

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



Université Mohamed Khider Biskra  
Faculté des Sciences et de la Technologie  
Département de Génie Electrique  
Filière : électronique  
Option : télécommunication

Réf:.....

**Mémoire de Fin d'Etudes  
En vue de l'obtention du diplôme:**

**MASTER**

*Thème*

La Reconnaissance d'iris

Présenté par :  
**Bendjeddou Mohamed Amine**  
Soutenu le : 3 Juin 2014

Devant le jury compose de :

Mme: BARKAT AICHA

M.A.B

President

Mme: M.BELAHCENE-BENATIA

M.C.A

Encadreur

Mr: DIABI FATHI

M.A.A

Examination

**Année universitaire : 2013 / 2014**

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



Université Mohamed Khider Biskra  
Faculté des Sciences et de la Technologie  
Département de Génie Electrique  
Filière : électronique  
Option : télécommunication

Mémoire de Fin d'Etudes  
En vue de l'obtention du diplôme:

**MASTER**

*Thème*

La Reconnaissance d'iris

Présenté par :

BENDJEDDOU MOHAMED AMINE

Avis favorable de l'encadreur :

Mme. BELAHCENE-BENATIA

**Avis favorable du Président du Jury**

*Mme. BARKAT AICHA*

**Cachet et signature**



Université Mohamed Khider Biskra  
Faculté des Sciences et de la Technologie  
Département de Génie Electrique  
Filière : électronique  
Option : télécommunication

## *Thème :* La Reconnaissance d'iris

Proposé par : **BENDJEDDOU MOHAMED AMINE**  
• Dirigé par : **Mme. BELAHCENE-BENATIA**

### **RESUME (bilingue)**

La biométrie est une nouvelle technologie assurant un haut niveau de sécurité. Elle réfère à la reconnaissance automatique des individus basée sur leurs traits (caractéristiques) physiologiques et/ou comportementales. Principalement, à cause de son stabilité et de son niveau de discrimination élevé, l'iris est le trait biométrique le plus performant pour les systèmes d'identification et de vérification à grandes-échelle. Les systèmes de reconnaissance de l'iris comportent quatre étapes principales : *la segmentation de l'iris, la normalisation de l'iris, l'extraction des caractéristiques et la comparaison des exemplaires de l'iris*. Ce mémoire présente un système d'identification d'iris, se composant d'un nouveau mécanisme de segmentation automatique pour localiser la région circulaire d'iris et de la pupille, la région d'iris a été ensuite normalisée, la méthode des templates et de l'histogramme des couleurs sont utilisés pour procéder l'extraction, et enfin le codage de cette région extraite. Ces techniques sont simples rapides mais nécessitent encore des améliorations. La distance métrique a été utilisée pour comparer les codes binaires enregistrés auparavant. Les tests ont été achevés sur la base de données CASIA-IrisV1. Nous avons implémenté cet algorithme d'identification avec le logiciel MATLAB 2010.

### **الخلاصة**

البيومتري هي تكنولوجيا جديدة تضمن أعلى مستوى من الأمن، تقوم بالتعرف على الأشخاص أليا مرتكزة على خصائصهم ومميزاتهم الفيزيائية وسلوكياتهم. أساسا، وبسبب استقرارها ومستواها المميز العالي، القزحية هي السمة البيومترية الاقوى لأنظمة تحديد الهوية والتحقق على نطاق واسع. نظام التعرف على القزحية يتشكل من أربع مراحل أساسية: تجزئة القزحية، تسوية القزحية، أستخراج الخصائص مع المقارنة مع نسخ القزحية. في هذه المذكرة نعرض نظام تحديد القزحية يتكون من آلية جديدة للتجزئة الألية لتحديد المناطق الدائرية القزحية وبؤبؤ العين، ونقوم بتسوية منطقة القزحية، أيضا طريقة القوالب والرسم البياني للألوان لأجراء الأستخراج، و ترميز هذه المنطقة المستخرجة. المسافة المترية تستعمل لمقارنة الرموز الثنائية المسجل سابقا. هذه التقنيات هي بسيطة سريعة لكنها أيضا تتطلب المزيد من التحسينات. كما أنا الأختبارات التي تم الأنتهاء منها طبقت على أساس بيانات كاسيا مع العلم أننا نفذنا هذه الخوارزمية التعريفية على برنامج Matlab 2010.



## ***Remerciements***

Louange à notre Seigneur ALLAH qui nous a doté de la merveilleuse faculté de raisonnement. Louange à notre Créateur qui m'a facilité l'acquisition du Savoir c'est à lui que s'adresse toute ma gratitude en premier lieu. J'adresse mes remerciements à mon encadreur Mme BELAHCENE Mébarka d'avoir trouvé le temps et la force de lire, corriger, modifier et améliorer ce mémoire et qui était toujours disponible pour mon orientation le long de ce travail ses encouragements, conseils judicieux m'ont été d'une très grande utilité.

Mes remerciements s'adressent également à mes parents de m'avoir éduqué et aidé entre autre financièrement durant toutes ces années, me permettant de vivre à l'aise ce qui a contribué à ma formation et à mon succès sans eux je n'aurais jamais pu arriver jusqu'au bout. Je remercie aussi mes amis Ali MESSOUDI et Kamel MERZOUGI pour leur esprit ouvert et leur sympathie, mes remerciements vont à tous ceux qui de près ou de loin ont contribué à la réalisation de ce mémoire.

## RESUME

La biométrie est une nouvelle technologie assurant un haut niveau de sécurité. Elle réfère à la reconnaissance automatique des individus basée sur leurs traits (caractéristiques) physiologiques et/ou comportementales. Principalement, à cause de son stabilité et de son niveau de discrimination élevé, l'iris est le trait biométrique le plus performant pour les systèmes d'identification et de vérification à grandes-échelle. Les systèmes de reconnaissance de l'iris comportent quatre étapes principales : *la segmentation de l'iris, la normalisation de l'iris, l'extraction des caractéristiques et la comparaison des exemplaires de l'iris*. Ce mémoire présente un système d'identification d'iris, se composant d'un nouveau mécanisme de segmentation automatique pour localiser la région circulaire d'iris et de la pupille, la région d'iris a été ensuite normalisée, la méthode des templates et de l'histogramme des couleurs sont utilisés pour procéder l'extraction, et enfin le codage de cette région extraite. Ces techniques sont simples rapides mais nécessitent encore des améliorations. La distance métrique a été utilisée pour comparer les codes binaires enregistrés auparavant. Les tests ont été achevés sur la base de données CASIA-IrisV1. Nous avons implémenté cet algorithme d'identification avec le logiciel MATLAB 2010.

**Mots clé :** Templates ; Iris Code ; Reconnaissance d'Iris ; Classification ; Analyse d'Image.

## الخلاصة

البيومتري هي تكنولوجيا جديدة تضمن أعلى مستوى من الأمن. تقوم بالتعرف على الأشخاص أليا مرتكزة على خصائصهم ومميزاتهم الفيزيائية وسلوكياتهم. أساسا، وبسبب استقرارها ومستواها المميز العالي، القزحية هي السمة البيومترية الأقوى لأنظمة تحديد الهوية والتحقق على نطاق واسع. نظام التعرف على القزحية يتشكل من أربع مراحل أساسية: تجزئة القزحية، تسوية القزحية، استخراج الخصائص مع المقارنة مع نسخ القزحية. في هذه المذكرة نعرض نظام تحديد القزحية يتكون من آلية جديدة للتجزئة الآلية لتحديد المناطق الدائرية القزحية ويؤبؤ العين، ونقوم بتسوية منطقة القزحية، أيضا طريقة القوالب والرسم البياني للألوان لأجراء الاستخراج، و ترميز هذه المنطقة المستخرجة. المسافة المترية تستعمل لمقارنة الرموز الثنائية المسجل سابقا. هذه التقنيات هي بسيطة سريعة لكنها أيضا تتطلب المزيد من التحسينات. كما أنا الأختبارات التي تم الانتهاء منها طبقت على أساس بيانات كاسيا مع العلم أننا نفذنا هذه الخوارزمية التعريفية على برنامج Matlab 2010.

**المفاتيح :** قالب ، رمز القزحية ، التعرف على القزحية ، تصنيف ، تحليل الصورة

# Liste des Abbreviation

- CASIA** Chinese Academy of Sciences, Institut of Automation
- CHT** Circulaire de Hough transformée
- FAR** False Acceptance Rate
- FMR** False Match Rate
- FNMR** False Not Match Rate
- EER** Equal Error Rate
- HD** Hamming Distance
- ISO** L'International Organization for Standardization
- LED** Light Emitting Diode
- LHT** Ligne Transformée de Hough
- UBIRIS** University of Beira Iris Image Databases

# *Sommaire*

REMERCIEMENT	i
Résumé	ii
Liste d'abréviations	iii
Sommaire	iv
Liste des tableaux	vii
Liste des figures	xi
Introduction générale	1
<b>chapitre 1: La définition des systèmes de reconnaissance d'iris</b>	
1.1 Introduction	5
1.2 Acquisition de l'iris	5
1.3 Segmentation de l'iris	8
1.4 Les différentes méthodes de détection d'iris existantes	9
1.4.1 La transformée de Hough	9
1.4.2 La méthode par détecteur de contours circulaires	12
1.4.3 Les contours actifs	13
1.5 Normalisation de l'iris	14
1.5.1 Méthode pseudo-polaire	14
1.6 Extraction des caractéristiques	15
1.6.1 Utilisation du filtre de Gabor	16
1.6.2 Le Filtrage de Log-Gabor	16
1.6.3 Décomposition en ondelettes de Haar	17
1.6.4 Passages par zéro de l'ondelette 1D	18
1.7 Conclusion	19
<b>CHAPITRE 2: L'état de l'art de la reconnaissance de l'iris</b>	
2.1 Introduction	21

2.2	Identification par analyse en paquets d'ondelettes de l'iris et tests de robustesse	21
2.2.1	Extraction d'iris	21
2.2.2	Localisation d'iris	22
2.2.3	Déroulement	23
2.2.4	Algorithme d'identification	23
2.2.5	Extraction de la signature	23
2.2.6	Mesure de distance de Hamming	24
2.2.7	Combinaison de parque	25
2.2.8	Robustesse de l'algorithme	26
2.2.9	Flou	26
2.2.10	Eclairement	27
2.2.11	Déviation de l'axe optique	27
2.2.12	Défaut local	28
2.3	Un Système Efficace D'identification Des Personnes Par Iris	29
2.3.1	Prétraitement	29
2.3.2	Segmentation	29
2.3.3	Déroulement	30
2.3.4	Extraction	30
2.3.5	Assortiment	31
2.3.6	Résultats	31
2.4	Efficace méthode de segmentation iris dans des environnements sans contraintes	34
2.4.1	La région de départ de la segmentation	35
2.4.2	Les techniques utilisées pour décrire les formes à l'intérieur de l'œil	36
2.4.3	Vue d'ensemble de l'approche proposée	36
2.4.3.1	Déterminer la région iris	37
2.4.3.2	Détection de bords (edges detection)	39
2.4.3.3	L'application de la transformée de Hough circulaire	40
2.4.3.4	Isoler le bruit	41
2.4.3.5	Retrait de la région pupille	45
2.5	Conclusion	51
	<b>CHAPITRE 3: Etude des méthode prétraitement et segmentation</b>	
3.1	Introduction	53
3.2	Segmentation	55
3.3	Prétraitement des images Iris (Normalisation)	57
3.4	Normalisation de l'iris	58

3.4.1	Méthode Pseudo Polaire	58
3.5	Extraction des caractéristiques utilisation du filtre de Gabor	59
3.6	Calcul de Score: La distance de Hamming	61
3.7	Prise de décision : Les lois de Bernoulli	62
3.8	Conclusion	65
<b>CHAPITRE 4 : Conception du Système de Reconnaissance d'Iris</b>		
4.1	Introduction	67
4.2	Les étapes typiques de la reconnaissance de l'iris	67
4.2.1	La segmentation de l'iris	67
4.2.2	La normalisation de l'iris	68
4.2.3	L'extraction de caractéristiques	68
4.2.4	La comparaison	68
4.3	Outils utilisé : MATLAB	70
4.4	Première application basée sur le descripteur Template+Gabor	70
4.4.1	Segmentation	70
4.4.2	La normalisation (Template)	71
4.4.3	L'extraction de paramètres caractéristiques	71
4.5	Deuxième application basée sur le descripteur statistique	72
4.5.1	La segmentation	72
4.5.2	L'analyse de l'histogramme	74
4.5.3	<i>Calcul d'histogramme</i>	75
4.6	conclusion	77
	Conclusion générale et perspectives	78

## Bibliographie

# Liste des Tableaux

<b>Tableaux</b>	<b>Titre de Tableau</b>	<b>Page</b>
<b>Tableau 2.1</b>	: Séparation en fonction de la déviation de l'axe optique [15]	27
<b>Tableau 2.2</b>	: Exemple de calcul de la distance de hamming [20]	33
<b>Tableau 2.3</b>	: Résumés des temps d'exécution [20]	34
<b>Tableau 2.4</b>	: Comparaison entre la précision de l'algorithme proposé et certains autres algorithmes[24].	48
<b>Tableau 2.5</b>	: Comparaison de l'algorithme proposé avec deux algorithmes précédents[26]	50
<b>Tableau 3.1</b>	: Seuils fixés par Daugman selon le nombre de bits valides qui a servi au calcul de la distance de Hamming normalisée et donc selon le pourcentage d'iris apparent. (source [45])	64
<b>Tableau 4.1</b>	: Calculs des paramètres d'histogramme sur un échantillon de BDD	77

# Liste des figures

<b>Figure</b>	<b>Titre de la figure</b>	<b>Page</b>
<b>Figure 1.1</b>	: Taux d'absorption de la lumière en fonction de la longueur d'onde	6
<b>Figure 1.2</b>	: Image acquise en lumière visible, conditions normales d'acquisition [14]	6
<b>Figure 1.3</b>	: Image acquise en lumière visible, avec l'utilisation d'un flash et d'une lampe de bureau	7
<b>Figure 1.4</b>	: Image acquise en infrarouge	8
<b>Figure 1.5</b>	: Une image d'iris avec les différentes parties à détecter	8
<b>Figure 1.6</b>	: (a) Image de l'oeil, (b) différentes images de contours par la méthode Canny selon que l'on considère des contours diagonaux, (c) horizontaux ou (d)verticaux [14]	10
<b>Figure 1.7</b>	: (a)image originale avec reflet, (b) image segmentée avec reflet [14]	10
<b>Figure 1.8</b>	: (a) image originale sans reflet, (b) image segmentée sans reflet[14].	11
<b>Figure 1.9</b>	: Détermination du rayon et du centre de la pupille	11
<b>Figure 1.10</b>	: Détermination le Rayon de l'iris	11
<b>Figure 1.11</b>	: (a) région de l'iris, (b) localisation de la pupille et de l'iris [14]	12
<b>Figure 1.12</b>	: Segmentation de l'iris par la méthode intégró-différentielle [14]	13
<b>Figure 1.13</b>	: Transformation en pseudo-polaire	15
<b>Figure 1.14</b>	: image d'iris normalisée	15
<b>Figure 1.15</b>	: Exemple de code d'iris généré par la méthode Daugman	16
<b>Figure 2.16</b>	: Ondelette de Haar	17
<b>Figure 1.17</b>	: forme de décomposition en sous-bandes par l'ondelette de Haar	18
<b>Figure 1.18</b>	: Texture d'iris décomposé en sous- images par ondelette de Haar , HSI02_scene2 et HSI02_scene4.	18
<b>Figure 2.1</b>	(a) localisation de l'iris, (b) iris déroulé et égalisé [15]	22

<b>Figure 2.2</b>	Principe de l'algorithme de localisation de l'iris [15].	22
<b>Figure 2.3</b>	Transformation en pseudo-polaire[29]	23
<b>Figure 2.4</b>	Distribution de l'énergie moyenne des parquets[15].	24
<b>Figure 2.5</b>	Séparation pour le paquet 2 (0.082) [15]	25
<b>Figure 2.6</b>	Séparation, paquets 2 et 10 combinés (0.160) [15]	26
<b>Figure 2.7</b>	Image originale (a) et images dégradées (b) (c) (d)	26
<b>Figure 2.8</b>	Séparation en fonction du flou [15]	27
<b>Figure 2.9</b>	Séparation en fonction de l'éclairement [15]	27
<b>Figure 2.10</b>	Séparation en fonction de la taille du spot noir [15]	28
<b>Figure 2.11</b>	Segmentation de l'iris. [20]	30
<b>Figure 2.12</b>	Transformation polaire [20]	30
<b>Figure 2.13</b>	Organigramme d'extraction d'information par extension complexe [23]	31
<b>Figure 2.14</b>	Exemples de la détection du centre et des deux cercles d'iris et de la pupille [23]	32
<b>Figure 2.15</b>	Localisation d'iris (a), iris déroulé et égalisé (b) [20]	32
<b>Figure 2.16</b>	Exemple d'un iris code ou un calibre biométrique de la region extradite sous forme de code barre ;(a) par la méthode de filtre de Gabor 2D, (b) par la méthode de la phase instantanée. [20]	33
<b>Figure 2.17</b>	Comparaison des images de l'iris de l'UBIRIS.v2 et CASIA (version 4). (a) l'image de la UBIRIS.v2. (b) l'image de CASIA (version 4)	35
<b>Figure 2.18</b>	Les étapes de la méthode de segmentation proposée iris.[24]	37
<b>Figure 2.19</b>	Illustration des résultats de K-means. (a) Les images réelles, (b) images résultat regroupement de zones blanches représentent la région de l'iris estimé. .[24]	38
<b>Figure 2.20</b>	Illustration des résultats de l'application de détection de Canny sur trois images	40
<b>Figure 2.21</b>	Échantillons d'iris segmenté de base de données UBIRIS. .[24]	41
<b>Figure 2.22</b>	Haute-modèle de localisation de la paupière.[24]	43

<b>Figure 2.23</b>	Haute algorithme paupière de localisation(a) segmenté images UBIRISv2. (B) segmenté images UBIRIS v2 après l'utilisation de la proposition de la paupière supérieure localisation. (c) segmenté images UBIRIS v1. (d) segmenté images UBIRIS v1 après l'utilisation de la paupière supérieure localisation proposée.[24]	43
<b>Figure 2.24</b>	Échantillons de localisation paupière inférieure en utilisant la base de données UBIRIS v1.[24]	44
<b>Figure 2.25</b>	Isoler les réflexions de l'iris de l'algorithm(a) de l'image avec des reflets proposé. (b) détecter les zones de réflexion (marqués par la couleur rouge). .[24]	45
<b>Figure 2.26</b>	Étapes d'algorithm de suppression de la pupille(a) le carré intérieur de l'iris. (b) Résultat de réglage image IN (a). (c) résultat de la détection de Canny. (d) résultat de CHT.[24]	46
<b>Figure 2.27</b>	Algorithme de segmentation proposé sur des séquences d'images prises dans de vraies conditions de BDD UBIRIS. (a) l'image réelle. (b) l'image binaire après l'application des K-moyennes (c) l'image binaire en grappe après l'application de certaines opérations morphologiques. (d) l'image edgemap après l'application de l'algorithm de Canny sur la région d'iris estimée. (e) l'image après la localisation de l'iris à l'aide de CHT. (f) l'image après avoir retiré les régions de bruit.[24]	46
<b>Figure 2.28</b>	Exemples segmentation d'iris orrectes.[24]	47
<b>Figure 2.29</b>	Exemples d'iris bruyants segmentés échoué quand les paupières et les cils font obstacle à une de grandes portions de l'iris.[24]	48
<b>Figure 2.30</b>	Les distributions match et non-match pour UBIRISV1 quand l'algorithm de segmentation proposée est utilisé [24]	49
<b>Figure 2.31</b>	Les distributions match et non-match pour UBIRISV1 quand [24]	49
<b>Figure 2.32</b>	L'égalité d'erreur où $FMR = FNMR$ [24]	50
<b>Figure 3.1</b>	Schéma de synoptique d'un système biométrique [40]	54
<b>Figure 3.2</b>	Segmentation de l'Iris par la méthode intégró-différentielle [42]	56
<b>Figure 3.3</b>	Application d'IDO sur quelques échantillons de la base de données CASIA-Iris [42]	57
<b>Figure 3.4</b>	Le modèle de Daugman Rubber sheet[42].	58
<b>Figure 3.5</b>	Résultats de la méthode de pseudo polaire appliquée sur la base de données CASIA-IrisV1 [42].	59
<b>Figure 3.6</b>	Banque de filtres de Gabor suivant plusieurs orientations (a) et (b) [45]	60
<b>Figure 3.7</b>	Le principe de codage de phase sur quatre quadrants et en deux bits [45].	60

<b>Figure 3.8</b>	Différents exemples d'iris code générés par la méthode Daugman [45].	61
<b>Figure 3.9</b>	Les distributions inter-classes sur deux bases de données différentes et de différentes tailles. Les distributions sont tirées de l'article de Daugman, [45].	64
<b>Figure 4.1</b>	Organigramme de la reconnaissance de l'iris	67
<b>Figure 4.2</b>	Les étapes types de la reconnaissance de l'iris	68
<b>Figure 4.3</b>	Illustration de la comparaison des de deux exemplaires binaires de même taille (6×2) avec une rotation à droite et une à gauche [55]	70
<b>Figure 4.4</b>	(a) Image de l'œil de base de données CASIA V1 classe 1 , (b) Image après la segmentation cercle iris et cercle pupille	71
<b>Figure 4.5</b>	(a) Image de l'œil de la base de données CASIA V1 classe 7, (b) Image après la segmentation cercle iris et cercle pupille	71
<b>Figure 4.6</b>	Résultats de la méthode pseudo polaire	72
<b>Figure 4.7</b>	Résultats de la méthode pseudo polaire appliquée sur la base de données CASIA	72
<b>Figure 4.8</b>	Iris code après l'application du filtre de Gabor (base de données classe1)	72
<b>Figure 4.9</b>	Iris code après l'application du filtre de Gabor (base de données classe7)	73
<b>Figure 4.10</b>	(a) Image de l'œil, (b) Image après la segmentation	73
<b>Figure 4.11</b>	(c) Image de l'œil, (d) Image après la segmentation	74
<b>Figure 4.12</b>	(f) Image de l'œil, (g) Image après la segmentation	74
<b>Figure 4.13</b>	(h) Image de l'œil, (i) Image après la segmentation Après la segmentation nous tentons de faire l'extraction des paramètres caractéristiques par l'analyse d'histogramme d'iris.	74
<b>Figure 4.14</b>	Histogramme obtenu après détection de l'Iris	75
<b>Figure 4.15</b>	(a) œil en couleur, (b)œil en niveau de gris	75
<b>Figure 4.16</b>	Histogramme de l'iris détecté	76
<b>Figure 4.17</b>	Histogramme de l'iris détecté	76
<b>Figure 4.18</b>	Histogramme de l'iris détecté	77



## Introduction général

---

Un système biométrique est essentiellement un système de reconnaissance de formes qui se base sur l'acquisition des données biométriques à partir d'un individu, puis l'extraction d'un ensemble de caractéristiques à partir des données acquises, et enfin la comparaison de ces caractéristiques contre la signature dans la base de données. Selon le contexte d'application, un système biométrique peut fonctionner en mode de vérification ou mode d'identification [1].

Les technologies biométriques exploitent des caractéristiques humaines physiques ou comportementales telles que l'Empreinte digitale, la Signature, l'Iris, la Voix, le Visage, la Démarche, l'ADN... Ces caractéristiques sont traitées par un certain ordre de processus automatisés à l'aide des dispositifs comme des modules de balayage ou des appareils-photo [1]. À la différence des mots de passe ou des PIN s (numéros d'identification personnelle) qui sont facilement oubliés ou exposés à l'utilisation frauduleuse, des clefs ou des cartes magnétiques qui doivent être portées par l'individu et qui sont faciles à être volées, copiées ou perdues, ces caractéristiques biométriques sont uniques à l'individu et il n'y a presque aucune possibilité que d'autres individus peuvent remplacer ces caractéristiques. De ce fait les technologies biométriques sont considérées comme les plus puissantes en termes de sécurité.

Dans ce travail nous avons choisi la biométrie par Iris humain, une des technologies biométrique qui assure un haut niveau de sécurité. L'Iris procure une unicité très élevée, 11072 (selon les estimations des chercheurs) et sa stabilité est étendue jusqu'à la mort des individus, d'où une fiabilité extraordinaire [2].

La première personne à être officiellement rendu compte des possibilités qu'offre la texture de l'Iris en tant qu'outil d'identification était un ophtalmologiste américain qui a proposé l'idée d'utiliser la texture de l'iris en 1936 , le domaine de la reconnaissance des personnes par l'iris a connu une multitude de travaux publiés et/ou brevetés. Deux autres ophtalmologistes, Drs. Leonard Flom et Aran Safir ont proposé le concept que deux iris de deux personnes différentes ne peuvent pas être identiques . En 1987, ils avançaient l'idée que l'iris peut être utilisé comme moyen biométrique permettant l'identification des personnes. Le brevet qui en résulte n'est tombé dans le domaine public qu'au courant de cette année 2007. En 1991, les deux ophtalmologistes engagent J.Daugman alors professeur à l'université de Harvard afin de proposer un modèle mathématique pour la reconnaissance des personnes par

## Introduction général

---

l'iris . En 1994, J.Daugman brevète une méthode complète de reconnaissance par l'iris. La méthode de Daugman qui sera baptisée l'iris code est à l'origine de la grande majorité des systèmes commercialisés à base de reconnaissance de l'iris jusqu'à aujourd'hui. Grâce à cette méthode, la reconnaissance par l'iris a été largement utilisée et avec succès dans certains projets de contrôle de frontières et d'accès aux zones sensibles. En particulier, la reconnaissance par l'iris a été utilisée comme unique moyen d'identification biométrique dans l'un des plus larges déploiements opérationnel à ce jour, aux Emirats Arabe Unis . Alors que plus de 3 milliards de comparaisons sont réalisées chaque jour; aucune fausse acceptation n'a été observée d'après le ministère de l'intérieur. L'iris peut avoir aussi des applications plus originales. Ainsi, le système de Daugman a servi à retrouver une Afghane photographiée en 2002 et qui a fait la couverture de National Geographic 18 ans plutôt. En comparant les deux images acquises avec tant d'années de différence et aussi avec deux capteurs différents, le système a permis de confirmer l'identité de la femme avec une probabilité sensiblement proche des 100%

Tout au long de ce mémoire, nous nous intéressons au domaine de la biométrie et particulièrement à l'identification et l'authentification des individus par la reconnaissance de l'iris. Nous présentons les détails de notre étude, allant de l'état de l'art jusqu'à la mise au point d'une nouvelle approche pour la reconnaissance de l'iris. Le reste de ce manuscrit est organisé comme suit :

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

## Introduction général

---

différentes. La première est basée sur le Template et l'iris code et la deuxième est basée sur la méthode de l'histogramme d'iris.

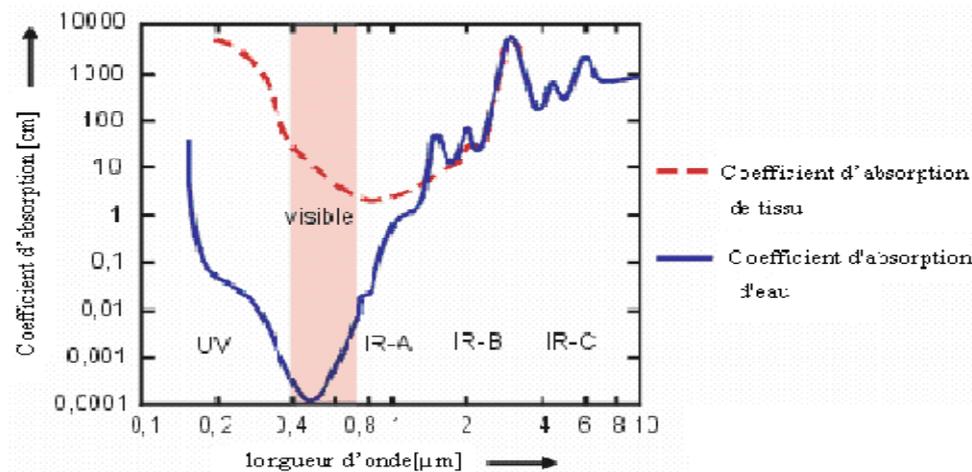
Notre mémoire se termine par une conclusion générale et une proposition pour les travaux futurs déduites de notre étude et résultats obtenus.

## **1.1 Introduction**

Les performances d'un système de reconnaissance d'iris sont étroitement liées à la qualité des images acquises. Or l'acquisition d'une image bien définie d'un iris nécessite un éclairage par LED proche infrarouge et une lentille spécifique, qui contraignent l'utilisateur à être extrêmement coopératif. La texture de l'iris est peut être détériorée par différents types de bruits : les cils, les paupières et les reflets qui peuvent être considérés comme des bruits occultants, et peut être masquée par des bruits de flou que ce soit d'acquisition ou de bougé et cela rendant la segmentation plus difficile. Afin de fournir l'identification précise des individus, l'information la plus distinctive actuelle dans un modèle d'iris doit être extraite. Seulement les dispositifs significatifs de l'iris doivent être codés de sorte que des comparaisons entre les calibres puissent être faites. La plupart des systèmes d'identification d'iris se servent d'une décomposition de passage de bande de l'image d'iris pour créer un calibre biométrique. Dans la suite nous aborderons les différentes techniques de la segmentation (extraction de l'iris), et les techniques d'extraction d'un code à partir de la texture d'iris normalisée.

