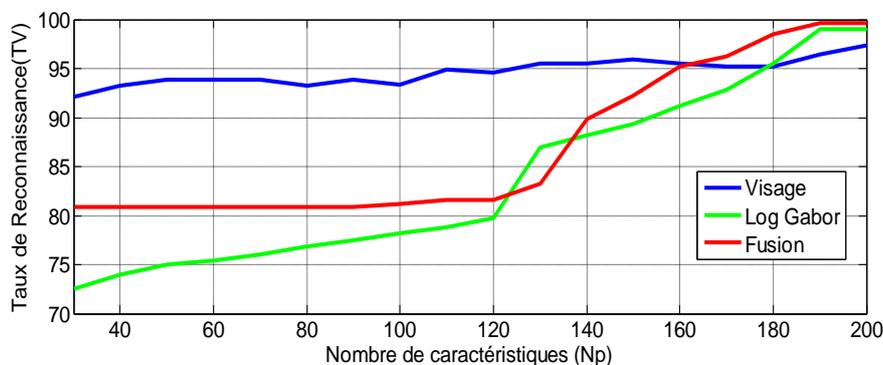


Figure 4.45 Courbe Fusion CASIA Iris & CASIA Visage.

Au regard de la figure (4.45), les performances obtenues par le système fusionné ne sont pas significativement différentes de celles obtenues par le meilleur des deux systèmes monomodaux, à savoir la vérification du visage.

La fusion des deux modalités sur un même système par l'intégration des deux scores dans autre module basé sur la classification par la méthode des SVM, a grandement amélioré la performance du système, les taux **TEE** et **TV** du système basé sur visage et l'iris sont respectivement **TEE=1.33%**, **TV=97.33%** ($Np=200$) et **TEE=0.5%**, **TV=99%** ($Np=200$) le système final de fusion a ramené les taux **TEE=0.1667%**, et **TV=99.6667%** ($Np=200$). Les résultats obtenus confirment que la multi-biométrie permet d'obtenir de meilleurs résultats par rapport à l'uni-modalité, surtout lorsqu'on utilise des modalités non corrélées comme c'est le cas de le visage et l'iris

4.8.6 Fusion des descripteurs Hough_Iris et LPQ Visage sur UBIRIS& CASIA3D Visage

Tableau 4.12 Performances de Fusion des descripteurs Hough_Iris et LPQ Visage

TEE%	TV%	Np
3.7857	92.4286	30
3.7857	92.4286	40
3.4881	93.0238	50
3.4881	93.0238	60
3.3571	93.2857	70
3.1905	93.6190	90
2.8571	94.2857	100
2.6905	94.6190	110
2.3929	95.2143	120
2.3929	95.2143	130
2.2262	95.5476	140
2.0595	95.8810	150
2.2262	95.5476	160
2.2262	95.5476	170
2.2262	95.5476	180
1.5952	96.8095	190
0.8333	98.3333	200

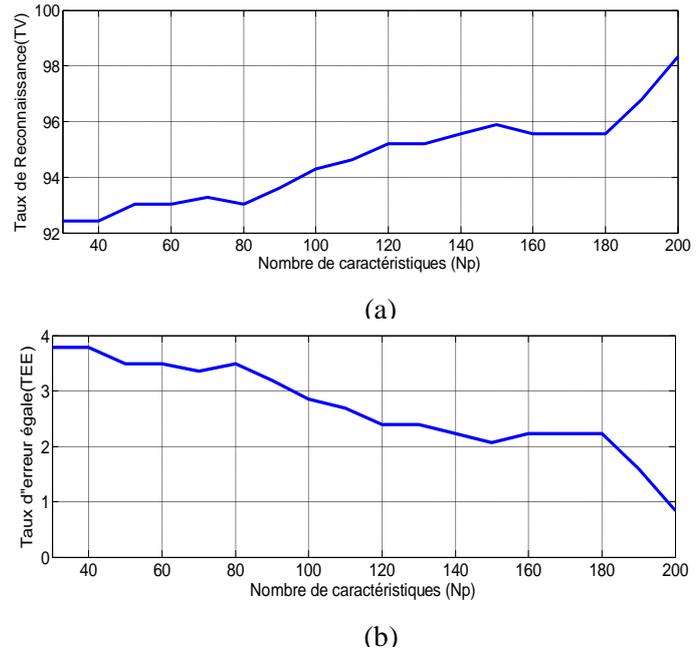


Figure 4.46 Courbes ROC dans le cas Hough_Iris et LPQ Visage
 (a) courbe de TV en fonction des nombres de paramètres.
 (b) courbe de TEE en fonction des nombres de paramètres.

