

N° d'ordre :
N° de série :

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



UNIVERSITE ECHAHID HAMMA LAKHDAR - EL OUED
FACULTÉ DES SCIENCES EXACTES
Département D'Informatique



Mémoire de Fin D'étude
Présenté pour l'obtention du Diplôme de

MASTER ACADEMIQUE

Domaine: **Mathématique et Informatique**
Filière : **Informatique**
Spécialité : **Systemes Distribués et Intelligence Artificielle**

Présenté par :

- Mida Zineb
- Tliba Saïda

Thème

**La Reconnaissance Automatique
Des Individus Basée Sur L'Iris En
Utilisant L'algorithme De KNN**

Soutenue le 29-05- 2017 Devant le jury:

M.	HAMOUD Meriem	MAB	Président
M.	LAOUID Abdelkader	MAA	Rapporteur
M.	Gherbi Kaddour	MAB	Encadreur

Année Universitaire: 2016-2017

DEDICACES



Je dédie ce modeste travail :

- ★ *A mes très chers parents et ma grande famille.*
- ★ *A mes très chers frères et sœurs.*
- ★ *A tous mes amis.*
- ★ *A tous ceux qui m'aiment et que j'aime.*
- ★ *A tous mes collègues de la promotion 2017.*

Saida Et Zineb



Remerciements

Nous remercions Dieu – le tout puissant – qui nous a aidés à réaliser ce modeste travail.

Nous tenons à remercier M^r. GHERBI Kaddour d'avoir accepté de nous encadrer et de nous suivre durant toute cette période.

Nous remercions aussi le président et les membres du jury qui ont accepté de juger ce travail.

Nous remercions spécialement M^r ZOUBEIDI Merouane qui n'a pas cessé de nous donner les conseils et M^r Kaid Hicham qui m'a accueilli pour réaliser ce travail.

Et enfin, Je n'oublierai pas d'exprimer un profond respect à tous mes professeurs qui m'ont inculqué les fondements scientifiques tout au long des cursus de License et de master.

Résumé et Mots-clés

Résumé :

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.

Ce système de reconnaissance est constitué d'un système de reconnaissance biométrique par iris est l'un des moyens les plus performants pour identifier une personne. En effet, des études biologiques ont montré que les profils et les courbes présents dans un iris garantissent son unicité. Le travail effectué dans ce mémoire a consisté à étudier un système complet et fiable de reconnaissance s'appuyant sur cette propriété depuis le prétraitement jusqu'à la recherche dans une base de données, en passant par la codification.

Mots-clés : KNN, Iris Code , Reconnaissance d'Iris , Classification , Analyse d'Image .

ملخص

الخصائص البيومترية هي عبارة عن تقنيات جديدة حيث تضمن الأنظمة القائمة عليها مستوى عال من الأمن والحماية وتستعمل أنظمة التعرف على الأشخاص هذه الخصائص الفيسيولوجية في المقام الأول بسبب فعاليتها واستقرارها، وفي هذا الإطار تقوم مذكرتنا بمعالجة مشكل التعرف عن الأشخاص ولذلك قمنا بإنشاء نظام يضمن التعرف على الأشخاص باستعمال قزحية العين وهي الوسيلة الأكثر فاعلية من بين جميع الخصائص البيومترية حيث أظهرت الأبحاث أن الانحناءات المكونة للقزحية هي بصمة مميزة لكل شخص على حدٍ واحدٍ وعليه فقد قمنا بإنشاء هذا النظام الذي يستخرج هذه الانحناءات ليجعلها كمدخل لنظام ذكاء اصطناعي للتعرف على الأشخاص

الكلمات المفتاحية: KNN، كود القزحية، قزحية الاعتراف، التصنيف، تحليل صورة.

Abstract:

Biometrics is a new technology providing a high level of security. It refers to the automatic recognition of individuals based on their physiological and / or behavioral traits (characteristics). Mainly, due to its stability and high level of discrimination, iris is the most effective biometric feature for large scale identification and verification systems.

This recognition system consists of an iris biometric recognition system is one of the most effective ways to identify a person. Indeed, biological studies have shown that the profiles and the curves present in an iris guarantee its uniqueness. The work carried out in this thesis consisted in studying a complete and reliable system of recognition based on this property, from pre-processing through coding to a database..

Keywords: KNN, Iris Code, Iris Recognition, Classification, Image Analysis

Table Des Matières

Introduction Générale	1
Chapitre I : Les systèmes Biométriques	4
1. Introduction	5
2. Le système biométrique.....	5
2.1. Définition :	5
3. Les techniques biométriques	5
4. Caractéristique de système biométrie	6
4.1. Le module de capture :.....	6
4.2. Le module d'extraction de caractéristiques :.....	7
4.3. Le module de correspondance compare :.....	7
4.4. Le module de décision :	7
5. Classification des caractéristiques biométriques	8
6. Architecture d'un système biométrie	8
6.1. Module d'apprentissage :.....	8
6.2. Module de reconnaissance :	9
6.3. Module d'adaptation :	10
7. Présentation des quelques technologies biométriques.....	11
7.1. L'empreinte digitale :.....	11
7.2. La voix :	12
7.3. L'iris :.....	12
7.4. La signature :.....	13
7.5. La géométrie de la main :.....	13
7.6. Le visage :	14
7.7. Les veines :.....	15
7.8. La rétine :	15
8. Mesure de la performance d'un système biométrique.....	16
9. Applications de la biométrie.....	17
10. Evaluation des performances d'un système biométrique :	18
10.1. L'intrusivité :	18
10.2. La fiabilité :	19
10.3. Le coût :	19

10.4.	l'effort :	19
11.	Evaluation de la précision d'un système biométrique	19
11.1.	Evaluation de l'identification :	20
11.2.	Evaluation de la vérification :	20
12.	types de systèmes biométriques	23
12.1.	Les systèmes morphologiques:	23
12.2.	Les systèmes comportementaux :	24
12.3.	Les systèmes biologiques :	24
13.	Conclusion	25
 Chapitre II : Systèmes De Vérification De L'iris		26
1.	Introduction	27
2.	Architecture d'un système d'iris	27
2.1.	Acquisition de l'iris	27
2.2.	Segmentation de l'iris	30
2.3.	La normalisation de l'iris	32
2.4.	L'extraction du gabarit de l'œil	32
2.5.	La mise en correspondance	32
3.	Les difficultés de la reconnaissance par l'iris	32
4.	Les méthodes de reconnaissance par l'iris	33
4.1.	La méthode Daugman	33
4.1.1.	Normalisation de l'iris : méthode pseudo polaire	33
4.1.2.	Extraction des caractéristiques : utilisation du filtre de Gabor	35
4.1.3.	Calcul des scores : La distance de Hamming	37
4.1.4.	Avantages La méthode Daugman	38
4.2.	La méthode Wildes	38
4.2.1.	Avantages et Inconvénients La méthode Wildes	39
4.3.	La méthode Miyazawa	39
4.4.	L'approche IriTech : l'utilisation de l'ondelette de Haar	39
4.5.	L'approche CASIA : les mesures ordinales	40
4.6.	La méthode Masek	40
4.6.1.	Avantages La méthode Masek	41
4.7.	Le système OSIRIS	41

5.	Autres méthodes et approches	42
5.1.	La méthode de Boles et Boashash.....	42
5.2.	L'approche de Sanchez-Rellio et al	42
5.3.	L'approche de Lim et al	42
5.4.	L'approche de Ma et al.....	43
5.5.	L'approche Sudha	43
5.6.	Les bases de données publiques	43
6.	Conclusion.....	46
 Chapitre III: Modélisation Et Implémentation.....		47
1.	Introduction.....	48
2.	La base de données l'iris.....	48
2.1.	Base de données CASIA V1.0.....	48
2.1.1.	Caractéristiques de la base de données CASIA-IrisV1.....	49
2.1.2.	Organisation de la Base de données CASIA-IrisV1.....	50
2.1.3.	Répartition de la base de données.....	51
3.	La méthode utilisé KNN.....	52
3.1.	Introduction.....	52
3.2.	Principe.....	52
3.3.	Méthodologie.....	53
3.3.1.	L'algorithme KNN.....	53
3.3.2.	Méthode des k plus proches voisins pondérés et classification ordinale.....	54
3.4.	Avantages et inconvénients.....	56
3.5.	Travail à réaliser.....	Erreur ! Signet non défini.
4.	Notre système de reconnaissance d'iris.....	Erreur ! Signet non défini.
4.1.	Introduction.....	60
4.2.	Sous système d'apprentissage.....	60
4.3.	Sous system de reconnaissance.....	67
5.	Implémentation.....	68
5.1.	Introduction.....	68
5.2.	Environnement et outils de mise en œuvre.....	68
5.2.1.	Java.....	68

5.2.2.Eclipse.....	69
5.2.3.Weka.....	69
5.3.L'application développée.....	70
6.Conclusion.....	76
Conclusion Générale.....	77
Références Bibliographiques	79

Liste des Figures

Fig. I. 1	Les différents modules d'un système biométrique	7
Fig. I. 2	Architecture d'un système de reconnaissance biométrique	9
Fig. I. 3	Prétraitement des images d'empreintes digitales (extraction des minuties)	12
Fig. I. 4	Spectre d'un signal vocal	12
Fig. I. 5	Image d'un iris capturé dans le proche infrarouge	13
Fig. I.6	Signature	13
Fig. I.7	Dispositif de reconnaissance par géométrie de la main	14
Fig. I.8	Différentes caractéristiques du visage	15
Fig. I.9	Réseau de veines	15
Fig. I.10	Réseau vasculaire de la rétine extrait par segmentation	16
Fig. I.11	Illustration du FRR et du FAR	17
Fig. I.12	Courbe ROC	17
Fig. I.13	Distributions des taux de vraisemblance des utilisateurs légitimes et des imposteurs d'un système biométrique	21
Fig. I.14	Courbet ROC (Receiver Operating Characteristics).	22
Fig. I.15	Image empreinte	24
Fig. I.16	Caratéristique biométrique d'un visage	25
Fig. II.1	Taux d'absorption de la lumière en fonction de la longueur d'onde	28
Fig. II.2	Image acquise en lumière visible, conditions normales d'acquisition	29
Fig. II.3	Image acquise en lumière visible, avec l'utilisation d'un flash et d'une lampe de bureau	30
Fig. II.4	Image acquise en infrarouge	30
Fig. II.5	Une image d'iris avec les différentes parties à détecter	31
Fig. II.6	Image de l'œil (en haut à gauche), image d'iris segmenté (en haut	35

	à droite) Image d'iris normalisé (en bas)	
Fig. II.7	Banque de filtres de Gabor suivant plusieurs orientations (a) et (b)	36
Fig. II.8	Principe de codage de phase sur quatre quadrants en 2 bits	37
Fig. II.9	Exemples d'iris code générés par la méthode Daugman	37
Fig. II.10	Découpage de l'iris en secteurs par Iritech	40
Fig. II.11	Exemple tiré de la base de données CASIA v1	45
Fig. II.12	Exemple de base de données UPOL	45
Fig. II.13	Exemple de base de données UBATH	45
Fig. II.14	Exemple de base de données UBIRIS	46
Fig. II.15	Exemple de base de données ICE	47
Fig. III.1	L'appareil développé par CASIA pour la collection de la base de données CASIA-IrisV1	49
Fig. III.2	Exemples d'images d'iris de la base de données CASIA V1	49
Fig. III.3	Répartition de la base de données en trois sous-ensembles.	51
Fig. III.4	Les étapes de reconnaissance de l'iris	59
Fig. III.5	Localisation de la région de la pupille	61
Fig. III.6	Isolation de la pupille	61
Fig. III.7	Elimination des reflets	62
Fig. III.8	Détection du contour de la pupille	62
Fig. III.9	Détection du contour de l'iris pour différentes valeurs de sigma	63
Fig. III.10	Détermination du rayon et du centre de la pupille	64
Fig. III.11	Détermination le Rayon de l'iris	64
Fig. III.12	(a)région de l'iris, (b) localisation de la pupille et de l'iris	65
Fig. III.13	Normalisation la région de l'iris	65
Fig. III.14	Localisation et normalisation de l'image d'Iris, (a) Localisation, (b) Normalisation, (c)Mask, (La largeur de l'image représente la variation sur l'axe angulaire alors que la hauteur représente les variations sur l'axe radial)	66

Fig. III.15	Histogramme obtenu après détection de l'iris	67
Fig. III.16	La langage de développement	69
Fig. III.17	Environnement de développement – Eclipse	69
Fig. III.18	L'outil WEKA	70
Fig. III.19	Fenêtre principale de l'application	70
Fig. III.20	Fenêtre présenté La contenu de la base de donnée	71
Fig. III.21	Les images de la base de données	71
Fig. III.22	L'image après l'analyse	72
Fig. III.23	Normalisation de l'iris	73
Fig. III.24	L'image après le filtrage	73
Fig. III.25	Fenêtre présenté la classe de l'iris	74
Fig. III.26	L'image après l'analyse et la segmentation	74
Fig. III.27	Fenêtre présenté la classe de l'iris rejette	75
Fig. III.28	L'image après l'analyse et la segmentation rejette	75
Fig. III.29	Fenêtre présenté la classe de l'iris segmentée rejette	76

Liste des tableaux

<i>Tableau</i>	<i>Titre</i>	<i>Page</i>
Tab I .1	Classification des caractéristiques biométriques	08
Tab III.1	Statistiques de CASIA V1.0.	50
Tab III.2	Protocole de CASIA-IrisV1.	51

Introduction Générale

Introduction Générale

La variété des systèmes de reconnaissances biométriques disponibles se basent sur l'étude des différences aléatoires d'un aspect biologiques entre des personnes distinctes afin d'élaborer un système de reconnaissance fiables pour vérifier ou trouver l'identité des individus.

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

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

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

Introduction Générale

comparaison entre les profils d'iris d'une même classe, ce qui augmente les erreurs de reconnaissances.

De plus, une meilleure connaissance de la présence et de la localisation des informations discriminantes de l'iris permet d'optimiser la normalisation. Une méthode de normalisation développée en tenant compte de cette connaissance peut favoriser les régions de l'iris qui sont riches en informations discriminantes par rapport aux autres régions. Par conséquent, en améliorant la manière dont l'iris est segmenté et ensuite normalisé on doit surement améliorer les performances de reconnaissance du système de reconnaissance en augmentant le taux de bonne identification.

- **Problématique**

Comment utiliser l'algorithme de KNN dans la reconnaissance automatique des individus basée sur l'iris ?

Dans ce mémoire nous proposons d'étudier la reconnaissance par Iris humain de manière différente passant par la segmentation et la normalisation des images Iris afin d'arriver à la phase de classification, comme suit :

- **La segmentation et localisation de l'Iris :**

L'image de l'œil acquise ne comporte pas uniquement la texture de l'Iris. Il est alors nécessaire de segmenter et isoler cette région (Iris) du reste de l'image. Ce qui revient à isoler l'Iris du blanc de l'œil et des paupières, ainsi qu'à détecter la pupille à l'intérieur d'Iris. Généralement, l'Iris et la pupille sont approximés par des cercles, et les paupières par des ellipses [7].

Il existe plusieurs méthodes dans la littérature pour la détection et la segmentation de l'Iris humain, l'objectif ici est d'éliminer les informations inutiles à la reconnaissance (la pupille, sclérotique, paupières, et la peau).

- **La normalisation de l'Iris :**

L'Iris est un anneau percé à l'intérieur par un cercle noir plus petit représentant la pupille. Ces derniers forment le contour de l'Iris avec le blanc de l'œil, sclérotique, les frontières de la pupille avec l'Iris ne sont pas parfaitement circulaires. De plus, avec les contractions et les dilatations de l'Iris et la pupille à cause de la lumière, ainsi que de ne pas

Introduction Générale

respecter la distance d'acquisition entre les personnes, ces effets conduisent à une taille de l'Iris qui n'est pas toujours constante [7]. Pour remédier à ce problème nous allons utiliser des méthodes qui permettent de transformer le disque irrégulier de l'Iris en une image rectangulaire de taille constante.

- **Extraction des caractéristiques de l'Iris :**

Il s'agit d'extraire des caractéristiques de l'image normalisée de l'Iris. Ces caractéristiques vont définir une personne par rapport aux autres, donc le choix de ces caractéristiques doit être généralisé sur toutes les images Iris. Le but est de diminuer l'espace de données en choisissant les meilleurs représentants, ces derniers peuvent être des points, des vecteurs ou des coefficients caractéristiques de la personne [7].

Dans ce travail nous utilisons une base de données d'Iris humain disponible sur internet, dans la bibliothèque de l'académie chinoise des sciences (CASIA-IrisV1) [32].

Les systèmes à base d'Iris imposent une contrainte forte à l'utilisateur au moment de l'acquisition des images. La distance entre l'utilisateur et le caméra est contrôlée. L'environnement d'acquisition, lui aussi contrôlé pour minimiser l'effet de réflexion, et pour éviter les phénomènes de dilatation et contraction de l'Iris. Ainsi que le choix d'une méthode pour l'extraction des caractéristiques, et le développement un modèle pour un taux de reconnaissance satisfaisant. C'est dans ces contextes qu'intervient ce mémoire. L'objectif principal de ce travail est d'étudier un système de reconnaissance par Iris. Ce mémoire est organisé de la manière suivante :

Le premier chapitre, repose sur la définition des systèmes et technologies biométriques d'une manière générale, et la biométrie par Iris en particulier. Ce chapitre donne un aperçu sur les outils de reconnaissance de motif existant dans la littérature.

Le deuxième chapitre, définit les méthodes de segmentation et prétraitement utilisées sur les images Iris afin d'obtenir une base de données normalisée, ces effets 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.

Le troisième chapitre, présente l'étape de classification en utilisant les KNN présente aussi les résultats de simulation obtenus. 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

Introduction Générale

étapes . Dans la conclusion générale, nous allons discuter les résultats obtenus tout au long de ce travail.

Chapitre I : Les systèmes Biométriques

- 1. Introduction5
- 2. Le système biométrique 5
- 3. Les techniques biométriques6
- 4. Caractéristique de système biométrie..... 6
- 5. Classification des caractéristiques biométriques..... 8
- 6. Architecture d'un système biométrie 8
- 7. Présentation des quelques technologies biométriques 11
- 8. Mesure de la performance d'un système biométrique 16
- 9. Applications de la biométrie 17
- 10. Evaluation des performances d'un système biométrique : 18
- 11. Evaluation de la précision d'un système biométrique20
- 12. types de systèmes biométriques.....24
- 13. Conclusion.....26

1. Introduction

Dans les applications de contrôle d'accès, la biométrie constitue une solution efficace, simple et surtout pas chère, qui assure de bonnes performances. Et parmi toutes les technologies qui existent, la reconnaissance d'iris est l'une des technologies les plus fiables et les plus performantes pour identifier une personne. Dans ce chapitre nous commencerons par la présentation de la biométrie de manière générale ainsi que les diverses applications qui en découlent, en insistant plus particulièrement sur l'utilisation de l'iris. Puis nous détaillerons les différentes étapes composant un système complet de reconnaissance d'iris.

2. Le système biométrique

2.1. Définition :

La biométrie est la reconnaissance automatique d'une personne en utilisant des traits distinctifs. Autrement dit, ce sont toutes les caractéristiques physiques ou traits personnels automatiquement mesurables, robustes et distinctifs qui peuvent être utilisées pour identifier un individu ou pour vérifier l'identité prétendue d'un individu [1].

On trouve deux grands axes dans la biométrie : l'identification et la vérification. Avec l'identification ou la reconnaissance, le système biométrique pose et essaye de répondre à la question, « qui est la personne X ? ». Dans une application d'identification, le dispositif biométrique requiert une information biométrique et la compare avec chaque information stockée dans la base de données, c'est une comparaison un à plusieurs. Le but des applications d'identification est d'identifier des criminels et des terroristes en utilisant les données des surveillances [1; 2].

Dans la vérification ou l'authentification, le système biométrique demande à l'utilisateur son identité et essaye de répondre à la question, « est-ce la personne X ? ». Dans une application de vérification, l'utilisateur annonce son identité par l'intermédiaire d'un mot de passe, d'un numéro d'identification, d'un nom d'utilisateur, ou la combinaison de toutes les trois. Le système sollicite également une information biométrique provenant de l'utilisateur, et compare la donnée caractéristique obtenue à partir de l'information entrée, avec la donnée enregistrée correspondante à l'identité prétendue, c'est une comparaison un à un. Le système trouvera ou ne trouvera pas d'appariement entre les deux. La vérification est communément employée dans des applications de contrôle d'accès et de paiement par authentification [1; 2].

La biométrie offre beaucoup plus d'avantages que les méthodes existantes d'authentification personnelle telles que les clefs, les numéros d'identification (ID), les mots de passe et les cartes magnétiques. En effet elle fournit encore plus de sûreté et de convenance, ce qui engendre d'énormes avantages économiques et elle comble les grandes failles de sécurité des mots de passe, surtout avec les facilités actuelles d'accomplir des attaques et de faire du Crackage[2].

3. Les techniques biométriques

Il existe plusieurs techniques biométriques utilisées dans plusieurs applications et secteurs, on peut en distinguer deux catégories[3]:

✓ **Celles liées à l'analyse morphologique(physiologique) :**

Elle est basée sur l'identification de traits physiques particuliers qui, pour toute personne, sont uniques et permanents. Cette catégorie regroupe l'iris de l'œil, le réseau veineux de la rétine la forme de la main, les empreintes digitales, les traits du visage, les veines de la main, etc.

✓ **Celles liées à l'analyse comportementale :**

Elle se base sur l'analyse de certains comportements d'une personne. Cette catégorie regroupe la reconnaissance vocale, la dynamique de frappe au clavier, la dynamique de la signature ,l'analyse de la démarche, etc.

Il existe, par ailleurs, une autre catégorie qui est l'étude des traces biologiques telles que: l'ADN, le sang, la salive, l'urine, l'odeur, etc.

4. Caractéristique de système biométrie

Un système biométrique typique peut être représenté par quatre modules principaux :

4.1. Le module de capture :

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

4.2. 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.

4.3. 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.