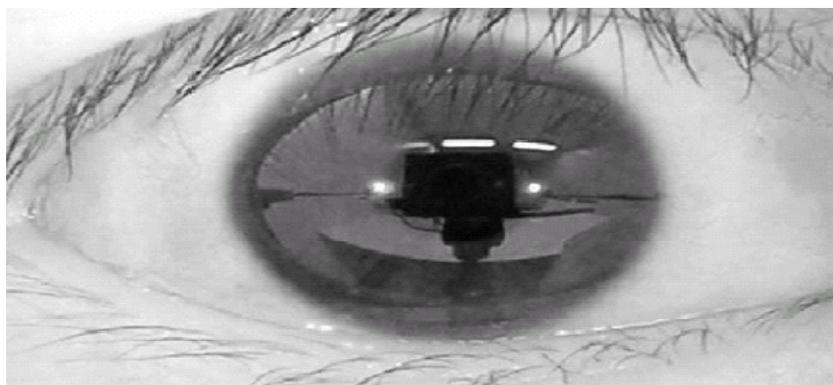
## **1.2 Acquisition de l'iris**

L'acquisition d'une image d'iris est considérée comme l'une des plus difficiles en biométrie. En effet, l'iris est un objet de petite taille, sombre, localisée derrière la cornée qui constitue un miroir hautement réfléchissant. Toutes ces caractéristiques en font un objet très difficile à photographier. Premièrement, l'iris est sombre, il faut donc l'éclairer mais en même temps l'iris est sensible à la lumière et de fortes illuminations peuvent engendrer des malaises chez l'utilisateur. Deuxièmement, l'iris est un objet de petite taille (environ 1cm de diamètre) il est alors impératif d'utiliser des focales très puissantes ou de rapprocher l'iris de l'objectif mais on sans risque, car dans ce dernier cas, on rapprocherait l'iris de la source d'illumination ce qui pourrait nuire aux personnes. Enfin l'iris est une surface dite Lambertienne [3], c'est-à-dire une surface qui réfléchit la lumière dans toutes les directions et derrière la cornée situé un miroir hautement réfléchissant. Ces deux dernières caractéristiques font que si aucune technique particulière n'est employée, l'iris photographié sera couvert par des reflets de toutes les sources lumineuses présentes dans l'environnement d'acquisition. Il est à noter que différentes longueurs d'ondes de l'illumination engendrent un pouvoir de pénétration de la cornée différent et donc un taux de réflexion sur l'iris plus grand lui aussi [14]. Ce principe est illustré à la figure (1.1).



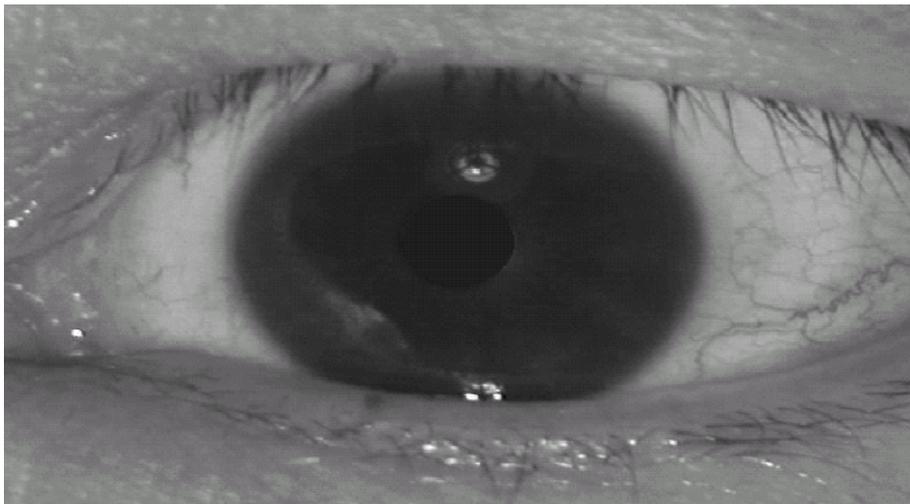
**Figure 1.1** Taux d'absorption de la lumière en fonction de la longueur d'onde [14]

D'un autre côté, selon leurs longueurs d'ondes, les différents types d'illumination ne sont pas sans danger pour les yeux humains. Il convient alors d'étudier tant en termes de longueur d'onde que de puissance, les illuminations adéquates pour réussir le meilleur rapport sûreté taux de pénétration de la cornée. La première solution serait d'utiliser un dispositif d'illumination en lumière visible. La figure (1.2) montre un iris acquis sans condition particulière. Il est clair qu'avec ce genre d'image aucun traitement de reconnaissance n'est possible. Les réflexions proviennent de toutes les sources lumineuses présentes dans la salle d'acquisition ; tube néon, fenêtre, écran du PC... Afin de couvrir ces réflexions, une solution serait d'utiliser une forte source lumineuse qui viendrait couvrir toutes les autres pour qu'on puisse récupérer une image d'iris sans reflet à part celui généré par la source lumineuse additionnelle. Ce procédé d'acquisition utilisant un flash de côté et une lampe de bureau afin d'illuminer encore plus l'iris. L'image en figure (1.3) est un exemple d'image d'iris obtenue [3]. Il s'avère effectivement que les reflets qu'on a pu constater sur l'image de la figure (1.2) ont disparus.



**Figure 1.2** Image acquise en lumière visible, conditions normales d'acquisition

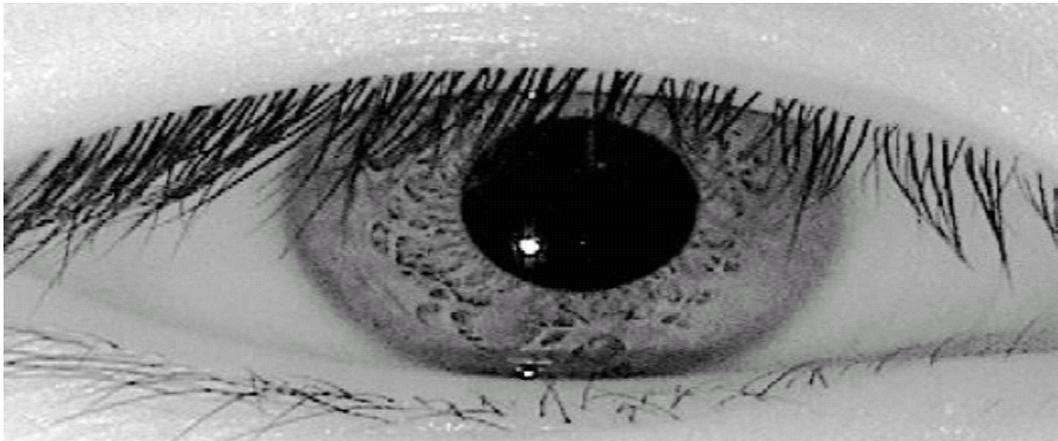
Une deuxième option, adoptée par tous les industriels de la reconnaissance de l'iris qui correspond à la norme ISO [4] est l'utilisation d'une ou plusieurs sources infrarouge comme illuminateur puissant. La figure (1.4) montre le même iris que celui de la figure (1.2) mais acquis avec une lumière infrarouge. L'infrarouge possède deux avantages majeures sur la lumière visible. Premièrement, la lumière est invisible, l'utilisateur ne sera pas aussi gêné qu'en lumière visible par une puissante illumination. Le deuxième avantage est que le proche infrarouge comme indiqué dans la figure (1.1) possède un pouvoir de pénétration de la cornée largement plus grand que celui de la lumière visible et il est ainsi possible de récupérer une richesse de texture supérieure à celle obtenue en lumière visible surtout pour les iris sombres. Le seul inconvénient possible vis-à-vis de la lumière visible est l'impact de l'utilisation du proche infrarouge sur la sécurité de l'oeil. Des études ont montré que vu le temps d'acquisition, les longueurs d'ondes utilisées et les puissances nécessaires pour acquérir des images d'iris de bonne qualité, le procédé est complètement sans conséquence pour la sûreté de l'oeil (dit 'eye-safe') [3].



**Figure.1.3** Image acquise en lumière visible, avec l'utilisation d'un flash et d'une lampe de bureau

Généralement, les systèmes d'acquisition d'iris acquièrent une image d'iris de 30 à 50 cm, utilisant d'une à quatre diodes LED de longueurs d'onde différentes. L'iris obtenu a un diamètre compris entre 100 et 200 pixels. Il a été prouvé récemment que la capture d'une image d'iris de bonne qualité avec une coopération minimale de l'utilisateur était possible. Les travaux du groupe Sarnoff ont débouché sur la création du produit 'Iris On the Move' où les personnes sont identifiées à la volée jusqu'à 3m de distance entre eux et la caméra, et cela le long d'un corridor. Une caméra 5 méga pixels à 15 trams/secondes (frames/secondes) et une

focale de 210 mm sont requises. Des diodes LED proche infrarouge à haute puissance sont elles aussi nécessaires [3].

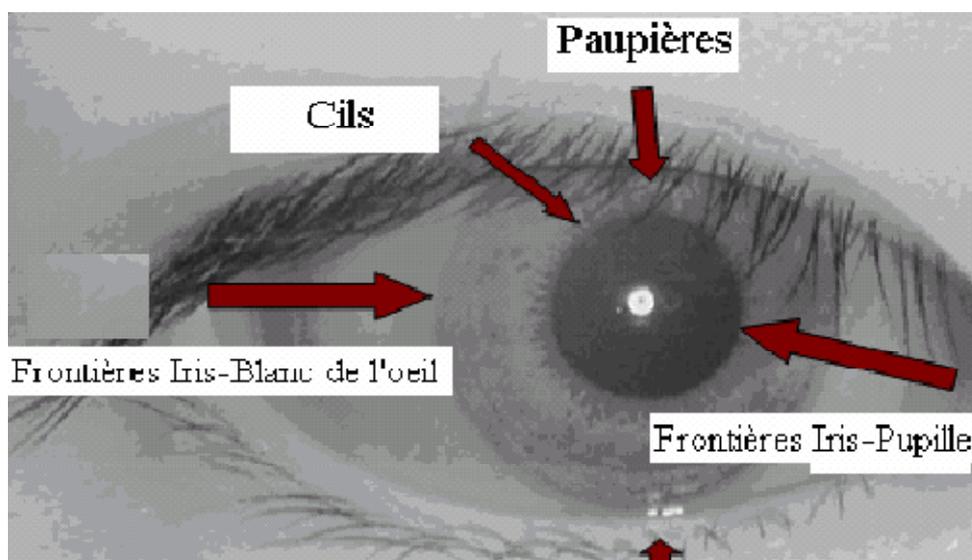


**Figure 1.4** Image acquise en infrarouge

Une fois l'image de l'iris acquise, un système de traitement d'iris peut être composé de plusieurs modules : la segmentation et détection d'iris, normalisation de l'iris, extraction des caractéristiques.

### **1.3 Segmentation de l'iris**

La segmentation de l'iris est la première étape dans un processus de reconnaissance. Elle consiste à isoler la texture de l'iris du reste de l'image de l'œil acquise par un quelconque capteur. La région de l'iris comme illustrée dans la figure (1.5) est entourée par des frontières extérieures (iris-blanc de l'œil) et des frontières intérieures (iris-pupille)



**Figure 1.5** Une image d'iris avec les différentes parties à détecter

La pupille est un trou noir à l'intérieur du disque de l'iris, presque circulaire. En acquisition proche infrarouge, cette région peut être considérée comme la région à plus fort contraste. Généralement quelques reflets dus à l'utilisation des diodes LED proche infrarouge sont localisés à l'intérieur de la pupille (voir figure.1.5). Ces reflets dépendent du nombre de diodes LED, de leur puissance et de la position de l'oeil par rapport à la caméra lors de l'acquisition. Ces reflets peuvent être utilisés pour faciliter la détection de la pupille et aussi comme moyen d'assigner une mesure de flou à l'image. La frontière extérieure de l'iris est la séparation entre le disque de l'iris et le blanc de l'oeil. Une acquisition en proche infrarouge complique la tâche de segmentation car le contraste blanc de l'oeil-iris est très faible dans de telles conditions d'acquisition. En plus, cette frontière est en grande partie couverte par d'autres régions telles que les cils ou les paupières [5].

Les paupières sont généralement elliptiques avec un contraste souvent faible avec la texture de l'iris. Quand aux cils, il s'agit sans doute du bruit le plus difficilement détectable dans la texture de l'iris. En effet les cils sont des objets noirs de formes irrégulières et diverses qui peuvent couvrir de grandes régions de la texture de l'iris surtout dans le cas d'iris d'asiatiques.

Notre objectif est de localiser les frontières pupille-iris et iris-blanc de l'oeil ainsi que d'extraire de l'image de l'oeil différents éléments qui sont considérés comme bruits.

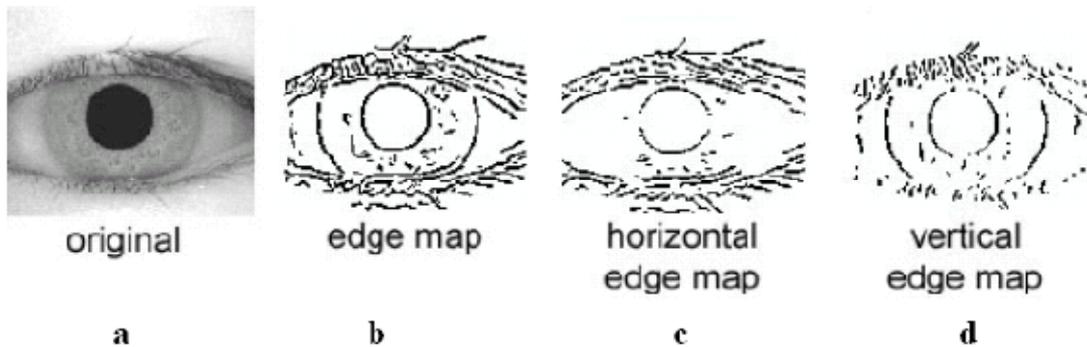
## **1.4 Les différentes méthodes de détection d'iris existantes**

### **1.4.1 La transformée de Hough**

La transformée de Hough est une technique qui peut être utilisée afin d'isoler des objets de formes géométriques simples dans l'image. En général, on se limite aux lignes, cercles ou ellipses présents dans l'image. L'un des grands avantages de la transformée de Hough est qu'elle est tolérante aux occlusions dans les objets recherchés et demeure relativement inaffectée par les bruits. Les objets à détecter dans l'image de l'oeil (iris, pupille, paupières) sont circulaires ou ellipsoïdaux et donc se prêtent bien à une détection par la transformée de Hough. Wildes a été le premier à introduire cette méthode dans le contexte de la segmentation de l'iris [6]. Les étapes de la transformée de Hough sont les suivantes :

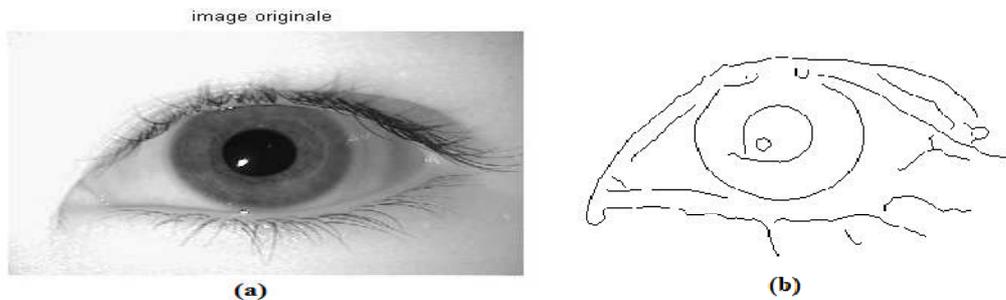
- Une image de contours est générée par une quelconque méthode de génération de contours. Plusieurs images de contours obtenues par la méthode Canny [5] sont montrées sur la figure (1.6).
- Un processus de vote est mis en place sur l'image de contours obtenue. Chaque point de contour vote pour les cercles dont il appartient et le cercle qui obtient le

plus de vote est le cercle recherché. Parfois cette méthode est lourde surtout lorsque beaucoup de points de contours sont détectés et si nous avons une connaissance à priori sur la localisation du cercle recherché. Dans ce cas, nous comptabilisons pour chaque cercle dans la zone recherchée, les points de contours appartenant à ce cercle. Le cercle qui possède le plus de points de contours est le cercle recherché [5].



**Figure 1.6** (a) Image de l'oeil, (b) différentes images de contours par la méthode Canny selon que l'on considère des contours diagonaux, (c) horizontaux ou (d) verticaux [14]

Dans notre cas on utilise des images de la base de données [7], où quelques reflets sont localisés à l'intérieur de la pupille. Avant d'appliquer la méthode de Canny aux images d'entrées pour extraire les contours de la pupille et de l'iris, on doit d'abord éliminer ces reflets pour ne pas avoir des contours à l'intérieur de la pupille (voir figure 1.7).



**Figure1.7** (a) image originale avec reflet, (b) image segmentée avec reflet [14]

En plus de ça pour éviter l'erreur à la segmentation (détection du contour d'iris), comme montré dans la figure 1.7

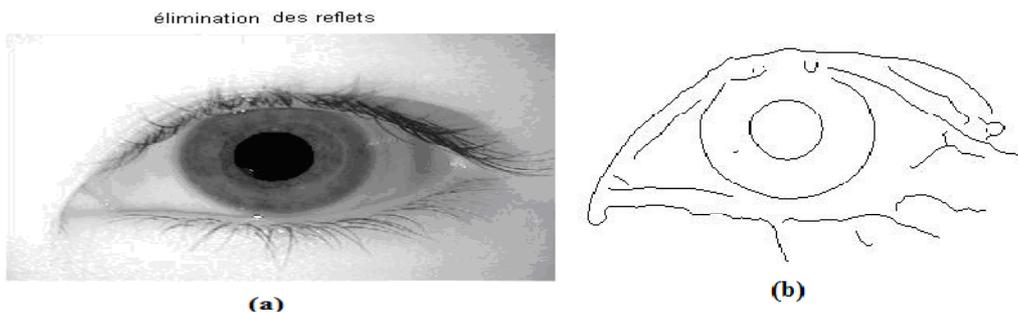


Figure 1.8 (a) image originale sans reflet, (b) image segmentée sans reflet [14]

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

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

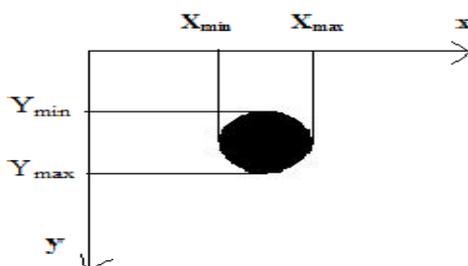


Figure 1.9 Détermination du rayon et du centre de la pupille

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

$$R_p = (x_{max} - x_{min})/2 \tag{1.1}$$

$$x_p = R_p + x_{min} \quad y_p = R_p + x_{min} \tag{1.2}$$

Après avoir déterminé  $C_p(x_p, y_p)$  on peut extraire le rayon de l'iris  $R_i$  : à partir du centre de la pupille en partant de ce point ( $C_p$ ) que nous avons trouvé, nous avançons jusqu'à trouver un deuxième contour. Nous notons alors le point ( $X_i$ ) où nous sommes arrivés: il appartient au bord de l'iris (voir figure.1.10).

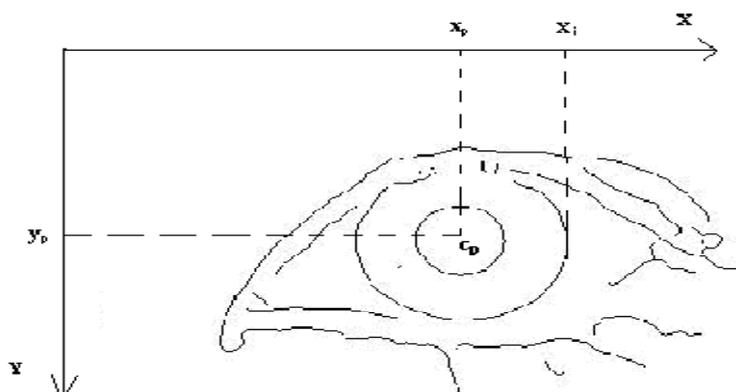
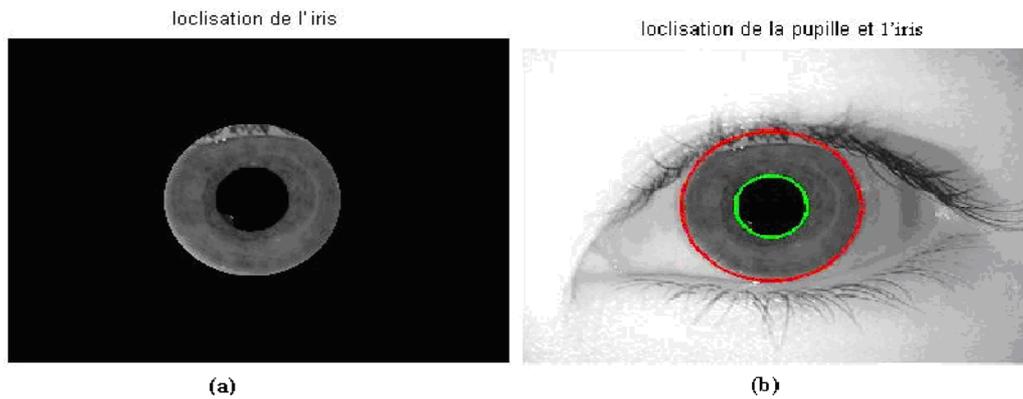


Figure 1.10 Détermination le Rayon de l'iris

Donc le rayon de l'iris est donné par l'équation suivante :  $R_i = (x_i - x_p)$

À partir de ces équations on peut facilement isoler la région de l'iris, (voir la figure 1.11).



**Figure 1.11** (a) région de l'iris, (b) localisation de la pupille et de l'iris [14]

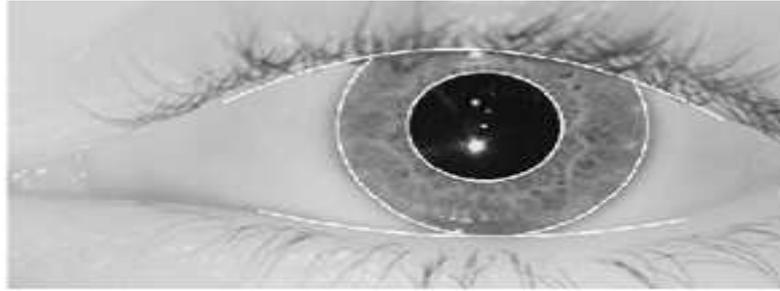
#### 1.4.2 La méthode par détecteur de contours circulaires

Avant Wildes, Daugman avait proposé une méthode de détection de l'iris, de la pupille et des paupières basée sur la mesure d'un opérateur intégral-différentiel [8;9] défini par l'expression suivante:

$$\max(r, x_0, y_0) \left| G\sigma(r) \frac{\delta}{\delta r} \oint_{r, x_0, y_0} \frac{I(x, y)}{2\pi r} ds \right| \quad (1.3)$$

Avec  $G\sigma(r) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{r^2}{2}}$  où  $I(x, y)$  est l'image de l'oeil,  $r$  le rayon du cercle que l'on est en train de chercher et  $G\sigma(r)$  est une fonction gaussienne de lissage. L'opérateur effectue donc la différence entre la moyenne des gradients calculés sur deux cercles de rayons  $r$  et  $r+1$ . Le cercle qui maximise cette différence est le cercle recherché. Ainsi, l'opérateur est appliqué de manière itérative avec un degré de lissage de moins en moins fort afin d'atteindre une détection précise. Les paupières sont détectées de la même manière en utilisant des rayons très grands approximant ainsi des arcs de cercles.

La méthode intégral-différentielle peut être vue comme une généralisation de la méthode de la transformée de Hough. En effet, elle utilise une image de gradient afin de rechercher un contour géométrique bien défini. Puisqu'elle utilise l'image du gradient sans seuillage, cette méthode ne souffre pas de problèmes de recherche de points de contours et donc d'élaboration de stratégie pour trouver des seuils. Par contre, cette méthode est plus sensible aux bruits car ces derniers engendrent des gradients très forts qui peuvent fausser la moyenne du gradient sur un cercle et attirer le contour vers leurs positions. La figure (1.12) montre une image segmentée par la méthode intégral-différentielle.



**Figure 1.12** Segmentation de l'iris par la méthode intégral-différentielle [14]

Quelque soit la méthode utilisée (Transformée de Hough ou détecteur intégral-différentiel), une modélisation a priori des contours recherchés par des formes géométriques est nécessaire. En effet, les contours extraits de l'iris et de la pupille sont approximés par des cercles alors que les paupières sont approximés par des lignes, des ellipses ou des arcs de cercle. Toutes ces hypothèses, même si elles restent grossièrement correctes, elles ne sont pas réalisées pour autant. En effet, la pupille n'est souvent pas parfaitement circulaire et peut subir quelques déformations en particulier à cause de l'angle de prise de vue. L'iris non plus ne peut pas être considéré comme un cercle car il est couvert par les paupières sur les parties supérieures et inférieures. Pour toutes ces raisons, d'autres méthodes misent en oeuvre pour la détection des contours de l'iris et des bruits occultants qui ne soient pas limitées aux formes géométriques connues. Pour réaliser ce genre d'opération, M. Kass, A. Witkin, et D. Terzopoulos, utilisent deux méthodes différentes, celle basée sur les contours actifs [10] et une méthode statistique modèle à mixtures de gaussiennes GMM.

### 1.4.3 Les contours actifs

L'idée d'utiliser les contours actifs pour une détection des paupières, de l'iris et de la pupille a été évoquée par Masek dans sa thèse [8]. Plus récemment Daugman et Xiaomei Liu [11,12] ont publié des documents indiquant qu'ils ont utilisé les contours actifs comme moyen d'isoler l'iris du reste des régions de l'oeil. L'idée principale de cette méthode est de déplacer les points de contrôle pour les rapprocher le plus possible des contours d'intérêt. Elle est basée sur les notions d'énergie interne et externe dont le but est de minimiser l'énergie totale présente le long de la courbe.

L'énergie d'un contour dépend de sa forme et de sa position dans l'image. Ces deux paramètres définissent les forces intérieures et extérieures du contour. Un contour est défini d'une manière paramétrée par :

$$V(S) = [X(S), Y(S)] \quad (1.4)$$

Où  $s \in [0,1]$  est l'arc normalisé tout au long du contour. L'énergie peut être écrite sous la

forme suivante :

$$E_{\text{snak}} = E_{\text{interne}} + E_{\text{externe}} \tag{1.5}$$

L'énergie interne est divisée en deux sous énergies :

- La force d'élasticité : elle contrôle la tension du contour actif et empêche le contour de se rétracter mais aussi l'extension de ce dernier.
- La force de courbure: Cette force contrôle la rigidité du contour. Pendant le processus de déformation, elle essaye de lisser le contour.

L'énergie externe est la dérivée de l'intensité de l'image. Son but est d'attirer la courbe au plus prêt du contour d'intérêt. Cette énergie est la nature de l'attraction vers les contours intéressants. Il existe plusieurs méthodes pour calculer les forces extérieures toutes basées sur le calcul du gradient. Chenyang XU a proposé une approche appelée: le champ GVF (Gradient Vector Flow). Cette approche permet de prendre en compte l'ensemble de l'image pour le calcul des forces extérieures et donc a l'avantage de ne pas dépendre du contour initial. Dans la pratique l'utilisation de ce champ donne effectivement de meilleurs résultats [10].

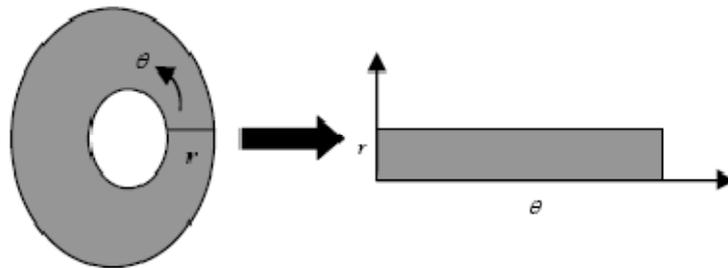
## 1.5 Normalisation de l'iris

### 1.5.1 Méthode pseudo-polaire

L'iris est un disque irrégulier. Ces irrégularités sont dues à la dilatation et contraction de la pupille, au fait que les deux cercles ne sont pas concentriques et au fait des changements non linéaires de la texture de l'iris. Ces caractéristiques ont poussé Daugman à développer une méthode de normalisation pseudo-polaire du disque de l'iris appelée la méthode 'Rubber Sheet' dont une signification imagée pourrait être vu comme une tentative d'étendre le disque de l'iris comme du caoutchouc. Cette méthode est pseudo-polaire car les deux cercles de l'iris et de la pupille ne sont pas concentriques. Le procédé peut être expliqué de la manière suivante: A chaque pixel de l'iris dans le domaine cartésien lui est assigné un correspondant dans le domaine pseudo polaire suivant la distance du pixel par rapport aux centres des cercles et l'angle qu'il fait avec ces centres. Plus précisément la transformation se fait selon l'équation suivante :

$$x(r, \theta) = (1 - r)x_p(\theta) + rx_s(\theta) \tag{1.6}$$

$$y(r, \theta) = (1 - r)y_p(\theta) + ry_s(\theta) \tag{1.7}$$



**Figure. 1.13** Transformation en pseudo-polaire

Où  $X_p(\theta)$  représente l'abscisse du point de la frontière détectée de la pupille dont le segment qui passe par ce point et le centre de la pupille fait un angle  $\theta$  avec une direction choisie. De même  $Y_p(\theta)$  représente l'ordonnée de ce même point, alors  $X_s(\theta)$ ,  $Y_s(\theta)$  représentent les coordonnées des points obtenus par le même principe mais sur le contour de l'iris. L'image de la figure (1.14) montre une image normalisée obtenue par ce processus qui est rectangulaire et de taille constante, généralement la taille choisie est de  $80 \times 512$  pixels. La largeur de l'image représente la variation sur l'axe angulaire alors que la hauteur représente les variations sur l'axe radial.



**Figure 1.14** Image d'iris normalisée

## 1.6 Extraction des caractéristiques

Jusqu'à présent, les chercheurs sont parvenus à isoler la région de l'iris porteuse d'information et à la placer d'une façon bien déterminée dans une matrice. Il s'agit maintenant de traiter cette région d'iris pour localiser les caractéristiques significatives et ainsi permettre l'identification d'un individu déterminé lors d'une comparaison avec d'autres iris. Dans la reconnaissance par iris, la plupart des méthodes que l'on trouve dans la littérature utilisent différents types d'ondelettes ou de filtrages par fenêtre et la recherche sur ce sujet est encore d'actualité. A titre d'exemple, John Daugman [8] utilise les filtrages à deux dimensions de Gabor. Wilds [4], quant à lui, se sert du passage à zéro d'ondelettes à une dimension. Limet son équipe ont une approche mixte: elle combine les ondelettes de Haar à deux dimensions à la 4ème échelle et un réseau neuronal. D'autres techniques telles que les ondelettes de Daubechies 4, ou encore ondelettes biorthogonales sont aussi employées. Masek [5] a étudié

en 2003 l'application d'une ondelette Log-Gabor et a constaté qu'elle présentait de bonnes qualités d'analyse dans le cas de l'iris.