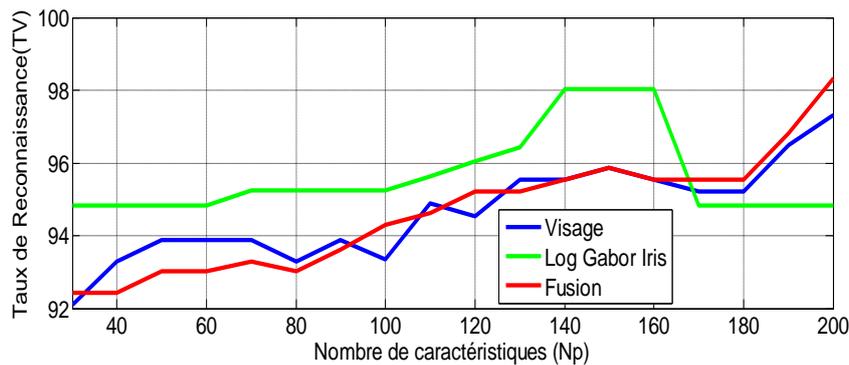


Figure 4.47 Courbe Fusion UBIRIS& CASIA 3D Visage

D’après les résultats, nous constatons que la fusion au niveau des caractéristiques améliore le taux de classification des différents algorithmes. La courbe CMS (Cumulative Match Score) suivante permet de visualiser les performances des différents systèmes d’identification: Le graphe montre bien que la modalité l’iris est plus performante que visage. Quant à la fusion au niveau des scores, elle permet toujours de surpasser les performances d’iris et du visage pour les nombre de caractéristique (Np) entre (30-170), Nous avons appliqué aussi une fusion au niveau des scores. Les résultats obtenus des deux modules de comparaison sont deux

ensembles de ($N_p=170$) scores normalisés (15) et combinés de manière à former un seul ensemble qui est ensuite utilisé pour prendre la décision finale. Nous avons testé les techniques de combinaisons de scores: maximum, minimum, somme, moyenne et la somme pondérée, pour cette dernière nous affectons au module de comparaison

4.9 Tableau comparatif avec les travaux antérieurs

Tableau 4.13 Tableau comparatif avec les travaux de l'état de l'art

Auteurs	Année	BDD	Méthode	Résultat (TV)
Y.Du [36]	2005	CASIA V 1.0	2-D Gabor	100%
Liu et al [37]	2005	ICE 2005	TH	98.10%
Chen et al [38]	2006	CASIA1.0, WVU	2D CWT	EER=7,28% a 6,55%
A .Azizi [28]	2007	CASIA V 1.0	IDO	97.81%
M. Nabti [40]	2007	CASIA V1.0	Gabor	99.6%
E. Krichen [43]	2009	CASIA- ICE2005	Gabor	FRR=2%, FAR=0.1%
J. Mohammed [44]	2009	CASIA V 1.0	2D Gabor	98.22%
N.Feddaoui [45]	2009	CASIA V 1.0	Gabor- IDO	98,5 %, 96.1 %
P. Manikandan [51]	2010	ICE2005	2D-DWT	99.83%
Vijayalashmi [48]	2012	CASIA –Interval	SVM	98%
S. Pravin[49]	2012	CASIA V 1.0	Log Gabor, Gabor	99%
A. TAKALE [53]	2013	CASIA V1.0 CASIA –Interval	CPA	99.84%
X. Zhang [61]	2010	XM2VTS	CCA	100%
K.Fakhar [59]	2010	CASIA V1.0, FERET	SP	99.50%
Damon L [60]	2010	MBGC	DCT, LBP	96.5%.
Panos Liatsis [62]	2011	NIST-Multimodal	RIBG	95.02%
M. Parviz [63]	2011	XM2VTS	CPA	96.54%
Y. Zhu [65]	2014	NIST-Multimodal	Gabor, LPQ, LDA	99.5%
C. Rathgeb [66]	2015	BioSecure	Bloom filtre	97.301%, 98.063%
Notre modèle	2016	CASIA V1.0 , CASIA 3DV4	LPQ, Log Gabor, Histogramme, TH	99.66 %
Notre modèle	2016	UBIRIS V1.0, CASIA 3DV4	TH, LPQ	98.33 %

