HAL open science

Système d'identification à partir de l'image d'iris et détermination de la localisation des informations

Alaa Hilal

To cite this version:

Alaa Hilal. Système d'identification à partir de l'image d'iris et détermination de la localisation des informations. Vision par ordinateur et reconnaissance de formes [cs.CV]. Université de Technologie de Troyes; Université Libanaise, 2013. Français. NNT : 2013TROY0021 . tel-02969058

HAL Id: tel-02969058

https://theses.hal.science/tel-02969058v1

Submitted on 16 Oct 2020

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

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

Thèse
de doctorat
de l'UTT

Alaa HILAL

Système d'identification à partir de l'image d'iris et détermination de la localisationdes informations

Spécialité : Optimisation et Sûreté des Systèmes

2013TROY0021

Année 2013

Thèse en cotutelle avec l'Université Libanaise - Beyrouth - Liban

الجامعة اللبنانية
UNIVERSITE LIBANAISE

utt
université de technologie
Troyes

THESE

pour l'obtention du grade de

DOCTEUR de l'UNIVERSITE DE TECHNOLOGIE DE TROYES

Spécialité : OPTIMISATION ET SURETE DES SYSTEMES

présentée et soutenue par

Alaa HILAL

le 21 octobre 2013

Système d'identification à partir de l'image d'iris et détermination de la localisation des informations

JURY

M. M. HAJJAR	PROFESSEUR	Président
M. F. ABDALLAH	MAITRE DE CONFERENCES	Examinateur
M. P. BEAUSEROY	PROFESSEUR DES UNIVERSITES	Directeur de thèse
M. P. CHAUVET	PROFESSEUR	Rapporteur
M. B. DAYA	PROFESSEUR	Directeur de thèse
M. M. KHALIL	PROFESSEUR	Examianteur
Mme S. LELANDAIS-BONADE	PROFESSEUR DES UNIVERSITES	Rapporteur

Iris identification system and determination of characteristics location

REMERCIEMENTS

En cherchant des exemples de remerciements sur Internet et dans les thèses dont j'ai pu obtenir un exemplaire du rapport final, je suis tombé sur un format traditionnel rempli de phrases standards bien écrites que je comptais utiliser dans mes propres remerciements. Mais à bien y réfléchir, n'étant pas un fan de ce qui est traditionnel et encore moins de ce qui est standard, j'ai décidé de laisser le souci d'élégance aux tailleurs et aux cordonniers, la forme aux architectes et la grammaire aux écrivains, pour exprimer de la façon la plus vraie possible tout le bien, et rien que le bien, de ceux que je vais citer dans la suite.

Je commence par adresser mes remerciements à mes directeurs de thèse, Monsieur Bassam DAYA et Monsieur Pierre BEAUSEROY, qui m'ont chaleureusement accueilli chacun dans son laboratoire, et ont accepté de diriger ma thèse. Quand deux personnes qui possèdent deux notions différentes du souci du détail se rencontrent, les pessimistes prédiront le clash, les optimistes diront qu'ils sont complémentaires. Etant tous les deux de nature optimiste… Bassam et Pierre ont toujours préférés ne voir en moi que les bons côtés de ma personnalité tout en essayant, sans grande réussite hélas, d'améliorer les mauvais. Je les remercie pour leur soutien, patience et efforts sans lesquels je n'aurai pas pu obtenir des résultats aussi intéressants.

A cette formule standard, je voudrais rajouter quelques mots. Je remercie Bassam de me faire accueillir dans sa maison pour passer un nombre pas mal des réunions et ceci pour des heures prolongées. En parallèle, je remercie Pierre pour me faire accueillir dans mon second pays, la France et de s'occuper de mes diverses problèmes telles celles de logement et de déplacement.

Je remercie aussi tous les membres du jury. Je remercie donc Monsieur Mohammad Hajjar, Monsieur Fahed Abdallah, Monsieur Mohamad Khalil et Madame Sylvie Lelandais-Bonadé et Monsieur Pierre Chauvet. A ceux que je connais déjà je tiens aussi à exprimer des remerciements plus personnels.

Je remercie aussi Mme. Sylvie Lelandais-Bonadé et M. Pierre Chauvet d'avoir accepté d'être mes rapporteur bien que le domaine particulier de la reconnaissance par l'iris ne soit pas vraiment les sien au départ.

Traditionnellement, les remerciements finissent par une pensée pour les parents, les frères, la femme, les amis, Dieu, le voisin de pallier, le conducteur du bus, tout en ayant une pensée pour les gens du département, en finissant par la célèbre phrase qui remercie tous ceux qui de près ou de loin auraient contribués au bon déroulement de cette thèse. De ce passage je garderai une pensée envers les gens du département comme Marie-Jose, Véronique, Pascale, Isabelle, Jean-Philippe, Paul ; pour les autres je tiens à exprimer des remerciements plus personnels et plus personnalisés.

Je remercie bien sûr mes parents Khaled et Kawkab de m'avoir aidé, entre autres financièrement, durant toutes ces années, me permettant de vivre largement au-dessus de mes moyens. Sans eux je n'aurais jamais pu arriver jusqu'au bout.

Je remercie aussi mes deux frères, Rawad et Rami, qui m'ont toujours encouragé et ont cru en moi.

J'adresse encore mes plus sincères remerciements à ma fiancée Abir ZEBIAN. Abir n'a jamais stoppée de croire en moi, elle n'a jamais stoppée de le dire et de le prouver. Tous ces moments importants et critiques que ce soit dans des situations heureuses ou tristes, Abir était à côté de moi. Sans elle, mon parcours dans les trois dernières années et dans les années à venir aurait été plus difficile.

J'ai aussi une pensée spéciale pour mon grand-père, Salim, qui a décédé l'année précédente.

Finalement, j'adresse mes plus sincères remerciements à tous mes proches et amis. Je remercie en particulier Elias de m'avoir accueilli dans sa maison et d'être plus qu'un ami mais plutôt un frère. Mes remerciements particuliers s'adressent aussi à Jawad et à Nadim qui m'ont toujours encouragé au cours de la réalisation de ce mémoire.

TABLE DES MATIÈRES

LISTE DES FIGURES i

LISTE DES TABLEAUX vii

LISTE DES ABREVIATIONS ET DES ACRONYMES viii

RÉSUMÉ ix

ABSTRACT xi

INTRODUCTION GENERALE 1

CHAPITRE I
LA BIOMÉRIE D'IRIS 4

1.1. La biométrie : définition, caractéristiques et applications 5

1.2. Biologie de l'iris 7

1.3. Architecture d'un système de reconnaissance d'iris 8

1.4. Evaluation d'un système de reconnaissance d'iris 11

1.5. Performance d'un système de reconnaissance d'iris 12
1.5.1. Erreurs générées par la reconnaissance de l'iris 12
1.5.2. Mesure de performance d'un système de reconnaissance 13
1.5.2.1. Décidabilité 14
1.5.2.2. Précision au taux égal d'erreurs (EER) 16
1.5.2.3. Courbe COR 17
1.5.2.4. Courbe CMC 18

1.6. Spécificités d'un système de reconnaissance d'iris 19

1.7. Conclusion 20

CHAPITRE II
SEGMENTATION DE L'IRIS 22

2.1. Introduction 23

2.2. Méthodes développées 24
2.2.1. Détection par des contours circulaires 25
2.2.1.1. Méthode de référence 25
2.2.1.2. Méthode de Wildes 25
2.2.1.3. Méthode de Fabian et al. 28
2.2.1.4. Méthode de Ritter et Cooper 29
2.2.1.5. Autres méthodes 32
2.2.2. Détection par des contours elliptiques 34
2.2.2.1. Méthode de Zuo et Natalia 34

2.2.2.2. Méthode de Camus et Wildes 35
2.2.2.3. Méthode de Ryan et al. 36
2.2.2.4. Autres méthodes 37
2.2.3. Détection par des contours de formes libres 37
2.2.3.1. Segmentation par contours actifs 38
2.2.3.1.1. Méthode de Daugman actualisée 38
2.2.3.1.2. Méthode de Shah et Ross 39
2.2.3.1.3. Méthode de Vatsa et al. 41
2.2.3.1.4. Méthode de Krichen 43
2.2.3.2. Méthodes statistiques 44
2.2.3.2.1. Méthode statistique de Krichen 44
2.2.3.2.2. Méthode de Proenca et Alexandre 44

2.3. Une nouvelle méthode de segmentation hybride 45
2.3.1. Introduction 45
2.3.2. Architecture du système proposé 48
2.3.3. Prétraitement de l'image de l'iris 49
2.3.4. Détection de la frontière externe de l'iris par la transformée de Hough 50
2.3.5. Détection de la frontière interne de l'iris par le contour actif sans bords 51
2.3.6. Isolation des paupières et des cils 56

2.4. Conclusion 56

CHAPITRE III
NORMALISATION DE L'IRIS 59

3.1. Introduction 60

3.2. Etat de l'art 61
3.2.1. Normalisation en coordonnées polaires 61
3.2.1.1. Méthode de Daugman 61
3.2.1.2. Méthode de Shamsi et Rasouli 64
3.2.1.3. Méthode de Yuan et Shi 65
3.2.1.4. Méthode de Daugman actualisée 67
3.2.2. Normalisation en conservant l'espace de départ 68
3.2.2.1. Méthode de Wildes 68
3.2.2.2. Méthode de Han et al. 69

3.3. Améliorations proposées 71
3.3.1. Normalisation parabolique 73
3.3.2. Normalisation en bandes élastiques 74

3.4. Conclusion 76

CHAPITRE IV
ENCODAGE ET CLASSIFICATION DE L'IRIS 78

4.1. Introduction 79

4.2. Méthodes d'encodage et de classification 80
4.2.1. Profil d'iris en valeurs binaires 80

4.2.1.1. Méthode de référence 81
4.2.1.2. Méthode de Tisse et al 84
4.2.1.3. Méthode de Ma et al. 86
4.2.1.4. Autres méthodes 87
4.2.2. Profil d'iris en valeurs réelles 88
4.2.2.1. Méthode de Wildes 88
4.2.2.2. Méthode de Miyazawa et al. 89
4.2.2.3. Méthode de Yu et al. 91
4.2.2.4. Autres méthodes 92
4.2.3. Profil d'iris avec combinaison de valeurs binaires et réelles 93
4.2.3.1. Zhang et al. 93
4.2.3.2. Vatsa et al. 94

4.3. Nouveau système proposé pour la reconnaissance d'iris 95

4.4. Conclusion 99

CHAPITRE V
RÉSULTATS 101

5.1. Introduction 102
5.1.1. Bases de données des images d'iris 102
5.1.2. Procédure d'évaluation des résultats 105

5.2. Optimisation des sous-processus 105
5.2.1. Prétraitement des images d'iris 106
5.2.2. Paramètres de segmentation 106
5.2.3. Paramètres de normalisation 111
5.2.4. Paramètres d'encodage 112
5.2.5. Paramètres de classification 112

5.3. Impact de la segmentation sur la performance 114

5.4. Impact de la normalisation sur la performance 119
5.4.1. Normalisation parabolique 119
5.4.2. Normalisation en bandes élastiques 120

5.5. Recherche des régions discriminantes 123

5.6. Conclusion 127

CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES 129

PUBLICATIONS 132

BIBLIOGRAPHIE 133

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1 : Anatomie et différentes caractéristiques de l'iris humain 7

Figure 1.2 : Diagramme des différentes étapes d'un système de reconnaissance d'iris 9

Figure 1.3 : Histogramme de distance de Hamming des scores intra et inter-classes pour le premier cas du tableau 1.1 en (a) et pour le quatrième cas du tableau 1.1 en (b) 15

Figure 1.4 : Variation de FAR et FRR en fonction du point de seuillage 17

Figure 1.5 : Courbes COR de deux systèmes de reconnaissance d'iris 18

Figure 1.6 : Courbes CMC de deux systèmes 19

Figure 2.1 : (a) Image de l'iris ; (b) image de contour crée par un gradient horizontal et vertical ; (c) image de contour crée par un gradient horizontal uniquement ; (d) image de contour crée par un gradient vertical uniquement 27

Figure 2.2 : (a) Schéma de l'extraction des points de contours de la frontière externe à partir du l'image de gradient inverse ; les petites fenêtres circulaires sont situées sur des cercles centrés en c_b de rayon $\rho_i$avec un angle α_j ; les fenêtres circulaires dont la couleur gris représentent les points où la valeur $d_{i,j}$ atteint son minimum local et marque ainsi de la présence la plus probable de la limite externe de l'iris ; (b) Graphe qui représente les valeurs $d_{i,j}$ et les régions d'intérêts pour la détection de la frontière externe 29

Figure 2.3 : (a) L'énergie interne pousse le contour actif vers un polygone idéal de rayon δ plus grand que le rayon moyen du contour courant ; (b) l'énergie externe sur chaque vertex le pousse vers le centre de gravité du contour avec une magnitude donnée par la différence entre les valeurs de niveau de gris de son plus proche voisin et le pixel voisin le plus proche du contour 31

Figure 2.4 : Les zones considérées lors de la recherche des frontières de l'iris 31

Figure 2.5 : (a) Illustration des points d'application (en vert) de l'opérateur intégro-différentiel de Daugman autour d'un point de recherche initial (en rouge) ; (b) trajet suivit par les points de recherche afin de maximiser l'opérateur de Daugman 32

Figure 2.6 : (a) Point de recherche du centre autour d'un point de contour selon la méthode originale de Wildes ; (b) Point de recherche du centre dans la direction du point de contour selon la méthode proposée par les auteurs ; (c) Détection de chaque paupière en utilisant deux lignes droites 33

Figure 2.7 : (a) Rayons utilisés pour détecter les pixels des frontières de l'iris ; (b) juste les régions marqués par les rayons en bleu sont utilisées pour la détection des frontières de l'iris 36

Figure 2.8 : (a) Le plan du bit le moins significatif de l'image de l'iris ; (b) la pupille isolée après application des opérations d'érosions et de dilatation sur l'image précédente ; (c) ellipse qui approxime la frontière de la pupille 37

Figure 2.9 : Segmentation de l'iris par la méthode de Daugman en utilisant des contours actifs basés sur les coefficients du fourrier ; les cils isolés sont marqués par une couleur blanche 39

Figure 2.10 : Segmentation de la frontière externe de l'iris en utilisant le contour actif géodésique; (a) contour initial ; (b) contour final de la frontière externe détectée ; (c) et (d) montrent la segmentation de deux images d'iris couvertes partiellement par la paupière supérieure 41

Figure 2.11 : Résultats de la segmentation d'iris selon la méthode de Vatsa et al 43

Figure 2.12 : Evolution des contours initialisés vers la frontière interne de l'iris en (a) et vers la frontière externe de l'iris en (b) ; Les courbes rouges représentent les contours intermédiaires et la courbe bleue le contour final obtenu 44

Figure 2.13 : Etapes de traitement de la méthode de segmentation proposée 49

Figure 2.14 : Résultats d'une sur-segmentation de la frontière externe de l'iris en utilisant le contour actif (images reprises des travaux de Ross et Shah [49]) 51

Figure 2.15 : Image contenant deux régions homogènes d'intensité distinctes et séparées par C_0 ; c_1 et c_2 désignent la moyenne d'intensité respectivement à l'intérieur et à l'extérieur de C_0 52

Figure 2.16 : Quatre cas différents de position du contour détecté (en couleur vert) 53

Figure 2.17 : Séquence des étapes de la segmentation de la frontière interne de l'iris 55

Figure 3.1 : Modèle de normalisation de Daugman ; l'image de l'iris segmenté (a) est projetée vers un repère polaire définit par (r, θ) pour avoir une forme rectangulaire (b) 62

Figure 3.2 : Cercles d'échantillonnage de l'iris selon la méthode de normalisation de Daugman. Les deux losanges dans l'image désignent les centres des deux contours circulaires (tirets complets en blanc) approximant la frontière interne et de la frontière externe de l'iris respectivement (l'écart entre ces deux centres est exagéré afin clarifier la schématisation); les cercles marqués par des tirets pointillés représentent les cercles d'échantillonnage intermédiaires; le segment liant les deux losanges définit la position occupée par les centres des cercles d'échantillonnage 63

Figure 3.3 : Normalisation de Daugman d'un iris segmenté ; la figure (a) représente les deux cercles qui approximent les deux frontières de l'iris ; la figure (b) est l'iris normalisé; la figure (c) représente le masque de bruit associé ; les pixels en blanc dans ce masque indiquent des zones de bruit..... 64

Figure 3.4 : Normalisation de l'iris selon la méthode de Shamsi et Rasouli ; l'iris segmenté est projeté de l'espace cartésien vers un espace pseudo-polaire dont la résolution d'échantillonnage angulaire augmente avec la distance à la pupille 65

Figure 3.5 : Schématisation des fibres qui gèrent le mouvement de l'iris 66

Figure 3.6 : Echantillonnage de l'iris, selon un modèle non linéaire, suite à une dilatation de la pupille ; un arc de fibre (PI) de l'iris initial correspond à un nouveau arc de fibre $(P'I)$ une fois la pupille est dilatée ; les points de fibres A, B et C de l'arc (PI) correspondront à leurs nouvelles positions A', B' et C' de l'arc $(P'I)$ 66

Figure 3.7 : Décalage des échantillons de la frontière externe de l'iris suite à une variation du centre de repère polaire..... 68

Figure 3.8 : Image d'iris segmentée et normalisée selon la méthode de Wildes ; dans cette méthode les zones de bruit de l'iris sont directement mises à 0 (noir)..... 69

Figure 3.9 : Normalisation de l'iris selon la méthode de Han et al. ; (a) l'iris est premièrement segmenté et redimensionné pour avoir une taille fixe ; (b) région d'intérêt de l'iris : le plus grand carré inscrit à l'intérieur de l'iris; (c) finalement les valeurs d'intensité non informative de la pupille sont remplacées par celles des régions voisines..... 70

Figure 3.10 : Mauvaise normalisation suite à une détection non précise de la frontière externe de l'iris 73

Figure 3.11 : Schématisation de deux images différentes d'un même iris ; l'iris complet (a) occlus dans (b) 74

Figure 3.12 : Normalisation parabolique (a) en comparaison avec une normalisation classique (b) 74

Figure 3.13 : (a) Iris dont la frontière externe est approximée par un contour circulaire, la pupille est détectée par un contour actif (vert), par un cercle (blanc) ; (b) zoom sur la partie centrale des centres segments entre centres..... 75

Figure 4.1 : Une paire en quadrature de filtres 2D de Gabor ; (a) la composante réelle caractérisée par une onde cosinus modulée par une gaussienne ; (b) la composante caractérisée par une onde sinus modulée par une gaussienne 82

Figure 4.2 : Principe d'encodage de phase sur quatre quadrants et en deux bits..... 83

Figure 4.3 : Encodage de la texture de l'iris selon la méthode de référence; (a) l'iris normalisé ; (b) masque normalisé correspondant; (c) iris encodé par les filtres 2-D de Gabor ; (d) masque correspondant qui tient compte de la taille de l'iris encodé 83

Figure 4.4 : Fonctions émergentes de fréquence (a) et leurs phases (b) pour une composante de fréquence calculée pour représenter la texture d'un iris 86

Figure 4.5 : Représentation multi-échelle pour les textures de l'iris ; des textures particulières se manifestent à travers une gamme d'échelles spatiales de l'iris 89

Figure 4.6 : (a) Image normalisée de l'iris dans le domaine spatial dans (a); et dans le domaine fréquentiel dans (b) 90

Figure 4.7 : (a) Un pic de corrélation de phase est observable dans le cas de deux images d'un même iris contrairement au cas de deux images d'iris différent dans (b) 91

Figure 4.8 : Filtrage des images normalisées de l'iris en utilisant un filtre bidimensionnel de Gabor selon différentes fréquences ω et orientations θ avec l'axe horizontal; les images à gauche et à droite représentent respectivement la réponse réelle et la réponse imaginaire de chaque filtre ; dans (a) $\omega = 5$ et $\theta = 0°$; dans (a) $\omega = 11$ et $\theta = 45°$; dans (a) $\omega = 22$ et $\theta = 90°$; et finalement $\omega = 45$ et $\theta = 135°$ dans (d)..... 92

Figure 4.9 : Binarisation de l'image d'iris; l'image à gauche correspond au bit le plus signifiant ; en allant vers la droite on arrive à l'image de bit le moins signifiant95

Figure 4.10 : Architecture générale du système proposé pour l'identification de l'iris..... 98

Figure 5.1 : Système d'acquisition des images d'iris implémenté pour obtenir la base de données CASIA-IrisV3-Interval 103

Figure 5.2 : Exemples des images d'iris obtenus à partir des bases de données UBIRIS-V1 (a) et CASIA-IrisV3-Interval (b) respectivement..... 104

Figure 5.3 : Une image initiale d'iris (a) est traitée pour réduire l'effet des réflexions spéculaires (b)..... 106

Figure 5.4 : Filtre gaussien (a) appliqué pour obtenir une image lissée (b)..... 107

Figure 5.5 : Images de gradient obtenu en appliquant un filtre de direction verticale (a), horizontale (b) ou les deux directions ensemble (c) 108

Figure 5.6 : Images des contours obtenus par un seuillage d'image de gradient vertical (a), horizontal (b) ou d'image de gradient vertical et horizontal en même temps (c) 109

Figure 5.7 : Variation de la surface du contour actif au cours de la segmentation de deux images typiques ; dans les deux situations la surface du contour actif varie faiblement à partir de la 45ème itération ce qui reflète une convergence à la frontière de la pupille 110

Figure 5.8 : Fractionnement de l'iris normalisé en 10 anneaux de mêmes dimensions ; la figure (a) représente chaque anneau normalisé avec son masque correspondant en (b) 112

Figure 5.9 : Détection des frontières de l'iris à partir des images de la base de données UBIRIS-V1 ; le contour blanc représente l'approximation circulaire des frontières alors que le contour vert représente la détection par contour actif sans bords 115

Figure 5.10 : Détection des frontières de l'iris à partir des images de la base de données CASIA-IrisV3-Interval ; les contours blanc et vert représentent l'approximation circulaire et la détection par le contour actif respectivement 116

Figure 5.11 : Détection erronée de la frontière de la pupille à cause de la présence des cils ; les contours blanc et vert représentent l'approximation circulaire et la détection par le contour actif respectivement 117

Figure 5.12 : Courbe de variation de FAR et de FRR en fonction de seuil de décision pour le système de référence en (a) et le système proposé en (b) 118

Figure 5.13 : Courbes COR représentantes les performances de reconnaissance du système proposé et du système de référence 119

Figure 5.14 : Courbes COR représentantes les performances de reconnaissance du système proposé et du système de référence 120

Figure 5.15 : Courbe de variation de FAR et de FRR en fonction de seuil de décision pour le système de référence en (a) et pour le système proposé en normalisation en bandes élastiques selon la configuration CAP (b) et CGP (b) 122

Figure 5.16 : Courbes COR pour les trois systèmes de reconnaissance d'iris à base de la normalisation de Daugman et de notre normalisation en bandes élastiques en configuration CAP et CGP 123

Figure 5.17 : Décidabilité de chacun des 10 anneaux de l'iris obtenu à partir du système proposé et celui de référence ; (les anneaux 1 et 10 sont les anneaux les plus proches à la pupille et la frontière externe de l'iris respectivement) 124

Figure 5.18 : Précision au taux égal d'erreurs de chacun des 10 anneaux de l'iris obtenu à partir du système proposé et celui de référence ; (les anneaux 1 et 10 sont les anneaux les plus proches à la pupille et la frontière externe de l'iris respectivement) 125

Figure 5.19 Courbe COR pour chacun des 10 anneaux de l'iris obtenue à partir du système de référence (a) et du système proposé (b) 126

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1.1 : Quatre cas différents des scores de similarités intra et inter-classes ainsi que la décidabilité correspondante dans chaque cas 14

Tableau 2.1 : Méthode référence de segmentation 45

Tableau 2.2 : Méthodes de segmentation de l'iris par des contours circulaires non concentriques 45

Tableau 2.3 : Méthodes de segmentation de l'iris par des contours circulaires concentriques 46

Tableau 2.4 : Méthodes de segmentation de l'iris par des contours elliptiques 46

Tableau 2.5 : Méthodes de segmentation de l'iris par des contours en forme libre 47

Tableau 3.1 : Méthodes de normalisation de l'iris 71

Tableau 4.1 : Méthodes d'encodage et de classification de l'iris 96

Tableau 4.2 : Les principaux systèmes de reconnaissance d'iris avec leurs résultats de performance 97

Tableau 5.1 : Optimisation du nombre des neurones de la couche cachée..... 113

Tableau 5.2 : Optimisation du taux d'apprentissage 114

Tableau 5.3 : Performances du réseau de neurones 120

Tableau 5.4 : Décidabilité du système de référence et de la normalisation en bandes élastiques..... 121

LISTE DES ABREVIATIONS ET DES ACRONYMES

AM	:	Amplitude Modulation
CAP	:	Centre Approximatif de la Pupille
CGP	:	Centre de Gravité de la Pupille
CMC	:	Cumulative Match Characteristic
CNIL	:	Commission Nationale de l'Informatique et des Libertés
COR	:	Caractéristique Opérationnel d'un Récepteur
DH	:	Distance de Hamming
FA	:	Fausse Acceptation
FAR	:	False Accept Rate
FM	:	Frequency Modulation
FMR	:	False Match Rate
FNMR	:	False Non Match Rate
FRR	:	False Rejection Rate
GMM	:	Gaussian Mixture Model
GVF	:	Gradient Vector Flow
ISO	:	Organisation Internationale de Normalisation
QAV	:	Quantification par Apprentissage Vectoriel
TER	:	Taux Egal d'Erreurs
VA	:	Vrai Accepte
VR	:	Vrai Refus
RGB	:	Red, Green and Blue
TDC	:	Transformée Discrète en Cosinus
TDF	:	Transformée Discrète de Fourier

RÉSUMÉ

Le système d'identification d'iris est considéré comme l'une des meilleures technologies biométriques. Toutefois, des problèmes liés à la segmentation de l'iris et à la normalisation de la texture de l'iris sont généralement signalés comme principales origines des reconnaissances incorrectes. Dans notre travail, trois contributions principales sont proposées pour améliorer le système d'identification d'iris. Une nouvelle méthode de segmentation est développée. Elle détecte la frontière externe de l'iris par un contour circulaire et la pupille, d'une manière précise, à l'aide d'un modèle de contour actif. Ensuite, une nouvelle méthode de normalisation est proposée. Elle assure une représentation plus robuste et un meilleur échantillonnage de la texture de l'iris comparée aux méthodes traditionnelles. Enfin en utilisant le système d'identification d'iris proposé, la localisation des caractéristiques discriminantes dans une région d'iris est identifiée. Nous vérifions que l'information la plus importante de la région de l'iris se trouve à proximité de la pupille et que la capacité discriminante de la texture diminue avec la distance à la pupille. Les méthodes de segmentation et de normalisation développées sont testées et comparées à un système de référence sur une base de données contenant 2639 images d'iris. Une amélioration dans les performances de reconnaissance valide l'efficacité du système proposé.

Mots-clés : **Identification biométrique**, **Traitement d'images -- Techniques numériques, Reconnaissance des formes (informatique)**.

ABSTRACT

Iris identification system is considered among the best biometric technologies. However problems related to the segmentation of the iris and to the normalization of iris templates are generally reported and induce loss of recognition performance. In this work three main contributions are made to the progress of the iris identification system. A new segmentation method is developed. It approximates the outer iris boundary with a circle and segments accurately the inner boundary of the iris by use of an active contour model. Next, a new normalization method is proposed. It leads to a more robust characterization and a better sampling of iris textures compared to traditional normalization methods. Finally using the proposed iris identification system, the location of discriminant characteristics along iris templates is identified. It appears that the most discriminant iris characteristics are located in inner regions of the iris (close to the pupil boundary) and that the discriminant capabilities of these characteristics decreases as outer regions of the iris are considered. The developed segmentation and normalization methods are tested and compared to a reference iris identification system over a database of 2639 iris images. Improvement in recognition performance validates the effectiveness of the proposed system.

Keywords : **Biometric identification, Image processing -- Digital techniques, Pattern recognition systems**.

INTRODUCTION GENERALE

L'identification des personnes à partir de l'image d'iris est considérée comme un des meilleurs moyens de reconnaissance à base biométrique. Cette technologie comparée aux autres technologies biométriques, se base sur les propriétés distinctes de l'iris. La texture de l'iris est stable durant toute la vie de la personne au contraire de l'empreinte digitale, unique pour chaque personne au contraire des caractéristiques du visage chez les vrais jumeaux et infalsifiables au contraire des caractéristiques de la voix. En plus être un organe interne, l'iris est bien protégé de l'environnement extérieur mais toutefois mesurable, d'une manière assez peu invasive, par une simple acquisition d'image.

Ainsi afin de reconnaitre une personne à partir de l'image de son œil, plusieurs processus sont mis en œuvre. Premièrement l'image de l'œil est segmentée afin d'extraire l'iris et de l'isoler de tous éléments environnants tel que la pupille, le blanc de l'œil, les paupières et les cils. L'iris segmenté est ensuite normalisé pour avoir une taille fixe et pour compenser ainsi les différentes variations intrinsèques et extrinsèques. Ensuite, les caractéristiques les plus discriminantes de l'iris sont extraites, dans un processus appelé encodage, afin de constituer un profil représentant la signature biométrique de l'iris. Finalement un processus de classification utilise le profil constitué de l'iris et le compare avec des profils déjà enregistrés dans la base de données afin de révéler l'identité de l'iris inconnu.

En termes de performances de reconnaissance, les systèmes d'identification des personnes à partir de l'image d'iris sont caractérisés par de très faibles erreurs de fausse acceptation ou de faux refus. Cependant malgré ses hautes performances, différentes difficultés dans le déroulement du processus d'identification existent toujours. Des problèmes sont rencontrés surtout au niveau de la segmentation et de la normalisation de l'iris. Une segmentation inexacte mène à une fausse détermination de la région d'iris, ce qui entraine une fausse constitution du profil d'iris. Alors qu'une normalisation non convenable de la région de l'iris mène à un échantillonnage et à une représentation non optimisés de la texture de l'iris. L'effet de ces deux problèmes est observable par une faible correspondance lors de la comparaison entre les profils d'iris d'une même classe, ce qui augmente les erreurs de reconnaissances.

De plus, une meilleure connaissance de la présence et de la localisation des informations discriminantes de l'iris permet d'optimiser la normalisation. Une méthode de normalisation développée en tenant compte de cette connaissance peut favoriser les régions de l'iris qui sont riches en informations discriminantes par rapport aux autres régions..

Par conséquence, en améliorant la manière dont l'iris est segmenté et ensuite normalisé on doit surement améliorer les performances de reconnaissance du système de reconnaissance en augmentant le taux de bonne identification.

Dans cette thèse, trois aspects et problématiques rencontrés dans un système de reconnaissance d'iris sont étudiés et améliorés.

Premièrement, on cherche à développer la segmentation de l'iris. Les méthodes existantes se divisent en trois catégories : approximations des frontières de l'iris par des contours circulaires [19], [22] ou elliptiques [28], [32] et détection à partir des modèles de segmentation en forme libre tel que les contours actifs [48], [49]. Sachant que l'efficacité de ces méthodes est limitée aux contraintes relatives à chaque méthode et à la qualité des images d'iris, une méthode de segmentation qui amène à une détection plus fidèle et plus précise de l'iris en utilisant une transformée de Hough et un contour actif est développée.

Deuxièmement, on cherche à proposer des méthodes de normalisation de l'iris qui soient plus adaptées à la méthode de segmentation introduite. Les méthodes de normalisation classiques sont appropriées pour une segmentation qui approxime les frontières de l'iris par des primitives géométriques. Deux nouvelles méthodes de normalisation sont proposées. La première, appelée normalisation parabolique, consiste à privilégier, lors de la normalisation les régions proches de la pupille au contraire des méthodes classiques qui cherchent à ne privilégier aucune zone en particulier. La seconde, appelée normalisation en bandes élastiques consiste à normaliser l'iris en tenant compte de la segmentation en forme libre réalisée à l'étape précédente. Elle consiste à ré-échantillonner l'image segmentée à l'aide de contours dont la forme varie entre la forme libre de la frontière avec la pupille et une approximation circulaire de la frontière externe de l'iris, de manière à couvrir la totalité de l'iris. Ces contours sont utilisés pour faire une transformation dans un repère polaire. Pour chaque contour, le centre du nouveau repère est étudié avec attention. Deux définitions différentes des centres sont proposées afin de trouver la meilleure et d'analyser la sensibilité des résultats à ce paramètre non étudié à ce jour dans la littérature.

Troisièmement, on utilise le système avec les améliorations proposées afin d'étudier la localisation des informations les plus utiles à la reconnaissance de l'iris. Plus exactement, on cherche à identifier le pouvoir discriminant des différentes régions de l'iris et trouver ainsi le lieu des caractéristiques qui mènent à une meilleure performance de reconnaissance.

Les différentes problématiques traitées sont détaillées dans les cinq chapitres de la thèse. Dans le chapitre 1, on introduit la biométrie de l'iris puis l'architecture et le fonctionnement d'un système de reconnaissance d'iris pour terminer finalement avec les méthodes utilisées pour évaluer les performances du système.

Le deuxième chapitre traite du processus de segmentation de l'iris. La problématique est expliquée en détail et les méthodes déjà développées introduite. La méthode proposée est ensuite présentée.

Le chapitre 3 introduit la normalisation de l'iris. Les principales méthodes de normalisation de l'iris sont introduites. Ensuite une discussion sur les problèmes de la normalisation d'iris précède le développement de deux nouvelles approches : la normalisation parabolique et la normalisation en bandes élastiques.

Dans le quatrième chapitre, on expose, au début, différentes méthodes d'encodage et de classification de l'iris. Ensuite les méthodes utilisées sont présentées. La chapitre se termine par une présentation complète du système d'identification de l'iris développé.

Dans le cinquième chapitre, les méthodes développées et le système complet sont testées pour analyser leur efficacité. Les résultats sont tous comparés à un système de référence. L'amélioration de performance est quantifiée en mesurant différents paramètres. Finalement, la localisation des informations de l'iris est recherchée en analysant les performances de reconnaissance obtenues à partir des différentes régions de l'iris.

La conclusion de ce mémoire résume les principaux résultats de cette thèse et propose des perspectives pour des travaux ultérieurs.

CHAPITRE I

LA BIOMÉTRIE D'IRIS

Sommaire

1.1. La biométrie : définition, caractéristiques et applications 5
1.2. Biologie de l'iris..... 6
1.3. Architecture d'un système de reconnaissance d'iris 8
1.4. Evaluation d'un système de reconnaissance d'iris..... 11
1.5. Performance d'un système de reconnaissance d'iris..... 12
1.5.1. Erreurs générées par la reconnaissance de l'iris 12
1.5.2. Mesure de performance d'un système de reconnaissance 13
1.5.2.1. Décidabilité 14
1.5.2.2. Précision au taux égal d'erreurs (TER)..... 16
1.5.2.3. Courbe COR 17
1.5.2.4. Courbe CMC..... 18
1.6. Spécificités d'un système de reconnaissance d'iris 19
1.7. Conclusions..... 20

Ce chapitre présente la biométrie en général et la biométrie de l'iris plus spécifiquement. Il débute par un historique de la naissance, de l'évolution et des applications de la biométrie au cours des siècles. Ensuite la biométrie de l'iris est détaillée en précisant des éléments principaux sur la physiologie de l'iris humain. Ensuite sont décrits l'architecture d'un système typique de reconnaissance à partir des images, les erreurs générées par le processus de reconnaissance, les outils d'évaluation de la performance ainsi que les difficultés importantes qui entravent le fonctionnement des systèmes de reconnaissance d'iris. Ce chapitre se termine finalement par les objectifs de cette thèse.

1.1. La biométrie : définition, caractéristiques et applications

- Définition

Sachant qu'il ne s'agit ni d'une science récente ni d'une technique moderne la biométrie ne possède pas une définition unique. Dans le sens large la biométrie désigne l'étude quantitative des personnes à partir de leurs caractéristiques.

Cependant selon les techniques appliquées et la nature de caractéristiques étudiées les définitions principales de la biométrie [10]-[13] se résument aux deux définitions suivantes :

1. La biométrie regroupe l'ensemble des techniques informatiques permettant d'identifier un individu à partir de ses caractéristiques physiques, biologiques, voire comportementales (selon CNIL [12]).
2. La biométrie désigne la reconnaissance automatique d'une personne à partir de son comportement ou d'une caractéristique physique (selon ISO [13]).

Une différence importante entre ces deux définitions apparait au niveau des techniques et des outils utilisés. La Commission Nationale de l'Informatique et des Libertés (CNIL) a limité la biométrie aux techniques informatiques. En revanche, l'Organisation Internationale de Normalisation (ISO) a généralisé le terme à une reconnaissance automatique qui inclut la reconnaissance semi-automatique assisté par les humains indépendamment des méthodes mise en œuvre [12]-[14].

- Caractéristiques

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. [7], [8], [9].

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 [7].

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 permette 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 mesurés doivent être infalsifiables ou au moins le système biométrique doit être protégé pour identifier les caractéristiques truqués [7].

- Applications

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 [1], [2], [5].
- Accès physiques : Ce sont des procédures d'authentification biométrique qui permettent l'accès à un endroit physique tels que des bâtiments sécurisés, les aéroports [5], les postes de travail sécurisés [1], etc. De telles applications sont implémentées, entre autres, dans des :
    - aéroports [2], [3],
    - poste de contrôle des frontières [2],
    - grandes entreprises comme "Walt Disney World" pour s'assurer que les cartes multi-jours ne sont pas revendus [3], [20],
    - certaines compagnies aériennes pour empêcher l'entrée non autorisées à la salle de commande de l'avion [8].

1.2. Biologie de l'iris

La présence d'un contexte mondial dans lequel les besoins en sécurité deviennent de plus en plus importants explique la demande continue de système d'identifications ayant des niveaux supérieurs de performance, de sécurité, de confort et de simplicité d'utilisation. La reconnaissance des personnes à partir des images d'iris est considérée comme étant parmi les

meilleures technologies biométriques. Cela est lié essentiellement aux caractéristiques et aux propriétés de l'iris [5].

L'iris, la partie colorée de l'œil humain, est un diaphragme mince circulaire contractile qui entoure la pupille et qui est entouré à son terme par le blanc de l'œil (sclera). Il est situé entre la cornée et le cristallin de l'œil humain ce qui en fait un organe interne visible et bien protégé de l'extérieur. Son diamètre en général varie entre 12 et 13 mm. Son rôle est de contrôler la quantité de lumière qui entre dans la pupille. L'anatomie ainsi que les différentes caractéristiques observables pour une image de l'iris sont présentées sur la figure 1.1 [6].

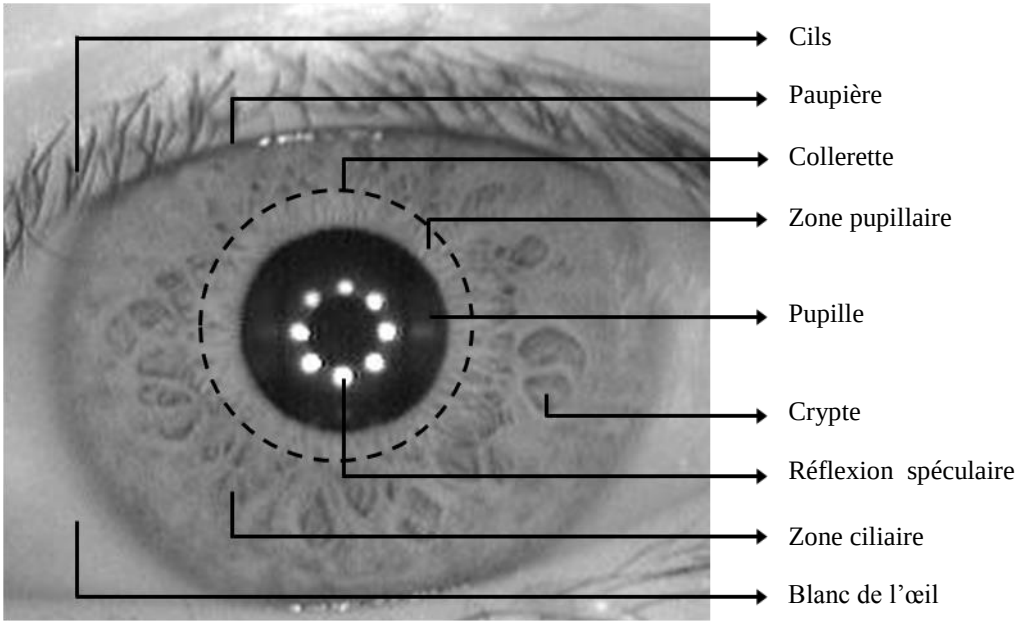


Fig. 1.1 : Anatomie et différentes caractéristiques de l'iris humain.

L'iris est constitué d'un certain nombre de couches, la plus basse est la couche de l'épithélium, qui contient des cellules pigmentaires denses, la mélanine, responsable de la couleur de l'iris. La couche stromale se situe au-dessus de la couche de l'épithélium, et contient des vaisseaux sanguins, des cellules pigmentaires et les deux muscles de l'iris. Ces deux muscles, le dilatateur et le muscle du sphincter, contrôlent la contraction et la dilatation de l'iris pour régler la quantité de lumière entrant dans la pupille vers la rétine. La surface externe multicouche de l'iris est constituée de deux régions, qui diffèrent souvent de couleur, la zone centrale pupillaire et la zone extérieure ciliaire. La collerette est la frontière qui sépare ces deux régions et qui se présente comme un motif en zigzag [4], [6], [16].

La formation de l'iris commence au cours du 3ème mois de grossesse et, sauf pour la pigmentation, le développement de l'iris et de ses textures visibles est terminé au 8ème mois de grossesse. La pigmentation du stroma évolue jusqu'à l'âge de 12 mois et reste ensuite stable pour la vie. La formation des motifs uniques de l'iris est un phénomène aléatoire et non liée à des facteurs génétiques. La seule caractéristique qui dépend de la génétique est la pigmentation de l'iris qui détermine sa couleur. En raison de la nature épi-génétique des motifs de l'iris, les deux yeux d'un individu contiennent des motifs d'iris complètement indépendants même pour les vrais jumeaux [4], [7], [15].

L'iris humain possède une structure extraordinaire et offre une combinaison de nombreuses caractéristiques telles que, des cryptes, des arêtes, des arcs de ligaments, des sillons, des fibres, des filaments et une collerette en zigzag. Ces caractéristiques visibles, généralement appelés la texture de l'iris, sont propres à chaque sujet. Les différences individuelles et la complexité physiologique de ces textures comme leur localisation, leur forme et le croisement entre eux font que la texture de l'iris est unique et qu'elle est l'une des caractéristiques distinctives les plus riches du corps humain. [6], [8], [15].

Rare sont les particularités ou les maladies qui peuvent affecter l'apparence et la structure de la texture de l'iris. Cependant parmi ces cas on cite le cas d'albinisme où l'iris est rouge en raison de l'absence de la Mélanine. Une autre maladie rare est l'aniridie qui consiste en une absence totale d'iris. Il faut noter en plus que la couleur de l'iris peut changer avec l'augmentation de la quantité de pigmentation de l'iris pendant l'enfance. Néanmoins, pour la plupart de la durée de vie de l'homme, l'apparence de l'iris est relativement stable [6], [16].

Finalement on peut déduire que les caractéristiques de la texture de l'iris sont stables dans le temps et que seuls des changements mineurs se produisent. Ces caractéristiques sont uniques et universelles. En plus l'iris est un organe interne, protégé de l'environnement et infalsifiable, de plus il est un organe visible de l'extérieur ce qui permet de mesurer ou d'acquérir une image des textures d'iris d'une manière non invasive. Tous ces caractères de la texture de l'iris font de l'iris une modalité biométrique très importante pour l'identification et la reconnaissance de l'homme [2], [7].

1.3. 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 1.2). 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 classification [5]. Le diagramme ci-dessous présente l'architecture et le traitement séquentiel d'un système de reconnaissance d'iris. Chacune de ces étapes est ensuite introduite et expliquée.

- Acquisition:

L'iris est un objet sombre, réfléchissant et de petite taille. Il doit être photographié dans des conditions particulières. Il est généralement éclairé avec une source lumineuse, visible ou invisible, et qui se trouve à une distance entre 30 et 50 cm de l'œil. D'autres facteurs tels que la distance œil-caméra et la focalisation de l'image sont aussi réglés par le système d'acquisition [1].

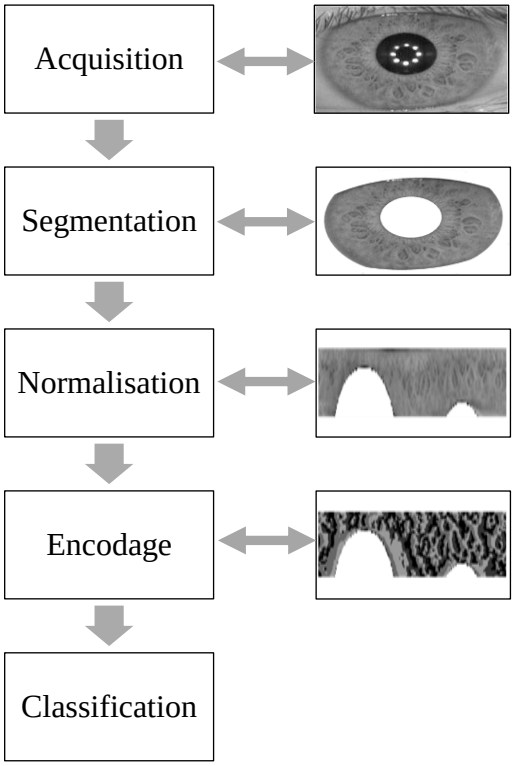


Fig. 1.2 : Diagramme des différentes étapes d'un système de reconnaissance d'iris.

En l'absence de conditions contrôlées, différentes irrégularités peuvent se présenter dans l'image de l'iris tel que l'obtention d'une image floue, de mauvais contraste, la présence des reflets d'éclairage sur la surface de l'iris. L'acquisition des images d'iris est ainsi implémentée d'une manière non-invasive par un système de photographie [8]. Les systèmes d'acquisition des images d'iris qui se conforment à la norme ISO utilisent une ou plusieurs sources infrarouges pour éclairer l'iris. Les avantages de l'infrarouge sont d'être une lumière invisible qui ne gêne pas l'œil et ayant un grand pouvoir de pénétration de la cornée, miroir hautement réfléchissant, ce qui permet de mieux mettre en évidence la texture qu'avec une lumière visible [6]. L'image acquise doit avoir une résolution et une qualité minimale pour garantir l'acquisition des caractéristiques de l'iris nécessaire pour la représentation et l'identification.

La qualité de l'image est affectée par plusieurs facteurs : occlusion de l'iris, la focalisation de l'image, l'éclairage de l'iris et la réflexion de la lumière. L'occlusion de l'iris est provoquée par la fermeture totale ou partielle de la paupière supérieure ou inférieure. En plus les cils peuvent facilement interférés avec la région d'iris. D'autre part, un éclairage non optimisé peut résulter en une image sombre, saturée ou comportant beaucoup de réflexions. Tous ces éléments sont considérés comme du bruit non significatif obtenus lors de l'acquisition. Ils limitent la région visible de l'iris, réduisent la qualité de l'image et influent indirectement sur la décision de reconnaissance de l'iris. Une segmentation efficace de ces régions est donc nécessaire.

- Segmentation :

Après l'acquisition de l'image, l'iris doit être isolé. Dans un premier temps, une série d'opération d'amélioration de l'image peuvent être appliquée. Ces opérations de prétraitement sont de type filtrage passe haut, amélioration du contraste et égalisation d'histogramme. Leurs but est de rehausser la qualité globale de l'image pour appliquer ensuite les opérations de segmentation de l'iris.

La segmentation de l'iris sera ainsi définit par l'ensemble de traitement nécessaire pour extraire l'iris se son milieu environnant : pupille, blanc de l'œil, paupières, cils et réflexions spéculaires. Elle est considérée comme l'étape la plus difficile du système de reconnaissance et son degré de fiabilité affecte très signifiant la performance du système. Deux grandes approches existent dans la bibliographie de ce processus. Elles sont basées sur des approximations circulaires ou elliptiques, ou sur la détection par des contours en forme libre tels que les contours actifs et les méthodes statistiques. Cette étape sera le sujet du deuxième chapitre de la thèse. Les différentes méthodes seront détaillées et notre propre contribution sera présentée.

- Normalisation

La segmentation de l'iris du reste de l'image produit, selon les images, des iris de tailles différentes. L'iris segmenté peut être un iris complet ou une fraction d'iris complet, de petite taille ou de grande taille. Ainsi une comparaison entre deux iris de tailles différentes ne sera possible qu'à partir d'une représentation consistante entre toutes les images [4]. Les opérations à appliquer doivent garantir la même dimensionnalité de tous les iris et doivent compenser toutes les transformations liés à la position de l'objectif de prise de vue par rapport au sujet. L'ensemble de ces opérations constitue la normalisation de l'iris, sujet du troisième chapitre. Il y a deux approches principales pour la normalisation de l'iris, normalisation dans l'espace cartésien ou normalisation dans l'espace polaire. Le traitement de cette étape ainsi que notre proposition de nouvelles méthodes de normalisations est exposé dans le troisième chapitre de la thèse.

- Encodage

Dans cette étape, l'iris est bien segmenté et normalisé. L'encodage consiste à extraire de l'iris les caractéristiques les plus discriminantes et les plus pertinentes, nécessaires et utiles pour son identification. Des filtres de type passe-bande, des ondelettes, et d'autres outils peuvent ainsi être utilisés. Le résultat obtenu peut être gardé dans des valeurs réelles ou peut être quantifié en valeurs discrètes. Le processus de l'encodage de l'iris résulte finalement en un profil d'iris représentant la signature de l'iris. Ce profile est unique pour chaque iris, insensible aux variations de dimensions ou aux rotations crées lors de l'acquisition de l'iris et sera utilisé ensuite pour la classification de l'iris [4], [5].

- Classification

Pour comparer les représentations générées par le processus d'encodage, une métrique qui mesure la similarité les profils d'iris codés est utilisée. Idéalement si la mesure de similarité entre deux profils d'iris comparés est supérieure à un certain seuil, cela signifie que les deux profils comparés appartiennent au même iris. Le cas contraire survient quand les deux profils comparés appartiennent à des iris différents [4], [5]. Les différentes méthodes d'encodage et de classification de l'iris seront traitées dans le quatrième chapitre de la thèse.

1.4. Evaluation d'un système de reconnaissance d'iris

Pour que le système de reconnaissance d'iris soit utilisé pour révéler l'identité, une phase d'enrôlement doit précéder l'utilisation du système. Dans cette phase, une base de données contenant une signature biométrique spécifique pour chacune des personnes à reconnaitre est constituée. Le processus revient à attribuer à chaque personne un profil d'iris qui sera utilisé lors d'une comparaison avec un nouveau profil d'iris d'identité inconnue.

En plus de l'enrôlement, un système de reconnaissance d'iris peut fonctionner selon deux modes : le mode de vérification (ou authentification) et le mode d'identification [3]

- Le mode de vérification :

Dans ce mode, une personne déclare une identité particulière et le système biométrique est utilisé pour vérifier ou rejeter la déclaration. La vérification est effectuée en comparant le profil biométrique de la personne, acquis au moment de la déclaration, avec celui qui est préalablement enregistré pour l'identité revendiquée. Dans ce test "un contre un", l'identité sera validée si les deux profils correspondent bien. La personne sera ensuite considérée comme authentifiée. Dans le cas contraire [16], la personne non reconnue sera considérée comme étant un imposteur [5] [3].

- Le mode d'identification :

Dans un scénario d'identification, le profil biométrique est acquis sans revendication d'identité associée. Dans ce mode de recherche d'identité, appelé reconnaissance "un contre N", deux cas sont possible : l'identification en monde fermé et l'identification en monde ouvert. La tâche d'identification en monde fermé revient à identifier l'iris inconnu parmi les signatures d'iris déjà enregistrées. En revanche, en monde ouvert l'iris inconnu peut ne correspondre à aucune des identités d'iris connues. Dans ce cas la personne n'est pas authentifiée, elle est considérée comme n'étant pas enregistrée dans le système et peut être ajouté selon un processus spécifique [3], [5], [6].

1.5. Performance d'un système de reconnaissance d'iris

1.5.1. Erreurs générées par la reconnaissance de l'iris

Dans un système de reconnaissance biométrique, notamment dans le cas de l'iris, il est impossible d'obtenir exactement la même signature pour deux acquisitions différentes et par suite d'avoir une similarité parfaite entre les signatures biométriques associés, même si les deux signatures (profils) sont issus de la même personne. Cela est lié aux problèmes d'acquisition, aux variations intrinsèques et extrinsèques d'une image d'œil et aux propriétés des opérations mathématiques conduites pour la génération du profil d'iris. D'une part, il a été signalé que certains types de médicaments peuvent affecter la forme et la taille de l'iris. Il est connu aussi que l'état psychologique de la personne peut contribuer à une dilatation supplémentaire de l'iris. D'autre part une variabilité liée à l'éclairage, aux capteurs électroniques, à la distance d'acquisition, au focus, au mouvement et à la position du sujet est toujours présent durant l'acquisition de l'image d'iris. Par suite, même avec des conditions d'acquisition analogues, il y a toujours des différences entre deux profils d'un même iris.

La signification des erreurs de reconnaissance change un peu entre les deux modes de fonctionnement (vérification ou identification).

- Erreurs générées par la reconnaissance de l'iris en mode vérification :

En considérant la reconnaissance de l'iris en mode vérification, quatre types de résultats sont possibles :

- VA: Une authentification correcte, (vrai accepte), lorsque le système accepte, ou vérifie, une vraie revendication d'identité d'une personne.
- FA: Une fausse acceptation (FA) lorsque le système accepte une fausse revendication d'identité.
- VR: Un vrai refus (VR) lorsque le système refuse une fausse revendication identitaire.
- FR: Un faux refus (FR) lorsque le système n'accepte pas une vraie revendication d'identité [3].

Les deux types d'erreur possible dans le mode de vérification sont le faux refus et la fausse acceptation.

Le taux de fausse acceptation, connue sous le nom False Accept Rate (FAR) ou erreur de type 2 ou aussi False Match Rate (FMR), quantifie la probabilité d'accepter une fausse identité réclamée par une personne. C'est à dire il mesure la probabilité d'attribuer une identité de la base de données à une autre personne [5], [6], [15].

Le taux d'erreur de faux refus, connue encore sous le nom de False Rejection Rate (FRR), ou False Non Match Rate (FNMR) ou aussi erreur de type 1 mesure la probabilité de refuser une identité sachant que la personne a fourni la bonne identité [6], [15]. Pour les applications qui demandent une haute sécurité, le faux refus n'est pas un grand problème. Ce type d'erreur est

souvent causé par l'insuffisance des informations acquises pour créer la signature biométrique, comme dans le cas d'une image d'iris bruitée [15].

- Erreurs générées par la reconnaissance de l'iris en mode identification :

Pour l'identification en monde ouvert, comme dans le cas du scénario de vérification, il y a quatre résultats possibles:

- VP: Un vrai positif lorsque le système indique que le profil d'iris inconnu correspond à une personne de la base de données alors que cette identification est correcte.
- FP: Un faux positif lorsque le système indique que le profil d'iris inconnu correspond à une personne de la base de données alors qu'il n'appartient pas actuellement à la base de données.
- VN: Un vrai négatif lorsque le système indique que le profil d'iris inconnu ne correspond à aucun des profils de la base de données et que c'est le cas.
- FN: Un faux négatif lorsque le système indique que le profil d'iris inconnu ne correspond à aucun des profils de la base de données, alors qu'en réalité il appartient à la base de données.