### 1.6.1 Utilisation du filtre de Gabor

Daugman a utilisé le filtre de Gabor à 2 dimensions (2D) [8] afin de coder le modèle d'iris, il démodule la sortie du filtre afin de compresser les données. Ceci est fait par quantification de l'information de phase dans quatre niveaux. Il a été montré par Oppenheim et Lim que l'information de phase, plutôt que celle de l'amplitude fournit les informations les plus significatives dans une image. Ces quatre niveaux sont représentés en utilisant deux bits de donnée, Un total de 2048 bits est calculé pour tout le calibre. La démodulation et le processus de quantification de phase peuvent être représentés comme :

$$h_{(Re,Im)} = \text{sgn}_{(Re,Im)} \iint_{\rho\phi} I(\rho, \phi) e^{-iw(\theta_0-\phi)} e^{-(r_0-\rho)^2/\alpha^2} e^{-(\theta_0-\phi)^2/\beta^2} \rho d\rho d\phi \quad (1.8)$$

Où  $(r_0, \theta_0)$  indique la fréquence centrale du filtre,  $(\alpha, \beta)$  indiquent la largeur et la longueur efficaces,  $I(\rho, \phi)$  est une image d'iris dans un système du même rang polaire sans dimension et  $h$  peut être considéré comme un bit complexe dont la partie réelle et imaginaire dépend du signe de l'intégrale 2D [5].



**Figure. 1.15** Exemple de code d'iris généré par la méthode Daugman

### 1.6.2 Le Filtrage de Log-Gabor

Le filtre de Gabor qui est généralement utilisé fournit un bon compromis entre le domaine spatial et fréquentiel. Puisque qu'il n'y a qu'une seule ondelette utilisée, cette propriété de Gabor joue un rôle important. En consultant les diverses études disponibles sur le processus de codage, on rencontre un désavantage lié au choix de l'ondelette que présente la partie réelle du filtre introduit une composante continue puisque la valeur à la fréquence zéro de la transformée de Fourier du filtre de Gabor n'est pas nulle. Cette composante continue est déterminée par l'illumination et n'apporte que l'information des conditions de prise des photos. Puisque dans le traitement de l'iris, nous nous intéressons seulement aux transitions des valeurs des pixels, cette composante doit être éliminée. Solution proposée dans la littérature [5] pour éliminer le problème exposé. Il s'agit d'un filtre de Gabor dont l'échelle de fréquence est logarithmique. Il possède donc la réponse fréquentielle suivante :

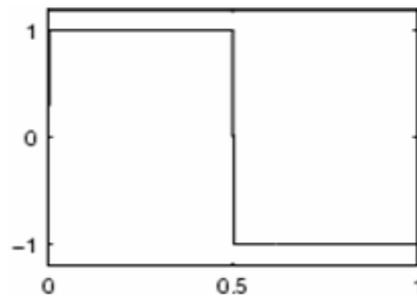
$$G(f) = \exp\left(\frac{-(\log(f/f_0))^2}{2(\log(\sigma/f_0))^2}\right) \quad (1.9)$$

$f_0$  est la fréquence centrale et  $\sigma$  la largeur de bande du filtre. Les choix de  $f_0$  et  $\sigma$  dépendent du problème (qualité et propriétés des images de la base de données) et des applications du système.

### 1.6.3 Décomposition en ondelettes de Haar

En traitement d'image, les ondelettes orthogonales sont très utilisées car elles conduisent à des calculs rapides. Dans le cas de signaux d'une dimension (1D), le signal est décomposé en une approximation et un détail. En deux dimensions (2D), l'image est décomposée en une approximation et trois détails (horizontal, diagonal et vertical). Nous utilisons les ondelettes de Haar illustrées dans la figure (1.16) et l'équation (1.9) comme une fonction de base pour extraire les caractéristiques de la région de l'iris.

$$H(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \in [0, \frac{1}{2}] \\ -1 & \text{si } x \in [\frac{1}{2}, 1] \end{cases} \quad (1.10)$$



**Figure.1.16** Ondelette de Haar

La figure (1.17) présente les sous-images après la transformation. Les désignations H et L représentent respectivement le filtre passe-haut et le filtre passe-bas et HH indique que le filtre passe-haut est appliqué aux signaux des deux axes (lignes puis les colonnes de la matrice associée à l'image). La texture de l'iris est décomposée sur 4 niveaux, et le vecteur de caractéristiques d'un iris est construit en combinant la sous-image HH4 (4ème niveau) avec l'intensité moyenne des 3 autres sous-images HH1, HH2 et HH3.

Afin de réduire le temps de calcul pour manipuler le vecteur de fonctionnalité, nous quantifions chaque valeur réelle en valeur binaire en convertissant simplement la valeur positive en '1' et la valeur négative en '0' [13].

$LL_3$	$LL_2$	$LH_3$	$LH_2$	$LH_1$
$HL_3$	$HL_2$	$HH_3$		
$HL_1$		$HH_2$		
$HL_1$		$HH_1$		

Figure.1.17 Forme de décomposition en sous-bandes par l'ondelette de Haar

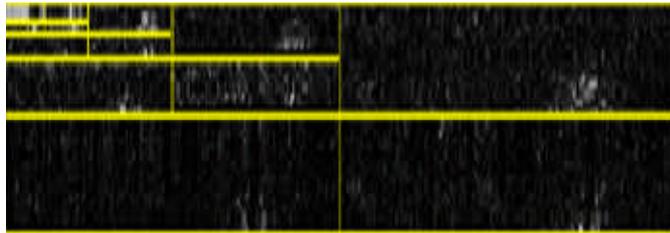


Figure.1.18 Texture d'iris décomposé en sous- images par ondelette de Haar

1.6.4 Passages par zéro de l'ondelette 1D

Pour le codage des données caractéristiques de l'iris. L'ondelette est définie comme la dérivée seconde de la fonction de lissage  $\theta(x)$ .

$$\Psi(x) = \frac{d^2\theta(x)}{dx^2} \tag{1.11}$$

Les passages par zéro des échelles dyadiques de ces filtres sont ensuite utilisés pour coder les formes. La transformée en ondelettes d'un signal  $f(x)$  à l'échelle  $s$  et la position  $x$  est donnée par :

$$w_s f(x) = f * \left( s^2 \frac{d^2\theta(x)}{dx^2} \right) (x) \tag{1.12}$$

$$w_s f(x) = s^2 \frac{d^2}{dx^2} (f * \theta_s)(x) \tag{1.13}$$

Où  $\theta_s = \left( 1/s \right) \theta(x/s)$   $w_s f(x)$  est proportionnelle à la dérivée seconde de  $f(x)$  lissée par

$\theta_s(x)$ , et le passage à zéro de la transformation correspond à des points d'inflexion dans  $\theta_s * f(x)$ . La motivation de cette technique est que les passages par zéro correspondent à des points importants avec la région de l'iris [5].

**1.7 Conclusion**

Dans ce chapitre, premièrement on a présenté les méthodes de segmentation d'images d'iris en général et la transformée de Hough (méthode de Canny pour localiser la région de l'iris après l'élimination des reflets sur la pupille) en particulier dans le traitement d'images, puis on a exposé la méthode de la transformation en coordonnées polaire proposé par J-Daugman pour la normalisation de la région de l'iris. Pour extraire l'information de la texture de l'iris (code d'iris) ou (vecteur caractéristique), on s'est intéressé à la décomposition en ondelettes de Haar qui donne un vecteur de taille fixe plus réduit par report au filtre de Gabor (2D) utilisé par J-Daugman. Le vecteur obtenu sera exploité dans la phase de reconnaissance.

## 2.1 Introduction

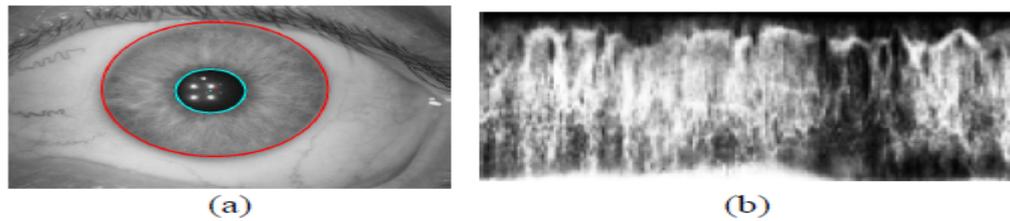
La biométrie par l'iris est plus récente mais offre l'avantage d'être beaucoup plus fiable. Elle occupe actuellement plus de 10% du marché. Cette fiabilité est due à la nature physiologique de l'iris. C'est le seul organe interne humain visible de l'extérieur, il est stable durant toute la vie d'une personne, il est caractérisé par une texture unique, qui comporte une combinaison de plusieurs éléments qui font d'elle l'une des textures distinctives et les plus riches du corps humain. L'identification de personnes par l'iris pose deux principaux problèmes : comment localiser l'iris dans une image d'iris et comment analyser et caractériser la texture de l'iris ? Depuis les travaux du nombreux chercheurs se sont intéressés à la problématique. Les méthodes proposées se distinguent les unes des autres par la méthode de segmentation et la méthode d'analyse et de caractérisation. Pour la segmentation de l'iris, deux méthodes sont couramment utilisées : l'opérateur intégral-différentiel et la transformée de Hough. Pour la caractérisation de l'iris, les méthodes les plus utilisées sont la transformée en ondelettes de Gabor appliquée par Daugman, le filtrage par banc de filtres de Gabor, la transformée par paquets d'ondelettes et dans ce chapitre nous présentons quelques approches pour la reconnaissance de l'iris.

## 2.2 Identification par analyse en paquets d'ondelettes de l'iris et tests de robustesse

Les auteurs [15] ont travaillé sur l'identification par analyse en paquets d'ondelettes de l'iris et tests de robustesse. Leur approche présente un système de reconnaissance par l'iris, fondée sur l'analyse en paquets d'ondelettes orthogonales. Une mesure d'énergie permet de choisir les paquets qui extraient l'information discriminante sur la texture de l'iris. Les tests, conduits sur une base de 149 images de très bonne qualité, provenant de 69 yeux différents, montrent une bonne robustesse aux conditions de prises de vues, notamment aux variations d'éclairage, au flou, à une déviation de l'axe optique, et à des défauts locaux dans l'image.

### 2.2.1 Extraction de l'iris

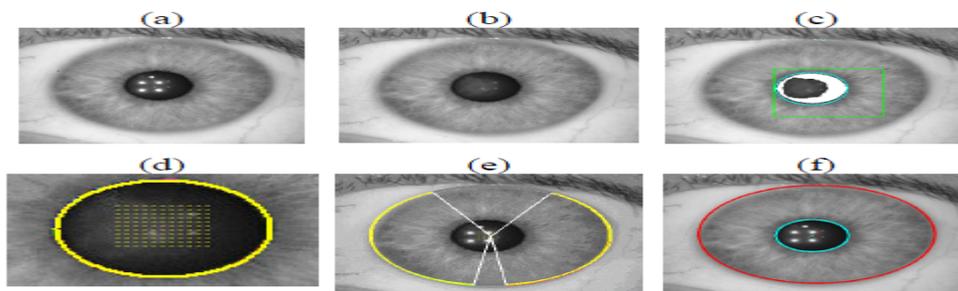
Les images de la base de données ont été prises par Miles Research [16], grâce à un équipement spécialisé qui permet d'obtenir une excellente qualité : très bonne définition, pas de reflet, peu d'occlusion par les paupières ou les cils (Figure. 2.1a). Ces images ont été redimensionnées à 600x400 pixels. L'algorithme de segmentation extrait les contours interne et externe de l'iris, qui est ensuite déroulé et égalisé (Figure. 2.1b).



**Figure 2.1** (a) localisation de l'iris, (b) iris déroulé et égalisé [15]

### 2.2.2 Localisation et égalisation

L'algorithme d'extraction de l'iris a été amélioré par rapport à [17]. Il est maintenant fondé sur la modélisation des contours interne et externe de l'iris, par un cercle et une ellipse respectivement, et sur le contraste plus ou moins marqué qui existe entre l'iris et la pupille ou l'iris et la sclérotique. Plus précisément, la méthode d'extraction comporte quatre phases (Figure. 2.2). Tout d'abord, un prétraitement inhérent au système d'acquisition élimine les quatre spots lumineux situés dans ou près de la pupille (Figure.2.2a, 2.2b). Dans la seconde phase, une analyse d'histogramme permet de détecter la zone la plus sombre au centre de l'image, et ainsi de localiser approximativement la pupille (Figure. 2.2c). Ceci nous permet de définir une grille des centres possibles du cercle délimitant celle-ci. Dans la troisième étape, on recherche le centre et le rayon du cercle qui maximise le gradient moyen orthogonal à la courbe (Figure. 2.2d). Le même procédé est appliqué durant la quatrième phase pour trouver l'ellipse. La différence réside dans la limitation de la zone angulaire sur laquelle est estimé le gradient (Figure.2.2e), afin de pallier aux perturbations éventuelles dues à la présence de paupière ou de cils. On a alors obtenu une localisation précise de l'iris (Figure. 2.2.f). Cet algorithme donne de très bons résultats, même en cas de faibles contrastes, grâce à l'effet moyennage, et parce qu'il ne nécessite pas d'ajustement de paramètres puisqu'il est basé sur une maximisation.

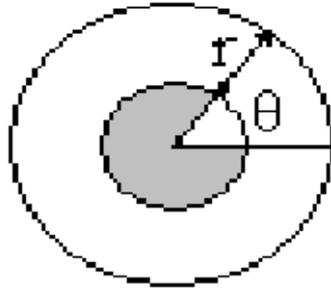


**Figure 2.2** Principe de l'algorithme de localisation de l'iris [15]

### 2.2.3 Déroulement

L'iris localisé est déroulé suivant la transformation polaire proposée par Daugman [18]

:



**Figure 2.3** Transformation en pseudo-polaire [29]

$$x(r, \theta) = rx_i(\theta) + (1 - r)rx_p \quad (2.1)$$

$$y(r, \theta) = ry_i(\theta) + (1 - r)ry_p \quad (2.2)$$

Avec  $(x_p, y_p)$  et  $(x_i, y_i)$  les coordonnées sur les bords interne et externe de l'iris, l'angle  $\theta$  et le rayon  $r$  définis comme indiqué sur la figure à gauche de l'équation. Les dimensions de l'image déroulées sont fixées à 256\*128 pixels. Cette image est ensuite égalisée, pour augmenter le contraste de la texture (Figure. 2.2.b).

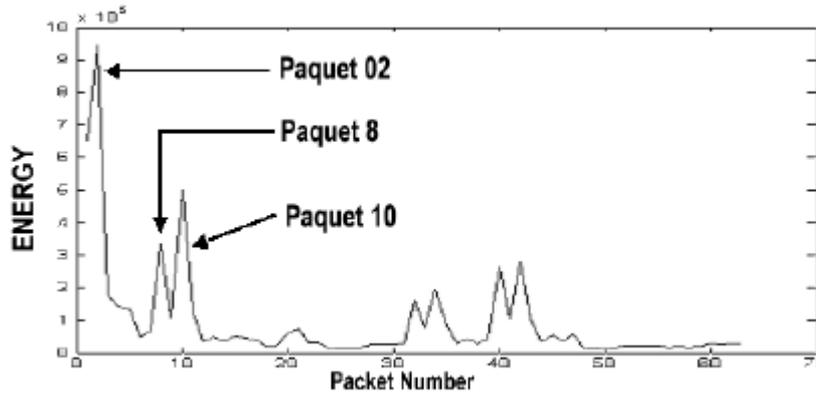
### 2.2.4 Algorithme d'identification

Cet algorithme comporte deux phases : l'extraction d'une signature basée sur la décomposition en paquets d'ondelettes, et une mesure de distance qui permet de décider si deux signatures proviennent d'un même iris ou de deux iris différents. Pour identifier une personne, il suffit donc de comparer la signature extraite de son iris avec les signatures stockées dans une base de référence.

### 2.2.5 Extraction de la signature

On utilise une décomposition en paquets d'ondelettes (ondelette orthogonale bior 1.3, [17]) sur 3 niveaux de résolution, aboutissant à 64 imageries (paquets d'ondelettes), numérotées 0 à 63, chacune extrayant des informations fréquentielles et spatiales sur la texture de l'iris. On calcule, sur toute la base (149 images sources, 69 iris différents), l'énergie moyenne  $E_i$  de chaque paquet  $w_i$ , afin de déterminer lesquels sont les plus informatifs, et donc à priori les plus discriminants:

$$E_i = \sum_{j,k} w_i(j, k)^2, i = 0, \dots, 63 \quad (2.3)$$



**Figure 2.4** Distribution de l'énergie moyenne des paquets [15]

La distribution d'énergie obtenue (Figure.2.4) indique que les paquets 2, 10, et éventuellement 8, sont les plus appropriés pour créer la signature. Le paquet 0 n'est pas utilisé car il ne contient pas d'information autre que l'énergie moyenne. Les paquets 2, 8, et 10, notés  $w_i$  pour  $i=2, 8$  et  $10$ , sont alors encodés, non plus juste sur leur signe [17], mais par :

$$S_i(j, k) = \text{sign}(w_i(j, k)) \quad \text{si } |w_i(j, k)| > S \quad (2.4)$$

sinon

$$S_i(j, k) = 0 \quad (2.5)$$

En débruitage d'une image par transformée en ondelettes, on met à zéro les coefficients de faible amplitude, avant d'appliquer la transformée inverse [19]. Ici on suit un raisonnement analogue : on considère que les coefficients de faible amplitude représentent davantage du bruit que de l'information sur la texture de l'iris, et on les met à zéros, afin qu'ils impactent moins la décision que les coefficients de forte amplitude. Le seuil  $S$  a été défini expérimentalement. Finalement, on obtient pour chaque paquet une signature compacte  $si$  de  $N=16*32$  coefficients égaux à  $-1, 0$ , ou  $1$ .

### 2.2.6 Mesure de distance et resultants

La mesure de la distance entre deux signatures permet de décider si deux signatures proviennent du même iris ou de deux iris différents. Elle est calculée selon l'expression suivante,  $S_i^1$  et  $S_i^2$  étant deux signatures obtenues du paquet  $i$  :

$$HD_i = \frac{1}{2N} \sum_{j,k} |S_i^1(j, k) - S_i^2(j, k)| \quad (2.6)$$

Afin d'évaluer la méthode, on calcule la distance entre chaque signature et toutes les autres. La séparation est définie comme la différence entre la plus petite distance entre deux signatures provenant d'iris différents (imposteurs) et la plus grande distance obtenue pour deux signatures provenant d'un même iris (authentiques). Cette séparation doit nécessairement être positive pour pouvoir obtenir 100% d'identification correcte, et la

discrimination sera d'autant mieux réalisée que la séparation est importante. Les tests ont été réalisés sur toute la base de données. La figure 4 montre les résultats pour le paquet 2. La séparation est positive (0.082) et a été améliorée de 8% par rapport aux résultats présentés dans [17]. Cette méthode permettra de déterminer le seuil de décision qui sera appliqué dans le système final : il suffira de le choisir au milieu de la zone de séparation obtenue sur une base d'apprentissage. L'estimation du taux d'identification sera calculée sur une base de généralisation.

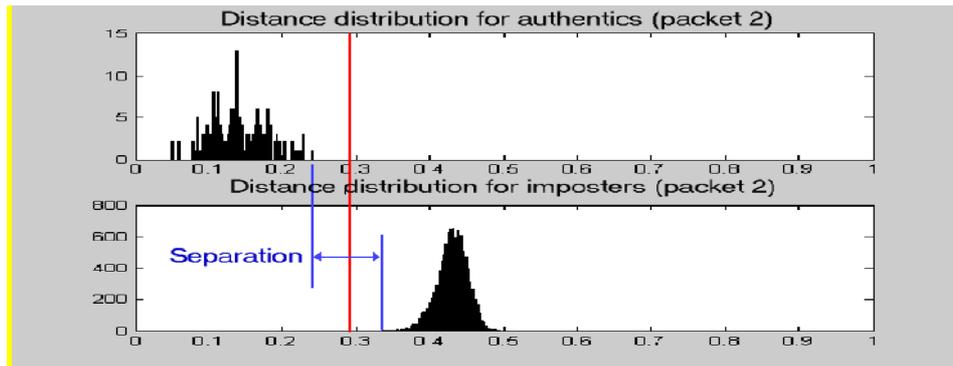


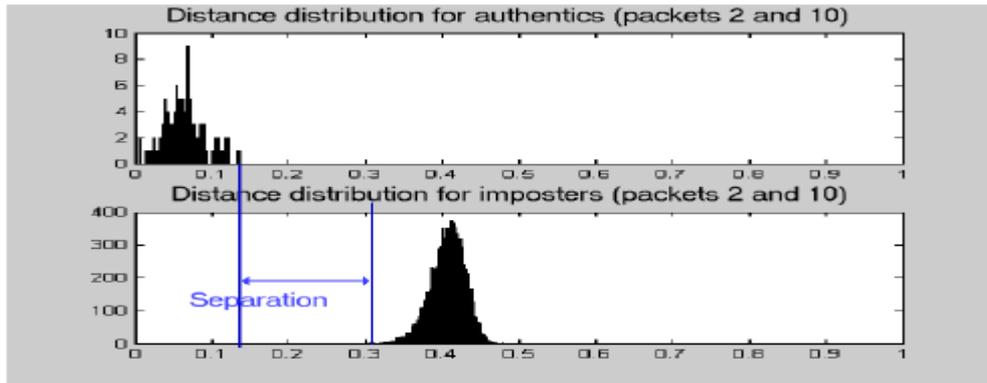
Figure 2.5 Séparation pour le paquet 2 (0.082) [15]

### 2.2.7 Combinaison de paquets

Les paquets 2, 8 et 10 permettent chacun d'obtenir une séparation positive. Comme ils extraient des détails différents, on peut supposer qu'ils sont indépendants, et que l'on aboutira à une meilleure séparation, donc discrimination, en les combinant. Pour combiner les paquets 2 et 10, on définit une nouvelle distance :

$$HD_c = \frac{1}{N} \sum_{j,k} \left| S_2^{(1)}(j,k) - S_2^{(2)}(j,k) \right| \cdot \left| S_{10}^{(1)}(j,k) - S_{10}^{(2)} \right| \quad (2.7)$$

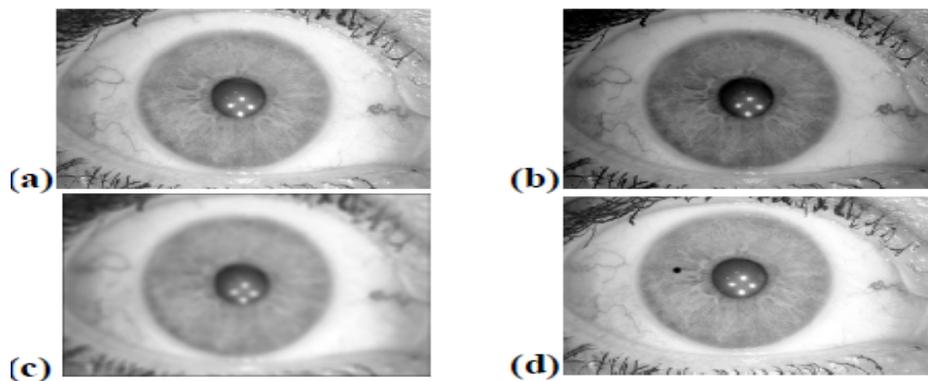
Comme on suppose l'indépendance des signatures extraites des paquets 2 et 10, la distance combinée, qui peut être interprétée comme la probabilité que les coefficients diffèrent à la fois dans les deux signatures, est en fait le produit des distances obtenues pour chaque paquet séparément. On multiplie par 2 pour des questions de normalisation. Ainsi on obtient par exemple  $0.46 \cdot 0.45 \cdot 2 = 0.41$  (imposteurs) et  $0.20 \cdot 0.18 \cdot 2 = 0.07$  (authentiques), donc une séparation qui passe de 0.26, ou 0.27 à 0.34. La figure (2.6) confirme que la séparation a bien été augmentée (de 0.082 à 0.160). L'introduction du paquet 8 n'a pas vraiment amélioré les résultats.



**Figure 2.6** Séparation de paquets 2 et 10 combinés (0.160) [15]

### 2.2.8 Robustesse de l'algorithme

Pour tester la robustesse de cette méthode, on a simulé des variations d'éclairément, du flou, des deviations de l'axe optique, ajouté des défauts locaux. La figure( 2.7) montre quelques exemples de dégradations, à comparer avec l'image originale (a): en (b), l'éclairément a été diminué de 20%, en (c), l'image a été rendue floue par un filtre moyenneur de taille 15, et en (d), un petit spot noir de diamètre 15 pixels a été ajouté. L'objectif est de vérifier que la séparation reste positive malgré ces dégradations, et ceci pour chaque paquet indépendamment des autres. En effet, si la séparation est positive pour les signatures extraites des paquets 2, 8, et 10, elle le sera aussi pour toute combinaison. Les paramètres de la segmentation trouvés sur l'image originale sont réappliqués sur les images dégradées.



**Figure 2.7** Image originale (a) et images dégradées (b) (c) (d)

### 2.2.9 Flou

Le flou a été simulé avec un filtre moyenneur dont on a augmenté la taille du masque. La figure 2.8 montre que les résultats sont satisfaisants jusqu'à un masque de 17x17. La méthode est donc très robuste au flou.

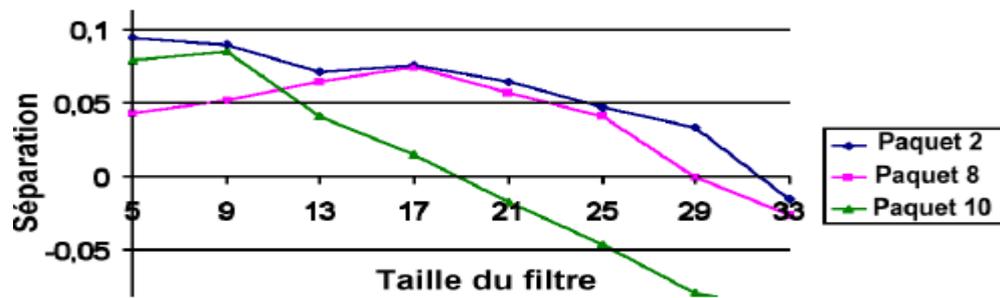


Figure 2.8 Séparation en fonction du flou [15]

2.2.10 Eclaircement

L'éclaircement a été modifié de façon linéaire, comme l'indique la figure 2.9 :

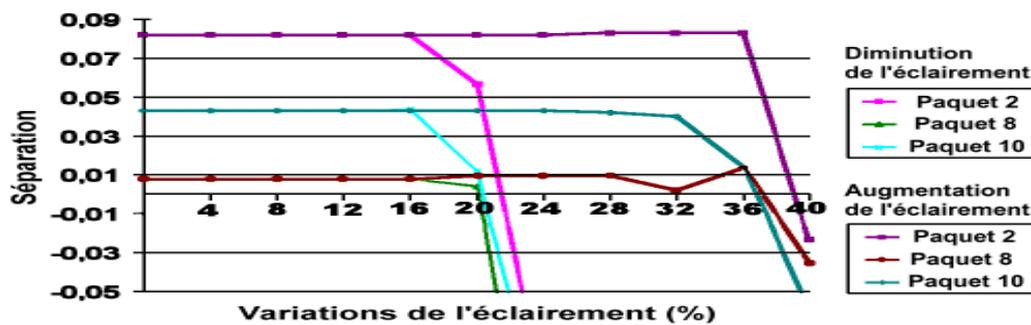


Figure 2.9 Séparation en fonction de l'éclaircement [15]

La figure 2.9 montre une bonne robustesse aux variations d'éclaircement, la séparation restant positive jusqu'à une diminution de l'éclaircement de 20% et une augmentation de l'éclaircement de 36%. Ces résultats ne sont pas surprenants car la signature résulte du codage du signe des coefficients des paquets d'ondelettes. La chute des performances est due à un effet de saturation des niveaux de gris dans l'image initiale.

2.2.11 Déviation de l'axe optique

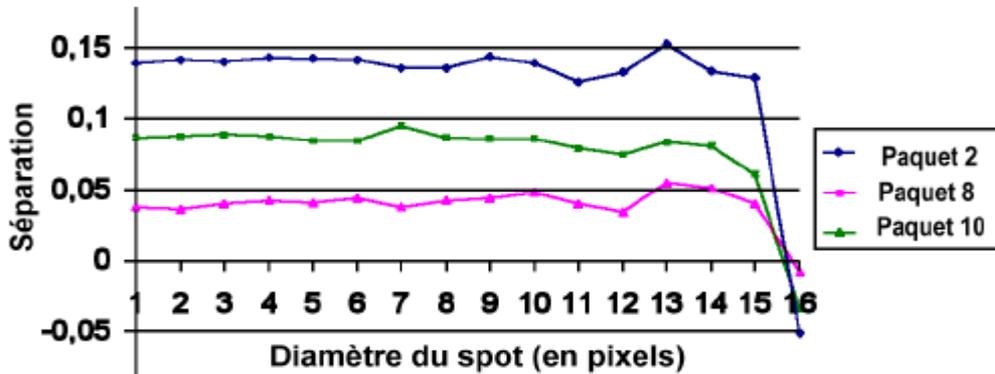
Lors de la prise de vue, il est possible que l'axe optique ne soit pas parfaitement orthogonal à l'oeil. Le tableau 2.1 présente les résultats obtenus pour différentes variations de l'angle de prise de vue, dans les deux directions. On obtient une bonne robustesse, jusqu'à 10° de déviation dans les directions horizontale et verticale.

Tableau 2.1 Séparation en fonction de la déviation de l'axe optique [15]

Déviation de l'axe optique (degrees)		Séparation		
Axe X	Axe Y	Paquet 2	Paquet 8	Paquet 10
0	0	0.08	0.01	0.04
2,5	10	0.11	0.01	0.01
5	5	0.07	0.01	0.08
7,5	7,5	0.09	0.01	0.05
7,5	10	0.11	0.00	0.04
10	7,5	0.09	0.00	0.04
10	10	0.08	0.01	0.03
12,5	12,5	0.06	-0.02	0.01
15	15	0.04	0.00	-0.04
17,5	17,5	0.00	-0.05	-0.07

### 2.2.12 Défaut local

Les tests ont été effectués sur 18 images. Un spot, blanc ou noir, a été placé aléatoirement dans l'image, pour simuler un défaut local, par exemple un reflet de lumière. La figure 2.10 montre que la séparation reste positive pour un spot noir de diamètre inférieur ou égal à 15 pixels.