4.10 Conclusion

La fusion des deux modalités sur un même système par l'intégration des deux scores dans autre module basé sur la classification par la méthode des SVM (Base de données CASIA V1), a grandement amélioré la performance du système. Les résultats obtenus confirment que la multi-biométrie permet d'obtenir de meilleurs résultats par rapport à l'uni-modalité, surtout lorsque nous utilisons des modalités non corrélées comme c'est le cas du visage et l'iris.

L'étude expérimentale a montré l'obtention de bons résultats de simulations et des taux de classifications dans les différentes techniques employées. Le meilleur taux de reconnaissance obtenu en utilisant l'ondelette Log-Gabor pour l'iris sur la BDD CASIAV1 et les histogrammes LPQ pour le visage3D de la BDD CASIAV4 est **TV=99.6667%** pour un **TEE=0.1667%.**, dans le cas de l'autre base de données UBIRIS V1 nous obtenons un **TV=98.3333%** pour un **TEE=0.8333%.**

Les systèmes biométriques monomodaux existent déjà depuis quelques années mais ils sont plutôt adaptés à un niveau de sécurité moyen. En fait, plus le niveau de sécurité est élevé, plus on tendra vers l'utilisation de systèmes multimodaux, plus performants et plus sûrs.

Conclusion générale

La biométrie est un domaine à la fois passionnant et complexe. Elle tente, par des outils mathématiques souvent très évolués, de faire la distinction entre des individus, nous obligeant à travailler dans un contexte de très grande diversité. Cette diversité se retrouve également dans le nombre considérable d'algorithmes qui ont été proposés en reconnaissance faciale et de l'iris.

Les systèmes biométriques monomodaux existent déjà depuis quelques années mais ils sont plutôt adaptés à un niveau de sécurité moyen. En fait, plus le niveau de sécurité est élevé, plus on tendra vers l'utilisation de systèmes multimodaux, plus performants et plus sûrs.

Après avoir introduit les concepts généraux en biométrie, nous avons présenté un état de l'art en reconnaissance de l'iris et en fusion multimodale où nous avons détaillé les différents niveaux de fusion et de nombreuses techniques de fusion possibles dans un système biométrique multimodal. Nous avons également montré les liens qui peuvent exister entre le fonctionnement du cerveau pour identifier et reconnaître des personnes et les algorithmes fondamentaux en reconnaissance faciale. Ensuite, nous avons présenté les systèmes d'acquisition d'images de visage et d'iris ainsi que les bases de données officielles qui ont servi à pratiquer nos tests de fusion, tout en proposant deux architectures possibles pour la création d'une base de données multimodale.

Un état de l'art sur quelques articles de recherches récemment publiés dans le domaine de la reconnaissance du visage 3D, est présenté. Cette investigation nous a aidés à nous inspirer afin de concevoir notre modèle.

Dans ce mémoire, des systèmes d'identification multimodaux sont implémentés en combinant les informations issues de deux sources biométriques à savoir le visage et l'iris.

Parmi les divers niveaux de fusion existant, nous avons choisi de travailler au niveau score car il offre le meilleur compromis entre la richesse d'information et la facilité d'implémentation. De plus, ce niveau de fusion est complètement indépendant des algorithmes qui sont utilisés en amont pour générer des scores de similarité. Ceci offre donc une grande souplesse d'intégration dans des systèmes existants qui peuvent être mis à jour sans interférer avec la technique de fusion à mettre en place

Dans le modèle étudié nous avons mise en œuvre d'une part un système de reconnaissance faciale basé sur les informations locales. D'autre part, nous avons étudié et conçu plusieurs descripteurs de la modalité iris. Une fois le meilleur modèle caractérisant le mieux l'iris est retenu, nous avons réalisé la fusion des scores des modalités visage et iris.