En considérant le cas d'un faux négatif, l'identification d'une personne enregistrée dans la base de données est refusée, par erreur. Dans ce cas une nouvelle tentative d'identification peut être effectuée. Mais le plus important est qu'il n'y ait aucune brèche de sécurité et qu'une personne non autorisée ne soit pas admise à tort par le système comme dans le cas d'un faux positif. Pour cela un faux positif est un résultat non acceptable dans un système d'iris en mode d'identification. La probabilité d'occurrence de ce type d'erreur doit être très faible [15].

Pour l'identification en monde fermé, le sujet appartient par hypothèse au groupe appris par le système, ce dernier ne rejette pas ainsi les profils d'iris. Il doit dans ce cas juste trouver l'identité la plus proche de l'iris inconnu. Les erreurs dans ce cas se limitent aux erreurs de faux positifs.

Dans ces deux cas la propriété nécessaire d'un système d'identification est d'avoir le plus faible FAR possible.

1.5.2. Mesure de performance d'un système de reconnaissance

Les mesures de performances expriment les caractéristiques de fonctionnement du système de reconnaissance et permettent ainsi de faire des comparaisons entre différentes systèmes. Il existe différentes paramètres pour évaluer un système de reconnaissance : la décidabilité, la précision au taux égal d'erreurs (TER), les courbes caractéristiques de fonctionnement (COR) et les courbes de caractéristique de correspondance cumulative (CMC). Chacun de ces paramètres représente une approche différente pour évaluer le système de reconnaissance, cependant les courbes COR sont les plus répondus.

1.5.2.1. Décidabilité

Ce paramètre est introduit dans le contexte de reconnaissance d'iris et utilisé pour la première fois par J. Daugman en 1993 [19]. Il donne une mesure de séparation entre les scores de similarités calculés à partir des profils d'iris issus d'une même classe (intra-classes) et ceux issus de deux classes différentes (inter-classes). Il correspond à une mesure de contraste fréquemment utilisé en classification non supervisée. En considérant tous les scores de similarités obtenus en comparant des profils d'iris appartenant à des mêmes personnes, l'ensemble correspondant des scores intra-classes S_ω est obtenu. D'une manière identique, en considérant toutes les scores de similarités obtenus en comparant des profils d'iris appartenant à des personnes différentes, l'ensemble des scores inter-classes S_Σ est obtenu. Soit $(\mu_\omega, \sigma_\omega)$ et $(\mu_\Sigma, \sigma_\Sigma)$ la moyenne et l'écart type des deux groupes de scores respectivement, la décidabilité est calculée par :

$$Decidabilité = \frac{|\hat{\mu}_\omega - \hat{\mu}_\Sigma|}{\sqrt{(\hat{\sigma}_\omega^2 + \hat{\sigma}_\Sigma^2)/2}} \tag{1}$$

Où $\hat{\mu}$ et $\hat{\sigma}^2$ sont les estimations empiriques de la moyenne et de la variance.

Une valeur importante de décidabilité reflète une bonne séparation entre les scores de similarités intra et inter-classes. Le score de similarité proposé par Daugman est la distance de Hamming qui est une valeur réelle comprise entre 0 et 1.

Le tableau 1.1 expose 4 cas distincts des moyennes et des écarts types des scores de similarités intra et inter-classes ainsi que la décidabilité obtenue dans chacun de ces cas. Le premier et le quatrième cas du tableau sont schématisés dans le graphe des histogrammes obtenus dans la figure 1.3.

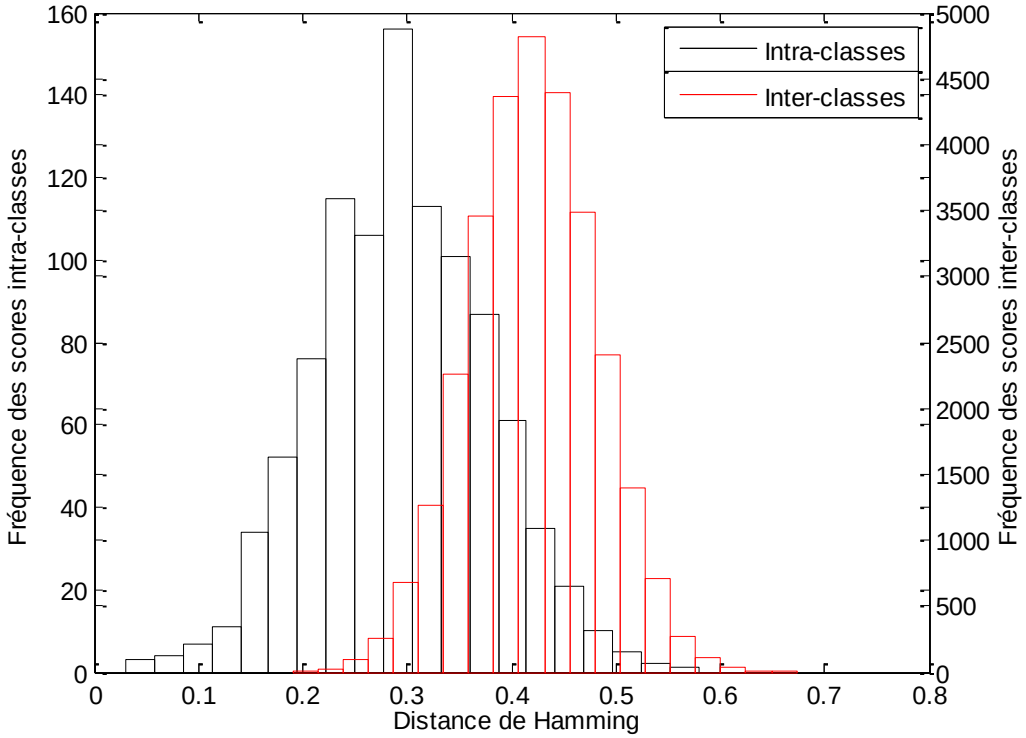
Tableau 1.1 : Quatre cas différents des scores de similarités intra et inter-classes ainsi que la décidabilité correspondante dans chaque cas.

	Scores intra-classes		Scores inter-classes		Décidabilité
	Moyenne μ_ω	Ecart type σ_ω	Moyenne μ_Σ	Ecart type σ_Σ	
Cas 1	0.30	0.08	0.42	0.06	1.6971
Cas 2	0.27	0.08	0.46	0.06	2.6870
Cas 3	0.30	0.04	0.42	0.03	3.3941
Cas 4	0.27	0.04	0.46	0.03	5.3740

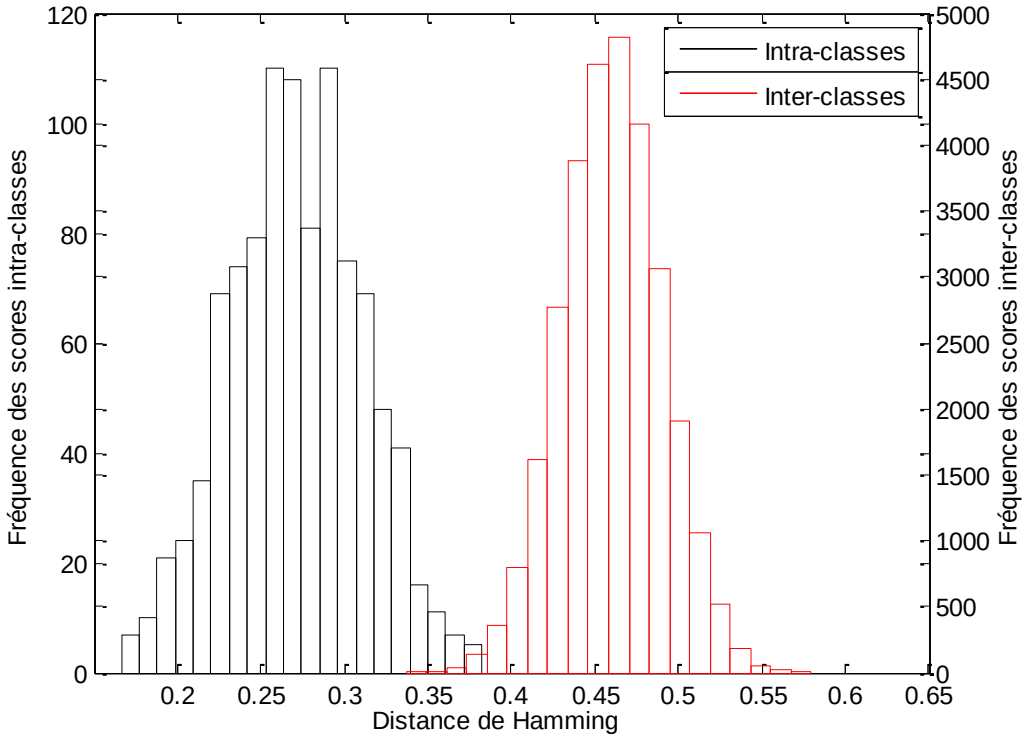
La valeur de décidabilité obtenue dans chacun de ces quatre cas reflète le degré de ressemblance des images d'un sujet par rapport à leur dissemblance par rapport aux autres sujets. Il apparait bien que lorsque les moyennes des deux scores sont proches l'une de l'autre et que lorsque l'écart type de chaque groupe est important, une valeur faible de décidabilité est obtenu. Ce qui indique que les signatures des individus sont mal séparés (figure 1.3(a)). Par contre dans une situation contraire (cas 4), les moyennes des deux scores sont plus loin l'une de l'autre et l'écart type de chacune est plus faible, une valeur importante de décidabilité

est obtenu. Ce qui indique, qu'en moyenne, les classes sont bien distinctes les unes des autres (figure 1.3(b)).

Par suite la décidabilité peut être utilisée pour donner une mesure de performances d'un système de reconnaissance d'iris.



(a)



(b)

Fig. 1.3 : Histogramme de distance de Hamming des scores intra et inter-classes pour le premier cas du tableau 1.1 en (a) et pour le quatrième cas du tableau 1.1 en (b).

1.5.2.2. Précision au taux égal d'erreurs (TER)

Une décision sur la correspondance de deux profils comparés, A et B, est basée sur le score de similarité, $S(A,B)$, calculé entre les deux profils. Si ce score est inférieur à un certain seuil de décision T, on décide que les 2 profils comparés proviennent de la même personne. Dans un cas contraire, si le score de similarité entre les deux profils comparés est supérieur au seuil de décision T, alors une non correspondance est décidé entre les deux profils. Cette règle de décision est donnée par l'équation suivante :

$$\begin{cases} si\ S(A,B) \leq T, & A\ et\ B\ correspond\ au\ même\ iris \\ si\ S(A,B) > T, & A\ et\ B\ correspond\ à\ deux\ iris\ différents \end{cases} \tag{2}$$

Les erreurs de décision sont obtenues lorsque le score de similarité de deux profils correspondant au même iris est supérieur au seuil T, et lorsque le score de similarité de deux profils provenant d'iris différents est inférieur au seuil T. Ces deux situations correspondent respectivement à l'erreur de faux refus et à l'erreur de fausse acceptation. En cumulant ces deux types d'erreurs sur une base de données de test, les taux d'erreurs FAR et FRR peuvent être estimées [6].

On désigne par S_Σ l'ensemble des scores de similarité inter-classes calculés sur l'ensemble de test, Ω_{Test}, d'une base de données. S_Σ est ainsi calculé pour tout profil d'iris A et B de l'ensemble de test tel que $classe(A) \neq classe(B)$:

$$S_\Sigma = \{S(A,B)\}, \qquad \forall\ A,B \in \Omega_{\text{Test}}\ tel\ que\ classe(A) \neq classe(B) \tag{3}$$

Similairement on définit S_ω l'ensemble des scores de similarité intra-classe calculés sur le même ensemble Ω_{Test}. S_ω est ainsi calculé pour tout profil d'iris A et B de l'ensemble de test tel que $classe(A) = classe(B)$.

$$S_\Sigma = \{S(A,B)\}, \qquad \forall\ A,B \in \Omega_{\text{Test}}\ tel\ que\ classe(A) = classe(B) \tag{4}$$

Les taux d'erreurs FAR et FRR sont estimés à partir de S_ω et de S_Σ selon les équations suivantes :

$$FAR(T) = \frac{|\{S_\Sigma \leq T\}|}{|S_\Sigma|} \tag{5}$$

$$FRR(T) = \frac{|\{S_\omega \geq T\}|}{|S_\omega|} \tag{6}$$

Choisir un seuil de décision dans un système de reconnaissance d'iris permet de régler le compromis entre erreur de fausse acceptation (FAR) et erreur de faux rejet (FRR). FAR

augmente avec le seuil de décision, T, au contraire de FRR qui diminue avec T comme le montre la figure 1.4.

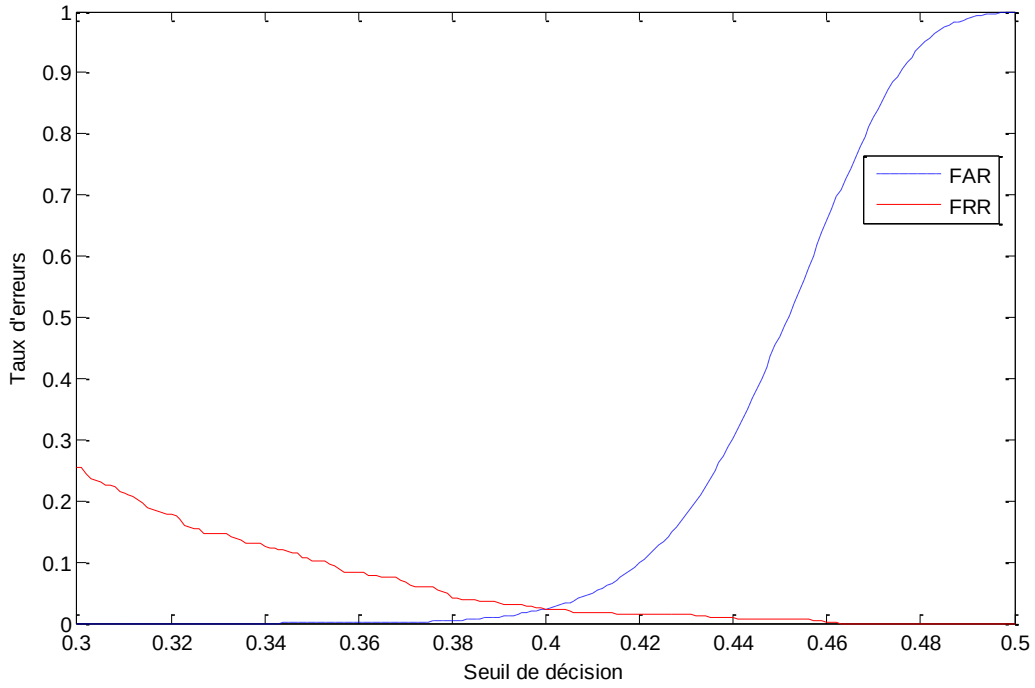


Fig. 1.4 : Variation de FAR et FRR en fonction du point de seuillage.

Selon le seuil de décision, un système d'iris peut être caractérisé par sa faible FAR ou FRR. Cependant comme les erreurs FAR et le FRR sont toujours fonction du seuil de décision, un système de reconnaissance peut être meilleur qu'un autre pour un premier seuil de décision T_1, mais peut être dans la situation contraire pour un autre seuil T_2 et on ne peut pas obtenir conjointement des valeurs de FAR et FRR arbitrairement petites.

L'un des seuils de décision, souvent retenu pour l'évaluation d'un système de reconnaissance, correspond au seuil T_{TER} pour lequel la valeur du FAR est égale à celle du FRR. Dans cette condition, l'erreur obtenue est connue sous le nom de "taux égal d'erreur" ou "Equal Error Rate (TER)". La mesure de précision de reconnaissance au taux égal d'erreur représente ainsi un deuxième paramètre de performance fréquemment utilisé [3], [6].

Néanmoins certaines limites existent quant à ce paramètre. En fait ce dernier représente une évaluation du système en se basant sur un seul point de réglage de la règle de décision ; les autres sont considérés par un autre critère de performance : la courbe COR.

1.5.2.3. Courbe COR

La courbe COR (Caractéristique Opérationnel d'un Récepteur) présente le comportement d'un système de reconnaissance d'iris pour tous les points de fonctionnement. Dans un même repère, on reporte la variation de $1 - \text{FRR}$ en fonction de FAR pour tous les seuils T [3], [5]. Ainsi pour le seuil T les valeurs correspondant à $1 - \text{FRR}$ et FAR sont indiquées. Plus ces valeurs sont faibles, meilleur est le système. Une comparaison entre deux systèmes est ainsi

possible en analysant leurs courbes COR tracés sur un même repère. La figure 1.5 présente les courbes COR de deux systèmes. Dans ce cas le système 1 est toujours meilleur que le système 2.

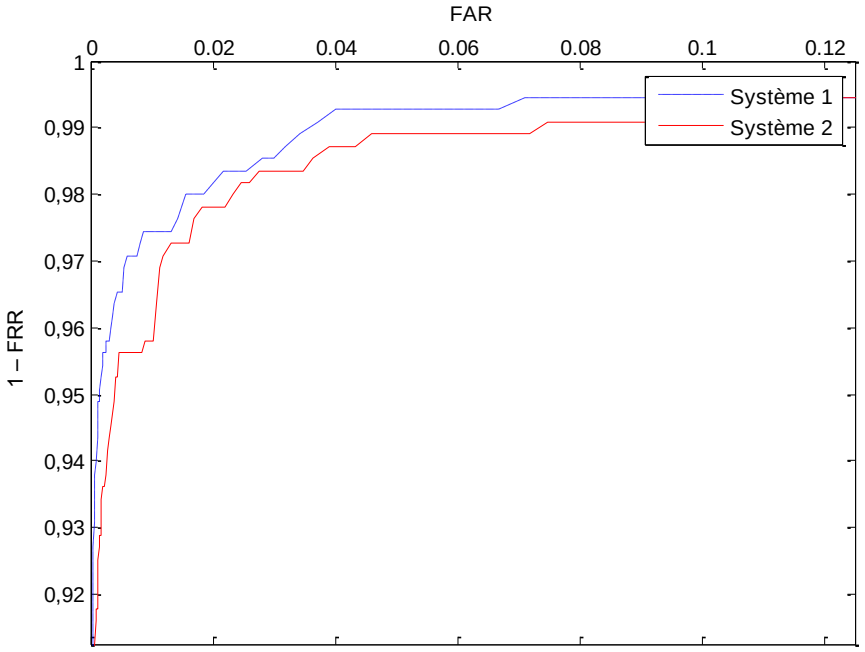


Fig. 1.5 : Courbes COR de deux systèmes de reconnaissance d'iris.

1.5.2.4. Courbe CMC

Lorsqu'un système de reconnaissance d'iris fonctionne en mode d'identification, la courbe caractéristique de correspondance cumulative, ou "cumulative match characteristic (CMC)" est utilisée. Dans ce cas, une notion de "rang" est introduite. Le système fonctionne en ordonnant les *k*-plus proches voisins possible [5]. L'identité de l'iris inconnue sera attribué à celui qui porte le score de similarité le plus élevé parmi les *k*-plus proches voisins.

La courbe CMC présente sur un même repère la proportion d'iris correctement reconnus en fonction du rang *k*. La performance du système dans ce cas, lié ici directement au FMR (ou FAR), n'est plus mesurée sur la première décision (ou le premier rang) mais sur *k* rangs. L'évaluation de la performance entre deux systèmes se déroule ensuite en mesurant celui qui possède un taux minimal d'erreur FMR sur un ensemble cumulatif de rangs *k* ou sur un rang spécifique [18].

La figure 1.6 montre la courbe CMC obtenu pour deux systèmes de reconnaissance. La courbe en rouge, correspondante au premier système, est toujours au-dessous de la courbe en bleu du deuxième système, que ça soit le rang *k*. Les erreurs FMR obtenus par le premier système sont ainsi toujours inférieures à celles du deuxième système. Le premier système est donc plus performant que le deuxième.

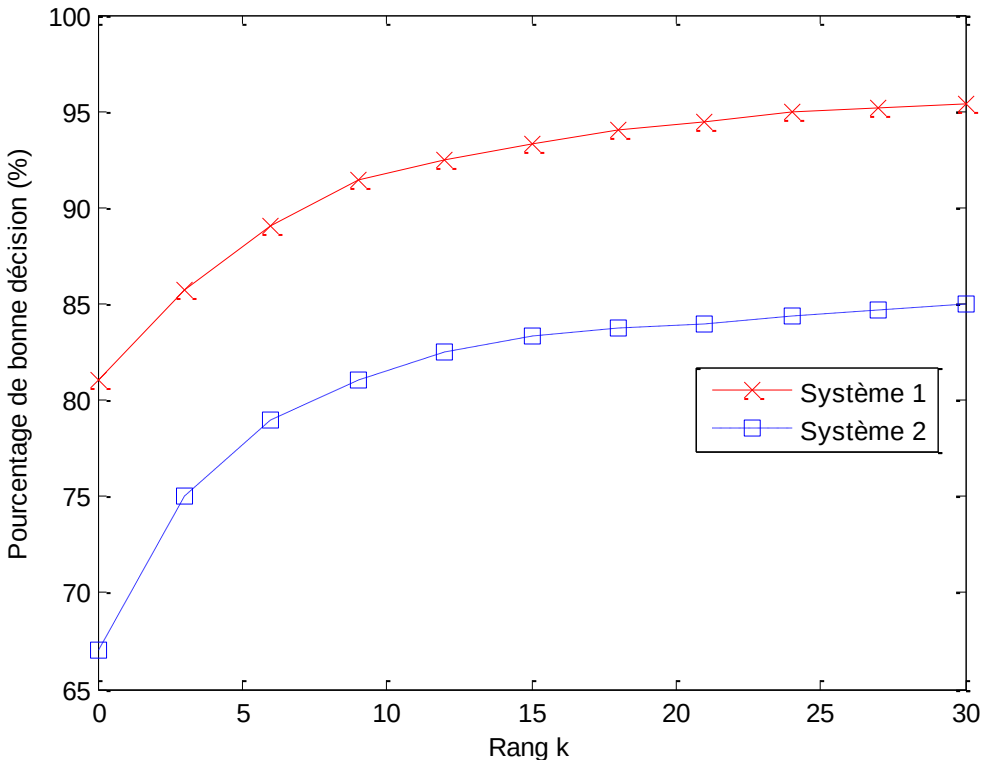


Fig. 1.6 : Courbes CMC de deux systèmes.

1.6. Spécificités d'un système de reconnaissance d'iris

Le fonctionnement d'un système de reconnaissance d'iris repose sur l'enchainement de plusieurs processus. A chaque sous étape ses propres difficultés et problèmes.

Au niveau de l'acquisition des images d'iris, les conditions d'acquisitions nécessaires doivent être toujours contrôlées afin d'obtenir des images de bonnes qualités qui limitent la variabilité associée à l'acquisition (distance, focus, luminosité). Une grande difficulté existe dans l'acquisition des images d'iris à partir d'une grande distance. De plus les systèmes requirent des conditions d'illuminations spécifiques et la coopération du sujet. D'autre part sachant la propriété réfléchissante de l'iris, les images acquises peuvent toujours contenir des réflexions spéculaires qui recouvrent certaines régions significatives de l'iris.

Une fois l'image acquise, l'iris doit être segmenté. Cette étape est considérée comme la plus difficile parmi toutes les étapes de traitement. Une segmentation précise de l'iris doit aboutir dans un temps limité à un iris isolé de la pupille, du blanc de l'œil, des paupières, des cils et des réflexions spéculaires. La grande difficulté de segmenter un iris est liée à plusieurs facteurs. Premièrement le faible contraste entre iris et pupille ou iris et blanc de l'œil selon l'illumination de l'iris complique la détection des frontières de l'iris. Une deuxième difficulté apparait dans le cas où les paupières sont partiellement fermées. En plus les cils qui couvrent l'iris ajoutent encore de la difficulté à d'isoler l'iris surtout en raison du faible contraste entre l'iris et les extrémités des cils. D'autre part les réflexions spéculaires dues à l'illumination de l'iris peuvent apparaitre dans la région de l'iris. Ces réflexions en addition aux réflexions dues au port des lunettes ou des lentilles de contact ajoutent du bruit sur l'image d'iris et doivent

être isolés. D'autre part les images flous et non focalisés sont un vrai défi pour bien isoler l'iris et demandent des traitements spécialisés.

Pour la normalisation d'iris, le processus doit transformer l'iris segmenté en une matrice normalisé de taille unique en tenant compte de la variation de taille et de la rotation de l'iris. Sachant que l'iris est un muscle qui se dilate ou se contracte selon la luminosité, un échantillonnage convenable qui tient compte de la non linéarité de la contraction de l'iris est nécessaire. D'autre part la texture de l'iris n'est pas distribuée d'une manière homogène tout au long de l'iris où certaines régions de l'iris sont bien plus riches que d'autres. La difficulté apparait ainsi de développer une normalisation qui tient compte de tous ces facteurs en minimisant l'introduction de nouvelles erreurs.

Au niveau de l'encodage et la création du profil d'iris, le challenge est de trouver des transformations et des représentations qui extraient et expriment les informations les plus discriminantes de l'iris. Ces informations extraites doivent être représentatives de la texture de l'iris et le plus indépendante possible du bruit (variation d'illumination, rotation et occlusion de l'iris, …). En plus en considérant que la richesse de la texture de l'iris est variable d'une personne à une autre, il existe des iris dont la texture est assez uniforme alors que d'autres possèdent beaucoup de détails.

Finalement les difficultés en classification d'image d'iris résident dans le développement de méthodes performantes de recherche d'identification ou de vérification d'iris, selon le mode demandé.

En développant et implémentant l'ensemble de ces processus, on cherche toujours à diminuer les taux d'erreur FAR et FRR du système. On cherche ainsi, principalement, des méthodes de segmentation et de normalisation de l'iris qui produisent une meilleure représentation de la texture de l'iris. Par suite un encodage et une classification plus efficaces peuvent être obtenus amenant finalement à des meilleures performances pour l'ensemble du système.

1.7. Conclusion

Bien que la biométrie se soit développée pour identifier les criminels, elle est utilisée aujourd'hui pour établir une reconnaissance de personne dans un grand nombre d'applications civiles commerciales et gouvernementales [3], [7].

Parmi les différentes modalités biométriques, la reconnaissance à partir des images d'iris a connu une vraie expansion à partir de 1993 et aujourd'hui elle est considérée comme l'une des meilleures modalités biométriques. Cependant en raison des exigences de niveaux de sécurité, d'authentification, d'identification et de vérification, des performances plus élevés sont toujours cherchées.

En considérant les cinq taches de la technologie d'un système de reconnaissance d'iris, la segmentation est considérée comme la plus difficile. Un développement de ce processus est nécessaire pour une amélioration du rendement du système. Une deuxième tache aussi de

haute importance est la normalisation de l'iris qui doit garantir le meilleur échantillonnage des informations d'iris en introduisant un minimum d'erreur.

Ces deux derniers points sont développés dans les chapitres 2 et 3 de cette thèse en plus d'une étude sur la localisation et la distribution des informations dans la région d'iris dans le but d'améliorer les performances globales du système.

CHAPITRE II

SEGMENTATION DE L'IRIS

Sommaire

2.1. Introduction 23
2.2. Méthodes développées 24
2.2.1. Détection par des contours circulaires 25
2.2.1.1. Méthode de référence 25
2.2.1.2. Méthode de Wildes 25
2.2.1.3. Méthode de Fabian et al. 28
2.2.1.4. Méthode de Ritter et Cooper 29
2.2.1.5. Autres méthodes 32
2.2.2. Détection par des contours elliptiques 34
2.2.2.1. Méthode de Zuo et Natalia 34
2.2.2.2. Méthode de Camus et Wildes 35
2.2.2.3. Méthode de Ryan et al. 36
2.2.2.4. Autres méthodes 37
2.2.3. Détection par des contours de formes libres 37
2.2.3.1. Segmentation par contours actifs 38
2.2.3.1.1. Méthode de Daugman actualisée 38
2.2.3.1.2. Méthode de Shah et Ross 39
2.2.3.1.3. Méthode de Vatsa et al. 41
2.2.3.1.4. Méthode de Krichen 43
2.2.3.2. Méthodes statistiques 44
2.2.3.2.1. Méthode statistique de Krichen 44
2.2.3.2.2. Méthode de Proenca et Alexandre 44
2.3. Une nouvelle méthode de segmentation hybride 45
2.3.1. Introduction 45
2.3.2. Architecture du système proposé 48
2.3.3. Prétraitement de l'image de l'iris 49
2.3.4. Détection de la frontière externe de l'iris par la transformée de Hough 50
2.3.5. Détection de la frontière interne de l'iris par le contour actif sans bords 51
2.3.6. Isolation des paupières et des cils 56
2.4. Conclusion 56

A partir d'une image de l'œil, plusieurs étapes sont nécessaires pour identifier l'iris. La première est la segmentation de l'image de l'œil afin d'isoler l'iris de son environnement. Ensuite, la normalisation, l'encodage et la classification, est appliqué afin de reconnaitre l'identité de l'iris présent dans l'image. Ce chapitre traite la segmentation de l'iris. Les différentes approches de segmentation sont catégorisées et détaillées. Ensuite une nouvelle méthode est introduite basée sur une combinaison entre la transformée de Hough et un modèle de contour actif sans bords, pour terminer finalement avec les conclusions.

2.1. Introduction

Pour reconnaitre l'identité d'un iris, une image de l'œil est premièrement acquise. La région de l'iris doit être isolée de l'image afin d'extraire et de comparer les caractéristiques discriminantes de chaque iris avec ceux des iris enregistrés dans la base de données. Sachant que la reconnaissance de l'iris, basée sur l'identification des caractéristiques discriminatives, dépend directement de l'efficacité de la segmentation de la région de l'iris, cette dernière est considérée, par beaucoup de chercheurs, comme l'étape la plus importante du système. Le processus de segmentation consiste à déterminer les deux frontières, interne et externe, de l'iris, isoler les paupières et les cils s'ils couvrent l'iris et éliminer finalement les réflexions spéculaires s'il y en a.

A première vue les deux frontières de l'iris peuvent être approximées par des cercles concentriques. Cependant une observation plus détaillée montre que les deux frontières ne sont ni concentriques ni circulaires. Cependant, considérant cette approximation assez réaliste, un premier groupe de chercheurs a proposé de segmenter l'iris en utilisant des méthodes qui approximent les frontières par des contours circulaires [4], [19], [21], [22], [25], [33]. Ensuite pour une meilleure description de l'iris, autres chercheurs ont approximés les frontières de l'iris par des contours elliptiques [28], [29], [30], [32]. Néanmoins des images d'iris, acquises dans des situations idéales ou non, montrent que des irrégularités peuvent se présenter au niveau de l'iris surtout au niveau de la frontière de la pupille. De là les recherches récentes sur la segmentation d'iris tendent à développer des modèles qui décrivent les frontières de l'iris sans considération d'une forme prédéterminée, tel que les contours actifs et les méthodes statistiques [6], [48]-[50].

D'une part, l'iris peut être masqué par des paupières ou par des cils et peut être, de même, couvert par des réflexions spéculaires dues à l'illumination de l'iris pendant l'acquisition de l'image. Dans ce cas, les paupières et les cils couvrent généralement une partie de la frontière externe (ou moins probablement la frontière interne) de l'iris. Alors que les réflexions spéculaires se présentent, selon les conditions d'acquisitions, au niveau de la pupille, l'iris ou les deux ensembles. La présence de ces éléments dans la région de l'iris forme un bruit qui masque l'information utile contenue dans la texture de l'iris. Ce bruit augmente par suite l'irrégularité des frontières de l'iris. D'autre part, un fort contraste est observable entre la pupille et l'iris. Il n'en est pas le même entre l'iris et le blanc de l'œil. En plus la présence des cils au niveau de l'iris doit être détectée. Elle est généralement caractérisée par un fort contraste, surtout au niveau des pointes des cils. Tous ces facteurs augmentent par

conséquence la difficulté de la segmentation de l'iris qu'il s'agisse de déterminer des frontières ou de détecter les éléments perturbateurs. L'ensemble de ces difficultés explique les raisons pour lesquelles un grand nombre de chercheurs considère la segmentation de l'iris comme l'étape la plus difficile du système de reconnaissance de l'iris [1], [6], [49], [50], [63].

Dans le premier paragraphe les principales méthodes développées pour la segmentation de l'iris sont présentées. Ces méthodes sont catégorisées en deux groupes : les méthodes à base d'approximation circulaire ou elliptique et les méthodes à base de détection des contours en forme libre. Un tableau à la fin de cette étude résume ces différentes méthodes. A la suite de cette présentation, une nouvelle méthode de segmentation est introduite, détaillée et justifiée. L'évaluation des performances de la méthode proposée est présentée en détail dans le chapitre 5 de cette thèse.

2.2. Méthodes développées

Depuis la première proposition et implémentation d'un système de reconnaissance d'iris, en 1993 par J. Daugman [19], différentes améliorations et nouvelles méthodes de segmentation d'iris ont étés développées. Ainsi trois types d'hypothèses sur la forme des frontières ont menés à trois types de méthodes.

Dans un premier groupe de méthodes les deux frontières de l'iris sont supposées être circulaires. Par conséquent, le problème de recherche de chaque frontière revient à déterminer le centre (x, y) et le rayon, r, du cercle, qui correspondent le mieux à ces hypothèses là. Ces approximations circulaires, réduisent sans doute la complexité du problème mais elles peuvent aboutir, surtout dans le cas d'images non-idéales, à une segmentation non précise. Les images non-idéales sont des images prises dans des conditions d'acquisition mal maitrisées. Dans ces cas, l'iris peut être couvert par beaucoup de réflexions spéculaires, masqué par les paupières ou par les cils ou être mal cadré. Tous ces éléments augmentent l'irrégularité des frontières de l'iris et augmentent l'imprécision de l'approximation circulaire.

Un deuxième groupe de chercheurs approxime les frontières de l'iris par des contours elliptiques. Le problème revient donc à trouver les 5 paramètres de chaque ellipse, soit les longueurs du petit et du grand axe a et b respectivement, le centre de l'ellipse (x, y) et l'angle de rotation de l'ellipse θ.

Un troisième groupe de chercheurs segmente l'iris en utilisant des modèles de détection de frontières en forme libre. Ainsi, le modèle de segmentation ne fait d'hypothèse sur la forme des frontières de l'iris. Ces modèles augmentent la complexité des contours qui décrivent les frontières et aboutissent également, dans la plupart des cas, à une segmentation plus précise que celle obtenue par les modèles circulaires ou elliptiques. Cependant les erreurs de segmentation, surtout la détection non-précise de la frontière externe de l'iris et l'isolation des paupières et des cils, peuvent encore survenir avec des images d'iris non-idéales.

Les principales travaux dans chacun de ces trois groupes seront introduits et expliqués dans la section suivante.

2.2.1. Détection par des contours circulaires

2.2.1.1. Méthode de référence [19]

En 1993, J. Daugman a proposé le premier système de reconnaissance à partir des images d'iris. Dans ce système il approxime les frontières de l'iris par deux cercles non concentriques. Pour détecter ces deux frontières, il propose ainsi un opérateur intégro-différentiel qui fonctionne comme un détecteur de contour circulaire. L'opérateur cherche dans l'image filtrée les contours circulaires qui maximisent le contraste par rapport au rayon. L'opérateur est définit par l'équation suivante :

$$\max_{(r,x_0,y_0)} \left| G_\sigma(r) * \frac{\partial}{\partial r} \oint_{r,x_0,y_0} \frac{I(x,y)}{2\pi r} ds \right| \tag{7}$$

où $I(x,y)$ est l'intensité du pixel (x,y), r est le rayon du cercle recherché et (x_0,y_0) son centre, et $G_\sigma(r)$ est une fonction de lissage du type gaussienne contrôlée par σ. Cette dernière applique un lissage passe bas sur l'intensité de l'image atténuer le bruit de haute fréquence.

Basé sur le fait que les valeurs d'intensité sur les bords d'un iris changent, les frontières interne et externe de l'iris sont censées maximiser la dérivée partielle radiale de l'intégrale du contour s. L'opérateur cherche ainsi tout au long de l'image lissée, la valeur maximale de la dérivée partielle radiale de l'intégrale sur des contours circulaires normalisés, s, pour différents rayons, r, et différentes centres (x_0,y_0). L'application itérative de l'opérateur avec un degré de lissage de moins en moins fort permet une détection de plus en plus précise des frontières de l'iris tout en limitant le temps de calcul.

Daugman suppose que le contraste à la frontière externe est plus important qu'à la frontière interne de l'iris, ce qui favorise la détection de la frontière externe de l'iris dans un premier temps. La région située à l'intérieur de cette frontière constitue ainsi la zone de recherche de la frontière interne de l'iris. L'opérateur de Daugman sera appliqué ainsi de nouveau pour détecter la frontière interne de l'iris.

Ces frontières des paupières, sont approximées par des arcs de cercle de grands rayons. Le même opérateur (équation 7) est utilisé pour leur détection.

Un avantage important de cette méthode est qu'elle fonctionne directement sur une image de gradient sans que cette dernière soit soumise à un seuillage. Par contre, cette méthode est sensible aux bruits présents dans l'image qui engendrent des forts gradients, ce qui peut entrainer des fausses détections des contours circulaires.

2.2.1.2. Méthode de Wildes (transformée de Hough) [22]

Comme Daugman, Wildes suppose que les frontières de l'iris peuvent être approximées par des cercles non concentriques. Il a été le premier à implémenter la transformée de Hough pour détecter l'iris avec des contours circulaires.

La transformée de Hough est une technique d'analyse et de reconnaissance de forme inventée et brevetée en 1962 par Paul Hough [23]. Cette méthode, utilisée dans le domaine de traitement d'image, est bien connue pour sa capacité de détecter les formes géométriques simples dans une image telle que les lignes, les cercles, etc.… Elle peut être généralisée pour détecter des objets de forme plus complexe.

La transformée de Hough comporte des étapes successives ; une image de contours est premièrement extraite de l'image initiale, I_0, en utilisant un filtre de type gradient. Si on désigne par $\nabla \equiv (\partial/\partial x, \partial/\partial y)$ l'opérateur gradient, par $*$ la convolution et par $G_\sigma(x,y)$ l'opérateur de lissage de type Gaussien ayant σ un écart type tel que :

$$G_\sigma(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x)^2+(y)^2}{2\sigma^2}} \tag{8}$$

l'image de contour peut être obtenue selon l'équation suivante :

$$I_c = |\nabla G_\sigma(x,y) * I_0(x,y)| \tag{9}$$

Le lissage de l'image permet de diminuer l'effet du bruit de haute fréquence mais elle permet aussi de sélectionner l'échelle spatiale des contours considérés. L'image des contours obtenue est ensuite transformée en une image binaire en appliquant un filtre de type passe haut et un seuillage. Ce processus permet de limiter le nombre des points de contours afin de garder, le plus possible, les points de contours significatifs. Ensuite une transformée de Hough qui prend en compte la forme recherchée dans l'image est appliquée aux points de contours.

Sachant que Wildes cherche un cercle qui approxime chaque frontière de l'iris, trois paramètres : le centre (x_0, y_0) et le rayon r_0 du cercle sont à considérer. En considérant $(x_j, y_j), j = 1, \cdots, n$, un ensemble des points de contours, la transformée de Hough est définie par :

$$H(x_0, y_0, r_0) = \sum_{j=1}^{n} h(x_j, y_j, x_0, y_0, r_0) \tag{10}$$

où

$$h(x_j, y_j, x_0, y_0, r_0) = \begin{cases} 1 & si\ g(x_j, y_j, x_0, y_0, r_0) = 0; \\ 0 & sinon. \end{cases} \tag{11}$$

avec

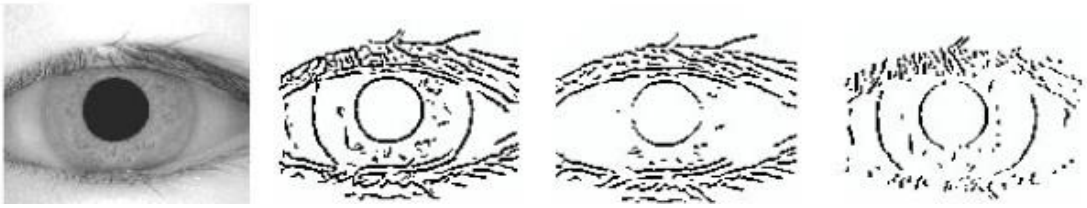
$$g(x_j, y_j, x_0, y_0, r_0) = (x_j - x_0)^2 + (y_j - y_0)^2 - {r_0}^2 \tag{12}$$

La transformée de Hough est appliquée sur l'image des contours pour tous triplets de paramètres $(x_0 \in [x_1, x_2],\ y_0 \in [y_1, y_2], r_0 \in [r_1, r_2])$ tel que $[x_1, x_2]$, $[y_1, y_2]$ et $[r_1, r_2]$ sont les intervalles de recherche contenant les paramètres possibles du cercle recherché.

Selon les équations (10), (11) et (12) seuls les points de contours qui constituent la frontière circulaire de l'iris doivent contribuer dans la transformée de Hough.

Parmi les $(x_2 - x_1 + 1) \times (y_2 - y_1 + 1) \times (r_2 - r_1 + 1)$ combinaisons de triplets de paramètres de cercle possible, l'ensemble des paramètres (x_c, y_c, r_c) qui maximise la transformée de Hough $H(x_c, y_c, r_c)$ définit la frontière circulaire de l'iris.

En considérant les images d'iris, Wildes constate que la frontière externe de l'iris peut être dans les plupart des images couverte (partiellement) par les paupières (supérieures ou inférieures) ce qui n'est pas le cas de la frontière interne. Sachant que les paupières sont habituellement horizontalement alignées, une image de contour calculée par un gradient horizontal favoriserait la détection des paupières. Alors qu'une image de contour calculée par un gradient vertical favoriserait la détection de la frontière externe de l'iris comme le montre la figure 2.1.



(a) (b) (c) (d)

Fig. 2.1 : (a) Image de l'iris ; (b) image de contour crée par un gradient horizontal et vertical ; (c) image de contour crée par un gradient horizontal uniquement ; (d) image de contour crée par un gradient vertical uniquement.

Pour cette raison Wildes applique la transformée de Hough sur une image de contour issue d'un gradient vertical pour la détection de la frontière externe et sur une image de contour issue d'un gradient vertical et horizontal pour la détection de la frontière interne. Alors que pour isoler l'iris des paupières, Wildes approxime ces dernières par des arcs paraboliques en utilisant une image de contour issue d'un gradient horizontal. La transformée de Hough sera appliquée pour détecter ces paupières en utilisant les mêmes équations (10) et (11) mais tenant compte de l'équation des arcs paraboliques suivante :

$$\begin{aligned} g(x_j, y_j, h_p, k_p, c_p, \theta_p) \\ &= c_p\left((x_j - h_p)\cos\theta_p + (y_j - k_p)\sin\theta_p\right) \\ &- \left((y_j - k_p)\cos\theta_p - (x_j - h_p)\sin\theta_p\right)^2 \end{aligned} \tag{13}$$

où (h_p, k_p) est le sommet de la parabole, c_p la courbure de la parabole et $\theta_p$est l'angle de rotation entre la parabole et l'axe horizontal.

Comme la transformée de Hough n'a pas besoin de tous les points de contours pour détecter la forme recherchée, elle est plus tolérante aux perturbations et aux interruptions des frontières d'iris que la méthode de référence. Par contre la binarisation de l'image de contours nécessite un choix convenable du seuillage afin d'éviter l'élimination des points de contours

qui font partie de la frontière d'iris. En plus cette méthode peut être lourde en termes de la puissance de calcul demandée et le temps nécessaire afin de converger grâce à son approche brute globale de l'image.

2.2.1.3. Méthode de Fabian et al. [25]

La segmentation d'iris proposée par Fabian et al. est basée sur un point de vue statistique pour la recherche de la frontière externe de l'iris et sur une approche analytique pour la recherche de la frontière interne de l'iris.

Dans un premier instant, les auteurs estiment un centre approximatif de la frontière externe de l'iris. Ils supposent qu'une tache lumineuse, crée par l'illumination de l'iris, se trouve proche ou au centre de la pupille. Le centre de cette tâche, recherché par une opération de seuillage d'intensité de l'image lissée, sera utilisé comme une approximation du centre de la frontière externe de l'iris.

Ensuite la frontière externe de l'iris est cherchée à partir d'une image des contours, I_c. En utilisant un système polaire centré au centre approximatif détecté, des fenêtres circulaires $\Omega_{i,j}$ qui varient sur des cercles de rayon $\rho_i, i = 1, \dots, min\{largeur(I_c), longueur(I_c)\}/2$ avec des angles $\alpha_j, j = 1, \dots n$ sont utilisées pour calculer la valeur $d_{i,j}$ qui correspond au niveau de gris moyen à l'intérieur d'un cercle (figure 2.2(a)) donnée par :

$$d_{i,j} = \frac{1}{Aire(\Omega_{i,j})} \iint_{\Omega_{i,j}} I_c(x, y)\, dxdy \tag{14}$$

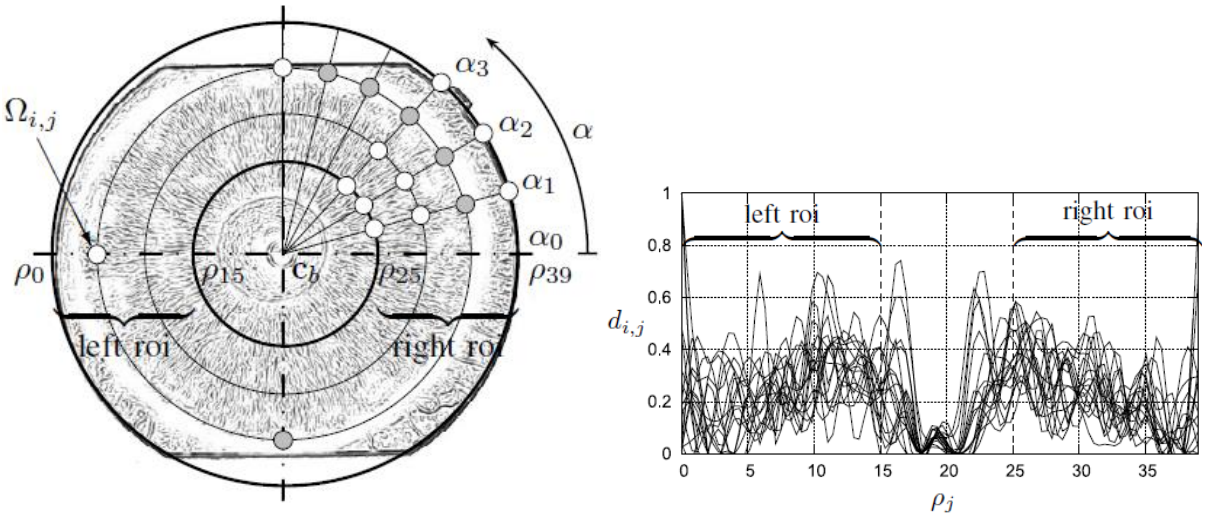
Le calcul de la valeur $d_{i,j}$ pour toutes les valeurs de i et j (figure 2.2(b)) permet d'identifier les minima locaux correspondants à la frontière externe de l'iris. La région d'intérêt au gauche et à la droite du centre de l'iris est utilisée pendant l'évaluation.

Pour détecter la frontière interne, la pupille est cherchée dans une région carrée centrée au centre de la frontière externe avec une longueur de chaque coté égale à 40 % du rayon de la frontière externe. Les auteurs constatent que l'intensité de l'image de l'iris, I, diminue brusquement lors d'un passage de la région d'iris à la région de la pupille. Cette condition est exprimée dans l'équation suivante :

$$J(x_0, y_0, r) = 2\pi r. \left[\oint_{C_{x_0,y_0,r}} I(x, y) dxdy \right]^{-1} \tag{15}$$

où $C_{x_0,y_0,r}$ est un cercle centré en (x, y) et de rayon r. On cherche à maximiser J. Le premier terme de l'équation (15) garantit une maximisation du rayon du cercle. Par contre le second terme est au maximum quand la de luminosité dans l'image est minimale. La maximisation du

$J(x_0, y_0, r)$ mène à la détection du plus grand cercle de luminosité minimale et donc approxime la frontière de la pupille.



(a) (b)

Fig. 2.2 : (a) Schéma de l'extraction des points de contours de la frontière externe à partir du l'image de gradient inverse ; les petites fenêtres circulaires sont situées sur des cercles centrés en c_b de rayon $\rho_i$avec un angle α_j ; les fenêtres circulaires dont la couleur gris représentent les points où la valeur $d_{i,j}$ atteint son minimum local et marque ainsi de la présence la plus probable de la limite externe de l'iris ; (b) Graphe qui représente les valeurs $d_{i,j}$ et les régions d'intérêts pour la détection de la frontière externe.

2.2.1.4. Méthode de Ritter et Cooper [26]

Ritter et Cooper approximent et détectent les frontières de l'iris en utilisant un modèle du contour actif mais avec un priori circulaire. Avant d'expliquer ce modèle, on introduit un rappel sur la théorie des contours actifs.

Introduits par Kass et al. en 1988, les contours actifs font partie des méthodes de segmentation dynamique où la détection du contour se déroule d'une manière itérative. Le principe consiste à faire évoluer une courbe, appelée contour actif (ou *Snake*), à partir d'un contour initial jusqu'au contour de l'objet à détecter. L'évolution du contour est dirigée par une opération de minimisation d'une fonction d'énergie, E_{Snake}, attribuée au contour actif tel que :

$$E_{Snake} = \int_0^1 \left(E_{int}\big(x(s), y(s)\big) + E_{ext}\big(x(s), y(s)\big)\right) ds \tag{16}$$

Où s est l'abscisse curviligne normalisé du contour, E_{int} est un terme définit comme énergie interne lié aux énergies de l'image et E_{ext} un terme définit comme énergie externe lié aux contraintes imposés par l'utilisateur. L'énergie interne est composée d'une pondération d'un terme du premier ordre qui affecte l'élasticité du contour et d'un autre terme de second ordre qui gère la rigidité du contour actif. Elle vise à ce que le contour garde une certaine forme.

Alors que l'énergie externe est responsable des forces qui dirigent le contour actif vers le contour de l'objet dans l'image, tel que les forces crées par le gradient de l'image [27].

Depuis leur première utilisation et jusqu'à aujourd'hui, les contours actifs ont étés largement utilisés, entre autres, pour l'analyse d'image et pour la reconnaissance des formes. Dans le modèle de Ritter le contour actif, appelé "Contour Actif Discret Circulaire", est formé de n vertices (points) connectés. L'énergie interne du contour pousse chaque vertex vers l'extérieur tentant de forcer le contour vers un polygone idéal ayant un rayon δ plus grand que celui du contour initial (figure 2.3). L'énergie interne, $E_{int,i}$, appliquée sur chaque vertex, i , est définit par :

$$E_{int,i} = \bar{V}_i - V_i \tag{17}$$

Où V_i et $\bar{V}_i$ sont la position actuelle et la position attendue dans le polygone parfait du vertex i respectivement. La position $\bar{V}_i$ peut être obtenue en fonction du rayon moyen, C_r , et du centre de gravité, $C = (C_x, C_y)$, du contour courant. Sachant que le centre de gravité du contour courant peut être estimé par :

$$C = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} V_i \tag{18}$$

et que son rayon moyen, C_r, peut être estimé par :

$$C_r = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \|V_i - C\| \tag{19}$$

$\bar{V}_i$ est donnée par :

$$\bar{V}_i = \left(C_x + (C_r + \delta)\cos(2\pi i/n)\,, C_y + (C_r + \delta)\sin(2\pi i/n)\right) \tag{20}$$

L'énergie interne est conçue pour étendre le contour et le garder circulaire (figure 2.3(a)) [26].

D'autre part l'énergie externe du contour, $E_{ext,i} = \|E_{ext,i}\|.\hat{E}_{ext,i}$, est fournie par les niveaux de gris des pixels dans l'image. Cette énergie est responsable de faire pousser les vertices vers l'intérieur pour équilibrer l'énergie interne du contour (figure 2.3(b)). La direction de l'énergie externe, $\hat{E}_{ext,i}$, pour chaque vertex, i, est défini comme un vecteur unitaire donnée par :

$$\hat{E}_{ext,i} = \frac{C - V_i}{\|C - V_i\|} \tag{21}$$

L'amplitude de l'énergie externe, $E_{ext,i}$, pour chaque vertex, i, est donné par :

$$\|E_{ext,i}\| = I(V_i) - I\left(V_i + \hat{E}_{ext,i}\right) \tag{22}$$

où $I(V_i)$ est le niveau de gris du pixel le plus proche de V_i.

Ainsi le déplacement du contour est guidé par la somme des énergies appliquées sur chaque vertex et sera donné par :

$$V_i(t+1) = V_i(t) + \beta E_{int,i} + (1-\beta)E_{ext,i} \tag{23}$$

où β est un paramètre de pondération qui définit la condition d'équilibre des forces internes et externes. L'équilibre final du contour actif est atteint lorsque le rayon moyen et le centre du contour devient la même que celle de m itérations auparavant. Afin d'éviter le bruit des paupières et des cils, la recherche des points de contours est limitée aux régions à la droite et au gauche de la pupille, qui sont moins affectées par le bruit, (figure 2.4).

Finalement, les deux cercles sont obtenus définissant les frontières de l'iris.

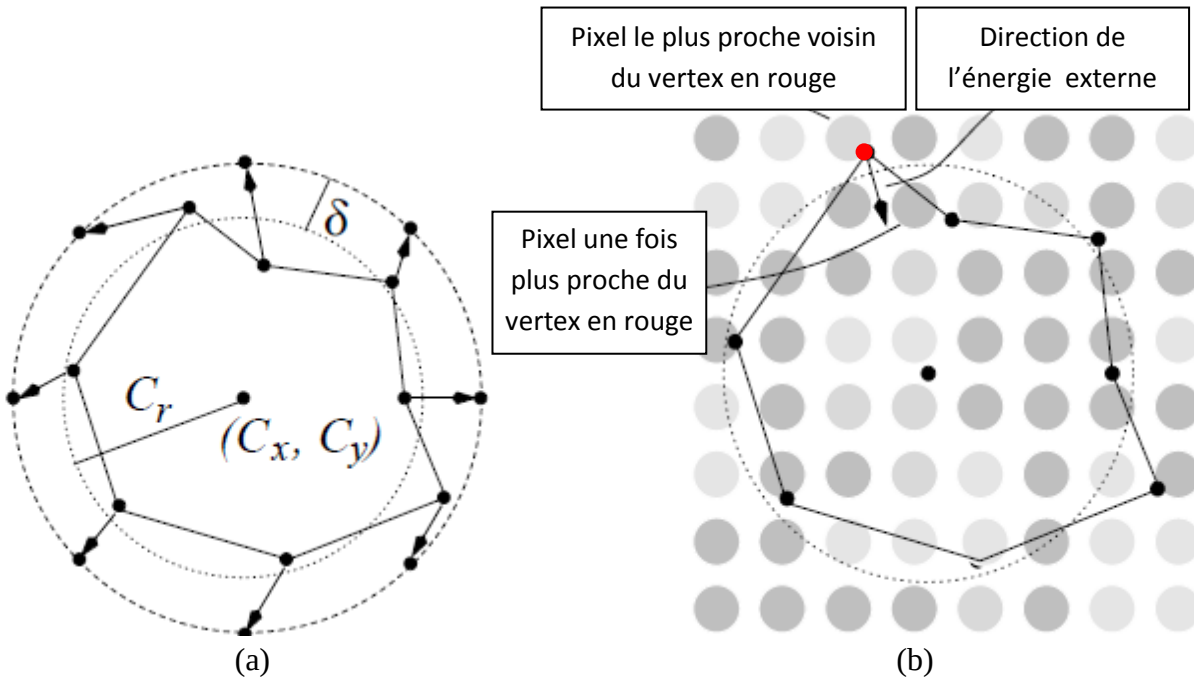


Fig. 2.3 : (a) L'énergie interne pousse le contour actif vers un polygone idéal de rayon δ plus grand que le rayon moyen du contour courant ; (b) l'énergie externe sur chaque vertex le pousse vers le centre de gravité du contour avec une magnitude donnée par la différence entre les valeurs de niveau de gris de son plus proche voisin et le pixel voisin le plus proche du contour.