**Figure 2.10** Séparation en fonction de la taille du spot noir [15]

La méthode semble être plus sensible aux spots blancs, car le diamètre maximal toléré est dans ce cas de 9 pixels. On constate donc que la robustesse aux défauts locaux n'est pas très bonne, et ces résultats nous amènent à reconsidérer le calcul de la distance entre deux signatures. En effet, on peut envisager de combiner des distances locales, plutôt que de calculer une distance globale, ce qui permettrait de détecter la présence d'un défaut local (distance localement grande), et de ne pas prendre en compte la partie de la signature correspondante dans la mesure finale. Cette méthode d'identification par l'iris, *fondée sur une décomposition en paquets d'ondelettes de l'iris déroulé, un encodage des coefficients des paquets les plus informatifs, et une mesure de distance*. Les trois paquets qui contiennent le plus d'information discriminante sur la texture de l'iris ont été identifiés grâce à une mesure d'énergie. Sur une base de 149 images, contenant 69 iris différents, on obtient une séparation positive entre la distribution des distances obtenues pour les authentiques et celle obtenue pour les imposteurs, et cela pour chacun des trois paquets retenus. La discrimination a été améliorée par rapport à [17], grâce au nouvel algorithme de segmentation qui offre une meilleure précision sur les contours de l'iris, et à l'encodage des coefficients sur 3 niveaux. De plus, une combinaison simple de deux signatures permet d'augmenter nettement la discrimination et donc la fiabilité du système. On a de plus montré que la méthode est robuste par rapport aux conditions d'acquisition, en particulier au flou, aux variations d'éclairage, à une variation modérée de l'angle de prise de vue, et, dans une moindre mesure, à de petits défauts locaux. L'objectif est maintenant de constituer une large base de données, comprenant

un grand nombre d'individus et davantage d'images par individu: cette base permettra, d'une part d'améliorer la distance utilisée et les méthodes de combinaisons de paquets, d'autre part, de réaliser et d'évaluer un système d'identification complet, dont le seuil de décision aura été calculé par apprentissage sur une partie de la base.

### **2.3 Un Système Efficace D'identification Des Personnes Par Iris**

En 2007 les auteurs [20] ont menés une recherche sur un système efficace d'identification des personnes par iris qui se base sur un nouveau mécanisme de segmentation automatique pour localiser la région circulaire d'iris et de la pupille, la région d'iris a été ensuite normalisée, la phase instantanée et le filtre de Gabor sont utilisés pour procéder l'extraction, et enfin le codage de cette région extraite. La distance de Hamming a été utilisée pour comparer les codes binaires enregistrés auparavant. Les tests ont été achevés sur une base de 60 images provenant de 60 individus. Cet algorithme d'identification est implémenté en le simulant avec le logiciel Matlab.

#### **2.3.1 Prétraitement**

L'image a été réduite de 25% pour accélérer les calculs, filtrée à l'aide du filtre gaussien pour réduire les effets du bruit. Le degré de lissage est déterminé en fonction de l'écart type  $\sigma$  (peut être pris 1.9 dans notre cas).

#### **2.3.2 Segmentation**

L'algorithme de segmentation extrait les contours interne et externe de l'iris (voir Figure.2.11). La technique de détection de l'iris se déroule en deux étapes : tout d'abord la détection de la pupille puis la modélisation de sa frontière par un cercle. On a utilisé ici une technique basée sur une segmentation de l'histogramme, calcul des seuils minimum et maximum de l'histogramme lissé, segmentation sur le premier pic de l'histogramme lissé et seuillé, extraction des points de la frontière de cette zone segmentée, afin d'extraire les points en bordure de la zone de pupille trouvée par segmentation (voir Figure2.11.b). La détection de la frontière extérieure de l'iris s'obtient de la même façon mais par la segmentation sur le second pic de l'histogramme lissé (voir Figure2.11.c).

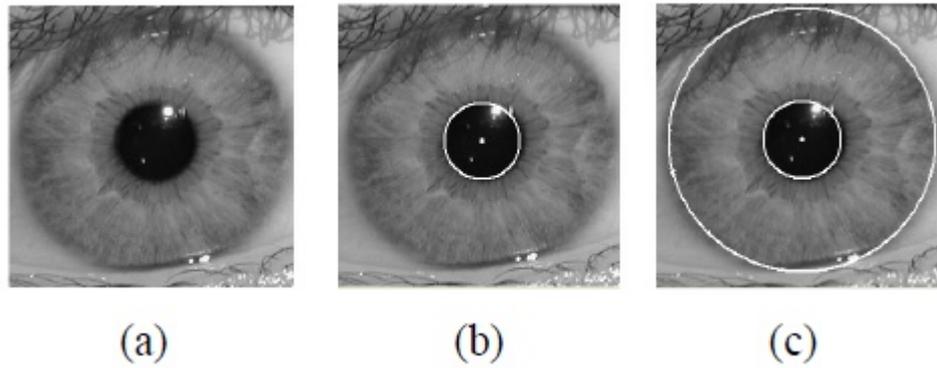


Figure 2.11 Segmentation de l'iris. [20]

### 2.3.3 Deroulement

L'iris localisé est déroulé suivant la transformation polaire proposée par Daugman

$$[21] : \quad I(x(r,q), y(r,q)) \rightarrow I(r,q) \quad (2.8)$$

Avec  $I$  est une image d'iris.

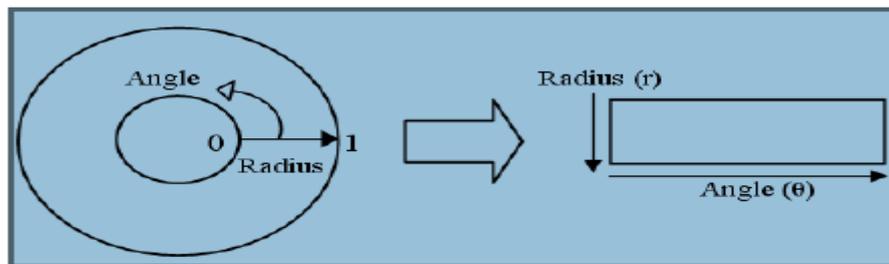


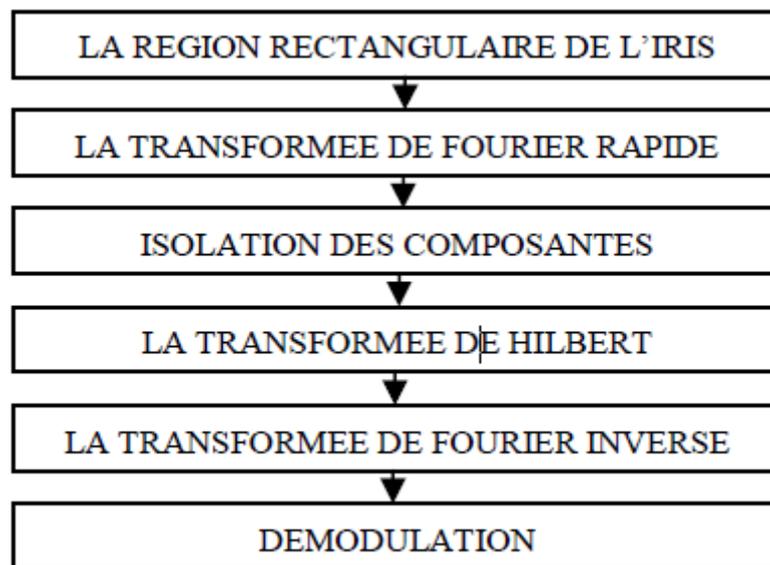
Figure 2.12 Transformation polaire [20]

### 2.3.4 Extraction

Afin de fournir l'identification précise des personnes, l'information la plus distinctive présentée dans un modèle d'iris doit être extraite. Seulement les dispositifs significatifs de l'iris doivent être codés de telle sorte que des comparaisons entre les calibres puissent être faites. Les ondelettes peuvent être employées pour extraire les données dans la région d'iris. Daugman a utilisé le filtre de Gabor 2 dimensions (2D) [21] afin de coder le modèle d'iris, il démodule la sortie du filtre afin de comprimer les données. Ceci est fait par quantification de l'information de phase dans quatre niveaux. Il a été montré par Oppenheim et Lim [22] que l'information de phase, plutôt que celle de l'amplitude fournit les informations les plus significatives dans une image. Ces quatre niveaux sont représentés en utilisant deux bits de donnée, Un total de 2048 bits est calculé pour tout le calibre. La démodulation et le processus de quantification de phase peuvent être représentés comme :

$$h_{\{Re,Im\}} = sgn_{\{Re,Im\}} \int_{\rho} \int_{\phi} I(\rho, \phi) \cdot \exp(-i\omega(\theta_0 - \phi)) \cdot \exp(-(r_0 - \rho)^2/\alpha^2) \cdot \exp(-(\theta - \phi)^2/\beta^2) \cdot \rho \cdot d\rho \cdot d\phi \quad (2.9)$$

Avec  $(r_0, \theta_0)$  indique la fréquence centrale du filtre,  $(\alpha, \beta)$  indiquent la largeur et la longueur efficaces,  $I(\rho, \phi)$  est une image d'iris dans un système du même rang polaire sans dimension et  $h$  peut être considéré comme un bit complexe dont la partie réelle et imaginaire dépend du signe de l'intégrale 2D. La deuxième méthode d'extraction de l'information caractéristique que nous proposons d'expérimenter s'appuie sur la notion d'image analytique. Cette approche conduit à la réalisation d'un procédé visant à fournir une autre information discriminante (phase instantanée, fréquence instantanée, et module instantané) sans accroître les calculs. La figure.2.13, illustre par un organigramme la séquence d'étapes de traitement de l'image rectangulaire de l'iris pour en extraire l'information caractéristique à partir d'une extension complexe.



**Figure 2.13** Organigramme d'extraction d'information par extension complexe [23]

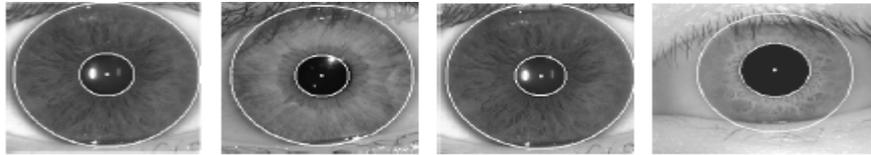
### 2.3.5 Assortiment

L'essai d'unicité des modèles d'iris est important. L'unicité a été déterminée en comparant des calibres produits à partir des yeux différents, et après on examine la distribution des valeurs des distances de Hamming. La distance de Hamming est définie comme la somme des bits en désaccord [21] (somme de Ou - exclusif entre les deux configurations binaires)

### 2.3.6 Résultats

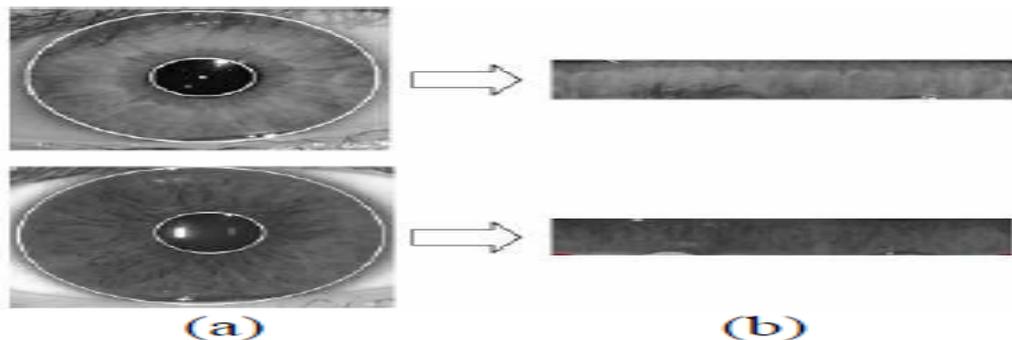
Cet algorithme d'identification a donné des résultats satisfaisants pour tous les modules. Les tests ont été effectués sur 60 images d'iris issues de 60 individus. Afin d'évaluer l'efficacité de cet algorithme, on a calculé les distances inter classes pour chaque

identification achevée. La technique de segmentation utilisée a parvenue à segmenter correctement la région d'iris avec une bonne précision ; donc les frontières de la pupille et de l'iris étaient clairement distinguées. Voici quelques exemples d'isolation d'iris réalisés avec ce système de segmentation (voir Figure. 2.14).



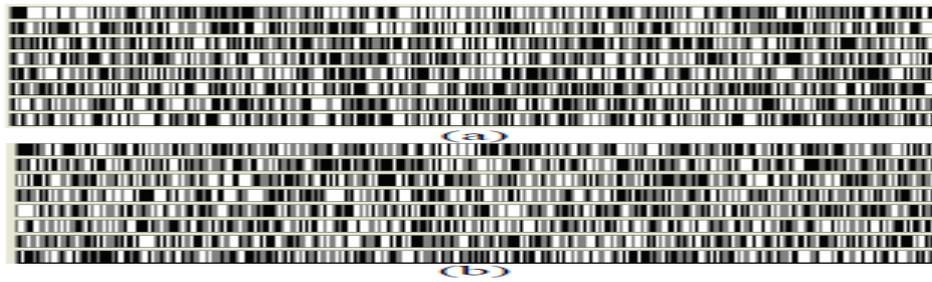
**Figure 2.14** Exemples de la détection du centre et des deux cercles d'iris et de la pupille [23]

Une fois que la région d'iris est segmentée avec succès, la prochaine étape doit transformer la région d'iris à une région de dimensions fixe afin de permettre des comparaisons. Le procédé de normalisation décrit auparavant est parfaitement réussi et voilà quelques résultats de ce procédé de déroulement montrés sur la figure ci-dessous. Les dimensions de l'image déroulées sont fixées à 256\*128 pixels. Cette image est ensuite égalisée pour augmenter le contraste de la texture (voir Figure 2.15.b).



**Figure 2.15** Localisation d'iris (a), iris déroulé et égalisé (b) [20]

La prochaine étape de l'algorithme d'identification est l'extraction qui a été réalisée par deux méthodes et cela premièrement en appliquant la convolution de modèle normalisé d'iris avec des ondelettes de Gabor 2D et deuxièmement en utilisant la notion d'image analytique. A la sortie des deux filtres, une quantification de phase à quatre niveaux est employée, le processus de codage produit au niveau du dispositif un calibre contenant un certain nombre de bits de données le résultat de quantification sous forme de code barre est illustré dans la Figure 2.16 avec la taille du code de 512 octets.



**Figure 2.16.** Exemple d'un iris code ou un calibre biométrique de la region extradite sous forme de code barre ;  
 (a) par la méthode de filtre de Gabor 2D, (b) par la méthode de la phase instantanée. [20]

Si deux configurations binaires sont complètement indépendantes, comme des calibres d'iris produits d'iris différents, la distance de Hamming entre les deux modèles sera égale à 0.5. Ceci se produit parce que l'indépendance implique que les deux configurations binaires seront totalement aléatoires, puisque il y a 0.5 de chance de mettre n'importe quel bit à 1, et vice versa. Par conséquent, la moitié des bits conviendra et la moitié sera en désaccord entre les deux modèles. Si deux modèles sont dérivés du même iris, la distance de Hamming entre eux sera de près de 0.0, puisqu'ils sont fortement corrélés et les bits devraient convenir entre les deux codes d'iris. Le tableau ci-dessous donne un exemple de calcul de la distance de Hamming calculée pour les deux méthodes pour une base de donnée de 8 iris:

**Tableau 2.2** Exemple de calcul de la distance de hamming [20]

	Image	HD (Filtre de Gabor)	HD (Phase Instantanée)
1	IRIS407.bmp	0.439	0.497
2	IRIS408.bmp	0.000	0.000
3	IRIS409.bmp	0.500	0.493
4	IRIS423.bmp	0.500	0.495
5	IRIS506.bmp	0.445	0.496
6	IRIS809.bmp	0.500	0.493
7	IRIS903.bmp	0.500	0.500
8	IRIS1000.bmp	0.442	0.492

Après l'exécution du processus d'identification sur la base de données, on voit clairement que l'image d'iris qui correspond à une distance de Hamming nulle est l'image recherchée et cela pour les deux méthodes, donc le sujet (IRIS408.bmp) est parfaitement identifié. Pour finir, dans le tableau 2.3 ci-dessous sont résumés les temps d'exécution mesurés pour chaque étape de l'algorithme d'identification que développé en langage C++

**Tableau 2.3** Résumés des temps d'exécution [20]

	Le Temps écoulé (ms)	% du temps total
Localisation d'iris	110	180
Déroulement	330	300
Démodulation avec la transformée de Hilbert	< 1	< 1
Démodulation avec le Filtre de Gabor 2D	< 2	< 2
Iris Code	< 1	< 1
Assortiment	< 1	< 1

Un procédé d'identification de personne en utilisant l'iris est présenté dans cette partie. Cet algorithme se décompose en cinq modules : (1) le module de prétraitement, (2) Le module d'isolation d'iris (3) Le module de normalisation (4) Le module d'extraction et génération d'iris code et enfin (5) le module de comparaison des calibres biométriques.

Comparativement aux approches décrites dans la littérature :

- 1) d'une part une comparaison est réalisée entre l'extraction en utilisant les ondelettes et l'extraction en utilisant les caractéristiques de texture d'iris en démodulant l'information de fréquence émergente à partir du concept d'image analytique.
- 2) d'autre part on a élaboré une méthode efficace pour la détection de la pupille et de l'iris en utilisant la segmentation basée sur l'histogramme et en tirant profit de la forme circulaire surtout de la pupille de l'oeil humain.

Ce système a donné des résultats satisfaisants pour tous les modules. En plus l'isolation des composantes spectrales dans le sens de l'information concentrique contenue dans l'image d'iris original requiert moins de calculs que l'application d'un filtre complexe mettant en jeu des fonctions mathématiques exponentielles (type Gabor); d'autant plus que ce filtrage s'effectue directement dans le domaine de Fourier, la taille de la signature biométrique est de 512 octets et peut être augmentée ou diminuée en fonction de niveau de sécurité exigé sans une augmentation considérable de la complexité du calcul et du temps d'extraction. Le temps d'exécution total moyen est d'environ 500 ms pour les deux méthodes, ce qui est tout à fait acceptable pour les utilisateurs d'un système de vérification d'identité.

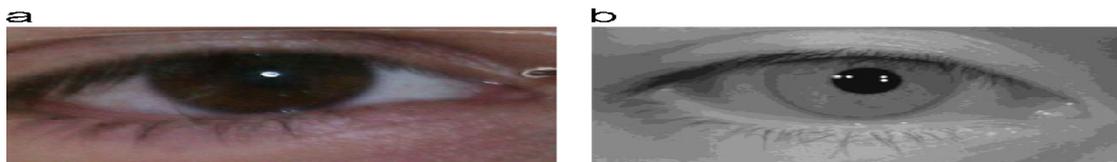
## **2.4 Efficace méthode de segmentation iris dans des environnements sans contraintes**

En 2013 les auteurs [24] se sont intéressés à une méthode de segmentation iris efficace dans des environnements sans contraintes et ils ont proposés un algorithme de segmentation d'iris robuste capable de traiter avec les images de IRISI très bruitées capturées

dans des conditions de contraintes et environnements non-idéales, qui ne peuvent être traitées en utilisant des algorithmes de segmentation d'iris actuels tels que les algorithmes Daugman. La Transformée de Hough Circulaire (CHT: Circular hough Transform) est le meilleur opérateur de localisation de cercles dans les images bruitées, mais il est très coûteux en temps de calcul, pour cette raison l'algorithme proposé ajoute une nouvelle étape de prétraitement à l'aide de K-mean pour diviser l'image de l'iris en trois régions de la région à savoir l'iris, région de la peau et de la région de la sclérotique. Les étapes de prétraitement d'algorithme K-mean pourrait exclure les non-régions iris qui causent de nombreuses erreurs et diminuent la recherche temps du CHT. En outre, un certain nombre de nouveaux procédés sont proposés pour améliorer les performances de la segmentation dans les images bruyantes comme un procédé pour localiser la paupière supérieure par l'intermédiaire de détection dans la région de la sclérotique car cela permettra à l'algorithme de traiter plus efficacement les images d'iris bruyants. Les segments d'algorithme proposé d'images d'iris bruyants réduit l'exécution temps, lui permettant d'être utilisé dans des applications en temps réel

#### 2.4.1 La région de départ de la segmentation

Il existe trois catégories de recherches en fonction de l'endroit où commencent la segmentation. La première catégorie commence à partir de la pupille [25,26] parce que c'est la région la plus sombre de l'image. Sur la base de cet état de fait, la pupille est localisée en premier lieu, et ensuite l'iris est déterminé en utilisant des techniques différentes. Enfin, les bruits sont détectés et isolés à partir de la région d'iris. Dans la deuxième catégorie, [27], la segmentation commence à partir de la région de la sclérotique, car elle se trouve être moins saturée (blanc) que les autres parties de l'œil et ensuite l'iris est détecté en utilisant n'importe quel type d'opérateurs. Enfin, la pupille et bruits sont détectés et isolés à partir de la région d'iris. La troisième catégorie [28, 29] de recherches pour la région de l'iris en utilisant directement les opérateurs de bord ou en appliquant des algorithmes pour extraire des caractéristiques de texture de l'iris.



**Figure. 2.17** Comparaison des images de l'iris de l'UBIRIS.v2 et CASIA (version 4). (a) l'image de la UBIRIS.v2. (b) l'image de CASIA (version 4) [24]

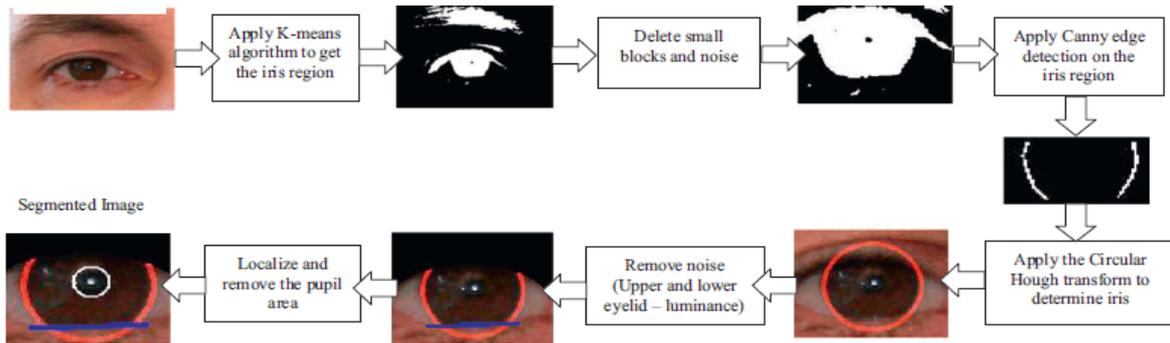
La Figure 2.17 (a) montre une image prise dans des conditions idéales avec un appareil photo FNI, où l'image Figure 2.17 (b) a été prise longueur d'onde invisible dans des conditions non idéales. Il est donc extrêmement difficile de segmenter ce processus.

#### *2.4.2 Les techniques utilisées pour décrire les formes à l'intérieur de l'œil*

Selon les techniques et les opérateurs qui sont utilisés dans la segmentation de l'iris, il existe deux approches courantes utilisées dans la localisation de la région d'iris. La première approche [30, 31] applique un type de détection de bord, suivi par la CHT ou un de ses dérivés pour détecter la forme de l'iris et de la pupille. Une dernière étape peut être appliquée pour corriger la forme de l'iris ou pupille. Le principal problème avec cette approche est que la CHT est pratiquement très coûteuse en temps. La seconde approche [25, 32, 33] utilise différents types d'opérateurs pour détecter les bords de l'iris comme opérateur Daugman integro-différentiel [34] ou opérateur Camus et Wilde [35], puis les bruits sont détectés et isolés. Toutefois, ces opérateurs sont affectés par les bruits et séparabilité entre l'iris et la sclérotique. Par conséquent, ils ne pourraient pas être utilisés avec des images de l'iris bruyants.

#### *2.4.3 Vue d'ensemble de l'approche proposée*

L'algorithme de segmentation proposée permet d'éviter à partir de la sclère, car il peut être recouvert par des couleurs sombres qui provoquent des erreurs dans la détermination de la région de l'iris et donc la segmentation processus. L'algorithme commence par la détermination de la région prévue de l'iris à l'aide de l'algorithme K-means puis la détection verticale de Canny est appliquée sur l'image de sortie pour produire "bord maps". Ceci signifie que l'algorithme et la carte du bord vertical sont utilisés pour réduire le temps de recherche du CHT qui est applicable à l'image de bord pour estimer le centre de l'iris et le rayon. Par conséquent, l'image d'entrée pour le CHT est l'image de contour binaire qui provient de l'application de la détection de bord sur la zone masquée obtenu à partir de K-means. Après avoir déterminé le cercle de l'iris, de nouvelles techniques sont appliquées pour isoler les facteurs bruyants comme les paupières, les cils, la luminosité et les reflets. Enfin, la région de pupille est retirée de la région d'iris. La figure 2.18 montre les étapes de l'algorithme de segmentation proposée.



**Figure 2.18** Les étapes de la méthode de segmentation proposée iris [24]

Ces étapes seront expliquées en détail dans les paragraphes suivants :

### 2.4.3.1 Déterminer la région iris

L'une des sources les plus importantes de l'erreur dans la segmentation est le contraste local élevé se produisant sur les régions non-iris. Ces sources peuvent inclure les cils, les sourcils, cadre en verre ou des zones blanches en raison de la luminance sur la peau derrière région des yeux. Par conséquent, à l'exclusion des régions non-iris avant l'étape de segmentation iris pour éviter de telles erreurs de segmentation. En d'autres termes, si l'image est divisée en trois régions de la région à savoir l'iris, la région de la peau et de la région de la sclérotique, puis les erreurs de segmentation et le temps de recherche sont réduits à l'ensemble du processus de segmentation. L'image K-means est utilisée pour diviser l'image de l'œil dans trois régions différentes. La première région qui présente de petites valeurs d'intensité est constituée de l'iris dont la pupille et les cils. La deuxième région qui a des valeurs de haute intensité, se compose de la sclérotique et quelques faits saillants ou les reflets de luminance. Une troisième région se produit entre les deux zones précédentes c'est la région de la peau. L'algorithme K-means est une technique itérative utilisée pour diviser une image en K groupes en assignant chaque point au cluster dont le centre a la plus petite distance. Le centre est la moyenne arithmétique de tous les points de la grappe. La distance correspond à la différence absolue entre un pixel et un centre de l'amas, et il est généralement basé sur l'intensité de pixel dans cet algorithme. L'algorithme K-means est efficace parce que la principale préoccupation est seulement la région la plus sombre. On a trouvé expérimentalement le nombre optimal de clusters trois. Les étapes de base de l'image K-means sont :

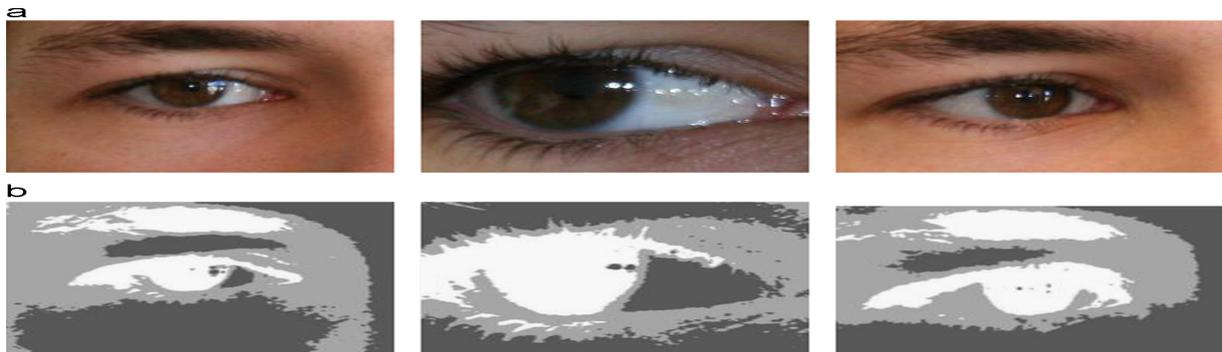
- Calculer la distribution d'intensité;
- Initialiser les centres de gravité avec k intensités aléatoires;

- répéter les étapes suivantes jusqu'à ce qu'il n'y ait plus de changement dans l'étiquettes à sous-munitions;
- regrouper les points basés sur la distance de leurs intensités du centre de gravité  $c^i = \operatorname{argmin}_j \|x^i - \mu_j\|^2$  (2.10)
- Calculer le nouveau centre de gravité de chacun des groupes.

$$\mu_i = \frac{\sum_{i=1}^m 1\{c_i=j\}x^i}{\sum_{i=1}^m 1\{c_i=j\}} \quad (2.11)$$

Où «*i*» itère l'ensemble, les intensités, " *j* " parcourt l'ensemble des centre et " $\mu_i$ " sont les centre de intensités.

Dans les paragraphes suivants, on discutera les procédures de détermination de la région de l'iris. Tout d'abord, la couleur rouge est séparée de l'espace de couleurs RVB de l'image, car il contient la plupart des détails de l'iris. Ensuite l'image après le regroupement, l'image résultante est morphologiquement gérée pour supprimer de petits blocs et du bruit, des blocs restants, le bloc le plus proche du centre est utilisé pour éliminer la région de sourcil.