Pour nos expériences sur l'iris nous avons utilisé une base de données disponible sur internet pour la validation de notre système biométrique par Iris, cette base de données est connue sous le nom CASIA-IrisV1 utilisée dans l'évaluation des performances de cet algorithme biométrique, dont laquelle la répartition en classes est composée principalement par des images d'Iris de personnes asiatiques. Chaque classe est composée de sept échantillons du même œil. Les images sont à l'origine en niveaux de gris. Nous avons aussi mené notre étude sur une deuxième base de données et autre base de données connue sous le nom UBIRIS V1 couleur.

Dans nos travaux sur la fusion du visage et de l'iris nous proposons une base de données générique (indépendante) en se basant sur les travaux d'Allano [15]. Nous avons associé les iris de la BDD CASIAV1 avec les visages de la BDD CASIA3DV4.

Notre conception repose sur plusieurs expériences:

1. Choix du meilleur descripteur de l'iris
2. Fusion du descripteur iris retenu (Log-Gabor) avec le descripteur visage (LPQ)

Parmi les sous-processus d'un système d'identification d'iris, dans ce mémoire, nous avons traité la segmentation et la normalisation de l'iris qui sont considérées comme les étapes les plus difficiles et les plus importantes respectivement. La segmentation consiste à extraire l'iris de l'image original de l'œil. Cette opération nécessite la détection des deux frontières de l'iris et l'isolation des paupières, des réflexions spéculaires et des cils. Une segmentation inexacte de l'iris mène à une région qui peut contenir des éléments identifiés par erreur comme faisant parties de l'iris ou à des pertes de parties de l'iris. Ces erreurs conduisent notamment au niveau de la classification de l'iris à un mauvais appariement entre les iris comparés et donc à une mauvaise décision d'identification d'iris.

La normalisation d'iris consiste à définir une transformation qui, à partir de l'iris segmenté, produit une matrice de taille fixe. L'objectif de cette transformation est de compenser les variations intrinsèques (position, taille...) et extrinsèques (rotation...) des images. Cette étape est nécessaire pour avoir une représentation standardisée de la

texture de l'iris et pour permettre plus tard la comparaison entre deux profils d'iris qui soient de mêmes dimensions.

La méthode de normalisation ainsi développée couplée à la méthode de segmentation et aux méthodes d'encodage par filtre de Log-Gabor et de classification à l'aide de la distance de Hamming constitue l'ensemble du système d'identification des personnes à partir des images d'iris développé. En le comparant avec le système référence de Daugman, une amélioration dans les performances de reconnaissance est observée. Trois paramètres de performances ont été utilisés pour quantifier et pour estimer les performances de reconnaissance de chaque système.

La manière suivie pour notre modèle consiste en l'extraction des informations des images de la base de données visage CASIA3DV4 sous des changements de conditions d'environnement telles que l'éclairage, la pose ou l'expression, où la performance diminue considérablement. Une étape de prétraitement (conversion des images WRL en image de profondeur et de couleur 2D après avoir été alignées par la méthode ICP suivie d'application des filtres nécessaires), l'étape suivante est l'extraction des caractéristiques par les deux descripteurs locaux (LPQ) aux images prétraitées puis procéder à leur fusion afin d'avoir des vecteurs fusionnés qui serviront à la conception de la base de données imbriquées comportant des informations sur la profondeur des images de visages et la textures des images iris.

La classification s'effectue par le calcul des distances entre les classes (Client et Imposteur) et la performance du SRV3D est évaluée grâce aux taux TFA, TFR et TEE.

Nous avons consacré une bonne partie du chapitre 4 à la conception de l'approche proposée et l'affichage des résultats obtenus qui présente un taux d'égale erreur de

L'étude expérimentale a montré les résultats de simulations et les taux de classifications des différentes techniques employées. Le meilleur taux de reconnaissance en utilisant l'ondelette Log-Gabor et visage LPQ pour la classification est **TV=99.66%** obtenu en utilisant autre base de donnée (UBIRIS V1), et **TV=98.33%**.

Les *perspectives* de ce travail sont nombreuses:

- trouver les bons contours pour toutes les images de la base en ajoutant la phase de recherche du contour actif. Cette phase permet de chercher un contour plus net et plus proche du contour intéressé.

- Il est aussi intéressant de constituer une large base de données, comprenant un grand nombre d'individus et davantage d'images par individu.
- La méthode de segmentation peut être développée afin d'améliorer la détection et l'isolation des paupières et des cils.
- L'encodage et la classification de l'iris peuvent aussi être améliorés
- Les méthodes développées peuvent aussi être testées sur d'autres bases de données avec des conditions d'acquisition non idéales des images d'iris.
- La multi-modalité, qui consiste à combiner des systèmes de reconnaissance (Empreinte, Iris et Visages par exemple) pour améliorer la fiabilité globale d'un système.