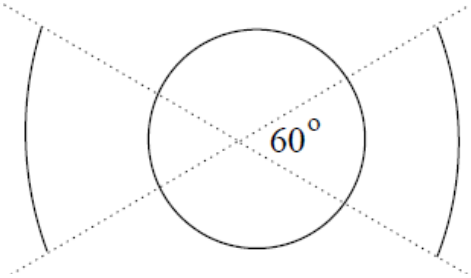
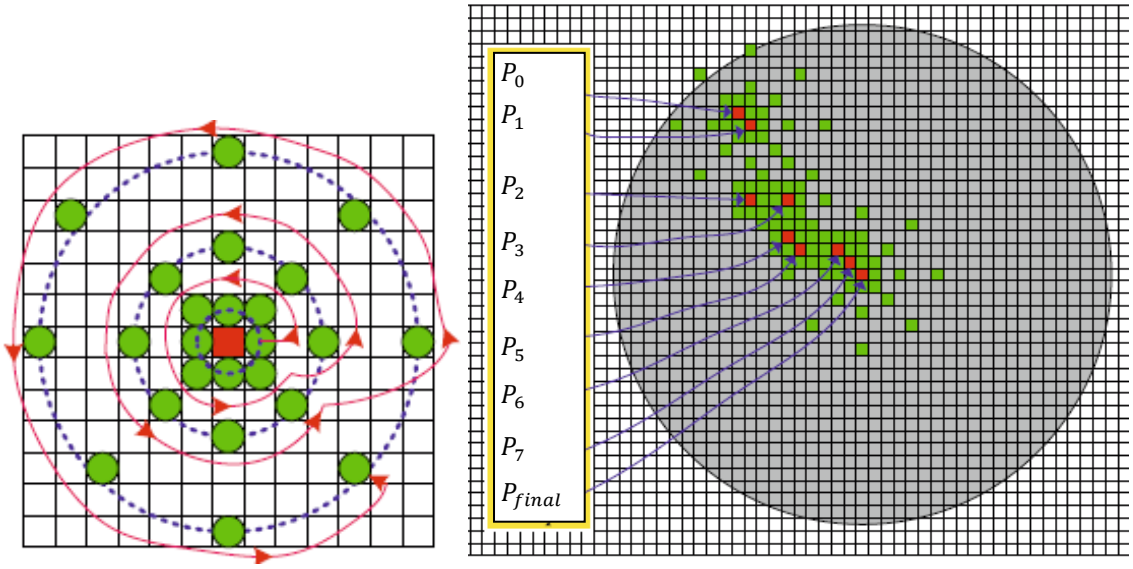


Fig. 2.4 : Les zones considérées lors de la recherche des frontières de l'iris.

2.2.1.5. Autres méthodes

D'autres méthodes ont été encore développées, cependant la plupart de ces méthodes se basent sur la méthode de référence ou sur celle de la transformée de Hough ou encore sur une combinaison de ces deux méthodes [33], [34], [36], [37].

- Tan et al. développent l'application de l'opérateur de Daugman. Ils constatent qu'une application directe de l'opérateur peut aboutir à une convergence vers des optima locaux. Ainsi une stratégie itérative est proposée afin de trouver un schéma de convergence optimal. En commençant par un point de recherche initial, P_0, du centre de cercle, l'opérateur intégro-différentiel est calculé sur les huit voisins de P_0. Le centre du cercle recherché est déplacé vers un nouveau pixel, P_1, qui obtient le score le plus élevé. Pour éviter les optima locaux, la recherche s'effectue à partir de plusieurs centres situés sur plusieurs anneaux entourant un centre initial (figure 2.5).



(a) (b)

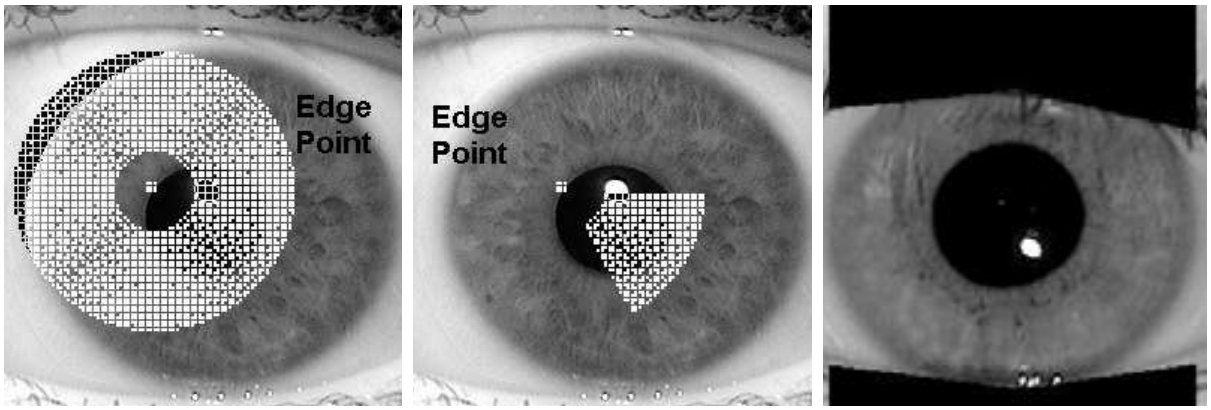
Fig. 2.5: (a) Illustration des points d'application (en vert) de l'opérateur intégro-différentiel de Daugman autour d'un point de recherche initial (en rouge) ; (b) trajet suivit par les points de recherche afin de maximiser l'opérateur de Daugman.

Le score le plus élevé reflète la nouvelle position du point de recherche P_1. La figure 2.5(b) montre le trajet suivit par les points de recherche ; P_0 est la position initiale de recherche du centre du cercle, cette position s'évolue itérativement en passant par plusieurs positions intermédiaires avant de converger vers la position finale P_{final} [21].

- Masek [4] implémente la segmentation d'iris proposée par Wildes [22]. 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.

- Liu et al. [24] 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 à 30° de chaque côté de la direction de gradient du point de contour est considérée (figure 2.6(b)). Finalement au lieu d'isoler les paupières avec une seule ligne horizontale, chaque paupière sera isolée par deux lignes (figure 2.6(c)).



(a) (b) (c)

Fig. 2.6 : (a) Point de recherche du centre autour d'un point de contour selon la méthode originale de Wildes ; (b) Point de recherche du centre dans la direction du point de contour selon la méthode proposée par les auteurs ; (c) Détection de chaque paupière en utilisant deux lignes droites.

- 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 intégro-différentiel est appliqué pour localiser aves précision les deux frontières de l'iris.
- Huang et al. [34] indiquent qu'une application directe de l'opérateur intégro-différentiel nécessite un grand de temps de calcul en raison de son approche de recherche globale. Afin de réduire la complexité des calculs et d'augmenter la performance de la méthode, ils proposent de trouver d'abord les frontières de l'iris dans une image réduite, puis d'utiliser ces informations pour guider la recherche dans l'image originale.

D'autre part, beaucoup de chercheurs essaient d'estimer la position de l'iris. Ils considèrent la pupille comme la région homogène circulaire ayant la plus faible intensité de l'image de l'iris. Ils proposent ainsi des moyens, basés sur une transformation de l'image initiale en une image binaire, par application des opérateurs morphologiques et une analyse des intensités, pour

trouver une localisation grossière de la pupille. Ce résultat permet de définir une région d'intérêt contenant l'iris ou la pupille, et de réduire l'espace de recherche des contours, pour guider la localisation exacte des frontières de l'iris et accélérer en conséquence la recherche des contours [35]-[46].

- Li et Liu [35] 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.
- Mohammed et al. [36], [37] 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 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.
- Lili et Mei [38] proposent que l'histogramme de l'image de l'iris doit contenir trois pics principaux, correspondant à la pupille, à l'iris et à la région sclérotique. Ils utilisent ainsi cette hypothèse pour donner une localisation grossière initiale de l'iris.

On constate que toutes ces variantes tentent de limiter la complexité de la recherche en réduisant le domaine des paramètres à partir de diversité approximative. Cependant les principes de recherche restent aux méthodes de référence et de Wildes.

2.2.2. Détection par des contours elliptiques

Une deuxième catégorie de méthodes de détection des frontières de l'iris se base sur une approximation des frontières par des contours elliptiques. Ce type des méthodes améliore la description des frontières de l'iris mais il faudra chercher 5 paramètres qui décrivent une ellipse contre 3 paramètres pour les approximations circulaires.

2.2.2.1. Méthode de Zuo et Natalia [28]

Zuo et Natalia appliquent une séquence de procédures de compensation des bruits sur l'image de l'iris puis ils segmentent cette dernière en ajustant une ellipse orientée sur chacune des deux frontières. Les réflexions spéculaires sont détectées en premier en utilisant des opérations de seuillage de l'intensité puis ils sont remplacés en utilisant une technique d'interpolation. Pour éliminer l'effet du bruit général présent dans l'image, les auteurs appliquent le filtre Wiener qui permet de trouver la meilleure reconstruction de l'image en

éliminant le bruit initial. Les valeurs d'intensité moyenne $\hat{\mu}(n_1, n_2)$ et de variance $\hat{\sigma}^2(n_1, n_2)$ dans les $N \times M$ pixels voisins de chaque pixel (n_1, n_2) dans l'image originale, I, sont données par :

$$\hat{\mu}(n_1, n_2) = \frac{1}{NM} \sum_{x=-N/2}^{N/2} \sum_{y=-M/2}^{M/2} I(n_1 + x, n_2 + y) \tag{24}$$

$$\hat{\sigma}^2(n_1, n_2) = \frac{1}{NM} \sum_{x=-N/2}^{N/2} \sum_{y=-M/2}^{M/2} \left(I^2(n_1 + x, n_2 + y) - \hat{\mu}^2(n_1, n_2)\right) \tag{25}$$

L'image filtrée I_1 sera donnée par :

$$I_1(n_1, n_2) = \hat{\mu}(n_1, n_2) + \frac{\hat{\sigma}^2(n_1, n_2) - v^2}{\sigma^2(n_1, n_2)} \left(I(n_1, n_2) - \hat{\mu}(n_1, n_2)\right) \tag{26}$$

où v^2 est la moyenne de toutes les variances locales dans l'image.

Ensuite une opération d'étirement du contraste et un filtrage médian sont effectués pour rehausser le contraste au niveau des frontières de l'iris et pour éliminer les valeurs aberrantes de l'image respectivement.

Une première localisation du pupille est obtenue en utilisant une transformée de Hough circulaire. Ensuite, une ellipse orientée avec un angle ϕ autour de l'axe horizontale, est ajustée pour mieux décrire la frontière interne de l'iris. Une telle ellipse sera représentée par l'ensemble des couples (x, y) vérifiant l'équation suivante :

$$\frac{\left((x - x_p)\cos\phi + (y - y_p)\sin\phi\right)^2}{a^2} + \frac{\left((y - y_p)\cos\phi - (x - x_p)\sin\phi\right)^2}{b^2} = 1 \tag{27}$$

où (x_p, y_p) est le centre de la pupille, a et b sont la longueur du petit et du grand axe de l'ellipse respectivement. Pour la détection de la frontière externe de l'iris, le même processus est répété. L'ellipse qui approxime en mieux la frontière externe est trouvée en maximisant un opérateur basé sur l'opérateur integro-différentiel de Daugman appliqué sur le contour elliptique.

2.2.2.2. Méthode de Camus et Wildes [29]

Camus et Wildes ont présentés une méthode qui ne s'appuie pas sur la transformée de Hough. La frontière externe de l'iris est modélisée par un cercle alors que la frontière de la pupille est modélisée par une ellipse. Tout d'abord, un seuil est utilisé pour éliminer les réflexions spéculaires présentes dans l'image. Ces réflexions sont remplacées par interpolation. Ensuite des minima locaux de l'intensité de l'image sont utilisés comme centres initiaux candidats de la frontière interne ou externe dans un algorithme "grossièr à fin" (coarse-to-fine). L'image de

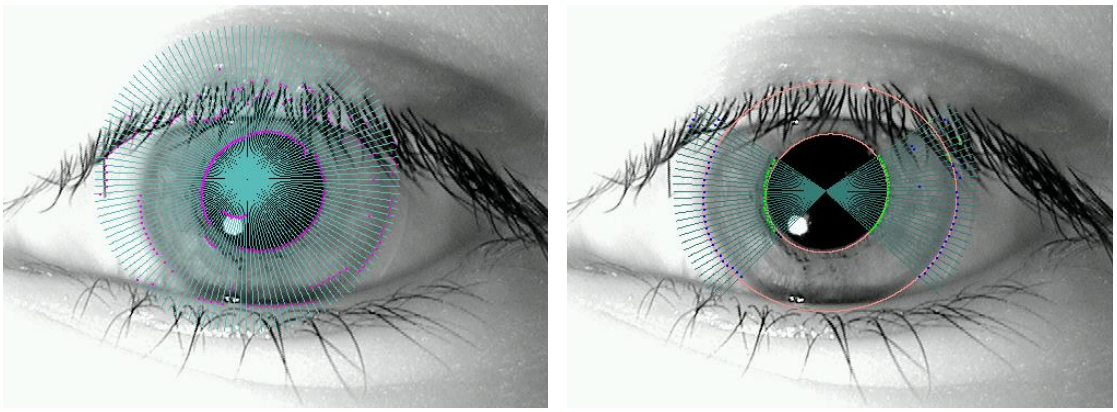
l'iris est ensuite représentée dans un repère polaire (r, θ) centré en un des points initiaux. Un cercle et une ellipse sont ensuite ajustés à la frontière externe et à la frontière interne de l'iris respectivement en maximisant parmi différents cercles et ellipses possibles la fonction suivante :

$$\max \sum_{\theta=1}^{n} \left((n-1)\|g(\theta,r)\| - \sum_{\phi=\theta+1}^{n} \|g(\theta,r) - g(\phi,r)\| - \frac{I(\theta,r)}{n} \right) \tag{28}$$

où n le nombre total discret des valeurs de θ, $I(\theta,r)$ et $g(\theta,r)$ sont l'intensité de l'image en position (r,θ) et la dérivée directionnelle de l'image selon (r,θ). Le premier terme traduit la somme pondérée des gradients à travers la frontière, le second terme traduit l'uniformité des gradients le long de la frontière et le dernier terme traduit une légère préférence pour les régions plus foncées sur l'intérieur de la frontière.

2.2.2.3. Méthode de Ryan et al. [32]

Afin d'approximer les frontières de l'iris par des ellipses, Rayan et al. implémentent l'algorithme de *Starburst* introduit par Li et al. [31]. Ils considèrent que la pupille est l'objet le plus sombre qui couvre une région proche de 5% de l'image. Le centre de cette région est ainsi utilisé pour lancer des rayons, dans un modèle en étoile, à travers l'iris (figure 2.7(a)).



(a) (b)

Fig. 2.7 : (a) Rayons utilisés pour détecter les pixels des frontières de l'iris ; (b) juste les régions marqués par les rayons en bleu sont utilisées pour la détection des frontières de l'iris.

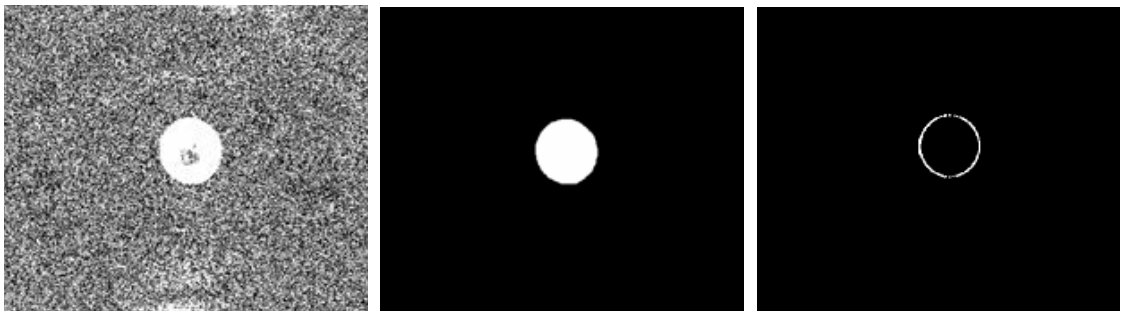
Le gradient est calculé et analysé tout au long de chaque rayon. Les pics de gradient, sur chaque rayon, sont classifiés, selon leur luminance, comme partie de la frontière interne, ou de la frontière externe de l'iris, ou autres. Afin d'éviter le bruit introduit par les paupières, qui peuvent couvrir le haut et le bas de l'iris, seuls les rayons loin de ces régions, comme indiqué dans la figure 2.7(b), sont considérés. Une fois des pixels de frontière interne identifiés, cinq pixels, choisis au hasard, sont utilisés pour trouver une ellipse qui décrit la frontière interne de l'iris. Pour cela un système 5×5 d'équations est évalué, en utilisant la méthode d'élimination gaussienne, afin de trouver les paramètres de l'ellipse. Différentes ellipses

générées par différents groupes de 5 pixels sont déterminées afin de trouver celle qui décrit le mieux la frontière interne de l'iris. Le même processus est appliqué pour trouver la frontière externe de l'iris. Pour la détection des paupières, les auteurs utilisent le contour actif introduit par Kass et al. [27] alors que les cils seront isolés par un seuillage d'intensité.

2.2.2.4. Autres méthodes

D'autres méthodes d'approximation des frontières de l'iris par des ellipses ont étés encore développées.

- Chez Bonney et al. [30], l'image de l'iris est premièrement sujet à un filtre passe bande afin d'isoler la pupille. A partir de l'inverse de l'image résultante, l'image constituée par le bit le moins significatif est extraite (figure 2.8(a)). Les opérateurs morphologiques, érosion et dilatation, sont ensuite appliqués pour isoler la pupille (figure 2.8(b)). Puis une ellipse est utilisée pour décrire la frontière de la pupille (figure 2.8(c)). Pour détecter la frontière externe de l'iris, l'écart type de l'intensité de l'image est évalué. Un seuillage du résultat obtenu transforme l'image de l'iris en une image binaire. En appliquant encore les opérations d'érosion et de dilatation sur cette image, la position de la frontière externe de l'iris. Finalement une ellipse est approximée à cette frontière.



(a) (b) (c)

Fig. 2.8 : (a) Le plan du bit le moins significatif de l'image de l'iris ; (b) la pupille isolée après application des opérations d'érosions et de dilatation sur l'image précédente ; (c) ellipse qui approxime la frontière de la pupille.

2.2.3. Détection par des contours de formes libres

Les méthodes déjà citées utilisent tous une modélisation des frontières de l'iris par des formes géométriques. Toutes ces hypothèses, même si elles sont assez correctes, restent des approximations de la forme des frontières. En fait, la pupille peut subir des déformations temporaires qui affectent sa frontière. Cette dernière ne peut plus être approximée par un cercle parfait. Pour ces raisons, d'autres chercheurs ont utilisés des méthodes de segmentation qui ne font pas l'hypothèse d'une forme prédéfinie de contours. Parmi les méthodes employées, on trouve les contours actifs et les méthodes à base de calcul statistique.

2.2.3.1. Segmentation par contours actifs

Parmi les méthodes de segmentation d'iris par des contours en forme libre, les contours actifs sont les plus connus. Différents modèles ont étés utilisés par les chercheurs dont les plus connus sont ceux de Daugman [48], de Shah et Ross [49] et de Vatsa et al. [50]

2.2.3.1.1. Méthode de Daugman actualisée [48]

En 2007, Daugman a proposé une nouvelle méthode pour segmenter l'iris. Il utilise un contour actif basé sur le développement discret en séries de Fourier pour décrire, d'une manière plus précise, les contours de l'iris. Une image de contour, obtenue à partir des gradients radiaux, est premièrement calculée. Daugman n'indique pas le centre utilisé pour calculer le gradient des directions radiales ; cependant une solution possible est d'utiliser le centre approximatif de la pupille obtenu suite à une analyse de l'histogramme de l'intensité ou suite à une approximation de la pupille par un cercle. Un développement de Fourier est ensuite appliqué sur l'ensemble des N valeurs des gradients, obtenus pour un rayon r dans toutes les directions angulaires $\theta = 0, \cdots, N-1$. L'ensemble de M coefficients discret de Fourier, $\{C_k\}$, pour $k = 0, \cdots M-1$, est calculé selon l'équation suivante:

$$C_k = \sum_{\theta=0}^{N-1} r_\theta e^{-2\pi i k\theta/N} \tag{29}$$

Le coefficient d'ordre zéro, C_0, extrait des informations sur la courbure moyenne de la frontière, ou en d'autres termes, sur le rayon de la frontière quand elle est approximée par un cercle. A partir de ces M coefficients de Fourier, une approximation de la frontière correspondante de l'iris est obtenue sous forme d'une nouvelle séquence $\{R_\theta\}$ pour $\theta = 0, \cdots, N-1$ et à une résolution déterminée par M selon l'équation suivante :

$$R_\theta = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{M-1} C_k e^{2\pi i k\theta/N} \tag{30}$$

Il existe un compromis entre la précision avec laquelle le modèle s'adapte à toutes les données du contour (obtenu en augmentant M) par rapport à la simplicité du modèle contrôlée en choisissant faibles valeurs de M. Daugman a choisi $M = 17$ pour décrire la frontière de la pupille et une valeur $M = 5$ pour décrire la frontière externe de l'iris.

Les cils sont finalement isolés en utilisant une méthode statistique. La stratégie consiste à déterminer si la distribution de l'intensité des pixels de l'iris est multimodale ou non. Sachant que les cils sont des régions de faible intensité, ils occupent ainsi l'extrémité inférieure de l'histogramme des intensités. Si cette extrémité soutient l'hypothèse d'un mélange multimodal, un seuil est calculée pour isoler les pixels de faibles intensités, susceptibles d'être des cils. Un exemple du résultat de la segmentation de l'iris en utilisant cette approche est présenté dans la figure 2.9 :

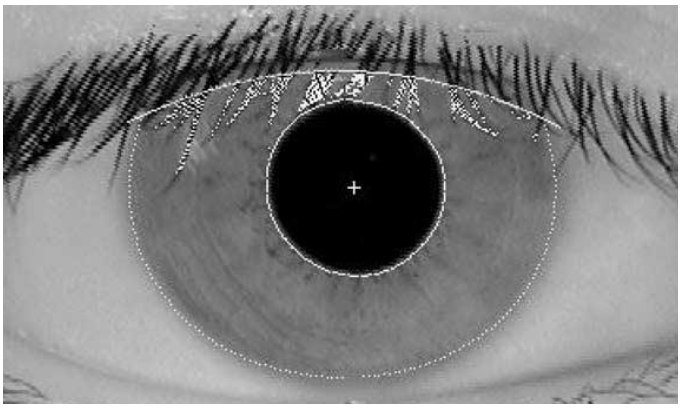


Fig. 2.9: Segmentation de l'iris par la méthode de Daugman en utilisant des contours actifs basés sur les coefficients du fourrier ; les cils isolés sont marqués par une couleur blanche.

2.2.3.1.2. Méthode de Shah et Ross [49]

Shah and Ross détectent la frontière de la pupille en l'approximant par un contour circulaire ; alors qu'ils détectent la frontière externe de l'iris d'une manière précise en utilisant les contours actifs géodésiques [53]. Pour détecter la frontière de la pupille, l'image de l'iris est d'abord lissée à l'aide d'un filtre médian 2-D, les réflexions spéculaires sont détectées en utilisant un seuillage d'intensité et sont par suite remplacées par les informations environnantes. L'image obtenue est ensuite transformée en une image binaire. Un deuxième filtre médian est appliqué sur l'image binaire pour éliminer les petites régions associées aux cils. Une procédure d'approximation des cercles, basée sur la méthode des moindres carrés, est finalement appliquée afin de trouver le plus grand cercle qui approxime la frontière de la pupille.

La frontière externe de l'iris est détectée en utilisant un contour actif géodésique. L'approche est basée sur la relation entre les contours actifs et le calcul des géodésiques (courbes de longueur minimale). La technique consiste à faire évoluer le contour, sous l'influence de mesures géométriques de l'image de l'iris. Le modèle combine l'approche de minimisation de l'énergie des contours actifs classiques et les contours actifs géométriques basés sur l'évolution de la courbe. On présente par la suite un rappel sur les contours actifs géométriques avant de continuer avec le modèle utilisé par Shah et Ross.

Soit $C(t)$ la courbe qui doit évoluer avec le temps, t, vers la frontière d'un objet contenu dans une image d'intensité $I(x,y)$ en chaque pixel . Soit $\psi(x,y)$ une fonction signée définit comme une fonction de distance entre le pixel de position (x,y) et la courbe C tel que :

$$\psi(x,y) = \begin{cases} 0, & si\ le\ pixel\ en\ position\ (x,y)\ se\ trouve\ sur\ la\ courbe\ C \\ < 0, & si\ le\ pixel\ en\ position\ (x,y)\ se\ trouve\ \text{à}\ l'intérieur\ de\ C \\ > 0, & si\ le\ pixel\ en\ position\ (x,y)\ se\ trouve\ \text{à}\ l'extérieur\ de\ C \end{cases} \tag{31}$$

La courbe $C(t)$ est un ensemble de niveau de la fonction ψ. Ainsi $\psi(x,y) = 0$ est l'ensemble de niveau zéro, $\psi(x,y) = 1$ est le premier niveau et ainsi de suite. La fonction ψ, appelée fonction d'intégration, évolue sous l'influence de gradients d'image et des caractéristiques des régions de sorte que la courbe $C(t)$ s'approche de la frontière de l'objet. Comme le contour de

l'objet $C(t)$ est donné par l'ensemble des points de niveau zéro de la fonction d'intégration, on a :

$$\frac{d\psi(x,y)}{dt} = 0 \tag{32}$$

$$\frac{\partial\psi(x,y)}{\partial x}\frac{dx}{dt} + \frac{\partial\psi(x,y)}{\partial y}\frac{dy}{dt} + \frac{\partial\psi(x,y)}{\partial t} = 0 \tag{33}$$

$$\frac{\partial\psi(x,y)}{\partial t} = -\nabla\psi(x,y).\psi_t{}'(x,y) \tag{34}$$

La résolution de l'équation (34) garantit l'évolution de la fonction d'intégration, $\psi_t(x,y)$, de sorte que le contour correspond au niveau 0. Ce processus permet de faire évoluer itérativement le contour actif vers l'objet jusqu'à ce qu'une fonction d'arrêt, ϕ, soit est satisfaite.

Dans les travaux de Shah and Ross, la fonction d'intégration ψ_t est donnée par :

$$\psi_t(x,y) = -\phi(c + \epsilon\kappa)\|\nabla\psi(x,y)\| + \nabla\psi(x,y).\nabla\phi \tag{35}$$

où c, est un multiplicateur de Lagrange, qui contrôle la vitesse de l'évolution du contour, ϵ est un terme qui définit le degré de flexibilité du contour, ϕ est une fonction de pondération qui arrête l'évolution du contour et κ est la courbure des ensembles des niveaux donnée par :

$$\kappa = div\left(\frac{\nabla\psi(x,y)}{|\nabla\psi(x,y)|}\right) = -\frac{\psi_{xx}(x,y)\psi_y^2(x,y) - 2\psi_x(x,y)\psi_y(x,y)\psi_{xy}(x,y) + \psi_{yy}(x,y)\psi_x^2(x,y)}{\left(\psi_x^2(x,y) + \psi_y^2(x,y)\right)^{\frac{3}{2}}} \tag{36}$$

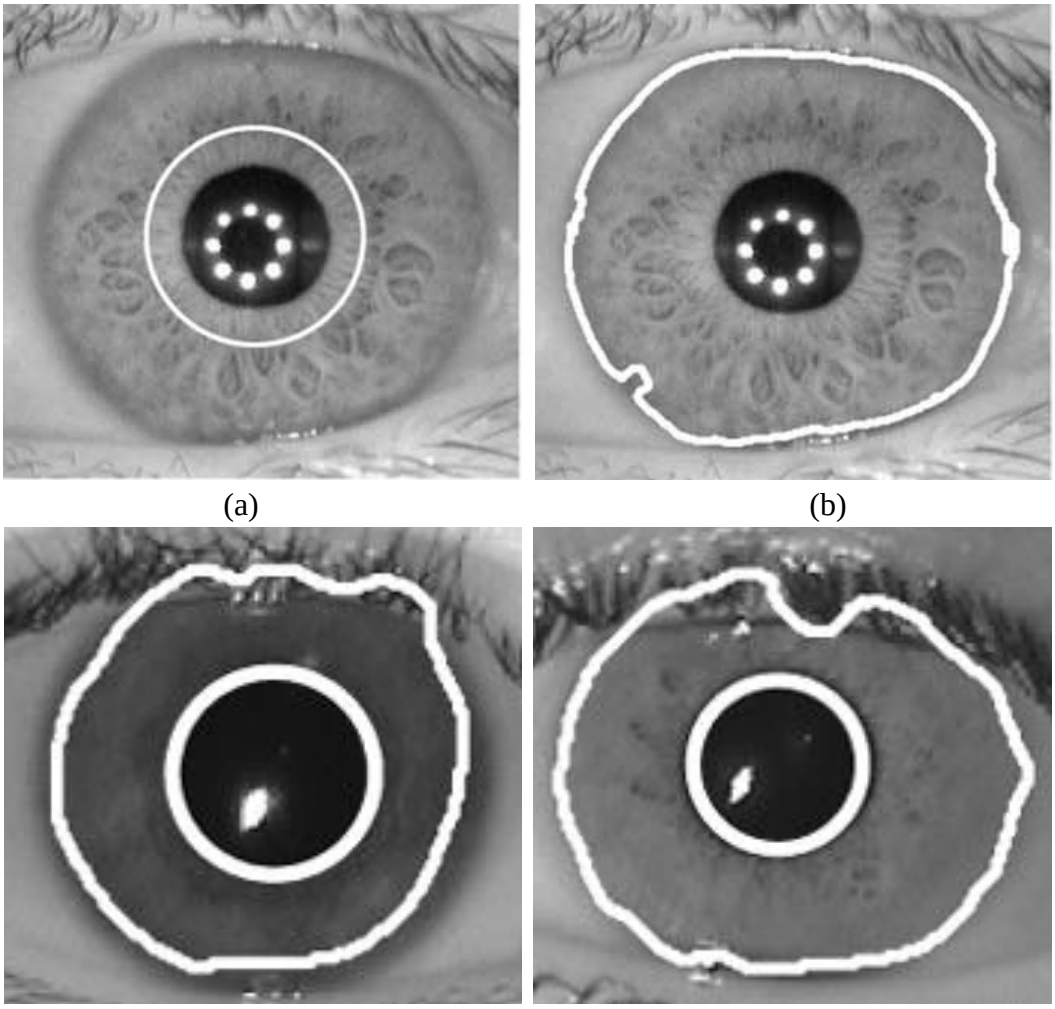
où $\psi_x(x,y)$ est le gradient de l'image dans la direction horizontale x; $\psi_y(x,y)$ est le gradient dans la direction verticale y; $\psi_{xx}(x,y)$ est le gradient du second ordre dans la direction horizontale; $\psi_{yy}(x,y)$ est le gradient du second ordre dans la direction verticale, et $\psi_{xy}(x,y)$ est le gradient du second ordre, d'abord dans la direction horizontale et ensuite dans la direction verticale.

La fonction de pondération, ϕ, est donnée par :

$$\phi(x,y) = \frac{1}{1 + \left(\frac{\|\nabla(G(x,y) * I(x,y))\|}{\beta}\right)^{\alpha}} \tag{37}$$

où G est un filtre gradient et les valeurs α et β sont des constantes.

Shah et Ross initialisent le contour actif par un cercle contenant la pupille (figure 2.10 (a)). En évoluant les équations précédentes (34), (35) et en utilisant la condition d'arrêt du contour donnée par l'équation (37), le contour externe de l'iris est segmentée (figure 2.10 (b)). Trois exemples de segmentations obtenues sont montrés par les figures 2.10 (c) et 2.10 (d).



(a) (b)

(c) (d)

Fig. 2.10: Segmentation de la frontière externe de l'iris en utilisant le contour actif géodésique; (a) contour initial ; (b) contour final de la frontière externe détectée ; (c) et (d) montrent la segmentation de deux images d'iris couvertes partiellement par la paupière supérieure.

2.2.3.1.3. Méthode de Vatsa et al. [50]

Vatsa et al. ont utilisés les contours actifs à ensemble de niveaux (level set active contours) afin de segmenter, d'une manière efficace, les images de l'iris. Les deux frontières de l'iris sont premièrement approximées par deux ellipses. Ensuite chaque ellipse est utilisée comme un contour initial du contour actif. Ce dernier utilise la fonction de Mumford-Shah comme une fonction d'énergie pour détecter exactement les frontières de l'iris.

Pour approximer la frontière de la pupille, une ellipse ayant un axe majeur $a_1 = 1$, un axe mineur $b_1 = 1$, un angle de rotation avec l'axe horizontal $\theta_1 = 0$ et un centre (x_1, y_1), est initialisée au centre de l'œil. La valeur totale d'intensité pour un nombre de 40 pixels situés sur la circonférence de l'ellipse est calculée. Les paramètres de l'ellipse sont ensuite itérativement modifiés pour augmenter la taille de l'ellipse, et à chaque fois 40 nouveaux pixels de la circonférence de l'ellipse choisis au hasard sont utilisés pour calculer la valeur de l'intensité. Ce processus est répété pour trouver l'ellipse de variation maximale d'intensité.

La frontière externe de l'iris est approximée par une deuxième ellipse selon le même processus. L'ellipse obtenue est ensuite utilisée pour initialiser un contour actif, C, qui détecte plus précisément la frontière externe de l'iris. Le contour C sera donné par l'ensemble du niveau zéro de la fonction d'intégration ψ tel que : $C = \{(x, y); \psi(x, y) = 0\}$. L'évolution du contour, C, est assurée par une fonction d'énergie modifiée de Mumford-Shah [51], E, donnée par l'équation suivante :

$$E(C, c_1, c_2) = \alpha \int_{\Omega} \left\| \frac{\partial C}{\partial c} \right\| \phi dc + \beta \iint_{int(C)} |I(x, y) - c_1|^2 dxdy + \lambda \iint_{ext(C)} |I(x, y) - c_2|^2 dxdy \tag{38}$$

Où c est un paramètre de la courbe, ϕ est une fonction de pondération qui arrête l'évolution du contour actif au contour de l'objet, Ω représente le domaine de l'image, $I(x, y)$ est l'image d'iris originale, c_1 et c_2 sont les valeurs moyennes de l'intensité d'image respectivement à l'intérieur du contour C, désigné par $int(C)$, et à l'extérieur du contour C, désigné par $ext(C)$. Les paramètres α, β et λ sont des constantes positives choisis d'une façon que : $\alpha < \beta < \lambda$.

Lors du paramétrage de l'équation (38), Vatsa et al. tiennent compte du modèle de contour actif basé sur la notion de courbure moyenne [52] et sur le modèle de contour actif géodésique [53] proposés par Caselles et al. La déduction de l'équation associée d'Euler Lagrange permet d'obtenir l'équation de l'évolution de la fonction, $\psi(x, y)$, donnée par :

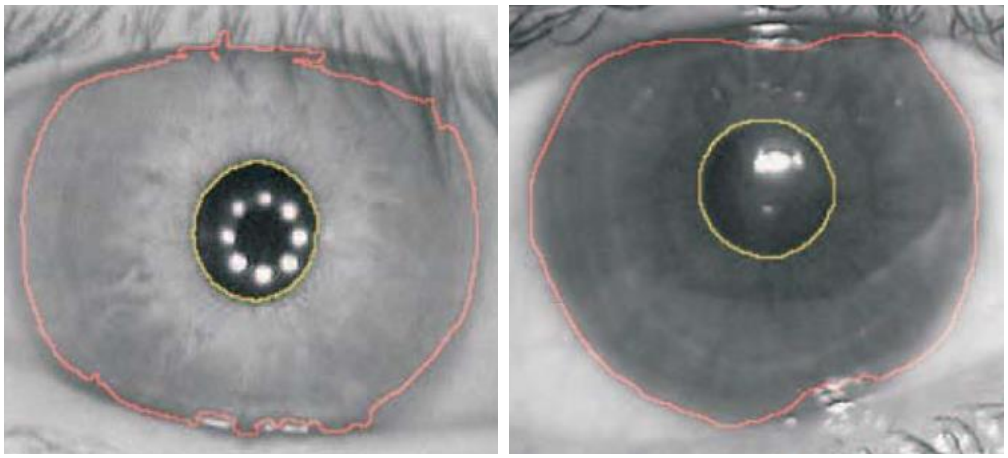
$$\begin{aligned} \psi_t'(x, y) = \frac{\partial \psi(x, y)}{\partial \mathrm{t}} \\ = \alpha\phi(\upsilon + \epsilon_k)|\nabla\psi(x, y)| + \nabla\phi\nabla\psi(x, y) + \beta\delta(I(x, y) - c_1)^2 \\ + \lambda\delta(I(x, y) - c_2)^2\psi(x, y) \end{aligned} \tag{39}$$

où υ est un multiplicateur de Lagrange, δ est une constante, ϵ_k est la courbure euclidienne du contour, ∇ est l'opérateur du gradient.

La fonction de pondération, ϕ, qui arrêter le contour à la frontière de l'iris est donnée par :

$$\phi = \frac{1}{1 + (\|\nabla I(x, y)\|)^2} \tag{40}$$

Finalement les paupières sont approximées par des lignes droites. Un exemple de résultat de la segmentation est donné par la figure 2.11.



(a) (b)

Fig. 2.11 : Résultats de la segmentation d'iris selon la méthode de Vatsa et al.

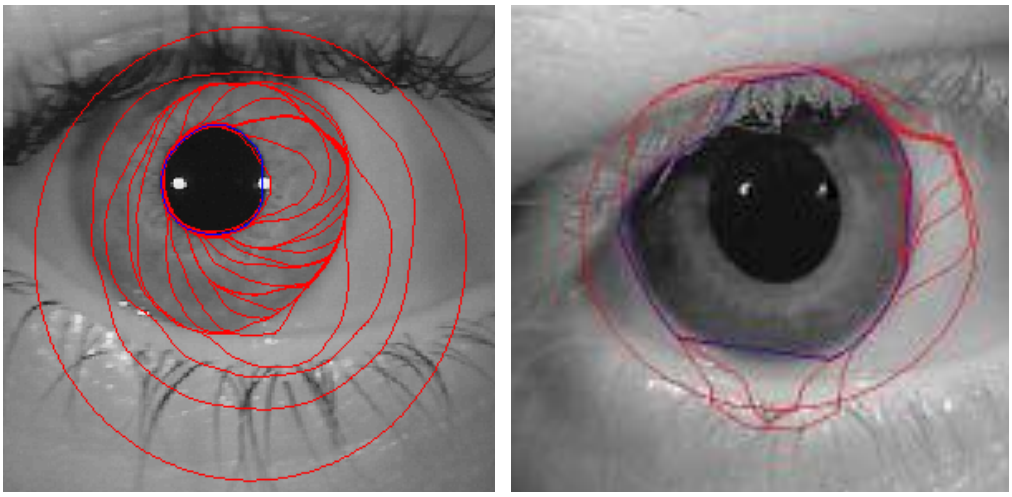
2.2.3.1.4. Méthode de Krichen [6]

Krichen propose deux modèles pour segmenter l'iris : le premier est basé sur les contours actifs présentés ci-dessous alors que le deuxième modèle, basé sur des méthodes statistiques, est expliqué dans le paragraphe 2.2.3.2.1.

Dans la segmentation utilisant des contours actifs, Krichen utilise le modèle de Xu et Prince [47]. 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 est qu'ils 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.

Pour détecter la frontière interne de la pupille, Krichen initialise le contour actif GVF en partant d'un cercle qui contient l'iris. Grace au fort contraste entre la pupille et l'iris, les forces extérieures du contour sont de grandes amplitudes et le dirigent vers cette frontière iris-pupille. Une forte rigidité est appliquée au contour pour éviter une convergence du contour vers les forts gradients due à la présence des réflexions spéculaires à l'intérieur de la pupille. L'évolution du contour vers la pupille dans une image de l'iris est montrée dans la figure 2.12(a).

Pour la détection de la frontière externe de l'iris, une ellipse qui englobe l'iris est utilisée pour initialiser le contour actif. Une faible élasticité et rigidité ainsi qu'une faible pondération des forces extérieures sont imposés pour éviter l'évolution du contour vers la pupille. Un exemple de la détection de la frontière externe de l'iris est présenté dans la figure 2.12(b).



(a) (b)

Fig. 2.12 : Evolution des contours initialisés vers la frontière interne de l'iris en (a) et vers la frontière externe de l'iris en (b) ; Les courbes rouges représentent les contours intermédiaires et la courbe bleue le contour final obtenu.

2.2.3.2. Méthodes statistiques

Des méthodes de segmentation de l'iris basées sur des approches statistiques ont aussi étés développées.

2.2.3.2.1. Méthode statistique de Krichen [6]

Krichen propose une méthode de classification supervisée qui permet de séparer les informations des bruits dans une image de l'iris. La méthode utilisée est basée sur un modèle génératif, non discriminants, appelé modèle de mixture de Gaussienne GMM (Gaussian Mixture Model). Ce dernier consiste à modéliser l'histogramme d'intensité d'une image par une mixture gaussienne. Il sera par suite définit par les coefficients de pondérations, les moyennes et les matrices de covariance des différentes composantes gaussiennes.

Un apprentissage du GMM sur des parties d'images d'iris de bonne qualité et sans bruits permet d'apprendre les densités des pixels informatives de l'iris. Ce procédé permet d'obtenir une certaine discrimination lorsque le modèle est utilisé sur les images de test.

2.2.3.2.2. Méthode de Proenca et Alexandre [46]

Selon la méthode de Proenca et Alexandre, l'une des causes de mauvaise segmentation de l'iris est la présence des points de contours générés par des bruits présents dans l'image. Les auteurs proposent ainsi d'appliquer un indexage sur l'image de l'iris afin d'identifier les différentes composantes avant de détecter les frontières de l'iris. Ils appliquent l'algorithme K-moyens floue (Fuzzy K-means) sur le vecteur formé des coordonnées et de l'intensité de chaque pixel de l'image afin de classifier l'image d'iris comme partie ou non-partie de l'iris.

Une image des contours est ensuite obtenue en utilisant le filtre Canny. Et finalement la transformée circulaire de Hough est utilisée pour approximer les frontières de l'iris. La méthode proposée a apporté des meilleures performances de reconnaissance.

2.3. Une nouvelle méthode de segmentation hybride

2.3.1. Introduction

Afin de développer une méthode de segmentation, une formulation de la problématique doit être réalisée. Un bilan de l'ensemble des méthodes de segmentation de l'iris déjà développées est présenté dans les tableaux 2.1- 2.5 ci-dessous :

Tableau 2.1 : Méthode référence de segmentation.

Auteurs	**Technique de segmentation**	**Détection des paupières**	**Isolation des cils et des réflexions spéculaires**
Daugman [19]	Opérateur integro-différentiel	Ajustement d'une ligne droite	Elimination des sections au-dessus et au-dessous de la pupille

Tableau 2.2 : Méthodes de segmentation de l'iris par des contours circulaires non concentriques.

Auteurs	**Technique de segmentation**	**Détection des paupières**	**Isolation des cils et des réflexions spéculaires**	**Remarques**
Tisse et al. [33]	Opérateur integro-différentiel combiné avec la transformée de Hough	-	Elimination des sections au-dessus et au-dessous de la pupille	Pré-localisation de la pupille en utilisant la transformée de Hough
Huang et al. [34], Tan et al. [21]	Opérateur integro-différentiel	Ajustement des courbes paraboliques	Seuillage de l'intensité ou de la variance de l'intensité	Pré-localisation de l'iris
Masek [4], Wildes [22], Liu et al. [24]	Transformée de Hough	Arcs paraboliques ou une ou deux lignes droites détectés par la transformée de Hough	Seuillage de l'intensité	-
Lili et Mei [38], Fabian et al. [25]	Ajustement des contours circulaires	Seuillage de l'intensité		Pré-estimation grossière de l'iris ou de la pupille

Tableau 2.3 : Méthodes de segmentation de l'iris par des contours circulaires concentriques.

Auteurs	**Technique de segmentation**	**Détection des paupières**	**Isolation des cils et des réflexions spéculaires**	**Remarques**
Ritter et Cooper [26]	Contour actif discret circulaire	-	Elimination des sections au-dessus et au-dessous de la pupille	-
Li et Liu [35]	Application modifiée de la transformée de Hough	-		Pré-estimation grossière de l'iris ou de la pupille
Lim et al. [39], Ma et al. [40], [41], Zhu et al. [42], Tian et al. [43], Sun et al. [44], He et Shi [45]	Ajustement des cercles ou opérations morphologiques ou transformée de Hough			
Mohammed et al. [36], [37]	Régression circulaire ou Opérateur integro-différentiel	Une ligne droite détectée par la transformée de Hough	Seuillage de l'intensité	

Tableau 2.4 : Méthodes de segmentation de l'iris par des contours elliptiques.

Auteurs	**Technique de segmentation**	**Détection des paupières**	**Isolation des cils et des réflexions spéculaires**	**Remarques**
Zuo et Natalia [28]	Transformée de Hough + ajustement de contour + application modifiée de l'opérateur integro	Elimination des sections au-dessus et au-dessous de la pupille	Seuillage de l'intensité et/ou filtrage	L'angle de rotation de l'ellipse est pris en considération lors de l'approximation des frontières
Ryan et al. [32]	Ajustement des ellipses	-		-
Bonney et al. [30],		Forme libre détecté par un contour actif		Pré-estimation grossière de l'iris ou de la pupille
Camus et Wildes [29]	Ajustement d'une ellipse pour détection de la frontière interne et d'un cercle pour la détection de la frontière externe par maximisation d'une fonction d'intensité et de dérivée directionnelle	-		

Tableau 2.5 : Méthodes de segmentation de l'iris par des contours en forme libre.

Auteurs	**Technique de segmentation**	**Détection des paupières**	**Isolation des cils et des réflexions spéculaires**
Krichen [6]	Contour actif à champ des vecteurs de gradients	Méthode statistique	
Daugman [48]	Contour actif basé sur les coefficients de Fourier		
Proenca et Alexandre [46]	Classification supervisée		
Shah et Ross [49]	Contour actif géodésique	-	Seuillage d'intensité
Vatsa et al. [50]	Contour actif géométrique et géodésique	Ligne droite	-

En observant le problème de la segmentation de l'iris, plusieurs points peuvent êtres constatés :

i. Suppression du bruit :

Quelle que soit la méthode de segmentation utilisée, un prétraitement de l'image semble nécessaire, afin de réduire et de compenser le bruit ajouté à l'image de l'iris, et par suite augmenter la performance et l'efficacité de la segmentation. Les principaux types de bruit apparaissent d'être les réflexions spéculaires ayant une très haute intensité et qui peuvent être à n'importe quel endroit dans l'iris.

ii. Pré-localisation de l'iris :

Beaucoup de chercheurs essaient de trouver une région d'intérêt qui contienne la pupille. Une telle pré-localisation donne une estimation des frontières de l'iris, accélère la convergence de la segmentation et amènera à une segmentation plus efficace. Cependant l'approche de seuillage d'intensité, suivie par la majorité des chercheurs peut être inefficace [29], [30], [36], [37]. En fait, la pupille est normalement caractérisée par une couleur plus sombre que celle de l'iris. Cependant le cas inverse peut exister dans des situations telles qu'un éclairage coaxial direct dans l'œil. Dans ce cas, la lumière est réfléchie dans la rétine et puis de la rétine vers la pupille, ce qui rend la pupille plus brillante que l'iris. Dans d'autres situations, des reflets de la source d'illumination peuvent apparaître dans le centre de la pupille sous forme de plusieurs tâches brillantes. Par suite la pupille ne peut pas être considérée comme la région homogène la plus sombre dans l'image de l'iris et ainsi un seuillage simple de l'intensité représente une approche faible pour pré-localiser la pupille.

iii. Avantage des contours en forme libre pour la détection des frontières de l'iris :

Bien que la complexité de la détection des frontières de l'iris soit réduite en ajustant des contours circulaires, ces derniers restent des approximations, non nécessairement

optimales [19], [22]. Plus particulièrement, on constate de l'observation des images d'iris que l'approximation circulaire ou elliptique s'adapte mieux à frontière externe qu'à la frontière interne de l'iris. Ainsi afin d'obtenir une meilleure segmentation, des méthodes basées sur une détection des frontières de l'iris par des contours en forme libre ont été adoptées [6], [48]-[50]. Sachant que de telles méthodes améliorent sans doute la détection de la frontière interne, le résultat n'est pas toujours aussi convainquant pour la détection de la frontière externe de l'iris. Dans le cas des images d'iris occlus, même partiellement, par les paupières ou par les cils, ces dernières peuvent trompées et dirigées le contour actif loin de la frontière externe de l'iris. Un exemple évident est présenté par les figures 2.12 (b) et 2.10 (c)-(d) qui montrent le résultat d'une détection non précise de la frontière externe de l'iris.

iv. Relation entre la localisation des informations dans l'iris et segmentation :

Tenant compte de la densité de la texture à travers la surface de l'iris, il semble que les informations deviennent moins discriminantes à la proximité de la frontière externe de l'iris [54]-[58]. Par suite en utilisant cette hypothèse, une bonne méthode de segmentation doit favoriser une détection précise de la frontière interne. En conséquent même si la précision de segmentation est moins bonne lors de la détection de la frontière externe de l'iris, elle sera compensée avec la détection de la frontière de la pupille comme dans l'approche de Camus et Wildes [29].

2.3.2. Architecture du système proposé

Tenant compte de toutes les considérations expliquées, une méthode de segmentation qui détecte la frontière interne de l'iris par un modèle en forme libre et qui détecte la frontière externe par une approximation circulaire est proposé.

Une transformée circulaire de Hough est premièrement appliquée sur une image de contours, calculée à partir de l'image initiale, afin d'approximer la frontière externe par un contour circulaire. Ce résultat permet par la suite de déterminer une région d'intérêt contenant la pupille.

Une deuxième application de la transformée de Hough sur la région d'intérêt permet d'obtenir une pré-localisation de la pupille. Ce résultat est utilisé comme un contour initial du contour actif appliqué ensuite afin de segmenter la pupille d'une manière précise. Le modèle choisit, appelé contour actif sans bords, se base sur l'information des intensités plutôt que sur l'information des gradients. Ainsi il détecte la frontière de la pupille sans aucun calcul du gradient de l'image, ce qui constitue une originalité de la méthode proposée. Cette approche présente l'avantage de ne pas nécessiter un fort contraste entre la pupille et l'iris.

Ce modèle a été utilisé dans d'autres problèmes de segmentation [59]-[61], mais c'est la première fois, à notre connaissance, qu'il est appliqué dans la segmentation de l'iris.

Afin d'isoler les paupières qui couvrent l'iris, on utilise la méthode de Masek [4]. Une première ligne approxime la paupière (inférieure ou supérieure) en utilisant la transformée linéaire de Hough. Ensuite une deuxième ligne horizontale affine l'isolation de la paupière. Le même processus est répété pour isoler l'autre paupière. Cette méthode ne donne pas une détection exacte de la forme de la paupière, mais expérimentalement elle garantit que toute la paupière est isolée de l'iris.

Pour les cils, comme ils sont caractérisés par leurs faibles intensités, un seuillage d'intensité est utilisé pour les isoler de l'iris.

L'organigramme des différentes étapes de la segmentation est montré dans la figure 2.13. Nous détaillons dans la suite chacune des étapes du traitement.

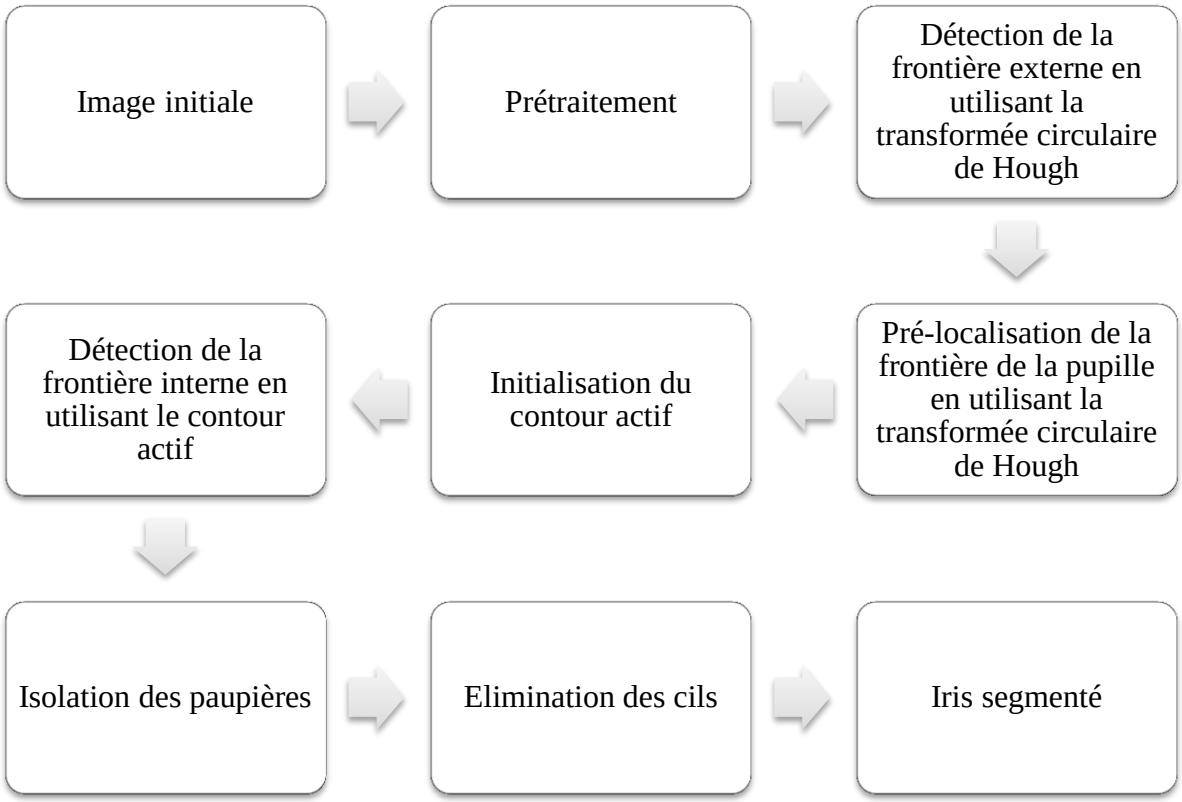


Fig. 2.13: Etapes de traitement de la méthode de segmentation proposée.