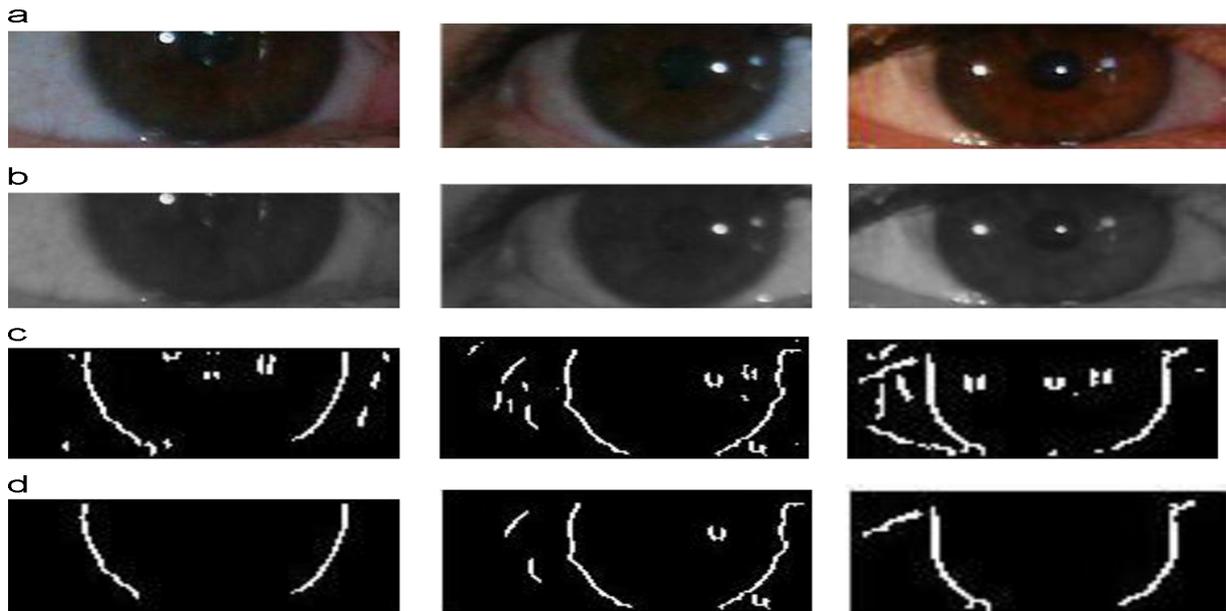
**Figure. 2.19** Illustration des résultats de K-means.

(a) Les images réelles, (b) images résultat regroupement de zones blanches représentent la région de l'iris estimé [24]

La figure 2.19 montre le résultat de l'application de l'algorithme de regroupement sur quelques images. (Régions blanches dans la figure 2.19 (b), la plus sombre région où les régions noires présentent la région de la sclérotique et quelques faits saillants ou les reflets de luminance, et les régions grises sont la région de la peau). On voit dans la figure. 2.19 que la zone blanche couvre les iris, les cils et les sourcils, parfois, tout en excluant luminance et les réflexions spéculaires. Cette exclusion est très utile pour réduire les zones traitées. On a constaté que l'algorithme de regroupement a réduit les pixels manipulés par plus de 70%. Par conséquent, le temps de recherche des prochaines étapes sera réduit.

### 2.4.3.2 Détection de bords (edges detection)

Pour trouver les points de bord dans l'image de l'iris, la détection de Canny est utilisée [36]. La détection de canny œuvre a six arguments. Le seuil supérieur et les entrées de seuil inférieure sont ajustées expérimentalement pour rendre l'algorithme approprié pour les images d'iris bruyants par ce que les bords verticaux sont plus importants que les bords horizontaux, de grande valeur pour les poids des bords verticaux et de faible valeur pour les poids des bords horizontaux sont signés pour extraire les bords iris-sclérotique. Ces valeurs sont ajustées pour une seule fois sur la totalité de la base de données et n'ont pas besoin d'être calculée pour le processus de chaque iris ce qui diminue les erreurs résultantes des arêtes horizontales dues aux cils et des paupières. Au lieu d'utiliser l'image d'échelle de gris, on constate expérimentalement que la composante Y de l'espace colorimétrique YCbCr est la meilleure image qui peut être utilisée pour détecter les bords. Ceci est fait en convertissant l'image d'iris RGB à l'espace colorimétrique YCbCr, puis la composante Y est séparée. Afin de lisser l'image et manipuler des petits bruits, le filtre médian est appliqué sur l'image de la composante Y. Notez que la détection de bord est appliquée uniquement sur la zone réduite qui résulte de l'étape de regroupement. La figure 2.20 montre le résultat de l'application de la détection de bord de Canny sur des exemples d'images. Figure. 2.20(a) montre les images réelles et figure 2.20( b) montre la composante Y après conversion des images de l'espace de couleur YCbCr . Il est à noter que la composante Y réduit l'effet de la luminosité, la réflexion spéculaire et les régions rouges dans la sclérotique. En conséquence, moins de points sont traités dans la CHT. La figure 2.20 (c) montre les images après l'application de détection de bord de Canny. On voit que les deux plus grandes composantes connexes sont les iris limites, en dépit de l'existence de quelques petites composantes de bruit qui sont réduits en utilisant des opérations morphologiques représentées sur la figure 2.20 (d). On constate que les points de bords qui sont traités par CHT ont été réduits de plus de 90. En outre, les points de contour sont réduits de mise à l'échelle de l'image par un facteur de 0,5, car on a trouvé que la réduction du facteur d'échelle pour des valeurs inférieures à 0,5, va provoquer de nombreux points de bord à disparaître et donc entraîner des erreurs dans la localisation de la limite de l'iris.



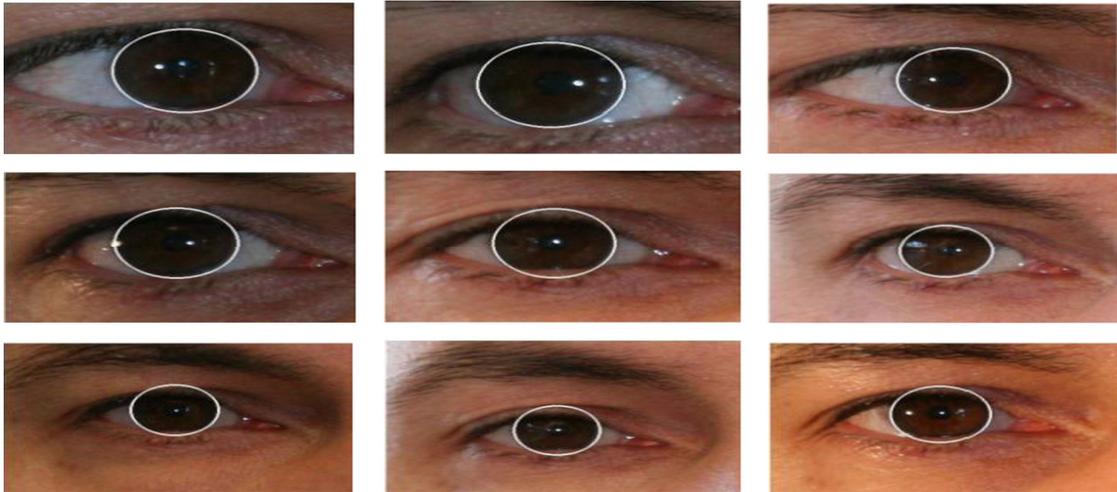
**Figure 2.20** Illustration des résultats de l'application de détection de Canny sur trois images (a) des images réelles. (b) Ycomponent de l'image après sa conversion en un espace YCbCr color. (c) l'image binaire résultant de détection de Canny utilisant le facteur d'échelle 0.5 (d) l'image binaire après avoir enlevé petits blocs et des bruits [24]

#### 2.4.3.3 L'application de la transformée de Hough circulaire

La CHT [37] appartient à l'espace  $R^3$ . Par conséquent, trois méthodes proposées expliquant les mesures utilisées pour réduire le temps d'exécution:

- Facteur d'échelle : pour réduire la taille de l'image et la réduction de cause dans les points de bord;
- K-means : afin de réduire la zone de recherche et les points de bordure lors de l'application de la détection de bord de Canny;
- Opérations morphologiques : pour enlever des petits blocs et le bruit de l'image binaire.

Après l'application du CHT sur l'image de bord binaire, le groupe maximum de paramètres (a,b,r) est choisi dans l'accumulateur, puis les paramètres cartésiennes (x, y,r) se trouvent à localiser l'iris. La figure 2.21 montre des échantillons d'iris segmentés de la base de données UBIRIS. Comme le montre cette figure, l'emplacement de l'iris linéaire est détecté et les cercles blancs ont ajustés précisément les iris, malgré la présence de certains facteurs bruyants, comme des reflets spéculaires, iris occlusion par des paupières et les cils. Par ailleurs, il est noté que les iris sont correctement localisés et c'est un autre avantage de l'algorithme proposé.



**Figure 2.21** Échantillons d'iris segmenté de base de données UBIRIS. [24]

#### 2.4.3.4 Isoler le bruit

En reconnaissance de l'iris non coopératif, l'utilisateur n'a que peu ou même pas de participation active dans le processus de capture d'image [38]. En conséquence, les images IRISI sont souvent capturées par des facteurs plus bruyants, des réflexions, des occlusions par les cils ou les paupières, ombres, etc. Il a été signalé que la plupart des erreurs de localisation se produisent sur les régions non-iris en raison de l'opposition locale forte. Par conséquent, pour éviter de telles erreurs de localisation, les régions non-iris doivent être exclues et toutes les sources d'erreurs doivent être manipulés.

##### ✓ *Localisation de la paupière supérieure*

Lorsque les images iris sont capturées dans les environnements les plus propices, les chercheurs ont utilisé de nombreuses méthodes pour localiser la paupière de l'iris par exemple détection de bord, l'opérateur intégro-différentiel et Ligne Transformée de Hough (LHT). Cependant, ces méthodes ne sont pas efficaces lorsqu'ils sont utilisés dans l'iris bruyants images, parce que le contraste de l'intensité de l'iris et des paupières peut être très faible, en particulier pour les iris sombres fortement pigmentées, comme que dans la Figure 2.17(a). Une nouvelle méthode est proposée pour localiser les paupières en détectant dans la région de la sclérotique, car le contraste d'intensité entre la sclère et la paupière supérieure est supérieure à celle entre l'iris et la paupière supérieure. Les étapes suivantes expliquent l'algorithme de localisation paupière supérieure

- Isoler les deux petits rectangles à partir des deux côtés extérieurs de l'iris. Chacun de ces rectangles a une longueur qui est égale au rayon de l'iris et une largeur qui est

$$b = x_1 - x_2 \quad (2.12)$$

$$a = y_2 - y_1 \quad (2.13)$$

$$c_{hori} = x_2 * y_1 - x_1 * y_2 \quad (2.14)$$

- égale à un tiers du rayon de l'iris en tant que représenté la figure 2.22. Les coordonnées des deux coins inférieurs du rectangle sur le côté extérieur droit de l'iris sont  $(x + r, y)$ ,  $(x + r + (r / 3), y)$  et les coordonnées des coins inférieurs du rectangle sur l'extérieur côté gauche de l'iris sont  $(x-r, y)$ ,  $(x-r-(r / 3), y)$  où le point  $(x, y)$  est le centre de l'iris cercle et  $r$  est le rayon de l'iris ;
- Appliquer la détection horizontale de Canny sur les deux rectangles et isoler le bruit en utilisant des opérations morphologiques ;
- Déterminer les coordonnées de la paupière supérieure sur les deux rectangles, en supposant que c'est le centre de la plus grande ligne de bord horizontal sur chaque rectangle.
- Dessiner un arc de cercle qui passe par les deux coordonnées de la paupière supérieure sur chaque rectangle avec un rayon égal au double du rayon de l'iris. Le centre de l'arc est calculée à partir de la étapes suivantes:

Soient les coordonnées de la paupière supérieure sur le premier rectangle  $(x_1, y_1)$ , et les coordonnées de la paupière supérieure sur le deuxième rectangle  $(x_2, y_2)$ . La droite passant par les deux coordonnées de la paupière supérieure sur chaque rectangle est donnée par l'équation:

$$ax + by + c_{hori} = 0 \quad (2.14)$$

Soit  $(p, q)$  le point médian de la ligne de jonction  $(x_1, y_1)$  et  $(x_2, y_2)$ . L'équation de la perpendiculaire à la ligne de jonction  $(x_1, y_1)$  et  $(x_2, y_2)$  au point milieu de ces deux points est:  $bx + ay + c_{vert} = 0$  (2.15)

Alors que  $c_{vert} = (a * q) - (b * p)$ . Ensuite, la distance entre le centre de l'arc et le milieu de la ligne de jonction  $(x_1, y_1)$  et  $(x_2, y_2)$  est le double du rayon de l'iris comme le montre la figure 2.22.

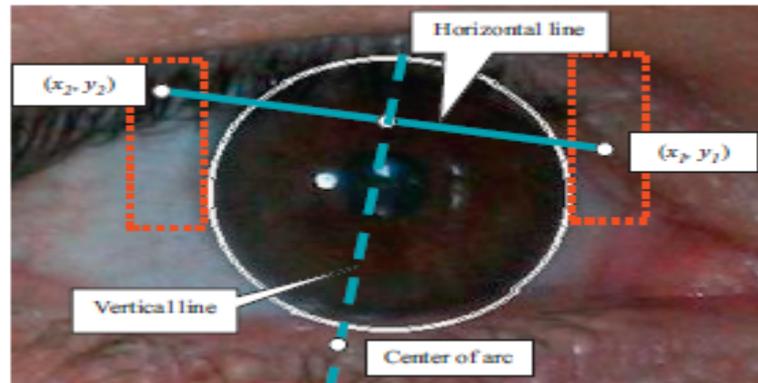


Figure 2.22 Haute-modèle de localisation de la paupière [24]

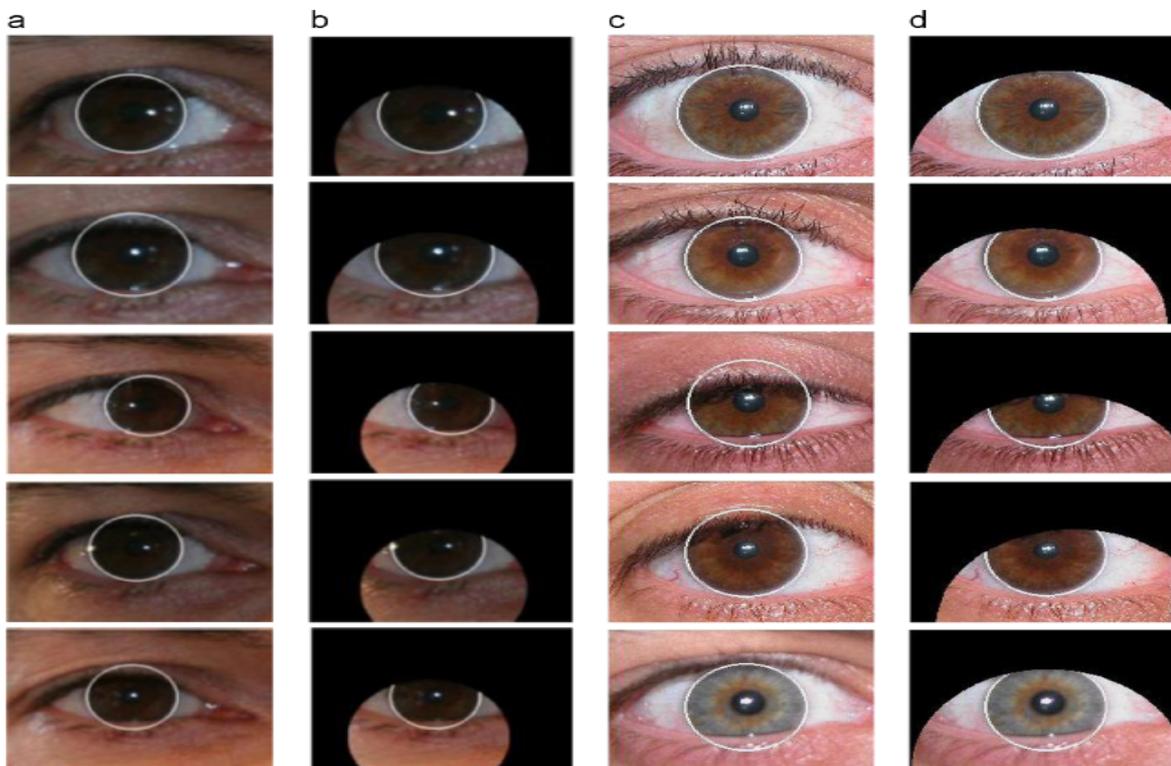


Figure 2.23 Haute algorithmie paupière de localisation

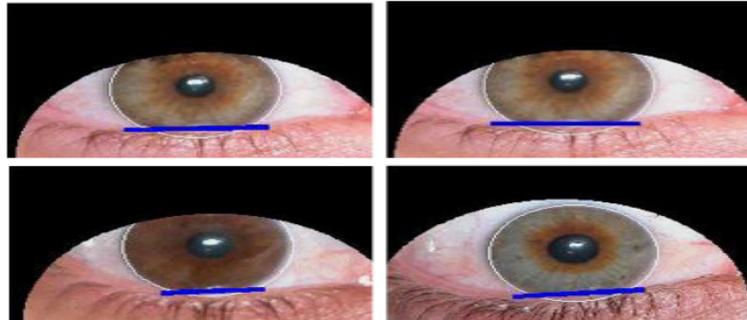
(a) segmenté images UBIRISv2. (B) segmenté images UBIRIS v2 après l'utilisation de la proposition de la paupière supérieure localisation. (c) segmenté images UBIRIS v1. (d) segmenté images UBIRIS v1 après l'utilisation de la paupière supérieure localisation propose [24]

La figure 2.23 montre des exemples d'images de UBIRIS  $v_2$  et  $v_1$  après l'utilisation du procédé proposé pour localiser la paupière supérieure de l'iris. Il est vu dans la figure 2.23 que l'algorithme proposé isole la partie supérieure paupière avec précision, même si le contraste est de très faible intensité entre l'iris et de la paupière, alors que les algorithmes normales

comme LHT et opérateur intégro-différentiel de Daugman ne peut pas l'isoler. L'efficacité de l'algorithme proposé est due à l'utilisation du contraste d'intensité entre la sclère et la paupière supérieure plutôt que de l'iris et de la paupière supérieure, par conséquent, les erreurs de segmentation résultant de faible intensité sur le contraste entre l'iris et la paupière supérieure. En outre, contrairement à d'autres algorithmes l'algorithme proposé est encore à améliorer, quand une énorme zone de l'iris est fermée par la paupière supérieure

✓ *La localisation de la paupière inférieure*

Pour localiser la paupière inférieure de l'iris, le LHT est utilisé parce la plupart des occlusions de la paupière inférieure sont à peu près linéaire. En premier lieu, la détection de bord de Canny est appliquée sur la moitié basse de l'iris et alors la meilleure ligne est trouvée en utilisant LHT. Si le vote de la ligne est inférieur à une certaine valeur, on suppose que les occlusions de la paupière inférieure ne se produisent pas.



**Figure 2.24** Échantillons de localisation paupière inférieure en utilisant la base de données UBIRIS v1 [24]

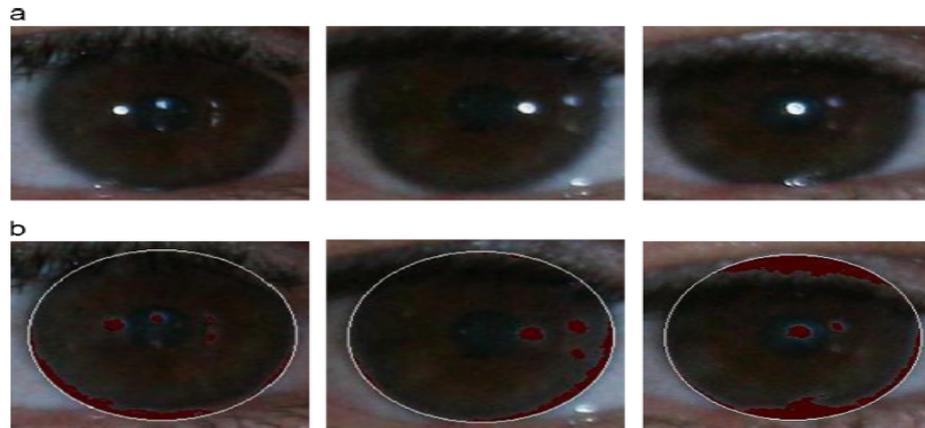
La figure 2.24 montre quelques exemples après la localisation de la paupière inférieure. Le liner bleu présente la plus grande ligne de bord qui sépare les iris et la paupière inférieure. Il est connu que le processus d'isolement de la paupière inférieure est plus facile que celle de la paupière supérieure, car il n'y a pas d'occlusion cils et la région occluse de l'iris en raison de la paupière inférieure est généralement inférieure à celle due à la paupière supérieure.

✓ *Réflexions spéculaires isolements*

Les réflexions spéculaires peuvent être un problème sérieux quand les images traitées par le système de reconnaissance d'iris sont bruitées. Une nouvelle méthode simple de suppression de réflexion est proposée en deux étapes:

- Calculer l'intensité moyenne de la région d'iris en trois espaces de couleurs RVB (après le retrait des paupières supérieures et inférieures).

- Tester l'intensité de chaque pixel dans l'iris, et si l'intensité du pixel dans un certain espace de couleur est supérieure à l'intensité moyenne calculée dans la première étape, puis considérer ce pixel comme une valeur constante pour couvrir le bruit de réflexion qui est ajusté une seule fois pour l'ensemble de la base de l'iris.



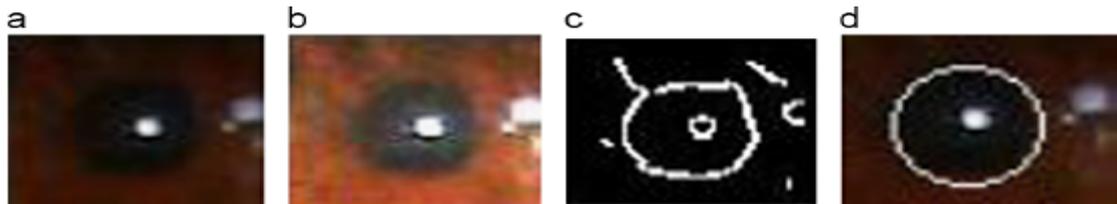
**Figure 2.25** Isoler les réflexions de l'iris de l'algorithme (a) de l'image avec des reflets proposé. (b) détecter les zones de réflexion (marqués par la couleur rouge) [24]

Figure 2.25 montre quelques images après la localisation des réflexions spéculaires. Les pixels qui sont marqués avec une couleur rouge sont masqués pour être isolés, lorsque le code de l'iris de modèle est extrait. Les régions spéculaires de réflexion et de haute lumière sont déterminées avec précision, même dans la présence de réflexion de lumière ou de petites régions occlus comme le montre dans la figure 2.25. Notez que ce processus peut avoir des redondances d'espaces blancs qui pourraient résulter d'images hors-angle capturées

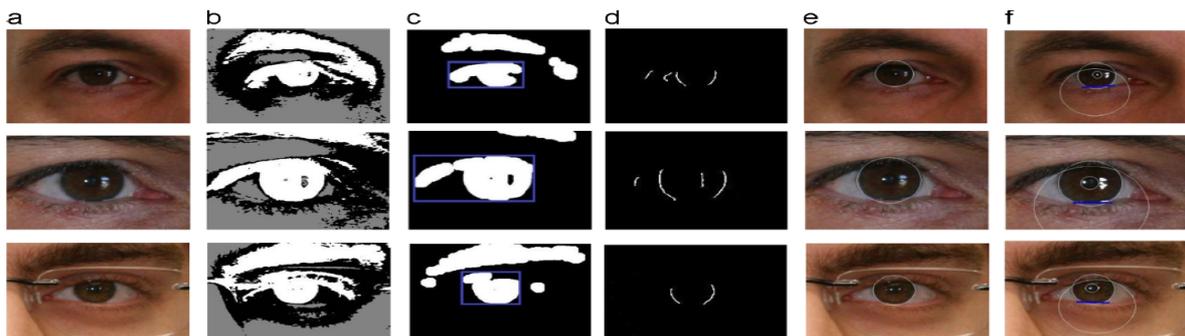
#### 2.4.3.5 Retrait de la région pupille

Enlèvement des pupilles est effectuée dans la dernière étape, car l'un des principales différences entre les images de l'œil (dans les bases de données bruitées ont été capturés dans des longueurs d'onde visibles et celles prises sous un éclairage proche infrarouge) est que le contraste de l'intensité de l'iris et la pupille est très faible, en particulier pour les indiqués sur la figure. 2.22. Si nous essayons de localiser directement la pupille dans un environnement bruité, la segmentation échoue ce qui est dû au sombre de l'iris. Par conséquent, la meilleure méthode consiste à améliorer l'iris de l'image pupille ce qui est plus visible en utilisant l'amélioration de la méthode du contraste [39]. Les étapes suivantes expliquent le processus de retrait de la pupille :

- Ajuster l'image d'iris en mappant les valeurs d'intensité des bits de nouvelles valeurs concentrée sur les intensités sombres. Cette étape fait la différence entre l'iris et la pupille (plus claires);
- Appliquer un filtre médian pour réduire les facteurs de bruit et de préserver les bords;
- Utiliser la détection de Canny pour obtenir le edgemap;
- Appliquer le CHT pour localiser la pupille, en supposant qu'il est circulaire. Le rayon de la pupille est réglé pour être dans la plage de 1/10-7/10 rayon de l'iris.

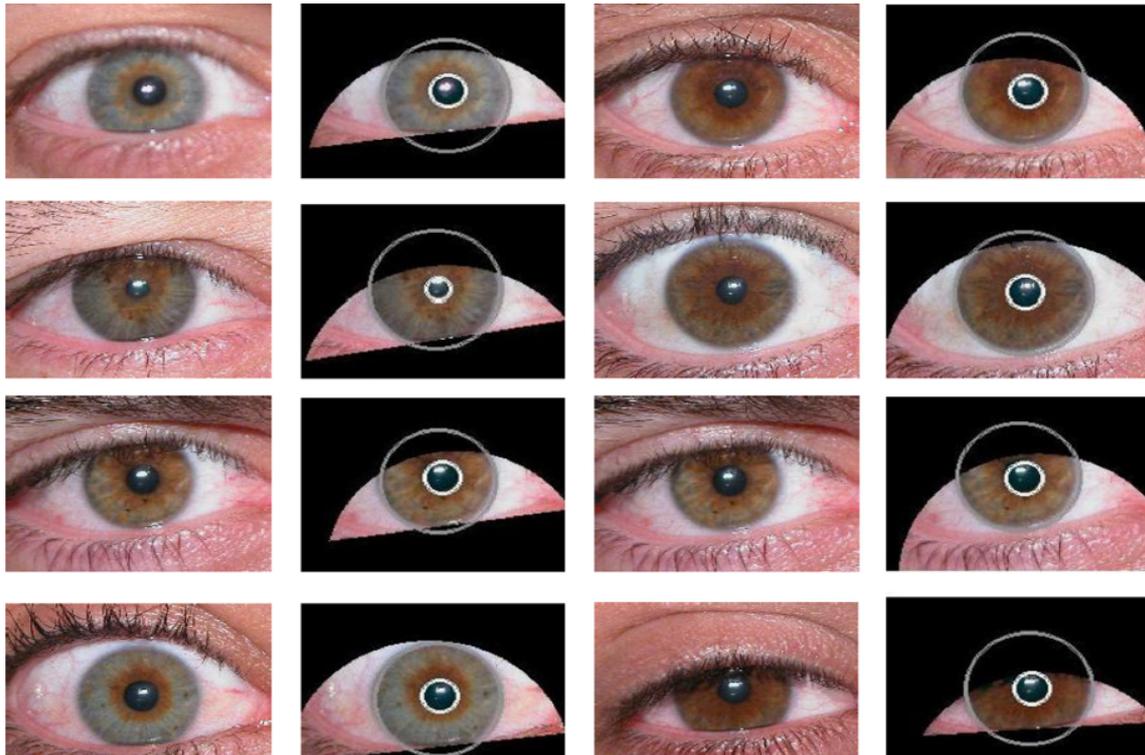


**Figure 2.26.** Étapes d'algorithme de suppression de la pupille  
 (a) le carré intérieur de l'iris. (b) Résultat de réglage image IN (a). (c) résultat de la détection de Canny. (d) résultat de CHT [24]



**Figure 2.27** Algorithme de segmentation proposé sur des séquences d'images prises dans de vraies conditions de BDD UBIRIS.  
 (a) l'image réelle. (b) l'image binaire après l'application des K-moyennes (c) l'image binaire en grappe après l'application de certaines opérations morphologiques. (d) l'image edgemap après l'application de l'algorithme de Canny sur la région d'iris estimée. (e) l'image après la localisation de l'iris à l'aide de CHT. (f) l'image après avoir retiré les régions de bruit [24]

La figure 2.26 montre les étapes de cet algorithme en utilisant une image à partir de UBIRIS V2. Notez que toutes les étapes précédentes ne sont appliquées que sur une place à l'intérieur de l'iris afin de réduire le temps d'exécution et pour éviter que des erreurs peuvent se produire en raison des points de bord définis en dehors de la pupille. Le centre de cette place est le même que celui de l'iris et les coordonnées de l'angle gauche de la racine est  $(x-r / 2, y-r / 2)$  où le point  $(x, y)$  est le centre de l'iris et  $r$  est le rayon de l'iris.



**Figure 2.28** Exemples segmentation correctes d'iris [24]

La figure 2.28 montre les images segmentées après l'application de l'algorithme de segmentation d'iris proposée sur UBIRIS V1. La précision et le temps de segmentation moyenne sont calculés pour l'algorithme proposé et certains algorithmes précédents dans [40]. Ces gmentation sont considérés exacts lorsque les deux conditions suivantes sont fournies :

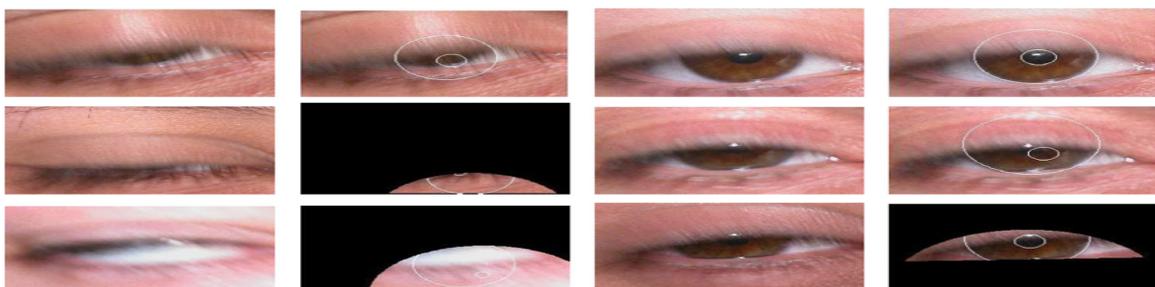
- Les deux cercles de l'iris et de la pupille tombent exactement dans l'iris et les frontières pupille des images qui en résultent;
- Les paupières supérieures et inférieures sont correctement localisées.