Bibliographie

- [1] P. Richard Wildes, «*Iris recognition: an emerging biometric technology*», *Proceedings of the IEEE*, vol. 85, no.9, pages 1348-1363, U.S.A, September 1997.
- [2] A. Joshi. «*Person Recognition based on Fusion of Iris and Periocular Biometrics*», *IEEE, 12th International Conference on Hybrid Intelligent Systems (HIS)*, 2012.
- [3] D. Zhang, X. Jing, J. Yang, «*Biometric Image Discrimination Technologies*», Idea Group Inc. publishing, 2006.
- [4] A. Abaza, et al, «*A Survey on Ear Biometrics*», *ACM Transactions on Embedded Computing Systems*, Vol. 9, No. 4, March 2010.
- [5] S. CHANTAF, «*Biométrie par signaux physiologiques*», thèse de Doctorat présentée à L'université Paris Est Creteil, France, 2011.
- [6] M. Emine Krichen, «*Reconnaissance des personnes par l'Iris en mode dégradé*», Thèse de doctorat, Institut National des Télécommunications, France, 2007.
- [7] J. Wayman, A. Jain, D. Maltoni and D. Maio, «*Biometric Systems: Technology, Design and Performance Evaluation*». Springer Science and Business Media, ISBN. 1-85233-596-3, London, UK, 2005.
- [8] Biometrics History, National Science and Technology Council, Subcommittee on Biometrics <http://www.biometricgroup.com>, May 2016.
- [9] J.G. Daugman et I. Malhas. «*Biometrics: Iris recognition border-crossing system in the UAE*», Reproduced from *International Airport Review*, Issue 2, 2004.
- [10] L. D. Bore. «*Ocular anatomy*», URL: <http://www.e-sunbear.com>, May 2013.
- [11] Christel-Loïc TISSE. «*Contribution à la vérification biométrique de personnes par reconnaissance de l'iris* », Thèse de doctorat de l'université de Montpellier II, Octobre 2003.
- [12] N. Morizet, «*Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage et de l'Iris*», thèse de Doctorat présentée à l'Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, France, 2009.
- [13] A. ZAID, «*Segmentation d'images appliquée en biométrie: Cas des images de l'iris*», Mémoire de Magister, Université Mouloud Mammeri, TIZI-OUZOU, 2013.
- [14] R. Raghavendra, Bernadette Dorizzi, «*A Novel Adaptive Inertia Particle Swarm Optimization (AIPSO) Algorithm for Improving Multimodal Biometric Recognition*», *IEEE*, 2011.

-
- [15] L. ALLANO, «*La Biométrie multimodale: stratégies de fusion de scores et mesures de dépendance appliquées aux bases de personnes virtuelles* », thèse de Doctorat, l'Université D'evry-VAL D'ESSONNE, 2009.
- [16] P. Buysens, «*Fusion de différents modes de capture pour la reconnaissance du visage appliquée aux transactions* », thèse de Doctorat, l'Université de Caen Basse-Normandie, 2006.
- [17] M.DEMRI, «*Multimodal Multimodal Biometric Fusion Using Evolutionary Techniques*», Mémoire de Magister, Université Tlemcen, 2012.
- [18] I.DEHACHE, «*Une Approche Multimodale Pour La Vérification Biométrique*», Courier du Savoir– N°12, Université Biskra, 2011.
- [19] «*Biometrics History*», National Science and Technology Council, Subcommittee on Biometrics. www.biometrics.gov, 31 March 2016.
- [20] L. Flom, A. Safir, «*Iris recognition system*», US PATENT, 4,641,349, February 3, 1987
- [21] Iridian Technologies, «*Historical Timelines*», «www.iridiantech.com», juil 2013.
- [22] J.G.Daugman, «*High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence*». IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 25, no. 11, pages 1148–1161, November 1993.
- [23] W.W. BOLES, «*A wavelet transform based technique for the recognition of the human iris*», Proc. of International Symposium on Signal Processing and its Application, Australia, 25-30 Août 1996.
- [24] W.W. BOLES et al, «*A human identification technique using images of the iris and wavelet transform* », IEEE Trans. On signal processing, Vol.46, n°4, avril 1998.
- [25] R. P. Wildes. «*Iris recognition: an emerging biometric technology*». In Proceedings of the IEEE, vol. 85, no. 9, pages 1348–1363, U.S.A, September 1997.
- [26] J. Canny. «*A computational approach to edge detection*», IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 8, pages 679–698, November 1986.
- [27] R. O. Duda and al. «*Use of the Hough Transformation to Detect Lines and Curves in Pictures*». Communication of ACM, Vol. 15, pages 11–15, January 1972.
- [28] R. SANHEZ-REILLO et al, «*Improving access control security using iris identification*», Proc. of the Conf. BMES/EMBS, IEEE Publication, Atlanta, 1999.
- [29] Y. ZHU, T. TAN et Y. WANG, «*Chinese Patent Application*», n°9911025, 1999.
-