2.3.3. Prétraitement de l'image de l'iris

Une première étape, consiste à réduire l'effet des réflexions spéculaires. Que ca soient présents à l'intérieur de la pupille, dans la région de l'iris, dans les deux ou au niveau des paupières, les réflexions spéculaires sont souvent des taches lumineuses de très hautes intensités. Un filtrage de l'image par un filtre passe bas provoque ainsi un seuillage de la majorité de ces taches sans aucun risque de faire éliminer des informations importantes.

Sachant que cette opération n'élimine pas les réflexions spéculaires d'une manière totale, elle les réduise d'une manière efficace. Les pixels supprimés sont remplacés ensuite par l'intensité moyenne des pixels voisins.

2.3.4. Détection de la frontière externe de l'iris par la transformée de Hough

En comparant un système de segmentation basé sur un contour libre avec un autre basé sur une approximation de la frontière, on trouve que ce dernier est plus tolérant aux bruits de l'image. Un compromis entre la précision de détection, la tolérance aux bruits et la complexité du modèle de détection doit être cherché parmi ces deux modèles. Sachant qu'un modèle en contour libre est plus sensible aux bruits de l'image, l'existence des réflexions spéculaires dans la région d'iris, l'occlusion des paupières, même l'occlusion partielle, risque de guider le contour vers l'extérieur de la région d'iris comme le montre les figures 2.10 (d) et 2.12 (b).

D'autre part sachant que la forme de la frontière externe est proche d'un forme circulaire et qu'il semble que la densité de texture de l'iris s'atténue à la proximité de la frontière externe, on approxime cette dernière par un contour circulaire. Pour ce faire, on utilise la transformée circulaire de Hough.

Tenant compte de l'observation de Wildes [22], disant qu'une image de contour calculée à partir des gradients verticaux favoriserait la détection de la frontière externe (figure 2.3), le filtre de gradient, *Canny*, est appliqué à l'image prétraitée de l'iris dans des fenêtres verticales. Un seuillage de l'image des contours obtenue permet d'éliminer les points de contours de faibles gradients, issus des éléments qui ne font pas partie de la frontière externe.

La transformée circulaire de Hough est ensuite appliquée sur l'image des contours. Selon chaque base de données des images d'iris, les intervalles de recherches du centre et du rayon du cercle ont été adaptés, par des mesures empiriques en analysant la localisation de l'iris caractéristique à chaque base d'images utilisée.

Le résultat obtenu est un cercle qui approxime la frontière externe de l'iris. L'intérêt de favoriser la détection de la frontière extérieure avant l'autre est d'obtenir, simultanément à la détection, une région d'intérêt contenant l'autre frontière. Cela permet de réduire l'espace de recherche du deuxième contour, de diminuer la quantité de calcul demandée et d'avoir une convergence plus rapide. Différentes approches, entre opérations de seuillage d'intensité, opérations morphologiques et opérations d'analyse de l'histogramme de l'intensité de l'image, ont été proposées pour localiser l'iris ou la pupille. Cependant la transformée de Hough demeure plus adaptée surtout pour des images non idéales. Un carré inscrit à l'intérieur du cercle externe détecté, est par suite utilisé afin de donner une localisation grossière et une région d'intérêt contenant la pupille. En plus un cercle ayant le même centre mais un rayon plus petit que celui approximant la frontière externe de l'iris est utilisé comme un contour initial pour le contour actif afin de segmenter exactement la frontière de la pupille.

2.3.5. Détection de la frontière interne de l'iris par le contour actif sans bords

Dans la catégorisation des contours actifs, ces derniers peuvent être classés entre contours actifs qui utilisent les informations des gradients de l'image et contours actifs qui utilisent les informations d'intensités de l'image. Les contours actifs classiques, géométriques ou géodésiques, font partie du premier groupe. Ils s'appuient sur une fonction de bord (ou fonction de contour), qui se calcule à partir du gradient de l'image, afin de faire évoluer le contour. En plus ils utilisent un critère basé sur le maximum du gradient pour arrêter l'évolution du contour à la frontière recherchée. Par suite ces modèles ne peuvent détecter que des objets avec des bords définis par un gradient d'intensité. En pratique, les gradients discrets sont limités, ensuite la fonction d'arrêt n'est jamais nul sur les bords, et la courbe peut traverser la frontière surtout quand le contrôle est faible. Un exemple descriptif et explicatif est présenté dans la figure 2.14.

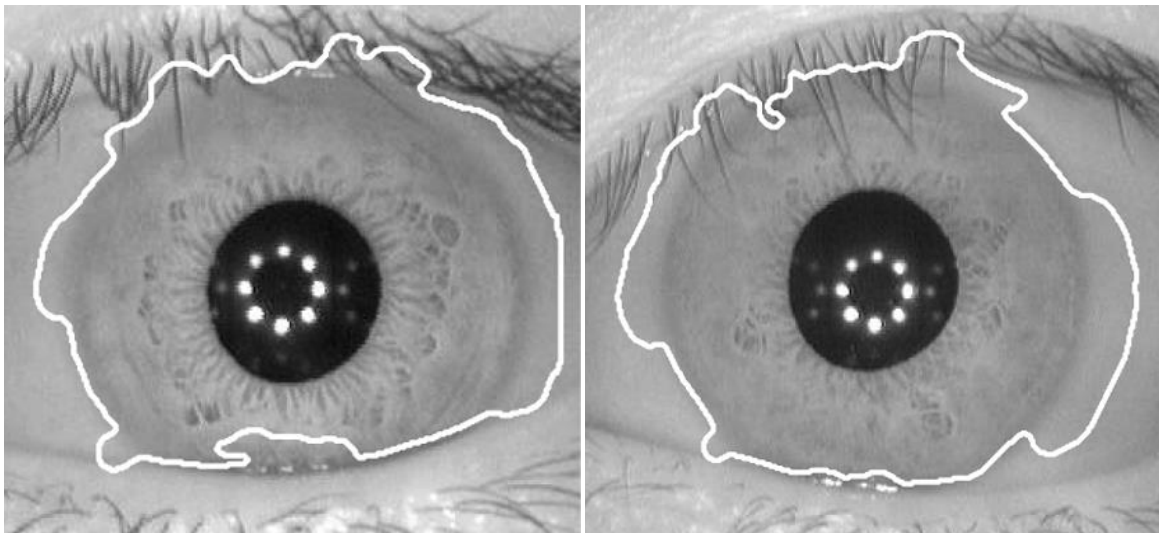


Fig. 2.14 : Résultats d'une sur-segmentation de la frontière externe de l'iris en utilisant le contour actif (images reprises des travaux de Ross et Shah [49]).

Les deux images, présentées par Shah et Ross [49] donnent un exemple de résultat obtenu par une sur-segmentation de la frontière externe de deux images d'iris en utilisant leur modèle de contour actif géodésique. Les images sont d'une qualité et d'une résolution acceptable, cependant elles possèdent un très faible contraste entre l'iris et le blanc de l'œil. De ce fait, un faible gradient est obtenu au niveau de la frontière ; et la fonction d'arrêt est incapable d'arrêter l'évolution du contour actif à la frontière désirée. L'iris, sur-segmenté, risque ultérieurement d'être non reconnu par le système de reconnaissance.

Le même cas peut être obtenu lors d'une segmentation de la pupille si un faible contraste existe au niveau de sa frontière. En plus si l'image de l'iris est très bruyante et de faible résolution, un lissage gaussien isotrope fort est nécessaire pour éliminer le bruit lissant du même coup les bords des frontières.

Dans nos travaux, pour segmenter la frontière de la pupille, on propose d'utiliser un modèle de contour actif qui n'utilise aucune information de gradient que ce soit pour l'évolution du

contour vers la frontière de la pupille ou pour son arrêt à la frontière. Le modèle implémenté s'appelle "contour actif sans bords" et il a été proposé par Chan et Vese en 2001 [62].

On commence la description du modèle en définissant l'énergie du contour. Soit $I(x, y)$ l'intensité de l'image initiale au pixel de position (x, y). Supposons, pour l'instant, que cette image contient deux régions homogènes, d'intensités différentes et que ces deux régions sont séparées par une frontière qu'on appelle C_0. On désigne par c_1 et par c_2 les moyennes d'intensités respectivement à l'intérieur et à l'extérieur de la frontière C_0 (figure 2.15) On désigne par C le contour actif qu'on fait évoluer afin de détecter la frontière C_0.

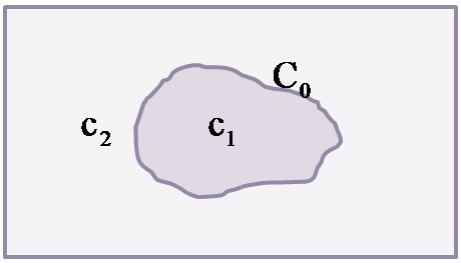


Fig. 2.15 : Image contenant deux régions homogènes d'intensité distinctes et séparées par C_0 ; c_1 et c_2 désignent la moyenne d'intensité respectivement à l'intérieur et à l'extérieur de C_0.

L'énergie du contour C est définie par l'équation suivante :

$$E(C, c_1, c_2) = E_1(C) + E_2(C) = \sum_{intérieur(C)} |I(x, y) - c_1|^2 + \sum_{extérieur(C)} |I(x, y) - c_2|^2 \tag{41}$$

$E_1(C)$ représente l'erreur quadratique entre l'intensité de l'image $I(x, y)$ à l'intérieur du contour C et son intensité moyenne, c_1. $E_2(C)$ représente l'erreur quadratique entre l'intensité de l'image $I(x, y)$ à l'extérieur du contour C et son intensité moyenne, c_2.

De l'équation (41), il apparait bien qu'une minimisation de l'énergie du contour mène à la détection du contour de C_0 l'image. La figure 2.16 schématise cette proposition en exposant les quatre cas possibles du contour détecté.

Les quatre contours trouvés dans les figures 2.15 (a), (b), (c) et (d) satisfaisants les quatre équations suivantes:

$$E_1(C_1) > 0 \ \& \ E_2(C_1) \approx 0 \tag{42}$$

$$E_1(C_2) \approx 0 \ \& \ E_2(C_2) > 0 \tag{43}$$

$$E_1(C_3) > 0 \ \& \ E_2(C_3) > 0 \tag{44}$$

$$E_1(C_4) \approx 0 \ \& \ E_2(C_4) \approx 0 \tag{45}$$

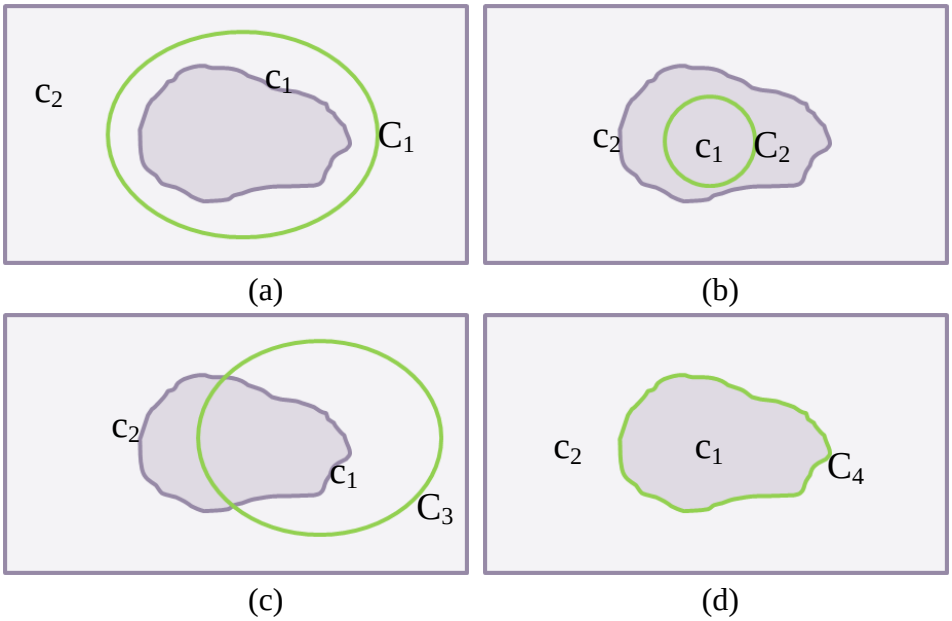


Fig. 2.16 : Quatre cas différents de position du contour détecté (en couleur vert).

Une minimisation des deux termes de l'équation (41) est nécessaire pour une détection du contour de l'objet dans l'image. A cette équation, un terme de régularisation pondéré est ajouté. Il tient compte de la longueur de la frontière. Une grande pondération, α, de ce terme favorise le fait que le contour détecté soit de petit périmètre, alors que le cas est inverse par une faible pondération de ce terme. La nouvelle forme de l'énergie du contour C sera donnée par l'équation suivante :

$$E(C, c_1, c_2) = \alpha . longueur(C) + \sum_{intérieur(C)} |I(x,y) - c_1|^2 + \sum_{extérieur(C)} |I(x,y) - c_2|^2 \tag{46}$$

Dans la méthode des contours actifs à ensemble de niveaux, on associe au contour une fonction $\psi(x,y)$, appelé fonction d'intégration. Le contour actif C est défini par l'ensemble des zéros de la fonction $\psi(x,y)$, et l'intérieur et l'extérieur du contour C sont aussi définis par $\psi(x,y)$ selon :

$$\begin{cases} C = \{(x,y); \psi(x,y) = 0\} \\ intérieur(C) = \{(x,y); \psi(x,y) > 0\} \\ extérieur(C) = \{(x,y); \psi(x,y) < 0\} \end{cases} \tag{47}$$

Un contour initial obtenu en une approximation circulaire de la frontière de la pupille permet l'évolution du contour C vers le contour de l'image C_0 en minimisant l'énergie $E(C, c_1, c_2)$ de l'équation (46). Chan et Vese [62] calculent l'équation associée d'Euler Lagrange et applique un paramétrage de cette dernière sur un temps artificiel t qui désigne l'évolution d'une itération à la suivante. L'équation obtenue est donnée par :

$$\frac{\partial\psi(x,y)}{\partial t} = \frac{1}{\pi\left(1+\psi^2(x,y)\right)}\left[\alpha.\,div\left(\frac{\nabla\psi(x,y)}{|\nabla\psi(x,y)|}\right) - \left(I(x,y) - c_1\big(\psi(x,y)\big)\right)^2 + \left(I(x,y) - c_2\big(\psi(x,y)\big)\right)^2\right] \tag{48}$$

où div représente l'opérateur divergence. Le terme de la divergence représente la notion de courbure de $\psi(x,y)$. Le facteur multiplié par l'expression entre crochets joue le rôle d'une fonction de Dirac qui possède une valeur non nulle si $\psi(x,y) = 0$ et qui converge vers zéro lorsque $\psi(x,y) > 0$. Ce facteur a pour effet de ne pas faire évoluer tout l'ensemble des niveaux de $\psi(x,y)$. En fait seuls les niveaux proches de 0 (la frontière) évoluent. Au contraire de toutes les autres méthodes de segmentation par un contour actif, il apparait bien dans l'équation (48) que l'évolution de notre contour n'est pas directement conditionnée ou dirigée par les gradients de l'image.

Les intensités moyennes c_1 et c_2, respectivement à l'intérieur et à l'extérieur du contour C, sont calculées par les équations suivantes :

$$c_1\big(\psi(x,y)\big) = \frac{1}{N_1}\sum I(x,y)\,, \forall(x,y)\ tel\ que\ \psi(x,y) > 0 \tag{49}$$

$$c_2\big(\psi(x,y)\big) = \frac{1}{N_2}\sum I(x,y)\,, \forall(x,y)\ tel\ que\ \psi(x,y) < 0 \tag{50}$$

où N_1 et N_2 sont les nombres de pixels situés respectivement à l'intérieur et à l'extérieur du contour C.

Une observation de l'équation (46) montre que l'énergie du notre contour est non convexe, ainsi elle permet la présence de minima locaux ou d'une convergence locale. Pour cette raison, la solution finale peut dépendre du contour initial utilisé. Cela explique l'importance d'utiliser un contour initial proche du contour recherché. Dans le système proposé on choisit un contour circulaire qui englobe la pupille comme contour initial. Sachant que dans la partie précédente de la segmentation on a détecté la frontière externe de l'iris, ce résultat est utilisé de nouveau. On définit un autre cercle concentrique mais avec un rayon plus réduit tout en restant dans la région de l'iris. Ce cercle, étant proche de la frontière de la pupille, sera utilisé comme contour initial pour une détection précise par contour actif de la frontière de la pupille.

On attribue au contour initial une fonction d'intégration $\psi_0(x,y) = \psi_{t=0}(x,y)$. Cette fonction donne une valeur nulle pour tous les pixels appartenant à la frontière du contour initial ; une valeur positive à l'intérieur de ce contour et une valeur négative à l'extérieur du contour. Les moyennes d'intensités $c_1\big(\psi(x,y)\big)$ et $c_2\big(\psi(x,y)\big)$ seront ensuite calculées à partir des équations (49) et (50). L'évolution de la fonction d'intégration $\psi(x,y)$ d'une itération à une autre sera gérée et calculée par l'équation (48). Le niveau zéro de la nouvelle fonction d'intégration obtenue, $\psi_1(x,y) = \psi_{t=1}(x,y)$, représente le nouveau contour C.

Etant donné que notre modèle ne contient de fonction de pondération ϕ, comme pour les contours actifs de Shah et Ross [49] et Vatsa et al. [50], une condition doit être imposée afin d'arrêter les itérations d'évolution du contour au moment où on arrive au contour de l'image. En considérant l'évolution du contour actif, on constate qu'après une période de temps, le contour actif se stabilise autour d'une structure fixe correspondante à la convergence. A partir de cet instant le contour continue à varier légèrement autour de cette position tout en gardant les mêmes caractéristiques. On déduit que le contour entre dans un mouvement périodique qui garde sa structure presque statique ; ainsi un arrêt des itérations à ce niveau garantit la convergence du contour.

Afin de déterminer le seuil correspondant à la stationnarité de l'évolution du contour, une analyse de l'évolution du contour est effectuée. A partir d'un contour initial, on mesure, à chaque itération, l'aire de la région située à l'intérieur du nouveau contour. Une analyse de cette courbe pour un certain nombre des images d'iris de chaque base de données permet d'obtenir une valeur de variation de l'aire de contour d'une itération à la suivante à partir de laquelle le contour devient stationnaire.

L'optimisation des paramètres du modèle de contour sera présentée avec les autres résultats dans le chapitre V consacré aux résultats. La séquence des étapes suivies pendant la segmentation de la frontière interne par le contour actif sans bord est présentée par la figure 2.17.

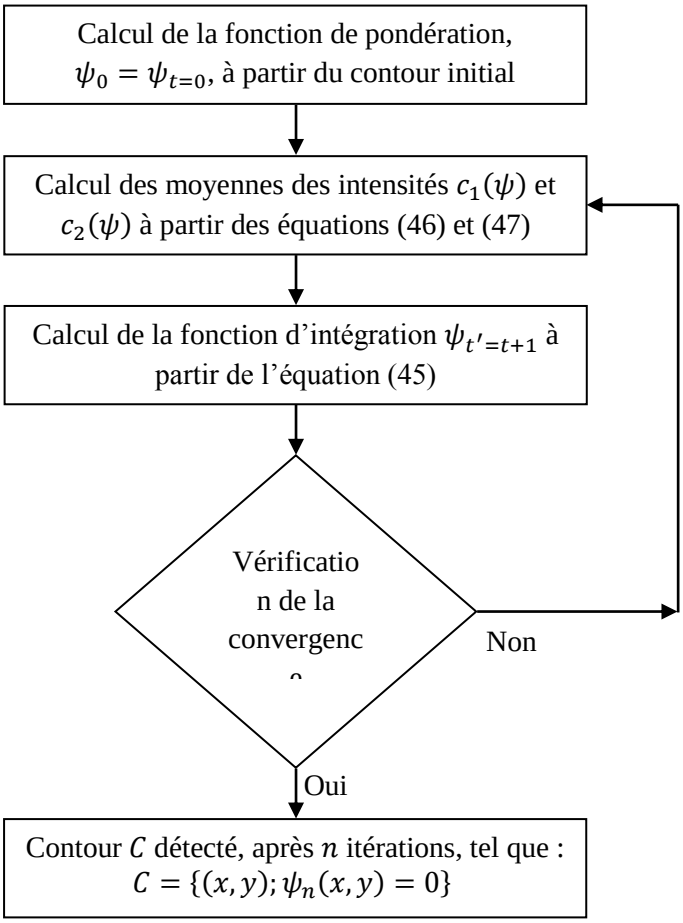


Fig. 2.17: Séquence des étapes de la segmentation de la frontière interne de l'iris.

2.3.6. Isolation des paupières et des cils

Une fois les réflexions spéculaires traitées et les deux frontières de l'iris détectées, il reste à isoler les paupières et les cils de la région de l'iris. Les paupières, si elles sont présentes dans la région de l'iris, couvrent généralement la région de l'iris en dessus de la pupille d'une manière plus probable que celle en dessous de la pupille. En plus pour une image d'iris, acquise dans les conditions normales, l'œil se trouve à proximité du centre de la cavité de l'œil. Les régions de l'iris à droite et à gauche de la pupille sont statistiquement moins masquées que celles en haut ou en bas de la pupille.

En observant les méthodes utilisées pour l'isolation des paupières, on remarque que cinq méthodes différentes sont utilisées : approximation par une ou deux lignes droites, approximation par un arc parabolique, détection par un contour actif, détection par des méthodes statistiques et finalement élimination des sections au-dessus et au-dessous de la pupille. La complexité de détection du contour varie selon la méthode utilisée. Une isolation des sections en dessus et en dessous de la pupille garantit l'élimination des paupières mais elle perd aussi une grande région contenant des informations qui peuvent être utilisées pour la reconnaissance. Les méthodes par contours actif et les approches statistiques réussissent à identifier les paupières mais l'isolation précise manque de robustesse ; en outre elle risque d'accepter des régions des paupières comme partie de l'iris. Reste l'approximation par une ou deux lignes droites ou par un arc parabolique. La dernière décrit bien sûr la paupière d'une manière plus exacte cependant elle ne garantit pas une isolation parfaite de la paupière.

Entre ces différents modèles, la méthode de Masek [4] a été retenue pour isoler les paupières. Une première ligne approxime la frontière de l'iris en utilisant la transformée linéaire de Hough. Cette dernière sera appliquée à une image de contour obtenue en utilisant un filtre gradient *Canny* appliqué dans la direction horizontale qui favoriserait la détection des paupières. Une deuxième ligne horizontale qui croise la ligne détectée affine l'isolation de la paupière. Le même processus est utilisé pour isoler la seconde paupière.

Pour éliminer les cils qui existent dans l'iris segmenté, un seuillage d'intensité est finalement utilisé. Selon la base d'image d'iris, un seuil convenable à l'intensité moyenne des cils est cherché d'une manière empirique. Ce processus simple n'enlève pas d'une manière totale tous les cils, mais il en élimine la grande majorité.

2.4. Conclusions

Dans ce chapitre on a traité le problème de la segmentation des images d'iris. Dans sa définition, cette dernière consiste à isoler la région de l'iris du reste de l'image ; le processus comporte une détection des frontières interne et externe de l'iris, une élimination des réflexions spéculaires et des cils, et une isolation des paupières. Pour une grande partie des chercheurs, la segmentation de l'iris, est considérée comme l'étape la plus importante et la plus difficile dans un système de reconnaissance à base des images d'iris. Une fausse

segmentation ou une segmentation inexacte de l'iris introduit du bruit sur l'information de l'iris ce qui affecte conséquemment les performances de reconnaissances du système.

Différentes méthodes ont été développées pour segmenter l'iris. On peut les catégoriser en trois groupes distincts. Les deux premières catégories contiennent les méthodes de segmentation qui approximent les deux frontières de l'iris par des contours circulaires ou par des contours elliptiques respectivement. Ces modèles simplifient les frontières de l'iris par des contours de forme géométriques facile à détecter. Ils utilisent généralement des opérateurs qui explorent l'espace de l'image pour trouver un cercle ou une ellipse qui décrit le mieux la frontière de l'iris. La troisième catégorie de segmentation contient les méthodes qui cherchent les frontières de l'iris par des contours de forme libre. Ces méthodes contiennent des méthodes de segmentation plus précise qui utilisent des contours actif ou des méthodes statistiques qui segmentent l'iris en classifiant chaque pixel de l'image comme partie ou non partie de l'iris.

En analysant les méthodes développées, il apparait que les méthodes de segmentation à base d'approximations circulaires ou elliptiques sous-estiment souvent la complexité de la forme des frontières de l'iris. Même si ces approximations décrivent bien la frontière externe de l'iris, la frontière de la pupille reste non précisément segmentée. Les approches de détection des frontières par des contours en forme libre aboutissent généralement à des résultats plus satisfaisants. Les deux frontières de l'iris sont segmentées d'une manière plus exacte qu'avec les méthodes d'approximation des contours. Cependant elles possèdent encore des limites. En observant les résultats reportés, on remarque que la pupille est toujours détectée d'une manière exacte, précise et efficace. Par contre il n'en est pas toujours de même pour la frontière externe de l'iris surtout avec les images d'iris qui sont couverts, même partiellement, par les paupières ou les cils. Ces derniers trompent souvent le contour actif qui segmentera par suite d'une manière inexacte la frontière externe de l'iris.

En analysant la complexité du problème de la segmentation d'iris, on a constaté qu'un contour circulaire s'adapte mieux à la frontière externe de l'iris qu'un contour en forme libre. En revanche, pour préserver le plus d'information possible, il semble préférable de détecter la frontière interne de l'iris par un contour en forme libre et de détecter la frontière externe de l'iris par un contour circulaire. Une application de la transformée de Hough permet de détecter le cercle approximant la frontière externe de l'iris. Une deuxième application de la transformée de Hough approxime aussi la frontière de la pupille par un contour circulaire qui sera utilisé pour initialiser un contour actif qui va segmenter la pupille d'une manière plus précise. Pour l'élimination des réflexions spéculaires et des cils, un seuillage d'intensité basé sur l'analyse des moyennes d'intensité est utilisé. Alors qu'une ligne droite est utilisée pour l'isolation de la paupière (méthode de Masek).

L'originalité de cette nouvelle approche réside dans le modèle du contour actif utilisé. Ce dernier appelé "contour actif sans bords" détecte le contour de la pupille sans aucun usage des informations de gradient de l'image. Il utilise uniquement les informations de l'intensité pour faire évoluer le contour actif. Ainsi, un faible contraste entre la pupille et l'iris ne sera plus un problème pour une détermination précise de la frontière de la pupille.

En comparant cette méthode avec celles déjà développées, la méthode de Vatsa et al. [50] apparait comme la plus proche. Cependant une différence majeure entre les deux méthodes est que la méthode de Vatsa et al. utilise principalement les informations de gradient contrairement à l'approche choisie.

De plus en approximant la frontière externe de l'iris par un contour circulaire au lieu d'un contour elliptique, la précision de segmentation est quasiment conservée tout en simplifiant les traitements. Par ailleurs cette approximation n'affecte pas la normalisation de l'iris et l'extraction des caractéristiques de l'iris tenant en compte que les informations de l'iris semblent moins discriminantes à proximité de la frontière externe.

L'évaluation de la segmentation en tant que tel est d'un intérêt limité. Le développement d'un système de reconnaissance d'iris se base sur cette segmentation qui permet d'évaluer l'intérêt de cette approche pour la reconnaissance. Ce développement sera expliqué dans les chapitres qui suivent et les résultats obtenus seront ensuite détaillés et interprétés dans le chapitre V de ce mémoire.

CHAPITRE III

Normalisation de l'iris

Sommaire

3.1. Introduction 60
3.2. Etat de l'art 61
3.2.1. Normalisation en coordonnées polaires 61
3.2.1.1. Méthode de Daugman 61
3.2.1.2. Méthode de Shamsi et Rasouli 64
3.2.1.3. Méthode de Yuan et Shi 65
3.2.1.4. Méthode de Daugman actualisée 67
3.2.2. Normalisation en conservant l'espace de départ 68
3.2.2.1. Méthode de Wildes 68
3.2.2.2. Méthode de Han et al. 69
3.3. Améliorations proposées 71
3.3.1. Normalisation parabolique 73
3.3.2. Normalisation en bandes élastiques 74
3.4. Conclusion 76

3.1. Introduction

L'étape de la segmentation aboutit, selon la particularité de chaque image d'iris et selon les conditions d'acquisition, à des iris de caractéristiques différentes. L'iris segmenté peut avoir une taille variable et il peut pivoter autour de l'axe de la pupille. Les variations sont dues à plusieurs facteurs : la distance caméra-œil, la puissance de l'illumination de l'iris, et l'état biologique et psychologique de la personne. La résolution de l'image d'iris varie avec la distance caméra-œil ; la taille de l'iris dans l'image et par conséquent avec l'objectif du système d'acquisition. La taille de la pupille change avec la luminosité (petite par forte lumière, grande dans la faible lumière). De plus il est connu que certains médicaments ainsi que les sentiments affectent la surface de la pupille. La rotation de l'œil dans sa cavité et la rotation du système d'acquisition autour de l'axe caméra-œil introduisent une rotation de l'image de l'iris autour de son centre.

Cependant dans un processus d'identification, aucune comparaison entre deux profils d'iris ne pourra se faire que si ces deux derniers sont comparables. Cela exige de compenser toutes les variations intrinsèques et extrinsèques déjà évoquées et résumées par une variation de la taille et une rotation de l'iris.

Dans ce but, plusieurs approches ont été proposées qui diffèrent selon le repère choisi et les modalités de standardisation. Un premier groupe de chercheurs propose d'appliquer des opérations de traitement d'image, sur la région de l'iris segmenté, dans le repère initial de l'image. La forme initiale de l'iris est donc conservée [22], [67]. Un second groupe de chercheurs projette l'iris segmenté vers un autre repère standardisé. Ce processus change en conséquence la forme initiale de l'iris [19], [48], [64], [66], [68].

En ce qui concerne la standardisation de la taille de l'iris, deux approches sont utilisées. La première consiste à normer la taille de l'iris avant codage. Le codage produit alors une signature pour chaque iris. Par suite une comparaison peut se faire entre n'importe quels deux profils obtenus [19], [22], [48], [64], [66], [68]. Une seconde approche consiste à garder la taille initiale de l'iris obtenue après segmentation. Le résultat, appelons le "iris référence", est sauvegarder ensuite dans la base de données. Quand une nouvelle image d'iris, appelons la "iris test", doit être comparée à l'iris référence, elle est premièrement segmentée. La taille de l'iris obtenu est ensuite modifiée pour s'adapter à la taille de l'iris référence. A partir de ce résultat les deux iris sont encodés afin d'extraire les caractéristiques discriminatives de chacun. Les profils obtenus sont, par suite, comparables. Une décision d'identification est finalement obtenue par comparaison des profils. Ainsi dans ce type des méthodes, les iris ne sont pas normalisés a priori. La taille initiale de chaque iris est sauvegardée dans la base de données et la normalisation ne s'effectue qu'au moment de la classification [67].

En ce qui concerne la compensation de la rotation de l'iris due à la rotation de l'œil ou du système d'acquisition, elle est généralement réalisée au moment de la classification.

Les zones identifiées comme du bruit à l'étape de segmentation, comme les cils ou les paupières qui peuvent couvrir l'iris ou même les réflexions spéculaires présentes dans la région de l'iris, sont toujours ignorées lors de la reconnaissance. Il est donc important de

conserver ces informations de segmentation lors de la normalisation. Pour ce faire, il faudra faire subit le même traitement de normalisation aux informations de localisation du bruit qu'à l'iris afin d'exprimer ces deux types d'informations dans le même repère normalisé. Ce processus sera expliqué plus en détail selon les particularités de chaque méthode décrite.

Les principales méthodes ainsi que les différentes améliorations apportées dans la normalisation d'iris sont présentées dans la section suivante.

3.2. Etat de l'art

Nous avons choisi de classer les méthodes de normalisation selon le repère retenu pour l'iris normalisé.

3.2.1. Normalisation en coordonnées polaires

Cette approche, introduite par Daugman [19], a été reprise avec de nombreuses variantes. Nous analysons les principales approches de cette famille.

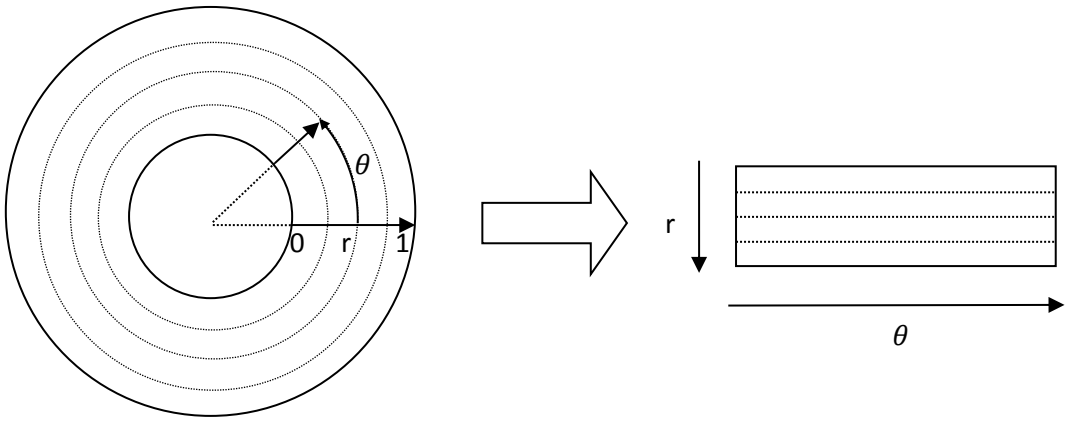
3.2.1.1. Méthode de Daugman [19]

Etant la première personne à avoir implémenté un système de reconnaissance d'iris opérationnel, Daugman a proposé la première méthode de normalisation de l'iris. Cette méthode a été actualisée plus tard mais le même concept est resté le même [48]. La méthode est considérée aujourd'hui comme une méthode standard et elle est implémentée dans beaucoup de systèmes commerciaux.

Dans l'article de référence publié en 1993, Daugman segmente l'iris en approximant ses frontières par des contours circulaires. L'iris est défini par le disque limité par le cercle approximant la pupille et le cercle approximant la frontière extérieure de l'iris. Les cils et les paupières qui couvrent cette région sont également exclus. A cause de la variabilité de la surface de l'iris, Daugman propose de transformer tout iris segmenté en un modèle de taille fixe. Il choisit de convertir l'image de l'iris segmenté qui se trouve dans un repère cartésien vers un repère polaire définit par (r, θ). Dans le nouveau repère, l'iris est échantillonné pour avoir une forme rectangulaire comme l'indique la figure 3.1.

Des cercles ayants un rayon, r, qui varie entre le rayon de la frontière interne et celui de la frontière externe de l'iris sont utilisés afin de choisir, selon la résolution angulaire, un certain nombre d'échantillons sur chaque cercle (figure 3.1 (b)). Le nombre de cercle utilisé pour l'échantillonnage est définit par la résolution radiale. Les résolutions radiale et angulaire déterminent la taille de l'iris normalisé.

Daugman fait l'analyse de son modèle avec l'étalement d'un anneau en caoutchouc vers une forme rectangulaire ; ce qui donne le nom de son modèle "Rubber sheet".



(a) (b)

Fig. 3.1 : Modèle de normalisation de Daugman ; l'image de l'iris segmenté (a) est projetée vers un repère polaire définit par (r, θ) pour avoir une forme rectangulaire (b).

Si on suppose que l'intensité de l'image de l'iris segmenté dans le repère cartésien initial est donnée en chaque pixel (x, y) par $I_C(x, y)$, l'intensité de l'image correspondante normalisée dans le repère polaire, $I_P(r, \theta)$, sera donnée par les équations suivantes :

$$I_P(r, \theta) = I_C\big(x(r, \theta), y(r, \theta)\big) \tag{51}$$

$$x(r, \theta) = (1 - r)x_i(\theta) + rx_e(\theta) \tag{52}$$

$$y(r, \theta) = (1 - r)y_i(\theta) + ry_e(\theta) \tag{53}$$

où $\{(x_i(\theta), y_i(\theta))\}$ et $\{(x_e(\theta), y_e(\theta))\}$ sont les coordonnées des cercles approximant les frontières interne et externe de l'iris respectivement à un angle θ variant entre O et 2π ; r est le rayon du cercle de l'échantillonnage, il varie entre 0 et 1.

Les deux cercles qui approximent les frontières de l'iris ne sont pas généralement concentriques. De ce fait le repère polaire de transformation de l'iris sera plutôt appelé repère pseudo-polaire. Pour tenir compte de cette différence des centres, le premier cercle d'échantillonnage est centré au centre du cercle approximant la frontière de la pupille, le dernier cercle d'échantillonnage est centré au centre du cercle approximant la frontière externe de l'iris. Pour les cercles intermédiaires, leurs centres se déplacent sur le segment reliant le centre approximatif de la pupille au centre approximatif de la frontière externe de l'iris. La figure 3.2 schématise ce principe.

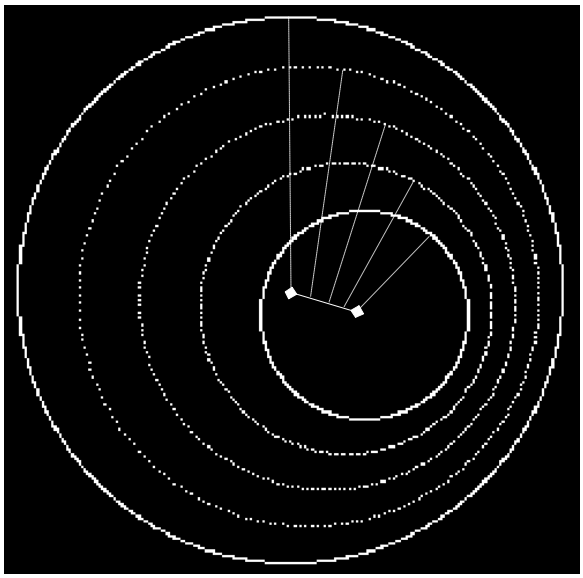
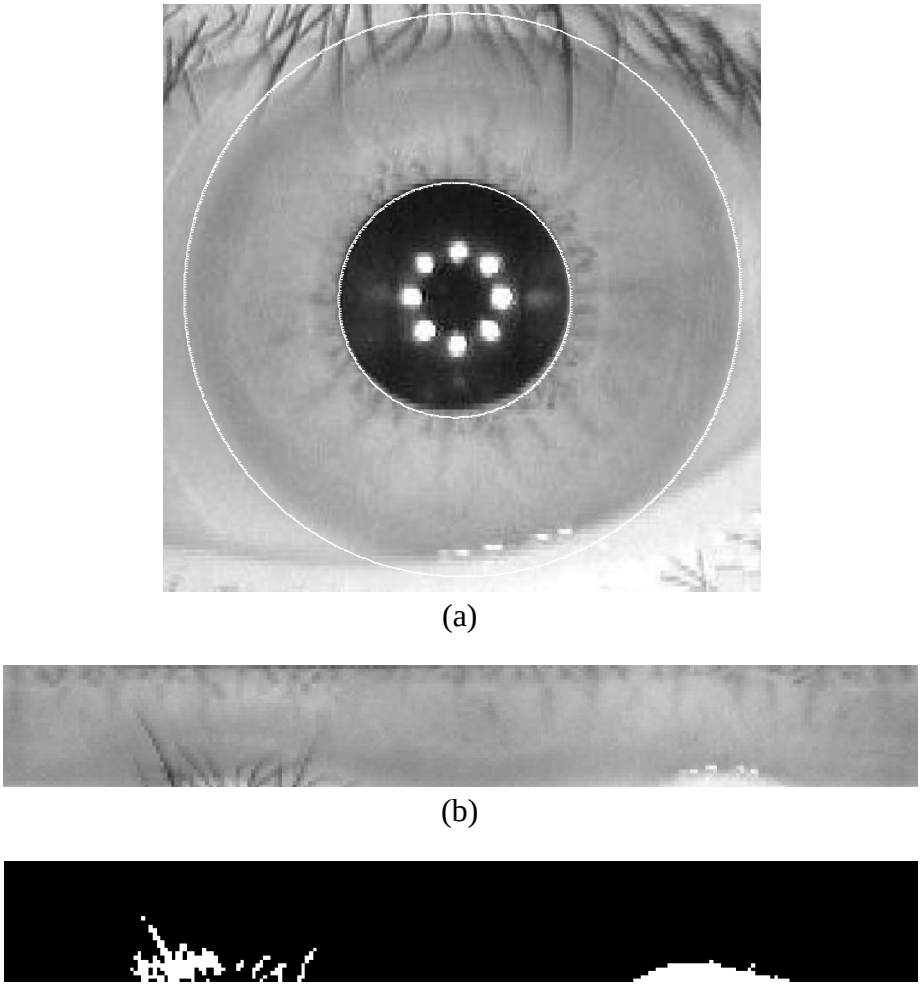


Fig. 3.2: Cercles d'échantillonnage de l'iris selon la méthode de normalisation de Daugman. Les deux losanges dans l'image désignent les centres des deux contours circulaires (tirets complets en blanc) approximant la frontière interne et de la frontière externe de l'iris respectivement (l'écart entre ces deux centres est exagéré afin clarifier la schématisation); les cercles marqués par des tirets pointillés représentent les cercles d'échantillonnage intermédiaires; le segment liant les deux losanges définit la position occupée par les centres des cercles d'échantillonnage.

Cette méthode de normalisation compense naturellement la variation d'échelle de l'iris en choisissant des périodes d'échantillonnage pour r et θ. La rotation de l'iris est traitée d'une manière indirecte à partir de ce modèle. La rotation de l'iris dans l'espace cartésien est transformé en un mouvement de translation (ou de décalage) horizontal dans l'espace pseudo-polaire. La compensation de la rotation de l'iris sera ainsi effectuée par un processus de décalage horizontal du profil d'iris encodé lors de l'étape de classification, présentée dans le chapitre suivant.

Pour l'identification des zones de bruit de l'iris, une matrice rectangulaire, appelée "masque", ayant les mêmes dimensions de l'iris normalisé est créé. Ce masque est une matrice binaire qui est nulle partout sauf dans les régions identifiées par la segmentation comme étant du bruit. La figure 3.3 représente une image d'iris segmentée, sa normalisation et le masque de bruit correspondant.

L'iris normalisé fera ensuite l'objet d'un processus d'encodage qui extrait les caractéristiques les plus discriminantes afin de le reconnaitre ou de l'identifier dans l'étape de la classification.



(a)

(b)

(c)

Fig. 3.3 : Normalisation de Daugman d'un iris segmenté ; la figure (a) représente les deux cercles qui approximent les deux frontières de l'iris ; la figure (b) est l'iris normalisé; la figure (c) représente le masque de bruit associé ; les pixels en blanc dans ce masque indiquent des zones de bruit.

3.2.1.2. Méthode de Shamsi et Rasouli [64]

Shamsi et Rasouli expliquent que la méthode de normalisation de Daugman [19] souffre d'un sous- ou d'un sur-échantillonnage de certaines régions de l'iris. Ils justifient cela, par le fait que le périmètre des cercles virtuels proches de la pupille est inférieur à celui des cercles proches de la frontière externe de l'iris. Ainsi, sachant que Daugman utilise une résolution d'échantillonnage angulaire fixe, l'espace qui sépare deux échantillons consécutifs d'un même cercle augmente avec le rayon du cercle. Par suite si une résolution angulaire est bien adaptée pour extraire la texture qui se trouve dans une certaine zone de l'iris, les régions les plus proches à la pupille seront donc sur-échantillonnées et celles qui se trouvent plus loin de la zone choisie seront sous-échantillonnées.

Pour résoudre ce problème, les auteurs proposent d'adapter la normalisation en choisissant une résolution angulaire, $\theta(r)$, qui varie avec r. Les nouvelles coordonnées sont obtenues à

l'aide des équations (51), (52) et (53) en remplaçant θ par $\theta(r)$. Les régions de l'iris proches du blanc de l'œil seront normalisées à une résolution angulaire plus élevée que celle des régions proches de la pupille. Par suite, quand le rayon du cercle d'échantillonnage augmente, le nombre des échantillons augmente aussi. Avec ce modèle la forme de l'iris normalisé n'est plus un rectangle mais plutôt un trapèze si $\theta(r)$ croit linéairement. Cette normalisation compense la variation de taille de l'iris, mais pas la rotation qui sera compensée à l'aide d'une translation lors de la comparaison. Finalement, comme précédemment un masque de bruit trapézoïdal est créé pour identifier les zones inexploitables de l'image. La figure 3.4 schématise le processus de normalisation.

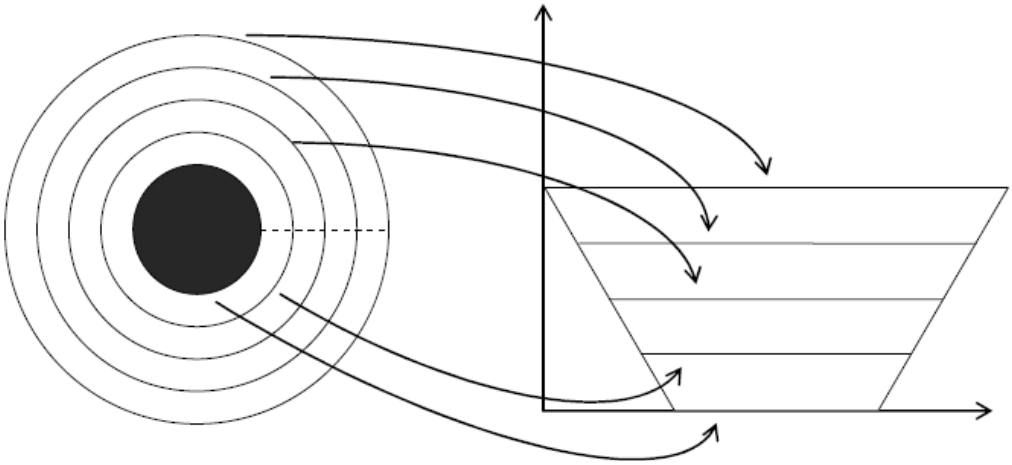


Fig. 3.4 : Normalisation de l'iris selon la méthode de Shamsi et Rasouli ; l'iris segmenté est projeté de l'espace cartésien vers un espace pseudo-polaire dont la résolution d'échantillonnage angulaire augmente avec la distance à la pupille.

3.2.1.3. Méthode de Yuan et Shi [66]

Yuan et Shi proposent d'approximer l'iris par deux cercles concentriques. Ils supposent que la pupille reste circulaire et ne subit aucun mouvement de rotation quand elle se dilate ou se contracte. Ensuite pour normaliser l'iris, ils proposent l'utilisation d'un modèle non-linéaire qui compense les variations de taille de l'iris combiné avec une transformation en coordonnées polaires [19], [65].

En se basant sur les travaux de Wyatt [65], l'iris est supposé être formé de fibres qui dirigent son mouvement (figure 3.5). Lors d'une dilatation ou de contraction de la pupille, le mouvement des fibres dirige le changement de surface de l'iris. Pour simplifier le calcul, ils supposent que lors d'un mouvement des fibres, les points qui se trouvent sur les fibres changent seulement dans une direction radiale, ignorant ainsi le mouvement angulaire. Cette approximation est schématisée par la figure 3.6. Pour un arc de fibre initial (PI), les points considérés sur cette fibre, A, B et C se déplacent, due à une dilatation de la pupille, selon une direction radiale pour avoir leurs nouvelles positions A', B' et C' lorsque la fibre s'est dilatée pour rejoindre l'arc $(P'I)$.

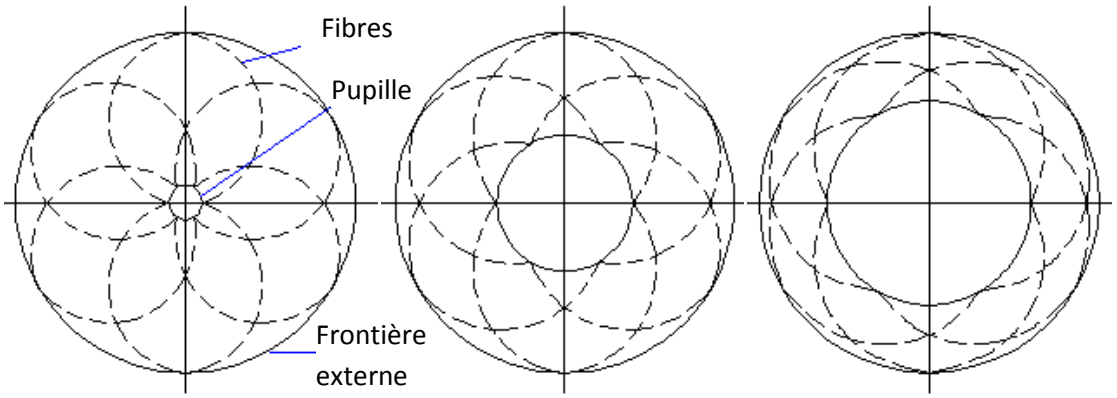


Fig. 3.5 : Schématisation des fibres qui gèrent le mouvement de l'iris.

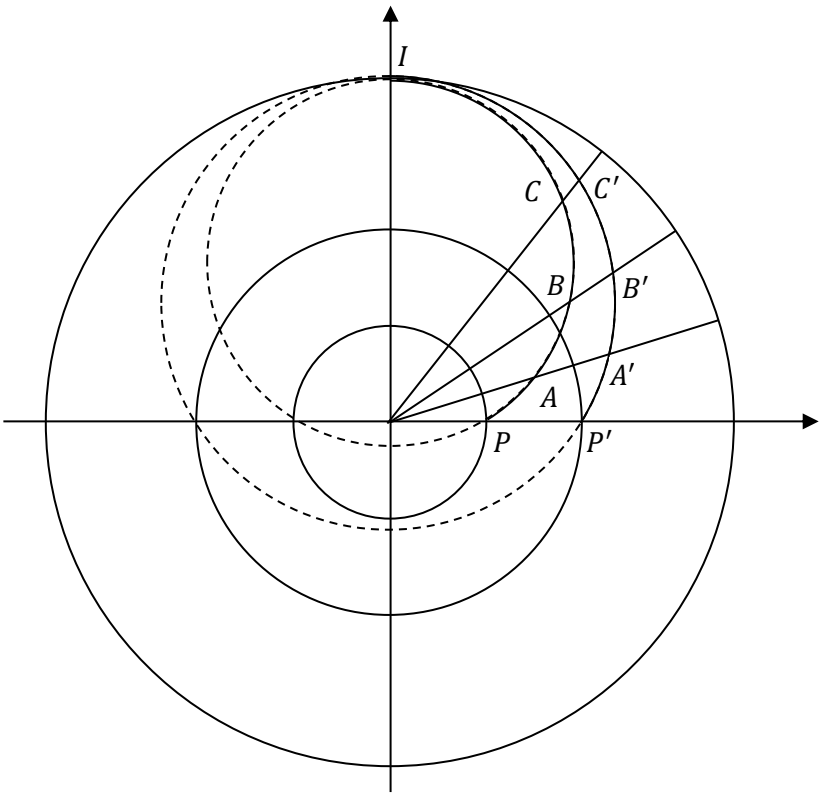


Fig. 3.6 : Echantillonnage de l'iris, selon un modèle non linéaire, suite à une dilatation de la pupille ; un arc de fibre (PI) de l'iris initial correspond à un nouveau arc de fibre $(P'I)$ une fois la pupille est dilatée ; les points de fibres A, B et C de l'arc (PI) correspondront à leurs nouvelles positions A', B' et C' de l'arc $(P'I)$.

Afin de compenser les variations de taille de l'iris, toutes les images de l'iris segmentées sont transformées suivant la même approche à un anneau d'iris de taille unique. Une fois précisés les fibres qui couvrent l'image de l'iris et celles qui couvrent le modèle standard, des segments qui passent par le centre de la pupille et qui coupent les arcs de fibres de l'image initial permettent de déterminer la position et l'intensité des pixels de l'iris correspondants aux fibres du modèle. Plus le nombre des segments qui croisent les fibres est grand, meilleur est l'échantillonnage de l'iris.

Finalement, une fois la variation de taille compensée, l'iris sera représenté en coordonnées polaires comme précédemment.

3.2.1.4. Méthode de Daugman actualisée [48]

En 2007, Daugman a développé des méthodes de segmentation de l'iris en utilisant un contour actif. Les frontières de l'iris sont ainsi détectées, d'une manière plus exacte, par un modèle de forme libre. Suite à ce développement, une actualisation de la méthode originale de normalisation, est nécessaire pour tenir compte de la forme non circulaire des frontières de l'iris.

Pour développer la normalisation des iris segmentés par un contour en forme libre, le même principe d'échantillonnage et de projection de l'iris dans un espace pseudo-polaire est conservé. L'iris est toujours normalisé en une matrice rectangulaire. Le modèle compense toujours la taille de l'iris, la rotation est toujours compensée lors de la classification.

L'iris segmenté sera normalisé par suite suivant les mêmes équations de la méthode originale (51), (52) et (53). Cependant $\{(x_i(\theta), y_i(\theta))\}$ et $\{(x_e(\theta), y_e(\theta))\}$ ne seront plus les coordonnées des points des cercles approximant les frontières internes et externe de l'iris respectivement mais plutôt les coordonnées des points des contours en forme libre décrivant les frontières interne et externe de l'iris pour un angle θ.

Daugman appelle ce système de normalisation : système généralisé de coordonnées embarquées ou encore le système de coordonnées Faberge. Sa principale caractéristique nouvelle est la flexibilité des contours de normalisation.

Toutefois, dans son article l'auteur n'indique pas, comment définir les centres des frontières internes et externes détectées. C'est un paramètre important, car il définit le centre du repère polaire dans lequel l'iris est transformé. Un tel choix, s'il n'est pas adapté, peut amener à un décalage significatif des échantillons d'une image à une autre, ce qui peut nuire significativement à la reconnaissance comme le montre la figure 3.7.

Dans le système développé par Vatsa et al. [50] l'iris est encore segmenté en utilisant un contour actif qui détecte les frontières de l'iris par des formes libres. Ensuite la méthode actualisée de la normalisation de Daugman est utilisée. Cependant pour définir les centres des frontières internes et externes, Vatsa et al. utilisent une droite liant les centres des ellipses approximant les deux frontières.

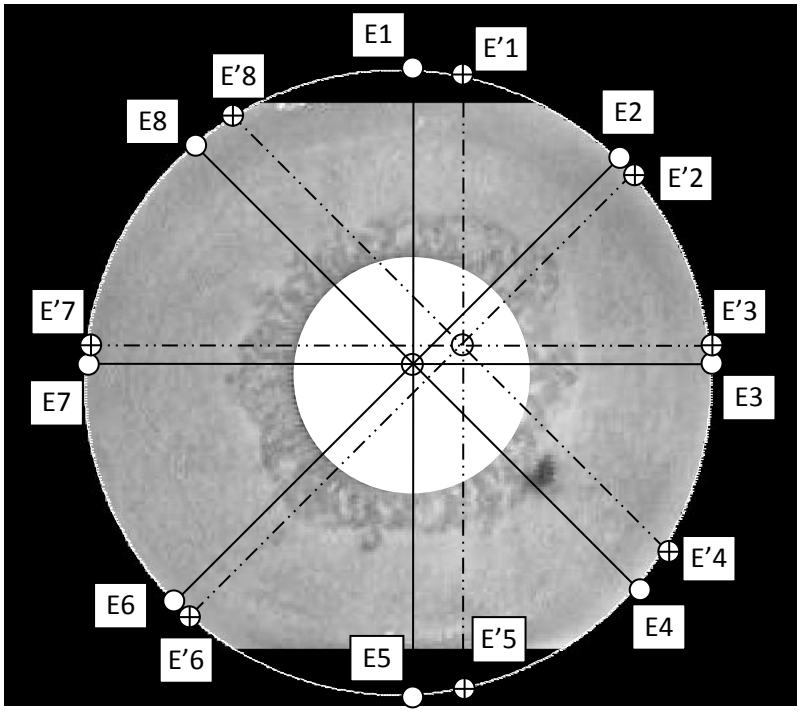


Fig. 3.7 : Décalage des échantillons de la frontière externe de l'iris suite à une variation du centre de repère polaire.