Si l'une des deux conditions précédentes n'est pas remplie, le segmentation n'est pas exacte comme le montre la figure 2.29. La moyenne du temps de segmentation est obtenue en calculant le temps de segmentation pour toutes les images de l'iris segmentées correctement dans l'ensemble de données divisé par le nombre des images de l'iris segmentées correctement.

**Tableau 2.4** Comparaison entre la précision de l'algorithme proposé et certains autres algorithmes[24].

Method	Accuracy	Time (s)
Daugman	95.22%	2.73
Wildes	98.68%	1.95
Camus and Wildes	96.78	3.12
Martin-Roche	77.18%	–
Fourier spectral [28]	98.49 (limbic) 94.47 (pupil)	–
Proposed	98.76%	1.49

Comme le montre le tableau 2.4, la précision de l'algorithme proposé est mieux que les algorithmes de Daugman et Wildes. Le temps d'exécution de l'algorithme de segmentation est le plus faible en raison de l'application des mesures proposées pour réduire la recherche de zones CHT. Wildes utilise une approche multi-résolution grossière à fine recherche, et les recherches sur les pixels d'iris sans aucune techniques de prétraitement qui prennent plus de temps que l'algorithme proposé. L'algorithme spectrale de Fourier obtient de bons résultats de localisation, mais l'erreur est élevée pour la localisation de pupille, qui augmente l'erreur totale de segmentation. L'algorithme proposé à segmenter l'iris bruité quand les paupières et les cils obstruent les grandes parties de l'iris (plus de 60%) ou lorsque la paupières supérieures ou inférieures couvrent la pupille de l'iris (Notez que la plupart des méthodes de segmentation échouent dans ces cas). Figure 2.28 donne des exemples de l'algorithme proposé des images de l'iris.

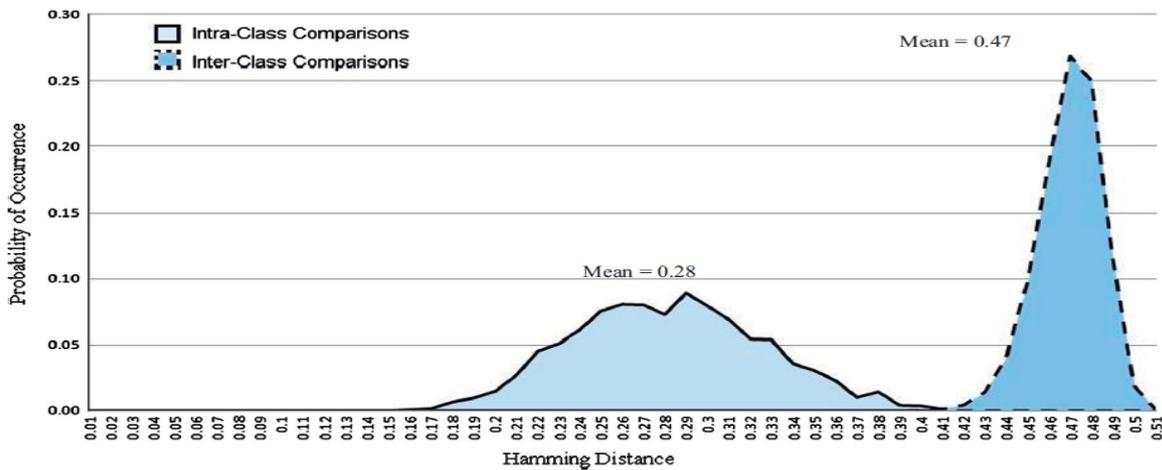
**Figure 2.29** Exemples d'iris bruyants segmentés échoué quand les paupières et les cils font obstacle à une de grandes portions de l'iris [24]

Pour évaluer les performances de la segmentation proposée dans l'ensemble du système de reconnaissance, les trois autres stades (normalisation, le codage, les comparaisons) sont mis en œuvre. Certaines fonctions de l'algorithme de Masek de reconnaissance d'iris sont utilisées [41]. Le système mis en oeuvre est utilisée pour générer le code de modèle d'iris pour tous les

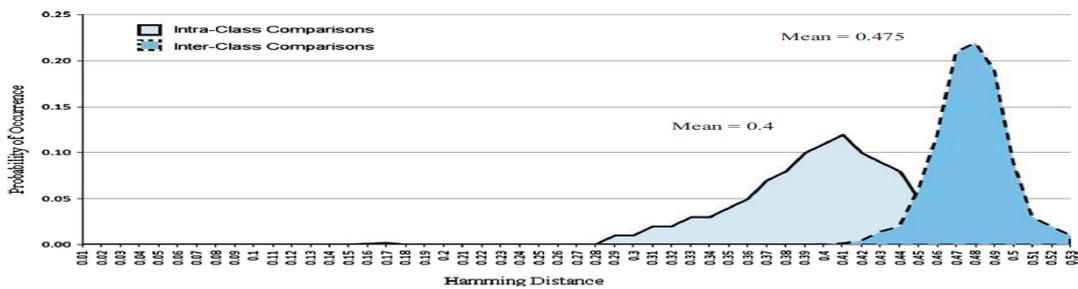
iris. Pour tracer le match et non-match pour les distributions cette base de données, chaque image IRISI est comparée à tous les iris dans la database UBIRISV1, le nombre total de comparaison est égal à 1 448 410 où le nombre total de comparaison intra-classe est 2410 et de comparaisons interclasse égal à 1 446 000. Lors de l'étape de comparaison, la distance de Hamming (HD) est utilisée comme mesure de dissemblance entre deux iris considérés :

$$HD = \frac{\|(code\ A \times code\ B) \cap mask\ A \cap mask\ B\|}{\|mask\ A \cap mask\ B\|} \tag{2.16}$$

Un masque tel que proposé par Daugman [34] signifie si n'importe quelle région de l'iris est fermé par les paupières, les cils, luminance, etc. HD est donc une mesure de dissimilitude fractionnée après régions de bruit sont éliminés.



**Figure 2.30** Les distributions match et non-match pour UBIRISV1 quand l'algorithme de segmentation proposée est utilisé [24].



**Figure 2.31** Les distributions match et non-match pour UBIRISV1 quand [24].

On remarque que lorsque l'algorithme de segmentation proposée est utilisé, l'interférence de la distribution est inférieure à celle de l'algorithme de segmentation Daugman. L'algorithme de segmentation de Daugman est très sensible au bruit et ne peut pas gérer les facteurs bruités de conditions non idéales comme spéculaire réflexions, l'isolement de la pupille et des occlusions paupières.

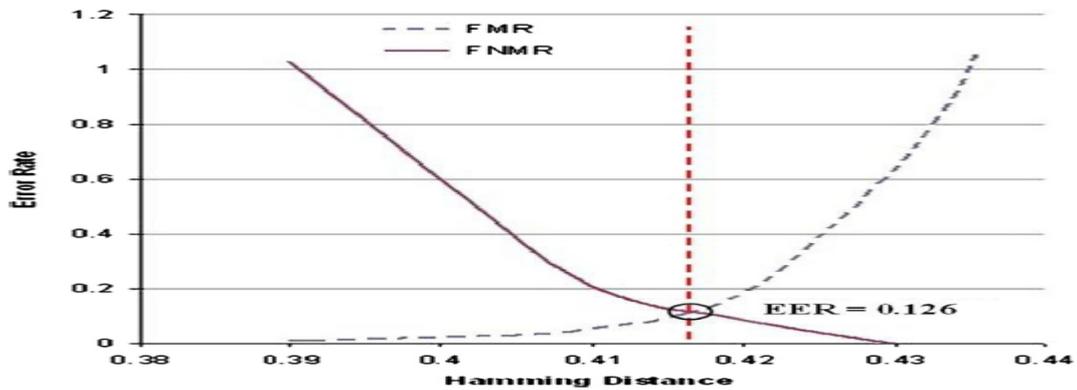


Figure 2.32 L'égalité d'erreur où FMR= FNMR [24].

La figure 2.32 montre l'EER de système de reconnaissance de l'iris quand l'algorithme proposé est utilisé. EER est le point où FMR et FNMR sont presque égaux. FMR se produit lorsque le système accepte une revendication d'identité, mais la revendication n'est pas vrai. FNMR se produit lorsque le système rejette une identité demandé, mais la demande est vrai. EER permet l'évaluation de FMR et FNMR à un point de fonctionnement simple et plus la valeur de EER est élevée, plus la précision du système biométrique sera mauvaise. Une nouvelle méthode de localiser les paupières supérieures est proposée par la détection dans la région sclérotique. Localiser la paupière inférieure de la LHT de l'iris est utilisé parce que la plupart des occlusions de la paupière inférieure est à peu près linéaire. Enfin, afin de supprimer la région de la pupille, l'image de l'iris est ajustée par cartographier ses valeurs d'intensité bits à de nouvelles valeurs pour se concentrer sur l'obscurité des intensités et puis la CHT est appliquée. Les résultats expérimentaux sur UBIRIS indiquent la grande précision et moins de temps d'exécution par rapport aux algorithmes précédents.

Tableux 2.5 Comparaison de l'algorithme proposé avec deux algorithmes precedents[24]

Method	FAR(%) at 0.0001% FRR	FRR(%) at 0.0001% FAR
Daugman	7.2	12.96
SVM Match Score Fusion	5.9	8.71
Proposed	1.5	5.82

Cela signifie que l'algorithme proposé pourrait réduire la erreur dans les deux cas de sécurité communes, le premier cas lorsque le coût de l'erreur de FRR dépasse le coût de l'erreur FAR tel que dans une contexte client, le second cas, lorsque le coût de l'erreur peut FAR dépasse le coût de l'erreur FRR tel que dans le contexte militaire. Ces l'amélioration de la performance du système de reconnaissance d'iris lorsque l'algorithme de segmentation proposé est utilisé en raison de sa capacité à gérer de nombreux types d'erreurs qui peuvent se produire dans la non- environnement idéal.

### **2.5 Conclusion**

Dans ce chapitre nous avons mis en revue plusieurs algorithmes récents sur la segmentation de l'iris et certaines techniques d'élimination du bruit. Ces recherches sont efficaces et rapides et peuvent segmenter les images de l'iris capturées sous des contraintes d'imagerie non idéales qui génèrent plusieurs types de bruits, comme les obstacles sur l'iris et rendre floues les images d'iris rouges. Ces algorithmes récents proposés ajoutent une nouvelle étape de prétraitement à la segmentation des mesures qui regroupe l'image de l'iris en utilisant certains algorithmes tel le k-means. Ce pré-étape de traitement exclut de l'image des régions non-iris qui provoquent de nombreuses erreurs et diminue le temps de recherche dans les prochaines étapes. La CHT est appliquée à la edgemap binaire sur région iris estimée afin de localiser les frontières extérieures de l'iris. Une nouvelle méthode de localiser les paupières supérieures est aussi proposée par la détection dans la région sclérotique. Pour localiser la paupière inférieure de l'LHT d'iris est utilisée parce la plupart des occlusions de la paupière inférieure est à peu près linéaire. Enfin, afin de supprimer la région de la pupille, l'image de l'iris est ajustée par cartographier ses valeurs d'intensité bits à de nouvelles valeurs pour se concentrer sur intensités d'obscurité et puis la CHT est appliquée. Des résultats expérimentaux sur UBIRIS iris et autre indiquent la grande précision et moins temps d'exécution de l'algorithme de segmentation proposée par rapport à certains algorithmes.

### 3.1 Introduction

L'iris est une membrane circulaire de la face antérieure du globe oculaire. Elle est percée au centre (pas exactement au centre) d'un orifice ou trou noir appelé la pupille par laquelle la lumière pénètre vers la rétine. L'iris sert à adapter cette quantité de lumière en se réfractant ou se dilatant suivant les conditions de luminosité. Par exemple, quand la luminosité ambiante est forte, l'Iris se contracte, ce qui diminue l'intensité lumineuse qui vient frapper le centre de la rétine, et vice-versa [43].

La texture de l'iris est une combinaison de plusieurs éléments qui font d'elle l'une des textures distinctives les plus riches du corps humain. Elle comporte des arcs de ligaments, des cryptes, des arêtes, des sillons et des collerettes.

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

- **Vérification** : le système valide l'identité d'une personne en comparant les données biométriques capturées à sa propre base de données. Dans un tel système, un individu qui désire être identifié réclame une identité, habituellement par l'intermédiaire d'un PIN (numéro d'identification personnelle), d'un nom d'utilisateur, d'une carte d'identité, etc.. et le système conduit une comparaison un-à-un pour déterminer si la requête est vraie ou fausse.
- **Identification** : le système identifie un individu en cherchant les signatures (templates) de tous les utilisateurs dans la base de données. Par conséquent, le système conduit plusieurs comparaisons pour établir l'identité d'un individu [43].

En général, tous les systèmes biométriques partagent le même schéma de fonctionnement. Comme il est illustré par la figure 3.1

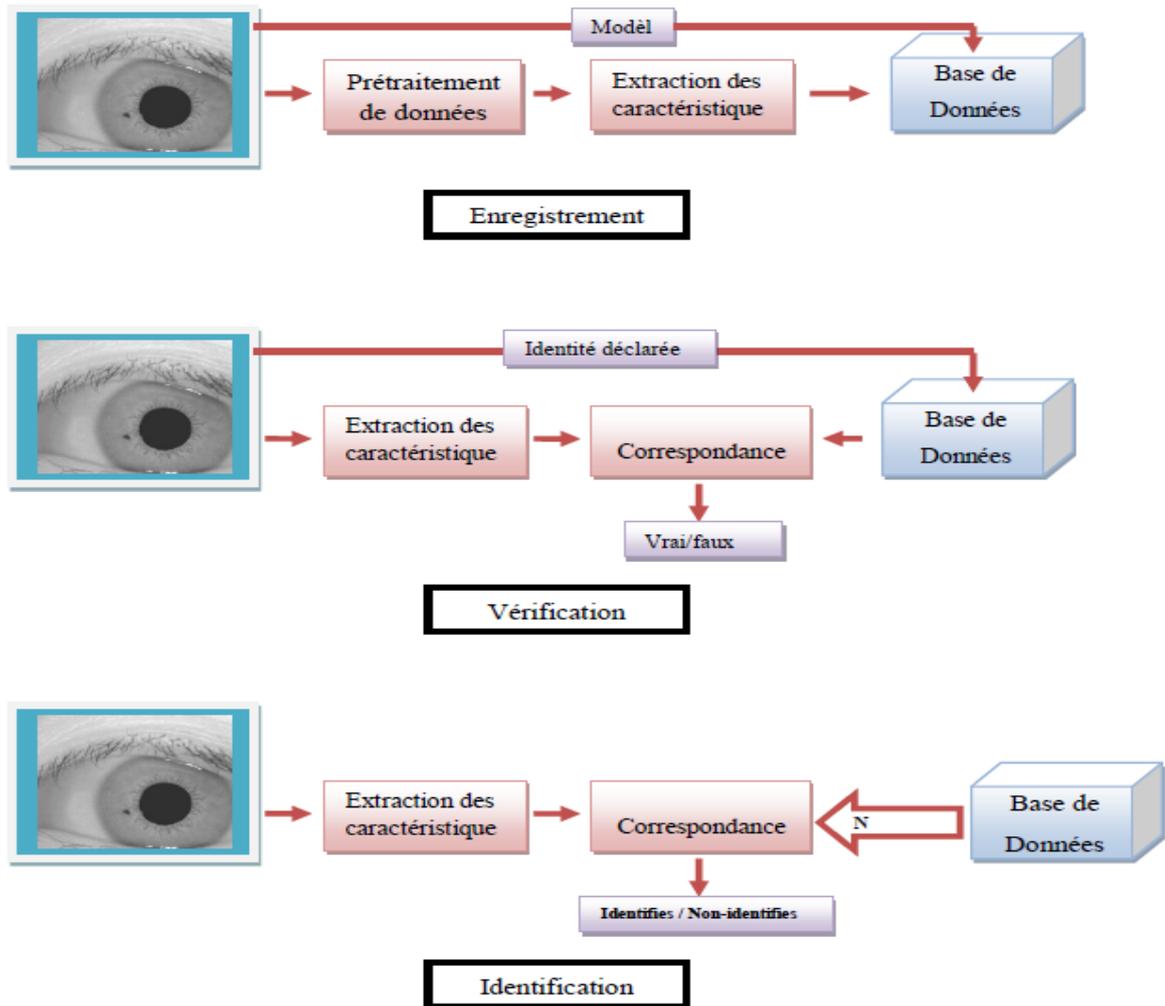


Figure 3.1 Schéma de synoptique d'un système biométrique [42]

- ✓ **Processus d'enregistrement** : Ce processus a pour but d'enregistrer les caractéristiques des utilisateurs dans la base de données.
- ✓ **Processus d'identification-vérification** : Ce processus est effectué lorsqu'une personne enregistrée dans la base de données biométriques doit s'identifier [44].
  1. Le **module de capture**, est responsable de l'acquisition des données biométriques d'un individu (cela peut être un appareil photo, un lecteur d'empreintes digitales, un caméra de sécurité, etc. [45]).
  2. Le **module d'extraction de caractéristiques**, prend en entrée les données biométriques acquises par le module de capture et extrait seulement l'information pertinente afin de former une nouvelle représentation des données. Idéalement, cette nouvelle représentation est censée être unique pour chaque personne et relativement invariante aux variations intra-classe,

3. Le **module de correspondance**, compare l'ensemble des caractéristiques extraites avec le modèle enregistré dans la base de données du système et détermine le degré de similitude (ou de divergence) entre les deux,
4. Le **module de décision**, vérifie l'identité affirmée par un utilisateur ou détermine l'identité d'une personne basée sur le degré de similitude entre les caractéristiques extraites et le(s) modèle(s) stocké(s) [45].

La première étape dans un système biométrique pour la reconnaissance Iris est d'isoler et extraire seulement la région Iris qui contient l'information. Il existe quelques techniques de segmentation, de prétraitement, et des méthodes de normalisation de la région Iris. En effet, l'Iris humain peut être approximé par deux cercles formants le contour de l'Iris, un cercle sépare l'Iris et la sclérotique (la partie blanche dans l'œil), l'autre est à l'intérieur du premier, sépare l'Iris et la pupille. Comme nous avons mentionné précédemment, l'Iris a une texture qui va permettre la distinction des individus, pour éliminer l'information inutile en raison de réduire la taille du vecteur motif, telle que les cils qui occlurent les parties supérieures et inférieures de l'Iris ce qui conduit à une perte d'information. Aussi, les reflets de la lumière à l'acquisition engendrent un bruit qui peut corrompre la reconnaissance. Pour remédier à ce problème, ce chapitre présente les méthodes retenues à travers notre étude bibliographique : segmentation , normalisation et l'extraction d'iris, qui sont des techniques indispensables dans un système biométrique par Iris.

### **3.2 Segmentation**

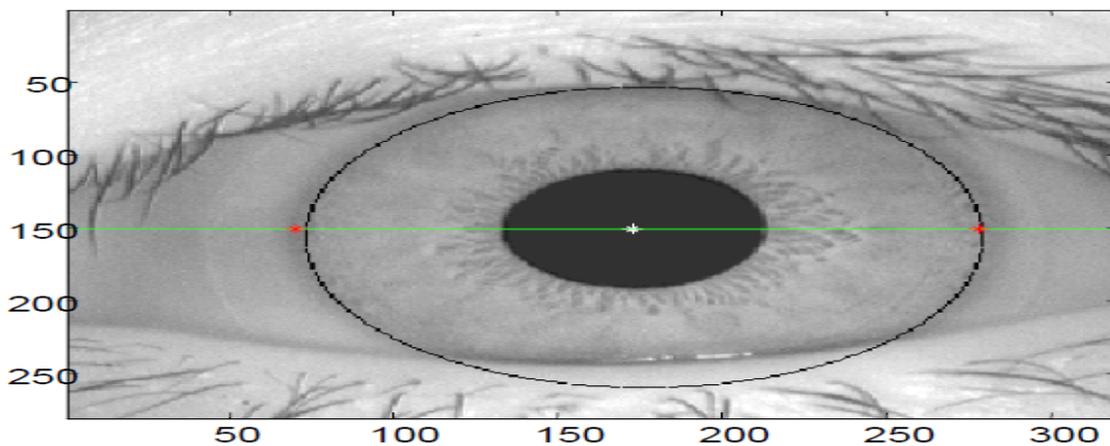
La segmentation est une technique nécessaire pour isoler et exclure les informations inutiles, ainsi que la localisation de la région circulaires. L'image peut être considérée comme une scène composée de différentes régions, objets, etc. Ainsi, la segmentation permet de montrer les contours des objets dans une image [46]. Dans le cas de la reconnaissance de l'Iris, elle consiste à trouver la frontière intérieure entre la pupille et l'Iris et la frontière extérieure entre l'Iris et la sclérotique [47]. Ces limites, bien que pas toujours parfaitement circulaire, les deux frontières, intérieure et extérieure, d'un Iris typique peuvent être prises approximativement par des cercles. Toutefois, les deux cercles ne sont généralement pas centralisés [48]

### 3.2.1 Méthode par détecteur de contours circulaires

Le système de Daugman [49] est basé sur plusieurs avancées majeures et originales. Tout d'abord, il a proposé une méthode de détection de l'Iris dans l'image de l'œil. Avant Wildes [50], Daugman avait proposé une méthode de détection de l'Iris, de la pupille et des paupières basée sur la mesure d'un *Integro-Differentiel Operator* « IDO » défini par l'expression suivante:

$$\max(r, x_0, y_0) \left| G\sigma(r) \frac{\delta}{\delta r} \oint_{r, x_0, y_0} \frac{I(x,y)}{2\pi r} ds \right| \quad (3.1)$$

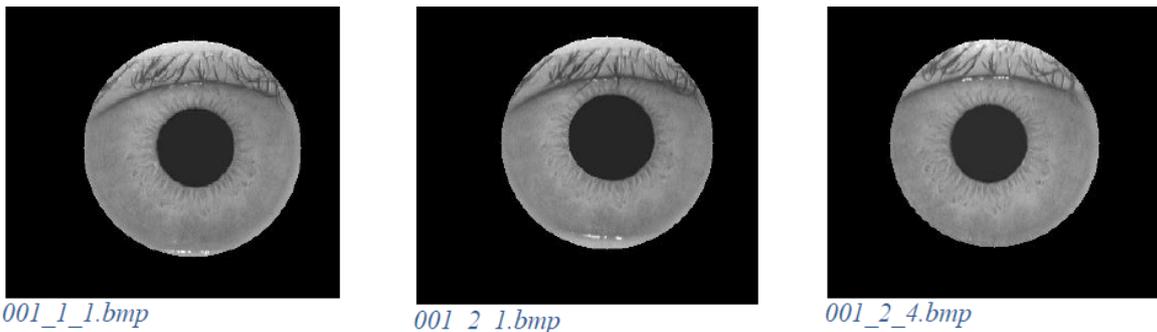
où  $I(x,y)$  est l'image de l'œil,  $r$  le rayon du cercle que l'on est en train de chercher et  $G_\sigma(r)$  est une fonction gaussienne de lissage. L'opérateur effectue donc la différence entre la moyenne des gradients calculés sur deux cercles de rayons  $r$  et  $r+l$ . Le cercle qui maximise cette différence est le cercle recherché. Ainsi, l'opérateur est appliqué de manière itérative avec un degré de lissage de moins en moins fort afin d'atteindre une détection précise. La figure 3.2 montre une image segmentée par la méthode intégréo-différentielle



**Figure 3.2** Segmentation de l'Iris par la méthode intégréo-différentielle [42]

La méthode intégréo-différentielle peut être vue comme une généralisation de la méthode de la transformée de Hough. En effet, elle utilise une image du gradient afin de rechercher un contour géométrique bien défini. Puisqu'elle utilise l'image du gradient sans seuillage, cette méthode ne souffre pas de problèmes de recherche de points de contours et donc d'élaboration de stratégie pour trouver des seuils. Par contre, cette méthode est plus sensible aux bruits car ces derniers engendrent des gradients très forts qui peuvent fausser la moyenne du gradient sur un cercle et attirer le contour vers leurs positions. [43]

Quelque soit la méthode utilisée (Transformée de Hough ou détecteur intégró--différentiel), une modélisation a priori des contours recherchés par des formes géométriques est nécessaire. En effet, la pupille n'est souvent pas parfaitement circulaire et peut subir quelques déformations en particulier à cause de l'angle de prise de vue. L'Iris non plus ne peut pas être considéré comme un cercle car il est couvert par les paupières sur les parties supérieures et inférieures [43].



**Figure 3.3** Application d'IDO sur quelques échantillons de la base de données CASIA-Iris [42]

La figure 3.3 montre quelques échantillons des images résultantes en appliquant l'opérateur intégró-différentiel de Daugman sur notre base de données

### 3.3 Prétraitement des images Iris (Normalisation)

Une fois la région Iris est segmentée avec succès, la normalisation est une étape qui va transformer l'espace de représentation de l'Iris vers un autre espace rectangulaire, de sorte qu'il aura des dimensions fixes afin de permettre d'utiliser des données qui ont la même dimension. En effet, les incohérences de la dimension des images oculaires sont principalement dues à l'étirement de l'Iris causé par la dilatation de la pupille de divers degrés d'éclairage. Autres sources d'incohérence comprennent, la distance variable d'imagerie, la rotation du caméra, et l'inclinaison de la tête au moment de l'acquisition. Le processus de normalisation va produire des données de l'Iris, qui ont les mêmes dimensions, de sorte que deux photographies de l'Iris même dans des conditions d'acquisition différentes, auront des traits caractéristiques dans la même localisation spatiale [51].

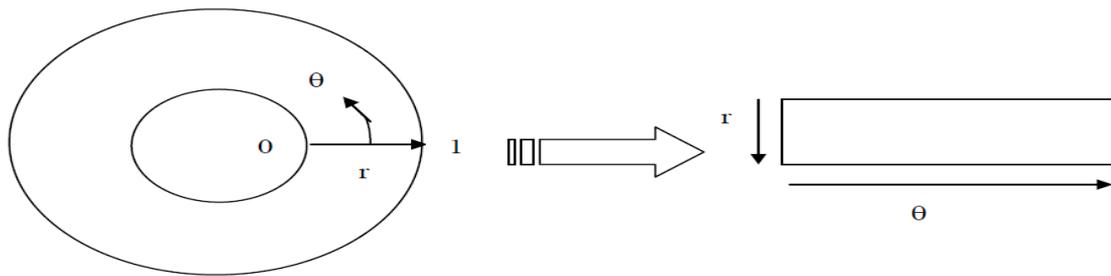
### 3.4 Normalisation de l'Iris :

#### 3.4.1 Méthode Pseudo Polaire

L'Iris humain, comme il a été cité précédemment, est un disque pas toujours parfaitement circulaire et de forme irrégulière. Ces irrégularités sont dues à la dilatation et contraction de la pupille, au fait que les deux cercles ne sont pas concentriques et au fait des changements non linéaires de la texture de l'Iris. Ces caractéristiques ont poussé Daugman à développer une méthode de normalisation pseudo-polaire du disque de l'Iris appelée la méthode „Rubber Sheet“ dont la signification pourrait être vu comme une tentative d'étendre le disque de l'Iris comme du caoutchouc. Comme illustre la Figure 3.4. Cette méthode est la pseudo-polaire car les deux cercles de l'Iris et de la pupille ne sont pas concentriques [43].

#### La Stratégie de l'Algorithme Pseudo Polaire

Le procédé peut être expliqué de la manière suivante :



**Figure 3.4** Le modèle de Daugman Rubber sheet[42].

A chaque pixel de l'iris dans le domaine cartésien lui est assigné un correspondant dans le domaine pseudo polaire suivant la distance du pixel par rapport aux centres des cercles et l'angle qu'il fait avec ces centres [51]. Plus précisément la transformation se fait suivant l'équation suivante :

$$I(x(r, \theta), y(r, \theta)) \rightarrow I(r, \theta) \quad (3.2)$$

$$x(r, \theta) = (1 - r)x_p(\theta) + rx_s(\theta) \quad (3.3)$$

$$y(r, \theta) = (1 - r)y_p(\theta) + ry_s(\theta) \quad (3.4)$$

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

$(x,y)$  : sont les coordonnées cartésiennes originaux,

$(r,\theta)$  : sont les coordonnées polaire normalisés correspondants

$x_p(\theta)$ , représente l'abscisse du point de la frontière détectée de la pupille dont le segment passe par ce point et le centre de la pupille fait un angle  $\theta$  avec une direction choisie. De

même  $y_p(\theta)$  représente l'ordonnée de ce même point, alors  $x_s(\theta)$  est  $y_s(\theta)$  représentent les coordonnées des points obtenus par le même principe mais sur le contour de l'Iris. La figure 3.5 montre des images normalisées obtenues par ce processus. l'image normalisée est rectangulaire de taille constante, comme le montre figure 3.5. Généralement la taille choisie est de 40\*360 pixels. La largeur de l'image représente la variation sur l'axe angulaire alors que la hauteur représente les variations sur l'axe radial.



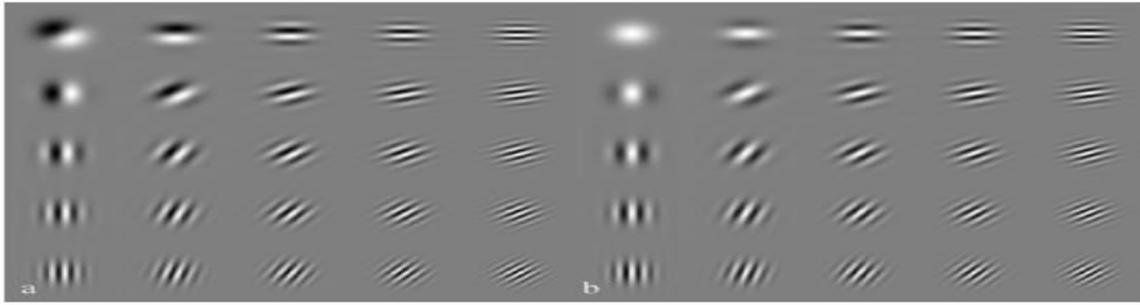
**Figure 3.5** Résultats de la méthode de pseudo polaire appliquée sur la base de données CASIA-IrisV1 [42].