4.4. 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).[4]

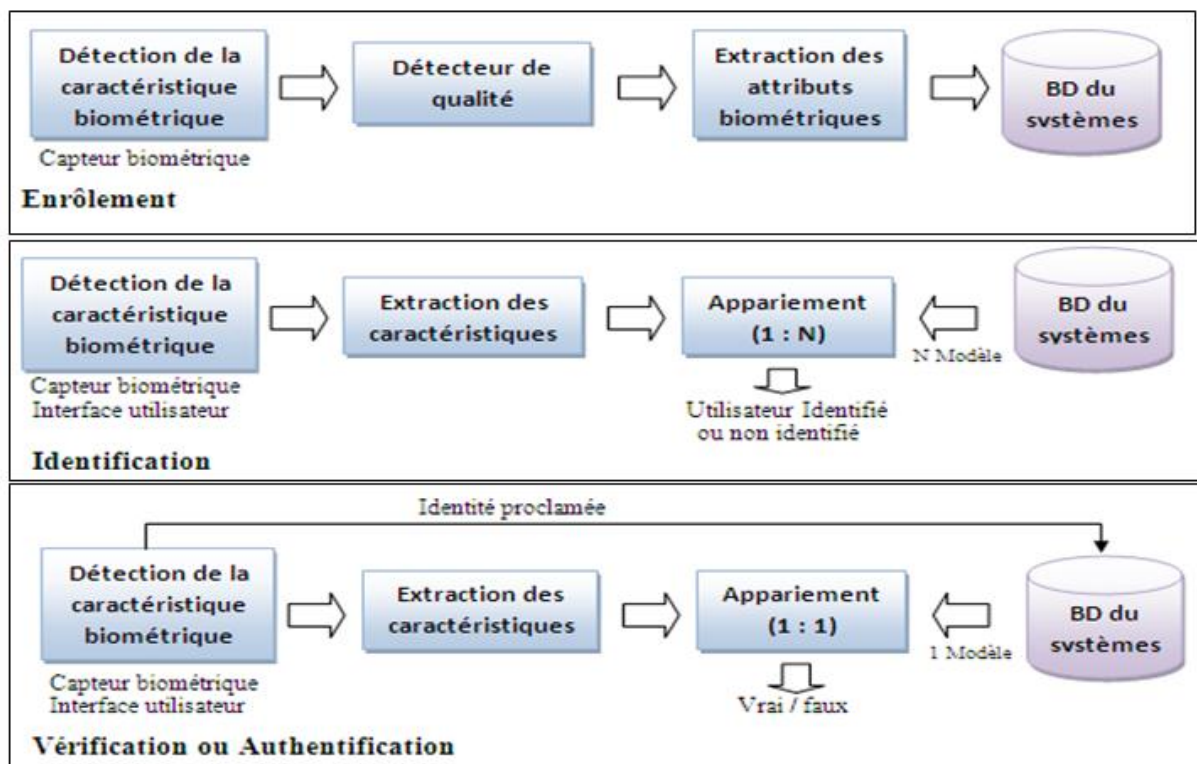


Figure I - 1 : Les différents modules d'un système biométrique

5. Classification des caractéristiques biométriques

L'utilisation de la biométrie pour l'identification et l'authentification est une technique très efficace, ainsi une notion fondamentale liée à la reconnaissance d'individus selon leurs caractéristiques biométriques. Il existe trois grandes familles des caractéristiques biométriques :[5]

- Caractéristiques biologiques
- Caractéristiques comportementales
- Caractéristiques morphologiques

Le tableau suivant résume les grandes familles de caractéristiques biométriques :

Caractéristiques biologiques	Caractéristiques comportementales	Caractéristiques morphologiques
Sang ADN Urine Odeur Salive ,.....	Dynamique de signature Dynamique de frappe sur le clavier Parole Démarche,.....	Empreintes digitales Forme de la main Forme du visage Forme de l'iris ou de la rétine,.....

Tab1. Classification des caractéristiques biométriques

6. Architecture d'un système biométrie

Il existe toujours au moins deux modules dans un système biométrique : le module d'apprentissage et celui de reconnaissance [6],[7]. Le troisième module (facultatif) est le module d'adaptation. Pendant l'apprentissage, le système va acquérir une ou plusieurs mesures biométriques qui serviront à construire un modèle de l'individu. Ce modèle de référence servira de point de comparaison lors de la reconnaissance. Le modèle pourra être réévalué après chaque utilisation grâce au module d'adaptation.

6.1. Module d'apprentissage :

Au cours de l'apprentissage, la caractéristique biométrique est tout d'abord mesurée grâce à un capteur, on parle d'acquisition ou de capture. En général, cette capture n'est pas

directement stockée et des transformations lui sont appliquées. En effet, le signal contient de l'information inutile à la reconnaissance et seuls les paramètres pertinents sont extraits. Le modèle est une représentation compacte du signal qui permet de faciliter la phase de reconnaissance, mais aussi de diminuer la quantité de données à stocker. Il est à noter que la qualité du capteur peut grandement influencer les performances du système. Meilleure est la qualité du système d'acquisition, moins il y aura de prétraitements à effectuer pour extraire les paramètres du signal.

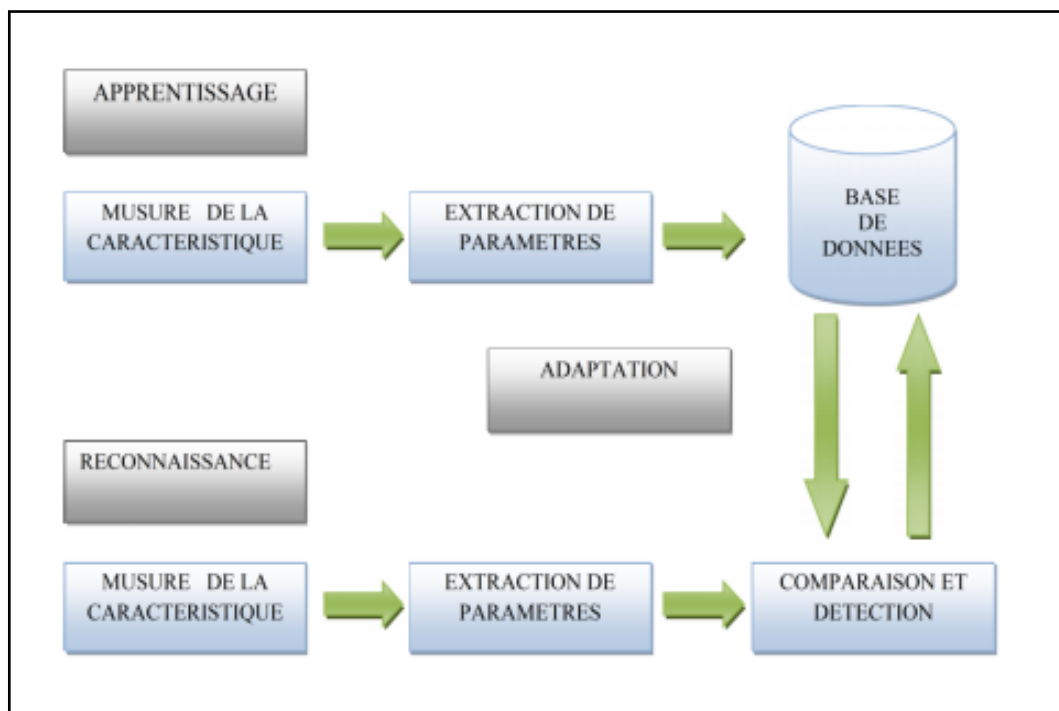


Figure I - 2 : Architecteur d'un système biométrie

Cependant, les capteurs de qualité sont en général coûteux et leur utilisation est donc limitée à des applications de haute sécurité pour un public restreint.

Le modèle peut être stocké dans une base de données comme représenté sur (la figure I -3) ou sur une carte de type carte à puce.

6.2. Module de reconnaissance :

Au cours de la reconnaissance, la caractéristique biométrique est mesurée et un ensemble de paramètres est extrait comme lors de l'apprentissage. Le capteur utilisé doit avoir des propriétés aussi proches que possibles du capteur utilisé durant la phase d'apprentissage.

Si les deux capteurs ont des propriétés trop différentes, il faudra en général appliquer une série de prétraitements supplémentaires pour limiter la dégradation des performances.

La suite de la reconnaissance sera différente suivant le mode opératoire du système : identification ou vérification.

- **En mode identification**

Le système doit deviner l'identité de la personne. Il répond donc à une question de type « Qui suis-je ? ». Dans ce mode, le système compare le signal mesuré avec les différents modèles contenus dans la base de données (problème de type 1 : n). En général, lorsque l'on parle d'identification, on suppose que le problème est fermé, c'est-à-dire que toute personne qui utilise le système possède un modèle dans la base de données.

- **En mode vérification**

Le système doit répondre à une question de type : « Suis-je bien la personne que je prétends être ? ». L'utilisateur propose une identité au système et le système doit vérifier que l'identité de l'individu est bien celle proposée. Il suffit donc de comparer le signal avec un seul des modèles présents dans la base de données (problème de type 1 : 1).

En mode vérification, on parle de problème ouvert puisque l'on suppose qu'un individu qui n'a pas de modèle dans la base de données (imposteur) peut chercher à être reconnu.

Identification et vérification sont donc deux problèmes différents.

L'identification peut-être une tâche redoutable lorsque la base de données contient des milliers, voire des millions d'identités, tout particulièrement lorsqu'il existe des contraintes de type « temps réel » sur le système. Ces difficultés sont analogues à celles que connaissent par exemple les systèmes d'indexation de documents multimédia.

6.3. Module d'adaptation :

Pendant la phase d'apprentissage, le système biométrique ne capture souvent que quelques instances d'un même attribut afin de limiter la gêne pour l'utilisateur. Il est donc difficile de construire un modèle assez général capable de décrire toutes les variations possibles de cet attribut. De plus, les caractéristiques de cette biométrie ainsi que ses conditions d'acquisition peuvent varier. L'adaptation est donc nécessaire pour maintenir voire améliorer la performance d'un système utilisation après utilisation.

L'adaptation peut se faire en mode supervisé ou non-supervisé mais le second mode est de loin le plus utile en pratique. Si un utilisateur est identifié par le module de reconnaissance, les paramètres extraits du signal serviront alors à ré-estimer son modèle. En général, le taux d'adaptation dépend du degré de confiance du module de reconnaissance dans l'identité de l'utilisateur. Bien entendu, l'adaptation non-supervisée peut poser problème en cas d'erreurs du module de reconnaissance.

L'adaptation est quasi indispensable pour les caractéristiques non permanentes comme la voix [8], [9].

7. Présentation de quelques technologies biométriques

Il existe plusieurs techniques biométriques utilisées dans plusieurs applications et secteurs, et qui exploitent divers informations biométriques à savoir : l'iris, le visage, la main, l'empreinte digitale, la voix, la signature ...etc.

7.1. L'empreinte digitale :

La reconnaissance par empreinte digitale se base sur le fait que chaque personne à des empreintes uniques. Après la capture de l'image de l'empreinte, on fait un rehaussement de l'image (voir figure I-4). Ensuite on identifie et on extrait les minuties, qui vont être comparées avec l'ensemble des minuties sauvegardées des autres utilisateurs. C'est l'une des technologies biométriques les plus étudiées et les plus utilisées, surtout dans le contrôle d'accès. Les avantages de cette technique sont : le non changement des empreintes, la haute stabilité et fiabilité, en plus du prix accessible des équipements. Et les inconvénients sont : la fragilité par rapport aux bruits et aux saletés et la possibilité d'endommagement ou d'élimination des empreintes [2; 10].



Figure I - 3 : Prétraitement des images d'empreintes digitales (extraction des minuties)

7.2. La voix :

La reconnaissance par voix utilise les caractéristiques vocales pour identifier les personnes en utilisant des phrases mots de passe. Un téléphone ou un microphone peut être utilisé comme dispositif d'acquisition, ce qui rend cette technologie relativement économique et facilement réalisable, cependant elle peut être perturbée par des facteurs extérieurs comme le bruit de fond [1].

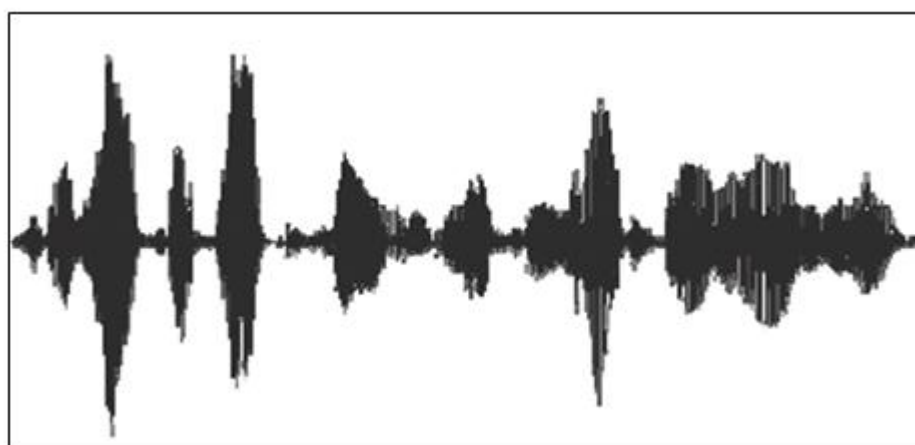


Figure I - 4 : Spectre d'un signal vocal

7.3. L'iris :

La reconnaissance de l'iris est une technologie plus récente puisqu'elle ne s'est véritablement développée que dans les années 80, principalement grâce aux travaux de J.Daugman[11]. Après l'avoir localisé, on prend des photos en noir et blanc (figure I- 5), on utilise ensuite des coordonnées polaires et on cherche les transformées en ondelettes, pour avoir finalement un code représentatif de l'iris. Et on utilise la distance de Hemming comme mesure de similarité, ou d'autres procédés. La reconnaissance par iris est très utilisée dans les applications d'identification et de vérification, car il est hautement distinctif et unique, sa

forme est stable et il est protégé et très robuste, toutefois les équipements d'acquisition coûtent chères. Cette technologie de l'iris est abordée en détails dans la suite du manuscrit.

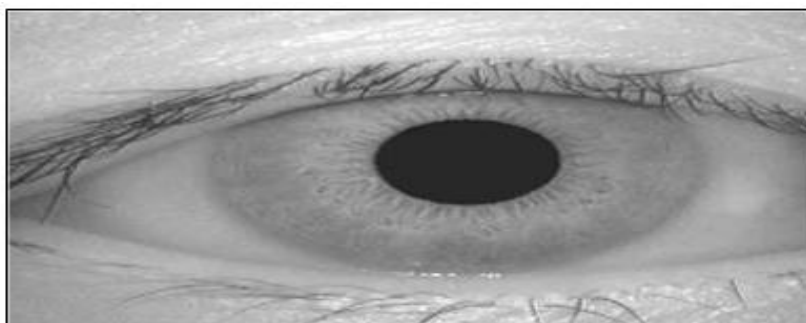


Figure I - 5 : Image d'un iris capturé dans le proche infrarouge

7.4. La signature :

La vérification par signature est une méthode automatique de mesure des signatures des personnes. Cette technologie examine un ensemble de dynamiques comme la vitesse, la direction, et la pression de l'écriture, le temps pendant lequel le stylo est en contact avec le papier, le temps pris pour faire la signature et les positions où le stylo est relevé et abaissé sur le papier [2].

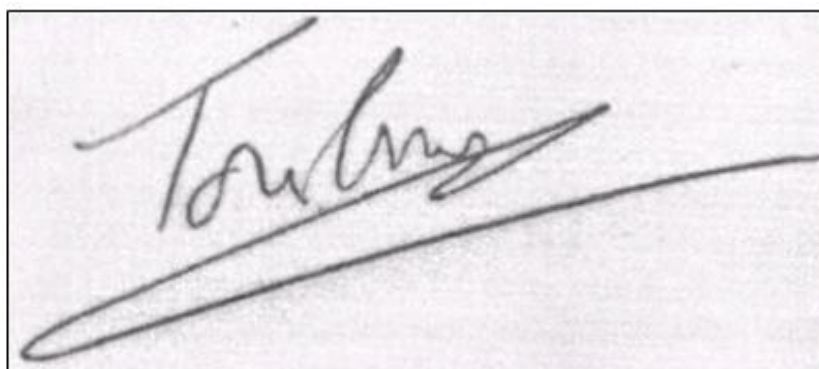


Figure I - 6 : Signature

7.5. La géométrie de la main :

La géométrie de la main ou du doigt est une mesure automatisée de plusieurs dimensions, notamment la largeur de la main, celle des doigts et la longueur des doigts. C'est une technologie qui est rapide et bien développée et qui est facilement acceptée par les utilisateurs (voir figure I-6). Elle est satisfaisante dans plusieurs situations et elle est appropriée à l'authentification. Néanmoins elle n'est ni trop distinctive, ni unique, ce qui la

rend inadaptée pour des applications d'identification. Elle offre un taux d'erreur relativement haut et elle n'est pas utilisable avec des personnes jeunes ou âgées [1; 2].



Figure I - 7 : Dispositif de reconnaissance par géométrie de la main

7.6. Le visage :

La reconnaissance basée sur le visage vérifie l'identité, en comparant les données caractéristiques extraites des visages de différentes personnes à partir de vidéos ou d'images fixes (FigureI-8).La fabrication des caméras connaît actuellement d'énormes développements, on est capable de prendre des photos de personnes distantes sans qu'ils ne sachent qu'ils sont observés. C'est pour cette raison que la reconnaissance de visages est trop utilisée dans les applications de contrôle de frontières, dans la sécurité des établissements, des zones urbaines et dans l'identification des conducteurs. C'est une technique commune, populaire, simple et qui a beaucoup d'avantages à savoir : l'utilisation des visages qui sont des données publiques, la possibilité de s'intégrer aux systèmes de surveillances existants et elle ne nécessite pas des équipements chers. Cependant, des éléments externes comme l'éclairage, le bruit, l'expression faciale et la posture dégradent les taux de reconnaissance [1; 2]



Figure I - 8 : Différentes caractéristiques du visage

7.7. Les veines :

Les techniques basées sur les veines ont été développées en se basant sur le fait que chaque personne a des formes de veines différentes sous la peau (voir figure I -9) [1]. Cette technique récente semble prometteuse. Elle sonde par infrarouge le dessin du réseau veineux, soit du doigt, soit de la main. Les premiers produits viennent d'être mis sur le marché. Des espoirs peuvent être fondés sur cette technologie qui présente de nombreux avantages, car elle permet de prendre une empreinte sans contact et sans laisser de trace, elle est en outre très difficile à déjouer par un imposteur.

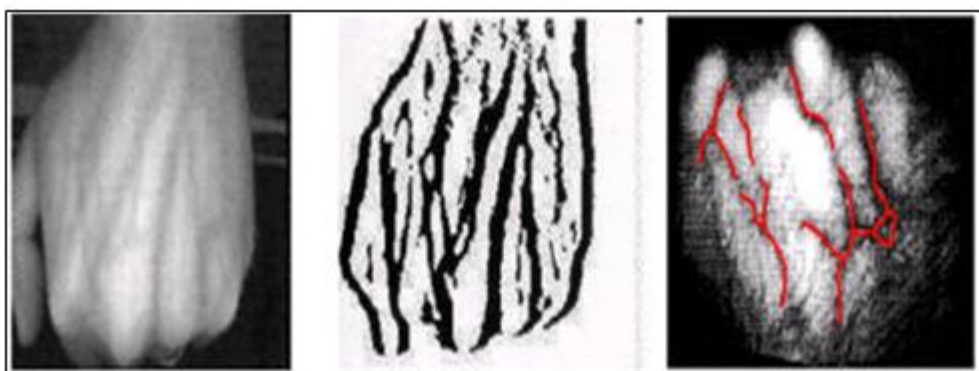


Figure I - 9 : Réseau de veines

7.8. La rétine :

On mesure dans cette technique la forme des vaisseaux sanguins qui se trouvent dans l'arrière de l'œil (voir Figure I-10). Le dispositif utilisé emploie une source lumineuse rayonnante en direction de l'œil d'utilisateur, qui doit se tenir fixe devant le dispositif. Et puisque les utilisateurs perçoivent cette technologie comme étant intrusive, la reconnaissance par rétine reste peu populaire et actuellement il n'existe aucun dispositif commercial [10].

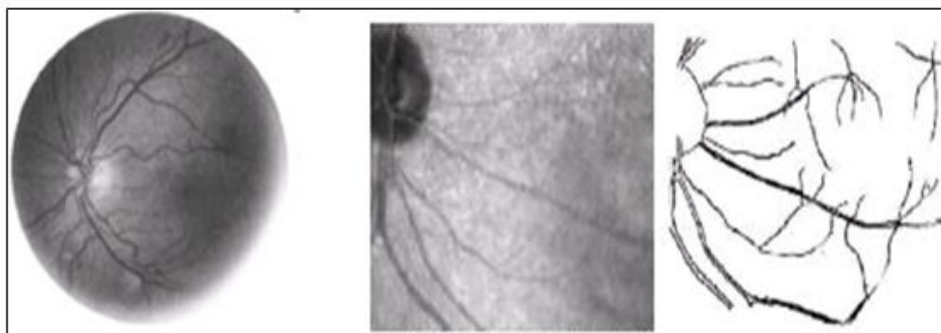


Figure I - 11 : Réseau vasculaire de la rétine extrait par segmentation

8. Mesure de la performance d'un système biométrique

Tout d'abord, afin de comprendre comment déterminer la performance d'un système biométrique, il nous faut définir clairement **trois critères principaux**, déjà évoqués dans la section 1.1 :

- Le premier critère s'appelle le **taux de faux rejet** ("False RejectRate" ou **FRR**). Ce taux représente le pourcentage de personnes censées être reconnues mais qui sont rejetées par le système,
- Le deuxième critère est le **taux de fausse acceptation** ("False AcceptRate" ou **FAR**). Ce taux représente le pourcentage de personnes censées ne pas être reconnues mais qui sont tout de même acceptées par le système,
- Le troisième critère est connu sous le nom de **taux d'égal erreur** ("EqualErrorRate" ou **EER**). Ce taux est calculé à partir des deux premiers critères et constitue un point de mesure de performance courant. Ce point correspond à l'endroit où $FRR = FAR$, c'est-à-dire le meilleur compromis entre les faux rejets et les fausses acceptations.

La (Figure I-12) illustre le FRR et le FAR à partir de distributions des scores authentiques et imposteurs tandis que l'EER est représenté sur(la figure I-13)

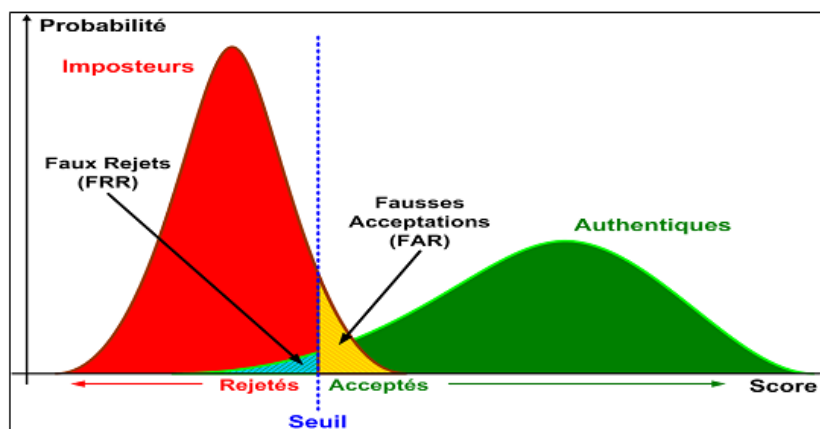


Figure I - 11 : Illustration du FRR et du FAR.

Selon la nature (authentification ou identification) du système biométrique, il existe deux façons d'en **mesurer la performance** :

Lorsque le système opère en *mode authentification*, on utilise ce que l'on appelle une **courbe ROC** pour ("Receiver Operating Characteristic") en anglais. La courbe **ROC** (figure I - 14) trace le taux de faux rejet en fonction du taux de fausse acceptation [Perr 02]. Plus

cette courbe tend à épouser la forme du repère, plus le système est performant, c'est-à-dire possédant un taux de reconnaissance global élevé.

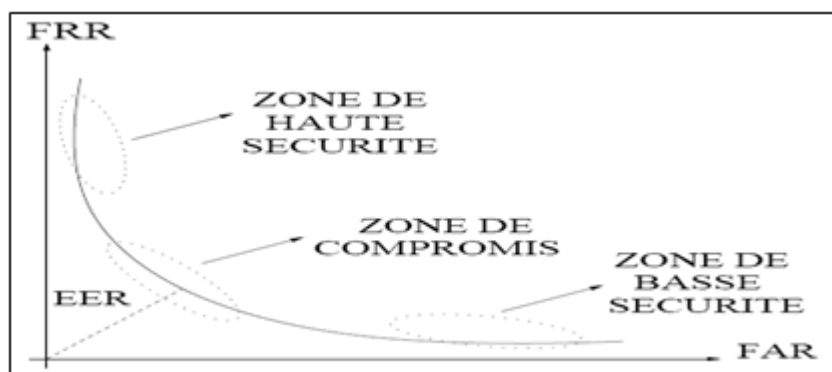


Figure I -152 : Courbe ROC.