3.2.2. Normalisation en conservant l'espace de départ

Ces méthodes conservent le repère initial de l'image en proposant des mécanismes spécifiques pour compenser les variations.

3.2.2.1. Méthode de Wildes [22]

Wildes normalise l'image de l'iris pour avoir la taille d'un modèle référence. Ni la forme de l'iris segmenté ni le repère de l'image n'est changé. L'iris segmenté reste toujours, dans le repère cartésien, sous la forme d'un anneau définit par deux cercles approximant les frontières internes et externe de l'iris. Dans ce système Wildes cherche à compenser, en même temps, les variations de taille et de rotation de l'iris. Des opérations de mise à l'échelle et de rotation de l'iris segmenté sont ainsi utilisées.

Soit $I_0(x, y)$ l'intensité de l'iris segmenté en chaque pixel (x, y) et soit $I_R(x, y)$ l'intensité du modèle de référence d'iris. On désigne par s un facteur d'échelle et par $R(\phi)$ une matrice qui représente un opérateur de rotation d'un angle ϕ. Les paramètres s et $R(\phi)$ sont recherchés pour amener l'image $I_0(x, y)$ à une nouvelle image $I_0'(x, y)$ de façon à augmenter la similarité entre la nouvelle image $I_0'(x, y)$ et le modèle référence $I_R(x, y)$. La similarité entre les deux images $I_0(x, y)$ et $I_0'(x, y)$ est obtenue en minimisant l'erreur quadratique entre les deux iris donné par :

$$\min \sum_{x,y} \left(I_R(x,y) - I'_0(x,y) \right)^2 \tag{54}$$

Le calcul de la nouvelle image $I'_0(x,y)$ est donné par l'équation suivante :

$$I'_0(x,y) = s \cdot R(\phi) * I_0(x,y) \tag{55}$$

Lors de l'implémentation du système, Wildes utilise une procédure itérative de minimisation afin de trouver les facteurs s et $R(\phi)$.

Dans cette méthode, l'iris est conservé dans son format original. Les régions de l'iris exclus sont masquées en les forçant à 0 (noir). Par cette stratégie, Wildes n'utilise pas de masque associé à chaque image pour délimiter les zones de bruit (figure 3.8).

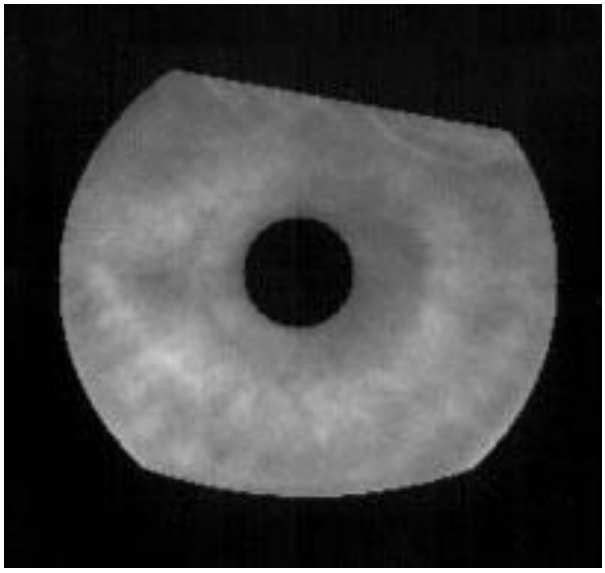


Fig. 3.8 : Image d'iris segmentée et normalisée selon la méthode de Wildes ; dans cette méthode les zones de bruit de l'iris sont directement mises à 0 (noir).

3.2.2.2. Méthode de Han et al. [68]

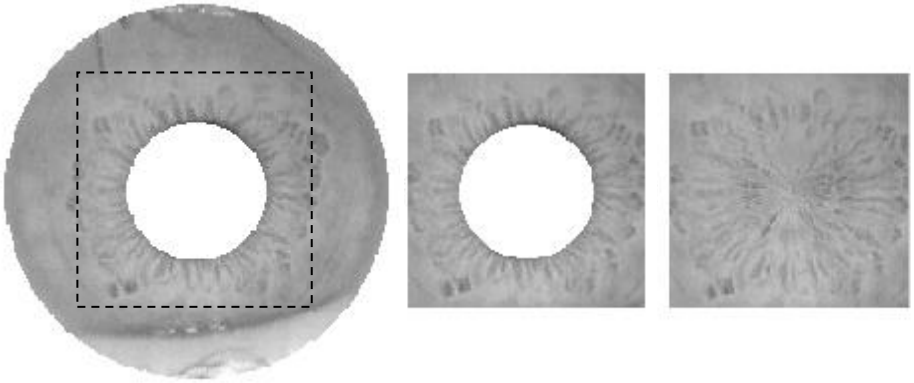
En raison de la différence de périmètre entre les frontières interne et externe de l'iris, Han et al. soutiennent que les normalisations à base de projection de l'iris vers un autre espace comme l'espace polaire par exemple, conduisent à des grandes quantités d'interpolation et de décimation au niveaux des cercles virtuels internes et externes respectivement. Pour éviter ces problèmes ils proposent de normaliser l'iris toujours dans son repère initial (considéré un repère polaire). En plus, ils arguent que les régions de l'iris proches de la pupille sont plus riches en texture que celles proches du blanc de l'œil. Ils comptent sur les zones proches de la pupille pour la reconnaissance de l'iris.

Afin de compenser les variations de taille, l'iris, segmenté en approximant deux cercles concentriques, est linéairement redimensionné pour avoir des dimensions standard fixes (figure 3.9 (a)). Ensuite le plus grand carré inscrit dans la frontière externe de l'iris est choisi pour extraire la région d'intérêt de l'iris. C'est lui qui sera utilisé plus tard pour la reconnaissance (figure 3.9 (b)).

Puis la région de la pupille qui contient du bruit est remplie avec l'information utile contenue dans le carré. En représentant par $I(r,\theta)$ l'intensité de l'image recadrée de l'iris segmenté en pixel de position (r,θ) dans un plan polaire centré au centre du cercle approximant la frontière de la pupille et R_p le rayon de la pupille, les intensités des pixels à l'intérieur de la pupille seront remplacées selon l'équation suivante :

$$I(r,\theta) = \begin{cases} I\left(r + R_p, \theta\right) & 0 < r < R_p/2 \\ I\left(2R_p - r, \theta\right) & R_p/2 < r < R_p \end{cases} \tag{56}$$

La figure 3.8 (c) représente le résultat obtenue. Par cette méthode les auteurs supposent que la structure géométrique originale ainsi que les informations directionnelles de l'iris sont préservées.



(a) (b) (c)

Fig. 3.9: Normalisation de l'iris selon la méthode de Han et al. ; (a) l'iris est premièrement segmenté et redimensionné pour avoir une taille fixe ; (b) région d'intérêt de l'iris : le plus grand carré inscrit à l'intérieur de l'iris; (c) finalement les valeurs d'intensité non informative de la pupille sont remplacées par celles des régions voisines.

On résume les caractéristiques des méthodes présentées selon le tableau suivant :

Tableau 3.1 : Méthodes de normalisation de l'iris.

Auteurs	Technique de normalisation	Forme de l'iris normalisé	Compensation directe de rotation
Daugman [19]	Echantillonnage pseudo-polaire	Rectangle	Non
Daugman [48]			
Yuan et Shi [66]			
Shamsi et Rasouli [64]		Trapèze	
Wildes [22]	Repère cartésien	Anneau circulaire	Au moment de la comparaison
Han et al. [68]		Carré	-

3.3. Améliorations proposées

Vue les différentes méthodes de normalisation déjà introduites dans la section précédente, on peut constater que la plupart repose sur des hypothèses associées à la forme de l'iris :

- A l'exception de la méthode actualisée de normalisation de Daugman [48], toutes les autres méthodes visent à normaliser une région d'iris dont les frontières sont définies par deux contours circulaires [19], [22], [64], [66]-[68]. Par suite utiliser ces méthodes quand une ou les deux frontières sont détectées d'une manière précise n'est pas souhaitable ;

De toutes ces méthodes, celle du Daugman [19] est la plus utilisée par les chercheurs. Elle s'est montrée efficace pour représenter la texture de l'iris et elle a été implémentée dans plusieurs systèmes commerciaux. De plus elle a été actualisée pour utiliser une segmentation précise des frontières de l'iris [48]. Cependant plusieurs aspects et questions liées aux hypothèses formulées dans cette méthode de référence [19] et dans sa version actualisée [48] devraient être étudiés:

- en considérant le cas des images d'iris bruitées, cas d'occlusion partielle des paupières par exemple, la segmentation précise de la frontière externe de l'iris fournit un contour de forme libre et quelconque. Cette méthode est donc plus sensible au bruit que celles utilisant un modèle géométrique des contours. En conséquence, une détection imprécise de la frontière externe de l'iris peut se produire et affecter la forme des bandes de normalisation (figure 3.10). Ainsi suite à un échantillonnage non adapté, la performance de la reconnaissance du système risque d'être réduite ;
- la projection des textures de l'iris d'un repère cartésien vers un nouveau repère pseudo-polaire nécessite la définition d'un centre (figure 3.7). Dans la normalisation de Daugman, les cercles virtuels d'échantillonnage sont centrés sur un point du segment qui joint les centres des deux cercles approximant les frontières interne et externe de l'iris (figure 3.2). Cependant dans sa méthode actualisée, Daugman n'indique pas comment ces centres sont considérés. Certains chercheurs, tels que Boles et Boashash [67], et Yuan et Shi [66], supposent que les deux frontières de l'iris sont approximées par des cercles concentriques et utilisent de ce fait le centre commun de ces deux cercles lors de la normalisation. Par contre d'autres chercheurs qui appliquent la méthode actualisée de normalisation de Daugman [48], comme Vatsa et al. [50], utilisent les centres des ellipses

approximant les deux frontières de l'iris pour définir les centres des bandes de normalisation. Mais finalement sachant que les ellipses sont des approximations de la forme des frontières de l'iris, le centre de ces ellipses reste encore une approximation assez peu robuste du centre des frontières ;

- Un autre point important apparait lors de la normalisation par la méthode actualisée. Si on considère deux images différentes d'un même iris, dans l'une l'iris est clair et non occlus et, au contraire, dans l'autre l'iris se trouve masqué par des paupières et par des cils. Une segmentation précise des deux frontières de l'iris en utilisant un modèle de segmentation en contour actif, comme proposée avec la méthode actualisée, aboutit à des régions d'iris isolés de différentes tailles même si la pupille garde le même diamètre (figure 3.11). Selon la normalisation actualisée, ces deux régions seront redimensionnées et échantillonnées pour avoir les mêmes dimensions. Cependant en comparaissant avec la méthode de référence, en suivant les équations (51), (52) et (53) et en tenant compte que les frontières de l'iris sont maintenant de forme libre, la procédure de mise à l'échelle de l'iris actualisée sera maintenant affectée par l'occlusion de l'iris. Cette procédure était initialement affectée par la dilatation ou la contraction de la pupille et par la distance caméra-iris. Un exemple de ce cas est schématisé dans la figure 3.11. Considérons un même secteur d'iris dans les deux images, ce secteur est indiqué en gris. Lors du processus de mise à l'échelle de la région de l'iris, afin de compenser les variations de taille, ces secteurs seront redimensionnés pour couvrir la même surface. Dans la méthode originale toute la surface du secteur "*a*" est redimensionnée indépendamment de son contenu (iris ou bruit). Par contre avec la normalisation actualisée, seul l'iris est redimensionné. Ce processus aboutit à changer la position des informations de l'iris. Le secteur "*b*" en gris de la figure 3.11 (b) couvre, une fois normalisée, la même surface que celui de la figure 3.11 (a). Dans ce sens la texture du secteur "*b*" de la figure 3.11 (b) est étalée pour superposer sur le secteur "*a*" et couvrir une partie non correspondante de l'autre image comme l'illustre la figure 3.11. Une telle approche modifie donc la localisation relative des textures de l'iris ce qui diminue la correspondance entre les images d'iris identiques et réduit ainsi la performance du système de reconnaissance.

Compte tenu de ces observations, une méthode de normalisation robuste devrait aboutir à une localisation améliorée et un référencement précis des textures de l'iris tout en limitant les erreurs liées à la transformation de l'iris vers un autre repère.

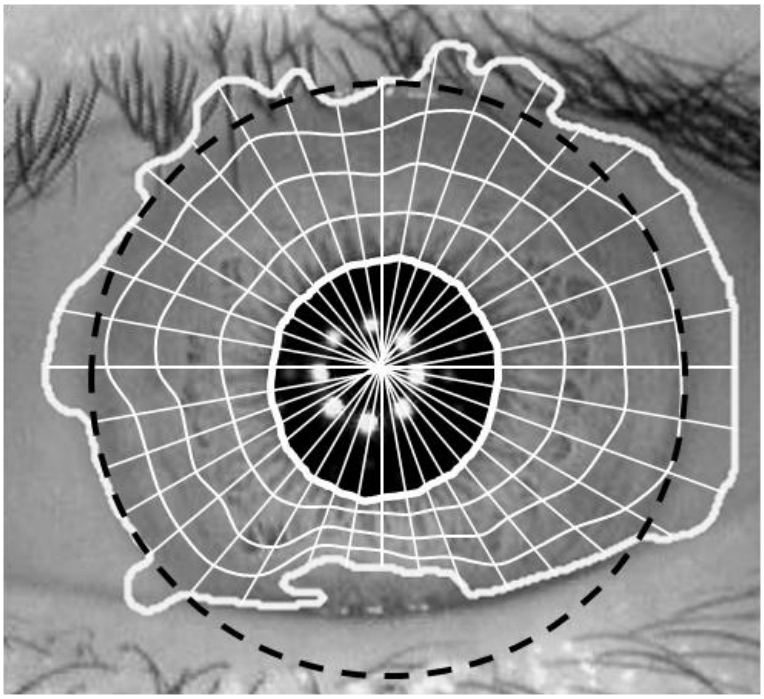


Fig. 3.10 : Mauvaise normalisation suite à une détection non précise de la frontière externe de l'iris.

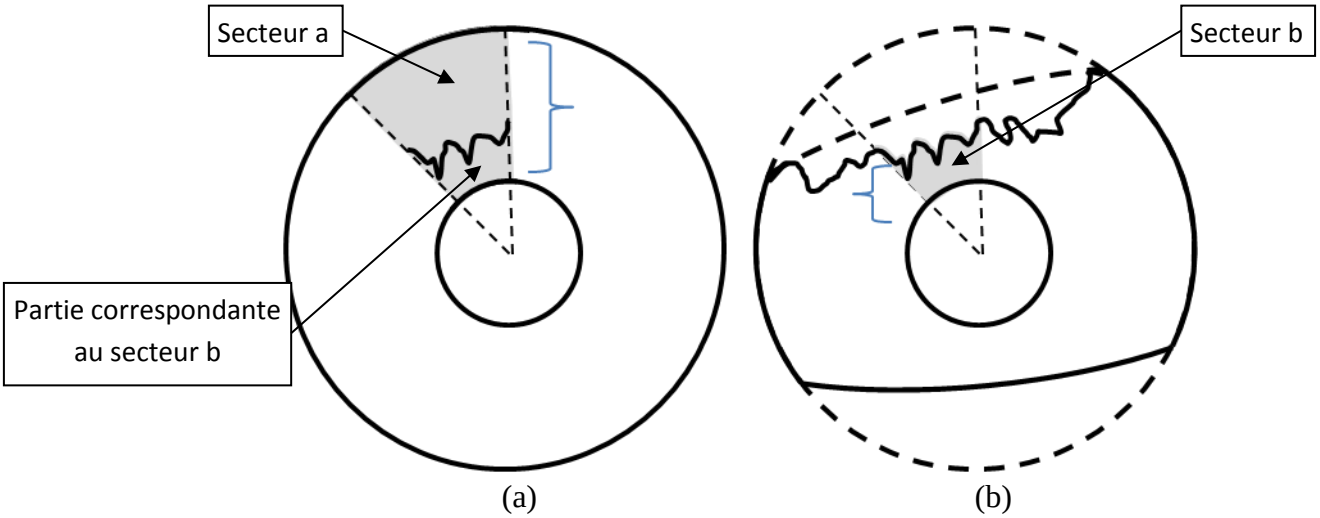


Fig. 3.11 : Schématisation de deux images différentes d'un même iris ; l'iris complet (a) occlus dans (b).

3.3.1. Normalisation parabolique

Dans un premier instant, on part de notre hypothèse que les informations de l'iris sont plus proches à la frontière de la pupille qu'à la frontière externe de l'iris. Du fait, on propose ainsi d'appliqué une structure d'échantillonnage de la texture de l'iris qui tient en considération cette hypothèse.

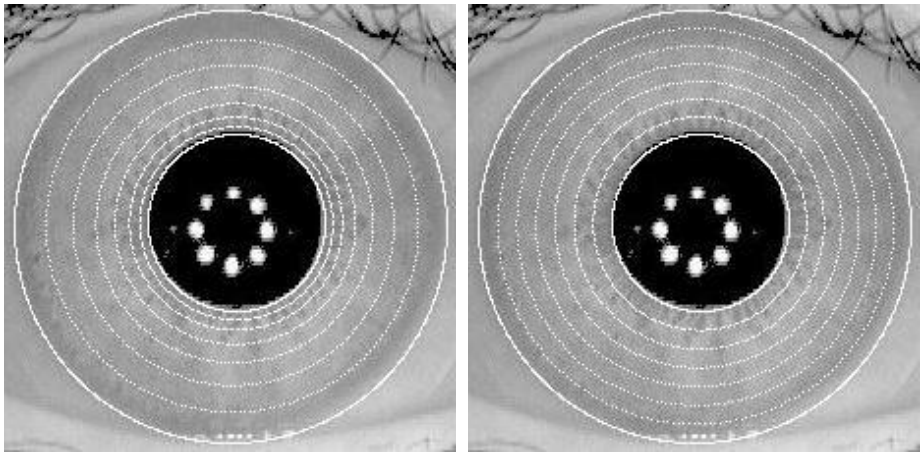
On propose ainsi que l'importance des informations de l'iris se décroissent d'une manière parabolique en s'éloignant de la pupille vers la frontière externe de l'iris. Par suite en considérant des bandes radiales distribuées sur la surface de l'iris, la normalisation parabolique de la texture sera assurée par les équations suivantes :

$$x(r,\theta) = (1-r^2)x_i(\theta) + r^2 x_e(\theta) \tag{57}$$

$$y(r,\theta) = (1-r^2)y_i(\theta) + r^2 y_e(\theta) \tag{58}$$

où $\{(x_i(\theta), y_i(\theta))\}$ et $\{(x_e(\theta), y_e(\theta))\}$ sont les coordonnées des cercles approximant les frontières internes et externe de l'iris respectivement à un angle θ variant entre O et 2π ; r est le rayon du cercle de l'échantillonnage, il varie entre 0 et 1.

La figure 3.12 représente les bandes de normalisation parabolique en comparaison avec celles d'une normalisation standard.



(a) (b)

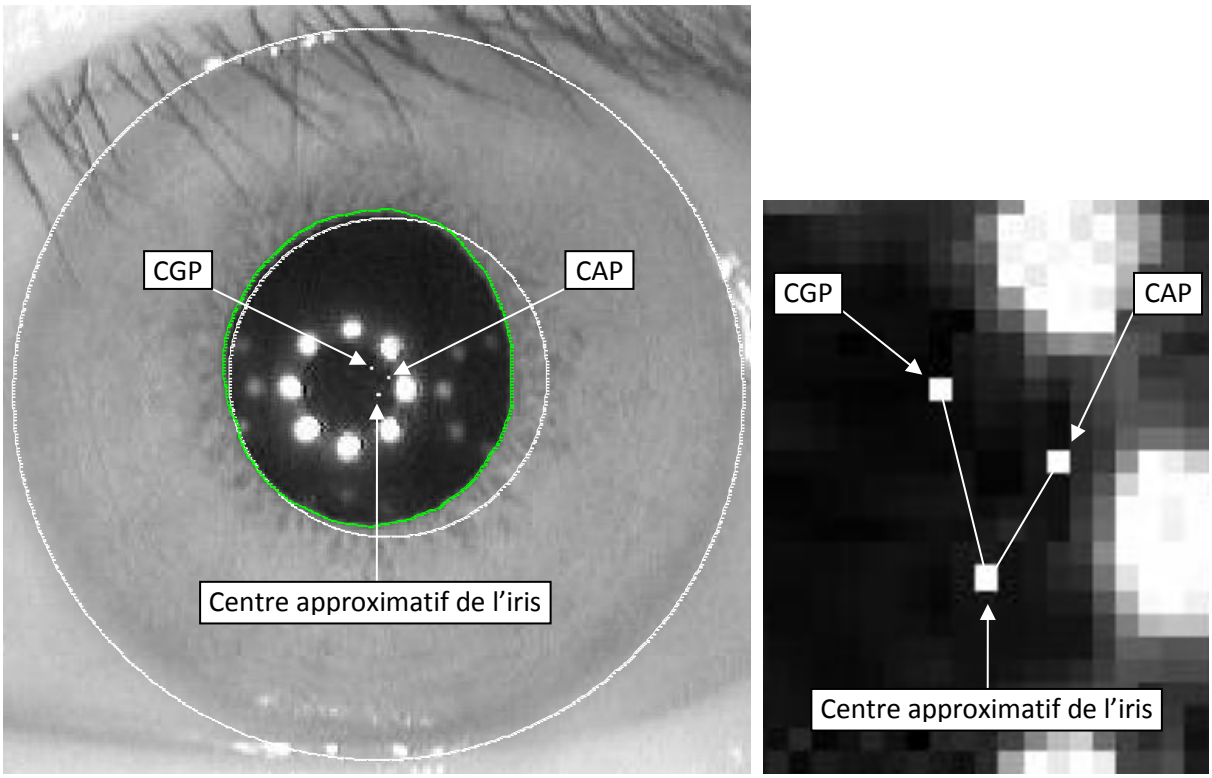
Fig. 3.12 : Normalisation parabolique (a) en comparaison avec une normalisation classique (b).

3.3.2. Normalisation en bandes élastiques

Dans un deuxième développement de la normalisation, on conserve toujours l'approche par transformation dans un plan polaire. Cependant deux aspects de grandes importances sont améliorés. On tient compte de la forme de l'iris ainsi que de leurs centres : on redéfinit de façon précise les centres des bandes.

Premièrement, en segmentant l'iris par une détection en forme libre de la frontière de la pupille et par une approximation circulaire de la frontière externe de l'iris, la forme des bandes d'échantillonnage varie entre les deux formes détectées. Dans ce cas l'échantillonnage sera indépendant de l'occlusion de l'iris, tel le cas de la figure 3.11 (b), et il assure que les régions proches de la pupille sont bien considérées.

Pour le choix des centres de ces bandes, deux possibilités distinctes ont été étudiées. Le problème revient à définir le centre d'une bande. Vatsa et al., par exemple, choisissent le centre des ellipses qui approximent les deux frontières de l'iris même si ces deux dernières sont détectées plus tard d'une manière plus précise par un modèle en forme libre [50]. Le centre des bandes d'échantillonnage varie ainsi sur le segment liant ces deux centres d'une manière similaire à celle schématisée dans la figure 3.2. Sachant que dans notre segmentation la frontière externe de l'iris est approximée par un cercle, le centre de ce dernier sera choisi pour définir la première extrémité du segment passant par tous les centres des bandes d'échantillonnage. Pour la deuxième extrémité du segment, le premier choix consiste à prendre le centre de gravité de la frontière de la pupille, détectée en forme libre ; on désigne ce centre, par l'acronyme "CGP" pour centre de gravité de la pupille. Le second choix considéré est le centre du cercle approximant la pupille, par analogue avec l'approche de Vatsa et al [50] ; on désigne ce centre par l'acronyme "CAP" pour centre approximatif de la pupille. La figure 3.13 montre les deux choix du centre de la pupille dans une image de l'iris. Même si la distance qui sépare ces deux points semble relativement faible, elle est d'une importance suffisante pour affecter la performance de la reconnaissance du système comme les résultats, exposés dans le chapitre 5, le montrent. La figure 3.13 (b) est une magnification de la région proche du centre de la pupille, elle montre les deux segments qui lient les centres des bandes d'échantillonnage lors d'une normalisation tenant compte du centre CGP et une autre normalisation tenant compte du centre CAP.



(a) (b)

Fig. 3.13 : (a) Iris dont la frontière externe est approximée par un contour circulaire, la pupille est détectée par un contour actif (vert), par un cercle (blanc) ; (b) zoom sur la partie centrale des centres segments entre centres.

On désigne à partir de ce point les deux méthodes de normalisation qui tiennent pour le centre CGP ou le centre CAP, pour définir la deuxième extrémité du segment des centre de bande d'échantillonnage, par normalisation CGP et normalisation CAP respectivement.

Les équations (51), (52) et (53) sont utilisées pour déterminer les bandes, la frontière interne de l'iris est considérée par la forme libre détectée par le contour actif alors que la frontière externe de l'iris est considérée par son approximation circulaire.

La différence entre ces deux approches de normalisation est plus observable avec les bandes d'échantillonnage qui sont les plus proches de la pupille que celles qui sont proches de la frontière externe de l'iris. Nous désignons par la 1ère bande d'échantillonnage, la bande qui est la plus proche à la frontière de la pupille et on numérote les bandes vers l'extérieur jusqu'à la dernière bande numéro N, la plus proche de la frontière externe.

Pour quantifier l'effet du choix du centre et pour choisir la normalisation la plus optimal, la mesure de la performance de reconnaissance d'iris suite aux deux méthodes de normalisations est évaluée. Les résultats obtenus sont exposés dans le chapitre 5. En analysant ces résultats, on constate que la normalisation CGP surpasse la normalisation CAP.

Une fois l'iris segmenté et normalisé, les caractéristiques les plus discriminatives de la texture de l'iris sont extraites par un processus qu'on l'appelle encodage. Le profil obtenu constitue une signature de l'iris qui peut être utilisée au cours de la reconnaissance.

3.4. Conclusion

La normalisation est une étape intermédiaire qui permet, à partir d'un iris segmenté, d'avoir une représentation standardisée ce qui permet de faire, plus tard, une extraction des caractéristiques discriminatives nécessaire pour la reconnaissance ayant éliminé les principaux facteurs de variabilité. La normalisation revient à compenser les variations intrinsèques et extrinsèques de l'iris tels que les variations de taille dues aux variations de la distance caméra-iris et la dilatation ou la contraction de la pupille à cause des différentes conditions d'illuminations. La rotation de l'image de l'iris est encore un facteur à compenser. Elle est due soit à la rotation du système d'acquisition autour de l'axe optique ou à la rotation de l'œil ou à l'inclinaison de la tête.

Différents modèles de normalisation d'iris ont été proposés. La plupart de ces modèles tient compte, d'une manière directe, de la variation de taille de l'iris, alors que la rotation de l'iris sera compensée lors de l'étape de classification. Les deux principales approches consistent soit à fixer la taille des données, soit à définir la normalisation en fonction d'un autre iris en vue d'une comparaison ultérieure. Entre les différents modèles proposés et à cause de sa simplicité et efficacité, la normalisation selon la méthode de Daugman est la méthode la plus connue et la plus utilisée dans les systèmes de reconnaissance d'iris. Cependant en examinant la méthode originale et sa version actualisée, les problématiques de la forme des bandes d'échantillonnage et leurs centres posent questions.

Dans une première approche on propose de développer une normalisation qui favorise la texture de l'iris qui se trouve proche de la pupille. La méthode développée suit ainsi à un modèle parabolique pour la normalisation de l'iris. Le modèle est comparé à la normalisation standard pour analyser le gain de performance apporté.

Notre deuxième approche de normalisation est analogue à celle de Daugman, cependant les bandes d'échantillonnage varient entre la forme libre de la frontière de la pupille et l'approximation circulaire de la frontière externe de l'iris. De plus nous avons testé deux approches de la définition des centres de ces bandes, ils varient sur le segment joignant le centre de la pupille et celui de la frontière externe de l'iris. Sachant que la frontière externe est approximée par un cercle, son centre est le centre du cercle. Pour la pupille deux possibilités sont examinées. Dans une première approche on utilise le centre du cercle approximant la pupille. Dans une deuxième approche le centre de gravité de la pupille sera considéré comme centre de la pupille.

On mesure ensuite les performances de la reconnaissance d'iris suite à l'aide de ces deux approches de normalisation. Comme les résultats exposés dans le chapitre V le montrent, l'approche qui utilise le centre de gravité de la pupille assure une meilleure normalisation.

A notre connaissance, cette étude est la première dans le domaine de la biométrie à considérer l'importance et l'effet des centres des bandes d'échantillonnage dans la normalisation d'iris. On a montré que le centre de gravité de la pupille est une meilleure mesure que le centre de cercle approximant la pupille pour définir les centres des bandes d'échantillonnage.

L'importance de la normalisation est ainsi d'assurer une bonne représentation de la texture de l'iris et de ses propriétés en limitant les artefacts et les erreurs d'estimations. Meilleure est la normalisation de l'iris, plus efficace sera l'extraction des caractéristiques discriminantes et meilleurs seront les performances de reconnaissance du système.

CHAPITRE IV

ENCODAGE ET CLASSIFICATION DE L'IRIS

Sommaire

4.1. Introduction 79
4.2. Méthodes d'encodage et de classification 80
4.2.1. Profil d'iris en valeurs binaires 80
4.2.1.1. Méthode de référence 81
4.2.1.2. Méthode de Tisse et al 84
4.2.1.3. Méthode de Ma et al. 86
4.2.1.4. Autres méthodes 87
4.2.2. Profil d'iris en valeurs réelles 88
4.2.2.1. Méthode de Wildes 88
4.2.2.2. Méthode de Miyazawa et al. 89
4.2.2.3. Méthode de Yu et al. 91
4.2.2.4. Autres méthodes 92
4.2.3. Profil d'iris avec combinaison de valeurs binaires et réelles 93
4.2.3.1. Zhang et al. 93
4.2.3.2. Vatsa et al. 94
4.3. Nouveau système proposé pour la reconnaissance d'iris 95
4.4. Conclusion 99

Afin d'assurer une reconnaissance précise des individus, les informations les plus exigeantes de la texture de l'iris doivent être extraites. Dans ce processus, appelé encodage, seules les caractéristiques discriminantes de l'iris sont identifiées et utilisées pour constituer le profil ou le code de l'iris. Ce code représente la signature identifiant l'iris et sera utilisé ensuite lors d'une comparaison avec un autre iris déjà identifié. Ce chapitre introduit les méthodes d'encodage et de classification utilisées par les chercheurs et précise celles qui ont été utilisées.

4.1. Introduction

La texture de l'iris est constituée d'une combinaison de nombreuses caractéristiques telles que, des cryptes, des arêtes, des arcs de ligaments, des sillons, des fibres, des filaments et une collerette en zigzag. La façon de représenter le contenu d'une image d'iris est effectivement un problème difficile.

Si le système de reconnaissance était capable de localiser précisément chacune des caractéristiques de la texture de l'iris et de les identifier, il serait un système très performant. Mais, dans la réalité, il est presque impossible de réaliser une telle idée car il est difficile de bien localiser, segmenter et identifier ces petits blocs surtout dans des images en niveau de gris. Par ailleurs, la classification et la reconnaissance de la forme de ces blocs sont irréalisables en raison de leur grande irrégularité.

Sur la base de ces faits, les chercheurs ont proposé des méthodes efficaces pour extraire de l'iris ses caractéristiques les plus exigeantes. Comme de nombreuses autres tâches de reconnaissance de formes, le défi doit tenir compte de la variabilité des images d'un même iris sans diminuer le pouvoir discriminant des images d'iris. Cela signifie être capable de regrouper, d'une part, toutes les images de l'iris d'un même œil, qui peuvent contenir des grandes variations selon les diverses conditions de capture tels que l'éclairage et l'ouverture de l'œil, et de différencier, d'autre part, les images d'iris des personnes différentes.

D'autre part, une fois l'iris encodé, il faut aussi une mesure de similarité pour comparer deux profils d'iris. Cette mesure devrait donner une plage de valeurs lorsqu'on compare les profils générés à partir d'un même iris et une autre plage de valeurs lorsqu'on compare les profils créés à partir des différents iris. Idéalement ces deux cas devraient donner des valeurs distinctes et séparées, de sorte qu'une décision puisse être prise avec une grande certitude quant à savoir si les deux profils correspondent au même iris, ou à deux iris différents.

On expose dans ce chapitre les différentes méthodes d'encodage et de classification développées. Les méthodes d'encodage sont catégorisées en 3 grandes groupes et pour chaque méthode d'encodage, la méthode de classification associée sera expliquée. Ces méthodes sont introduites dans la section suivante pour continuer ensuite à détailler les méthodes d'encodage et de classification adoptées et pour terminer finalement par une conclusion.

4.2. Méthodes d'encodage et de classification

Le succès de tout système de reconnaissance d'objet réside dans l'utilisation des méthodes appropriées de représentation et d'appariement des caractéristiques. La majorité des chercheurs font usage d'une décomposition bande passante ou d'une analyse multi-résolution de l'image de l'iris afin de créer un modèle biométrique.

En considérant les différentes méthodes d'encodage développées, plusieurs catégorisations peuvent être appliquées. Selon les différentes approches de caractérisation de la texture de l'iris les méthodes utilisées peuvent être regroupées en quatre grandes catégories :

- Calcul de phase : la phase est choisie, par certains, comme une caractéristique de la texture de l'iris. En fait, en 1981 Oppenheim et Lim [69] ont démontré l'importance de la phase dans la perception des caractéristiques visuelles. Ainsi, la tâche d'extraction des caractéristiques de l'iris est un procédé de démodulation de phase. Sur la base de cette approche, plusieurs méthodes d'encodage ont été développées comme celle de Daugman [19], [70], Tisse et al. [33] et Miyazawa et al. [82]-[84].
- Représentation en passages par zéro : les passages par zéro d'une transformée appliquée à l'image de l'iris peuvent aussi être utilisés pour encoder l'iris. Ces méthodes fournissent, en principe, des informations significatives sur la texture de l'iris. Ces méthodes sont utilisées par plusieurs chercheurs dont Boles et Boashash [67] et Tian et al. [80].
- Analyse de texture : de nombreuses méthodes d'analyse de textures ont été adaptées pour encoder l'iris tel que les filtres de type Laplaciens des filtres gaussiens (Wildes [22]) et les filtres multivoies de Gabor (Yu et al. [85]).
- Représentation de la variation d'intensité locale: pour un signal transitoire, les variations locales traduisent ses propriétés les plus importantes. Des méthodes ont été développées caractérisant les variations locales de la texture de l'image de l'iris tel que la méthode de Ma et al. [41] utilisant les ondelettes dyadiques.

Toutes ces méthodes sont capables de représenter, dans des proportions variables, les textures de l'iris. Cependant celles utilisant la phase, le passage par zéro, ou mêmes les informations de variations locales donnent plus d'importance aux micro-détails, si important, dans la texture de l'iris que celles basées sur l'analyse de la texture.

D'autre part, en fonction du type des valeurs du profil d'iris obtenu, les méthodes d'encodage peuvent être classées en 3 groupes distincts : profil d'iris en valeur binaire, en valeur réelle et en une combinaison des valeurs binaires et réelles. On présente, dans ce qui suit, les méthodes d'encodage développées et par la méthode de classification associée selon le type des valeurs de profil d'iris obtenu.

4.2.1. Profil d'iris en valeurs binaires

Un grand nombre de chercheurs a développé des méthodes d'encodage qui produisent des profils d'iris binaires. Cette approche revient à quantifier la réponse des filtres utilisés pour

extraire les caractéristiques, ce qui réduit la taille de la signature de texture et facilite ensuite la comparaison entre les profils d'iris. Parmi les différentes méthodes de cette catégorie on cite ; entre autres, celle de Daugman, considérée comme la méthode de référence.

4.2.1.1. Méthode de référence [19]

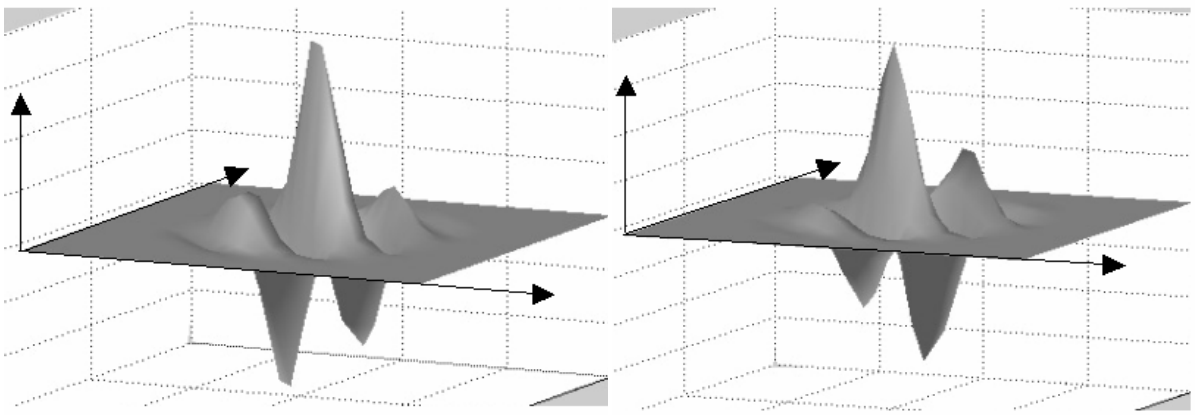
Daugman a proposé d'utiliser les filtres de Gabor pour l'extraction des caractéristiques discriminantes de l'iris. Le résultat est ensuite quantifié, pour constituer un profil ou un code binaire utilisé lors de la reconnaissance de l'iris.

Le choix du filtre utilisé comme moyen d'analyse espace-fréquence prend en considération la minimisation de l'incertitude de Heisenberg. Cette dernière exprime que plus le filtre est précis dans l'analyse de l'information dans l'espace de l'image, moins il est précis dans l'espace fréquentiel et vice versa [76]. Les filtres de Gabor sont connus pour être capables de fournir, pour un signal, une représentation conjointe compacte dans l'espace et en fréquence dans le même temps. En fait, un filtre de Gabor est réalisé par une modulation d'une onde sinusoïdale (sinus / cosinus) par une gaussienne. L'onde sinusoïdale est parfaitement localisée en fréquence, mais pas dans l'espace au contraire d'une onde gaussienne. Par suite une modulation de l'onde sinusoïdale avec une onde gaussienne fournit, malgré une perte de localisation fréquentielle, un gain de localisation spatiale. La décomposition de l'information d'un signal est effectuée en utilisant une paire des filtres de Gabor en quadrature, avec une partie réelle spécifiée par un cosinus modulé par une gaussienne, et une partie imaginaire spécifiée par un sinus modulé par une gaussienne. Les filtres réels et imaginaires sont également connus comme les composants symétriques pairs et impairs respectivement. La fréquence centrale du filtre est déterminée par la fréquence de l'onde de sinus/cosinus, et la bande passante du filtre est déterminée par la largeur de la gaussienne.

Daugman fait usage d'une version 2D des filtres de Gabor afin d'encoder la texture de l'iris. Un filtre de Gabor 2D, représenté dans un plan polaire (r, θ), est donné par:

$$G(r,\theta) = e^{-i\omega(\theta)} e^{-(r)^2/\alpha^2} e^{-(\theta)^2/\beta^2} \tag{59}$$

où (α, β) spécifie la largeur et la longueur effective du filtre, i représente l'unité imaginaire et ω représente la fréquence spatiale donnée par $\omega = \sqrt{\alpha^2 + \beta^2}$. Les paramètres α et β covarient en proportion inverse de ω pour générer une famille auto-similaire et multi-échelle des filtres en quadrature. Ces filtres 2-D possèdent une fréquence sélective et une bande passante logarithmique constante. Les filtres 2D, paires symétriques et impaires symétriques, de Gabor sont présentés dans la figure 4.1.



(a) (b)

Fig. 4.1: Une paire en quadrature de filtres 2D de Gabor ; (a) la composante réelle caractérisée par une onde cosinus modulée par une gaussienne ; (b) la composante caractérisée par une onde sinus modulée par une gaussienne.

Les deux composantes de ces filtres sont utilisées, de sorte que les projections d'images qui en résultent sont complexes. Il a été démontré par Oppenheim et Lim [69] que, pour une image, l'information de phase, plutôt que l'information d'amplitude fournit l'information la plus significative. La phase de la réponse des filtres de Gabor, permet l'extraction des informations les plus discriminantes de l'iris, tout en limitant l'impact des informations redondantes, comme l'éclairage de l'iris, qui est représenté par l'amplitude de la réponse des filtres. Le signe de la réponse de phase des filtres est quantifié en quatre niveaux correspondant à chaque quadrant du plan complexe (figure 4.2). Ces quatre niveaux sont représentés à l'aide de deux bits, de sorte que chaque pixel, $I(r,\theta)$, de l'iris normalisé est associé à deux bits de données, $[h_{Ré}, h_{Im}]$, dans le profil de l'iris tel que :

$$h_{Ré}(r_0,\theta_0) = \begin{cases} 1, & si\ Ré\left[\iint_{r,\theta} e^{-i\omega(\theta_0-\theta)} e^{-(r_0-r)^2/\alpha^2} e^{-(\theta-\theta_0)^2/\beta^2} rI(r,\theta)drd\theta\right] \geq 0; \\ 0, & si\ Ré\left[\iint_{r,\theta} e^{-i\omega(\theta_0-\theta)} e^{-(r_0-r)^2/\alpha^2} e^{-(\theta-\theta_0)^2/\beta^2} rI(r,\theta)drd\theta\right] < 0 \end{cases} \tag{60}$$

$$h_{Im}(r_0,\theta_0) = \begin{cases} 1, & si\ Im\left[\iint_{r,\theta} e^{-i\omega(\theta_0-\theta)} e^{-(r_0-r)^2/\alpha^2} e^{-(\theta-\theta_0)^2/\beta^2} rI(r,\theta)drd\theta\right] \geq 0; \\ 0, & si\ Im\left[\iint_{r,\theta} e^{-i\omega(\theta_0-\theta)} e^{-(r_0-r)^2/\alpha^2} e^{-(\theta-\theta_0)^2/\beta^2} rI(r,\theta)drd\theta\right] < 0 \end{cases} \tag{61}$$

où $Ré$ et Im désignent respectivement les composantes réelles et imaginaires.

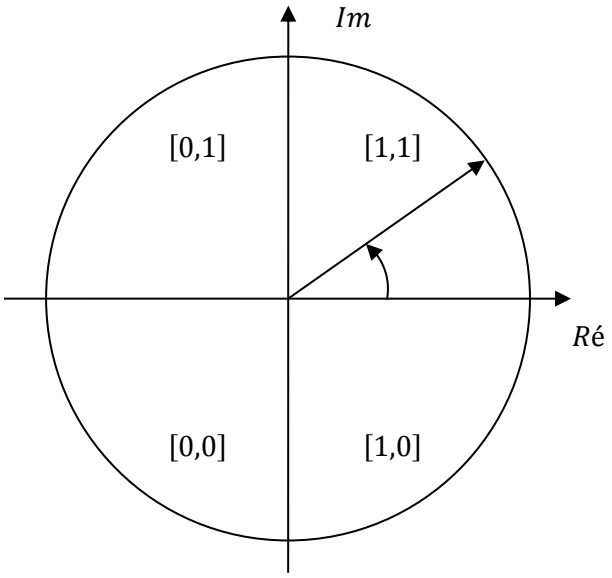


Fig. 4.2 : Principe d'encodage de phase sur quatre quadrants et en deux bits.

L'iris encodé correspondra finalement à une matrice binaire ayant une taille double de celle de l'iris normalisé. La figure 4.3 présente un exemple d'iris normalisé, son encodage et le masque correspondant. La taille de l'iris encodé dans le système de Daugman est de 256 octets.

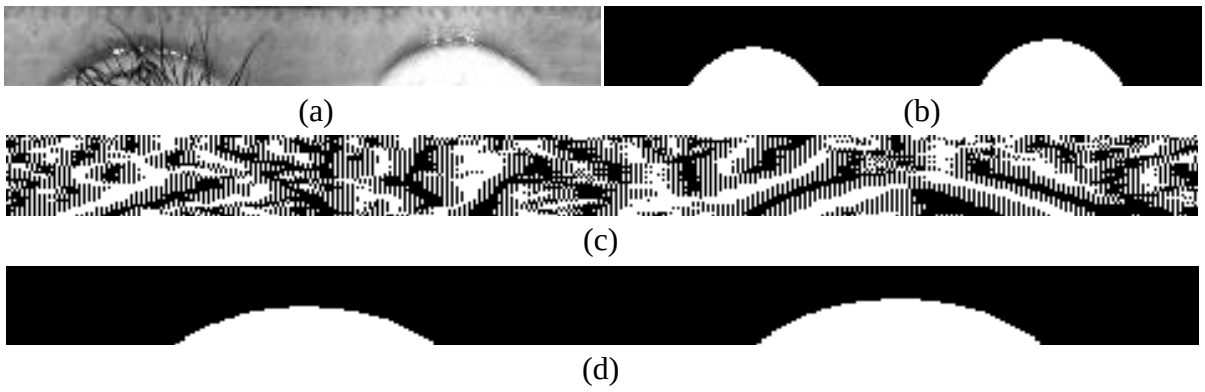


Fig. 4.3: Encodage de la texture de l'iris selon la méthode de référence; (a) l'iris normalisé ; (b) masque normalisé correspondant; (c) iris encodé par les filtres 2-D de Gabor ; (d) masque correspondant qui tient compte de la taille de l'iris encodé.

Afin de comparer deux profils d'iris, un score de similarité qui mesure la correspondance entre les bits des deux codes d'iris doit être calculé. Daugman utilise la distance de Hamming ; cette dernière mesure le nombre de bits en désaccord entre les deux codes d'iris. Désignant par A et B deux codes d'iris ayant respectivement comme masque attribué A^{masque} et B^{masque}. La distance de Hamming, DH, mesurée entre A et B est donnée par :

$$DH(A,B) = \min_{\varphi}\left\{\frac{\sum_{i=0}^{M-1}\sum_{j=0}^{N-1}|A(i+\varphi,j)-B(i,j)| \times \left(A^{mask}(i+\varphi,j) \times B^{mask}(i,j)\right)}{\sum_{i=0}^{M}\sum_{j=0}^{N}\left(A^{mask}(i+\varphi,j) \times B^{mask}(i,j)\right)}\right\} \quad (62)$$

avec φ un paramètre qui varie dans un intervalle qui compense la rotation de l'iris, M et N sont respectivement la dimension angulaire et radiale du code d'iris.

Lors du calcul de la distance de Hamming entre deux codes d'iris A et B, les régions communes à A et B sont prises en compte (masquées dans aucune des images). Le résultat de mesure de désaccord est normalisé par le nombre des bits non occlus en commun entre les deux profils d'iris. Ainsi la DH mesurée varie entre 0 et 1. Plus DH est faible, plus les deux profils se ressemblent.

A cause de la transformation de l'iris segmenté d'un repère cartésien à un repère polaire, la rotation possible entre 2 iris correspond à une translation, φ, des représentations normalisées. Le mesure de désaccord entre les deux profils d'iris dans l'équation (62) est répété pour différentes valeurs de φ. La valeur minimale obtenue est considérée ainsi comme la mesure de désaccord/similarité entre les deux profils comparés afin d'annuler l'effet d'une éventuelle rotation.

Lors de calcul de la DH de deux profils obtenus à partir de deux images d'un même iris, une valeur proche de zéro est obtenue. Cependant en considérant deux profils appartenant à des images de deux iris différents, sachant que chaque bit des profils possède une probabilité égale d'être 0 ou 1, la DH obtenue est en général proche de 0.5.

D'autre part lors des comparaisons entre différents profils d'iris, le nombre de bits non occlus communs entre les profils comparés varie. Pour compenser cette inhomogénéité de calcul, DH est normalisée pour donner une nouvelle valeur, DH', calculée selon l'équation suivante :

$$DH'(A,B) = 0.5 - \big(0.5 - DH(A,B)\big)\sqrt{\frac{n}{N}} \tag{63}$$

où n représente le nombre de bits valides commun entre A et B, N est un coefficient de normalisation qui correspond au nombre moyen de bits valides obtenus lors d'une comparaison entre deux codes d'iris [48].

Finalement un seuil de décision est estimé pour définir la valeur de la distance de Hamming tel qu'au-dessous de cette valeur les deux profils comparés sont considérés comme appartenant à un même iris. En validant son système, Daugman a rapporté un taux égal d'erreurs de 0.00076 %.

4.2.1.2. Méthode de Tisse et al. [33]

Tisse et al. supposent que les textures de l'iris peuvent être modulées par trois fréquences dominantes. Ils utilisent ainsi une méthode de démodulation basée sur une analyse de l'image analytique de l'iris pour estimer ces trois fréquences qui forment ce qu'ils appellent un vecteur de fréquence émergente.

En utilisant l'analyse multi-composante de modulation d'amplitude (AM) et de fréquence (FM), une image $I(r,\theta)$, dans un plan polaire, peut être modélisée par une somme de fonctions localement cohérentes et non stationnaires, tel que:

$$I(r,\theta) = \sum_{k=1}^{K} a_k(r,\theta).cos\big(\varphi_k(r,\theta)\big) \tag{64}$$

où a_k: $\mathbb{R}^2 \rightarrow [0,\infty)$ sont les fonctions de modulation d'amplitude et $\nabla\varphi_k$, tel que φ_k: $\mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$, sont les fonctions de modulation de fréquence. Les fonctions de fréquence émergentes, $\nabla\varphi_k(r,\theta)$, sont par essence des champs de gradient de phase des composantes dominantes, $\varphi_k(r,\theta)$ [75].

Pour caractériser les textures de l'iris, Tisse et al. utilisent les informations apportées par les fonctions de modulation de fréquence plutôt que celles de modulation d'amplitude. Pour isoler les trois composantes fréquentielles dominantes, contenues dans la texture de l'iris, l'image normalisée de l'iris $I(r,\theta)$ est tout d'abord filtrée par un banc de trois filtres passe-bande. Les images filtrées obtenus qu'on note $I_k(r,\theta); k = 1,2,3$ sont ensuite utilisées pour constituer chacune une image analytique correspondante, $z_k(r,\theta)$. Sachant que l'image est normalisée à l'aide de la méthode de référence, les trois images filtrées, $I_k(r,\theta); k = 1,2,3$, ont la mêmes forme.

La notion de signal analytique, $z_s(t)$, calculé à partir d'un signal réel unidimensionnel, $s(t)$, est introduite par Gabor [76] selon l'équation :

$$z_s(t) = s(t) + i.H[s(t)] \tag{65}$$

où i représente l'unité imaginaire et $H[s(t)]$ représente la transformée de Hilbert du signal $s(t)$ qui peut être exprimée dans le domaine de Fourier par l'équation suivante:

$$TF\big[H[s(t)]\big](\omega) = \big(-i.signe(\omega)\big).TF[s(t)](\omega) \tag{66}$$

avec $TF[\cdot]$ représente la transformée de Fourier et $signe(\omega)$ représente la fonction signe de ω qui donne une valeur de $+1$ si $\omega > 0$, -1 si $\omega < 0$ et 0 si $\omega = 0$.

En considérant chaque image filtrée de l'iris $I_k(r,\theta)$, l'image analytique correspondante, $z_k(r,\theta)$, est calculée selon les équations (65) et (66).

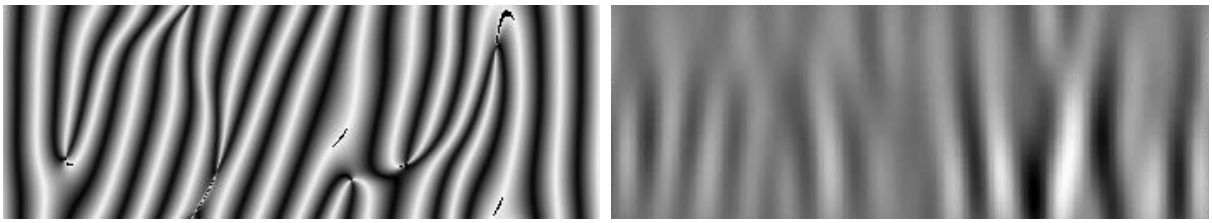
Les fonctions de modulations de fréquence, $\nabla\varphi_k(r,\theta)$, et leurs phases, $\varphi_k(r,\theta)$, pour $k = 1,2,3$, peuvent être ensuite calculées à partir des images analytiques, $z_k(r,\theta)$, selon les équations suivantes :

$$\nabla\varphi_k(r,\theta) = arccos\left(\frac{Ré[\nabla z_k(r,\theta)]}{Ré[z_k(r,\theta)]}\right) = arccos\left(\frac{Ré[z_k(r,\theta+1) + z_k(r,\theta-1)]}{Ré[2z_k(r,\theta)]}\right) \tag{67}$$

$$\varphi_k(r,\theta) = arctan\left(\frac{Im[z_k(r,\theta)]}{Ré[z_k(r,\theta)]}\right) \tag{68}$$

où $Ré$ et Im désignent les composantes réelles et imaginaires respectivement.

Les régions externes de l'iris, qui se trouvent à la proximité de la paupière supérieure et de la paupière inférieure ne sont pas considérées lors du calcul du profil de l'iris. La figure 4.4 représente les deux images constituées par l'estimation d'une composante des fonctions émergentes de fréquences ainsi que leurs phases. Finalement la distance de Hamming est utilisée pour mesurer la similarité entre les profils d'iris.



(a) (b)

Fig. 4.4 : Fonctions émergentes de fréquence (a) et leurs phases (b) pour une composante de fréquence calculée pour représenter la texture d'un iris.

Une opération de seuillage d'intensité est appliquée finalement sur les fonctions de fréquence émergentes $\nabla\varphi_k(r,\theta)$ et leurs phases $\varphi_k(r,\theta)$ afin d'obtenir un code binaire de l'iris. Les résultats expérimentaux ont conduit à un FAR nul pour un FRR de 11%.

4.2.1.3. Méthode de Ma et al. [41]

Ma et al. utilisent une transformation en ondelette dyadique afin d'extraire les caractéristiques discriminantes de l'iris et de les transformer en un code binaire. Ils observent que les caractéristiques les plus distinctives de l'iris sont constituées par des petits blocs distribués au hasard et d'une manière irrégulière de sorte qu'elles peuvent être considérées comme des signaux transitoires. Les propriétés les plus importantes des tels signaux seront ainsi les fortes variations locales. Pour cette raison la position des pixels de fortes variations locales est enregistrée et sera utilisée comme étant les caractéristiques discriminantes de l'iris.