### 3.5 Extraction des caractéristiques utilisation du filtre de Gabor

L'extraction des caractéristiques repose sur l'utilisation des filtres de Gabor 2D que Daugman a adoptés au traitement d'images. Les filtres de Gabor sont connus comme le moyen d'analyse espace-fréquence qui minimise l'incertitude de Heisenberg qui exprime que plus on est précis dans l'analyse de l'information dans l'espace du pixel et moins on le sera dans l'espace fréquentiel et vice versa [52]. Cette spécificité a fait des filtres de Gabor un moyen puissant d'analyse de texture et de classification. Les filtres de Gabor analysent la texture de l'iris suivant différentes résolutions et différents angles, leur forme est donnée par

$$\text{l'équation: } h_{(\text{Re,Im})} = \iint_{\rho\varphi} e^{-i w (\theta_0 - \varphi)} e^{-'r_0 - \rho)^2 / \alpha^2} e^{-\frac{(\theta_0 - \varphi)^2}{\beta^2}} I(\rho, \varphi) \rho d\rho d\varphi \quad (3.5)$$

où  $I(\rho, \varphi)$  représente l'image en coordonnées polaires.  $\alpha$  et  $\beta$  les paramètres des dimensions de la fenêtre d'analyse de Gabor,  $w$  la fréquence en ondelette de Gabor, couvrant trois octaves en proportion inverse de  $\beta$ . Enfin  $r_0$  et  $\theta_0$  et représentant les coordonnées des points d'analyse de l'ondelette de Gabor.



**Figure 3.6** Banque de filtres de Gabor suivant plusieurs orientations (a) et (b) [45]

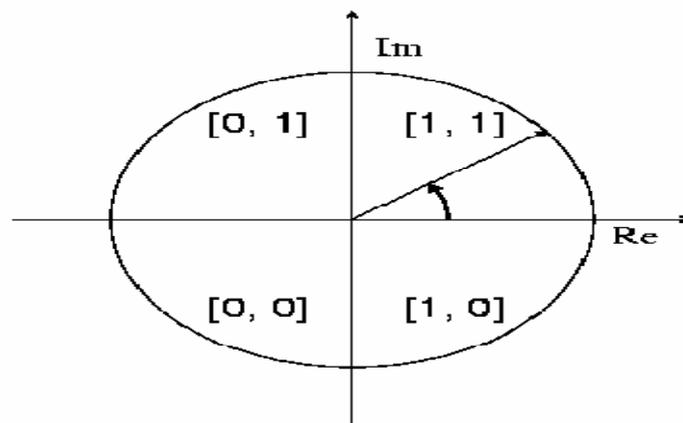
Comme on peut le remarquer dans l'équation, les filtres de Gabor ont une forme complexe qu'il est possible d'exploiter. En effet étant en quadrature de phase il est important d'étudier la dépendance entre la partie réelle et la partie imaginaire des coefficients de Gabor

Deux choix triviaux s'offrent à nous :

- ✓ l'étude de l'amplitude
- ✓ l'étude de la phase de Gabor.

Il est établi que la phase des analyses multi-résolution est plus informative que les amplitudes qui peuvent souffrir des problèmes d'illumination, d'ailleurs Daugman a choisi de se baser sur la phase de Gabor seulement. En effet chaque phase de Gabor sera codée sur 2 bits suivant le principe du codage à quatre quadrants illustré dans la figure 3.7 selon l'appartenance de la base à l'un des quatre quadrants du cercle trigonométrique qui sont uniformément découpés.

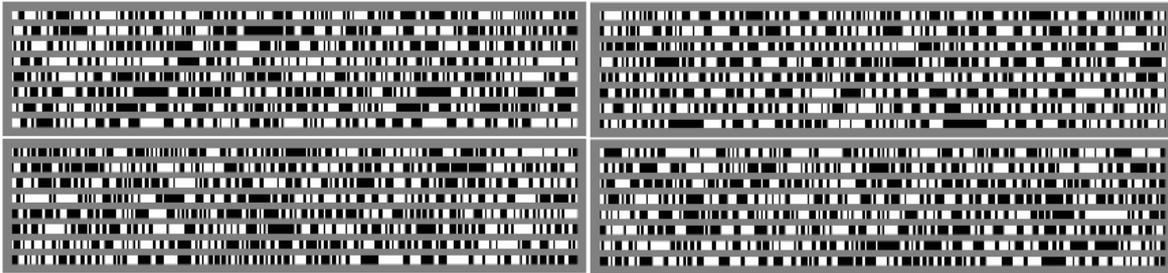
:



**Figure 3.7** Le principe de codage de phase sur quatre quadrants et en deux bits [45].

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

La figure 3.8 représente plusieurs codes obtenus par la méthode proposée par Daugman:



**Figure 3.8** Différents exemples d’iris code générés par la méthode Daugman [45].

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

### 3.6 Calcul de Score: La distance de Hamming

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

$$HD = \frac{\|(code A \times code B) \cap mask A \cap mask B\|}{\|mask A \cap mask B\|} \quad (3.6)$$

Où code A et code B sont deux codes calculés à partir de deux images d’iris par le procédé précédemment décrit et mask A et mask B représentent leurs masques associés. Littéralement la distance de Hamming calcule le nombre de bits différents et valides pour les deux iris entre le code A et le code B. Plus la distance de Hamming est faible, plus les deux codes se ressemblent. Une distance 0 correspond à une parfaite correspondance entre les deux images alors que deux images de personnes différentes auront une distance de Hamming proche de 0.5. L’introduction des masques A et B dans la mesure de la distance de Hamming fait que celle-ci n’est pas mesurée uniformément quelque soient les deux échantillons que nous tentons de mettre en correspondance. En effet plus les paupières, les cils et autres bruits couvrent la texture de l’iris et plus les codes correspondants contiennent des bits erronés qui n’interviendront pas dans le calcul de la distance de Hamming. Or une distance mesurée à partir de peu de bits valides n’a pas la même signification, ni sans doute la même plage de variation, qu’une distance mesurée sur plus de bites. Daugman propose alors une méthode de normalisation de la distance de Hamming pour tenir compte du nombre de bits qui interviennent dans le calcul de la distance a été calculée [53].

La nouvelle distance de Hamming normalisée est alors calculée selon la formule suivante :

$$HD_{norm} = 0.5 - (0.5 - HD_{raw}) \sqrt{\frac{n}{911}} \quad (3.7)$$

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

### 3.7 Prise de décision : Les lois de Bernoulli

Il s'agit maintenant de prendre une décision finale quant à la nature de la comparaison effectuée par rapport à la distance mesurée. Selon l'architecture fixée plus haut, il faudrait fixer un seuil de décision en deçà duquel les deux iris comparés seront considérés comme appartenant à la même personne.

Généralement, en biométrie ou plus généralement dans un problème de reconnaissance des formes, la procédure de détermination du seuil se fait en constituant une base de données qu'on appelle base d'apprentissage différente de la base sur laquelle seront effectués les tests. Le seuil qui donne les meilleures performances sur la base d'apprentissage est alors utilisé sur la base de test. Mais Daugman a une toute autre approche. En effet, en utilisant les théorèmes liés aux essais de Bernoulli, Daugman a réussi à accomplir quelque chose de très rare en biométrie : prédire la distribution des distances inter-classe et donc fixer des seuils optimaux en les généralisant sur des bases plus grandes et sans constituer de base d'apprentissage. En effet Daugman a supposé qu'un code d'une personne peut correspondre à plusieurs lancés de pièces puisque la probabilité d'avoir 0 ou 1 dans un code d'iris est égale à 0.5. La loi de Bernoulli stipule qu'en  $N$  tentatives de lancés de pièce de monnaie, la probabilité d'avoir  $x$  fois face peut être prédite par une loi binomiale. En matière d'iris l'adaptation d'une telle formule n'est pas évidente. En effet si la longueur du code est constante et égale à 2048 bits, il n'est pourtant pas juste de supposer que les 2048 bits sont indépendants les uns des autres. En effet la texture de l'iris est fortement corrélée surtout le long de l'axe des angles sans oublier un détail technique de la méthode de Daugman selon lequel à une seule phase correspond 2

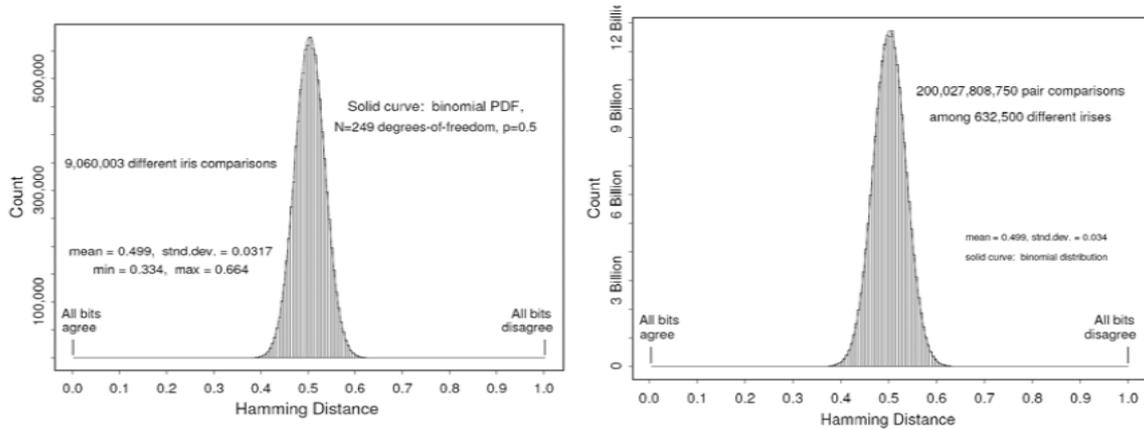
bits dans le ‘iris code’. Pour mesurer le nombre d’opérations indépendantes que fait intervenir le calcul de l’iris code, Daugman a calculé sur une base de 70 personnes toutes les comparaisons possible entre iris de deux personnes différentes et a tracé la distribution des distances calculés. A partir de cette distribution il a été en mesure de calculer le nombre de comparaisons indépendantes qu’on effectue généralement quand deux iris sont comparés en approximant la distribution observée par une distribution binomiale. D’après les tests de Daugman, ce nombre est égal à 256 et constitue le nombre de points caractéristiques que possède un iris appelé aussi degrés de liberté. Des essais sur des bases de plus en plus grandes ont montré la précision de l’estimation de la distribution inter-classe apprise sur finalement peu de personnes. Comme indiqué précédemment, un système d’iris a été installé dans les émirats arabes unis dès 2001. Une base de référence constituée de 632 500 personnes a été mise à disposition du laboratoire de l’université de Cambridge par le ministère de l’intérieur émirati. Sur cette base Daugman a effectué 200 milliards de test imposteurs et a tracé la distribution des distances obtenues et l’a comparé à la distribution obtenue sur sa base de données originelle sur laquelle seulement 9 millions de comparaison entre iris différents ont été effectuées. Les deux distributions montrent une coïncidence quasi parfaite en termes de moyennes, d’écart type et de comportement (0.49 de moyenne et 0.033 d’écart type contre 0.49 de moyenne et 0.0317 pour la deuxième).

Nous avons vu que Daugman effectue 7 comparaisons pour obtenir une distance entre deux images d’iris. Ces opérations répétées ne sont pas sans conséquence sur les distributions inter-classe calculées précédemment par Daugman. En effet même pour des comparaisons différentes le fait d’effectuer plusieurs essais fait dévier la distribution inter-classe de la distribution théorique. Cependant même dans ce cas Daugman est parvenu à prédire le comportement de cette distribution modifiée après k rotations sur l’image d’iris à partir de la distribution binomiale originelle en utilisant la formule suivante:

$$f_k(x) = \frac{df_k(x)}{dx} \tag{3.8}$$

$$f_k(x) = kf_0(x)[1 - F_0(x)]^{k-1} \tag{3.9}$$

Où  $f_k$  est la nouvelle distribution à estimer,  $f_0$  la distribution estimée précédemment sur une seule rotation possible (la distribution binomiale montrée à la figure 3.9), k est le nombre de rotation possible (7 dans ce cas), et  $f_k$  et  $f_0$  les probabilités de fausse acceptation respectivement dans le cas de k rotations et une seule rotation. La nouvelle distribution  $f_k$  est confrontée aux observations obtenues sur la base émirati et encore une fois la coïncidence est parfaite entre la distribution théorique et celle observée.



**Figure 3.9** Les distributions inter-classes sur deux bases de données différentes et de différentes tailles. Les distributions sont tirées de l'article de Daugman, [45].

Finalement puisque la distribution inter-classe est estimée de manière fiable, il est possible de fixer des seuils qui correspondent à des fonctionnements particuliers du système d'iris. Généralement le seuil choisi pour les systèmes d'iris est égal à 0.33 ce qui correspond à un fonctionnement du système d'iris à 0% de FAR. (FAR: Probabilités de fausse acceptation (False Acceptance Rate)).

**Tableau 3.1** Seuils fixés par Daugman selon le nombre de bits valides qui a servi au calcul de la distance de Hamming normalisée et donc selon le pourcentage d'iris apparent. (source [45])

<i>number of bits compared</i>	<i>approximate percent of iris visible</i>	<i>maximum acceptable fraction of bits disagreeing</i>
200	17%	0.14
300	26%	0.20
400	35%	0.24
500	43%	0.27
600	52%	0.29
700	61%	0.31
800	69%	0.32
911	79%	0.33
1000	87%	0.34
1152	100%	0.35

Daugman a proposé aussi une prise de décision dépendante de la qualité de l'image d'iris (pourcentage d'iris apparent). En effet, comme on peut le remarquer dans le tableau 3.1, plus le nombre de bits valides est petit plus la distance de Hamming lui correspond un seuil plus petit. A partir de l'équation de la distance normalisée et à partir des observations de Daugman voici un tableau récapitulatif des pourcentages d'iris apparent en fonction du nombre de bits mis en correspondance et du seuil de decision associé.

### 3.8 Conclusion

L'iris est un organe protégé et visible de l'oeil humain. Cet organe qui contient un grand potentiel d'informations discriminantes entre les individus, reste stable durant le cycle de vie des adultes. Toutes ces caractéristiques font de l'iris un trait biométrique attractif pour les applications de sécurisation et d'identification. Ainsi, Le but est d'extraire ces informations particulières à partir de l'image de l'oeil capturée et de les encoder en un exemplaire biométrique qui peut être enregistré sur une base de données. Cet exemplaire biométrique doit contenir le maximum d'informations discriminantes existant sur la région de l'iris, et permettre la comparaison avec d'autres. Quand une personne tente de s'identifier par un système de reconnaissance de l'iris, premièrement son oeil est photographié, puis un exemplaire biométrique est construit depuis la région de l'iris. Finalement, cet exemplaire est comparé avec ceux enregistrés sur la base de données jusqu'à ce qu'un exemplaire similaire soit trouvé (personne identifiée), ou qu'aucun exemplaire ne soit similaire (personne non identifiée).

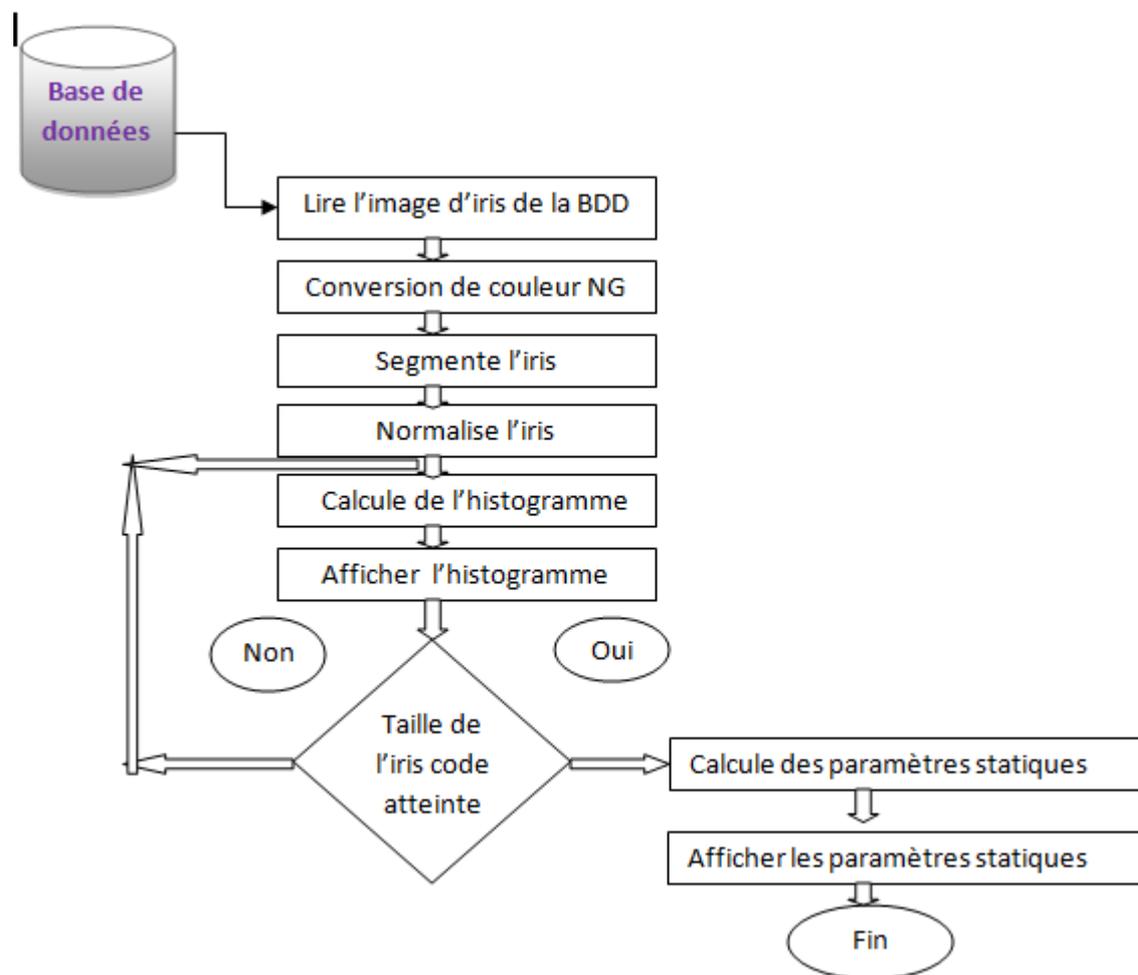
Un système de reconnaissance de l'iris contient cinq processus typiques : *l'acquisition de l'image de l'oeil – la segmentation de l'iris – la normalisation de l'iris – l'extraction de caractéristiques – la comparaison*. Chacun de ces processus ouvre une porte sur un domaine de recherche pour optimiser le fonctionnement d'un tel système en termes de temps de réponse, précision, et domaines d'utilisation.

### 4.1 Introduction

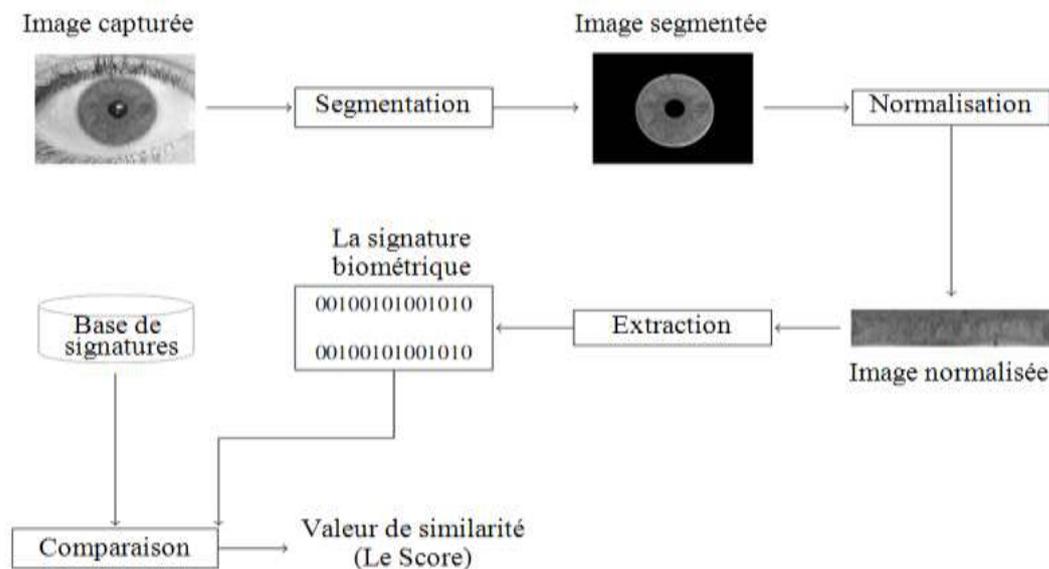
Dans ce chapitre nous proposons deux algorithmes: le premier effectue la segmentation d'iris et le deuxième est basé sur une analyse par histogramme de la texture de l'iris. Nous validons ces deux méthodes sur la base de données CASIA IRIS V1. L'ensemble de tests sont effectués en deux parties, la première partie se base sur les templates qui sera pour nous une méthode de référence. Nous tenons à souligner que cette méthode est étudiée par [61] et nous le remercions pour son aide précieuse. Notre objectif est d'analyser la texture de l'iris ainsi qu'à la couleur. Nous nous intéressons à l'histogramme des couleurs qui peut nous être très informant pour ce type de caractéristiques. Notre but est d'arriver à faire une comparaison entre les deux méthodes l'une basée sur la segmentation et l'autre sur les statistiques analysant la texture de l'iris.

### 4.2 Les étapes typiques de la reconnaissance de l'iris

Le système de reconnaissance d'iris se présente selon les deux figures suivantes :



**Figure 4.1 :** Organigramme de la reconnaissance de l'iris



**Figure 4.2** Les étapes types de la reconnaissance de l'iris.

#### 4.2.1 La segmentation de l'iris

La segmentation d'image peut être considérée comme un traitement de bas niveau [56]. Elle a pour but de permettre la détection et l'extraction des différents composants de l'image. Dans les systèmes de reconnaissance de l'iris, l'image de l'œil acquise ne comporte pas uniquement l'information de l'iris. Il est alors nécessaire de segmenter cette information du reste de l'image. Cela consiste à isoler l'iris du blanc de l'œil et des paupières, ainsi qu'à détecter la pupille à l'intérieur du disque de l'iris. Généralement, l'iris et la pupille sont définis par des cercles et les paupières par des ellipses. Dans cette étape nous utilisons la méthode Integro-Différentiel Operator défini par l'expression suivante:

$$\max(r, x_0, y_0) \left| G\sigma(r) \frac{\delta}{\delta r} \oint_{r, x_0, y_0} \frac{I(x, y)}{2\pi r} ds \right| \quad (3.1)$$

#### 4.2.2 La normalisation de l'iris

Essentiellement à cause de la taille variable de l'iris, de la distance et l'angle de capture de l'image; la taille de l'iris capturé peut avoir de grandes variations, ce qui augmente la complexité de la tâche de la reconnaissance de l'iris [57]. En plus, les représentations efficaces des formes de reconnaissance biométrique doivent être fixes par rapport aux changements de taille, position et orientation. Dans le processus de reconnaissance de l'iris, cela nécessite une représentation de données de l'iris invariante par rapport à la dimensions de l'image capturée. Cependant, l'étape de capture d'image de l'œil est influencée par: la distance entre l'œil et l'appareil de capture, le facteur de grossissement optique de la caméra, et l'orientation de l'iris

causé par la rotation des yeux et de l'angle d'orientation de la caméra [58]. Comme *Daugman* le décrit dans [59], l'ensemble de ces facteurs peut être fixé par la transformation du disque irrégulier de l'iris en une image rectangulaire de taille constante. Celle-ci est la méthode de référence de normalisation de l'iris basée sur le modèle „*Rubber Sheet*“. Cependant, cette méthode est pseudo-polaire car les deux cercles de l'iris et de la pupille ne sont pas concentriques (ne possèdent pas le même centre). et cette methoe défini par l'expression suivante:

$$x(r, \theta) = (1 - r)x_p(\theta) + rx_s(\theta) \quad (3.3)$$

$$y(r, \theta) = (1 - r)y_p(\theta) + ry_s(\theta) \quad (3.4)$$

### 4.2.3 L'extraction de caractéristiques

L'étape d'extraction de caractéristiques est un processus très important pour assurer l'efficacité d'un système de reconnaissance de l'iris. Elle consiste à extraire le maximum d'informations discriminantes qui existent (des points, des vecteurs ou des coefficients) sur l'image de l'iris normalisée. Ce processus est le plus populaire dans la recherche parmi les quatre étapes de la reconnaissance de l'iris [60]. dans cette étapes nous utilisons la méthode de filtre de gabor défini par l'expression suivante:

$$h_{(Re,Im)} = \iint_{\rho\varphi} e^{-i w (\theta_0 - \varphi)} e^{-'r_0 - \rho)^2 / \alpha^2} e^{-\frac{(\theta_0 - \varphi)^2}{\beta^2}} I(\rho, \varphi) \rho d\rho d\varphi \quad (3.5)$$

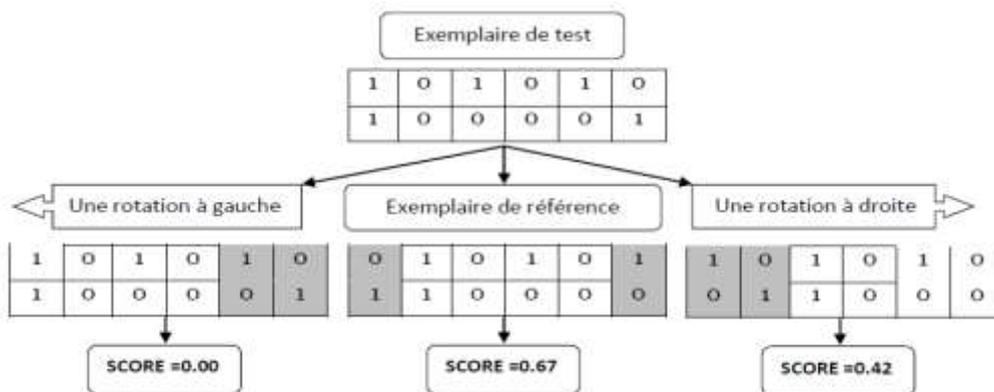
### 4.2.4 La comparaison

L'étape de comparaison consiste à mettre en correspondance l'exemplaire de test et celui de référence. Généralement, dans cette étape, chaque système de reconnaissance de l'iris génère comme résultat une valeur numérique dite *score*. Ce dernier est considéré comme une mesure de similarité ou de dissimilarité entre les deux exemplaires comparés. Dans le cas d'un score de similarité, plus la valeur est grande, plus la probabilité de l'exemplaire testé provient de la même personne que l'exemplaire de référence est grande. A l'opposé, le score de dissimilarité indique le degré d'éloignement de l'un par rapport à l'autre. Par conséquent, plus ill tend vers zero plus la probabilité que les deux exemplaires comparés prominent de la même personne, est grande. Généralement, la technique utilise dans le processus de comparaison des exemplaires de l'iris est strictement liée à la méthode utilisée pour l'extraction de caractéristiques de l'iris et, précisément, à la représentation de l'information extraite. Fréquemment, dans la littérature, ce processus utilise des techniques qui se basent sur *la distance de Hamming* comme dans [57], [61] et [62]. *La distance de Hamming* proposée par *Daugman* est utilisée dans le cas ou l'information extraite est binaire [57]. Elle mesure la fraction du nombre de bits différents entre les deux exemplaires comparés (Figure4.2).

Pour calculer le score de dissimilarité entre deux exemplaires binaires  $X$  et  $Y$  d'une même taille  $n$ , la *Distance de Hamming (HD)* est défini à travers la fraction de la somme d'un OU exclusif ( $\times$ ) entre  $X$  et  $Y$  sur les  $N$  bits, comme suit :

$$HD = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N X_j \times Y_j \quad (4.1)$$

Après avoir effectué plusieurs tests de comparaison entre les exemplaires provenant de deux iris différents, *Daugman* mentionne que la moyenne de leur distances de *Hamming* doit être proche du (0.5) [59]. Si les exemplaires proviennent du même iris, la distance de *Hamming* doit être proche de (0.0). En plus, pour remédier aux problèmes de rotations de l'iris pendant la capture, *Daugman* applique sept (07) rotations (décalages) à l'exemplaire de référence (Figure 4.2). Ensuite, il calcule les distances de *Hamming* entre tous les exemplaires décalés et l'exemplaire de test. Afin de prendre une décision d'authentification, *Daugman* compare la distance de *Hamming* minimale obtenue à un seuil de décision prédéfini. Ainsi, si la distance de *Hamming* est inférieure au seuil de décision, la personne est authentifiée. Sinon, la tentative d'authentification est rejetée. Dans notre conception nous utilisons une distance Euclidéenne en nous basant sur les travaux [61].



**Figure 4.3** Illustration de la comparaison des de deux exemplaires binaires de même taille (6x2) avec une rotation à droite et une à gauche [55].

### 4.3 Outils utilisé : MATLAB

Le MATLAB est un logiciel de calcul scientifique ce nom MATLAB est la contraction du terme anglais matrix laboratory. Il permet de réaliser des simulations numériques basées sur des algorithmes d'analyse numérique. Il peut donc être utilisé pour la résolution approchée d'équations différentielles, d'équations aux dérivées partielles ou de systèmes linéaires, etc...

Le MATLAB a été développé au départ pour résoudre des problèmes matriciels. Il est fortement conseillé d'écrire les algorithmes sous formes matricielles plutôt qu'en utilisant des boucles for. Pour la lisibilité des programmes, il est recommandé d'utiliser des noms de variables explicites.

## 4.4 Première application basée sur le descripteur Template+Gabor

### 4.4.1 Segmentation

La segmentation d'iris par méthode integro-différentielle donne les résultats des figures 4.3 et 4.4.