9. Applications de la biométrie

On distinguera quatre groupes importants d'utilisateurs de ces différentes techniques biométriques. On parlera alors de service public, application de la loi, transaction commerciale et bancaire, accès physique et logique.

a) Service public:

Utilisée surtout pour le contrôle automatique des entrées et sorties d'un territoire, le contrôle des flux d'immigrations, dans les aéroports, on notera surtout l'utilisation de techniques telles que : l'iris, l'empreinte digitale, les traits du visage.

b) Application de la loi :

Dans ce cas précis, la biométrie permet de faciliter certaines opérations comme l'authentification d'identité de criminels par reconnaissance automatique de leurs empreintes digitales.

Cette pratique qui a montré son efficacité se mondialise, du coup, la réalisation d'une base de données mondiale est en cours de réflexion. On trouve aussi d'autres utilisations, comme le suivi des prisonniers à domicile assuré par des systèmes de vérification de la voix dans certains états des Etats Unis.

On trouvera même que certaines de ces techniques ont aidé à identifier des victimes lors de kidnapping ou à retrouver une identité masquée.

c) Transaction commerciale et bancaire:

Utilisé aussi dans des opérations de commerce électronique visant à renforcer l'achat d'un bien ou d'un service.

Pour renforcer ces échanges, on a vu l'apparition de machine de retraits automatiques disposant d'un système de vérification par l'iris.

d) Accès physique et logique :

On parle de contrôle d'accès physique lorsqu'on cherche à sécuriser l'accès à un lieu (entrée d'un bâtiment), alors que le contrôle d'accès logique concerne l'accès informatique à un terminal, serveur ou réseau informatique ou de télécommunication (ex : ordinateur, téléphone portable, base de données privée).

10. Evaluation des performances d'un système biométrique :

Il est pratiquement évident que les caractéristiques qui définissent un système biométrique ont soit des forces soit des faiblesses. Leur choix dépendra ainsi de l'application voulue. Du coup, il ne faut pas s'attendre à avoir une réponse efficace à toutes les exigences des applications. Dès lors, le système biométrique optimal n'existe pas.

Pour faire correspondre un système biométrique à une application, il faudra alors, voir le mode opérationnel de cette application, ainsi que les caractéristiques biométriques choisies. De ce fait, plusieurs études ont été menées dans le but de pouvoir évaluer les performances d'un système biométrique en se basant sur des critères d'évaluation, comme par exemple l'IBG (International Biométrie Group), une société américaine qui a effectué une étude fondée sur quatre critères d'évaluation qui sont :

10.1. L'intrusivité :

C'est un critère qui classe les systèmes biométriques en fonction de l'existence d'un contact direct entre le capteur utilisé et l'individu à reconnaître, comme la reconnaissance par l'iris qui est jugée comme étant intrusive.

10.2. La fiabilité :

Elle dépend de la qualité de l'environnement (éclairage par exemple) dans lequel se trouve l'utilisateur. Ce critère influe sur la reconnaissance de l'utilisateur par le système.

10.3. Le coût :

Il se doit d'être modéré, c'est-à-dire que la collecte de l'information ne doit pas être relativement coûteuse pour établir une base de données, exemple : pour une reconnaissance de l'iris un appareil photo numérique d'une certaine qualité est nécessaire.

10.4. l'effort :

Il est requis par l'utilisateur lors de la saisie de mesures biométriques, et il doit être réduit le plus possible. Il s'ensuit alors une classification des techniques qui pourrait nous amener à juger de la méthode biométrique pouvant être la plus apte à être utilisée. On se situera alors sur une sorte d'échelle sur laquelle on classe les techniques :

- Des techniques les moins intrusives aux plus intrusives, la voix, la frappe sur le clavier, la signature, la main, le visage, l'empreinte digitale, l'iris et enfin la rétine.
- Des techniques les plus fiables aux moins fiables: l'iris, la rétine, l'empreinte digitale, le visage, la main, la voix, et enfin à un niveau équivalent, la frappe sur le clavier et la signature.
- Des techniques les moins coûteuses aux plus coûteuses: la frappe sur le clavier, la voix, la signature, l'empreinte digitale, le visage, la main, la rétine et enfin l'iris.
- Des techniques les plus faciles d'utilisation aux plus difficiles: le visage, la signature, l'iris, la frappe sur le clavier, la voix, l'empreinte digitale, la main et enfin la rétine.

11. Evaluation de la précision d'un système biométrique

La performance d'un système biométrique peut être mesurée aussi sur la base d'autres critères tels que : la précision, l'efficacité et le volume de données stockées pour chaque locuteur. Cependant, seule la précision fera l'objet de l'évaluation tout en prenant en compte le mode opératoire utilisé, à savoir : l'identification et la vérification. Chacun de ces modes nécessitera des mesures de précision différentes.

11.1. Evaluation de l'identification :

Le taux d'évaluation est l'une des mesures la plus utilisée couramment, mais elle peut s'avérer insuffisante, en effet, en cas d'erreur, il peut être utile de savoir si le bon choix se trouve dans les N premiers. On trace alors le score cumulé qui représente la probabilité que le bon choix se trouve parmi les N premiers.

La précision est le rapport entre le nombre de modèles correctement retrouvés par le système dans la base de données et le nombre total de modèles retrouvés. Le rappel est le rapport entre le nombre de modèles correctement retrouvés dans la base de données et le nombre total de modèles qui auraient dû être retrouvés. Le type d'erreurs commises par ce genre de système est d'attribuer à l'individu présentant une identité autre que la sienne. Les performances de ce système sont mesurées à l'aide du taux d'identification.

$$\text{Taux d'identification} = \frac{\text{nbre de tests ayant conduit à une identification correcte}}{\text{nbre total de tests}}$$

Ce paramètre dépend du nombre de personnes contenues dans la base de données. En effet, plus le nombre de teste est important, plus le taux d'erreurs risque d'être grand.

11.2. Evaluation de la vérification :

On apparentera cette étape à un problème de prise de décision formulé de cette façon :

Soit H_0 l'hypothèse : « la capture C provenant d'un imposteur » H_1 et l'hypothèse : « La capture C provenant d'un utilisateur légitime ». On choisira l'hypothèse la plus probable, c'est-à-dire, que la capture C provient d'un utilisateur légitime si $P(H_1/C) > P(H_0/C)$.

En appliquant la loi de Bayes on obtient :

$$\frac{P(C/H_1) P(H_1)}{P(C)} > \frac{P(C/H_0) P(H_0)}{P(C)}$$

On aura donc :

$$\frac{P(C/H_1)}{P(C/H_0)} > \frac{P(H_0)}{P(H_1)}$$

On appellera le taux $S = \frac{P(C/H_1)}{P(C/H_0)}$ de vraisemblance qui sera comparé à un seuil de décision appelé θ .

Les valeurs $P(H_0)$ et $P(H_1)$ représentent respectivement la probabilité pour qu'un imposteur ou un utilisateur légitime essayent d'accéder au système sont des valeurs difficiles à estimer.[12]

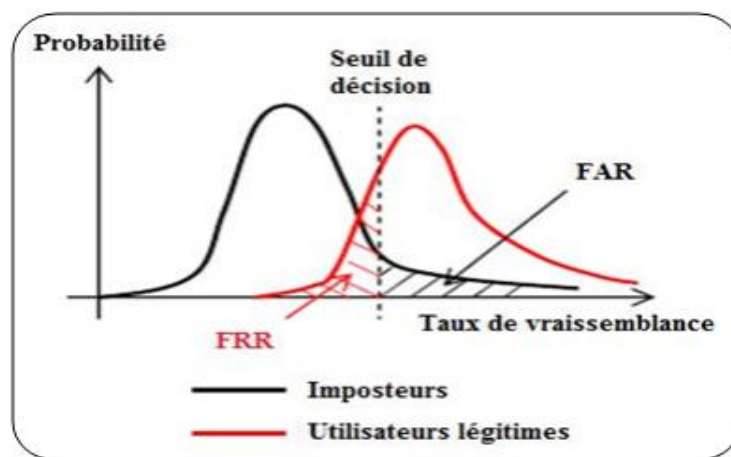


Figure I - 16 : Distributions des taux de vraisemblance des utilisateurs légitimes et des imposteurs d'un système biométrique

La figure ci-dessus représente la distribution hypothétique des scores de vraisemblance qu'obtiendraient les utilisateurs. En effet, lors de la vérification le taux S est comparé au seuil de décision θ , si S est inférieur à θ alors l'individu est accepté sinon celui-ci est rejeté. Le système peut faire deux types d'erreurs :

- ❖ **FA (False Acceptance)** : elle correspond au cas où le système accepte un individu qui a proclamé une identité qui n'est pas la sienne.
- ❖ **FR (False Rejection)** : Le faux rejet correspond au cas où le système rejette un client légitime.

Les performances de ce type de système se basent principalement sur le taux de faux rejet et le taux de fausse acceptation.

- Taux de fausse acceptation :

$$FAR = \frac{\text{nbre de fausses acceptations}}{\text{nbre d'imposteurs présentés}}$$

- Taux de faux rejet :

$$FRR = \frac{\text{nbre de faux rejets}}{\text{nbre de clients présentés}}$$

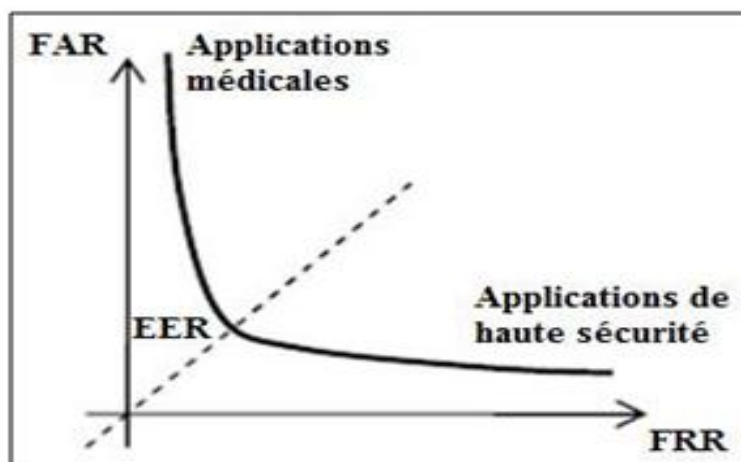


Figure I - 14 : Courbe ROC (Receiver Operating Characteristics).

On remarque à travers la figure que plus le seuil de décision θ est petit, plus le système acceptera de clients légitimes mais aussi des imposteurs, plus θ est grand, plus le système rejettera d'imposteurs mais aussi des utilisateurs légitimes. Le paramétrage d'un système consiste à trouver le bon équilibre entre ces deux taux. Les performances d'un système biométrique peuvent être présentées graphiquement à l'aide de la courbe ROC (Receiver Operating Caractéristiques) sur laquelle les FRR sont données en fonction des FAR. Cette courbe est obtenue en calculant un couple (FAR, FRR) pour chaque valeur du seuil de décision, ce dernier varie de la plus petite valeur des taux obtenus en phase de test à la plus grande valeur.

Il existe d'autres critères fréquemment utilisés pour donner un aperçu des performances des systèmes de vérification :

❖ **EER (EqualError Rate) :**

Le taux d'erreur égale correspond à l'intersection de la courbe ROC avec la première bissectrice, en d'autres termes, EER correspond au point de fonctionnement pour lequel le taux de faux rejet est égal au taux de fausse acceptation.

❖ **HTER (Half Total EqualError):**

Il représente la moyenne du FAR et FRR.

$$HTER = \frac{(FAR + FRR)}{2}$$

❖ **TER (Total Error Rate) :**

Le taux d'erreur globale correspond au taux d'erreur totale (faux rejet et fausse acceptation) obtenu lors du test.

12. types de systèmes biométriques

La multitude des caractères biométriques de l'être humain a donné naissance à plusieurs systèmes d'authentification, chacun repose sur un caractère morphologique ou comportemental, parmi ces systèmes il y a ceux qui ont prouvé leur fiabilités leurs cours d'évolution.[5]

12.1. Les systèmes morphologiques:

Ce type de systèmes est basé sur l'identification de traits physiques particuliers qui, pour toute personne, sont uniques et permanents. Cette catégorie regroupe la reconnaissance des empreintes digitales, de la forme de la main, de la forme du visage, de la rétine, de l'ADN et de l'iris de l'œil.

- **Les Empreintes digitales :**

Il s'agit d'une des premières biométries utilisées dans des machines d'authentification, La formation des empreintes dépend des conditions initiales du développement embryogénique, ce qui les rend uniques à chaque personne et même à chaque doigt

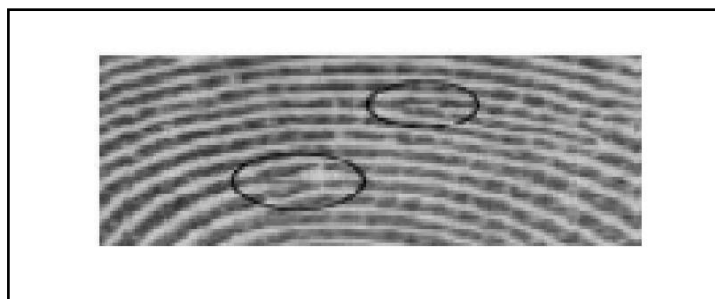


Figure I - 15 : Image empreinte

- **Géométrie de la main:**

Il consiste à mesurer plusieurs caractéristiques de la main (jusqu'à 90) telle que la forme de la main, longueur et largeur des doigts, formes des articulations, longueurs inter articulations,...etc. La technologie associée à cela est principalement de l'imagerie infrarouge.

Attributs faciaux mesurables comme l'écartement des yeux, des sourcils, des lèvres, la position du menton, la forme,...etc. Depuis les années 1990, les différentes technologies utilisées exploitent toutes les découvertes effectuées dans le domaine du traitement d'image et de l'analyse de données.

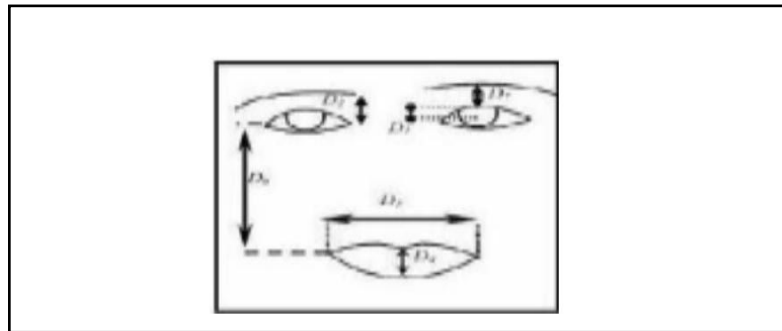


Figure I - 16 : Caractéristique biométrique d'un visage

12.2. Les systèmes comportementaux :

Ce type de systèmes se base sur l'analyse de certains comportements d'une personne comme le tracé de sa signature, sa démarche et sa façon de taper sur un clavier.

- **L'écriture (la signature)**

Les systèmes de reconnaissance de l'écriture consistent à analyser les caractéristiques spécifiques d'une signature comme la vitesse, la pression sur le crayon, le mouvement, les points et les intervalles de temps où le crayon est levé.

- **Dynamique**

De frappe au clavier un système basé sur cette dynamique ne nécessite aucun équipement particulier, seulement un ordinateur disposant d'un clavier. Il s'agit d'un dispositif logiciel qui calcule le temps où un doigt effectue une pression sur une touche et le temps où un doigt est dans les airs (entre les frappes), aussi, la suite de lettres et la reconnaissance de mots précis.

- **Analyse de la démarche**

On peut aussi modéliser la démarche d'une personne à travers plusieurs techniques, mais le problème c'est qu'on peut tromper ce système facilement.

12.3. Les systèmes biologiques :

Ce type de système se base sur l'analyse de l'odeur, le sang, la salive, l'urine, l'ADN,.....etc.

13. Conclusion

Nous avons passé en revue la définition de la biométrie et quelque techniques biométriques le Caractéristique de cette système et Classification de cette caractéristiques ainsi que l'architecture d'un système biométriqueetc. dans ce chapitre. Nous avons aussi relaté les critères de performance et de fiabilité permettant plutôt le choix d'un système biométrique qu'un autre, dans le but d'obtenir plus de performances.

Chapitre II : Systèmes De Vérification De L'iris

1. Introduction	27
2. Architecture d'un système d'iris	27
2.1. Acquisition de l'iris	27
2.2. Segmentation de l'iris	31
2.3. La normalisation de l'iris	32
2.4. L'extraction du gabarit de l'œil	32
2.5. La mise en correspondance	32
3. Les difficultés de la reconnaissance par l'iris	32
4. Les méthodes de reconnaissance par l'iris	33
4.1. La méthode Daugman	33
4.2. La méthode Wildes	38
4.3. La méthode Miyazawa	40
4.4. L'approche IriTech : l'utilisation de l'ondelette de Haar	40
4.5. L'approche CASIA : les mesures ordinales	41
4.6. La méthode Masek	41
4.7. Le système OSIRIS	42
5. Autres méthodes et approches	43
5.1. La méthode de Boles et Boashash	43
5.2. L'approche de Sanchez-Rellio et al	43
5.3. L'approche de Lim et al	43
5.4. L'approche de Ma et al	44
5.5. L'approche Sudha	44
5.6. Les bases de données publiques	44
6. Conclusion	47

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 occultant, 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.

2. Architecture d'un système d'iris

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.

2.1. 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 [13], 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 (17).

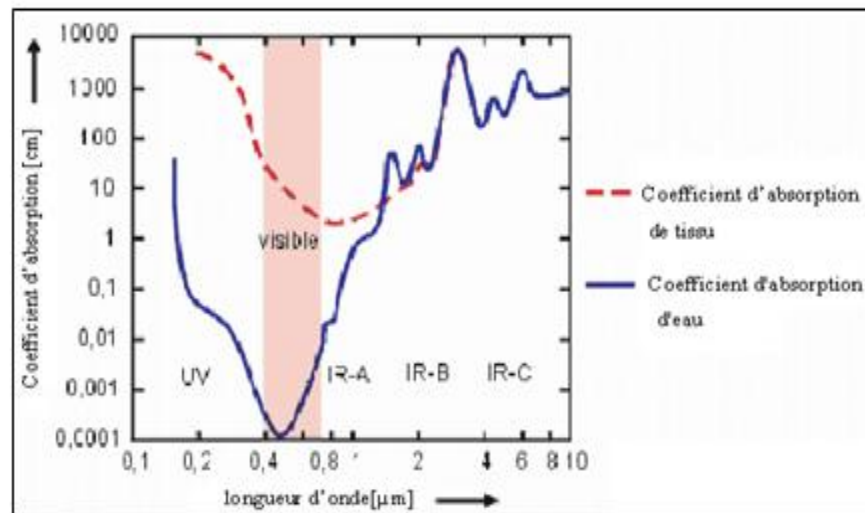


Figure II - 1 : Taux d'absorption de la lumière en fonction de la longueur d'onde

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 (18) 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 (19) est un exemple d'image d'iris obtenue [13]. Il s'avère effectivement que les reflets qu'on a pu constater sur l'image de la figure (18) ont disparus.

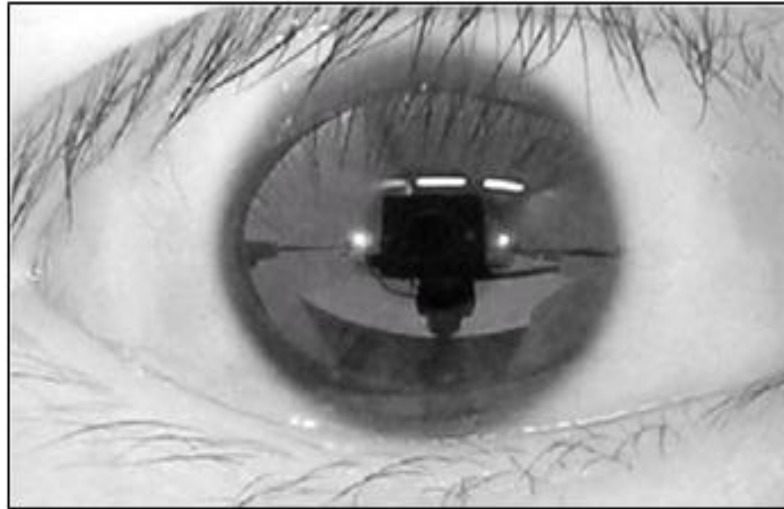


Figure II - 2 : Image acquise en lumière visible, conditions normales d'acquisition

Une deuxième option, adoptée par tous les industriels de la reconnaissance de l'iris qui correspond à la norme ISO [14] est l'utilisation d'une ou plusieurs sources infrarouge comme illuminateur puissant. La figure (20) montre le même iris que celui de la figure (18) mais acquis avec une lumière infrarouge. L'infrarouge possède deux avantages majeurs 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 (17) 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'œil.

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'œil (dit 'eye-safe') [13].



Figure II - 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 de une à quatre diodes LED de longueurs d'onde différentes. L'iris obtenu a un diamètre compris entre 100 et 200 pixels. Il a été prouvé récemment que la capture d'une image d'iris de bonne qualité avec une coopération minimale de l'utilisateur était possible.

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 [13].

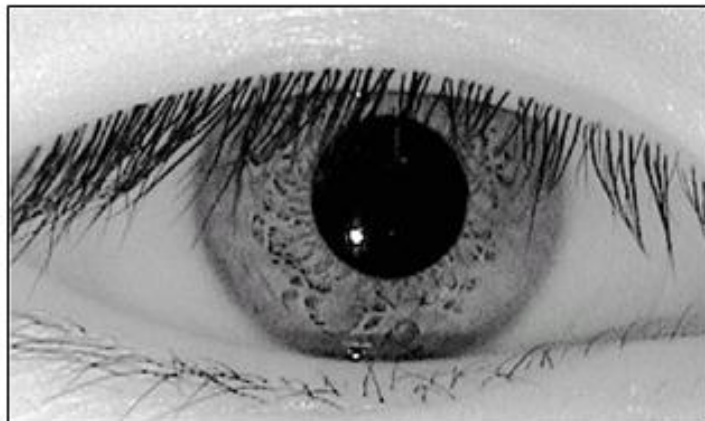


Figure II - 4 : Image acquise en infrarouge

2.2. 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 (21) est entourée par des frontières extérieures (iris-blanc de l'œil) et des frontières intérieures (iris-pupille).

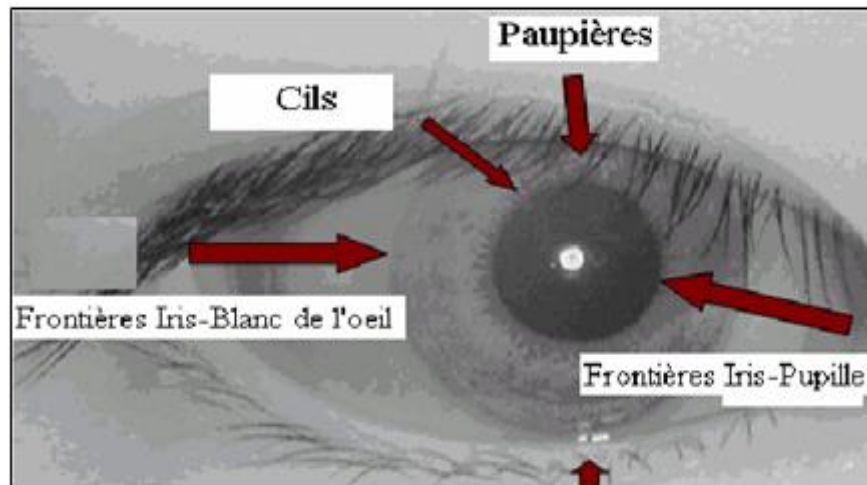


Figure II - 5 : Une image d'iris avec les différentes parties à détecter

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 fig.21). Ces reflets dépendent du nombre de diodes LED, de leur puissance et de la position de l'œil 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'œil. Une acquisition en proche infrarouge complique la tâche de segmentation car le contraste blanc de l'œil-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 [15].

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'œil ainsi que d'extraire de l'image de l'œil différents éléments qui sont considérés comme bruits.