L'ensemble de la procédure d'encodage comprend trois étapes: premièrement, un ensemble unidimensionnel de signaux d'intensité, S_i, dans l'espace polaire pour différentes valeur de θ est construit; puis en utilisant les ondelettes dyadiques, une séquence des positions des fortes variations d'intensité locale dans les signaux unidimensionnels est enregistrée; et finalement le résultat obtenu est transformé en un code binaire représentant le profil d'iris. La transformation en ondelettes dyadiques, à une échelle 2^j, d'un signal $S_i(x)$ est donnée par :

$$\frac{1}{2^j}\int S_i(X)\psi\left(\frac{x-X}{2^j}\right)dX \tag{69}$$

où la fonction d'ondelette $\psi\left(\frac{x}{2^j}\right)$ est une spline quadratique à une échelle 2^j. Les extrémums locaux de la transformée en ondelettes sont détectés. Ils correspondent aux positions de forte variation d'intensité du signal S_i.

Les fortes variations locales de l'intensité dans les signaux S_i indiquent généralement l'apparition ou la disparition d'une structure de la texture de l'image de l'iris. Les ondelettes dyadiques sont ensuite utilisées pour déterminer ces fortes variations d'intensités. Cependant les auteurs utilisent seulement deux échelles pour caractériser les variations d'intensités entre les signaux S_i.

D'autre part, sachant que les blocs irréguliers de l'iris sont légèrement plus foncés que leur environnement, un minimum local de la transformée en ondelettes dénote l'apparition d'un bloc irrégulier alors que sa disparition est montrée par un maximum. Ainsi une paire d'extremums locaux adjacents indique qu'un petit bloc caractéristique de l'iris peut exister entre elles. Les extremums locaux dans chaque signal S_i sont identifiés et enregistrés par une valeur de $+1$ s'il s'agit d'un maximum local ou une valeur de -1 s'il s'agit d'un minimum local. Un vecteur de caractéristiques discriminantes est constitué ainsi en combinant les vecteurs crées, à partir de chaque signal S_i. Ce vecteur est finalement recodé pour avoir une représentation binaire. Pour mesurer la similarité entre deux profils d'iris, similairement à l'approche de référence, un système d'appariement basé sur l'opération OR exclusif est utilisé. Le taux égal d'erreurs obtenus est de 0.07 %.

4.2.1.4. Autres méthodes

De nombreuses autres méthodes ont été proposées pour encoder l'iris en un profil binaire. Par exemple :

- Thoonsaengngam et al. [71] proposent d'encoder l'iris en utilisant des mesures relatives de la réponse des filtres de Gabor.

- Yao et al. [72] ont utilisé les mêmes approches d'encodage et de classification proposées par Daugman [19], cependant au lieu d'utiliser des filtres de Gabor pour encoder l'iris, ils ont utilisé les filtres de Log-Gabor. Ils affirment que la performance de reconnaissance, basée sur un encodage utilisant les filtres de Gabor, est diminuée par les variations de luminosité de l'arrière-plan de l'image.

- Sun et al. [73], [74] proposent une méthode d'encodage d'iris sur la base d'une estimation de la direction du gradient de l'image. L'opérateur de Sobel est tout d'abord appliqué à l'image normalisée afin de générer une image de champ des vecteurs de gradient. Cette dernière est ensuite convoluée avec un filtre gaussien, ce qui donne une orientation locale lissée au niveau de chaque pixel de l'image de l'iris. Le résultat est ensuite quantifié en six valeurs discrètes. La classification des profils d'iris obtenus est réalisée suivant la méthode de référence.

- Chenhong et Zhaoyang [77], et Chou et al. [78] assimilent la texture de l'iris, suivant le même raisonnement que Ma et al. [41], à des blocs qu'ils cherchent à les localiser et les identifier. Ils décomposent ainsi la région de l'iris en appliquant les Laplaciens des filtres gaussiens à l'image de l'iris segmenté. Les filtres évoqués sont donnés par l'équation suivante :

$$G(r) = -\frac{1}{\pi\sigma^4}\left(1 - \frac{r^2}{2\sigma^2}\right)e^{-r^2/2\sigma^2} \tag{70}$$

  où r est la distance radiale d'un point par rapport au centre du filtre et σ est l'écart type de la Gaussienne. L'image filtrée est représentée comme une pyramide Laplacienne construite avec quatre niveaux de résolution différents. Chenhong et Zhaoyang utilisent ainsi l'image filtrée afin d'identifier les blocs qui sont relativement plus sombres que les régions environnantes. Un profil binaire de l'iris est par suite construit en se basant sur la présence ou l'absence de blocs détectés dans l'image [77]. Cependant Chou et al. utilisent, en plus des Laplaciens des filtres gaussiens, les dérivées des filtres gaussiens pour constituer l'image filtrée [78], [79].

- Tian et al. [80] extraient les caractéristiques discriminantes de l'iris en utilisant les passages par zéro dans l'image. Un filtre, G, qui joue le rôle d'un détecteur de passage par zéro est appliqué à l'image de l'iris. Le signe, plutôt que l'amplitude, de la convolution de G avec l'iris normalisé présente une meilleure stabilité. Il est utilisé pour encoder l'iris en un profil binaire qui sera comparé à un profil d'iris en utilisant une fonction de mesure de similarité.

- Monro et al. [81] ont utilisé la transformée discrète en cosinus (TDC). L'image normalisée est premièrement décomposée en bandes horizontales. Ensuite la TDC est appliquée sur ces bandes. Les différences entre les coefficients de la TDC des bandes adjacentes sont ensuite calculées et un code binaire est généré à partir des passages par zéro.

4.2.2. Profil d'iris en valeurs réelles

D'autres chercheurs ont utilisé différentes ondelettes afin d'encoder la texture de l'iris, où ont conservé les coefficients réels de la transformation en ondelettes. Pour la comparaison entre les profils d'iris, d'autres méthodes que la distance de Hamming ont aussi été proposées. Nous proposons un rapide tour d'horizon de ces méthodes alternatives.

4.2.2.1. Méthode de Wildes [22]

Wildes suppose que des textures particulières se manifestent à travers une représentation multi-échelle de l'iris (figure 4.5). Il fait usage ainsi d'une décomposition par un banc de filtres gaussiens (équation 70) de la région d'iris. Il applique à l'image d'iris les Laplaciens

des filtres gaussiens, avec 4 résolutions différentes. L'image filtrée définit le profil d'iris (figure 4.5).

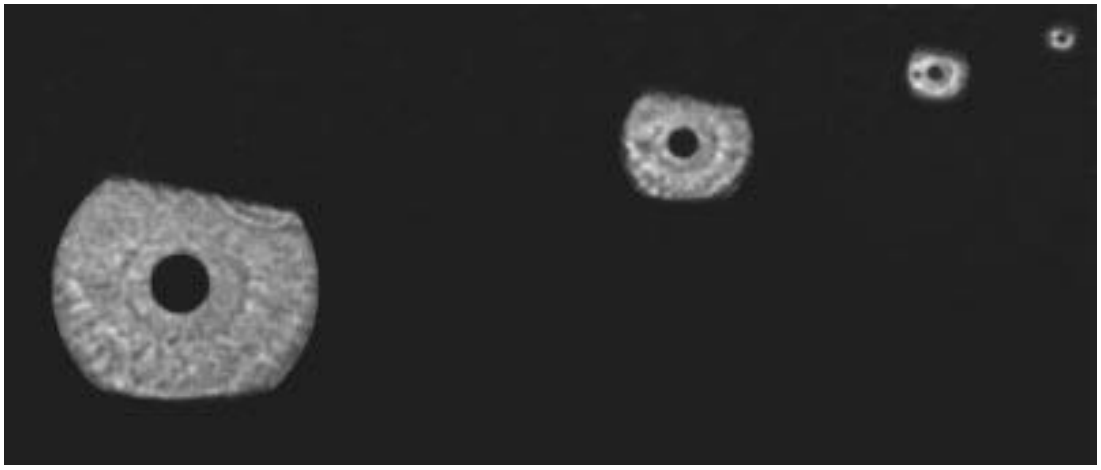


Fig. 4.5 : Représentation multi-échelle pour les textures de l'iris ; des textures particulières se manifestent à travers une gamme d'échelles spatiales de l'iris.

Pour la classification de l'iris, Wildes a mesuré la corrélation normalisée entre le profil de l'iris test et celui de l'iris référence. Considérant $P_1(i,j)$ et $P_2(i,j)$ deux profils d'iris de taille $N \times M$; soit $[\mu_1, \sigma_1]$ et $[\mu_2, \sigma_2]$ la moyenne et l'écart type des intensités de P_1 et de P_2 respectivement. La corrélation normalisée, $C(P_1, P_2)$, entre P_1 et P_2 est définie par:

$$C(P_1, P_2) = \frac{\sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{M} (P_1(i,j) - \mu_1)(P_2(i,j) - \mu_2)}{NM\sigma_1\sigma_2} \tag{71}$$

Dans l'implémentation, les mesures de corrélation sont effectuées dans chacune des quatre bandes de fréquences spatiales encodées. Finalement une fusion, basée sur une analyse en composantes discriminantes, entre les quatre valeurs de corrélations est établie pour décider si les deux profils comparés correspondent ou ne correspondent pas au même iris. Le système testé sur 60 images d'iris seulement n'a reporté aucunes erreurs de reconnaissance.

4.2.2.2. Méthode de Miyazawa et al. [82]-[84]

Pour encoder l'iris, Miyazawa et al. ont calculé les composantes de phase obtenues en appliquant une transformée bidimensionnelle discrète de Fourier (TDF) sur l'image de l'iris. Cependant le processus d'encodage est effectué à l'instant de la classification. En plus il est relatif à la taille de la région d'iris accessible (sans occlusion) et commun aux deux images d'iris.

Considérons deux images d'iris, $f(n_1, n_2)$ et $g(n_1, n_2)$, ayant une dimension de $(2M_1 + 1) \times (2M_2 + 1)$ et tel que $n_1 = -M_1, \cdots, M_1$; $(M_1 > 0)$ et $n_2 = -M_2, \cdots, M_2$; $(M_2 > 0)$. En appliquant la TDF sur ces deux images, les deux résultats obtenus, $F(k_1, k_2)$ et $G(k_1, k_2)$, seront donnés par :

$$F(k_1,k_2) = \sum_{n_1=-M1}^{M_1} \sum_{n_2=-M2}^{M_2} f(n_1,n_2) e^{-i\frac{2\pi}{N_1}k_1 n_1} e^{-i\frac{2\pi}{N_2}k_2 n_2} = A_F(k_1,k_2) e^{i\theta_F(k_1,k_2)} \tag{72}$$

$$G(k_1,k_2) = \sum_{n_1=-M1}^{M_1} \sum_{n_2=-M2}^{M_2} g(n_1,n_2) e^{-i\frac{2\pi}{N_1}k_1 n_1} e^{-i\frac{2\pi}{N_2}k_2 n_2} = A_G(k_1,k_2) e^{i\theta_G(k_1,k_2)} \tag{73}$$

où $[A_F(k_1,k_2); \theta_F(k_1,k_2)]$ et $[A_G(k_1,k_2); \theta_G(k_1,k_2)]$ sont les composantes d'amplitude et de phase de la TDF pour les images $f(n_1,n_2)$ et $g(n_1,n_2)$ respectivement et i représente l'unité imaginaire.

Une fois ces deux transformées calculées, l'inter spectre de phase entre $F(k_1,k_2)$ et $G(k_1,k_2)$, $R_{FG}(k_1,k_2)$, est calculé selon l'équation suivante :

$$R_{FG}(k_1,k_2) = e^{i\left(\theta_F(k_1,k_2) - \theta_G(k_1,k_2)\right)} \tag{74}$$

Cette fonction ne tient pas compte des informations d'amplitude. Ensuite la transformée inverse, $r_{fg}(n_1,n_2)$, de cette fonction est calculée.

Lorsque les deux images sont similaires, leur fonction de corrélation de la phase, r_{fg}, contient un pic distinct. Dans le cas contraire, si les deux images ne sont pas similaires, la valeur du pic diminue considérablement. Miyazawa et al. utilisent la hauteur du pic de corrélation comme une mesure de similarité entre les deux images comparées.

Cependant les auteurs ont observé que la TDF d'une image normalisée de l'iris comprend parfois des composantes de phase non significatives dans les hautes fréquences. En plus ils ont observé que la bande de fréquence effective de l'image normalisée de l'iris est plus large dans la direction horizontale k_1 que dans la direction verticale k_2, comme illustré dans la figure 4.6. Pour cette raison ils ont calculé la fonction de corrélation de la phase dans des bandes de fréquences réduites k_1 et k_2 tel que $k_1 = -K_1, \cdots, K_1$; $(K_1 > 0)$ et $k_2 = -K_2, \cdots, K_2$; $(K_2 > 0)$.

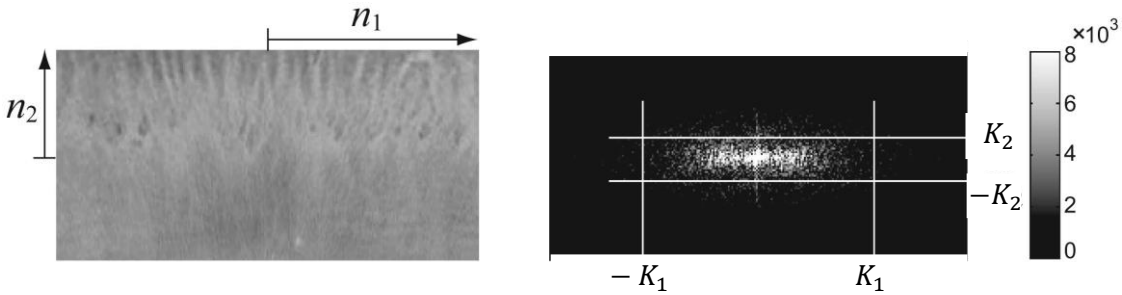


Fig. 4.6: (a) Image normalisée de l'iris dans le domaine spatial dans (a); et dans le domaine fréquentiel dans (b).

La figure 4.7 montre la fonction de corrélation de phase obtenue entre deux images différentes correspondantes au même iris et entre deux images de deux iris différents. Dans le premier cas, (a), un pic d'amplitude est bien observable correspondant à une grande similarité entre les deux images d'iris. Par contre dans le second cas, (b), aucun pic d'amplitude n'est observable, ce qui reflète l'absence de similarité entre les deux images testées. Dans les expérimentations, un taux d'erreur de 0.0032 % est reporté pour $FAR = FRR$.

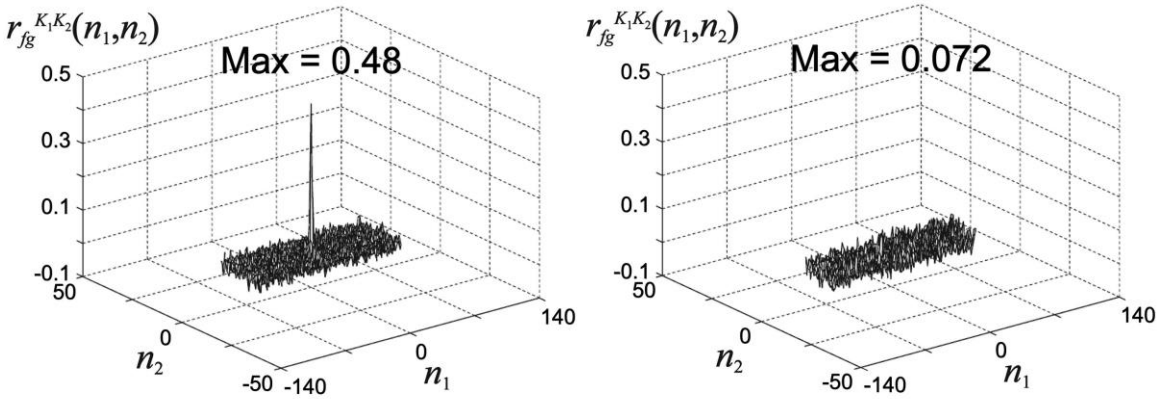


Fig. 4.7 : (a) Un pic de corrélation de phase est observable dans le cas de deux images d'un même iris contrairement au cas de deux images d'iris différent dans (b).

4.2.2.3. Méthode de Yu et al. [85]

Yu et al. analysent la structure locale de la texture de l'iris en identifiant des points clés, représentatives des caractéristiques discriminantes de l'iris. Ces points représentent la réponse, d'amplitude maximale, de filtres bidimensionnels de Gabor appliqués sur des sous-images de la région de l'iris.

Pour essayer de représenter, d'une manière plus efficace, les informations de texture locale, la région considérée est divisée en 16 sous-images. Un groupe de filtres bidimensionnels de Gabor est ensuite appliqué sur chacune de ces sous-images. Chaque groupe contient 16 filtres bidimensionnels de Gabor obtenus en combinant quatre fréquences spectrales et quatre directions. Chaque filtre contient une partie réelle et une partie imaginaire. La réponse de chacune de ces parties est considérée séparément. Par suite 32 images filtrées. La figure 4.8 représente un exemple des résultats de filtrage obtenus.

Dans chaque sous-image filtrée, les pixels ayant une valeur absolue supérieure à un certain seuil sont sectionnés. Puis le barycentre de ces points est considéré comme un point clé caractéristique de la texture locale dans la sous-image considéré. Cette approche donne une description sur la texture de l'iris.

Finalement 512 points clés sont obtenus (32 pour chacune des 16 sous-images de l'iris). Pour rendre l'extraction des caractéristiques plus robuste au bruit et indépendante de la rotation de l'image de l'iris, la distance relative mesurée entre chaque point clé et le centre de ces points clés est mesurée pour constituer le profil ou le code de l'iris.

Pour mesurer la similarité entre les profils d'iris, une fonction basée sur la distance Euclidienne est calculée. En considérant D_1 et D_2 deux profils d'images d'iris, la similarité, S, est calculée selon l'équation suivante:

$$S = \sqrt{\frac{\sum_{l=1}^{512}\left(D_1(l) - D_2(l)\right)^2}{512}} \tag{75}$$

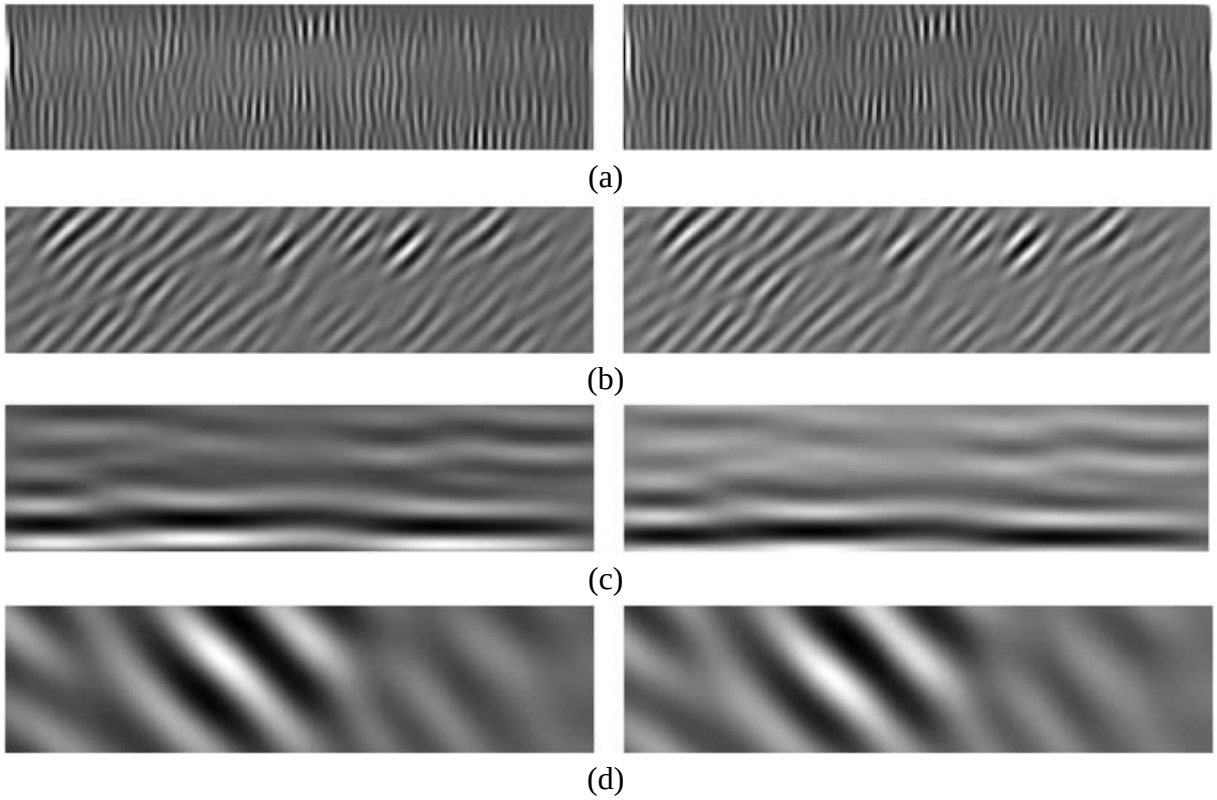


Fig. 4.8 : Filtrage des images normalisées de l'iris en utilisant un filtre bidimensionnel de Gabor selon différentes fréquences ω et orientations θ avec l'axe horizontal; les images à gauche et à droite représentent respectivement la réponse réelle et la réponse imaginaire de chaque filtre ; dans (a) $\omega = 5$ et $\theta = 0°$; dans (a) $\omega = 11$ et $\theta = 45°$; dans (a) $\omega = 22$ et $\theta = 90°$; et finalement $\omega = 45$ et $\theta = 135°$ dans (d).

Les résultats obtenus sont comparables à ceux de la méthode de référence. De meilleures performances sont reportées sur un certain intervalle de seuil de décision cependant sans avoir une amélioration significative en total.

4.2.2.4. Autres méthodes

- Boles et Boashash [67] utilisent le passage par zéro d'une transformation en ondelettes dyadique des intensités de l'iris normalisé. Des cercles virtuels normalisés centrés au même centre de l'iris sont utilisés pour extraire des intensités représentatives de la texture de l'iris. Les intensités obtenus à partir du chaque cercle virtuel forment des signaux d'intensité unidimensionnels. Une transformation en ondelettes dyadique est ensuite

effectuée sur chacun des signaux unidimensionnels. Elle décompose chaque signal en un ensemble de signaux à des différents niveaux de résolution. Finalement le passage par zéro des résultats de la transformation est utilisé pour représenter la texture de l'iris. Lors de la classification des profils d'iris, deux fonctions de mesure de la similarité sont considérées: la première fait une mesure globale de la différence d'énergie entre les deux profils d'iris. La seconde fonction compare les deux profils en fonction de la différence des dimensions des impulsions de passage par zéro. Une méthode similaire est proposée par Sanchez-Avila et Sanchez-Reillo [86], [87].

- Ives et al. [88] utilisent l'histogramme des intensités de l'image, en niveau de gris, afin de reconnaitre l'iris. Une fois l'iris segmenté, l'histogramme, H_0, des intensités de la région de l'iris est calculé. Il représente la fréquence des niveaux d'intensités qui varient entre la valeur 0 et 255. Les faibles et les fortes intensités de l'image, correspondantes respectivement à des régions occlues par des paupières et des cils ou par des réflexions spéculaires sont mises à zéro. Le nouveau histogramme, H_1, obtenu sera donné par :

$$H_1[n] = \begin{cases} 0 & , \quad n < 20; \\ H_0[n] & , \quad 20 \leq n \leq 230; \\ 0 & , \quad n > 230; \end{cases} \tag{76}$$

Pour comparer deux histogrammes représentatifs de deux images d'iris, Ives et al. ont utilisé une mesure appelée "Mesure de Du" qui prend en considération la variation relative de l'entropie, la variation de phase, et la différence de puissance moyenne entre les deux profils.

4.2.3. Profil d'iris avec combinaison de valeurs binaires et réelles

Un dernier groupe de chercheurs encode l'iris en un profil formé par des valeurs binaires combinées à des valeurs réelles. Par ces approches, ils essaient de capter les caractéristiques globales et locales de l'iris en même temps.

4.2.3.1. Méthode de Zhang et al. [89]

Zhang et al. décrivent une méthode d'encodage qui utilise une combinaison d'approches "globales" et "locales" pour représenter la texture de l'iris. L'approche globale donne une bonne estimation de la texture globale de l'iris. Par contre l'approche locale représente d'une meilleure manière les variations locales de la texture de l'iris.

Les deux caractéristiques, globales et locales, sont extraites en utilisant le filtre Log-Gabor. La fonction Log-Gabor possède une fonction de transfert de la forme:

$$G(f) = e^{\left(\frac{-\left(log(f/f_0)\right)^2}{2\left(log(\sigma/f_0)\right)^2}\right)} \tag{77}$$

où f_0 et σ représentent, respectivement, la fréquence centrale et la largeur de bande du filtre.

Les deux caractéristiques, globales et locales, sont extraites en utilisant un groupe de filtres à ondelettes de Log-Gabor paramétrés selon quatre niveaux de fréquences et quatre orientations différentes.

Les caractéristiques globales sont extraites, dans un premier temps, en appliquant les filtres Log-Gabor sur l'image entière de l'iris. Ensuite les mêmes filtres sont appliqués sur des sous-images de l'iris normalisé afin d'extraire les caractéristiques locales. Les caractéristiques locales obtenues sont binarisées. Finalement, le profil de l'iris se compose d'une combinaison de caractéristiques globales réelles et locales binaires.

Pour la classification, une mesure de similarité entre les caractéristiques globales des deux profils d'iris est effectuée en utilisant la distance euclidienne de pondération donnée par :

$$d_1 = \sum_{i=1}^{N} \frac{(V_i - V_i')^2}{(\sigma_i)^2} \tag{78}$$

où V_i représente la $i^{ème}$ valeur de la caractéristique globale du du premier iris, V_i' est la $i^{ème}$ valeur de la caractéristique globale du deuxième iris et σ_i représente l'écart type de la $i^{ème}$ valeur de la caractéristique globale du profil du deuxième iris. Cependant la similarité entre les caractéristiques locales est estimée en utilisant la distance de Hamming.

4.2.3.2. Méthode de Vatsa et al. [50]

Vatsa et al. extraient les caractéristiques, globales et locales, de l'image de l'iris. Les caractéristiques de texture globale sont extraites en utilisant le filtre Log-Gabor. Ensuite le profil binaire est calculé dans le repère polaire et comparé à l'aide de la distance de Hamming selon le processus standard.

Les caractéristiques topologiques locales sont extraites en utilisant le calcul de nombre d'Euler. En partant d'une image binaire, le nombre d'Euler associé est défini comme la différence entre le nombre de composantes connexes (groupes de 1) et le nombre des trous (groupe de 0). Chaque pixel de l'image en niveau de gris de l'iris est représenté comme un vecteur binaire de 8 bit qui forme 8 plans binaires comme la montre la figure 4.9.

En observant ces plans, il apparaît que seulement quatre plans, formés à partir des quatre bits les plus significatifs, représentent l'information structurelle de l'iris, tandis que les quatre plans qui restent représentent les informations de luminance. L'information de luminance est de nature aléatoire et n'est pas utile pour la comparaison de la topologie de structure des deux images d'iris. Compte tenu de ce fait, seuls les quatre premiers plans sont utilisés pour calculer le nombre d'Euler, dans chaque plan constituant le profil iris topologique de l'iris.

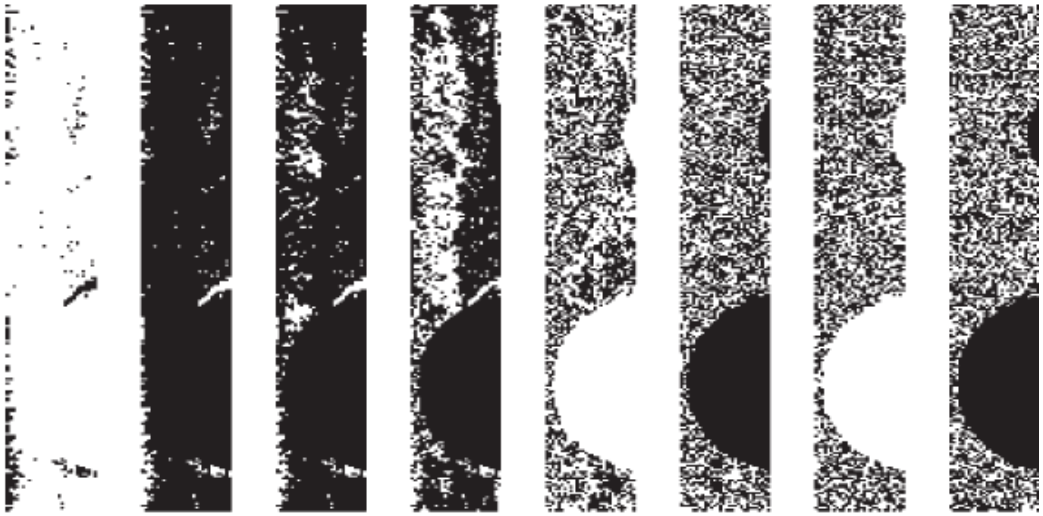


Fig. 4.9 : Binarisation de l'image d'iris; l'image à gauche correspond au bit le plus signifiant ; en allant vers la droite on arrive à l'image de bit le moins signifiant.

Pour mesurer la correspondance entre les caractéristiques topologiques des profils d'iris, Vatsa et al. utilisent la distance de Mahalanobis, D, donnée par l'équation suivante:

$$D(\bar{x},\bar{y}) = \left((\bar{x}-\bar{y})^T S^{-1}(\bar{x}-\bar{y})\right)^{\frac{1}{2}} \tag{79}$$

où $\bar{x}$ et $\bar{y}$ sont les deux profils formés par les codes d'Euler et S est la matrice de covariance de $\bar{x}$ et $\bar{y}$.

Finalement les scores de correspondance des caractéristiques globales et locales sont fusionnés en utilisant une machine à vecteurs de support. En comparaison avec le système de référence, les résultats expérimentaux aboutissent à une plus faible erreur FRR pour un pourcentage de FAR=0.0001% [90].

4.3. Nouveau système proposé pour la reconnaissance d'iris

Les méthodes d'encodage et de classification citées auparavant sont résumées dans le tableau 4.1. Les performances des principales méthodes développées sont résumées dans le tableau 4.2.

En analysant d'une part les résultats reportés, il apparait que le système de référence reste le plus performant avec un taux égal d'erreurs de $EER = 0.00076$ %. Cependant les bases de données utilisés pour l'évaluation n'est pas standardisée ce qui rend les résultats difficilement comparables.

Tableau 4.1 : Méthodes d'encodage et de classification de l'iris.

Auteurs	**Type des valeurs du profil d'iris**	**Catégorie d'encodage**	**Filtres utilisés**	**Méthode de classification**
Daugman [19], [70], Yao et al. [72], Thoonsaengngam et al. [71]	Binaire	Extraction de phase ou/et d'amplitude	Gabor ou Log-Gabor	Distance de Hamming
Sun et al. [73], [74]			Sobel + filtre Gaussien	
Tisse et al. [33]			Transformée de Hilbert + transformée de Fourier	
Ma et al. [41]		Analyse de l'intensité locale	Ondelette dyadique	Opérateur OR exclusif
Tian et al. [80]		Passages par zéro	Filtre de forme triangulaire	Mesure de similarité
Monro et al. [81] (à réécrire)			Transformée discrète en cosinus	
Chou et al. [78], Chenhong et Zhaoyang [77]		Analyse de la texture	Laplaciens des filtres gaussiens / dérivées des filtres gaussiens	Mesure de corrélation
Wildes [22]	Réelle			
Yu et al. [85]			Gabor	Distance Euclidienne
Miyazawa et al. [83], [84], [82]		Extraction de phase	Transformée de Fourier	Fonction de corrélation de phase
Boles et Boashash [67]		Passages par zéro	Ondelette dyadique	Mesure de différence d'énergie + Mesure de différence des dimensions des impulsions de passage par zéro
Ives et al. [88]		Analyse de l'histogramme de l'intensité	-	Mesure de Du
Vatsa et al. [50]	Binaire + réelle	Extraction de phase + analyse de texture	Log-Gabor	Distance de Hamming + Distance de Mahalanobis
Zhang et al. [89]		Analyse de texture		Distance de Hamming

Tableau 4.2 : Les principaux systèmes de reconnaissance d'iris avec leurs résultats de performance.

Systèmes proposés	**Résultats de performance**
Daugman [19], [70]	$EER = 0.00076\ \%$
Tisse et al. [80]	$FAR = 0\ \%, FRR = 11\%$
Ma et al. [41]	$EER = 0.07\ \%$
Miyazawa et al. [82]-[84]	$EER = 0.0032\ \%$
Yu et al. [85]	En comparaison avec le système de Daugman, une meilleure courbe ROC est obtenue sur certain intervalle de seuil de décision.
Vatsa et al. [50]	En comparaison avec le système de Daugman, une valeur plus faible de FRR est obtenue pour une valeur de $FAR = 0.0001\ \%$

En considérant toutes les méthodes d'encodage et de classification proposées, le système de référence est le plus répondu (surtout dans des applications commerciales). L'utilisation des filtres de Gabor et la quantification de la phase de leurs réponses donne des profils binaires efficaces et faciles à comparer entre eux. En plus la distance de Hamming, utilisée pour la mesure de similarité entre deux profils d'iris binaires fournit une métrique simple à calculer et efficace.

Sachant que nous avons défini nos propres processus de segmentation et de normalisation, il reste à définir, pour constituer un système de reconnaissance d'iris complet, les étapes d'encodage et de la classification. En conclusion de ce qui précède, ces dernières étapes ont été implémentées en suivant l'approche de référence.

Le système élaboré au cours de ce travail (figure 4.10) est basé sur l'utilisation d'une segmentation par contour actif sans bord et d'une transformée circulaire du Hough, qui assurent que la frontière de la pupille est détectée d'une manière précise et que la frontière externe de l'iris est bien approximée par un cercle. A la fin de cette étape, l'iris est isolé de la pupille et du blanc de l'œil après un filtrage des cils, des paupières et des réflexions spéculaires.

Ensuite l'étape de la normalisation est appliquée ; l'iris segmenté est échantillonné selon une transformation du plan cartésien au plan polaire pour avoir une représentation de l'iris sous forme d'une matrice rectangulaire de dimension fixe. La normalisation en bandes élastiques prend en considération le fait que des caractéristiques discriminantes importantes de l'iris sont localisées à la proximité de la frontière de la pupille. Ces contours d'échantillonnage varient entre le contour libre définissant la frontière de la pupille et le contour circulaire approximant la frontière externe de l'iris.

Deux configurations des centres des bandes élastiques sont testées :

- dans la configuration CGP, les centres des bandes se déplacent sur le segment joignant le centre de gravité de la pupille (CGP) et le centre du cercle approximant la frontière externe de l'iris ;

- dans la configuration CAP, les centres des bandes se déplacent sur le segment joignant le centre du cercle approximant la pupille (CAP) et le centre du cercle approximant la frontière externe de l'iris (figure 3.13).

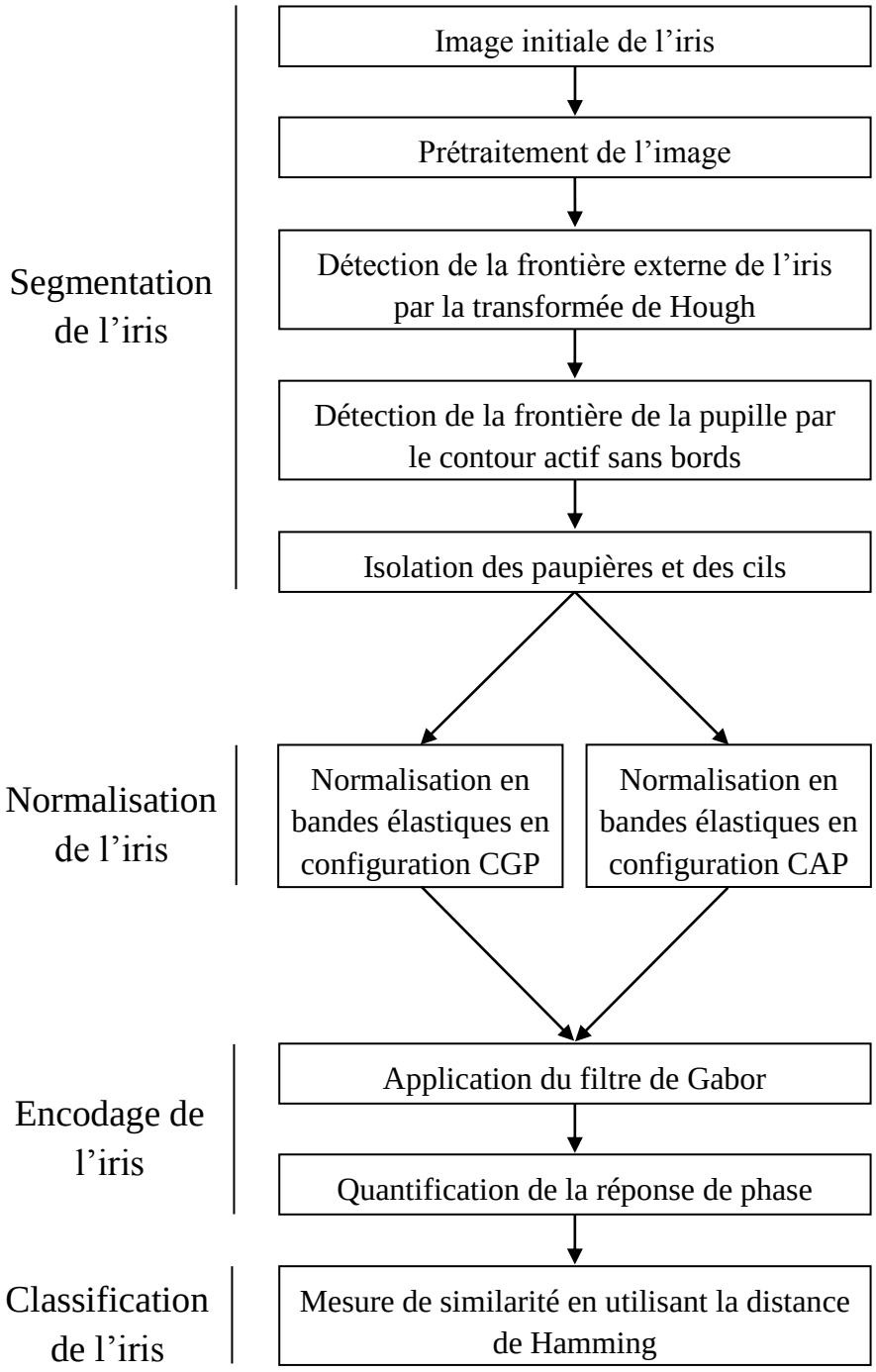


Fig. 4.10 : Architecture générale du système proposé pour l'identification de l'iris.

Cette structure de normalisation permet d'échantillonner l'iris tout en conservant les propriétés de la texture.

Un masque de bruit binaire est associé à chaque iris normalisé. Son rôle est de retirer les zones de l'iris qui ont été identifiées comme régions bruitées. Lors de la classification du profil d'iris, ces zones sont exclues du calcul de similarité entre profils d'iris.

Une fois que l'iris segmenté est normalisé, l'encodage et la classification de l'iris par les filtres de Gabor et la distance de Hamming sont appliqués respectivement suivant les méthodes traditionnelles.

Toutefois lors de l'évaluation de notre modèle de normalisation parabolique, la valeur réelle de la phase de la réponse du filtre de Gabor a été utilisée à la place de la quantification binaire. D'autre part, au lieu de classer les profils d'iris en utilisant la distance de Hamming, un système basé sur un réseau de neurones est utilisé. Un réseau à perceptron multicouche (Multilayer-Perceptron network) est implémenté.

Finalement afin d'évaluer et de quantifier les résultats de cette approche, le système est comparé avec le système de référence.

4.4. Conclusion

Les phases d'encodage et de classification de l'iris sont indispensables au déroulement d'un système de reconnaissance d'iris.

L'encodage assure que seules les caractéristiques les plus discriminantes de l'iris sont conservées pour la phase d'identification. Différentes méthodes ont été proposées parmi lesquelles on trouve les approches utilisant la phase [19], [33], les passages par zéro [67], l'analyse de texture [22] et l'analyse de l'intensité locale [41]. En plus de l'extraction, l'encodage détermine aussi la manière dont les informations sont représentées. Entre les différentes représentations citées, certains chercheurs utilisent des représentations à partir de valeurs binaires, alors que d'autres considèrent des valeurs réelles et un troisième groupe de chercheurs qui combine des représentations réels et binaires pour constituer le profil d'iris.

Pour la classification, le processus revient à trouver un outil pour mesurer la correspondance obtenue lors d'une comparaison entre deux profils d'iris. Une métrique de similarité est généralement développée et elle permet de donner une valeur représentative de la ressemblance des profils comparés. Parmi les différentes méthodes développées, la distance de Hamming est le plus répandue.

Une propriété importante à considérer lors du choix des méthodes d'encodage et de classification est d'assurer d'utiliser les méthodes qui résultent à des mesures de correspondance intra-classe qui soient séparable des mesures de correspondance inter-classe. Cela revient à garder un niveau qui permet de différencier si deux profils comparés correspondent à un même iris ou non.

Dans le système développé, nous avons proposé une méthode de segmentation efficace détectant la frontière non circulaire de la pupille et une méthode de normalisation en bandes

élastiques. L'encodage par des filtres de Gabor et la classification utilisant la distance de Hamming sont retenus à l'issu d'un état de l'art extensif.

Les résultats obtenus incluant ceux de la segmentation, de la normalisation parabolique et de la normalisation en bandes élastiques ainsi qu'une validation du système complet proposé sont présentés dans le chapitre suivant.

CHAPITRE V

RÉSULTATS

Sommaire

5.1. Introduction 102
5.1.1. Bases de données des images d'iris 102
5.1.2. Procédure d'évaluation des résultats 105
5.2. Optimisation des sous-processus 105
5.2.1. Prétraitement des images d'iris 106
5.2.2. Paramètres de segmentation 106
5.2.3. Paramètres de normalisation 111
5.2.4. Paramètres d'encodage 112
5.2.5. Paramètres de classification 112
5.3. Impact de la segmentation sur la performance 114
5.4. Impact de la normalisation sur la performance 119
5.4.1. Normalisation parabolique 119
5.4.2. Normalisation en bandes élastiques 120
5.5. Recherche des régions discriminantes 123
5.6. Conclusion 127

Dans ce chapitre sont présentés les résultats obtenus en implémentant le système de reconnaissance d'iris développé. La segmentation par contour actif sans bords et par transformée de Hough ainsi que la normalisation parabolique sont évaluées séparément. Ensuite les résultats de reconnaissance obtenus suite à la normalisation en bandes élastiques sont présentés. Finalement, l'efficacité du système de reconnaissance d'iris est validée en mesurant les performances de reconnaissance obtenues à partir des différentes régions de l'iris tout en comparant ces résultats avec ceux des méthodes de la littérature.

5.1. Introduction

Les développements proposés pour la segmentation et la normalisation sont testés afin de vérifier leurs efficacités. La segmentation par contour actif et par transformée de Hough, la normalisation parabolique ainsi que la normalisation en bandes élastiques sont évalués sur des images d'iris issues de bases de données publiques. Cette section décrit d'abord les bases de données des images d'iris utilisées pour les tests puis ensuite les méthodes d'évaluation des performances.

5.1.1. Bases de données des images d'iris

Parmi les différentes bases de données des images d'iris, on a utilisé lors de l'évaluation de nos travaux la base UBIRIS-V1 [92] et la base CASIA-IrisV3 [93].

La base de données UBIRIS-V1 est composée de 1877 images d'iris recueillies auprès de 241 personnes en septembre 2004 en deux sessions distinctes. Dans la première session des facteurs de bruit, spécialement ceux relatifs aux reflets, luminosité et contrastes, ont été minimisés en imposant des conditions d'éclairage contrôlées lors de l'acquisition des images d'iris. Dans la deuxième session, la luminosité naturelle a été introduite lors de la capture des images d'iris. Des images bruitées à l'égard des réflexions spéculaires, du contraste et de la luminosité des régions de l'iris ont ainsi été obtenues. Les images d'iris ont été acquises en utilisant une caméra $Nikon\ E5700$. Les images sont acquises en couleurs RGB (Red, Green, Blue) puis transformée en des images en niveaux de gris. Seules les images en niveaux de gris sont évaluées dans nos travaux. Ces images sont sauvegardées au format $JPEG$. Chaque image possède une dimension de 200×150 pixels correspondant à une région d'acquisition de $70 \times 50\ mm$. La caractéristique la plus pertinente d'UBIRIS-V1 est de contenir des images conduisant plusieurs facteurs de bruit, simulant des environnements d'acquisition d'image moins contraints. Cette base permet à l'évaluation de la robustesse des méthodes de reconnaissance de l'iris. Cependant les images de cette base de données sont considérées comme ayant une faible résolution [91].

La base CASIA-IrisV3 comprend trois sous-ensembles qui sont étiquetés : CASIA-IrisV3-Interval, CASIA-IrisV3-Lamp et CASIA-IrisV3-Twins. Les images de CASIA-IrisV3-intervalles ont été acquises, en 2006, dans un environnement fermé, en deux sessions de capture avec un intervalle d'au moins 1 mois entre la première et la deuxième session. 2639 images provenant de 249 personnes ont été recueillies sous un éclairage proche de

l'infrarouge à l'aide d'un capteur auto-développé (Figure 5.1) correspondant à une région d'acquisition de $80 \times 70\, mm$. Pour chaque personne, un seul œil ou les deux yeux sont considérés. 395 classes d'iris sont finalement obtenues. Ces images en niveaux de gris sont enregistrées sous un format $JPEG$ avec une dimension de 320×280 pixels. Les deux autres sous-ensembles de CASIA-IrisV3 contiennent des images de l'iris recueillies dans diverses conditions d'illumination et à partir d'iris de jumeaux. Cependant dans notre travail seul CASIA-IrisV3-Interval est utilisé pour évaluer le système de reconnaissance d'iris [93]. Les images de CASIA-IrisV3-Interval sont considérées de bonnes résolutions avec du bon niveau de détail de texture de l'iris.

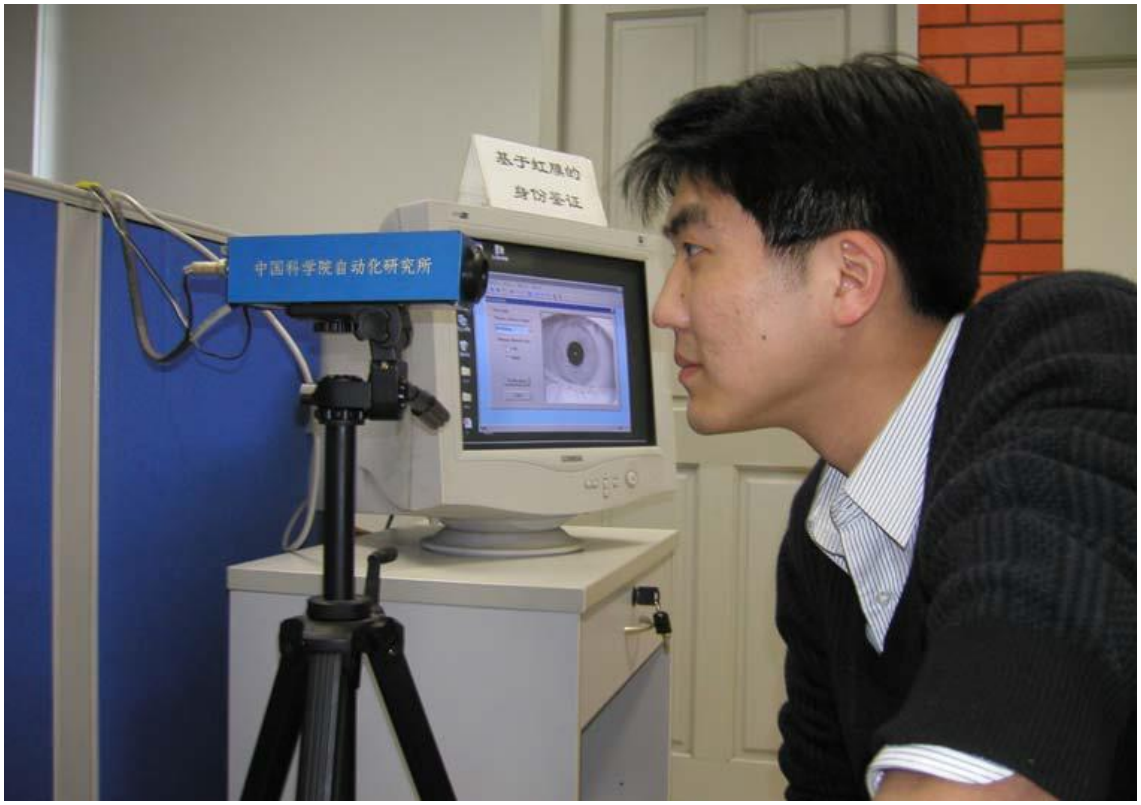
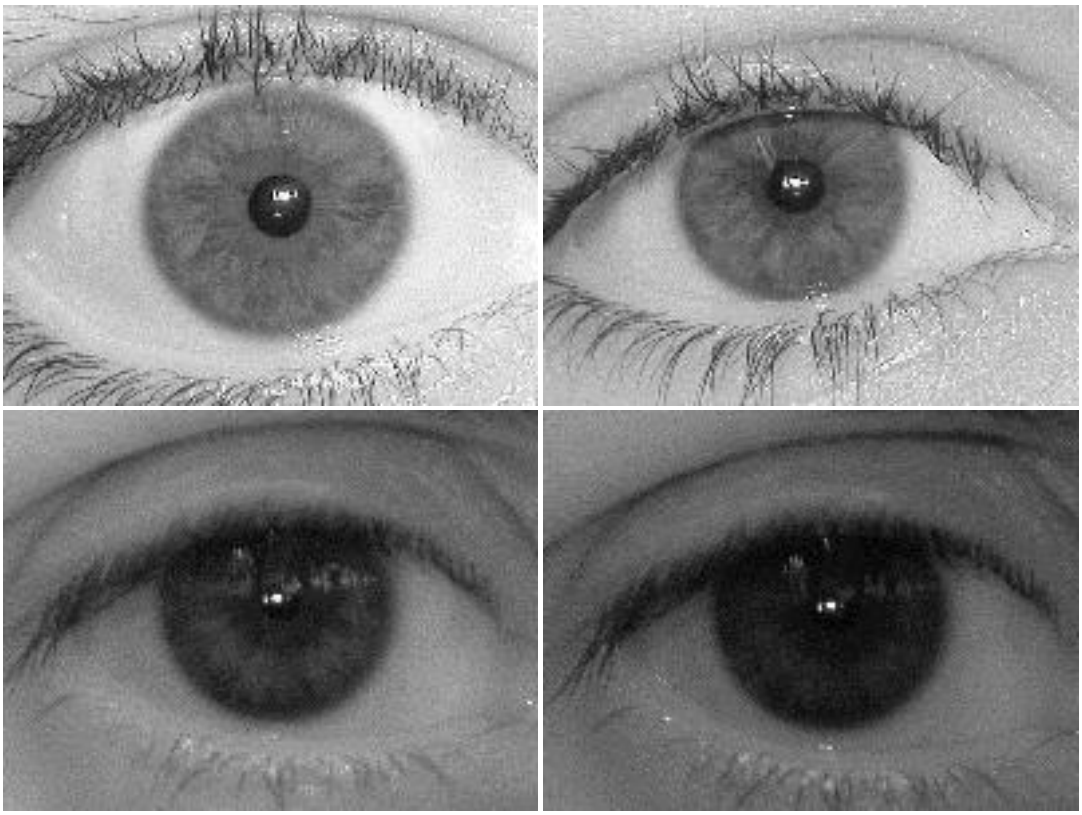
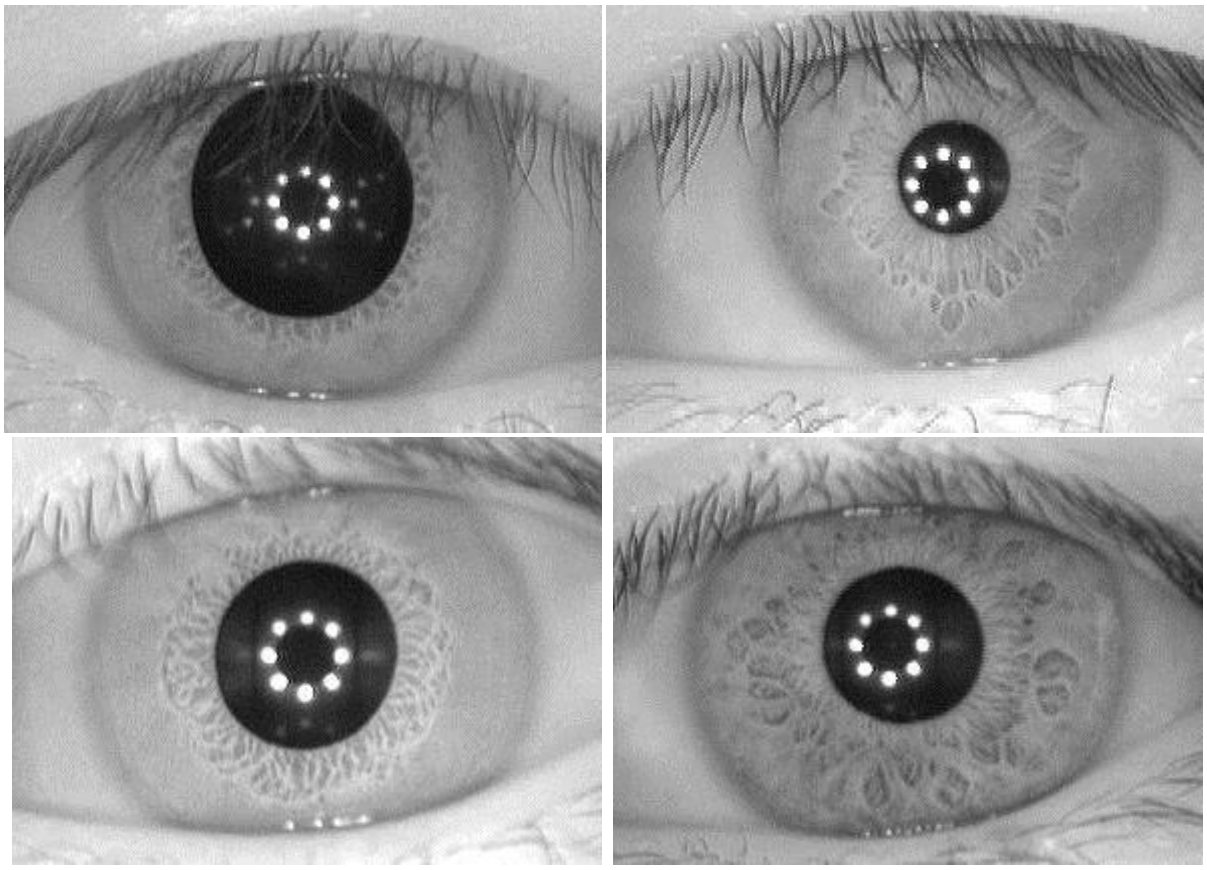


Fig. 5.1: Système d'acquisition des images d'iris implémenté pour obtenir la base de données CASIA-IrisV3-Interval.