-
- [30] L. MA, Y. WANG et T. TAN, « *Iris recognition using circular symmetric filters* », Proc. of ICPR'02, Québec city, Canada, 11-25 août2002.
- [31] S.Z. LI & J. LU, « *Face recognition using the nearest gesture line method* », IEEE Trans. on Neural Networks, 10(2), pp 439-443, Mars 1999.
- [32] S. LIM, K. LEE et T. KIM, «*Efficient iris recognition through improvement of feature vector and classifier*», ETRI Journal, Vol 23, n°2, juin 2001.
- [33] C.Tisse L. Martin L. Torres and M. Robert, «*Person Identification Technique Using Human Iris Recognition*», Proceedings of Vision Interface, p.p. 294-299, 2002.
- [34] H. P. M. C. Proença, « *Iris Recognition: A Method To Segment Visible Wavelength Iris Images Acquired On-The-Move and At-A-Distance*». Proceeding International Symposium on Visual Computing - IVC, Vol. 01, pages 731 - 742, United States, Las Vegas, December, 2008.
- [35] L. Ma & al. «*Iris recognition using circular symmetric filters*». Proceedings of the 25th International Conference on Pattern Recognition, vol.2, pages 414 –417, Quebec, August 2002.
- [36] Y. Du et al. «*A new approach to iris pattern recognition*», In Proceedings of the SPIE European Symposium on Optics/ Photonics in Defence and Security, vol. 5612, pages 104–116, October 2004.
- [37] X. Liu et al. «*Experimental evaluation of iris recognition*». In The Proceedings of Face Recognition Grand Challenge Workshop, Quebec, 2005.
- [38] Y. Chen, S. Dass, and A. Jain, «*A Localized Iris Image Quality Measure Using 2D Wavelets*», in Proc. of International Conf. on Biometrics, Hong Kong, China, Jan 6-8, 2006.
- [39] L. Yu, D. Zhang and K. Wang, «*The relative distance of key point based iris recognition*». Pattern Recognition, vol. 40, no. 2, pages 423–430, February 2007.
- [40] M. Nabti & A. Bouridane, «*An improved iris recognition system using feature extraction based on wavelet maxima moment invariants*», Advances in Biometrics, Springer Berlin/Heidelberg, vol. 462, pages 988–996, 2007.
- [41] M. Nabti et A. Bouridane. «*An effective and fast iris recognition system based on a combined multiscale feature extraction technique*», Pattern Recognition, vol 41, Pages 868–879, 2008.
- [42] P. Li & X.Liu, «*An incremental method for accurate iris segmentation*», 19th International Conference on Pattern Recognition, Vol., No., p.p. 1-4, Tampa, FL, Dec 2008.