2.3. La normalisation de l'iris

L'iris est un disque percé à l'intérieur par un autre disque plus petit, la pupille. Les deux cercles que constituent les frontières de l'iris avec le blanc de l'œil, ainsi que les frontières de la pupille avec l'iris ne sont pas parfaitement concentriques.

De plus, avec les contractions et les dilatations de l'iris ainsi que la variation des distances d'acquisition entre les personnes et l'objectif, la taille du disque de l'iris n'est pas toujours constante. Daugman a permis de palier à ce problème en transformant le disque irrégulier de l'iris en une image rectangulaire de taille constante, nous développerons cette méthode par la suite.

2.4. L'extraction du gabarit de l'œil

Il s'agit d'extraire de l'image normalisée de l'iris des points, des vecteurs ou des coefficients caractéristiques de la personne.

2.5. La mise en correspondance

Cette dernière étape consiste à comparer les gabarits d'iris extraits entre eux pour la prise de décision.

3. Les difficultés de la reconnaissance par l'iris

Dans la biométrie de l'iris, on trouve beaucoup d'obstacles à surmonter afin d'arriver à définir un système de reconnaissance fiable. En effet, l'iris est un organe interne du corps qui doit sa visibilité depuis l'extérieur à la cornée qui a comme propriété de réfléchir les rayons de la lumière comme un miroir, entraînant des difficultés de reconnaissance quelque soit le mode d'acquisition utilisé.

- Un autre problème risque de surgir avec la texture de l'iris, car des bruits occultes peuvent rendre la tâche plus complexe, on parlera principalement de la présence des

paupières qui selon l'ouverture de l'œil, les populations, pourrait changer et donc occulter la texture de l'iris.

- Ces bruits peuvent provenir aussi des cils, à cause de leurs formes irrégulières ainsi que de leurs positions aléatoires. Le port de lunettes ou de lentilles entraîne aussi des difficultés de reconnaissance de la texture de l'iris ou carrément fausser l'identification.
- En plus de ces bruits occultes, on trouve aussi des bruits flous dont l'origine peut être due à diverses raisons, étant donné la petite taille de l'iris, son acquisition se fait d'une certaine distance nécessitant une focale assez puissante. Du coup, le respect d'une certaine distance est de rigueur sinon les détails de la texture de l'iris auront un aspect de flou si cette condition n'est pas respectée.

Les mouvements brusques de l'œil constituent aussi une autre nature de flou, l'ouverture et la fermeture des paupières ainsi que la dilatation et la contraction des pupilles peuvent engendrer un flou de bougé si le mouvement est supérieur à la sensibilité de la caméra d'acquisition. De ce fait, l'iris acquis dans ces conditions manquera cruellement de détail au niveau de la texture surtout et la reconnaissance sera difficile dans ce cas pour ne pas dire compromise.

4. Les méthodes de reconnaissance par l'iris

4.1. La méthode Daugman

Le système de Daugman est basé sur une méthode de détection de l'iris dans l'image de l'œil [16]. Détecter l'iris revient à détecter au moins les pixels formants la frontière entre l'iris et la pupille et entre l'iris et le blanc de l'œil.

Il a aussi proposé une méthode pour normaliser la forme de l'iris, une méthode d'extraction de paramètres intrinsèques de l'iris, un moyen de transformer ces paramètres extraits en un code de taille constante et un moyen de prise de décision qui sied autant aux systèmes de vérification qu'à ceux d'identification des individus [17].

4.1.1. Normalisation de l'iris : méthode pseudo polaire

L'iris est un disque possédant des irrégularités dues à la contraction et la dilatation 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 concevoir 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 :

On assigne à chaque pixel de l'iris dans le domaine cartésien un correspondant dans le domaine pseudo polaire suivant la distance du pixel par rapport aux centres des cercles et l'angle qu'il fait avec ces centres.

Plus précisément la transformation se fait suivant l'équation suivante :

$$\begin{aligned}x(r, \theta) &= (1 - r)x_p(\theta) + rx_s(\theta) \\y(r, \theta) &= (1 - r)y_p(\theta) + ry_s(\theta) \quad (1)\end{aligned}$$

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

De même $y_P(\theta)$ représente l'ordonnée de ce même point, alors $x_S(\theta)$ $y_S(\theta)$

représentent les coordonnées des points obtenus par le même principe mais sur le contour de l'iris. La figure 20. montre une image normalisée obtenue par ce processus.

Comme il est montré l'image normalisée est rectangulaire de taille constante, généralement la taille choisie est de 80*512 pixels. La largeur de l'image représente la variation sur l'axe angulaire alors que la hauteur représente les variations sur l'axe radial.

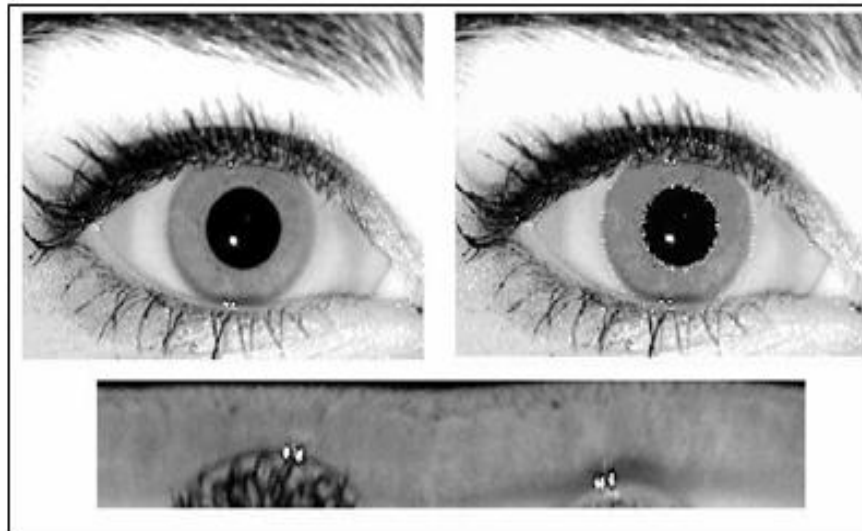


Figure II - 6 : Image de l'œil (en haut à gauche), image d'iris segmenté (en haut à droite) Image d'iris normalisé (en bas)

4.1.2. 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 [18].

Cette spécificité a fait des filtres de Gabor un moyen puissant d'analyse de texture et de classification.

Les filtres de Gabor analysent la texture de l'iris suivant différentes résolutions et différents angles, leur forme est donnée par l'équation

$$\iint_{\rho\varphi} e^{-i\omega(\theta_e-\varphi)} e^{-(r_e-\rho)^2/\alpha^2} e^{-\frac{(\theta_e-\varphi)^2}{\beta^2}} I(\rho,\varphi)\rho d\rho d\varphi \quad (2)$$

où $I(\rho, \varphi)$ représente l'image en coordonnées polaires. α et β les paramètres des dimensions de la fenêtre d'analyse de Gabor, ω la fréquence en ondelette de Gabor, couvrant

trois octaves en proportion inverse de β . Enfin r_0 et θ_0 représentant les coordonnées des points d'analyse de l'ondelette de Gabor.

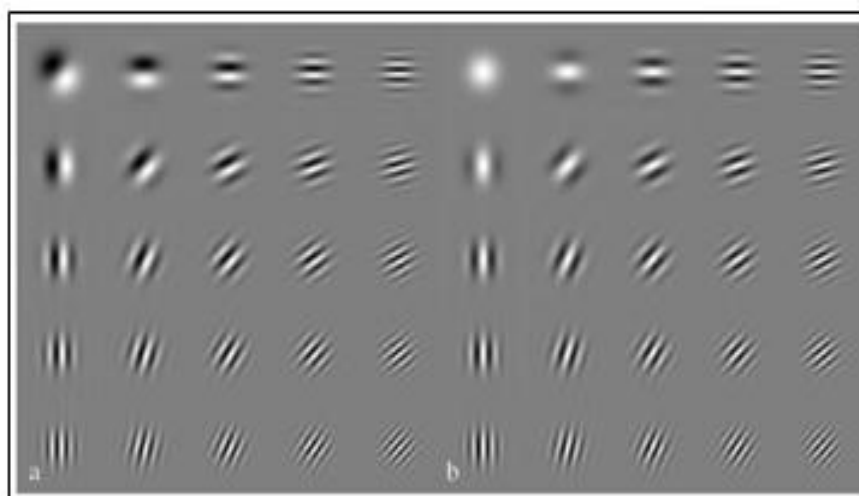


Figure II - 7 : Banque de filtres de Gabor suivant plusieurs orientations (a) et (b)

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 et l'étude de la phase de Gabor.

Il est établi que la phase des analyses multi-résolution est plus informative que les amplitudes qui peuvent souffrir des problèmes d'illumination, 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 10 selon l'appartenance de la base à l'un des quatre quadrants du cercle trigonométrique qui sont uniformément découpés.

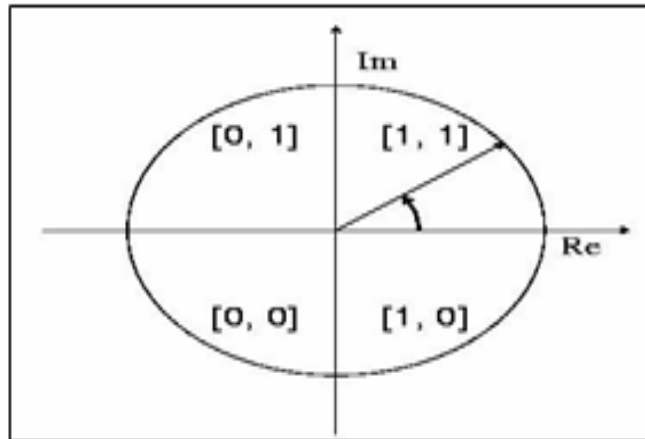


Figure II - 8 : Principe de codage de phase sur quatre quadrants en 2 bits

Il est à noter que chaque passage entre un quadrant et un quadrant adjacent entraîne un changement d'un seul bit. Ceci limitera les erreurs si la phase calculée est à la frontière entre deux quadrants adjacents. Cette opération revient à coder les signes de la partie réelle et de la partie imaginaire des coefficients de Gabor obtenus et d'assigner 1 au code si le coefficient est positif et 0 si le coefficient de Gabor est négatif. 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.

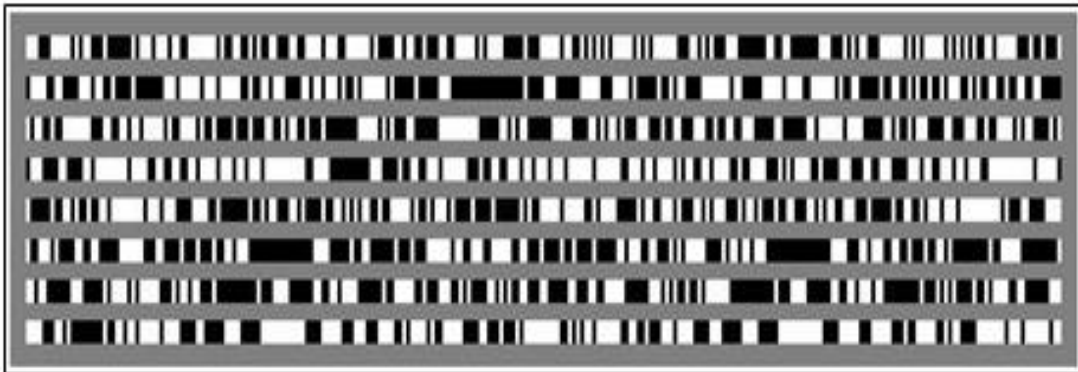


Figure II - 9 : Exemples d'iris code générés par la méthode Daugman

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

4.1.3. Calcul des scores : La distance de Hamming

En calculant la distance de Hamming, on pourra ainsi aboutir au calcul du score grâce à la formule suivante :

$$HD = \frac{\|(\text{code } A \otimes \text{code } B) \cap \text{mask } A \cap \text{mask } B\|}{\|\text{mask } A \cap \text{mask } B\|} \quad (3)$$

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.

Pour pallier aux problèmes de rotations qui sont dus aux positions de l'œil par rapport à la caméra, Daugman génère 7 iris codes chacun correspondant à un angle particulier de rotation de l'image de référence.

La comparaison entre deux iris revient donc à comparer un iris code avec les 7 iris codes correspondants aux différentes rotations. La distance considérée est la distance minimale normalisée entre les sept comparaisons.

4.1.4. Avantages La méthode Daugman

- Capable de donner des taux de reconnaissance parfaits . cependant , les résultats publiés ont souvent été obtenus sous des conditions de capture favorables.
- Permettre une meilleure visualisation de l'image
- Faciliter les traitement ultérieurs
- Amélioration de l'image (renforcement du contraste , réduction du bruit ...)

4.2. La méthode Wildes

Cette méthode est l'une des seules à proposer une approche complètement différente de celle de Daugman [19], on trouvera des différences dans toutes les phases de traitement, c'est-

à-dire, la capture de l'iris, la segmentation, la normalisation et la reconnaissance. Dans le module de segmentation, Wildes a adopté une méthode basée sur la transformée de Hough

circulaire et elliptique. La normalisation s'effectue en alignant une image $I_a(x,y)$ avec la référence $I_d(x,y)$.

Elle se fait en utilisant une fonction de transformation des pixels $u(x,y),v(x,y)$ telle quelles niveaux de gris apparaissant dans $I_a(x-u,y-v)$ et $I_d(x,y)$ soient les plus proches possible. D'une manière générale les fonctions u et v doivent minimiser l'intégrale suivante :

$$\int_x \int_y \left(I_d(x,y) - I_a(x-u,y-v) \right)^2 dx dy \quad (4)$$

En utilisant la contrainte de transformation suivante :

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} - sR(\varphi) \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (5)$$

Où s et R représentent respectivement le facteur d'échelle et la matrice de rotation par un angle.

En utilisant une méthode de minimisation itérative, il est possible de déduire les valeurs de s et de φ .

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

4.2.1. Avantages et Inconvénients La méthode Wildes

✓ Avantages

- Le système de Wildes modèle les paupières comme des arcs paraboliques
- Les paupières supérieure et inférieure sont détectées en utilisant une approche basée sur la transformation de Hough.
- Leur algorithme recherche dans l'espace pour les trois paramètres de circonférence

✓ **Inconvénients**

- La seule différence est qu'il vote pour les arcs paraboliques au lieu de cercles. Un point faible de la détection de front et de l'approche de transformation de Hough est l'utilisation de seuils dans la détection des bords.
- Différents réglages des valeurs de seuil peuvent entraîner des bords différents qui affectent à leur tour le résultat de la transformation de Hough de manière significative.

4.3. La méthode Miyazawa

Le concept de la corrélation de phase a été introduit par Miyazawa et al [20] pour la vérification par l'iris. Ils ont utilisé une corrélation basée sur la phase de Fourier à bande limitée afin de contrer les problématiques dues aux images de mauvaises qualités. Ils ont proposé un moyen de normaliser les scores de corrélation selon la taille de l'image utilisée après détection des bruits.

4.4. L'approche IriTech : l'utilisation de l'ondelette de Haar

La société IriTech a proposé une alternative à la méthode Daugman en utilisant une approche basée sur l'ondelette de Haar comme un moyen d'analyse multi-résolution [21]. Pour cela, un calcul de 1024 coefficients de Haar est effectué sur différentes zones de l'iris puis comparés entre eux en calculant une différence entre les coefficients des hautes fréquences et ceux des basses fréquences qui n'ont pas été générés par des paupières ou des cils.

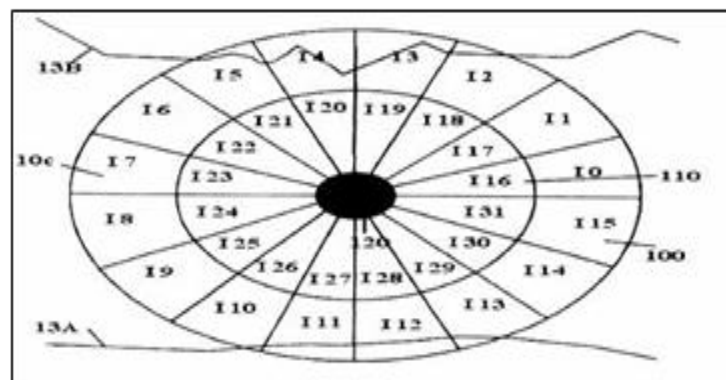


Figure II - 10 : Découpage de l'iris en secteurs par IriTech

4.5. L'approche CASIA : les mesures ordinales

L'équipe de CASIA (Chinese Academy of Science Institute of Automation) a basé sa méthode sur le principe des mesures ordinales [22]. Ce concept est défini comme étant un ordre relatif, c'est-à-dire, dans le cas du traitement d'image, l'information de l'intensité associée à un objet peut varier selon les illuminations. Pourtant, les relations entre des régions voisines présentent une relative stabilité qui reflète la nature intrinsèque de l'objet.

Dans la méthode proposée par CASIA, La comparaison des différentes parties de l'iris est effectuée au moyen de filtres différentiels. Ces filtres différentiels sont des filtres 2D qui ont la forme des filtres de Gabor, mais à la place d'avoir un seul lobe, les filtres différentiels en ont plusieurs dans différentes positions.

Cependant, on trouvera une similarité avec la méthode Daugman au niveau du codage des coefficients obtenus par ces filtres, par conséquent leurs codages se feront sur 2 bits selon leurs signes. Une autre similarité est relevée au niveau de la comparaison qui se fait par la distance de Hamming.

4.6. La méthode Masek

C'est un système open-source de reconnaissance des personnes par l'iris [23]. Dans cette méthode, la reconnaissance de l'iris se fait par une segmentation à base de la transformée de Hough, par une localisation circulaire de l'iris et de la pupille tout en éliminant les bruits provoqué par les cils, les paupières et les reflets.

Ensuite, l'iris extrait est normalisé en un bloc rectangulaire pour tenir compte de l'inconsistance de l'image. Après cette étape, les données de phase du filtre log-Gabor 1-D sont extraites et quantifiées en quatre niveaux pour coder le modèle unique de l'iris dans un autre modèle biométrique bit à bit. En dernier lieu, la distance de Hamming est employée pour la prise de décision.

4.6.1. Avantages La méthode Masek

- Masek a introduit un système ouvert de reconnaissance de l'iris [3] pour la vérification de l'unicité de l'iris humain et aussi sa performance en tant que biométrie
- Le seuillage a été utilisé pour isoler les cils ainsi que les réflexions.
- Le seuillage a été utilisé pour isoler les cils ainsi que les réflexions. Maintenant, la région segmentée de l'iris a été normalisée afin d'éliminer les incohérences

dimensionnelles entre les régions de l'iris. Ceci a été réalisé en appliquant une version de Daugman

4.7. Le système OSIRIS

Ce système est un open-source de reconnaissance des personnes par l'iris écrit en C++ composé de plusieurs modules et il est inspiré des travaux de Daugman [24]. On distinguera deux modules dans ce système.

Le premier module est celui de la segmentation, il utilise la transformée de Hough pour détecter l'iris et la pupille il se rapproche notamment du module développé par Masek. Ce module est appelé non portable car il a été optimisé sur CASIAv1 et donc adapté à la nature des images de cette base.

Le module de classification est basé sur la démodulation de la phase de Gabor et le calcul de la distance de Hamming. Le système de référence possède plusieurs sous-modules, certains portables (utilisables sur toutes les bases de données sans un grand effort d'optimisation) et non portables (utilisés sans effort de réajustement de paramètres sur la nouvelle base de données).

Le système de référence a été pensé de telle façon que les utilisateurs puissent changer facilement les filtres appliqués sur l'image (forme et localisation).

- Lecteur d'images : Lit et formate les images d'entrées. Dans notre cas les images en entrée doivent être au format BMP
- Segmentation d'iris : Isole le disque de l'iris de l'image de l'œil. La localisation des deux cercles de l'iris et de la pupille se fait au moyen de la transformée de Hough.
- Normalisation de l'iris : ce module utilise le modèle de normalisation proposé par Daugman. Une égalisation d'histogramme est aussi utilisée pour une normalisation sur l'illumination.
- Extraction de paramètres : ce module applique les filtres définis par l'utilisateur à des points particuliers de l'image eux même fixés par l'utilisateur.
- Extraction de gabarits : chaque coefficient est codé en un bit selon son signe. Le résultat est un code binaire de taille égale au nombre de points multiplié par le nombre de filtres utilisés.

- Extraction de masque : nous avons aussi défini un code masque en utilisant l'image prétraitée et la position des points d'analyse afin d'indiquer les bits erronés de ceux qui correspondent effectivement à la texture de l'iris analysée.
- Classification : la comparaison entre les deux codes qu'on veut mettre en correspondance ainsi qu'éventuellement leurs masques correspondants.

5. Autres méthodes et approches

5.1. La méthode de Boles et Boashash

Dans cette approche, les zéros crossings de la transformée en ondelettes sont calculés sur la base de cercles concentriques de l'iris [25], dans différents niveaux de résolution. Ainsi, les signaux 1-D résultants sont comparés aux caractéristiques du modèle en utilisant des fonctions de dissimilarités. Mais l'efficacité de cette technique n'a toujours pas été démontrée sur deux iris différents.

5.2. L'approche de Sanchez-Rellio et al

Cette approche s'est inspirée en grande partie des travaux de Daugman [26]. Dans cette méthode, la texture de l'iris est transformée partiellement en un équivalent rectangulaire et l'extraction du code se fait par la binarisation des résultats de filtrages avec la partie imaginaire des filtres complexe de Gabor. Ensuite, la distance de Hamming est utilisée pour la comparaison entre les deux codes d'iris résultant.

5.3. L'approche de Lim et al

Dans cette méthode, l'analyse des motifs de l'iris se fait à l'aide de la transformée en ondelette à partir d'une représentation rectangulaire de l'iris [27]. La texture de l'iris est décomposée sur quatre niveaux et on construit alors un vecteur de 87 caractéristiques en combinant la sous-image du quatrième niveau avec l'intensité moyenne des trois autres sous-images. L'identification se fait grâce à un classificateur basé sur un réseau par quantification vectorielle.

5.4. L'approche de Ma et al

La base de cette méthode se situe dans une banque de filtres spatiaux [28], dont les noyaux sont adaptés pour la reconnaissance de l'iris afin de capturer les caractéristiques locales de l'iris pour ainsi reproduire les textures de chacun de ses éléments.

5.5. L'approche Sudha

La distance de Hausdorff est utilisée pour la reconnaissance de l'iris en calculant les caractéristiques des pointes binaires des images normalisées. Pour l'identification, on utilise les dissemblances des valeurs des paramètres de la taille du bloc de la base de données UPOL.

5.6. Les bases de données publiques

Le manque de bases de données d'images de l'iris a été un réel handicap dans le domaine de la recherche, étant donné que la plupart des capteurs d'iris étaient développés à des fins commerciales. Le constat était un manque flagrant de méthode de reconnaissance par l'iris.

Le CASIA [28] fut le premier institut à partager sa base de données d'images d'iris collectées, ensuite, s'en est suivi plein d'autres tels que UPOL [29], UBATH [30] et ICE [31]. La base de données de CASIAv1 inclue 756 images de 108 personnes, c'est-à-dire, 7 images acquises par personne dans 2 sessions différentes espacées de quelques semaines, la résolution de ces images est de 320*280. Cette base de données est considérée comme étant propre parce que les images sont nettes et ont subi des prétraitements avant d'être mises à la disposition des chercheurs. Ainsi, les images ont été centrées et les pupilles colorées en noir. Le point faible de cette base de données se situe dans le fait que l'iris soit faiblement couvert par les paupières et les cils. Une deuxième version de cette base de données a été mise à la disposition des chercheurs, composée de 2400 images de 120 classes d'yeux différentes. La CASIAv2 inclut des images floues, avec différentes illuminations et le port des lunettes sont autorisés. La résolution des images est de 640*480



Figure II - 11 : Exemple tiré de la base de données CASIA v1

Une autre base de données nommée UPOL est composée de 384 images de 64 sujets distincts. La qualité des images est bonne : il n'y a aucune occlusion des paupières ou des cils. Les images sont acquises en couleur sous le format PNG avec une résolution de 768*576.