La figure 5.2 représente un exemple des images d'iris obtenues à partir des bases de données UBIRIS-V1 et CASIA-IrisV3-Interval. En observant les images de ces deux bases de données, il apparait clairement que les images de CASIA-IrisV3-Interval, présentent une texture d'iris plus claire et un contraste plus fort que ceux des images d'UBIRIS-V1. Plus particulièrement le faible contraste entre la pupille et l'iris des images d'UBIRIS-V1 est remarquable. Cela augmente la difficulté de détecter la frontière correspondante. D'autre part dans les images de CASIA-IrisV3-Interval les réflexions spéculaires sont situées à l'intérieur de la pupille sous forme de plusieurs taches circulaires. Dans UBIRIS-V1 les réflexions spéculaires ne sont pas concentrées dans un seul endroit. En ce qui concerne les cils, ils ont la forme de lignes pointues de faible intensité et peuvent couvrir partiellement les images d'iris dans les deux bases.



(a)



(b)

Fig. 5.2 : Exemples des images d'iris obtenus à partir des bases de données UBIRIS-V1 (a) et CASIA-IrisV3-Interval (b) respectivement.

5.1.2. Procédure d'évaluation des résultats

En considérant le système de reconnaissance d'iris, des développements peuvent affectés effectués différentes étapes de traitement. Sachant que chacune de ces étapes utilise le résultat de la précédente, l'effet produit par un certain développement est peut être observé au niveau de l'étape développée (effet direct) et dans les étapes qui suivent (effet indirect).

Par exemple, lors d'un développement de la segmentation de l'iris, on peut évaluer l'effet direct de la méthode utilisée en estimant la proportion de l'iris correctement segmenté. Une telle évaluation donne une idée de l'efficacité de la segmentation seule indépendamment des traitements qui suivent.

Cependant, sachant que le but poursuivi lors du développement d'un système de reconnaissance d'iris est d'améliorer la reconnaissance des images d'iris, une évaluation de l'impact des modifications apportées au système, dans n'importe quelle étape, est plus significative en mesurant les performances de reconnaissance du système global. Sachant qu'on a considéré le processus de vérification ou d'authentification de l'iris, les performances du système sont mesurables en estimant la décidabilité, la précision au taux égal d'erreurs et les courbes COR comme expliqué dans le premier chapitre de ce mémoire.

Par conséquent, le système modifié doit être comparé à un système de référence. En considérant les systèmes de reconnaissance d'iris, le système de Daugman [19] est le plus référencé jusqu'à nos jours. Implémenté dans de nombreuses applications commerciales, il est utilisé pour comparer les systèmes par la plupart des chercheurs. Lors de l'évaluation des développements proposés, nous comparons les performances obtenus avec celles du système de Daugman.

Dans ce qui suit, les paramètres des différents traitements sont présentés en section 5.2. La segmentation par contour actif sans bords et par transformée de Hough est premièrement évaluée dans la section 5.3. Puis l'évaluation de la normalisation parabolique et de la normalisation en des bandes élastiques est détaillée dans les sections 5.4 et 5.5 respectivement. Ensuite une analyse du pouvoir discriminant des différentes régions de l'iris traitées selon le processus proposé est présentée en section 5.6. Finalement les conclusions sont exposées dans la dernière section de ce chapitre.

5.2. Optimisation des sous-processus

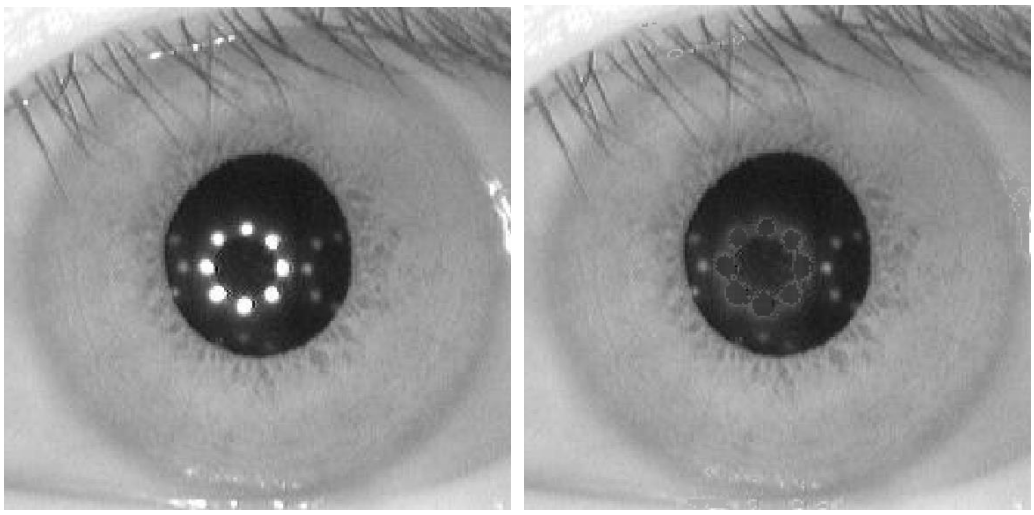
Les paramètres du prétraitement des images d'iris, de la segmentation, de la normalisation, de l'encodage et finalement ceux de la classification doivent être optimisés selon la base de données des images testées. Comme nous avons testé la segmentation sur les deux bases UBIRIS-V1 et CASIA-IrisV3-Interval, toutes deux doivent être considérées pour le choix des paramètres.

5.2.1. Prétraitement des images d'iris

Avant toutes opérations sur les images d'iris, ces dernières sont prétraitées afin de réduire l'effet des réflexions spéculaires et des cils. Une opération de seuillage d'intensité est premièrement appliquée afin de réduire les réflexions spéculaires caractérisées par des pixels de hautes intensités. Les intensités des images en niveaux de gris varient entre 0 (noir) et 255 (blanc). On choisit la valeur de seuil d'intensité en analysant la distribution des valeurs d'intensités des images d'iris. Il apparait que les seuils d'intensité de valeurs 240 et de 245 sont suffisants pour isoler les réflexions spéculaires de l'iris dans les bases de données UBIRIS-V1 et CASIA-IrisV3-Interval respectivement. Les pixels supprimés sont remplacés par l'intensité moyenne des pixels voisins.

La figure 5.3 montre un exemple d'une image d'iris de la base de données CASIA-IrisV3-Interval avant et après traitement des réflexions spéculaires.

D'autre part, la présence des cils dans l'image de l'iris peut engendrer des gradients de très hautes intensités. Ce qui peut induire une fausse détection des contours. Sachant que les cils possèdent une très faible intensité qui peut être proche à l'intensité de la pupille, un seuillage simple de l'intensité risque d'éliminer des pixels qui appartiennent à la région de la pupille.



(a) (b)

Fig. 5.3 : Une image initiale d'iris (a) est traitée pour réduire l'effet des réflexions spéculaires (b).

5.2.2. Paramètres de segmentation

Différents paramètres de fonctionnement de la transformée de Hough, du contour actif et de l'opérateur de Daugman sont à définir. En plus, les paramètres de segmentation doivent inclure les conditions de convergence du contour actif ainsi les propriétés de l'isolation des paupières. L'ensemble de paramétrage de la segmentation est définit dans les paragraphes suivants :

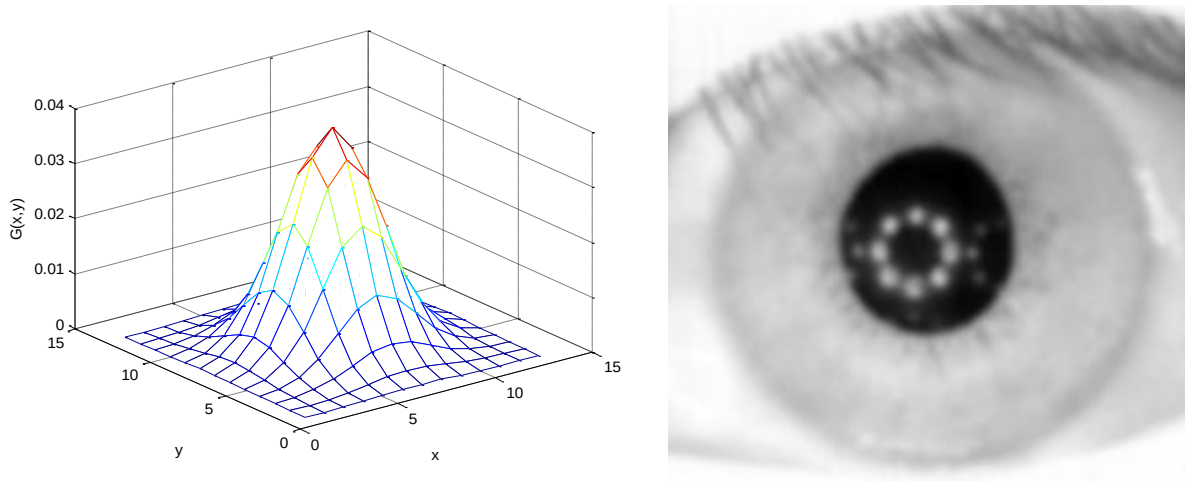
- Génération de l'image des contours

Pour appliquer la transformée de Hough, une image de contours doit être premièrement générée. On utilise pour ce faire, une méthode basée sur le filtre *Canny* [93]. Ce dernier localise les bords de l'image en recherchant les maxima locaux du gradient de l'image lissée.

Le lissage est réalisé a l'aide d'un filtre gaussien bidimensionnel donné par l'équation suivante :

$$G(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \tag{80}$$

σ est l'écart type du filtre, on a choisi une valeur de $\sigma = 2$ lors de la génération du filtre.
Le filtre obtenu ainsi que l'image filtrée sont représentés dans la figure 5.4.



(a) (b)

Fig. 5.4 : Filtre gaussien (a) appliqué pour obtenir une image lissée (b).

La dérivée de l'image lissée est ensuite calculée afin de générer une image de gradient. A partir de cette image, deux seuils d'intensité sont utilisés afin de détecter les bords de forts et de faibles gradients qui correspondent aux zones de rupture entre clair et sombre ou entre sombre et clair qui sont caractéristiques d'un contour entre deux zones homogènes.

Des gradients verticaux et horizontaux sont calculés à l'aide des fenêtres rectangulaires suivantes :

$$G_V = \begin{bmatrix} -0.5 & 0 & 0.5 \\ -1 & 0 & 1 \\ -0.5 & 0 & 0.5 \end{bmatrix} \tag{81}$$

$$G_H = \begin{bmatrix} -0.5 & -1 & -0.5 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0.5 & 1 & 0.5 \end{bmatrix} \tag{82}$$

Le gradient vertical est utilisé pour détecter la frontière externe de l'iris. Le gradient horizontal est utilisé pour détecter la paupière et les deux directions sont utilisées conjointement pour détecter les bords de la pupille.

La figure 5.5 montre les images de gradient horizontal (5.5 b), vertical (5.5 a) et les 2 ensembles (5.5 c) obtenues à partir de l'image d'iris lissée.

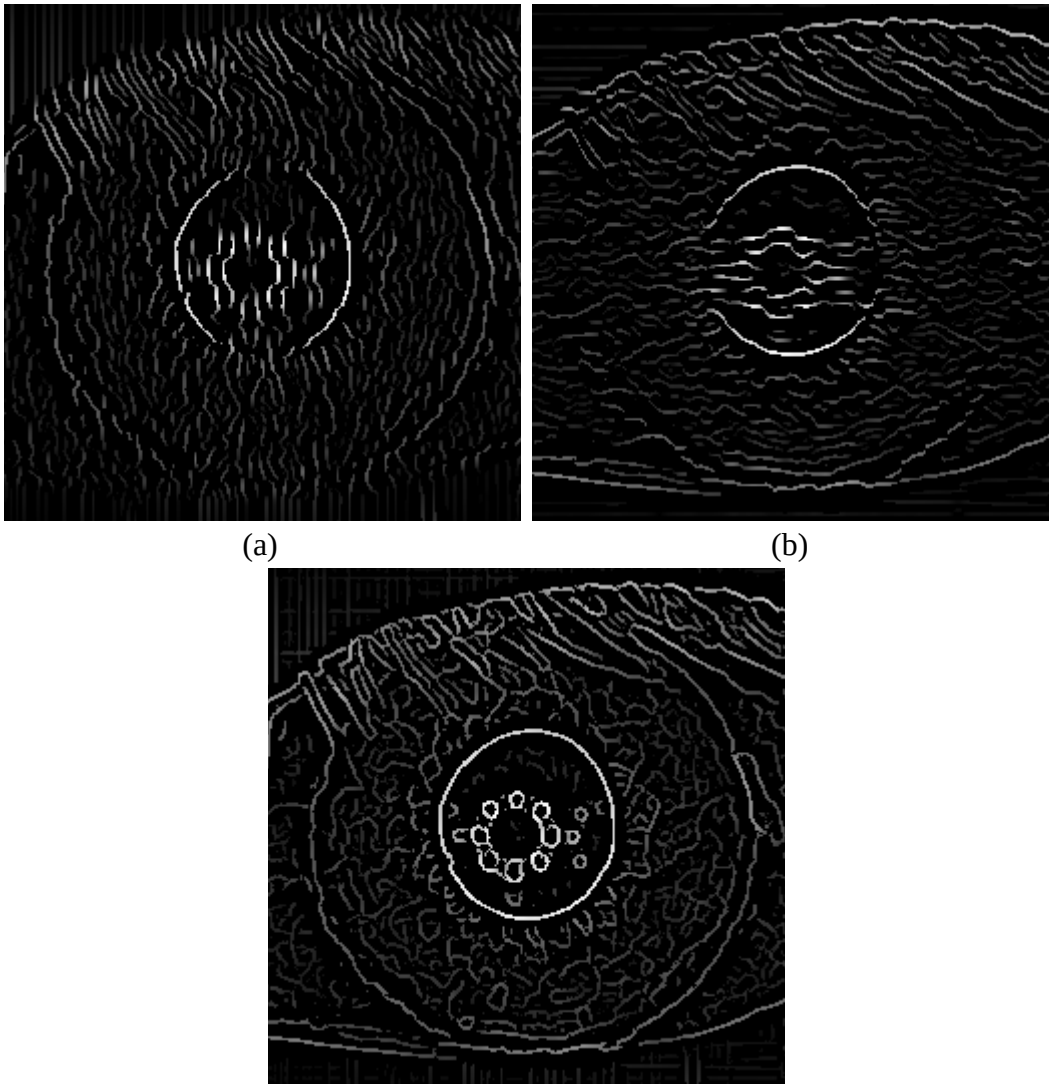
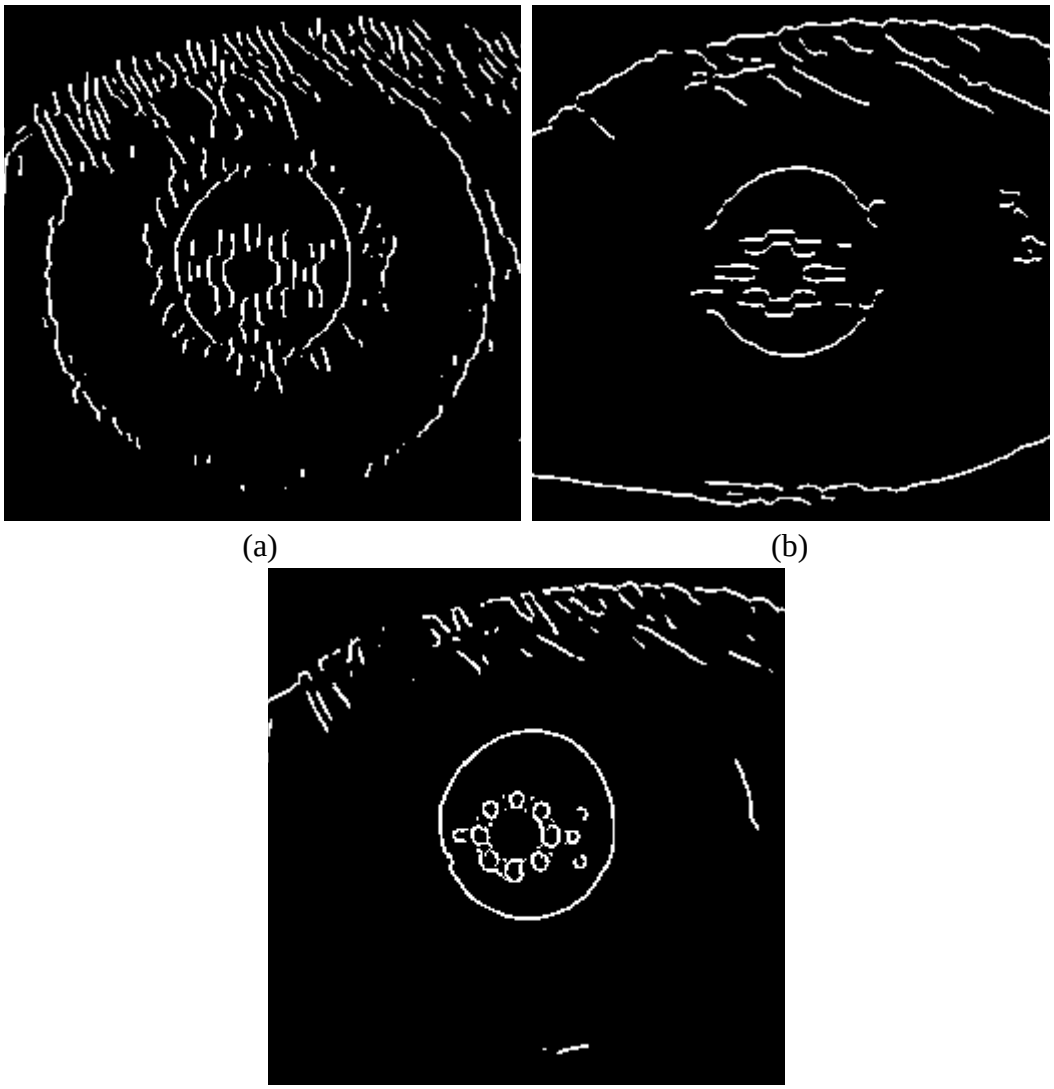


Fig. 5.5 : Images de gradient obtenu en appliquant un filtre de direction verticale (a), horizontale (b) ou les deux directions ensemble (c).

En utilisant deux seuils d'intensités, les bords forts et faibles de l'image sont identifiés. Les bords forts sont toujours gardés alors que les bords faibles sont conservés à condition d'être connectés à des bords de fortes intensités. Ces deux seuils sont identiques pour les images des bases de données UBIRIS-V1 et CASIA-IrisV3-Interval et sont déterminés d'une manière empirique. Pour la génération de l'image des contours pour la détection de la frontière externe de l'iris les deux seuils d'intensité de gradient sont : $s_1 = 0.14$ et $s_2 = 0.13$. Dans le cas de la détection de la paupière les deux seuils sont : $s_3 = 0.20$ et $s_4 = 0.15$ et finalement pour la détection de la frontière de la pupille les seuils choisit sont : $s_5 = 0.25$ et $s_6 = 0.22$.

En appliquant ses seuils aux images de gradient, des images de contours sont obtenues. Les images de contours correspondant aux images de la figure 5.5 sont données dans la figure 5.6. Une fois l'image des contours obtenue, la transformée de Hough peut être appliquée.



(a) (b)

(c)

Fig.5.6 : Images des contours obtenus par un seuillage d'image de gradient vertical (a), horizontal (b) ou d'image de gradient vertical et horizontal en même temps (c).

- Application de la transformée de Hough

La transformée de Hough est appliquée sur l'image de contours afin de détecter des frontières de forme donnée. Dans le cas de la détection de la frontière externe de l'iris ou celui de l'approximation de la frontière de la pupille, les paramètres du contour à trouver sont le centre et le rayon du cercle correspondant. Alors que lors de l'approximation de la paupière par une droite, les paramètres sont les deux coefficients de la droite.

Les deux bases de données des images d'iris sont acquises dans des conditions différentes. Ainsi la taille moyenne de l'iris dans chacune de ces deux bases de données est différente. En examinant les images d'iris des deux bases de données utilisées, les domaines des rayons possibles de la frontière externe ou de la frontière interne de l'iris sont déterminés empiriquement pour chaque base.

- Application du contour actif sans bords

Le contour actif sans bords est utilisé pour segmenter la frontière de la pupille d'une manière précise. Il est premièrement initialisé à partir de l'approximation circulaire de la frontière de la pupille, calculée précédemment à l'aide de la transformée de Hough.

Lors du calcul de l'énergie du contour actif selon l'équation (46), le paramètre α est utilisé pour pondérer le périmètre du contour. Une valeur de $\alpha = 0.4$ est choisit empiriquement d'une manière qui favorise que le contour détecté soit relativement de grand périmètre. Ce paramètre évite que le contour actif converge vers les contours de réflexions spéculaires situées à l'intérieur de la pupille.

Pour déterminer la condition de stationnarité du contour actif, l'évolution de la surface du contour est évaluée. La figure 5.7 montre deux situations différentes de variation de la surface de contour avec les itérations de segmentation.

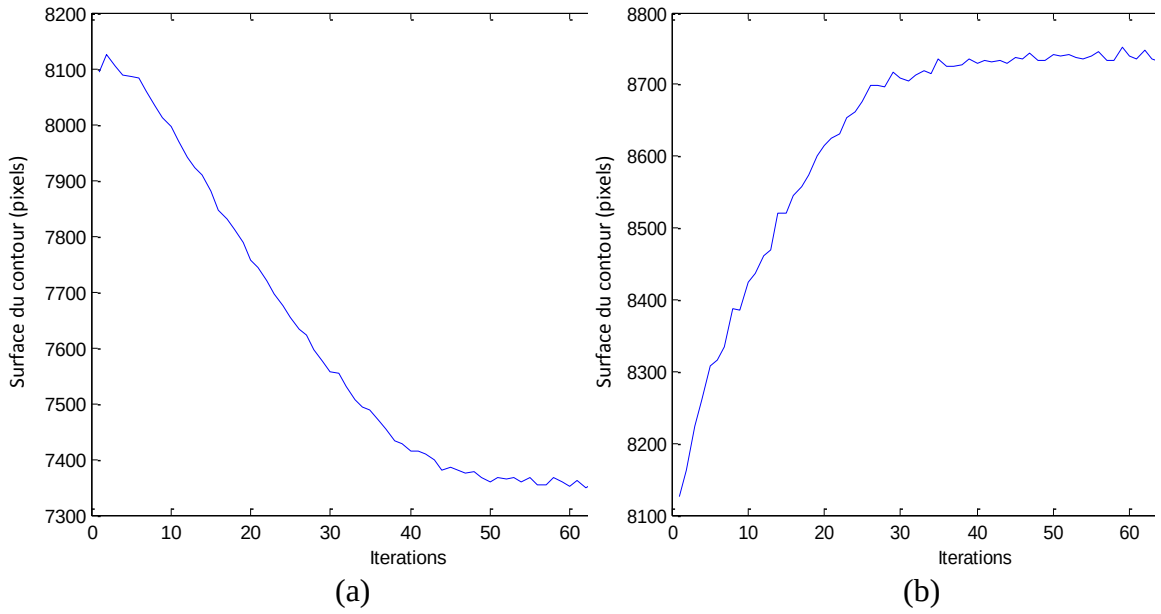


Fig. 5.7 : Variation de la surface du contour actif au cours de la segmentation de deux images typiques ; dans les deux situations la surface du contour actif varie faiblement à partir de la 45ème itération ce qui reflète une convergence à la frontière de la pupille.

Dans la figure 5.7(a), le contour initial est circonscrit à la pupille et ainsi avec les itérations ce contour se rétrécie pour détecter la pupille. Inversement, dans la figure 5.7(b), le contour initial est inscrit dans la pupille et il se dilate pour détecter la pupille. Dans les deux situations une convergence vers la frontière de la pupille est observée après presque 45 itérations, où la surface du contour devient relativement stable. Pour les images de CASIA-IrisV3-Interval, une convergence est observée généralement à partir de 40 itérations. Alors que pour la base de données UBIRIS-V1, comme les images sont de dimensions inférieures, l'espace de calcul est réduit et une convergence plus rapide est obtenue à partir de 25 itérations.

En analysant la variation de la surface du contour actif lors de la segmentation des images d'iris des deux bases de données, un seuil de stabilité de la surface du contour actif est

calculé. Le contour actif continu à évoluer jusqu'à ce que la variation de la surface du contour au cours de 5 itérations successives devienne inférieure à 30 pixels. Une fois cette condition satisfaite, le processus de recherche du contour actif s'arrête de s'évolué et la frontière de la pupille est ainsi détectée. La même condition de convergence est utilisée pour les deux bases de données.

- Application de l'opérateur integro-différentiel de Daugman

Afin d'appliquer la segmentation de l'iris selon la méthode de Daugman, les paramètres de l'opérateur integro-différentiel de Daugman (équation 7) sont à définir.

La segmentation de Daugman est implémentée en imposant un intervalle de recherche des centres et des rayons des approximations circulaires des deux frontières de l'iris. Sachant que la segmentation développée résulte par une approximation des centres des frontières de l'iris, deux fenêtres de 11×11 pixels sont déterminées autour de ces centres pour appliquer l'opérateur de Daugman.

Ces domaines de recherche utilisés pour des rayons des deux frontières de l'iris, sont les mêmes que ceux utilisé pour la méthode proposée.

Finalement le lissage gaussien, inclus dans l'opérateur de segmentation de Daugman, est assuré par le même filtre avec les mêmes paramètres que ceux utilisés pour la génération de l'image de contours (équation 80).

5.2.3. Paramètres de normalisation

Après la segmentation, l'iris sera transformé par un processus de normalisation en une représentation matricielle de dimension fixe. On décrit dans cette section le paramétrage des deux méthodes de normalisation développées (normalisation parabolique et normalisation en bandes élastiques) ainsi que celui de la normalisation de Daugman.

- Paramètres de la normalisation de Daugman, de la normalisation parabolique et de la normalisation en bandes élastiques

Pour appliquer la normalisation de l'iris, indépendamment de la méthode utilisée, deux paramètres sont à préciser : la résolution de l'échantillonnage radiale et la résolution de l'échantillonnage angulaire. Ces deux paramètres reflètent le nombre de cercles d'échantillonnage et le nombre d'échantillons pour chaque cercle respectivement.

Lors de l'implémentation de toutes les méthodes de normalisations, on a choisi 32 niveaux radiales et 240 directions angulaires par chaque niveau radiale équirépartie. L'iris normalisé aura ainsi une dimension fixe de 32×240 pixels.

Le masque de bruit de chaque image normalisé dans les mêmes conditions.

- Paramètres de normalisation pour la recherche de lieu d'informations d'iris

Lors de la recherche du lieu d'informations dans la texture d'iris, la région d'iris sera divisée en 10 anneaux équirépartis pour couvrir toute la surface de l'iris.

L'obtention d'une représentation normalisée pour cette étude consiste à normaliser l'iris, selon la méthode de normalisation en bandes élastiques, pour obtenir un profil d'iris normalisé de dimension 40×240 pixels. La matrice obtenue est ensuite fractionner en 10 sous-matrices de dimension 4×240 pixels chacune, comme indiqué par la figure 5.8. Finalement le même processus est appliqué sur le masque de bruit afin de garder une connaissance sur les zones bruitées dans les différentes régions de l'iris.

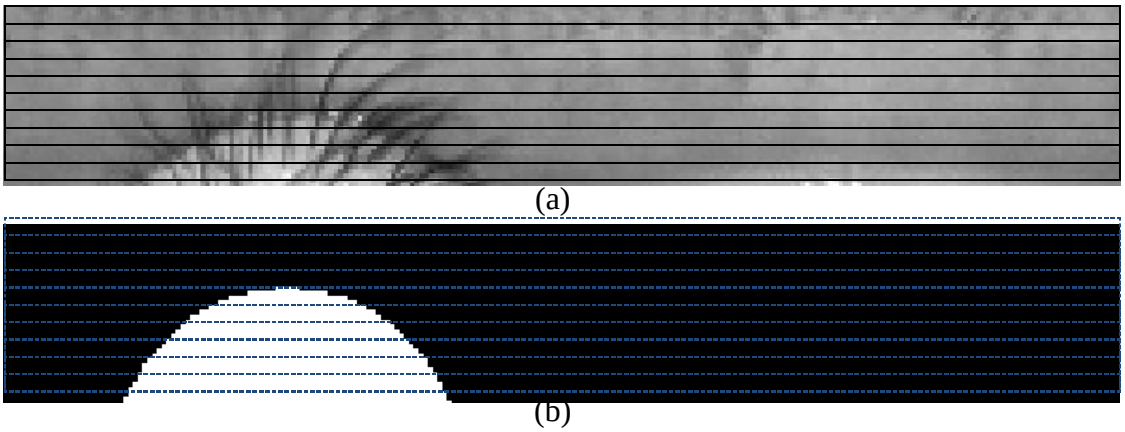


Fig. 5.8 : Fractionnement de l'iris normalisé en 10 anneaux de mêmes dimensions ; la figure (a) représente chaque anneau normalisé avec son masque correspondant en (b).

5.2.4. Paramètres d'encodage

L'encodage de l'iris est assuré par les filtres de Gabor. Cependant il a été constaté que l'encodage de l'iris avec plusieurs ondelettes de Gabor ne produit pas de meilleure performance que l'encodage simple [4]. Nous avons donc choisi de n'utilise qu'un. De plus, ce choix fournit une représentation compacte des caractéristiques de l'iris.

La longueur et la largeur du filtre sont choisies identiques : $\alpha = \beta = 18$ pixels ce qui correspond à une fréquence spatiale du filtre est de $\omega \approx 25$ pixels.

5.2.5. Paramètres de classification

Dans nos expérimentations, deux méthodes de classifications ont été utilisées: classification par calcul de la distance de Hamming et classification en utilisant les réseaux de neurones.

- Classification en distance de Hamming

En mesurant la similarité entre deux codes d'iris en utilisant la distance de Hamming, un seul paramètre est à choisir. Il s'agit du nombre de bits de translation, φ, qui compense la rotation de l'iris. On a choisi ainsi d'appliquer une translation du code d'iris dans un intervalle $[-10, +10]$ pixels.

- Classification par réseaux de neurones

Plusieurs autres tentatives de mise en œuvre de réseaux de neurones pour la classification iris ont été testées. Un réseau de neurone QAV (quantification par apprentissage vectoriel) a été mis en place [39], qui apprend plus vite que les mécanismes de "back propagation", mais dépend aussi du choix des poids initiaux. Les réseaux de neurones probabilistes et les réseaux de neurones "Particle Swarm Optimization" ont été combinés aussi pour obtenir une meilleure précision [91].

Le réseau de neurones implémenté comprend 7680 neurones dans la couche d'entrée, ce qui correspond au nombre des paramètres caractéristiques dans l'iris normalisé. Sachant que l'évaluation de la normalisation parabolique utilisant la classification en réseaux de neurones est effectuée sur des images de 100 personnes, 100 neurones dans la couche de sortie, représentant chacun l'identité d'une personne de la base de données testée, sont utilisés.

Tableau 5.1 : Optimisation du nombre des neurones de la couche cachée.

Nombre de neurones dans la couche cachée	**Temps d'apprentissage (secondes)**	**Epoques**	**Erreur d'apprentissage**	**Erreur de validation**	**Erreur de test**
5	3.4	57	0.8123	0.7820	0.7748
100	5.6	89	0.0511	0.1648	0.1353
150	2.0	19	0.3967	0.4984	0.4277
200	9.1	93	0.0100	0.0759	0.0902
220	13.4	122	0.0100	0.0923	0.0944
220	10.2	73	0.0099	0.0874	0.0837
240	10.1	40	0.0098	0.1097	0.0658
260	**13.7**	**32**	**0.0098**	**0.0659**	**0.0698**
280	23.7	292	0.0177	0.1012	0.0841
350	35.2	138	0.1125	0.1213	0.1399
400	49.3	27	0.1412	0.1956	0.1859

Pour choisir le nombre de neurones dans la couche cachée, la performance du réseau a été testée en utilisant un nombre variable de 5 à 400 neurones. Des faibles erreurs de validation et de test ont montré que 260 neurones est le meilleur choix de nombre de neurones dans la couche cachée (tableau 5.1).

L'information de l'image filtrée est utilisée directement sans qu'elle soit quantifiée sur 2 bits. Ainsi afin de couvrir toute la gamme de la fonction hyperbolique tangente sigmoïde un décalage linéaire de la réponse de phase de l'encodage de l'iris est effectué.

Les poids et les biais sont initialisés selon l'algorithme Nguyen-Widrow. La méthode de back propagation est utilisée pour l'apprentissage.

Pour assurer la convergence dans un délai raisonnable, les résultats expérimentaux ont montré qu'un taux d'apprentissage (learning rate) de 0,1 permet un apprentissage plus rapide tout en améliorant les performances du réseau (tableau 5.2).

Tableau 5.2 : Optimisation du taux d'apprentissage.

Taux d'apprentissage	**Temps d'apprentissage (secondes)**	**Epoques**	**Erreur d'apprentissage**	**Erreur de validation**	**Erreur de test**
0.01	100.0	279	0.0100	0.0649	0.0744
0.05	23.5	57	0.0100	0.0648	0.0739
0.1	**13.7**	**32**	**0.0098**	**0.0659**	**0.0698**
0.3	154.4	461	0.0282	0.0693	0.0775

Quant à la fonction de transfert, il a été constaté que la fonction *tansig* et la fonction *logsig* aboutirait à la performance optimale pour la couche cachée et la couche de sortie du réseau respectivement.

La méthode de Cross-validation a été utilisée pour éviter le sur-apprentissage et finalement l'erreur est estimée à l'aide de l'erreur quadratique moyenne normalisée, E_Q, donnée par l'équation suivante :

$$E_Q = \frac{\sqrt{\frac{\sum\left(V_{prédite} - V_{obtenue}\right)^2}{N}}}{\bar{V}_{obtenue}} \tag{83}$$

où $V_{prédite}$ et $V_{obtenue}$ sont la valeurs prédite et la valeur obtenue à la sortie du réseaux de neurones ; N est le nombre des valeurs calculées et $\bar{V}_{obtenue}$ est la moyenne des valeurs obtenues.

5.3. Impact de la segmentation sur la performance

Pour analyser l'efficacité de la méthode de segmentation développée, les résultats de la segmentation sont comparés à ceux issus d'une segmentation standard (Daugman). Cette analyse peut être effectuée en mesurant directement le taux d'iris correctement segmentés dans les deux méthodes ou en mesurant indirectement l'effet de la segmentation sur les performances de reconnaissance d'iris.

- Taux d'images d'iris bien segmentées

Dans un premier temps on évalue les résultats de la segmentation en mesurant le taux d'iris correctement segmentés avec les deux méthodes testées. 1877 images d'iris de la base de données UBIRIS-V1 et 2639 images d'iris de la base de données CASIA-IrisV3-Interval sont successivement utilisées. Toutes les images segmentées sont visuellement inspectés afin d'analyser et de vérifier les résultats obtenus. Si la segmentation n'arrive pas à définir correctement la frontière de la pupille c.à.d. si elle n'arrive pas à bien isoler la région de pupille de celle de l'iris, le résultat est considéré comme une fausse segmentation.

Les figures 5.9 et 5.10 montrent un exemple des résultats de segmentation des images de deux bases de données UBIRIS-V1 et CASIA-IrisV3-Interval respectivement :

- la méthode proposée présente, d'une part, une meilleure précision de segmentation de la pupille que fait la méthode à approximation circulaire ;
- d'autre part la frontière externe est bien approximée par le contour circulaire.

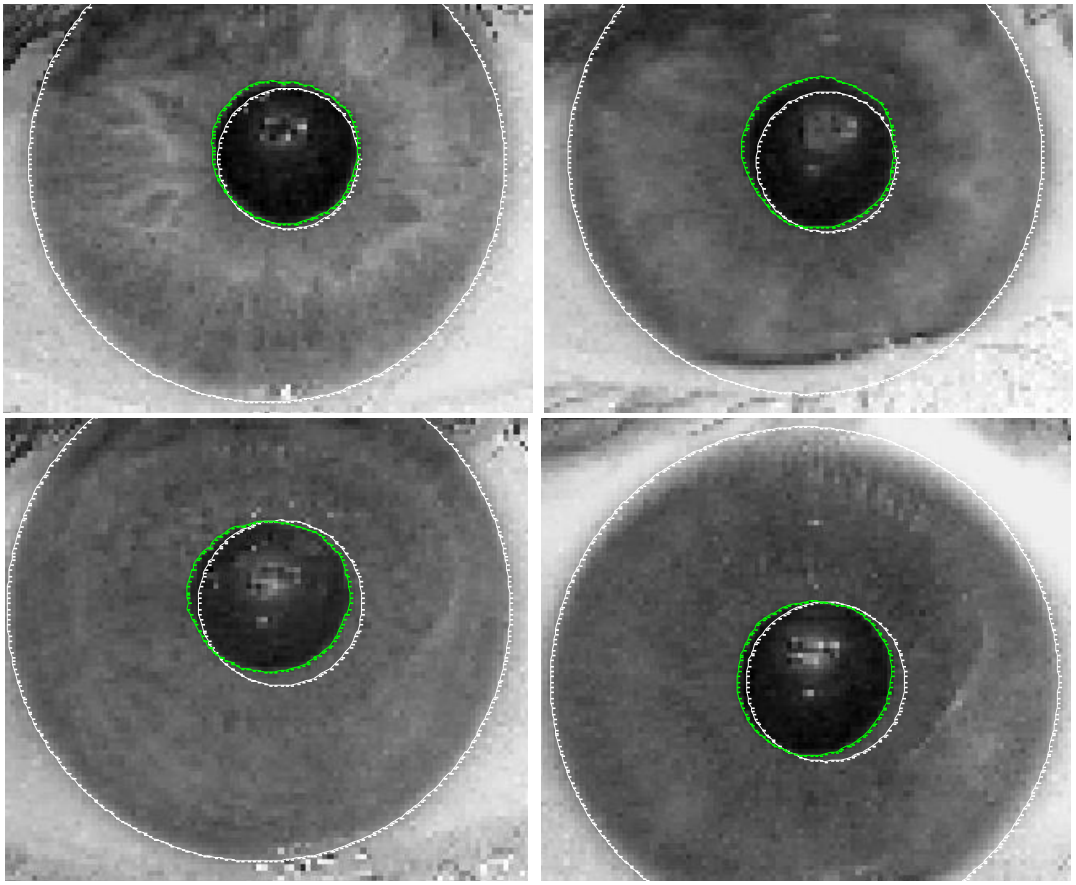


Fig. 5.9 : Détection des frontières de l'iris à partir des images de la base de données UBIRIS-V1 ; le contour blanc représente l'approximation circulaire des frontières alors que le contour vert représente la détection par contour actif sans bords.

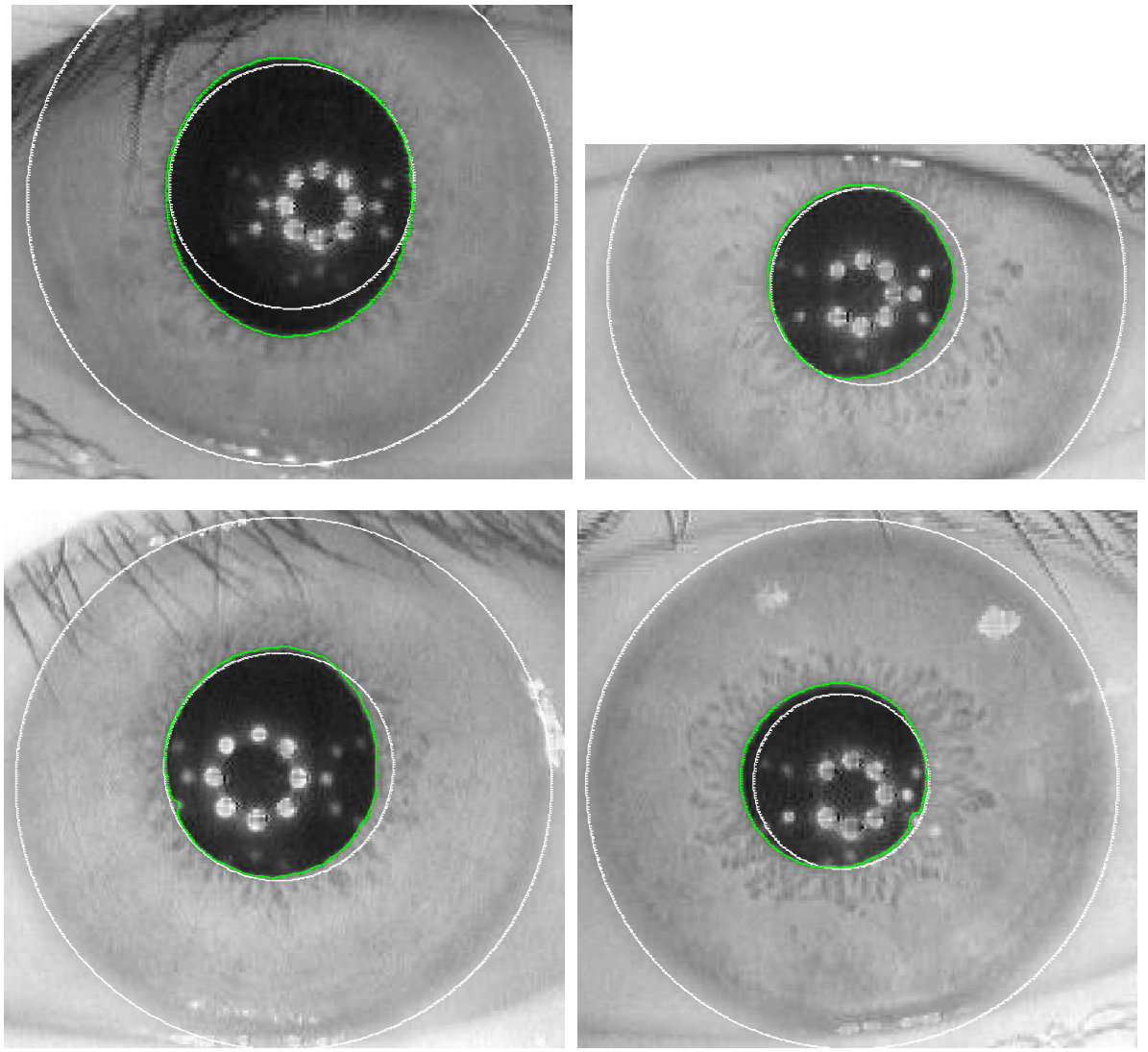


Fig. 5.10 : Détection des frontières de l'iris à partir des images de la base de données CASIA-IrisV3-Interval ; les contours blanc et vert représentent l'approximation circulaire et la détection par le contour actif respectivement.

En évaluant les deux méthodes de segmentation, on a mesuré le pourcentage de segmentation correcte sur les images des deux bases de données. La segmentation circulaire est correcte 91 % et 85.1 % dans les images de UBIRIS-V1 et de CASIA-IrisV3-Interval respectivement. Alors que la méthode développée permet d'obtenir 99.6 % et 98.2 % de bonne segmentation respectivement dans les deux bases de données de UBIRIS-V1 et CASIA-IrisV3-Interval.

Ce gain d'une segmentation précise par rapport à la frontière circulaire est très significatif. Les erreurs de segmentation dans les deux bases de données se produisent dans les cas d'images bruitées, tel que les images floues, ou les images masquées par les paupières et les cils. Dans de telles situations le contour actif inclue vers les zones de faible intensité connexes à la pupille comme le montre la figure 5.11.

L'importance de la méthode de segmentation peut être mise en évidence en mesurant les performances de reconnaissance du système d'iris. Les deux systèmes ainsi comparés seront

le système référence de Daugman et la segmentation développée couplée à un système de normalisation, encodage et classification identique au système de référence. Par suite la seule différence entre les deux systèmes réside dans la méthode de segmentation. Les performances de reconnaissance des deux systèmes sont comparées en mesurant : la décidabilité, la précision au taux égal d'erreurs et la courbe COR. Cette analyse n'a été réalisée que sur les images de CASIA-IrisV3-Interval car elles ont une meilleure résolution et sont de meilleure qualité que les images d'UBIRIS-V1.

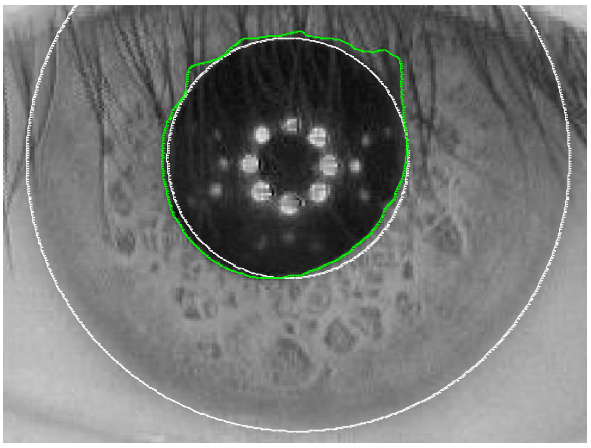


Fig. 5.11 : Détection erronée de la frontière de la pupille à cause de la présence des cils ; les contours blanc et vert représentent l'approximation circulaire et la détection par le contour actif respectivement.

- Décidabilité

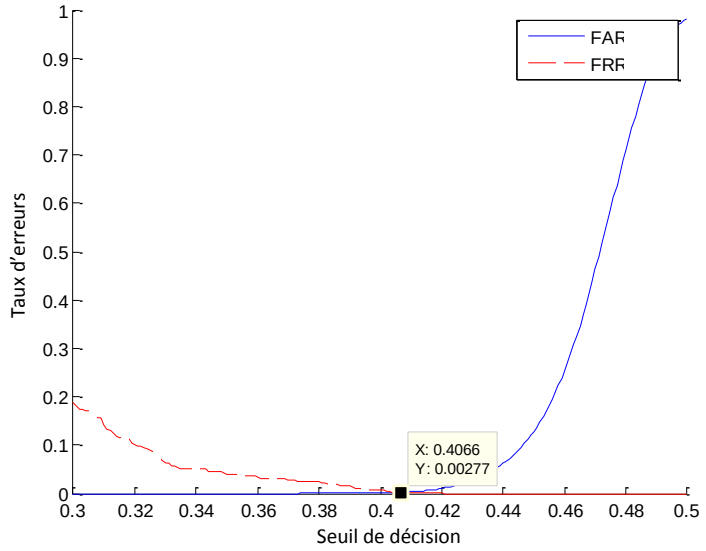
La décidabilité est un indice qui mesure la séparation des scores de similarités. Elle est calculé à partir de la distance de Hamming, entre les profils d'iris intra-classes et inter-classes. Le système de référence et le système proposé ont abouti à une décidabilité de 5.52 et 6.13 respectievement. Une valeur de décidabilité plus importante est obtenue avec la segmentation proposée, ce qui indique une meilleure séparation entre les classes.

- Précision au taux égal d'erreurs

En mesurant les taux d'erreurs FAR et FRR pour différents seuils de décisions, la précision au taux égal d'erreurs est déterminée pour les deux systèmes testés. La figure 5.12 montre les résultats obtenus.

Les deux systèmes comparés possèdent les mêmes performances en point de décision correspondant au taux d'erreurs égal (99.72 %). Cet indicateur ne montre pas d'amélioration liée à une meilleure segmentation.

Cependant afin de mieux comparer les deux systèmes, les performances sont mesurées à l'aide de la courbe COR qui donne une perception plus complète du classifieur.



(a)

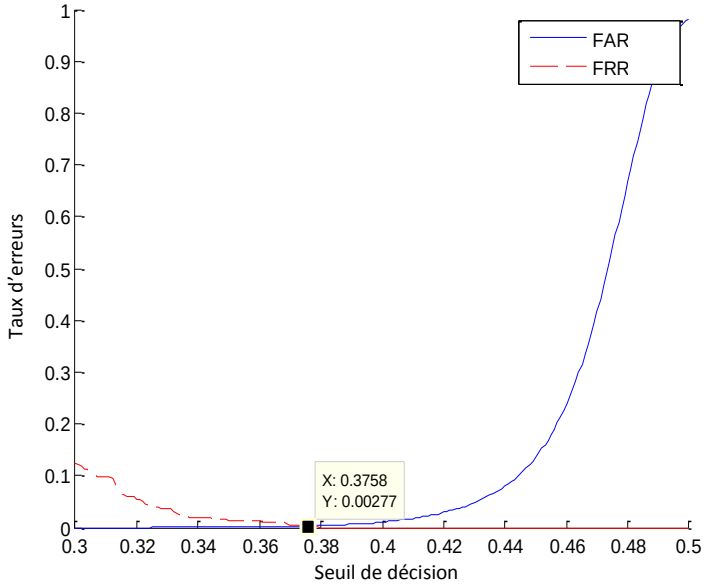


Fig. 5.12 : Courbe de variation de FAR et de FRR en fonction de seuil de décision pour le système de référence en (a) et le système proposé en (b).

- Courbe COR

Les courbes COR, des deux systèmes, sont présentées dans la figure 5.13. Il apparait que la courbe COR du système proposé est plus proche des axes que celle du système de référence. Ce résultat montre que le système proposé est plus puissant que le système de référence en tout point.

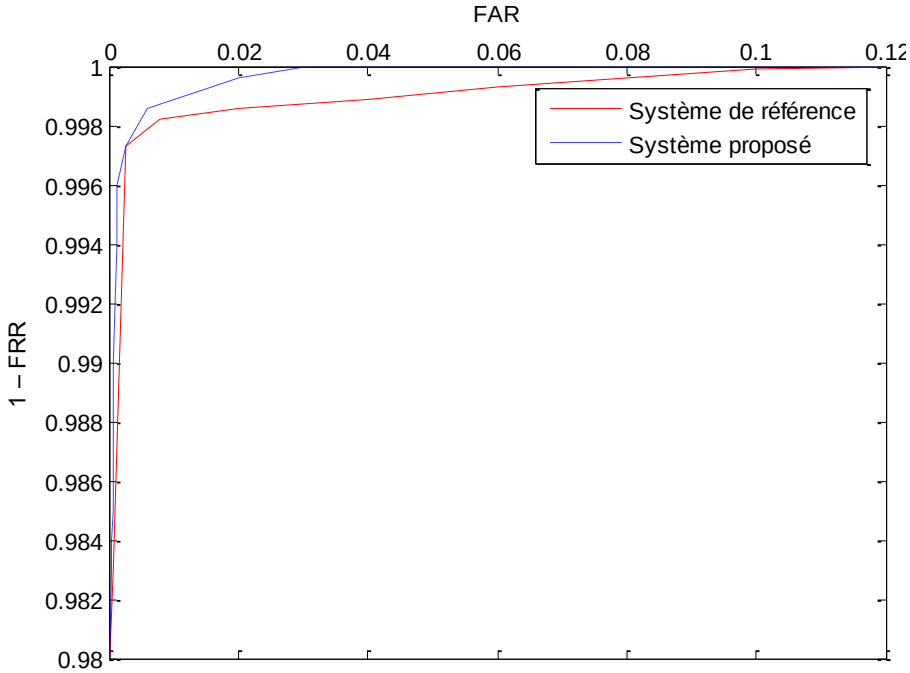


Fig. 5.13 : Courbes COR représentantes les performances de reconnaissance du système proposé et du système de référence.

5.4. Impact de la normalisation sur la performance

5.4.1. Normalisation parabolique

Pour analyser l'effet de la normalisation parabolique, 820 images appartenant à 100 personnes choisies au hasard de la base de données CASIA-IrisV3-Interval ont été utilisées. Cette expérimentation montre qu'un échantillonnage donnant plus de poids aux régions de l'iris qui sont le plus proche à la pupille donne de meilleures performances comparé à la méthode de référence. Afin de mesurer et de quantifier l'effet de la normalisation seule, les autres traitements (segmentation, encodage et classification) sont identiques. La segmentation ainsi que l'encodage de Daugman sont utilisés dans les deux systèmes, par contre la classification des images d'iris sera en utilisant un réseau de neurones déjà introduit dans le chapitre 4 de la thèse.

- Performance du réseau de neurones

Afin d'utiliser le réseau de neurones pour classifier les profils d'iris, un ensemble de 200 images (2 images par personnes) sont choisit comme images d'apprentissage alors que le reste des images est utilisé comme images tests. Les performances du réseau de neurones sont résumés dans le tableau 5.3.

Tableau 5.3 : Performances du réseau de neurones.

	Méthode de normalisation	
	Daugman	Parabolique
Temps d'apprentissage (en secondes)	170.7	204.7
Epoques	411	504
Erreur d'apprentissage	0.004	0.0015
Erreur de validation	0.025	0.02
Erreur de test	0.0209	0.0145

L'apprentissage du réseau prend plus de temps et d'époques avec la normalisation parabolique. Cependant l'important est l'obtention d'une erreur de test par notre normalisation parabolique qui est 30,62% inférieur à celle obtenue par le système de référence.

- Courbe COR

Les courbes COR des deux systèmes, comparés sur les données de tests, sont représentées dans la figure 5.14.

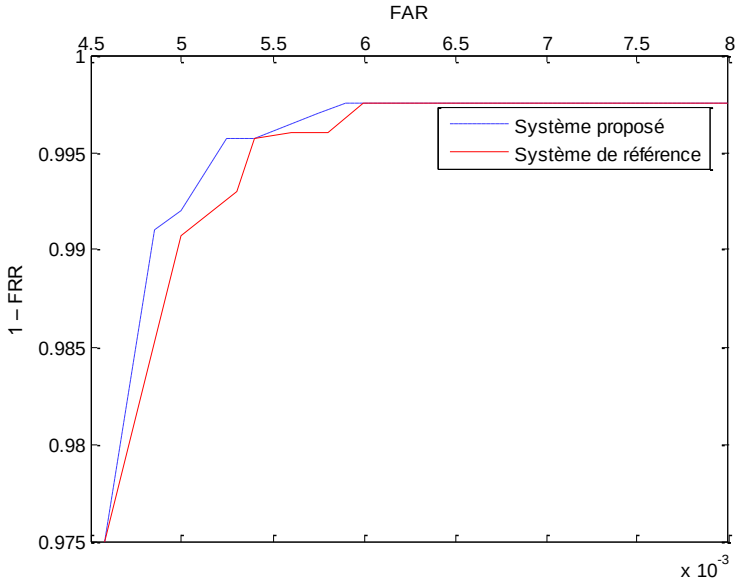


Fig. 5.14 : Courbes COR représentantes les performances de reconnaissance du système proposé et du système de référence.

La courbe COR issue du système de reconnaissance d'iris utilisant notre normalisation parabolique est plus asymptotique à celui de la normalisation de Daugman. Ce résultat valide ainsi une meilleure performance de reconnaissance assurée par notre méthode de normalisation.

5.4.2. Normalisation en bandes élastiques

Pour l'analyse de la méthode de normalisation en bandes élastiques, les images de la base de données CASIA-IrisV3-Interval sont utilisées. Toutefois 148 images fortement masquées par

les paupières ou par les cils ne sont pas utilisées. Ainsi 2491 images à partir de 2639 images initiales sont utilisées.

La normalisation en bandes élastiques se base sur la segmentation par contour actif sans bord. Le système analysé combine dans les deux méthodes le reste du système étant identique au système de référence. Néanmoins les deux modèles d'estimation du centre des bandes élastiques (centre approximatif de la pupille CAP et centre de gravité de la pupille CGP) sont considérés séparément.

Les mêmes paramètres de performances que précédemment sont utilisés.

- Décidabilité

Une décidabilité de 5.7885 a été obtenue à l'aide du système de Daugman alors que la normalisation en bandes élastiques selon les configurations CAP et CGP a permis d'obtenir une décidabilité de 5.5608 et 6.4078 respectivement (tableau 5.4). La valeur de la décidabilité du système de référence est différente de celle obtenue dans la section 5.3 car le nombre d'images d'iris testées dans chaque expérimentation est différent.