-
- [43] E. Krichen, «*A New Phase-Correlation-Based Iris Matching for Degraded Images*», IEEE transactions on systems, man, and cybernetics—part b: cybernetics, vol. 39, no. 4, august 2009.
- [44] G. J. Mohammed et al, «*A new localization algorithm for iris recognition*», Information Technology Journal, Vol. 8, No. 2, p.p. 226-230, 2009.
- [45] Feddaoui .N et al, «*Reconnaissance de l'iris par filtrage de Gabor et deux variantes de descripteurs de texture*», Tools and Applications, Sousse, Tunisie, 2007.
- [46] L. Tissé. «*Contribution à la vérification biométrique de personne par reconnaissance de l'iris*», thèse de doctorat, université de Montpellier II, 28 Octobre 2003.
- [47] N. Khiari, H.Mahersia, H, K Hamrouni, «*Iris recognition using steerable pyramids. International Workshops on Image Processing Theory*», Tools and Applications, Sousse, Tunisie, 23-26 Novembre 2008.
- [48] Feddaoui N& Hamrouni K, «*An efficcient and reliable algorithm for iris recognition based on Gabor filters*», Sixth International Multi-Conference on Systems, Si gnals & Device, Djerba, Tunisie, 23-26 Mars 2009.
- [49] Pravin S. Patil et al, «*The Comparison of Iris Recognition using Principal Component Analysis, Log Gabor and Gabor Wavelets*», International Journal of Computer Applications (0975 – 8887), Volume 43– No.1, April 2012.
- [50] A. Tharwat et al, «*Multimodal Biometric Authentication Algorithm Using Ear and Finger Knuckle Images*», IEEE, 2012.
- [51] Liam chekima et al. «*Iris recognition using circular symmetric filters*». Proceedings of the 25th International Conference on Pattern Recognition, vol. 4, pages 423 –429, Quebec, August 2013.
- [52] P. Manikandan and M. Sundararajan, «*Discrete Wavelet Features Extraction for iris recognition based biometric security*», International Journal of Electronic Engineering Research, ISSN 0975-6450 Volume 2 Number 2, pp.237-241, 2010.
- [53] A. TAKALE et al, «*Iris recognition: CUMSUM based CPA approach*», International Journal of Advanced Computational Engineering and Networking, ISSN: 2320-2106, 2013.
- [54] J. Fierrez-Aguilar, J. Ortega-Garcia and J. Gonzalez-Rodriguez, «*Fusion Strategies in Multimodal Biometric Verification*», Proceedings of the IEEE International Conference on Multimedia and Expo, ICME '03, pp. 5 - 8, 2003.
- [55] C.W. Lau et al, «*Fuzzy Logic Decision Fusion in a Multimodal Biometric System*», International Conference on Spoken Language Processing (ICSLP), October 2004.
-

-
- [56] C. Yan-Ying and L. Shang-Hong, «*Audio-Visual Information Fusion for SVM-Based Biometric Verification*», In the 9th International Workshop on Cellular Neural Networks and Their Applications, pp. 300-303, May 2005.
- [57] F. Alsaade et al, «*Enhancement of multimodal biometric segregation using unconstrained cohort normalization*», In Pattern Recognition, Volume 41, Issue 3, pp.814-820, 2008.
- [58] A. Rahmoun, F. Alsaade, M. Zahrani, «*On Improving Multimodal Biometrics Verification Using Genetic Algorithms*», In Proceeding of the 3rd International Conference on E-Medical Systems, E-Medisys'10, Fes, Morocco, May 2010.
- [59] K.Fakharet al, «*Fusion of Face and Iris Features Extraction Based on Steerable Pyramid Representation for Multimodal Biometrics*», IEEE 2010.
- [60] L.Damon et al, «*On the Fusion of Periocular and Iris Biometrics in Non-ideal Imagery*», IEEE International Conference on Pattern Recognition, 2010.
- [61] X. Zhang, Zhenan Sun, and Tieniu Tan, «*Hierarchical Fusion of Face and Iris for Personal Identification*», IEEE International Conference on Pattern Recognition, 2010.
- [62] P. Liatsis et al, «*Using Density based Score Fusion for Multimodal Identification Systems under the Missing Data Scenario*», Developments in E-systems Engineering, 2011.
- [63] Mehdi P et al, «*A Review of Multimodal Biometric System Fusion Methods and Its Applications A Review of Multimodal Biometric Systems Fusion Methods and Their Applications*», IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011.
- [64] A Gangwar, A. Josh, «*Robust Periocular Biometrics Based on Local Phase Quantisation and Gabor Transform*», International Congress on Image and Signal Processing, 2014.
- [65] P.U.Lahane, «*Fusion of Iris & Fingerprint Biometric for Security Purpose*», International Journal of Scientific & Engineering Research Volume 3, Issue 8, 2012.
- [66] Christian Rathgeb et al, «*Towards cancelable multi-biometrics based on bloom filters: a case study on feature level fusion of face and iris*», IEEE, 2015.
- [67] J. Canny, «*A computational approach to edge detection*», IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 8, pages 679–698, November 1986.
- [68] R.O. Duda and al. «*Use of the Hough Transformation to Detect Lines and Curves in Pictures*». Communication of ACM, Vol. 15, pages 11–15, January 1972.
- [69] John Daugman, «*High confidence recognition of persons by rapid video analysis of iris texture*», European Convention on Security and Detection, pp. 244 -251, 16-18 May 1995.
- [70] D. Gabor, «*Theory of communication*», J. Inst Electrical Engineers, 1946.
-