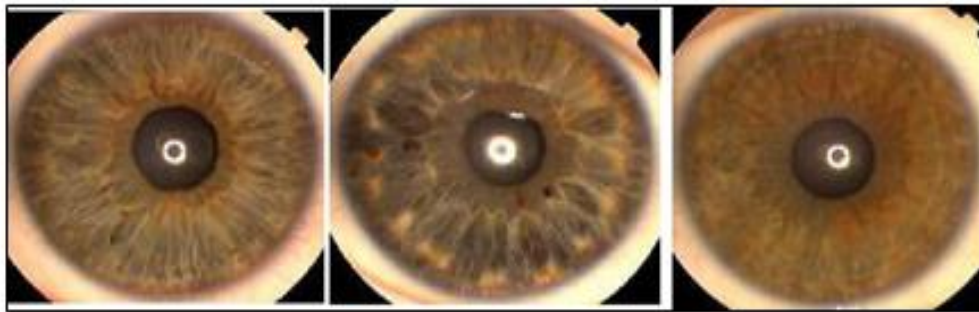


Figure II - 12 : Exemple de base de données UPOL

Il existe aussi une base de données développée par l'université de Bath grâce à un système de capture permettant d'acquérir des images de haute qualité. 2000 images d'iris de 50 personnes sont disponibles, la qualité et la résolution des images de la base UBATH dépassent largement celles des autres bases disponibles, la résolution disponible est de 1280*960.

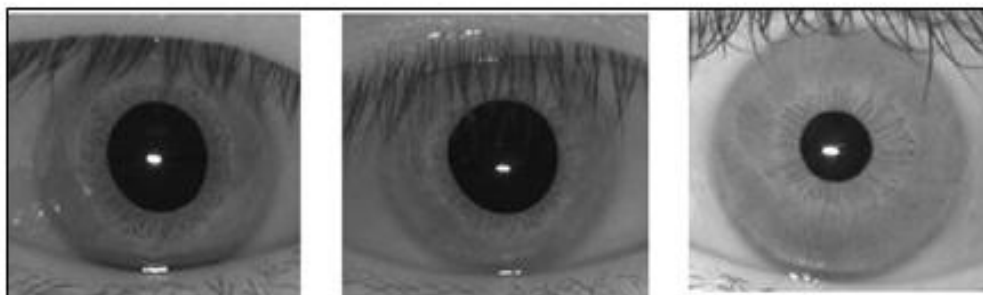


Figure II - 13 : Exemple de base de données UBATH

UBIRIS est une base de données qui a été pensée pour tester la robustesse des algorithmes de reconnaissance d'iris aux différents types de dégradations de qualité d'images d'iris. Dans ce but, plusieurs variations des conditions d'acquisition et diverses dégradations des images ont été introduites dans cette base de données. Elle contient 1877 images de résolution 400*300 de 241 personnes capturées en deux sessions.

Puisque le mode d'acquisition choisi était la lumière visible, les images sont aussi disponibles en couleur sous deux résolutions possibles : 800*600 et 200*150. Le grand point faible de cette base de données est qu'elle a été acquise en lumière visible et ne peut donc être utilisée pour évaluer des systèmes développés sur des images en infrarouge.

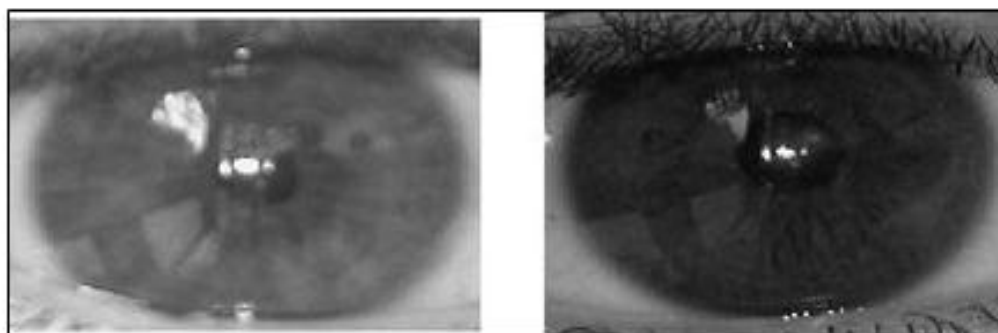


Figure II - 14 : Exemple de base de données UBIRIS

La base ICE 2005 contenant 2953 images d'iris de 132 personnes a été mise à la disposition des chercheurs par le NIST (National Institut of Standards and Technology). Cette base de données est une sous partie d'une base plus large de plus de 25 094 images. La base contient plusieurs variations intra classe et différents types de dégradation.

En effet les images peuvent être occultées par les paupières et les cils. Le niveau de flou et le niveau de flou de bougé sont largement supérieurs à ceux présents dans les autres bases précédemment citées. On notera aussi que dans la plupart des cas, l'iris gauche et droit sont acquis en même temps.

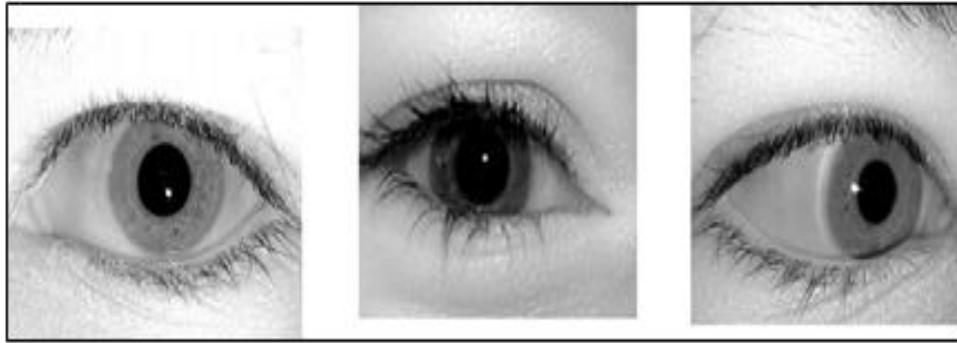


Figure II - 15 : Exemple de base de données ICE

6. 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.

Chapitre III :Modélisation Et Implémentation

1.Introduction.....	48
2.La base de données l'iris.....	48
2.1.Base de données CASIA V1.0.....	48
3.La méthode utilisé KNN.....	52
3.1.Introduction.....	52
3.2.Principe.....	52
3.3.Méthodologie.....	53
3.4.Avantages et inconvénients.....	56
3.5.Travail à réaliser.....	57
4.Notre système de reconnaissance d'iris.....	60
4.1Introduction.....	60
4.2.Sous système d'apprentissage.....	60
4.3.Sous system de reconnaissance.....	67
5.Implémentation.....	68
5.1.Introduction.....	68
5.2.Environnement et outils de mise en œuvre.....	68
5.3.L'application développée.....	70
6.Conclusion.....	74

1. Introduction

Cette partie sera consacrée à tout ce qui concerne la biométrie de l'iris, on relatara les étapes constituant un système biométrique de reconnaissance par l'iris, on développera le volet d'acquisition d'une image de l'iris, de l'architecture du système d'acquisition, des obstacles rencontrés lors de l'acquisition d'un iris, puis on fera le point sur les différentes méthodes de segmentation d'iris, on détaillera la méthode Daugman qui est citée comme une référence dans ce domaine et surtout l'une des premières méthodes élaborée et efficace.

En conclusion on terminera ce chapitre on citera les principales bases de données utilisées à travers ces différents travaux et méthodes sans oublier celles qu'on utilisera pour notre travail.

2. La base de données l'iris

Une base de données est une entité dans laquelle il est possible de stocker des données de façon structurée et avec le moins de redondance possible. Ces données doivent pouvoir être utilisées par des programmes, par des utilisateurs différents. Ainsi, la notion de base de données est généralement couplée à celle de réseau, afin de pouvoir mettre en commun ces informations. Il existe différentes bases de données dans le domaine de la biométrie, ce qui donne l'avantage de pouvoir choisir la base de données convenable pour leurs travaux. La plupart de ces bases de données ne sont pas disponible gratuitement. Dans ce travail nous allons utiliser la base de données CASIA-IrisV1[32].

2.1. Base de données CASIA V1.0

Les images d'iris de CASIA V1.0 ont été capturées à l'aide d'un appareil photo très puissant. Elle contient 756 images d'iris correspondant à 108 individus, ces images ont été prises sous lumière proche infrarouge (Figure III -1), avec une résolution de 320 x 280 pixels. Ces images sont de très bonne qualité avec des détails de texture d'iris très clairs. Chaque individu contient 7 images d'iris réparties en deux sessions: 3 images pour la première session et 4 pour la deuxième session.



Figure III - 2 : L'appareil développé par CASIA pour la collection de la base de données CASIA-IrisV1

2.1.1. Caractéristiques de la base de données CASIA-IrisV1

CASIA, «Chinese Academy of Science Institute of Automation», partage une base de données pour des images de l'Iris humain qu'elle a collectée. La base de données CASIAIris V1 [32], première base publique a été demandée par plus de 1400 groupes de recherches, de 70 pays des cinq continents. La base de données est considérée comme étant très propre, c'est à dire que les images sont toutes nettes, les Iris sont faiblement couvertes de paupières et de cils. Les images ont aussi subi plusieurs prétraitements avant d'être mises à la disposition des chercheurs, ainsi les images ont été centrées et la pupille colorée en noir, comme montré par la figure (Figure III - 2). Dans ce présent travail nous avons utilisé la base de données des images CASIA -IrisV1, sa répartition en classes est composée principalement par les images Iris des personnes asiatiques. Chaque classe de l'Iris est composée de 7 échantillons du même œil. Le tableau (1) montre les caractéristiques de la base de données CASIA-IrisV1:

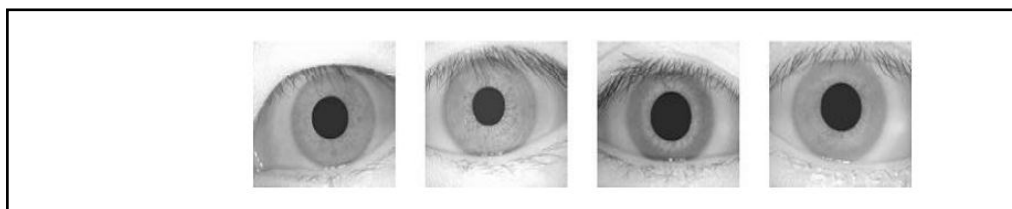


Figure III - 3 : Exemples d'images d'iris de la base de données CASIA V1

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

Tab III.1. Statistiques de CASIA V1.0.

2.1.2. Organisation de la Base de données CASIA-IrisV1

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

suivante: **XXX_A_B.bmp** avec

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

A: l'indice qui désigne la session.

B: l'indice de l'image dans la session. Vont de 1 à 3 dans la première session, et de 1 à 4 dans la deuxième session. Alors «**XXX_A_B.bmp**» signifie l'image Iris de l'indice **B** dans la session **A** de la classe

XXX de format bitmap.

2.1.3. Répartition de la base de données

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

	N° images	Positions
Apprentissage	324 images	001_1_1, 001_2_2, 001_1_3
Client	324 images	001_2_1, 001_2_2, 001_2_3
Imposteur	108 images	001_2_4

Tab III.2. Protocole de CASIA-IrisV1.

Notre base de données sera répartie comme suit :

- 42,85% de la base de données, est réservé pour l'apprentissage, c'est-à-dire l'estimation des paramètres du modèle (classificateur).
- 28,57% de la base de données, est réservé à l'ensemble de validation. Cet ensemble est utilisé pour valider le meilleur modèle.
- 28,57% de la base de données est utilisé comme ensemble de test. Cet ensemble qui n'a pas été utilisé dans l'élaboration du meilleur modèle (classificateur), permet de déterminer la performance du meilleur modèle sélectionné dans la phase de validation

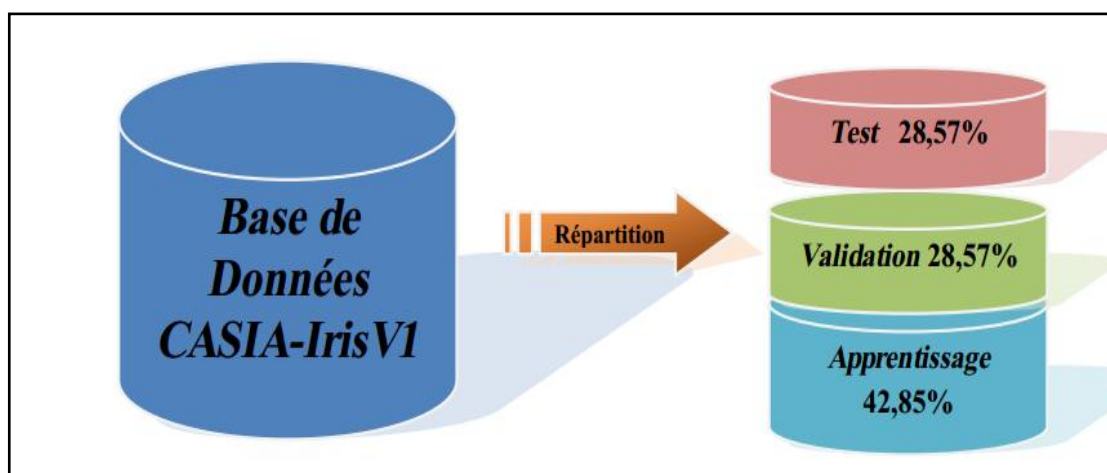


Figure III - 4 : Répartition de la base de données en trois sous-ensembles.

3. La méthode utilisé KNN

3.1. Introduction

Les méthodes d'apprentissage statistique et de classification [33] sont d'un intérêt majeur en recherche diagnostique, plus précisément dans l'identification des combinaisons de bio marqueurs qui constitueront les futurs tests de diagnostic in vitro. La méthode des k plus proches voisins pondérés [34], figurant parmi les méthodes à base de voisinage, offre dans ce contexte des performances très intéressantes.

3.2. Principe

- **Méthode très intuitive qui classe les exemples non étiquetés sur la base de leur similarité avec les exemples de la base d'apprentissage**

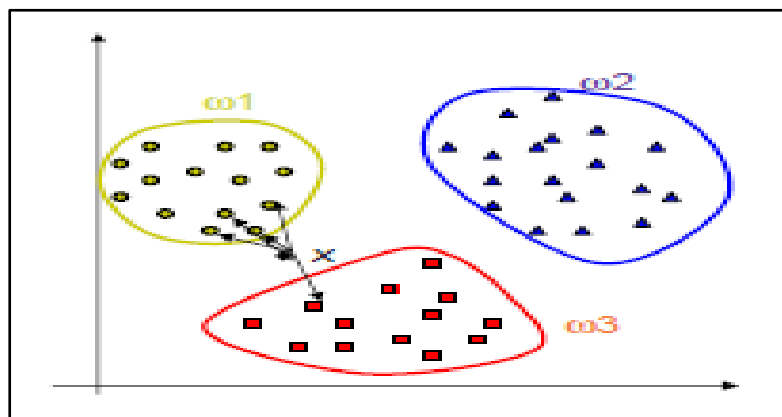
Pour un exemple non étiqueté x , trouver les k "plus proches exemples étiquetés de la base d'apprentissage et affecter à x la classe qui apparaît le plus souvent

- **Les k-PPV nécessitent seulement :**

- Un entier k
- Une base d'apprentissage
- Une métrique pour la proximité

✓ Exemple

- Dans l'exemple suivant, on a 3 classes et le but est de trouver la valeur de la classe de l'exemple inconnu x
- On prend la distance Euclidienne et $k=5$ voisins
- Des 5 plus proches voisins, 4 appartiennent à ω_1 et 1 appartient à ω_3 , donc x est affecté à ω_1 , la classe majoritaire



3.3. Méthodologie

3.3.1. L'algorithme KNN

L'algorithme KNN figure parmi les plus simples algorithmes d'apprentissage artificiel. Dans un contexte de classification d'une nouvelle observation \mathbf{x} , l'idée fondatrice simple est de faire voter les plus proches voisins de cette observation. La classe de \mathbf{x} est déterminée en fonction de la classe majoritaire parmi les k plus proches voisins de l'observation \mathbf{x} .

La méthode KNN est donc une méthode à base de voisinage, non-paramétrique ; Ceci signifiant que l'algorithme permet de faire une classification sans faire d'hypothèse sur la fonction $y=f(x_1, x_2, \dots, x_p)$ qui relie la variable dépendante aux variables indépendantes.

- **Algorithme 1-NN**

La méthode du plus proche voisin est une méthode non paramétrique où une nouvelle observation est classée dans la classe d'appartenance de l'observation de l'échantillon d'apprentissage qui lui est la plus proche, au regard des covariables utilisées. La détermination de leur similarité est basée sur des mesures de distance.

Formellement, soit L l'ensemble de données à disposition ou échantillon d'apprentissage :

$$L = \{(y_i, \mathbf{x}_i), i = 1, \dots, n_L\}$$

où $y_i \in \{1, \dots, c\}$ dé note la classe de l'individu i et le vecteur $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, \dots, x_{ip})$

les variables prédictrices de l'individu i . La représente détermination du plus proche voisin est basée sur une fonction distance arbitraire $d(\cdot, \cdot)$.

La distance euclidienne ou dissimilarité entre deux individus caractérisés par p covariables est définie par:

$$d((x_1, x_2, \dots, x_p), (u_1, u_2, \dots, u_p)) = \sqrt{(x_1 - u_1)^2 + (x_2 - u_2)^2 + \dots + (x_p - u_p)^2}$$

Ainsi, pour une nouvelle observation (y, \mathbf{x}) le plus proche voisin $(y(I), \mathbf{x}(I))$ dans l'échantillon d'apprentissage est déterminé par :

$$d(\mathbf{x}, \mathbf{x}_{(1)}) = \min_i (d(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i))$$

et $(1) \hat{y} = y(I)$, la classe du plus proche voisin, est sélectionnée pour la prédiction de y . Les notations $x(j)$ et $y(j)$ représentent respectivement le j 'ème plus proche voisin de x et sa classe d'appartenance.

Parmi les fonctions distance types, la distance euclidienne est définie comme suit :

$$d(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \left(\sum_{s=1}^p (x_{is} - x_{js})^2 \right)^{\frac{1}{2}}$$

$$d(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \left(\sum_{s=1}^p |x_{is} - x_{js}|^q \right)^{\frac{1}{q}}$$

et plus généralement la distance de Minkowski :

La méthode est justifiée par l'occurrence aléatoire de l'échantillon d'apprentissage. La classe $Y(I)$ du voisin le plus proche $\mathbf{x}(I)$ d'un nouveau cas \mathbf{x} est une variable aléatoire.

Ainsi la probabilité de classification de \mathbf{x} dans la classe $y(I)$ est $P[Y(I) / \mathbf{x}(I)]$. Pour de grands échantillons d'apprentissage, les individus \mathbf{x} et $\mathbf{x}(I)$ coïncident de très près, si bien que

$$P[y_{(I)} / \mathbf{x}_{(I)}] \approx P[y / \mathbf{x}]$$

Ainsi, la nouvelle observation

(individu) \mathbf{x} est prédite comme appartenant à la vraie classe y avec une probabilité égale approximativement à $P[y/\mathbf{x}]$.

- **Algorithme KNN**

Une première extension de cette idée, qui est largement et communément utilisée en pratique, est la méthode des k plus proches voisins. La plus proche observation n'est plus la seule observation utilisée pour la classification. Nous utilisons désormais les k plus proches observations. Ainsi la décision est en faveur de la classe majoritairement représentée par les k voisins. Soit k_r le nombre d'observations issues du groupe des plus proches voisins appartenant à la classe r

$$\sum_{r=1}^c k_r = k$$

Ainsi une nouvelle observation est prédite dans la classe l avec :

$$l = \max_r (k_r)$$

Ceci évite que la classe prédite ne soit déterminée seulement à partir d'une seule observation. Le degré de localité de cette technique est déterminé par le paramètre k : pour $k=1$, on utilise la méthode du seul plus proche voisin comme technique locale maximale, pour k/n on utilise la classe majoritaire sur l'ensemble intégral des observations (ceci impliquant une prédiction constante pour chaque nouvelle observation à classifier).

3.3.2. Méthode des k plus proches voisins pondérés et classification ordinale

- **Similarité entre voisins**

Cette technique étend la méthode des k plus proches voisins selon deux voies :

1) Tout d'abord, un schéma de pondération des plus proches voisins est introduit en fonction de leur similarité avec la nouvelle observation à classer

2) Basé sur le fait que le vote des plus proches voisins est équivalent au mode de la distribution de la classe, la seconde extension utilise la médiane ou la moyenne de cette distribution, si la variable cible est relative à une échelle ordinale ou de niveau plus élevé.

Cette extension est fondée sur l'idée que les observations de l'échantillon d'apprentissage, qui sont particulièrement proches de la nouvelle observation (y, \mathbf{x}) , doivent avoir un poids plus élevé dans la décision que les voisins qui sont plus éloignés du couple (y, \mathbf{x}) .

Ce n'est pas le cas avec la méthode KNN : en effet seuls les k plus proches voisins influencent la prédiction, mais l'influence est identique pour chacun des voisins, indépendamment de leur degré de similarité avec (y, \mathbf{x}) . Pour atteindre ce but, les distances, sur lesquelles la recherche des voisins est fondée dans une première étape, sont transformées en mesures de similarité, qui peuvent être utilisées comme poids.

- **Standardisation des covariables (afin d'homogénéiser le calcul des distances)**

Dans une première étape, les k plus proches voisins sont sélectionnés selon la distance de Minkowski, en supposant que les deux paramètres k et q aient été fixés par l'utilisateur.

Afin de pondérer de façon équitable chacune des covariables pour le calcul des distances, les valeurs doivent être standardisées. Dans un contexte de ratio ou de différence, cet objectif est atteint en divisant simplement les variables par leur déviation standard.

- **Règle de classification d'une nouvelle observation**

Après détermination des mesures de similarités entre observations, chaque nouveau cas (y, \mathbf{x}) est attribué à la classe l de poids maximal, dans son voisinage à k voisins :

$$\text{Poids} \quad l = \max_r \left(\sum_{i=1}^k \underbrace{K(D(x, x_{(i)}))}_{\text{cumulé des}} I(y_{(i)} = r) \right)$$

voisins parmi les kNN qui appartiennent à la classe r

Les algorithmes KNN et 1-NN peuvent être vus comme cas particuliers : noyau rectangulaire pour KNN, et $k=1$ indépendamment du noyau choisi pour 1-NN

Le principal objectif de cette extension de méthode est d'obtenir une méthode qui jusqu'à un certain degré est indépendante d'un mauvais choix de k générant un taux élevé d'erreur de classification. Si k est choisi trop grand, les poids réduisent l'influence des voisins qui sont trop éloignés de la nouvelle observation.

- **Sélection échantillons d'apprentissage et tests :**

L'ensemble des données est divisé aléatoirement en deux parties, consistant respectivement en les 2/3 et 1/3 des données. L'échantillon d'apprentissage est utilisé comme un ensemble de prototypes et les observations de l'échantillon test sont prédites. Nous utilisons 50 tirages aléatoires d'échantillons d'apprentissages et tests et calculons la moyenne des taux d'erreurs sur ces 50 tirages.