Tableau 5.4 : Décidabilité du système de référence et de la normalisation en bandes élastiques.

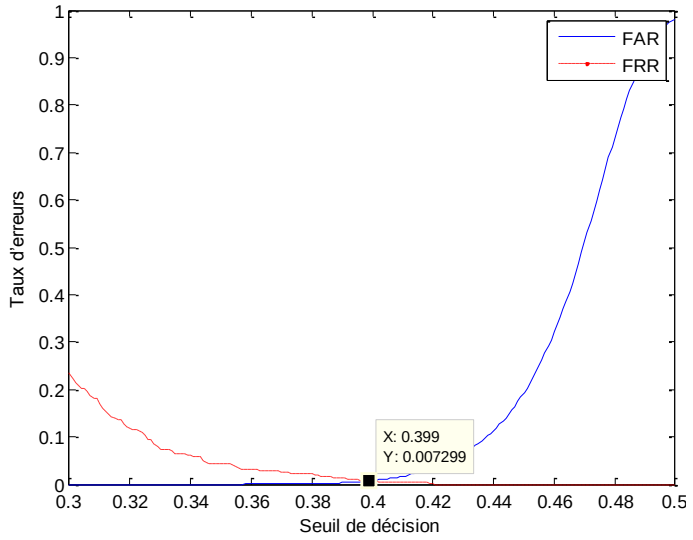
	Daugman	Normalisation en bandes élastiques selon CAP	Normalisation en bandes élastiques selon CGP
Décidabilité	5.7885	5.5608	6.4078

Les résultats montrent que la décidabilité maximale est obtenue par le système utilisant la normalisation en bandes élastiques en configuration CGP.

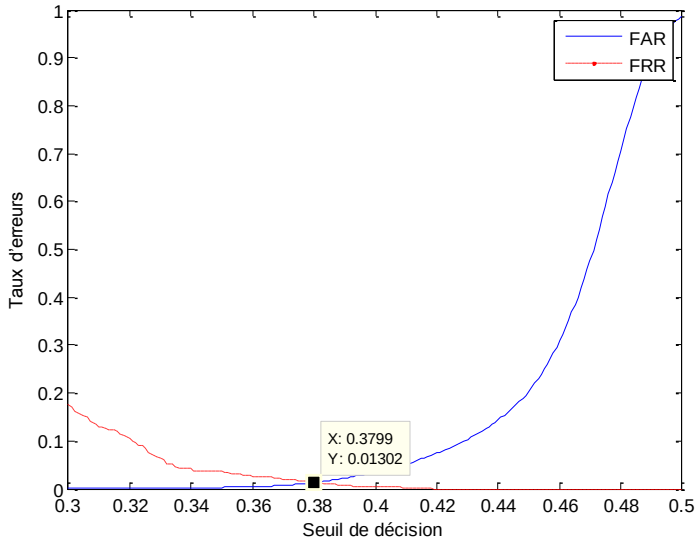
- Précision au taux égal d'erreurs

La précision au taux égal d'erreurs pour les 3 systèmes comparés est obtenue à partir des graphes de variation de FAR et FRR suivants (figure 5.15).

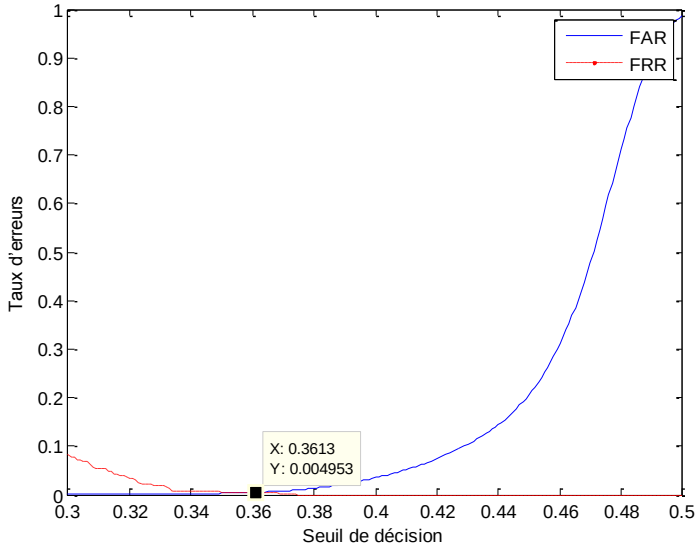
La précision au taux égal d'erreurs obtenue par le système de Daugman est de 99.28 % alors que celles obtenues en utilisant la normalisation en bande élastiques sont de 98.70 % et de 99.51 % pour les deux configurations CAP et CGP respectivement.



(a)



(b)



(c)

Fig. 5.15 : Courbe de variation de FAR et de FRR en fonction de seuil de décision pour le système de référence en (a) et pour le système proposé en normalisation en bandes élastiques selon la configuration CAP (b) et CGP (b).

Il apparait bien que la normalisation en bande élastiques en configuration CGP surpasse les deux autres méthodes testées

- Courbe COR

Les courbes COR pour les trois systèmes de normalisation sont données dans la figure 5.16.

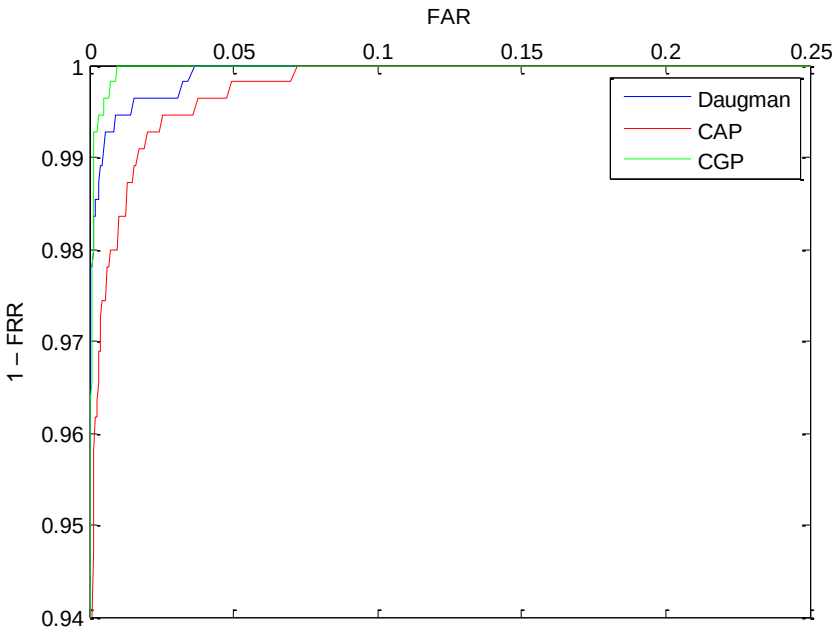


Fig. 5.16 : Courbes COR pour les trois systèmes de reconnaissance d'iris à base de la normalisation de Daugman et de notre normalisation en bandes élastiques en configuration CAP et CGP.

Ces courbes montrent que la normalisation en bandes élastiques en configuration CGP est toujours plus puissante que celle en configuration CAP ou celle de Daugman. Cette normalisation en bandes élastiques en configuration CGP sera utilisée pour la recherche des régions de l'iris contenant l'information discriminante.

5.5. Recherche des régions discriminantes

La recherche des informations discriminantes de l'iris est effectuée en divisant la région de l'iris en 10 anneaux différents. Afin d'évaluer le pouvoir discriminant de chaque région, les performances de reconnaissance à partir de chacun des dix anneaux d'iris sont estimées. Ce processus de traitement correspond à la meilleure configuration testée précédemment (segmentation par contour actif et normalisation en bandes élastiques selon le centre CGP). Les résultats obtenus sont aussi comparés à ceux obtenus à partir du système de référence.

Les mêmes 2491 images d'iris de la base de données CASIA-IrisV3-Interval testées lors de l'évaluation de la normalisation parabolique sont aussi utilisées pour cette évaluation. Les performances de reconnaissance de chaque anneau sont mesurées à partir des trois paramètres de performance : la décidabilité, la précision au taux égal d'erreurs et la courbe COR.

- Décidabilité

La décidabilité obtenue à partir de chacun des 10 anneaux de l'iris pour les deux systèmes comparés est présentée dans la figure 5.17.

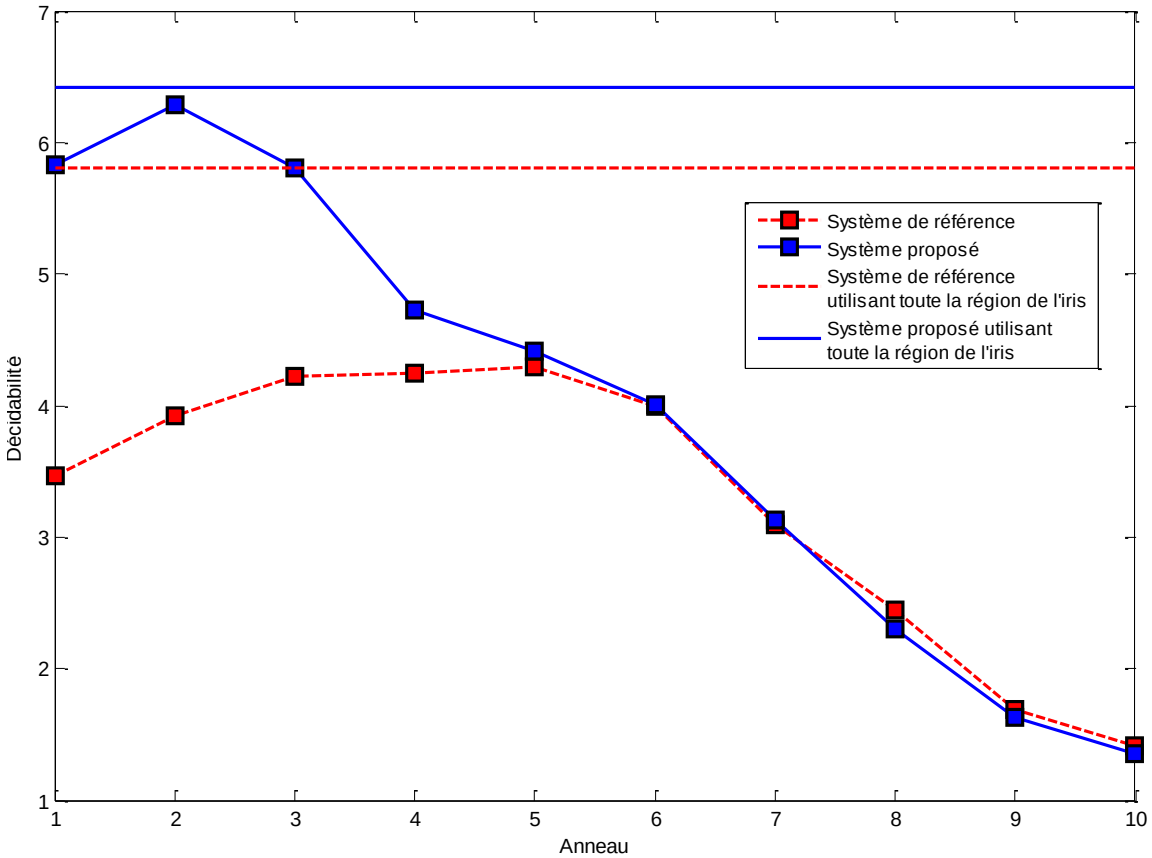


Fig. 5.17 : Décidabilité de chacun des 10 anneaux de l'iris obtenu à partir du système proposé et celui de référence ; (les anneaux 1 et 10 sont les anneaux les plus proches à la pupille et la frontière externe de l'iris respectivement).

A la lecture de la figure 5.17, il apparait que les anneaux les plus proches à la pupille sont plus discriminants que les autres régions de l'iris. Il apparait aussi que les trois premiers anneaux de l'iris sont plus discriminants que l'ensemble de l'iris avec la méthode de référence. Le caractère discriminant est décroissant du second anneau au dernier.

En revanche, pour le système de référence les zones les plus performantes de l'iris sont celles entre les anneaux 3 et 6. Les autres anneaux de l'iris présentent une décidabilité plus faible.

A partir de l'anneau 6 les deux méthodes donnent les mêmes résultats.

- Précision au taux égal d'erreurs

La précision au taux égal d'erreurs pour chacun des 10 anneaux de l'iris pour les deux systèmes comparés est présentée dans la figure 5.18.

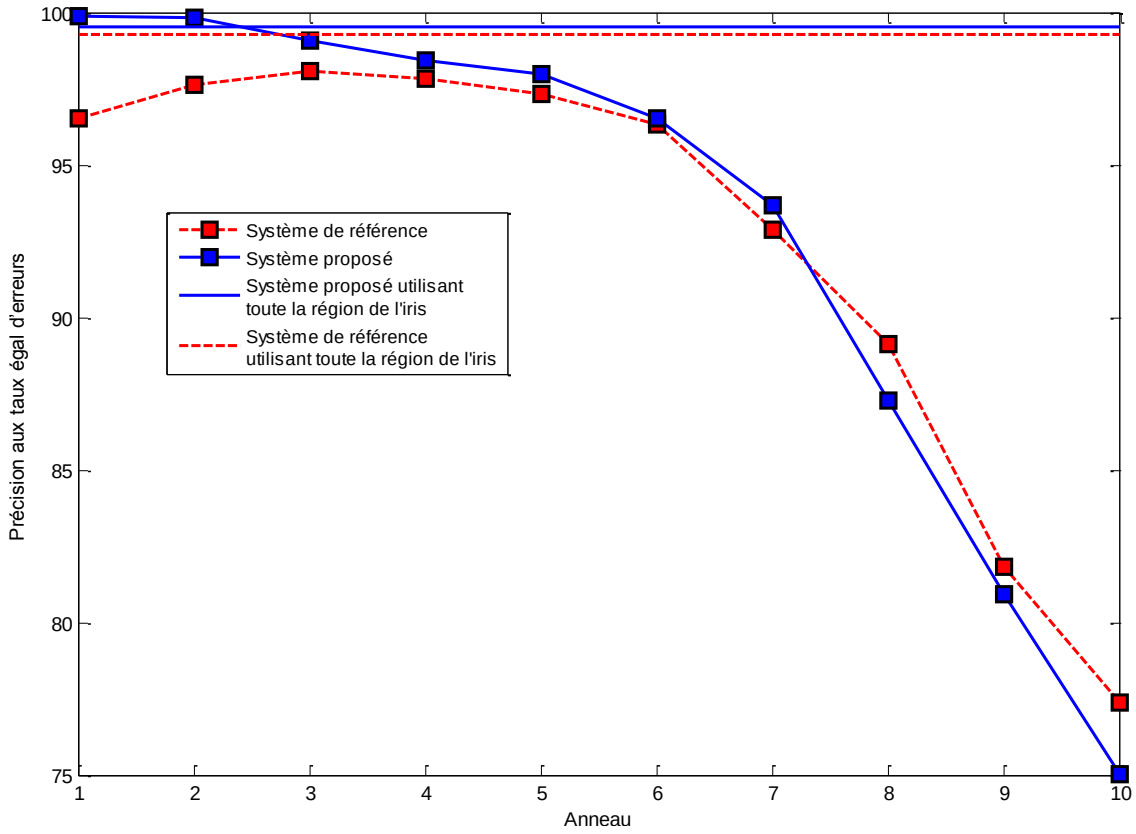


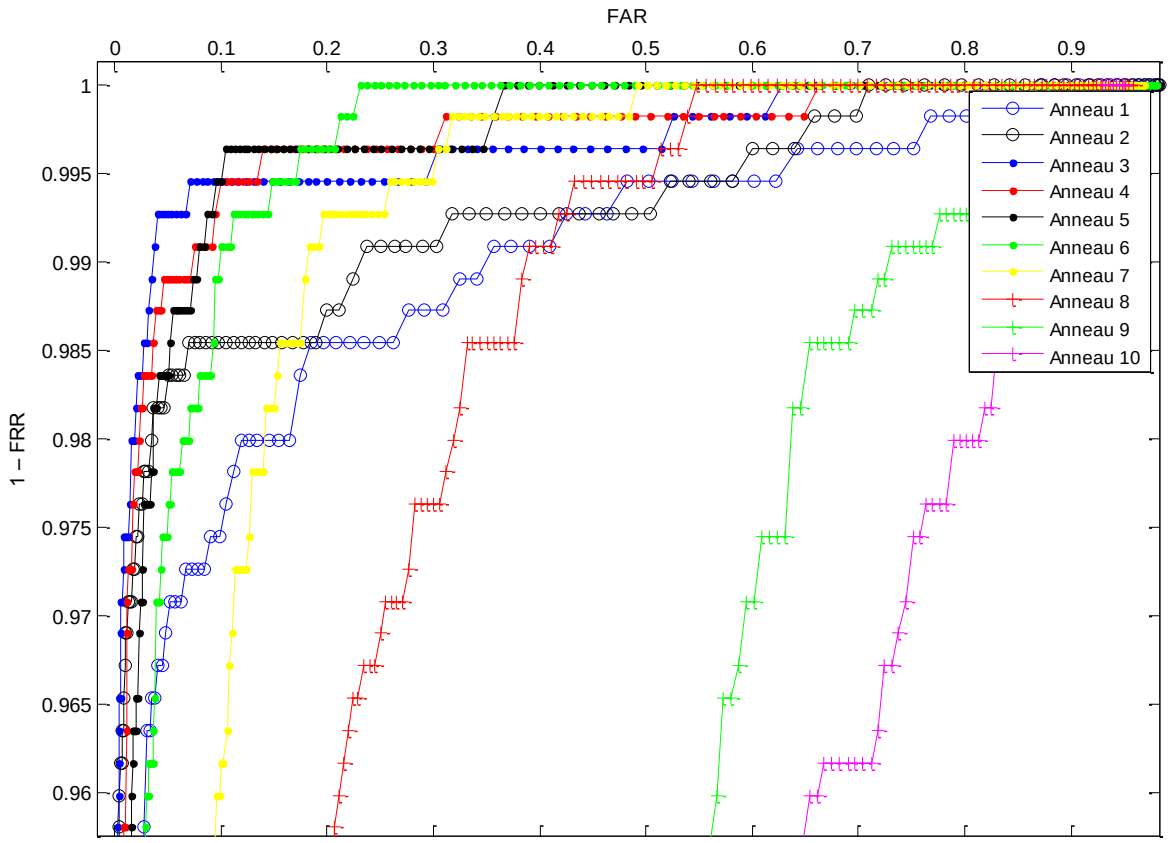
Fig. 5.18 : Précision au taux égal d'erreurs de chacun des 10 anneaux de l'iris obtenu à partir du système proposé et celui de référence ; (les anneaux 1 et 10 sont les anneaux les plus proches à la pupille et la frontière externe de l'iris respectivement).

En analysant la figure 5.18, il apparait que, suivant le système proposé, la performance de reconnaissance est maximale pour l'anneau le proche à la pupille et que cette performance décroit en s'éloignant vers les anneaux externes. En plus on remarque que les deux premiers anneaux possèdent une précision au taux égal d'erreurs supérieure à celle obtenue en considérant tout l'iris.

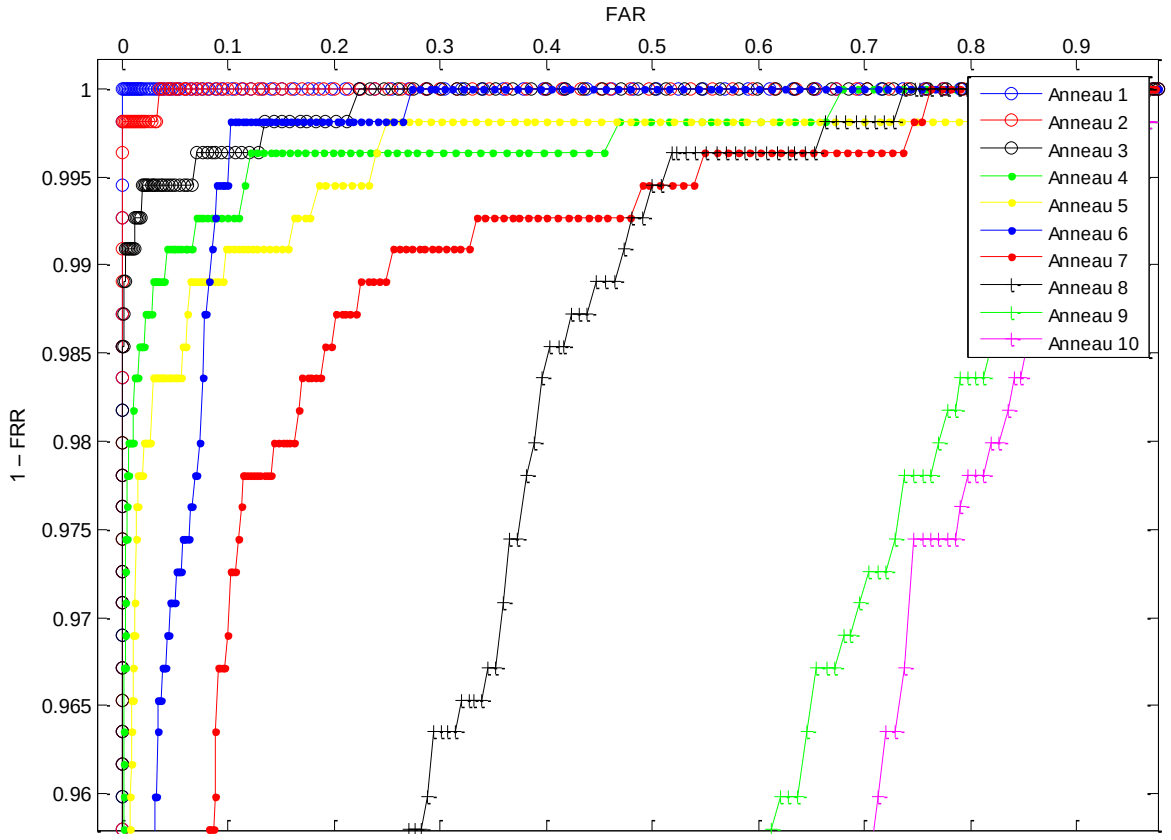
Pour le système de référence, les meilleurs résultats sont obtenus pour les anneaux 3 et 5 conformément aux résultats obtenus pour la décidabilité. Toutefois, pour les anneaux 8, 9 et 10, l'approche de Daugman est un peu meilleure.

- Courbe COR

La courbe COR pour chacun des 10 anneaux de l'iris pour les deux systèmes comparés est présentée dans la figure 5.19.



(a)



(b)

Fig. 5.19 : Courbe COR pour chacun des 10 anneaux de l'iris obtenue à partir du système de référence (a) et du système proposé (b).

En observant les résultats du système proposé dans la figure 5.19 (b), il apparait que les régions les plus performantes sont les anneaux 1 et 2.

Les performances des anneaux qui suivent décroissent à mesure que l'on s'éloigne de la pupille.

Par contre en examinant les résultats des courbes COR obtenues avec le système de référence (figure 5.19 (a)), les meilleurs anneaux sont situés au centre de l'iris (anneaux 2 à 6).

Les résultats des trois paramètres de performance sont cohérents. En examinant le système proposé, on peut conclure que les anneaux les plus proches à la pupille (anneaux 1, 2 et 3) sont ceux qui apportent le plus d'information.

Avec le système de référence, il apparait d'un part que les régions les plus proches à la pupille mènent à une faible performance de reconnaissance. D'autre part, les performances de reconnaissance des régions au milieu ou proche de la frontière externe de l'iris sont quasi identique à ceux obtenus dans e système proposé.

Cela est expliqué par le fait que les méthodes de segmentation et de normalisation du système de référence ne couvrent pas convenablement les régions proches à la pupille au contraire de système développé. Comme l'effet de la segmentation et de la normalisation de l'iris est plus important pour les régions à la proximité de la pupille, l'amélioration des performances de reconnaissance est le plus observable dans ces mêmes zones.

5.6. Conclusion

Dans ce chapitre les méthodes de segmentation et de normalisation ont été analysés. La localisation de l'information discriminante a également fait l'objet d'une étude minutieuse.

Dans une première expérimentation, l'obtention d'un meilleur pourcentage d'iris correctement segmentés valide le fait que la méthode de segmentation proposée décrit mieux les frontières de l'iris que la méthode classique.

Une segmentation plus précise se traduit aussi par une amélioration des performances de reconnaissance d'iris, qui se traduit notamment par l'obtention d'une meilleure décidabilité et une meilleure puissance de détection observable sur les courbes COR.

Le système proposé complet contenant la segmentation et la normalisation en bandes élastiques est testé ensuite. La normalisation en bandes élastiques est pratiquée avec deux modes d'estimation de la position des centres (CAP et CGP). Le système est comparé au système de Daugman. Les trois paramètres d'évaluation, la décidabilité, la précision au taux égal d'erreurs et la courbe COR, montrent des résultats cohérents correspondant à une amélioration des performances de reconnaissance des iris avec une normalisation utilisant les centres CGP. Ce résultat valide l'intérêt de la segmentation développé ainsi que celle de la normalisation en bandes élastiques.

Finalement, la localisation des informations dans l'iris est recherchée en implémentant le système proposé et en divisant l'image normalisée en 10 bandes de tailles identiques. Les trois indicateurs de performances montrent que les meilleures performances de reconnaissances sont obtenues pour les régions d'iris qui sont les plus proches de la pupille. Ce résultat signifie que les caractéristiques les plus discriminatives de l'iris sont localisées au voisinage de la pupille. En plus les résultats obtenus montrent qu'en s'éloignant de la pupille, la puissance discriminante des caractéristiques de l'iris diminue pour atteindre son minimum à la frontière externe de l'iris. Toutefois ces résultats ne sont pas concordants avec celles de la bibliographie où les méthodes classiques de segmentation et de normalisation étés utilisées. Ce résultat valide en plus que notre normalisation en bandes élastiques en utilisant les centres CGP assure une meilleure représentation de l'iris.

CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

Les systèmes d'identification des personnes à partir de l'image d'iris sont caractérisés par leurs hautes performances de reconnaissance. Toutefois, des erreurs du type fausses acceptation ou faux rejet sont reportées. Ces erreurs sont, pour une grande part dues aux conséquences d'erreurs provenant des sous-processus qui gouvernent le déroulement du système d'identification d'iris.

Parmi les sous-processus d'un système d'identification d'iris, dans cette thèse, 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.

Afin de développer la segmentation de l'iris, une première originalité de notre travail est la proposition d'une méthode de segmentation qui détecte la frontière de la pupille en utilisant un contour actif sans bords. La segmentation ne repose plus uniquement sur les informations des gradients de l'image mais exploite aussi les informations d'intensités. La frontière de la pupille est ainsi détectée d'une manière précise en utilisant un contour de forme libre. La validité de la méthode est démontrée en mesurant les améliorations sur le taux des images d'iris bien segmentés et en estimant les performances de reconnaissance du système.

Une amélioration de 6.95 % et de 1.41 % sur le taux des images d'iris bien segmentées sur deux bases de données différentes (UBIRIS-V1 [92] et CASIA-IrisV3 [93]) contenant 1877 et 2639 images d'iris respectivement a été obtenue en comparaison avec le système standard de Daugman. Au niveau des performances de la reconnaissance, une meilleure courbe COR a validée l'efficacité de la méthode de segmentation proposée.

Une deuxième originalité dans notre travail est la proposition d'un modèle de normalisation appelé normalisation parabolique. Cette méthode valide notre hypothèse que les informations de l'iris sont plus concentrées à proximité de la pupille. Lors de l'échantillonnage de la texture de l'iris, les bandes de normalisation sont ainsi choisies pour favoriser la

représentation des régions proches de la pupille par rapport à celle proches du blanc de l'œil. Par rapport à la méthode standard, l'obtention d'une meilleure courbe COR avec la méthode proposée, montre l'obtention de plus faibles taux d'erreurs du type fausse acceptation et du type faux rejet.

Une troisième originalité de notre étude est une proposition d'un deuxième modèle de normalisation adapté à la segmentation développée. La méthode appelée normalisation en bandes élastiques assure un échantillonnage qui couvre la totalité de la région d'iris et notamment la texture qui se trouve proche de la frontière avec la pupille. Les bandes de normalisation sont des contours dont la forme varie entre la forme de la pupille et l'approximation circulaire de la frontière externe de l'iris. Deux définitions distinctes des centres des bandes élastiques sont étudiées pour la conversion en coordonnées polaire lors de la normalisation. L'analyse des résultats montre clairement que l'approche utilisant le centre de gravité de la pupille assure une meilleure robustesse de l'échantillonnage et produit de meilleurs résultats de classification.

La méthode de normalisation ainsi développée couplée à la méthode de segmentation et aux méthodes d'encodage par filtre de 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. Le système complet a été testé sur 2491 images d'iris. 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. Une valeur de décidabilité de 6.4078 est obtenue avec le nouveau système, bien supérieure à 5.7885 obtenue avec le système standard. Ce résultat reflète une meilleure séparation entre les scores de similarités inter-classes et les scores de similarités intra-classes. Une meilleure précision de reconnaissance au taux d'erreur égal (TER) est aussi obtenue. La précision de reconnaissance avec le système standard est de 99.28 %. Cette valeur est amélioré à 99.51 % par avec le nouveau système. Finalement une meilleure courbe COR obtenue par le nouveau système montre un taux d'erreur plus faible. Ces trois résultats concourent à justifier la validité des méthodes de segmentation et de normalisation développées.

Une dernière contribution de notre travail est l'acquisition d'une meilleure connaissance de la localisation des informations discriminantes de l'iris. La région de l'iris a été partitionnée en 10 anneaux. Les performances de reconnaissances obtenues en appliquant le système de reconnaissance sur chacun des anneaux ont été estimées. Les résultats concourants des 3 paramètres de performance, la décidabilité, la précision au taux égal d'erreurs et la courbe COR, indiquent que les meilleures performances de reconnaissance sont obtenues pour les régions d'iris qui sont les plus proches de la pupille. Ces performances décroissent en s'éloignant de la frontière de la pupille vers la frontière externe de l'iris. Cela indique que dans une région de l'iris les caractéristiques les plus proches de la pupille sont les plus discriminantes. Notons que ce point particulier fait l'objet de résultats divergents dans la littérature, mais qu'aucune étude jusqu'à présent n'a étudié ce facteur avec le niveau de détail et de précision de nos travaux.

Dans une deuxième observation des résultats de la décidabilité et de la précision de reconnaissance aux taux égal d'erreurs, on remarque que les performances de reconnaissances décroissent sous une fonction quasi-parabolique en s'éloignant de la frontière de la pupille vers la frontière externe de l'iris. Ce résultat valide le choix précédent de la normalisation parabolique.

Finalement, des deux méthodes de normalisation développées, la normalisation en bandes élastiques est la méthode retenue lors des études expérimentales. La normalisation parabolique pourrait aisément être couplée à la normalisation en bande élastique pour améliorer ces résultats.

En ce qui concerne les perspectives de notre recherche, plusieurs travaux peuvent être effectués :

La méthode de segmentation peut être développée afin d'améliorer la détection et l'isolation des paupières et des cils. Au lieu d'une simple approximation par une ligne droite, des modèles de détection en forme libre peuvent être développés pour la détection de la paupière. Alors que pour l'isolation des cils des méthodes statistiques peuvent être développées aussi.

Suite à la vérification que les informations de l'iris les plus discriminantes sont localisées dans la région proche de la pupille, un système d'identification des personnes à partir d'images partielles de l'iris pourrait être développé. La fiabilité de la décision d'identification devrait être couplée à la région et à la surface de la section de l'iris disponible.

L'encodage et la classification de l'iris peuvent aussi être améliorés, bien que les méthodes existantes aient produit des résultats satisfaisants. On cherche à trouver des méthodes d'encodage qui assure une extraction plus convenable des caractéristiques de l'iris.

Les méthodes développées peuvent aussi être testées sur d'autres bases de données avec des conditions d'acquisition non idéales des images d'iris. L'analyse de leur robustesse est aussi une caractéristique importante pour le choix d'une solution.

Finalement la recherche de la localisation des informations discriminantes peut aussi être effectuée sur d'autres bases de données des images d'iris acquises dans des conditions différentes. On peut examiner en plus les relations entre l'apparence des textures de l'iris et les résolutions d'acquisition. Une telle étude permettrait de caractériser la localisation des informations discriminantes dans les images dans des situations de faibles résolutions ou de mauvaises conditions d'acquisition (éclairage non maitrisé, netteté imparfaite…).

PUBLICATIONS

[P1] A. Hilal, P. Beauseroy, B. Daya, "Elastic Normalization Model for Higher Iris Recognition Performance", accepted for publication in *IET Biometrics*, 2013

[P2] A. Hilal, P. Beauseroy, B. Daya "Identifying Discriminatory Characteristics Location in an Iris Template", accepted to presented at the *18th edition of International Conference on Systems Science*, Worclaw, Poland, 10-12 September 2013

[P3] A. Hilal, B. Daya, P. Beauseroy, "Hough Transform and Active Contour for Enhanced Iris Segmentation", *International Journal of Computer Science Issues*, Vol. 9, Issue 6, No. 2, November 2012

[P4] A. Hilal, B. Daya, P. Beauseroy, "Improved Iris Recognition Using Parabolic Normalization and Multi-Layer Perceptron Neural Network", *Proceedings of the 4th International Joint Conference on Computational Intelligence*, p.p. 643-646, Barcelona, Spain, 5-7 October 2012

[P5] A. Hilal, P. Beauseroy, B. Daya, "Real Shape Inner Iris Boundary Segmentation Using Active Contour without Edges", *Proceedings of 2012 International Conference on Audio, Language and Image Processing*, p.p. 14-19, Shanghai, China, 16-18 July 2012

[P6] A. Hilal, B. Daya, P. Beauseroy, "Segmentation en Forme Réel de la Frontière Interne de l'Iris", *Poster presented at the Scientific Sessions of the Doctoral School of Science and Technology, Lebanese University*, Juin 2012

[P7] J. Charara, A. Hilal, A. Al Houseini, W. Hassan, M. Nassreddine. "A new approach: automatic segmentation of colon cancer cells based on active contour method", *Journal of Life Sciences*, Vol. 7, No. 2, p.p. 105-109, Feb. 2013

[P8] A. Hilal, J. Charara, A. Al Houseini, W. Hassan, M. Nassreddine, "Automated classification of segmented cancerous cells in multispectral images", *Journal of Life Sciences*, Vol. 7, No. 4, p.p. 358-362, April 2013

[P9] A. Hilal, A. Chaddad, J. Charara, "Segmentation des cellules cancéreuses du colon: une nouvelle approche", *International Conference on Advances in Biomedical Engineering ICABME*, Lebanon, 2011

BIBLIOGRAPHIE

[1] S. CHANTAF, “Biométrie par signaux physiologiques”, thèse de Doctorat présentée à L’université Paris Est Creteil, France, 2011

[2] E. M. Arvachech, “A Study of Segmentation and Normalization for Iris Recognition Systems”, thèse de Master présentée à l’Université de Waterloo, Canada, 2006

[3] K. P. Hollingsworth, “Increased use of available image data decreases errors in iris biometrics”, thèse de Doctorat présentée à l’Université de Notre Dame, Indiana, 2010

[4] L. Masek, “Recognition of Human Iris Patterns for Biometric Identification”, thèse de Master présentée à l’Université de Western Australia, Australie, 2003

[5] 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

[6] E. Krichen, “Reconnaissance des personnes par l’iris en mode dégradé”, thèse de Doctorat présentée à Institut National des Télécommunications, France, 2007

[7] A. K. Jain, A. Ross, S. Prabhakar, “An Introduction to Biometric Recognition”, *IEEE transaction on circuits and systems for video technology*, Vol. 14, No. 1, p.p. 4-20, Jan. 2004

[8] D. Zhang, X. Jing, J. Yang, “Biometric Image Discrimination Technologies”, *Idea Group Inc. publishing*, 2006

[9] A. Abaza, A. Ross, C. Herbert, M. F. Harrison and M. S. Nixon, “A Survey on Ear Biometrics”, *ACM Transactions on Embedded Computing Systems*, Vol. 9, No. 4, March, 2010

[10] J. D. Woodward, Jr., C. Horn, J. Gatune, and A. Thomas “Biometrics: A Look at Facial Recognition”, Livre publié par *RAND*, 2003, ISBN: 0-8330-3302-6

[11] Club de la Sécurité des Systèmes d’Information Français, “Technique par contrôles d’accès par biométrie”, Dossier technique, Juin 2003

[12] “La Commission Nationale de l’Informatique et des Libertés (CNIL)”, http://www.cnil.fr/en-savoir-plus/fiches-pratiques/fiche/article/biometrie-des-dispositifs-sensibles-soumis-a-autorisation-de-la-cnil/”

[13] “ Organisation internationale de normalisation (ISO), http://www.iso.org. Accès direct par http://www.christoph-busch.de/standards.html#370103

[14] National Science and Technology Council (NSTC) subcommittee on biometrics, “Biometrics History”, www.biometrics.gov

[15] S. Sanderson and J. H. Erbetta, “Authentication for secure environments based on iris scanning technology”, *IEE Colloquium on Visual Biometrics*, Vol., No., p.p.8/1-8/7, London, 2000

[16] K. W. Bowyer, K. Hollingsworth , P. J. Flynn, “Image understanding for iris biometrics-A survey”, *Computer Vision and Image Understanding*, Vol., No., p.p. 281-307, 2008

[18] R. M. Bolle, J. H. Connell, S. Pankanti, N. K. Ratha, A. W. Senior, “The relation between the ROC curve and the CMC”, *Proceedings of the fourth IEEE Workshop on Automatic Identification Advanced Technologies*, Vol., No, p.p.15-20, Oct. 2005

[19] Daugman, J.G.; ‘High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence’, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 15, No. 11, pp. 1148-1161, Nov. 1993

[20] Karen Harmel. Walt disney world: The government’s tomorrowland, News21, Sep. 2006. http://news21project.org/story/2006/09/01/waltdisney world the governments

[21] Tan, T., He, Z., Sun, Z.: ‘Efficient and robust segmentation of noisy iris images for non-cooperative iris recognition’, *Image Vision Computing*, Vol. 28, No. 2, p.p. 223-230, 2010

[22] Wildes, R.P., "Iris Recognition: An Emerging Biometric Technology", *Proceedings of the IEEE*, Vol. 85, No. 9, pp.1348-1363, 1997

[23] P. V. C. Hough, “Method and means for recognizing complex patterns,” U.S. Patent 3 069 654, Dec., 1962

[24] X. Liu, K. W. Bowyer, and P. J. Flynn. “Experiments with an improved iris segmentation algorithm”, *In Fourth IEEE Workshop on Automatic Identification Technologies*, p.p. 118-123, Buffalo, New York, USA, Oct. 2005

[25] T. Fabian, J. Gaura, P. Kotas, “An algorithm for iris extraction”, *2nd International Conference on Image Processing Theory Tools and Applications*, Vol., No., p.p. 464-468, Paris, Jul. 2010

[26] N. J. Ritter and J. R. Cooper, “Locating the iris: A first step to registration and identification”, *Proceedings of the 9th IASTED International Conference on Signal and Image Processing*, p.p. 507-512, Honolulu, Hawaii, USA, Aug. 2003

[27] M. Kass, A. Witkin, D. Terzopoulos, “Snakes: Active contour models”, *International Journal of Computer Vision*, Vol. 1, No. 4, p.p. 321-331, Jan. 1988

[28] J. Zuo, A. Natalia, "On a methodology for robust segmentation of nonideal iris images", *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetic B*, Vol. 40, No. 3, p.p. 703-718, 2010

[29] T. A. Camus and R. P. Wildes, "Reliable and fast eye finding in close-up images", *Proceedings of the 16th International Conference on Pattern Recognition*, p.p. 389-394, 2002

[30] B. Bonney, R. Ives, D. Etter, and Y. Du, "Iris pattern extraction using bit planes and standard deviations", *In Thirty-Eighth Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers*, Vol. 1, p.p. 582- 586, Monterey, CA, Nov. 2004

[31] D. Li, J. Babcock, and D. J. Parkhurst, "OpenEyes: A Low-Cost Head-Mounted Eye-Tracking Solution", *In ETRA '06: Proceedings of the 2006 Symposium on Eye Tracking Research & Applications*, San Diego, CA, 2006

[32] W. Ryan, D. Woodard, A. Duchowski, and S. Birchfield, "Adapting starburst for elliptical iris segmentation", *2nd IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems*, Vol., No., p.p. 1-7, Arlington, VA, Sep. 2008

[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] Y. Huang, S. Luo, and E. Chen, "An efficient iris recognition system", Proceedings of the *International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, Vol. 1, p.p. 450-454, Nov. 2002

[35] P. Li and 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

[36] G. J.]Mohammed, B. R. Hong, A. A. Al-Kazzaz, "A New Localization Method for Iris Recognition Based on Angular Integral Projection Function", *First International Workshop on Education Technology and Computer Science*, Vol.3, No., p.p.316-320, Wuhan, Hubei, Mar. 2009

[37] G. J. Mohammed, B. R. Hong, and A. A. Al-Kazzaz, "A new localization algorithm for iris recognition", *Information Technology Journal*, Vol. 8, No. 2, p.p. 226-230, 2009

[38] P. Lili and X. Mei, "The algorithm of iris image preprocessing", *In Fourth IEEE Workshop on Automatic Identification Technologies*, p.p. 134-138, Buffalo, NY, USA, Oct. 2005

[39] S. Lim, K. Lee, O. Byeon and T. Kim, "Efficient Iris Recognition through Improvement of Feature Vector and Classifier". *ETRI Journal*, Vol. 23, No. 2, p.p. 61-70, 2001

[40] L. Ma, T. Tan, Y. Wang, and D. Zhang, "Personal identification based on iris texture analysis", *IEEE Transactions on Pattern Analysis, Machine and Intelligence*, Vol. 25, No. 12, p.p. 1519-1533, Dec. 2003

[41] L. Ma, T. Tan, Y. Wang, and D. Zhang, "Efficient iris recognition by characterizing key local variations", *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 13, No. 6, p.p. 739-750, Jun. 2004

[42] Y. Zhu, T. Tan, and Y. Wang, "Biometric Personal Identification Based on Iris Patterns", *Proceedings of the 15th International Conference on Pattern Recognition, Barcelona*, Sep. 2000

[43] Q. Tian, Q. Pan, Y. Cheng, and Q. Gao, "Fast algorithm and application of Hough transform in iris segmentation", *In International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, Vol. 7, p.p. 3977-3980, Shanghai, China, Aug. 2004

[44] C. Sun, C. Zhou, Y. Liang, and X. Liu, "Study and improvement of iris location algorithm", Advances in Biometrics, Lecture Notes in Computer Science, p.p. 436-442, Jan. 2006

[45] X. He and P. Shi, "A novel iris segmentation method for hand-held capture device", *In Springer LNCS 3832: Proceedings of the International Conference on Biometrics*, p.p. 479-485, Jan. 2006

[46] H. Proenca and L. A. Alexandre, "Iris segmentation methodology for non-cooperative recognition", *In IEE Proceedings on Vision, Image and Signal Processing*, Vol. 153, p.p. 199-205, Apr. 2006

[47] C. Xu and J. L. Prince, "Snakes, Shapes, and Gradient Vector Flow" *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 7, No. 3, p.p. 359-369, Mar. 1998

[48] J. Daugman, "New methods in iris recognition", *IEEE Transactions on Sytems, Man, Cybernetics. B.*, Vol. 37, No. 5, p.p. 1168-1176, Oct. 2007

[49] S. Shah, A. Ross, "Iris segmentation using geodesic active contours", *IEEE Transactions on Information Forensics Security*, Vol. 4, No. 4, p.p. 824-836, 2009

[50] M. Vatsa, R. Singh, and A. Noore, "Improving iris recognition performance using segmentation, quality enhancement, match score fusion, and indexing", *IEEE Transactions on Systems, Man, Cybernetics B*, Vol. 38, No. 4, p.p. 1021-1035, 2008

[51] A. Tsai, A. Yezzi, Jr., and A.Willsky, "Curve evolution implementation of the Mumford–Shah functional for image segmentation, denoising, interpolation, and magnification", *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 10, No. 8, p.p. 1169-1186, Aug. 2001

[52] V. Caselles, F. Catté, T. Coll, and F. Dibos, "A geometric model for active contours in image processing", *Numerische Mathematik*, Vol. 66, p.p. 1-31, 1993

[53] V. Caselles, R. Kimmel, and G. Sapiro, “On geodesic active contours”, *International Journal on Computer Vision*, Vol. 22, No. 1, p.p. 61-79, 1997

[54] Y. Du, B. Bonney, R. Ives, D. Etter, R. Schultz, “Anaylsis of partial iris recognition using 1-D approach”, *Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Vol. 2, No., p.p. ii/961,ii/964, Philadelphia, PA, USA, Mar. 2005

[55] Y. Du, R. Ives, B. Bonney, D. Etter, “Anaylsis of partial iris recognition using 1-D approach”, *Biometric Technology for Human Identification II*, 2005

[56] J. Gentile, N. Ratha and J. Connell, “SLIC: Short-Length Iris Code”, *Presented at IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications, and Systems*, Washington DC, USA, Sept. 2009

[57] R. P. Broussard, L. R. Kennell and R. Ives, “Identifying discriminatory information content within the iris”, *in SPIE Proceedings of Biometric Technology for Human Identification*, 2008

[58] K. P. Hollingsworth, K. W. Bowyer, P. J. Flynn, “The Best Bits in an Iris Code”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 31, No. 6, p.p. 964-973, Jun. 2009

[59] A. Hilal, A. Chaddad, J. Charara, “Segmentation des cellules cancéreuses du colon: une nouvelle approche”, *International Conference on Advances in Biomedical Engineering ICABME*, Lebanon, 2011

[60] A. Hilal, J. Charara, A. Al Houseini, W. Hassan, M. Nassreddine, “Automated classification of segmented cancerous cells in multispectral images”, *Journal of Life Sciences*, Vol. 7, No. 4, p.p. 358-362, April 2013

[61] J. Charara, A. Hilal, A. Al Houseini, W. Hassan, M. Nassreddine. “A new approach: automatic segmentation of colon cancer cells based on active contour method”, *Journal of Life Sciences*, Vol. 7, No. 2, p.p. 105-109, Feb. 2013

[62] T. F. Chan, L. A. Vese, “Active contours without edges”, *IEEE Transactions on image processing*, Vol.10, No.2, pp. 266-277, 2001

[63] J. Daugman, “Probing the uniqueness and randomness of iriscodes: Results from 200 billion iris pair comparisons”, *Proceedings of the IEEE*, Vol. 94, No. 11, p.p. 1927-1935, Nov. 2006

[64] M. Shamsi, and A. Rasouli, “An Innovative Trapezium Normalization for Iris Recognition Systems”, *International Conference on Computer and Software Modeling*, Singapore, 2011

[65] H. J. Wyatt, “A ‘Minimum-wear-and-tear’ Meshwork for the Iris”, *Vision Research*, Vol. 40, No. 16, p.p. 2167-2176, 2000

[66] X. Yuan, and P. Shi, “A Non-linear Normalization Model for Iris Recognition”, in: “Lecture Notes in Computer Science”, in S. Z. Li, Z. Sun, T. Tan, S. Pankanti, G. Chollet, and D. (Ed.) Zhan, “Advances in Biometric Person Authentication”, *Springer Berlin Heidelberg Press*, p.p. 135-141, 2005

[67] W. W. Boles, and B. Boashash, “A human identification technique using images of the iris and wavelet transform”, *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 46, No. 4, p.p. 1185-1188, Apr. 1998

[68] M. Han, W. Sun, and M. Li, “Iris Recognition Based on a Novel Normalization Method and Contourlet Transform”, *2nd International Congress on Image and Signal Processing*, p.p.1-3, Tianjin, China, Oct. 2009

[69] A. V. Oppenheim and J. S. Lim, "The importance of phase in signals", *Proceedings of the IEEE*, Vol. 69, pp. 529-541, 1981

[70] J. Daugman, “Statistical richness of visual phase information: update on recognizing persons by iris patterns”, *International Journal on Computer Vision*, Vol. 45, No. 1, p.p. 25-38, 2001

[71] P. Thoonsangngam, S. Thainimit, V. Areekul, “Relative Iris Codes”, *IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology*, Cairo, Egypt, Dec. 2007

[72] P. Yao, J. Li, X. Ye, Z. Zhuang, B. Li, “Iris recognition algorithm using modified log-gabor filters”, *International Conference on Pattern Recognition*, p.p. 461-464, Hong Kong, Aug. 2006

[73] Z. Sun, T. Tan, Y. Wang, “Robust Encoding of Local Ordinal Measures: A General Framework of Iris Recognition”, *Proceedings of the BioAW Workshop*, p.p. 270-282, 2004

[74] Z. Sun, Y. Wang, T. Tan, J. Cui, “Robust direction estimation of gradient vector field for iris recognition”, *International Conference on Pattern Recognition*, p.p. II: 783-786, Cambridge, England, UK, 2004

[75] J.P.Havlicek, D.S.Harding, and A.C.Bovik, “Discrete quasi eigenfunction approximation for AM-FM image analysis”, *Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing*, 1996

[76] D. Gabor “Theory of communication”, *Journal of the Institution of Electrical Engineers*, Vol. 93, No. 26, p.p. 429-441, 1946

[77] L. Chenhong, L. Zhaoyang, “Efficient iris recognition by computing discriminable textons”, *International Conference on Neural Networks and Brain*, Vol. 2, p.p. 1164-1167, Beijing, China, Oct. 2005

[78] C. Chou, S. Shih, W. Chen, V. W. Cheng, “Iris recognition with multi-scale edge-type matching”, *International Conference on Pattern Recognition*, p.p. 545-548, Hong Kong, Aug. 2006

[79] P. J. Burt and E. Adelson, “The Laplacian pyramid as a compact image code”, *IEEE Transactions on Computers*, Vol. 31, No. 4, p.p. 532-540, 1983

[80] Q. Tian, Z. Liu, L. Li and Z. Sun, “A Practical Iris Recognition Algorithm”, *Proceedings f the IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics*, Kunming, China, Dec. 2006

[81] D. Monro, S. Rakshit, D. Zhang, “DCT-based iris recognition”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 29, No. 4, p.p. 586‑595, Apr. 2007

[82] K. Miyazawa, K. Ito, T. Aoki, K. Kobayashi, H. Nakajima, “An efficient iris recognition algorithm using phase-based image matching”, *International Conference on Image Processing*, Vol. 2, No., p.p. 49‑52, Genoa, Italy, Sep. 2005

[83] K. Miyazawa, K. Ito, H. Nakajima “A phased-Based Iris Recognition Algorithm”, *Proceedings of the 2006 international conference on Advances in Biometrics*, p.p. 356‑365, Hong Kong, Jan. 2006

[84] K. Miyazawa, K. Ito, T. Aoki, and K. Kobayashi, “An effective approach for iris recognition using phase-based image matching”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 30, No. 10:1741‑1756, Oct. 2008

[85] L. Yu, D. Zhang, K. Wang, “The relative distance of key point based iris recognition”, *Pattern Recognition*, Vol. 40, No. 2, p.p. 423‑430, 2007

[86] C. Sanchez-Avila, R. Sanchez-Reillo, “Multiscale analysis for iris biometrics”, *IEEE International Carnahan Conference on Security Technology*, p.p. 35-38, Atlantic City, New Jersey, US, 2002

[87] C. Sanchez-Avila, R. Sanchez-Reillo, “Two different approaches for iris recognition using gabor filters and multiscale zero-crossing representation”, *Pattern Recognition*, Vol. 38, No. 2, 231‑240, 2005

[88] R. W. Ives, A. J. Guidry, D. M. Etter, “Iris recognition using histogram analysis”, *Thirty-Eighth Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers*, p.p. I:562‑566, Pacific Grove, California, Nov. 2004

[89] P. Zhang, D. Li, Q. Wang, “A novel iris recognition method based on feature fusion”, *International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, p.p. 3661‑3665, Shanghai, China, Aug. 2004

[90] M. Vatsa, R. Singh, A. Noore, "Reducing the false rejection rated of iris recognition using textural and topological features", *International Journal on Signal Processing*, Vol. 2, No. 2, p.p. 66‑72, Apr. 2006

[91] C. Chen, C. Chu, "High performance iris recognition based on 1-D circular feature extraction and PSO–PNN classifier", *Expert Systems with Applications*, Vol. 36, No. 7, p.p. 10351-10356, 2009

[92] Hugo Proenca and L. A. Alexandre, "UBIRIS: a noisy iris image database", *Lect. Notes Comput. Sci.*, Vol. 3617, p.p. 970-977, 2005, http://iris.di.ubi.pt., accessed Oct. 2013

[93] CASIA-IrisV3, http://www.cbsr.ia.ac.cn/IrisDatabase, accessed Oct. 2013

Alaa HILAL

Doctorat : Optimisation et Sûreté des Systèmes

Année 2013

Système d'identification à partir de l'image d'iris et détermination de la localisation des informations

Le système d'identification d'iris est considéré comme l'une des meilleures technologies biométriques. Toutefois, des problèmes liés à la segmentation de l'iris et à la normalisation de la texture de l'iris sont généralement signalés comme principales origines des reconnaissances incorrectes. Dans notre travail, trois contributions principales sont proposées pour améliorer le système d'identification d'iris. Une nouvelle méthode de segmentation est développée. Elle détecte la frontière externe de l'iris par un contour circulaire et la pupille, d'une manière précise, à l'aide d'un modèle de contour actif. Ensuite, une nouvelle méthode de normalisation est proposée. Elle assure une représentation plus robuste et un meilleur échantillonnage de la texture de l'iris comparée aux méthodes traditionnelles. Enfin en utilisant le système d'identification d'iris proposé, la localisation des caractéristiques discriminantes dans une région d'iris est identifiée. Nous vérifions que l'information la plus importante de la région de l'iris se trouve à proximité de la pupille et que la capacité discriminante de la texture diminue avec la distance à la pupille. Les méthodes de segmentation et de normalisation développées sont testées et comparées à un système de référence sur une base de données contenant 2639 images d'iris. Une amélioration des performances de reconnaissance valide l'efficacité du système proposé.

Mots clés : identification biométrique - reconnaissance des formes (informatique) - traitement d'images, techniques numériques.

Iris Identification System and Determination of Characteristics Location

Iris identification system is considered among the best biometric technologies. However problems related to the segmentation of the iris and to the normalization of iris templates are generally reported and induce loss of recognition performance. In this work three main contributions are made to the progress of the iris identification system. A new segmentation method is developed. It approximates the outer iris boundary with a circle and segments accurately the inner boundary of the iris by use of an active contour model. Next, a new normalization method is proposed. It leads to a more robust characterization and a better sampling of iris textures compared to traditional normalization methods. Finally using the proposed iris identification system, the location of discriminant characteristics along iris templates is identified. It appears that the most discriminant iris characteristics are located in inner regions of the iris (close to the pupil boundary) and that the discriminant capabilities of these characteristics decreases as outer regions of the iris are considered. The developed segmentation and normalization methods are tested and compared to a reference iris identification system over a database of 2639 iris images. Improvement in recognition performance validates the effectiveness of the proposed system.

Keywords: biometric identification - pattern recognition systems - image processing, digital techniques.

Thèse réalisée en partenariat entre :

الجامعة اللبنانية
UNIVERSITE LIBANAISE

utt
université de technologie
Troyes

Ecole Doctorale "Sciences et Technologies"