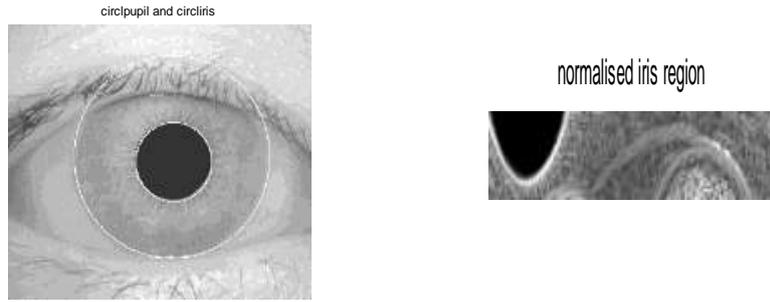
**Figure 4.4** (a) Image de l'œil de base de données CASIA V1 classe 1 ,  
(b) Image après la segmentation cercle iris et cercle pupille



**Figure 4.5** (a) Image de l'œil de la base de données CASIA V1 classe 7,  
(b) Image après la segmentation cercle iris et cercle pupille

### 4.4.2 La normalisation (Template)

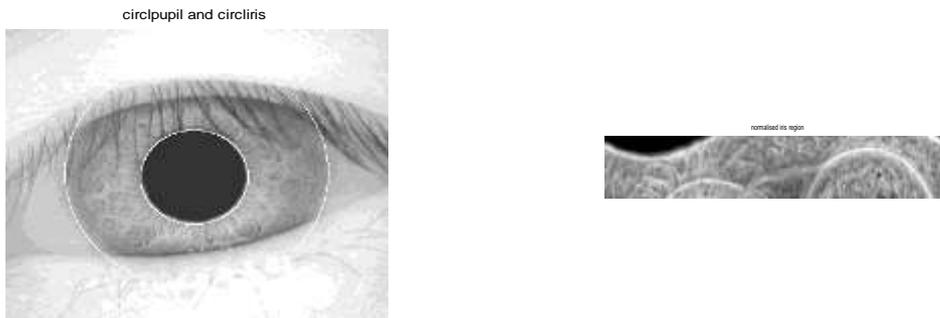
La normalisation est réalisée par la méthode de Méthode Pseudo Polaire est on obtient les résultats montrés par les figures 4.5 et 4.6. L'application est faite sur la base de données CASIA V1 classe 1 et classe 7.



(a) Image segmentée

(b) Image normalisée

Figure 4.6 Résultats de la méthode pseudo polaire



(a) Image segmentée

(b) Image normalisée

Figure 4.7 Résultats de la méthode pseudo polaire appliquée sur la base de données CASIA

4.4.3 L'extraction de paramètres caractéristiques

L'image normalisée par la méthode pseudo polaire et soumise au filtre de Gabor. L'image obtenue après filtrage représente le descripteur ou le modèle signature de l'image de l'iris ou iris code. Un exemple d'application de tous ces algorithmes sur deux images CASIAV1 est donné par les figures 4.7 et 4.8.



(a) Iris code

(b) Template binaire de l'Iris

Figure 4.8 Iris code après l'application du filtre de Gabor (base de données classe1)



(a) Iris code

(b) Template binaire de l'Iris

**Figure 4.9** Iris code après l'application du filtre de Gabor (base de données classe7)

L'algorithme est appliqué dans quelques échantillons de la base de données CASIA V1 la classe 1 et classe 7.

## 4.5 Deuxième application basée sur le descripteur statistique

### 4.5.1 La segmentation

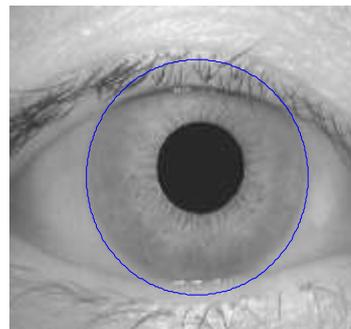
Nous utilisons la méthode integro-différentielle sur la base de données CASIA V1 classe 1 ( 2 échantillon ) et 7 ( 2 échantillon ) et on obtient :

Sur la base de donnée CASIA **classe 1** :

1<sup>er</sup> échantillon :



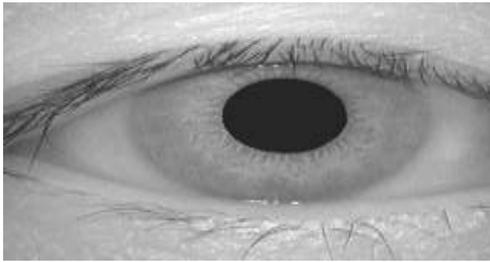
(a)



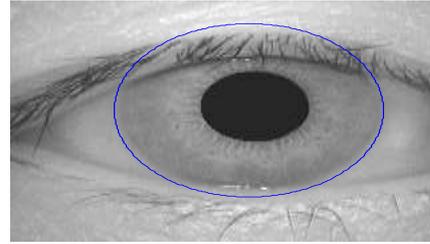
(b)

**Figure 4.10** (a) Image de l'œil, (b) Image après la segmentation

2<sup>ème</sup> échantillon :



(c)

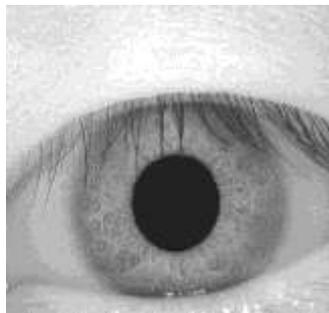


(d)

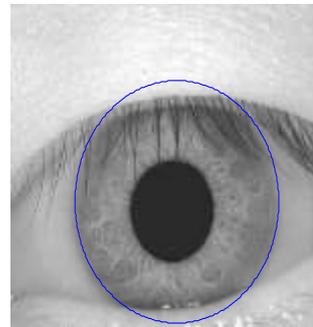
**Figure 4.11** (c) Image de l'œil, (d) Image après la segmentation

Sur la base de données CASIA classe 7 :

1<sup>er</sup> échantillon :



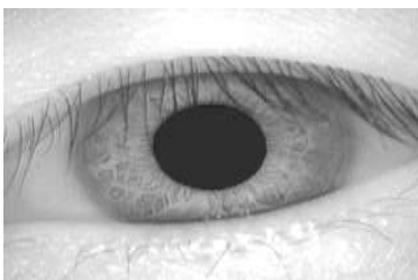
(f)



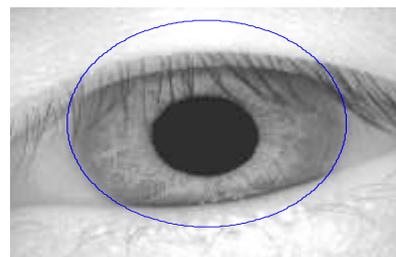
(g)

**Figure 4.12** (f) Image de l'œil, (g) Image après la segmentation

2<sup>ème</sup> échantillon :



(h)



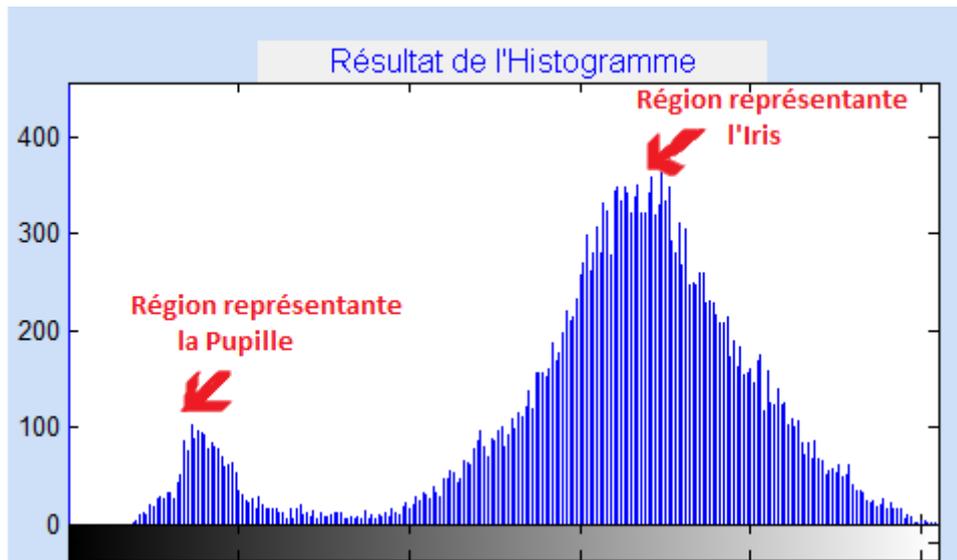
(i)

**Figure 4.13** (h) Image de l'œil, (i) Image après la segmentation

Après la segmentation nous tentons de faire l'extraction des paramètres caractéristiques par l'analyse d'histogramme d'iris.

#### 4.5.2 Analyse de l'histogramme

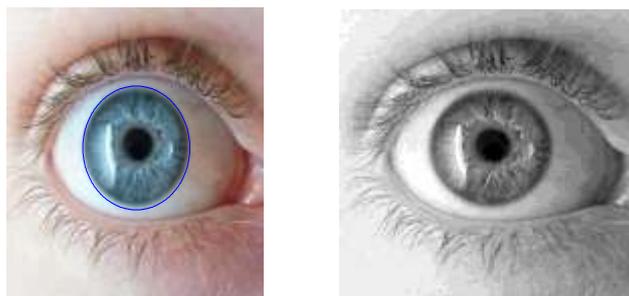
L'histogramme c'est un graphique statistique permettant de représenter la distribution des intensités des pixels d'une image, c'est-à-dire le nombre de pixels pour chaque intensité lumineuse. Par convention un histogramme représente le niveau d'intensité en abscisse en allant du plus foncé (à gauche)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



**Figure 4.14** Histogramme obtenu après détection de l'Iris

- **Conversion de couleur de l'œil :**

Nous utilisons la fonction `rgb2gray` sur l'image de l'iris et on obtient l'iris en niveaux de gris comme le montre la figure 4.14.

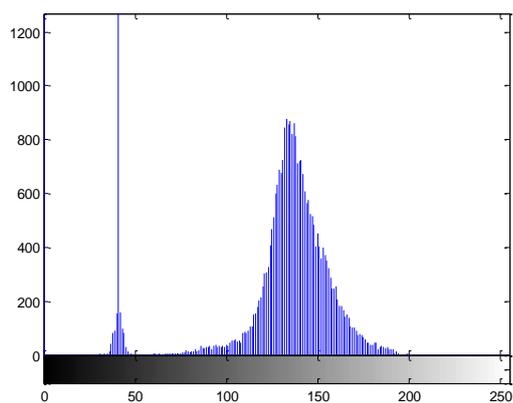
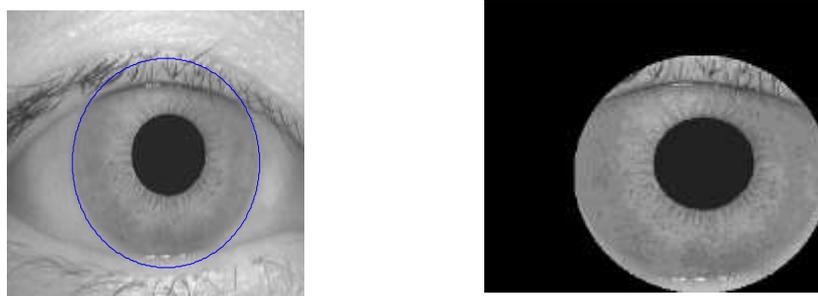


**Figure 4.15** (a) œil en couleur, (b) œil en niveau de gris

#### 4.5.3 Calcul d'histogramme

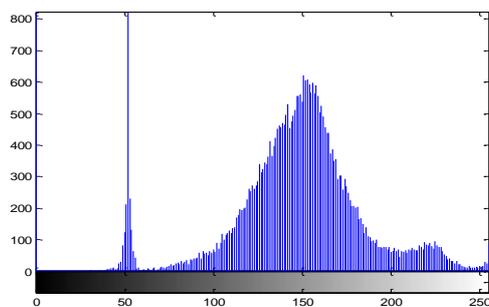
L'algorithme appliqué sur quelques échantillons de la base de données CASIAV1 nous donne les résultats illustrés sur les figures

1- Sur la base de données CASIAV1 classe 1 (échantillon 1)



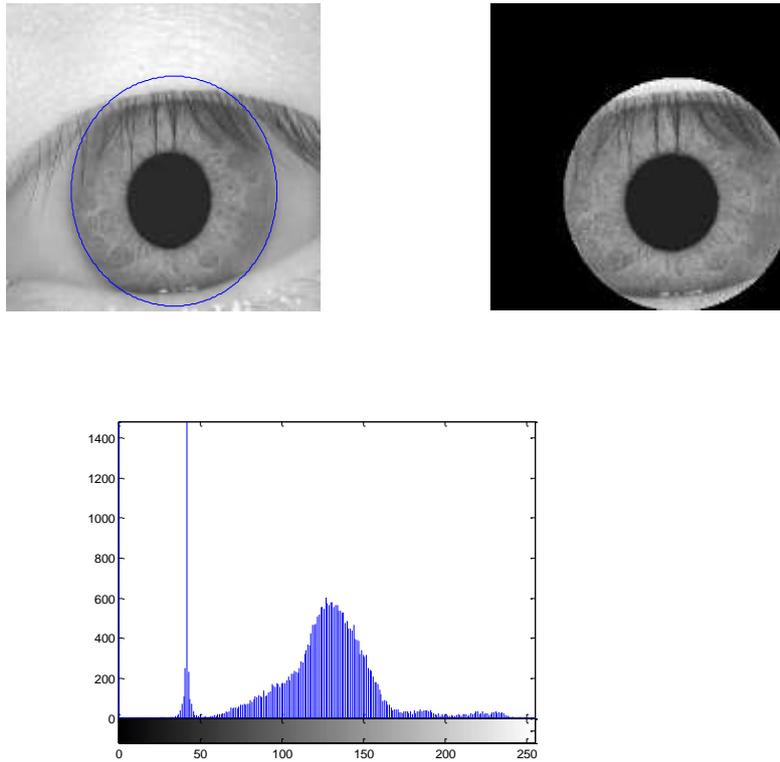
**Figure 4.16** Histogramme de l'iris détecté

2- Sur la base de donnée CASIA classe 19



**Figure 4.17** Histogramme de l'iris détecté

3- Sur la base de données CASIAV1 classe 7



**Figure 4.18** Histogramme de l’iris détecté

D’après les courbes des histogrammes de la texture de l’iris nous constatons clairement l’importance du nombre des valeurs extrêmes se trouvant à l’extérieur de l’intervalle de confiance ( $[E[x]-k\sigma; E[x]+k\sigma]$ ). Et ceci nous indique la présence de valeurs aberrantes qui confirme la présence de bruit dans les figures 4.16 et 4.17 (mauvaises détections avec présence de cils sur l’iris).

Dans ce qui suit nous calculons les paramètres statistiques de l’histogramme sur trois classes de la base de données CASIA V1 et nous obtenons les résultats.

**Tableau 4.1** Calculs des paramètres d’histogramme sur un échantillon de BDD

BDD ( 1 échantillon)	Moyenne	Ecart type
Classe 1 : 001-1-2	63.15	22.26
Classe 7 : 007-2-1	58.64	22.52
Classe 19 : 019-2-4	88.04	18.13

Dans le tableau ci dessus nous calculons les moyennes et les écarts type de chaque classe des trois échantillons de la BDD.

### 4.6 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté l'essentiel des méthodes étudiées pour la segmentation et le codage de l'iris. Le calcul de l'histogramme est mis en avant et d'après les resultants obtenus sur la BDD CASIA IRIS V1 nous pouvons dire que l'histogramme pourrait être un bon candidat pour l'analyse de l'image iris et aussi pour la reconnaissance biométrique. Ceci dit la méthode des templates reste une méthode très simple et bien adaptée à l'application.

## CONCLUSION GENERALE

---

La reconnaissance humaine basée sur la biométrie de l'iris est gravement touchée en rencontrant les images non idéales de l'oeil caractérisées par les occlusions de l'iris, le mouvement et artefacts flous spatiales, la pauvreté du contraste et l'éclairage. Notre travail traite de l'utilisation de la région iris entourant la pupille, ainsi que les motifs de texture de celui-ci, afin d'améliorer le rendement global de la reconnaissance dans ces images. La texture est extraite à partir d'une petite région fixe entourant la pupille. Les expériences sur les images extraites de la BDD CASIA IRIS V1 démontrent que l'information contenue dans la texture de l'iris est précieuse et peut améliorer la précision dans l'ensemble du système d'identification biométrique dans des situations non idéales.

Le travail réalisé dans le cadre de ce mémoire a pour objectif d'étudier un des systèmes biométriques les plus récents, pour l'identification de l'individu par la reconnaissance de l'Iris humain. Cette technologie biométrique est considérée comme étant très puissante en terme de sécurité, à cause de ses caractéristiques biométriques qui sont uniques à l'individu, avec une possibilité presque nulle, que d'autres individus peuvent avoir les mêmes caractéristiques. Même pour le cas de jumeaux identiques, la texture d'Iris est parfaitement différente.

Nous avons utilisé une base de données disponible sur internet pour la validation de notre système biométrique par Iris, cette base de données est connue sous le nom CASIA-Iris V1 utilisée dans l'évaluation des performances de cet algorithme biométrique, dont laquelle la répartition en classes est composée principalement par des images d'Iris de personnes asiatiques. Chaque classe est composée de sept échantillons du même oeil.

La première étape dans ce système biométrique, est l'étape de segmentation, qui représente un prétraitement des données. Le but est de localiser l'Iris humain dans une image, et d'éliminer les informations inutiles (la sclérotique (le blanc de l'œil)) en ne conservant que la région de l'Iris sous forme d'un anneau. La technique de segmentation (méthode contours circulaires), nous avons présentée dans le troisième chapitre, qui donne une définition détaillée de cette méthode, et de prétraitements utilisés sur les images Iris afin de normaliser les images de toute la base de données. En effet, ces prétraitements mènent à réduire la taille des images en conservant seulement l'information discriminative et rendre les images Iris sous forme rectangulaire, et de même dimension.

## CONCLUSION GENERALE

---

L'étape suivante, est l'étape d'analyse de la texture par l'histogramme, nous avons calculé l'histogramme sur l'iris et sur la pupille en niveaux de gris. Des paramètres statistiques sont calculés sur l'histogramme. D'après les résultats obtenus sur deux méthodes de codage et extraction de données :

- 1) Méthode des templates+Gabor et ;
- 2) Méthode statistique.

Nous affirmons que la deuxième méthode s'avère très efficace car le bruit est très visible sur la courbe de l'histogramme et il nous suffit un simple algorithme de seuillage pour l'éliminer et se débarrasser ainsi des valeurs aberrantes et soumettre au système de reconnaissance de l'iris juste l'information pertinente et essentielle pour la discrimination des individus par la suite. Ce qui nous conduira sûrement à la meilleure prise de décision d'accepter ou rejeter l'image requête.

Ces résultats sont de bonne augure pour les applications secrètes où l'entité de l'iris entier ne peut pas être fiablement obtenu.

La possibilité de reconnaissance de l'homme dans des environnements non contraints peut être significativement améliorée. Les futurs travaux comprendront l'exploration des fonctionnalités supplémentaires telles que la forme pour représenter d'autres informations locales, une validation expérimentale sur un plus grand ensemble de données (il peut s'écouler spectre visible ) et en utilisant des techniques de fusion plus sophistiqués .

Notre travail à terme nous ne pouvons que conseiller les méthodes statistiques :

- en les développant;
- chercher à programmer d'autres paramètres statistiques basés sur les probabilités et moments d'ordre supérieur;
- faire l'extraction de données avec d'autres probabilités;
- envisager la fusion avec d'autres modalités.

## Références bibliographiques

- [1] DANG Hoang Vu, “*Biométrie pour l’Identification*”, Rapport final, Institut de la Francophonie pour l’Informatique, Hanoi, Vietnam, 07 – 2005.
- [2] Nicolas MORIZET, “*Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage et de l’Iris*”, Thèse présentée pour obtenir le grade de Docteur, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, Paris, 18 Mars 2009.
- [3] J. R. Matey, O. Naroditsky, K. Hanna, R. Kolczynski, D. J. LoIacono, S. Mangru, M. Tinker, T. M. Zappia, and W. Y. Zhao, “Iris on the move: Acquisition of images for iris recognition in less constrained environments,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 94, pp.1936–1947, November 2006.
- [4] ‘Electromagnetic Radiation Tutorial: Electromagnetic Waves,’ CRISP: Center for Remote Imaging, Sensing and Processing.  
<http://www.crisp.nus.edu.sg/~research/tutorial/em.htm>
- [5] L. Masek, “Recognition of Human Iris Patterns for Biometric Identification”, 2003.  
<http://www.csse.uwa.edu.au/~pk/studentprojects/libor/index.html>
- [6] R.P. Wildes, “Iris recognition: an emerging biometric technology”, *Proceedings of the IEEE* , Volume 85, Issue 9, pp. 1348 -1363, September 1997.
- [7] Data bases: <http://pesona.mmu.edu.my/~ccte/>.
- [8] J. Daugman. “How Iris Recognition Works”, *IEEE transactions on circuits and systems for video technology*,vol.14, no.1, January 2004
- [9.] John Daugman, ‘High confidence recognition of persons by rapid video analysis of iris texture’, *European Convention on Security and Detection*, pp. 244 -251, 16-18 May 1995.
- [10] M. Kass, A.Witkin, and D. Terzopoulos, “Snakes: active contour models”, *Int’l J. Comp. Vis.*, vol. 1, pp. 321-331, 1987.
- [11] J. Daugman “Probing the uniqueness and randomness of IrisCodes: Results from 200 billion iris pair comparisons.” *Proceedings of the IEEE*,vol. 94, no. 11, pp 1927- 1935, 2007.
- [12] X liu, “Optimizations in Iris Recognition”, A Dissertation Submitted to the Graduate School of the University of Notre Dame in Partial Fulfillment of the Requirements for the Degree of Doctor of Philosophy in Computer Science. 2006.
- [13] Hunny Mehrotra, Banshidhar Majhi, and Phalguni Gupta.“Multi- algorithmic Iris Authentication System”. *Proceedings of Worde academy of science,engineering and technology* volume ISSN 2070-374034 ,October 2008.
- [14] memoire de HAROUN Djaafar l’ Identification basée sur le code d’iris en universite ferhat abbas de setif UFAS(algerie)
- [15] Identification par analyse en paquets d'ondelettes de l'iris et tests de robustesse F. ROSSANT, T. EA, F. AMIEL, M. TORRES ESLAVA, A.AMARA Institut Supérieur d’Electronique de Paris, ISEP
- [16] Miles Research, [www.milesresearch.com](http://www.milesresearch.com)
- [17] E. Rydgren, T. Ea, F. Amiel, F. Rossant and A. Amara, Iris Features extraction using wavelet packets, *IEEEInternational Conference on Image Processing*,, Singapore, 2004
- [18] J. Daugman, High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence, *IEEE Trans. PAMI*, vol. PAMI-15, pp. 1148-1161, 1993
- [19] M. Misiti et al., *Les ondelettes et leurs applications* Ed. Hermès, 2003
- [20] Un Système Efficace D’identification Des Personnes Par Iris Ahlem Haniched, Nabil Khenfer Université Ferhat Abbas de Sétif Algérie
- [21] J. Daugman, “Biometric Personal Identification System Based on Iris Analysis,” *US Patent*, vol. No. 5,291,560, 1994.

- [22] A. Oppenheim et J. Lim, "L'importance de la phase dans les signaux," Proc. IEEE, vol 69, pp. 529-541, 1981.
- [23] Otsu N. "Discriminant and least square threshold selection," Proc 4IJCPR, pp. 592-596, 1978
- [24] Efficient iris segmentation method in unconstrained environments Shaaban A. Sahmoud n, Ibrahim S. Abuhaiba Islamic 2013 University of Gaza, Jameaastreet, Islamic University, Gaza 972, Palestine
- [25] A. Ross, S. Shah, Segmenting non-ideal irises using geodesic active contours, in: Proceedings of the IEEE 2006 Biometric Symposium, 2006, pp. 1-6.
- [26] R. Donida Labati, V. Piuri, F. Scotti, Agent-based image iris segmentation and multiple views boundary refining, in: Proceeding of the IEEE Third International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems, November 20, 2009.
- [27] Y. Chen, M. Adjouadi, C. Han, J. Wang, A. Barreto, N. Rishe, J. Andrian, A highly accurate and computationally efficient approach for unconstrained iris segmentation, Image and Vision Computing (2010).
- [28] M. Vatsa, R. Singh, A. Noore, Improving iris recognition performance using segmentation quality enhancement matches core fusion and indexing, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics 38(4)(2008)1021-1035.
- [29] H. Proenca, L. A. Alexandre, Iris segmentation methodology for non-cooperative recognition, IEEE Proceeding of Vision, Image and Signal Processing 153(2)(2006)199-205.
- [30] X. Liu, K. W. Bowyer, P. J. Flynn, Experiments with an Improved Iris Segmentation Algorithm, in: Proceeding of the 4th IEEE Workshop on Automatic Identification Advanced Technologies, 2005, pp. 118-123.
- [31] M. Dobes, J. Martineka, D. S. Z. Dobes, J. Pospisil, Human eye localization using the modified Hough transform, Optik—International Journal for Light and Electron Optics 117(2006)468-473.
- [32] S. Schuckers, N. Schmid, A. Abhyankar, V. Dorairaj, C. Boyce, L. Hornak, On techniques for angle compensation in non ideal iris recognition, IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics—Part B: Cybernetics 37(5)(2007) 1176-1190.
- [33] J. Zuo, N. Kalka, N. Schmid, A robust iris segmentation procedure for unconstrained subject presentation, in: Proceeding of the Biometric Consortium Conference, 2006, pp. 1-6.
- [34] J. Daugman, New methods in iris recognition, IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics—Part B: Cybernetics 37(5)(2007)1167-1175.
- [35] T. A. Camus, R. Wildes, Reliable and fast eye finding in close-up images, in: Proceedings of the IEEE 16th International Conference on Pattern Recognition, Quebec, August 2002, pp. 389-394.
- [36] J. Canny, A computation approach to edge detection, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 8(1986)679-698, Nov..
- [37] D. Ballard, Generalized Hough transform to detect arbitrary patterns, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (1981)111-122.
- [38] H. Proenca, L. A. Alexandre, The NICEI: Noisy Iris Challenge Evaluation—Part I, in: Proceeding of the First International Conference on Biometrics: Theory, Applications, and Systems, 2007, pp. 1-4.
- [39] K. Delac, M. Grgic, A survey of biometric recognition methods, in: Proceedings of the 46th International Symposium Electronics in Marine, EL MAR-2004, Croatia, June 2004, pp. 184-193. Fig. 16. The Equal Error Rate value where FMR and FNMR are equal. Table 2 Comparison of the proposed algorithm with two previous algorithms. Method FAR(%) at 0.0001% FRR FRR (%) at 0.0001% FAR Daugman 7.212.96 SVM Match Score Fusion 5.98.71 Proposed 1.55.82 S. A. Sahmoud, I. S. Abuhaiba/Pattern Recognition 46(2013)3174-3185 3184

- [40] Hugo Proenca, Towards non-cooperative biometric iris recognition (PhD thesis), University of Beira Interior, October 2006.
- [41] L. Masek, P. Kovesi, MATLAB source code for a biometric identification system based on iris patterns, The University of Western Australia, 2003. <http://www.csse.uwa.edu.au/~pk/studentprojects/libor/>
- [42] Thèse de M. Emine Krichen le Reconnaissance des personnes par l'iris en mode dégradé
- [43] M. Emine Krichen, “*Reconnaissance des personnes par l'Iris en mode dégradé*”, Thèse de doctorat, Institut National des Télécommunications, Evry-Val d'Essonne, 4 octobre 2007
- [44] DANG Hoang Vu, “*Biométrie pour l'Identification*”, Rapport final, Institut de la Francophonie pour l'Informatique, Hanoï, Vietnam, 07 – 2005.
- [45] Nicolas MORIZET, “*Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage et de l'Iris*”, Thèse présentée pour obtenir le grade de Docteur, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, Paris, 18 Mars 2009
- [46] R. Singh, S. Bajracharya, S. Rajkarnikar, “IRIS Recognition & Identification System”, A Final year project report, Tribhuvan University, Department of Electronics and Computer Engineering, 2010.
- [47] Babatunde Kayode Lateef, “*Design and simulation of Iris Recognition System*”, Bachelor of Engineering B.ENG Requirement, University of Ilorin, Department of Electrical Engineering, Juin 2010.
- [48] Amir Azizi, Hamid Reza, “*A Novel Method for Iris Feature Extraction Based on Controlet Transform and Co-occurrence Matrix*”, IADIS International Conference Intelligent Systems and Agents, University of Mashhad, Department of computer engineering, 2009
- [49] John Daugman, “*High confidence recognition of persons by rapid video analysis of iris texture*”, European Convention on Security and Detection, pp. 244 -251, 16-18 May 1995.
- [50] R. Wildes. “*Iris recognition : an emerging biometric technology*”, In : *Proceedings of the IEEE*, pp. 1348–1363, September 1997.
- [51] Libor Masek, “*Recognition of Human Iris Patterns for Biometric Identification*”, For the Bachelor of Engineering degree requirements, School of Computer Science and Software Engineering, University of Western Australia, 2003.
- [52]. D. Gabor “*Theory of communication*” J. Inst Electrical Engineers, 1946.
- [53] J. Daugman ‘Probing the uniqueness and randomness of IrisCodes: Results from 200 billion iris pair comparisons.’ *Proceedings of the IEEE*, vol. 94, no. 11, pp 1927-1935, 2007.
- [54] Mémoire de Mr. SAMAI Yacine le Reconnaissance de l'Iris humain en utilisant les méthodes de l'Intelligence Artificielle en université el hadj lakhdar batna
- [55] mémoire de Mr. LEMOUCHI Ramzi La Reconnaissance de l'Iris Basée sur l'Orientation Locale du Signal Monogène Ecole nationale Supérieure d'Informatique (ESI) Oued-Smar Alger 2011/2012
- [56] : H. P. M. C. Proença and A. Alexandre. *UBIRIS: A noisy iris image database*. Technical Report, University of Beira Interior, Département of Computer science, January, 2005
- [57] J. G. Daugman. *High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence*. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, pages 1148
- [58] A. K. Jain, P. Flynn and A. A. Ross. *Handbook of biometric*. Springer Science and Business Media, ISBN: 978-0-387-71040-2, 2008.
- [59] J. G. Daugman. *How iris recognition works*. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 14, no. 1, pages 21–30, January 2004.
- [60] Thèse de doctorat BELAHCENE Mebarka Authentification et Identification en Biometrie
- [61] Dr moussi fawaz thèse reconnaissance de visage et l'iris université de Med khider biskra