3.4. Avantages et inconvénients

✓ Avantages

- La qualité de la méthode s'améliore en introduisant de nouvelles données sans nécessiter la reconstruction d'un modèle. Ce qui représente une différence majeure avec des méthodes telles que les arbres de décision et les réseaux de neurones.
- La clarté des résultats : la classe attribuée à un objet peut être expliquée en exhibant les plus proches voisins qui ont amené à ce choix
- La méthode peut s'appliquer à tout type de données même les données complexes tels que des informations géographiques, des textes, des images, du son. C'est parfois un critère de choix de la méthode PPV car les autres méthodes traitent difficilement les données complexes. Nous pouvons noter, également, que la méthode est robuste au bruit.
- Facile à mettre en œuvre.

✓ Inconvénients

- temps de classification : la méthode ne nécessite pas d'apprentissage ce qui implique que tous les calculs sont effectués lors de la classification. Contrairement aux autres méthodes qui nécessitent un apprentissage (éventuellement long) mais qui sont rapides en classification.
- méthode donnera de mauvais résultats Si le nombre d'attributs pertinents est faible relativement au nombre total d'attributs, car la proximité sur les attributs pertinents sera noyée par les distances sur les attributs non pertinents.
- Les performances de la méthode dépendent du choix de la distance, du nombre de voisins et du mode de combinaison des réponses des voisins

3.5. Travail à réaliser

Il s'agit d'implémenter en C l'algorithme des K-plus proches voisins pour prédire les classes de nouvelles données à partir de données étiquetées (données d'apprentissage). On commencera par le 1-ppv. L'algorithme 1nn est donné par le pseudo-code 1 ci-après.

Algorithm 1: Algorithme du plus proches voisin (1-ppv)

Input: Données d'apprentissage; $\mathbf{X}^{\text{train}} = (x_1^{\text{train}}, \dots, x_n^{\text{train}})$; classes des données d'apprentissage $z^{\text{train}} = (z_1^{\text{train}}, \dots, z_n^{\text{train}})$; $\mathbf{X}^{\text{test}} = (x_1^{\text{test}}, \dots, x_m^{\text{test}})$

Algorithme Knn :

```

for  $i \leftarrow 1$  to  $m$  do
  for  $j \leftarrow 1$  to  $n$  do
    Calculer la distance euclidienne entre  $x_i^{\text{test}}$  et  $x_j^{\text{train}}$  en utilisant l'équation (I)
     $d_j \leftarrow d(x_i^{\text{test}}, x_j^{\text{train}})$ 
  end
  Calculer la classe  $z_i^{\text{test}}$  du  $i$ ème exemple qui vaut la classe de son ppv :

  trouver l'indice du ppv de  $x_i^{\text{test}}$  :

   $ind\_ppv_i \leftarrow \arg \min_{j=1}^n d_j$ 

  trouver la classe du ppv de  $x_i^{\text{test}}$  (qui est  $x_{ind\_ppv_i}^{\text{train}}$ ) :

   $z_i^{\text{test}} = z_{ind\_ppv_i}^{\text{train}}$ 
end

```

Résulta: classes des données de test $z_{\text{test}} = (z_{\text{test}1}, \dots, z_{\text{test}n})$

Algorithm 2: Algorithme des K -plus proches voisins

Input: Données d'apprentissage; $\mathbf{X}^{\text{train}} = (\mathbf{x}_1^{\text{train}}, \dots, \mathbf{x}_n^{\text{train}})$; classes des données d'apprentissage $\mathbf{z}^{\text{train}} = (z_1^{\text{train}}, \dots, z_n^{\text{train}})$; $\mathbf{X}^{\text{test}} = (\mathbf{x}_1^{\text{test}}, \dots, \mathbf{x}_m^{\text{test}})$; nombre des ppv K

Algorithme Knn :

```

for  $i \leftarrow 1$  to  $m$  do
  for  $j \leftarrow 1$  to  $n$  do
    Calculer la distance euclidienne  $d_{ij}$  entre  $\mathbf{x}_i^{\text{test}}$  et  $\mathbf{x}_j^{\text{train}}$  en utilisant l'équation (II)
     $d_j \leftarrow d_{ij}$ 
  end
  Calculer la classe  $z_i^{\text{test}}$  du  $i$ ème exemple qui vaut la classe de son ppv :

  /* trouver les  $K$ -ppv de  $\mathbf{x}_i^{\text{test}}$  */ :

  Trier les distances  $d_j$  selon un ordre croissant pour  $j = 1, \dots, n$ 
  Récupérer en même temps les indices IndVoisins avant le tri des  $d_j$ 
  Récupérer les classes des  $K$  premiers ppv à partir des indices IndVoisins et en
  trouver la classe majoritaire :

   $C_k \leftarrow 0$  ( $k = 1, \dots, K$ )
  for  $k \leftarrow 1$  to  $K$  do
     $ind\_voisin_k \leftarrow \text{IndVoisins}_k$ 
     $h \leftarrow z_{ind\_voisin_k}^{\text{train}}$ 
     $C_h = z_h + 1$ 
  end

  /* trouver la classe du ppv de  $\mathbf{x}_i^{\text{test}}$  :
  (la classe majoritaire de celles de ses  $K$ -ppv) */ :

   $z_i^{\text{test}} = \arg \max_{k=1}^K C_k$ 
end

```

Résulta: classes des données de test $\mathbf{z}^{\text{test}} = (z^{\text{test}}_1, \dots, z^{\text{test}}_n)$

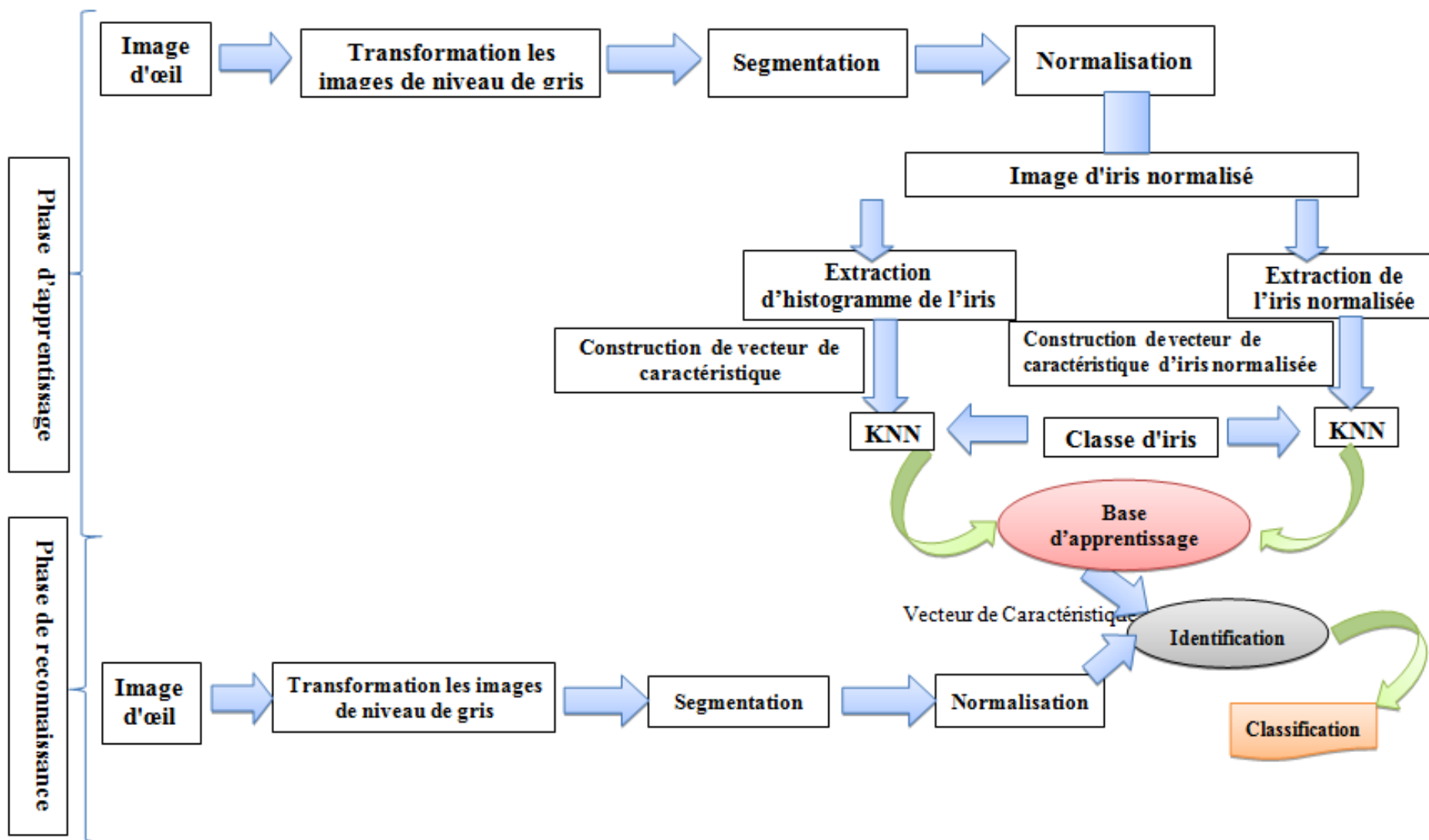


Figure III - 5 : Les étapes de reconnaissance de l'iris

4. Notre système de reconnaissance d'iris

4.1. Introduction

Nous proposons de créer un système de reconnaissance d'iris en utilisant une méthode de classification basée sur KNN.

Ce système est basé sur l'extraction des diverses caractéristiques qui sont la base des propriétés de profil normale de fonctionnement de système cible. ce chapitre se compose de 2 parties le premier phase d'apprentissage et la deuxième phase de reconnaissance.

4.2. Sous système d'apprentissage

✓ Les étapes d'apprentissage

Etape 1:Acquisition Des images :

Cette première étape consiste à capturer les images l'acquisition d'une image d'iris peut s'effectuer avec une caméra monochrome .Mais du fait de la réflexion spectaculaire des sources lumineuses environnantes sur la cornée .La capture d'image d'un iris s'effectue généralement dans le domaine du proche infrarouge

Etape 2:Transformation des images en niveau de gris :

Une image en niveau de gris est une image composée de points gris plus ou moins foncés. (Pour chaque point l'ordinateur enregistre une valeur de gris entre le noir et le blanc) En général on sauve les images à 256 niveaux. (Noir et blanc compris)

Les images en niveaux de gris occupent 8 fois (256 niveaux) plus de mémoire qu'une image de même taille en noir et blanc.

Etape 3:Localisation de la pupille :

La localisation de la pupille dans l'image est une phase très importante. Si on la connaît, on peut diminuer la taille de la zone de recherche et donc augmenter la vitesse d'exécution et diminuer l'erreur. De plus, le niveau de gris de la pupille est le plus bas dans image et ne varie pas beaucoup.

Donc, la région de la pupille est la plus facile à détecter dans l'image. On peut faire un simple seuillage pour obtenir cette région

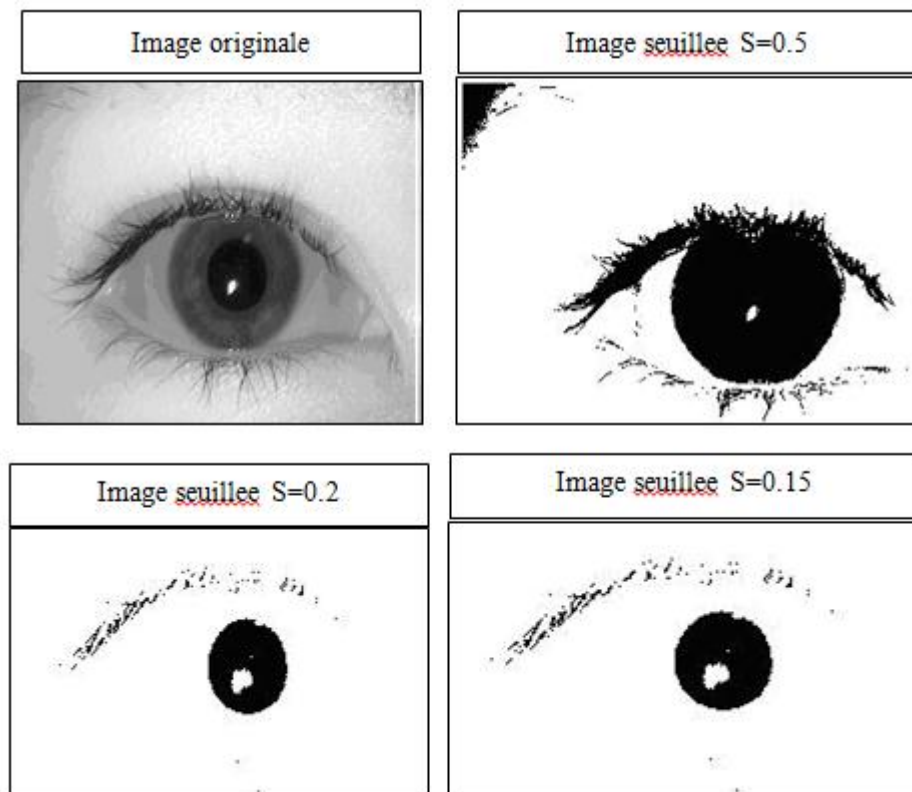


Figure III - 6 : Localisation de la région de la pupille

Pourtant, lorsque nous avons appliqué le seuillage, nous avons rencontré un problème. Nous avons obtenu dans l'image binaire non seulement la région de la pupille mais aussi celle des cils. Chaque cil est svelte. Normalement, on pourrait faire une érosion pour supprimer ou séparer les régions présentant des cils dans l'image binaire.

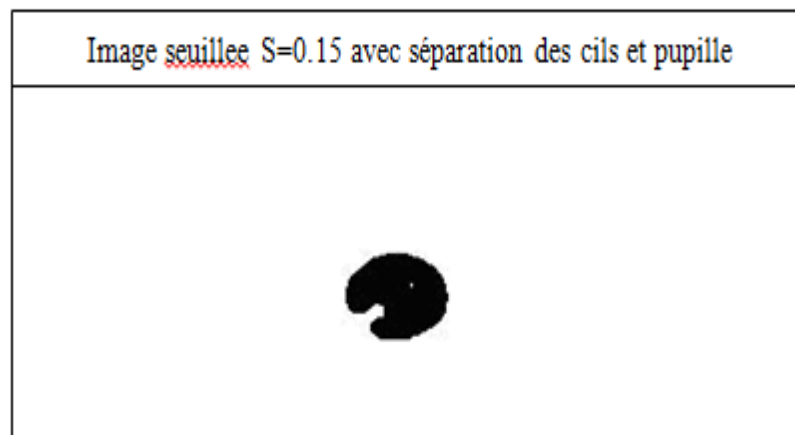


Figure III - 7 : Isolation de la pupille

Après avoir détecté la région de la pupille, on peut éliminer le reflet apparu sur elle.

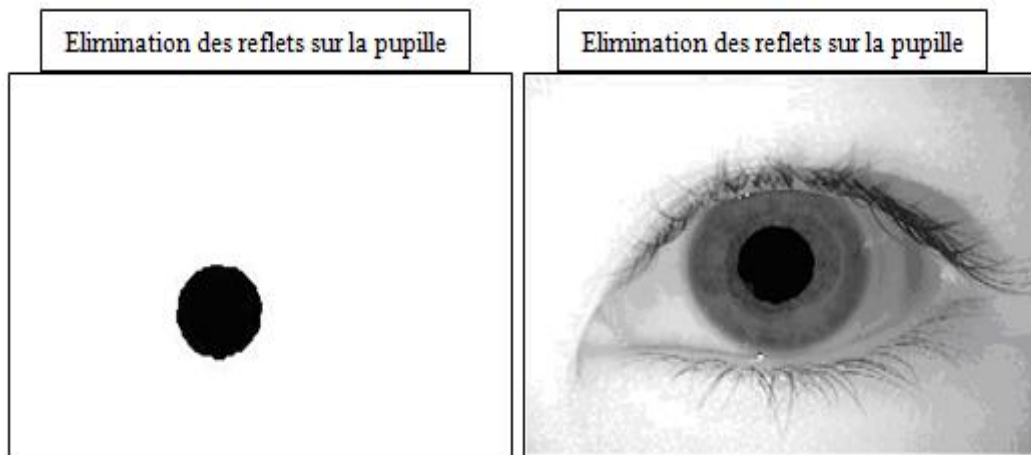


Figure III - 8 : Elimination des reflets

Etape 4 : Segmentation

✓ Recherche du centre et contour de la pupille

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

On utilise ici l'algorithme de détection de contours de Canny. Celui-ci nous permet d'obtenir une image où les contours sont en blanc sur un fond noir.

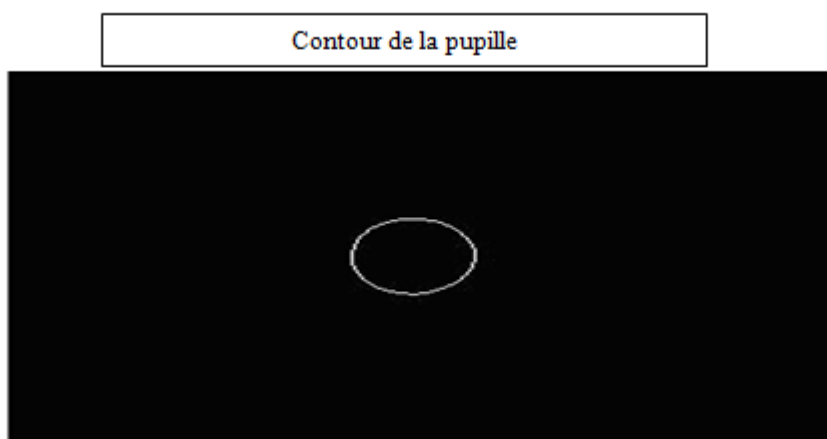


Figure III - 9 : Détection du contour de la pupille

✓ Recherche du contour et rayon de l'iris

Une fois la détection du cercle intérieur de l'iris (le bord iris-pupille) effectuée, on recherche le bord extérieur de l'iris, qui est modélisé par un cercle. Pour ce faire, nous avons employé une technique capable de détecter la forme géométrique désirée, appelée "Transformation de Hough ". (Détection des contours de Canny), Elle fournit le rayon exact du bord extérieur de l'iris, ainsi que les coordonnées du centre en utilisant sigma comme écart type du filtre gaussien. La figure (III - 9) montre les contours détectés pour différentes valeurs de sigma.

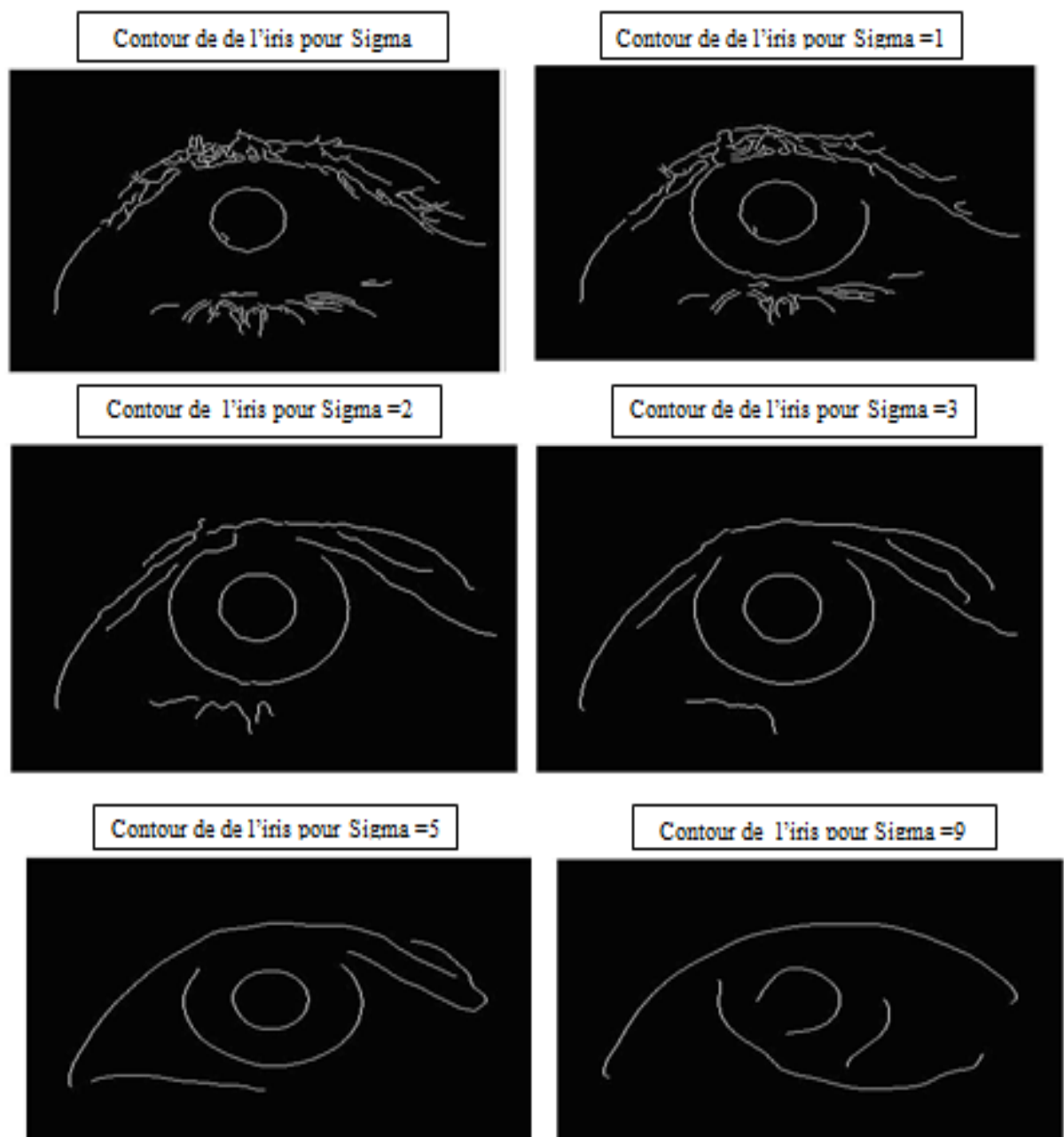


Figure III - 10 : Détection du contour de l'iris pour différentes valeurs de sigma

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

$$(2.1)$$

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

$$x_p = R_p + x_{min} \quad y_p = R_p + x_{min} \quad (2.2)$$

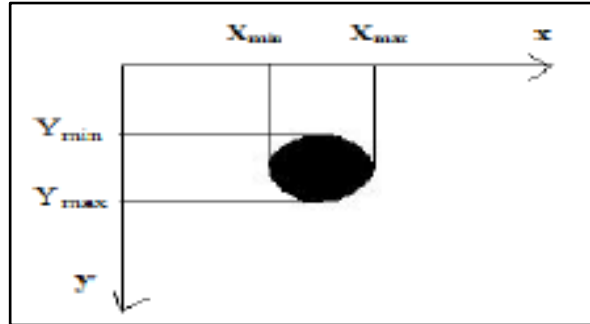


Figure III - 11 : Détermination du rayon et du centre de la pupille

Après avoir déterminé $C_p(x_p, y_p)$ par l'équation (2.1), 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 III-11).

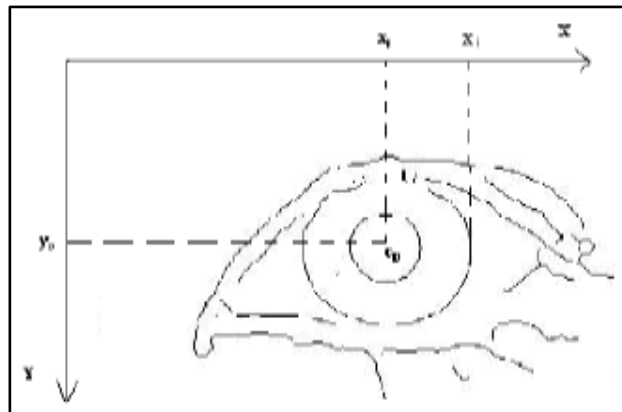


Figure III - 12 : Détermination du Rayon de l'iris

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

À partir de l'équation précédente et l'équation (2.2), on peut facilement isoler la région de l'iris,(voir la figure III - 12).