-
- [71] A. V. Oppenheim and J. S. Lim, «*The importance of phase in signals*», Proc. of the IEEE, Vol. 69, pp. 529-541, 1981.
- [72] J. 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.
- [73] R.P. Wildes, «*Iris recognition: an emerging biometric technology*», Proceedings of the IEEE , Volume 85, Issue 9, pp. 1348 -1363, September 1997.
- [74] K. Miyazawa, K. Ito, H. Nakajima «*A phased-Based Iris Recognition Algorithm*», pp 356, 365 International Conference in Biometrics, ICB 2006.
- [75] Jang Soo, «*Iris identification system and method of identifying a person through iris recognition*», US PATENT 6,247,813, June 19, 2001.
- [76] D. Bhat and S. Nayar, «*Ordinal measures for image correspondence*», IEEE Trans. on PAMI, Vol.20, No.4, 415- 423, 1998.
- [77] Zhenan Sun, Tieniu Tan, Yunhong Wang «*Robust Encoding of Local Ordinal Measures: A General Framework of Iris Recognition*», ECCV 2004.
- [78] Duda, R. O. and P. E. Hart, «*Use of the Hough Transformation to Detect Lines and Curves in Pictures*», Comm. ACM, Vol. 15, pp. 11–15, 1972.
- [79] R.P. Wildes, «*Iris recognition: an emerging biometric technology*», Proceedings of the IEEE , Volume 85, Issue 9, pp. 1348 -1363, September 1997.
- [80] J. Daugman, «*High confidence recognition of persons by rapid video analysis of iris texture*», European Convention on Security and Detection, pp. 244 -251, 16-18 May 1995.
- [81] C. Xu and J. L. Prince, «*Snakes, Shapes, and Gradient Vector Flow*», IEEE Transactions on Image Processing, pp. 359-369, 1998.
- [82] R. LEMOUCHI, «*La Reconnaissance de l'Iris Basée sur l'Orientation Locale du Signal Monogène* », Thèse de Magister, Ecole nationale Supérieure d'Informatique (ESI), Oued-Smar Alger, juil 2012.
- [83] A.OUAMANE, «*Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage 2D et 3D*», Thèse de doctorat, Université Mohamed Khider – Biskra, 2015.
- [84] L. Ballihi, «*Biométrie faciale 3D par apprentissage des caractéristiques géométrique: Application à la reconnaissance des visages et à la classification du genre* », Thèse doctorat, Université Lille 1 Sciences et Technologies, France, 2007.
- [85] P. Buysens, «*Fusion de différents modes de capture pour la reconnaissance du visage appliquée aux e-transactions*», Thèse doctorat, Université de Caen Basse-Normandie, 2006.
-

[86] M. Belahcene, «*Authentication et Identification en Biométrie*», Thèse doctorat, Université Mohamed Khider – Biskra, 2013.

[87] Chinese Academy of Sciences-Institute of Automation. <http://www.sinobiometrics.com/>

[88] UBIRIS Database V1 <http://iris.di.ubi.pt/ubiris1.html>.

[89] A. Ouamane, M.Belahcene, A.Benakcha, A.Benchenief, A.Taleb Ahmed, «*The Classification of Scores From a Multi-Classifiers for Face Verification*», Première Conférence Nationale sur les Télécommunications (CNT) Guelma, Algérie, Novembre 2012.

[90] http://www.oulu.fi/infotech/annual_report/2013/cm

[91] A. Ouamane, M. Belahcène, A. Taleb-Ahmed, «*Fusion d'un Système Multi-Classifieurs par l'Intégrale Floue de Sugeno et de Choquet pour la Reconnaissance de Visages*», JEAFFD Polytechnique Alger, Décembre 2012.