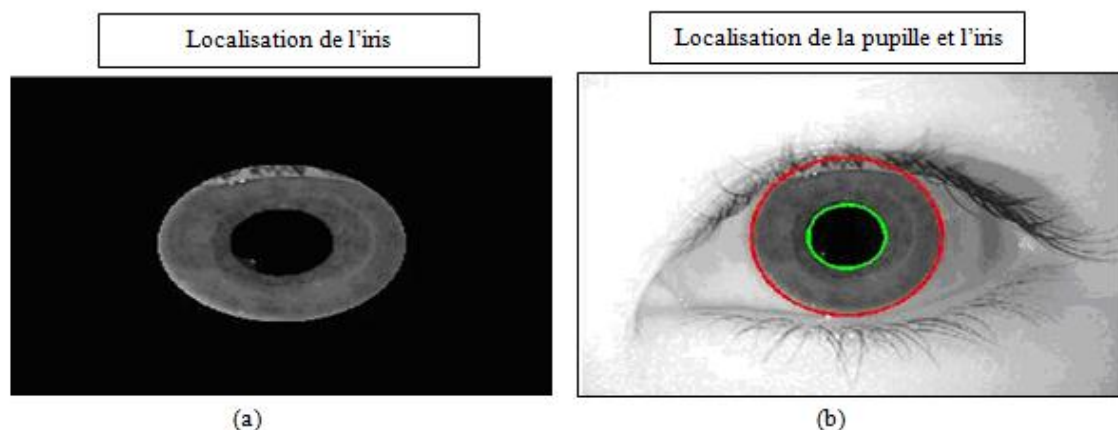


Figure III - 13 : (a) région de l'iris, (b) localisation de la pupille et de l'iris

Etape 5: Normalisation

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

Déroulement : Une fois que la région d'iris est segmentée avec succès, la prochaine étape doit transformer la région d'iris à une région de dimensions fixe afin de permettre des comparaisons. Nous procédons à la phase de déroulement en utilisant la transformation polaire proposée par Daugman (figure III - 13). Cette phase consiste à transformer la couronne présentant l'iris en rectangle ou bande. Cette opération tend à supprimer l'information non utile et ensuite la remise en forme matricielle de l'information utile.

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

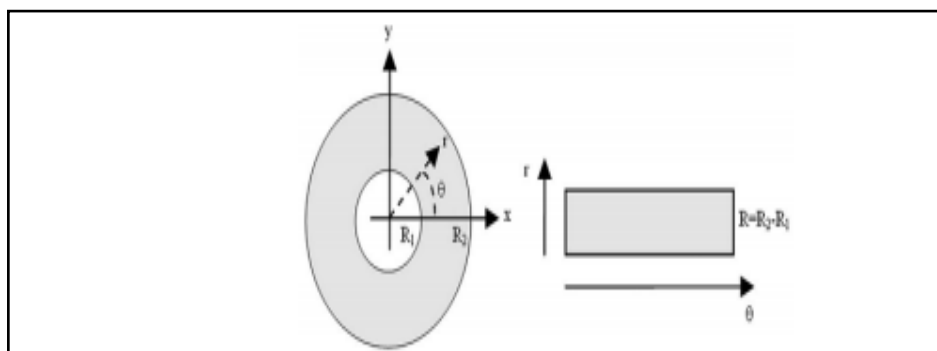


Figure III - 14 : Normalisation la région de l'iris

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

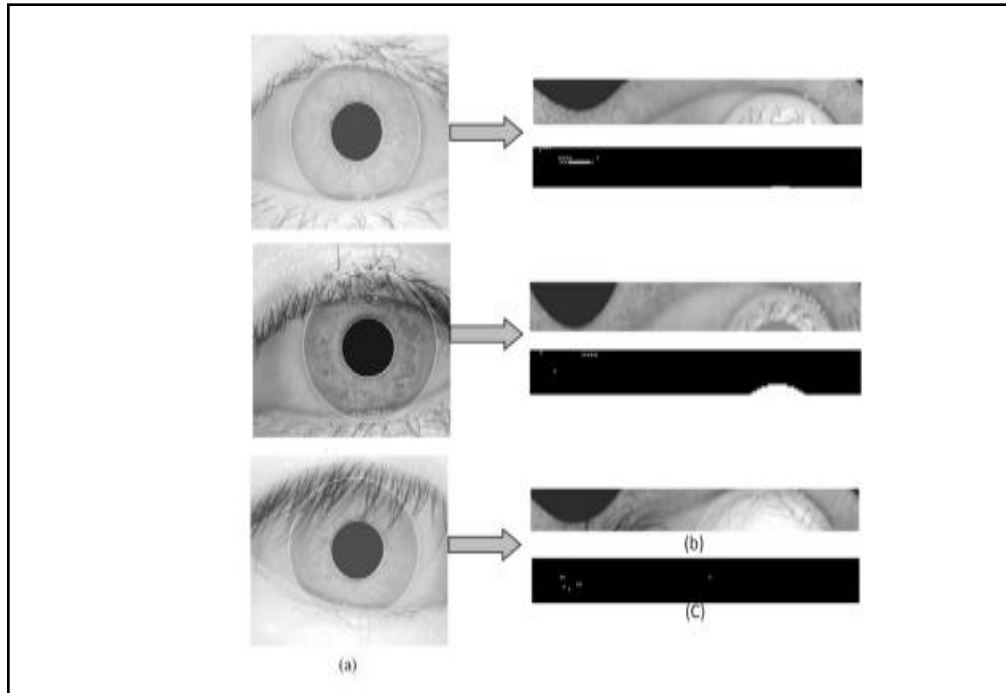


Figure III - 15 : Localisation et normalisation de l'image d'Iris, (a) Localisation, (b) Normalisation, (c)Mask, (La largeur de l'image représente la variation sur l'axe angulaire alors que la hauteur représente les variations sur l'axe radial)

Etape 6:Extraction de vecteur de caractéristique d'histogramme de l'iris

L'histogramme figure (III - 15) 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).

On partit de l'iris normalisé de l'étape précédente ou à crée un vecteur d'histogramme de cette image normalisé et on suite on va utiliser l'histogramme pour crée un vecteur de caractéristique de 256 élément.

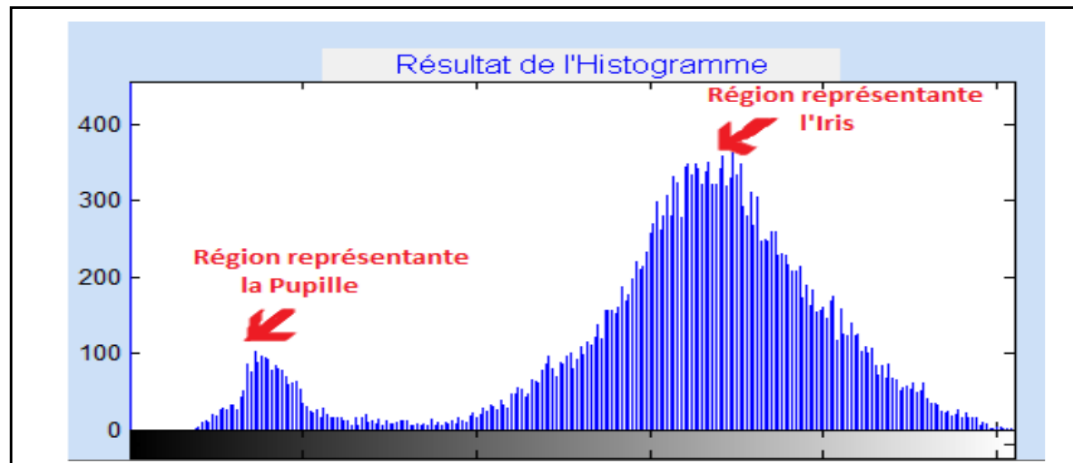


Figure III - 16 :Histogramme obtenu après détection de l'Iris

Etape 7: Extraction de vecteur de caractéristique de l'iris normalisée

A partir de l'iris normalisé de l'étape précédente on va créer un vecteur qui prédit le niveau de gris de chaque pixel de cette image

Etape8 :Etape d'apprentissage

Dans cette étape la méthode de KNN prend comme entrée les 2 vecteur de caractéristique et la classe de cette iris et produire un base d'apprentissage pour un utilisation avec l'étape de détection (reconnaissance)

4.3. Sous system de reconnaissance

- ✓ **L'étape de la reconnaissance** : Après la phase d'apprentissage vient l'étape de reconnaissance :

Dans cette étape notre système passe par toutes les étape de la phase d'apprentissage (Transformation les images en niveaux de gris , Segmentation, Normalisation, Extraction de caractéristique) puis prends le vecteur de caractéristique et la base d'apprentissage comme paramètre pour le classifieur KNN pour prédire la classe de cette iris.

5. Implémentation

Objective de ce chapitre est de présenter l'implémentation de notre application tout en mettant l'accent par les principales outils utilisée ainsi que les différentes interfaces présentée dans notre application.

5.1. Introduction

L'implémentation d'un logiciel devient après un enchainement de plusieurs étapes dans le processus de développement, et son but principal est de réaliser un produit capable de résoudre les problèmes posés en utilisant des outils et des algorithmes.

Nous avons donné dans le précédent chapitre la conception de façon globale et détaillée avec les méthodes utilisées, le présent chapitre donne une vue sur le système et les outils utilisées afin d'arriver à un système fiable.

Dans ce chapitre nous allons présenter en premier temps, l'environnement du développement avec les différentes bibliothèques utilisées, ainsi que les structures de données choisies pour implémenter ce type de système. Ensuite, on va présenter les algorithmes utilisés illustré par quelque résultat obtenu, nous terminons ce chapitre par une conclusion.

5.2. Environnement et outils de mise en œuvre

Notre système était développé sur un ordinateur de processeur Core I3 avec une RAM de 4 Go sous Windows 7, mais on peut implémenter ce système sur n'importe quel machine grâce au virtuel machine de Java.

5.2.1. Java

Java est un langage orienté objet développé par la société Sun. La syntaxe générale du langage java est très proche de celle du langage C, et parmi ces avantages [35]:

- Le byte-code assure à Java une portabilité complète vers d'autres systèmes.
- L'importance de l'API de base qui offre tous les services de base, notamment pour la construction des interfaces graphiques.
- La troisième force du Java, c'est son adaptabilité dans des nombreux domaines, autant pour le web que pour les systèmes embarqués.



Figure III - 17 : La langage de développement.

5.2.2. Eclipse

Eclipse IDE est un environnement de développement intégré libre (le terme Eclipse désigne également le projet correspondant, lancé par IBM) extensible, universel et polyvalent, permettant potentiellement de créer des projets de développement mettant en œuvre n'importe quel langage de programmation. Eclipse IDE est principalement écrit en Java (à l'aide de la bibliothèque graphique SWT, d'IBM), et ce langage, grâce à des bibliothèques spécifiques, est également utilisé pour écrire des extensions.

✓ Avantages Eclipse :

- Bien dés installation.
- Plein de plugin selon besoins.
- Très flexible.



Figure III - 18 : Environnement de développement – Eclipse

5.2.3. Weka

Waikato Environment for Knowledge Analysis (Weka) est un ensemble d'outils permettant de manipuler et d'analyser des fichiers de données, implémentant la plupart des

algorithmes d'intelligence artificielle, entre autres, les arbres de décision et les réseaux de neurones .[36]

Dans notre approche nous avons utilisé l'outil logiciel open source WEKA pour la comparaison des algorithmes de prédiction afin de bien justifier notre choix de l'algorithme K-plus proche voisin, pour l'implémentation le langage JAVA a été choisi avec l'environnement ECLIPSE



Figure III - 19: L'outil WEKA

5.3. L'application développée

L'application est réalisée dans un environnement de développement EclipseLa figure (III - 19) présente la fenêtre principale de cette application.

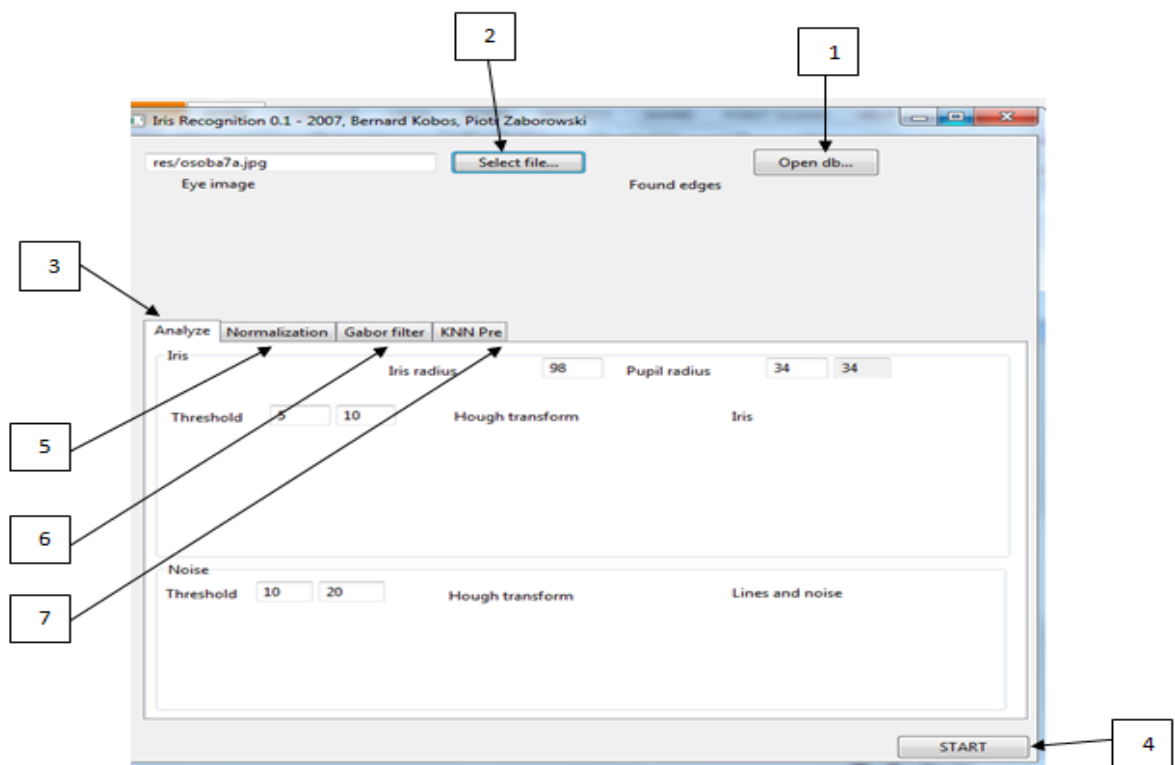


Figure III - 20 : Fenêtre principale de l'application

1- **Bouton (1)**, permet l'ouverture de la base de donnée

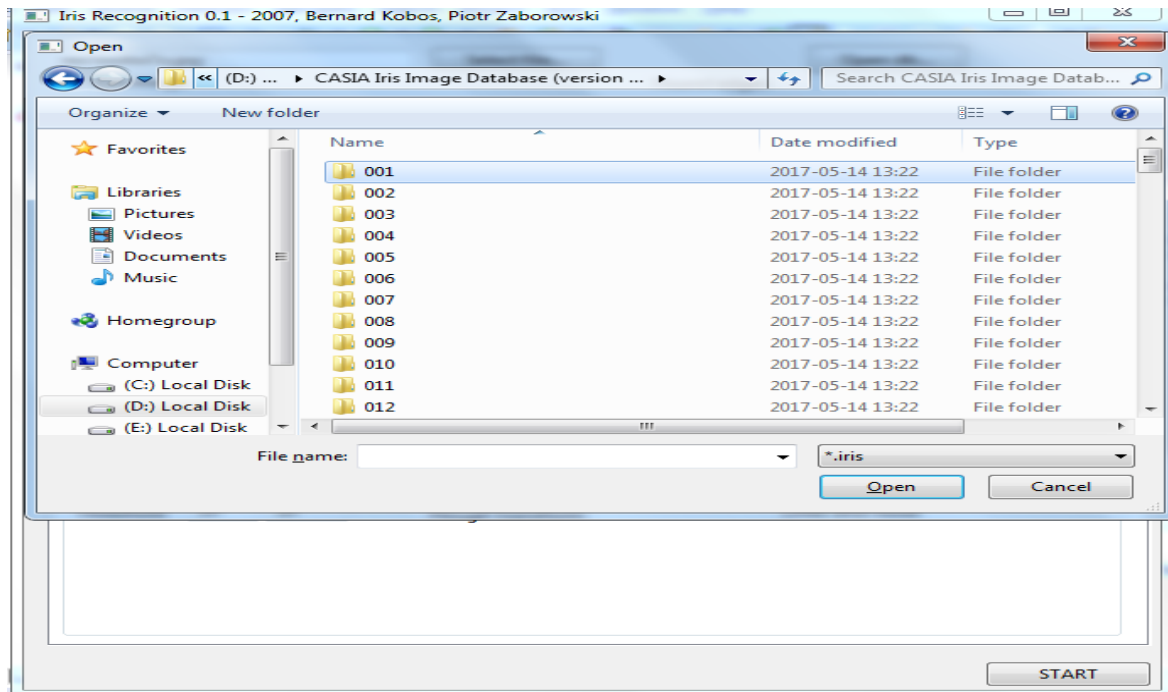


Figure III - 21 : Fenêtre présenté La contenu de la base de donnée

2- **Bouton (2)**, permet de charger une image à traiter. Les figures (III - 21) montrent respectivement un exemple d'images de la base de données

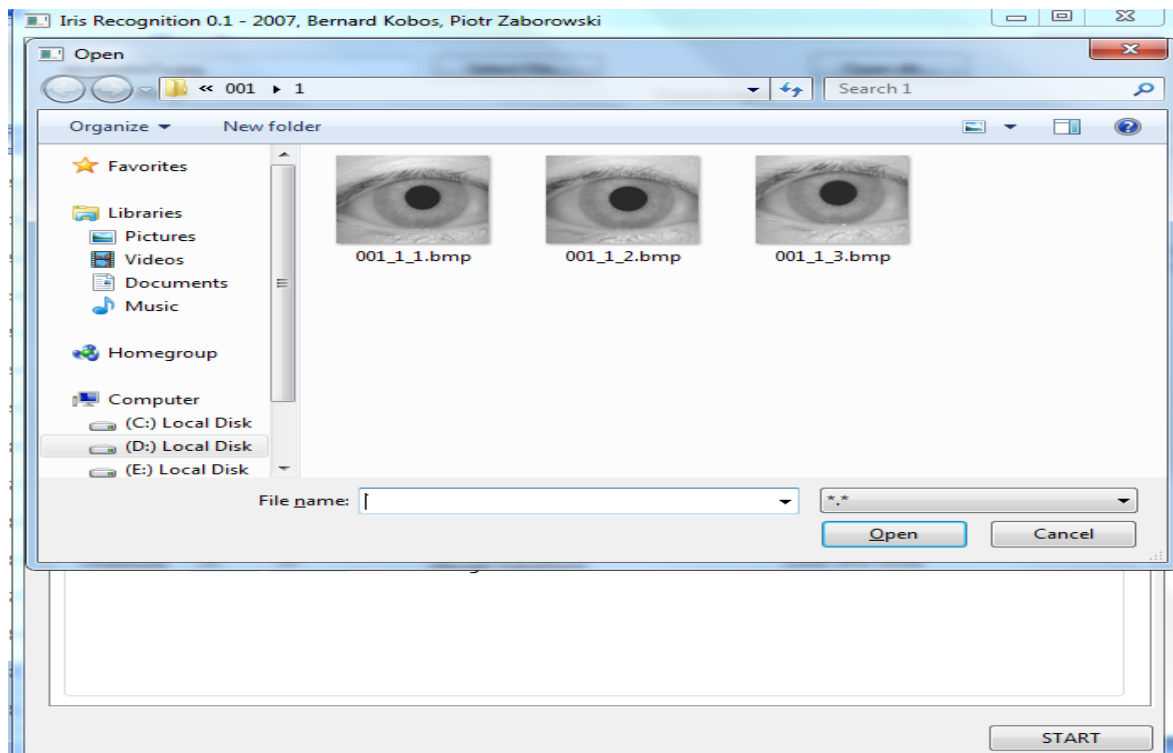


Figure III - 22 : Les images de la base de données

- 3- **Bouton (3)**, permet de faire la détection de la région d'iris. La figure (III - 22) montre un exemple d'un iris détecté.

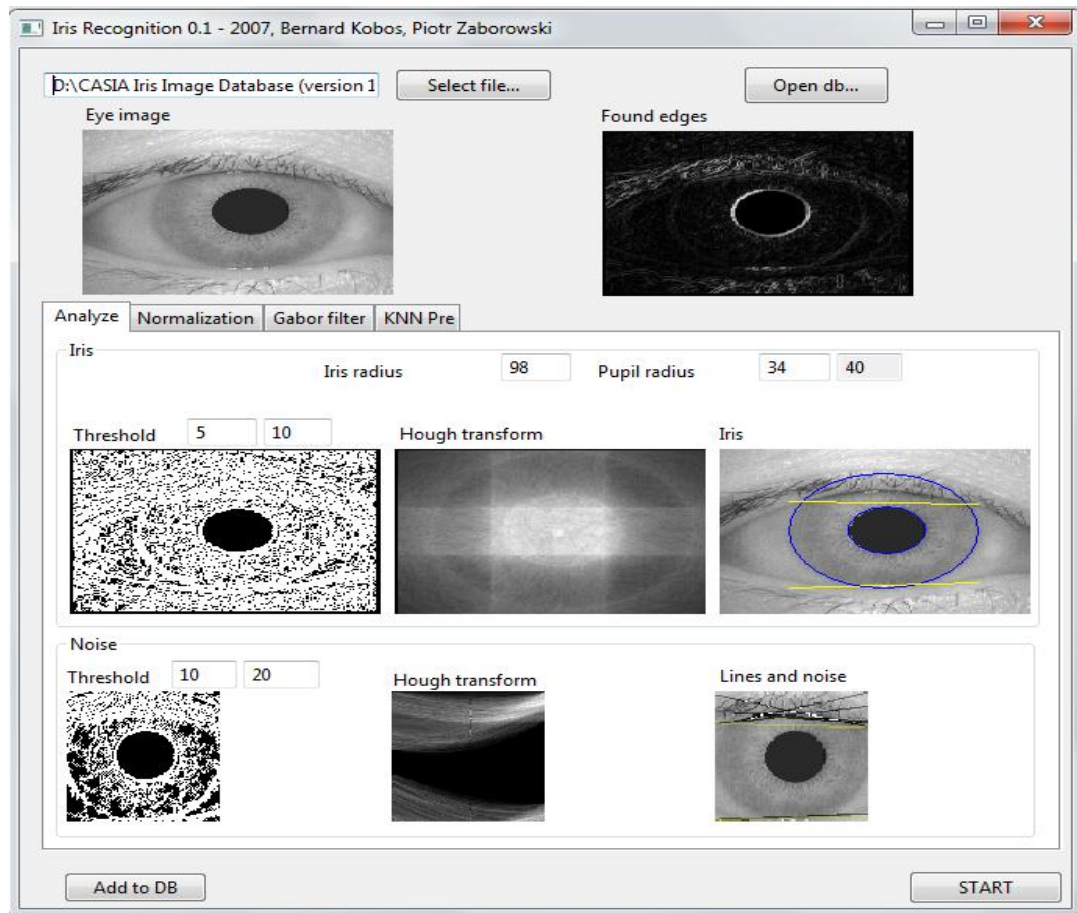


Figure III - 23 : L'image après l'analyse

- 4- **Bouton (4)**, permet de commencer le traitement d'image

5- **Bouton (5)**, permet de normaliser la région de l'iris. La figure (III – 23) montre un exemple d'un iris normalisé.

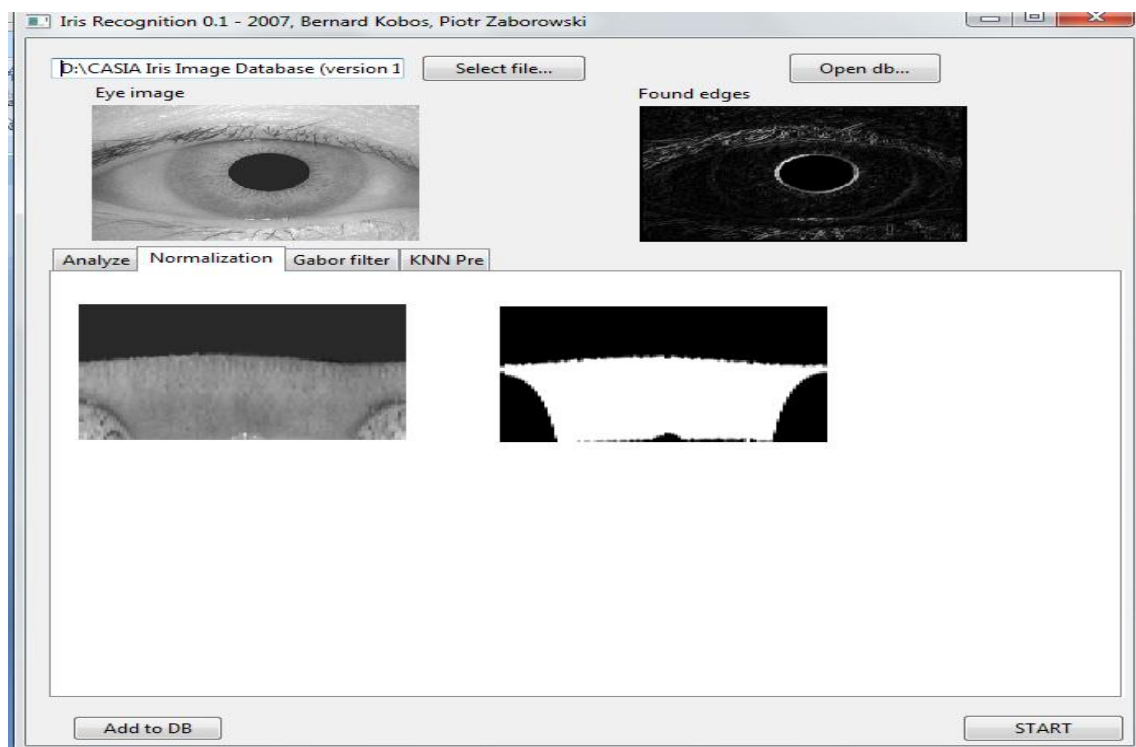


Figure III - 24 : Normalisation de l'iris

6- **Bouton (6)**, permet de filtrer l'imager de l'iris. La figure (III – 24) montre un exemple d'un iris filtrée .

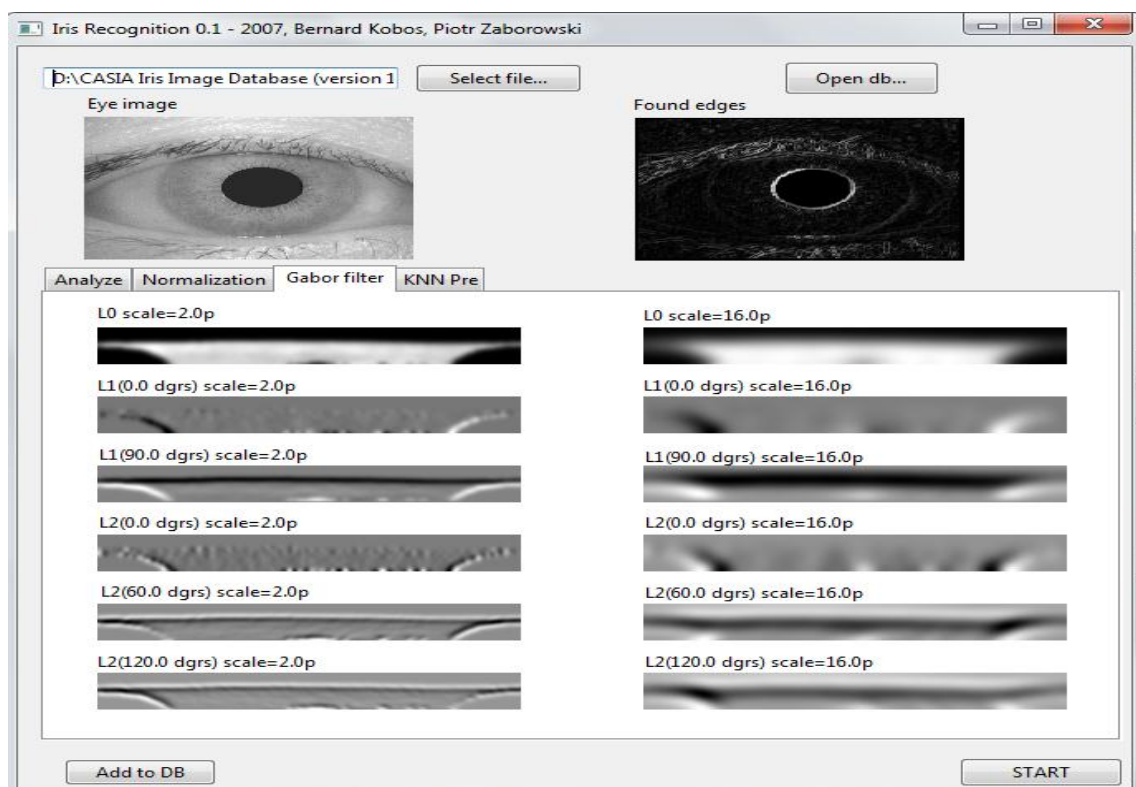


Figure III - 25 : L'image après le filtrage

7- Bouton (7), permet de classée l'imager de l'iris. La figure (III – 24) montre un exemple d'un iris classée.

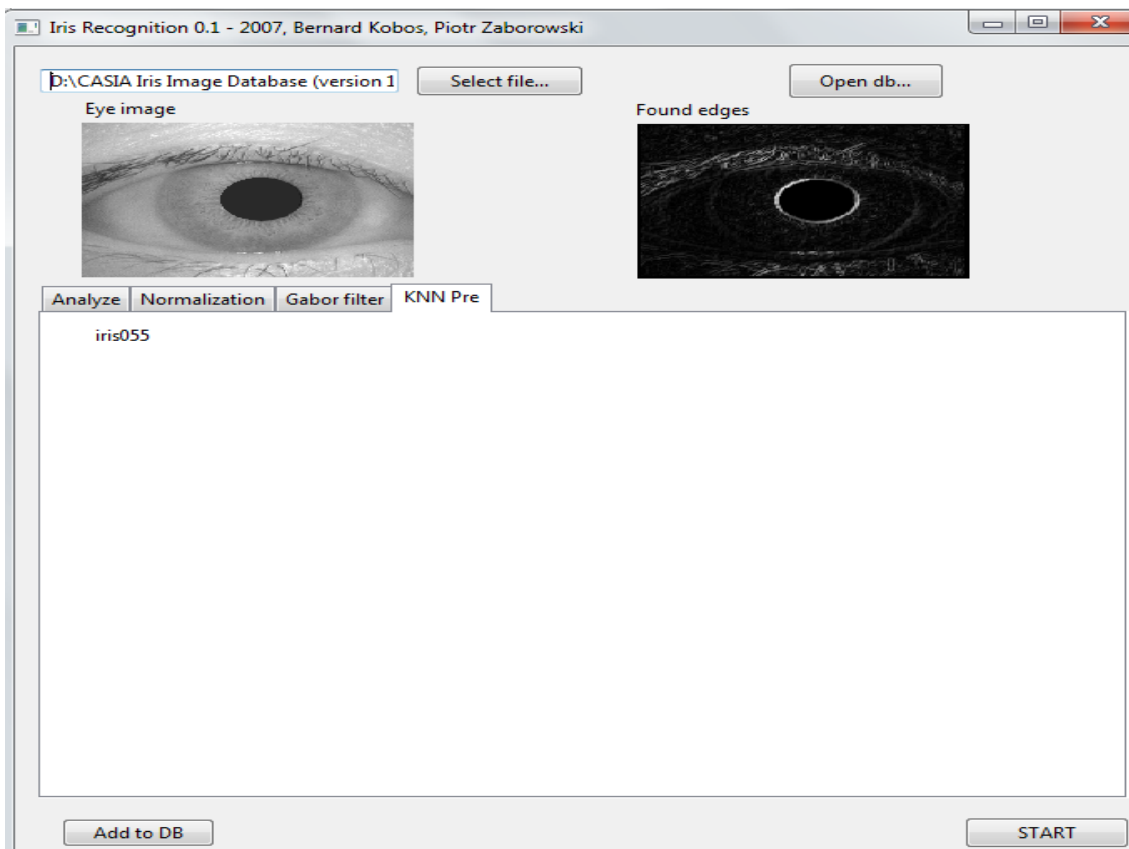


Figure III - 26 : Fenêtre présenté la classe de l'iris

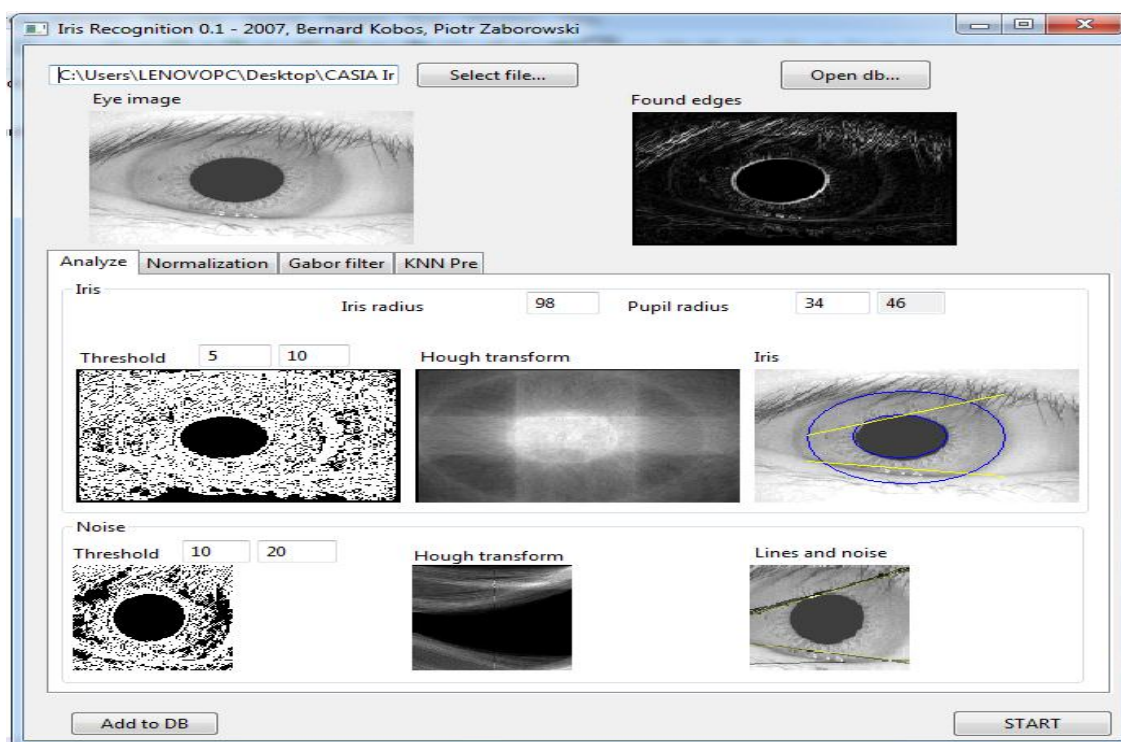


Figure III - 26 : L'image après l'analyse et la segmentation

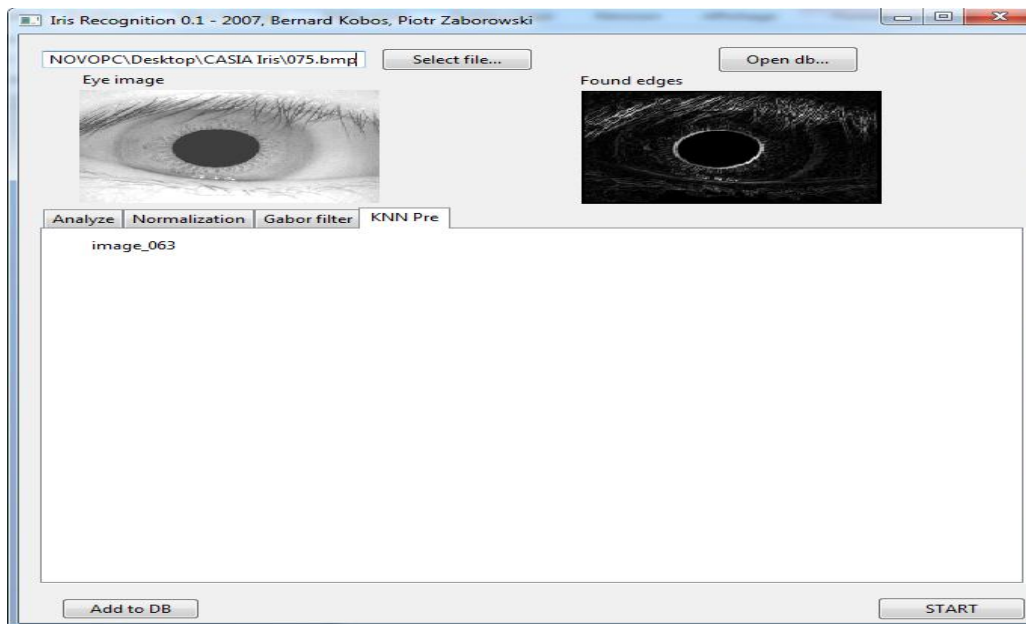


Figure III - 27 : Fenêtre présenté la classe de l'iris rejette

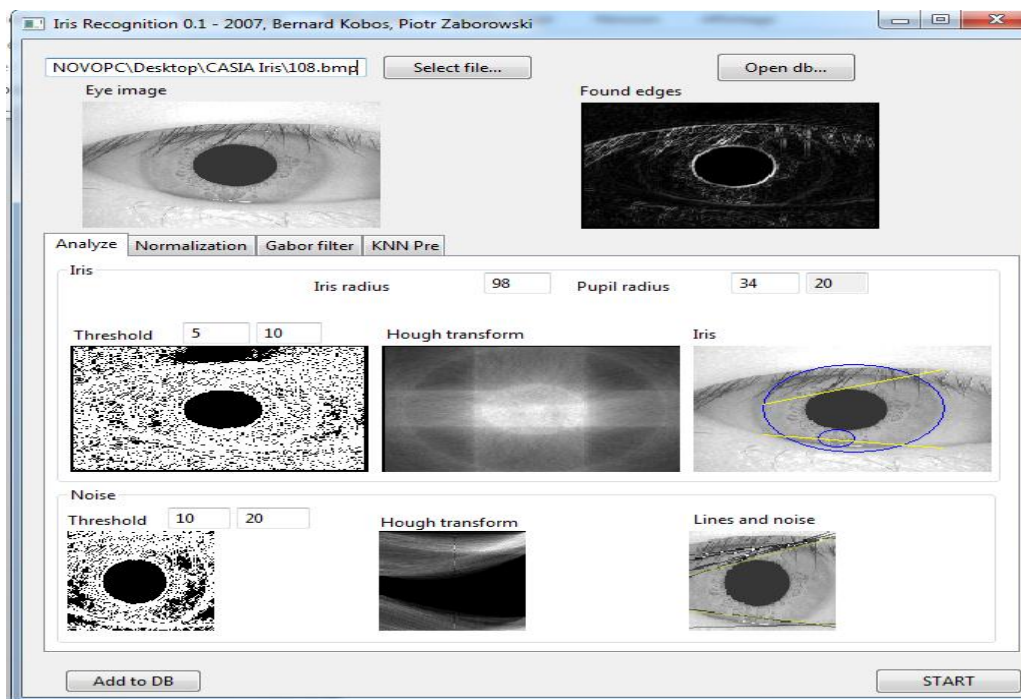


Figure III - 28 : L'image après l'analyse et la segmentation rejette

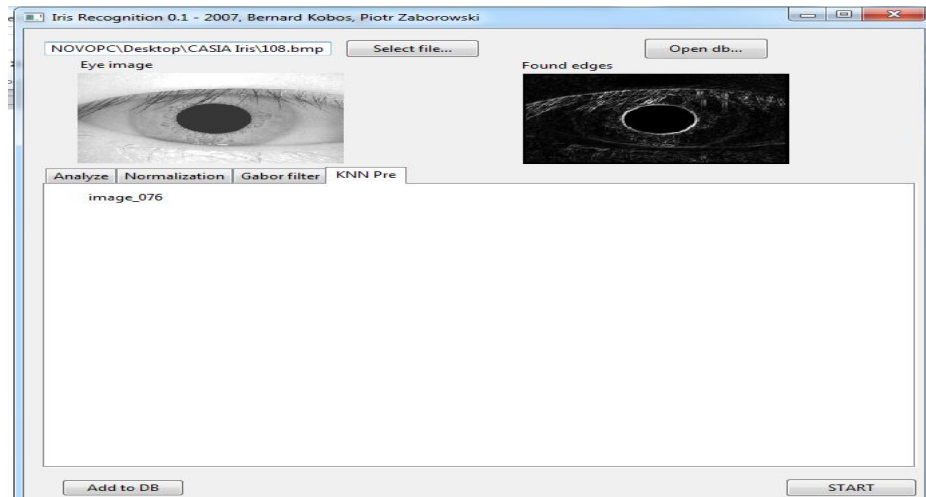


Figure III - 29 : Fenêtre présentée la classe de l'iris segmentée rejetée

6. Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre les différentes étapes de reconnaissance biométrique par le code d'iris que nous avons implémentés sous l'environnement ECLIPSE .

Ainsi nous avons présenté l'essentiel des méthodes étudiées pour la segmentation et le codage de l'iris. D'après les résultats obtenus sur la BDD CASIA IRIS V1 nous pouvons dire que cette méthode 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

CONCLUSION GENERALE

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

Dans ce mémoire, nous avons traité une application essentielle et complément airèrent contrées dans la reconnaissance de l'iris. Il s'agit, d'une part de l'extraction automatique de la région de l'iris et de ses caractéristiques.

La difficulté de l'extraction de la région de l'iris et de ses caractéristiques est due principalement aux conditions d'acquisition (apparition des reflets sur la région de la pupille), ce qui produit une fausse détection de l'iris.

Nous avons utilisé une base de données disponible sur internet pour la validation de notre système biométrique par Iris, cette base de données est connue sous le nom CASIA-IrisV1 utilisée dans l'évaluation des performances de cet algorithme biométrique, dont laquelle la répartition en classes est composée principalement par des images d'Iris de personnes asiatiques. Chaque classe est composée de sept échantillons du même œil. Les images sont à l'origine en niveau de gris.

Tout d'abord, nous avons présenté les différentes étapes de segmentation automatique, ce qui était de localiser la région de l'iris et d'isoler les paupières, les cils et les zones de réflexion. Un seuillage a également été employé pour isoler les cils et les reflets. Ensuite, la région de l'iris segmentée a été normalisée. Ceci a été réalisé en, mettant en œuvre une version du modèle de Daugman, où la normalisation d'iris basé sur la méthode pseudo-polaire (représentation de la texture dans un repère cartésien). Par ailleurs, nous avons pu travailler sur le problème de la reconnaissance de l'iris.

Nous avons appliqué la méthode KNN, le KNN a été utilisée comme une méthode de classification. Affiche le résultat des identifications, cette étape pour affiche la décision de classification pour prédire de la classe de cette iris.

CONCLUSION GENERALE

Les perspectives de ce travail sont nombreuses :

Il s'agit d'abord de trouver les bons contours pour toutes les images de la base en ajoutant la phase de recherche du contour actif. Cette phase permet de chercher un contour plus net et plus proche du contour intéressé. Il s'agit aussi de réduire au maximum les vecteurs d'attributs pour rendre la phase d'apprentissage plus rapide.

La multi-modalité, qui consiste à combiner des systèmes de reconnaissance (Iris et Visages par exemple) pour améliorer la fiabilité globale d'un système.

Références Bibliographiques

- [1] Christel -Loïc TISSE. “Contribution à la vérification biométrique de personnes par reconnaissance de l’iris”.Thèse de doctorat de l’université de Montpellier II, Octobre 2003.
- [2] Anil K. Jain and Ruud Bolle “Biometrics Personal Identification in Networked Society” Kluwer Academic Publishers New York, Boston, Dordrecht, London, Moscow ©2002.
- [3] BOUDJELLAL Sofiane, Mémoire de Magister en Electronique , Thème « Détection et identification de personne par méthode biométrique » , Université Mouloud MAMMARI de TIZI-OUZOU (UMMTO)
- [4] Nicolas Morizet. Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage et de l’Iris. domain other. Télécom ParisTech, 2009. English. <pastel-00005811 >
- [5] [http:// biometrics.cse.msu.edu](http://biometrics.cse.msu.edu)
- [6] S. Liu, M. Silverman, « A Practical Guide to Biometric Security Technology », IEEE Computer Society, IT Pro-Security, Janvier-Février 2001.
- [7] A. Jain, L. Hong, S. Pankanti, « Biometrics: Promising Frontiers for Emerging Identification Market », Communications of the ACM, Feb 2000, p. 91-98
- [8] C. Fredouille, J. Mariethoz, C. Jaboulet, J. Hennebert, J.-F. Bonastre, C. Mokbel, F. Bimbot, « Behavior of a Bayesian Adaptation Method for Incremental Enrollment in Speaker Verification », International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, p. 1197-1200, Istanbul, Turquie, 5-9 Juin 2000
- [9] L. Heck, N. Mirghafori, « On-Line Unsupervised Adaptation in Speaker Verification », International Conference on Spoken Language Processing, Vol. 2, p. 454-457, Pékin, Chine, 16-20 Octobre 2000

- [10] International Biometric Group, homepage: www.biometricgroup.com.
- [11] J. Daugman. “How Iris Recognition Works”, IEEE transactions on circuits and systems for video technology, vol.14, no.1, January 2004.
- [12] AHMED ZAID Aghiles MEMOIRE DE MAGISTER , Thème Segmentation d’images appliquée en biométrie : Cas des images de l’iris ,27 / 06 / 2013
- [13] 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
- [14] ‘Electromagnetic Radiation Tutorial: Electromagnetic Waves,’ CRISP: Center for Remote Imaging, Sensing and Processing. <http://www.crisp.nus.edu.sg/~research/tutorial/em.htm>
- [15] L. Masek, “Recognition of Human Iris Patterns for Biometric Identification”, 2003. <http://www.csse.uwa.edu.au/~pk/studentprojects/libor/index.html>
- [16] Daugman, J.G.: “*High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence*”. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. **15**(11), 1148–1161 (1993).
- [17] Daugman, J.G.: “*How iris recognition works*”. IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol. **14**(1), 21–30 (2004).
- [18] D. Gabor “*Theory of communication*” J. Inst Electrical Engineers, 1946
- [19] R.P. Wildes, “*Iris recognition: an emerging biometric technology*”, Proceedings of the IEEE , Volume 85, Issue 9, pp. 1348 -1363, September 1997
- [20] K. Miyazawa, K. Ito, H. Nakajima “*A phased-Based Iris Recognition Algorithm*”, pp 356, 365 International Conference in Biometrics. ICB 2006
- [21] Kim; Dae Hoon, Ryoo; Jang Soo ‘*Iris identification system and method of identifying a person through iris recognition*’, , US PATENT 6,247,813, June 19, 2001.
- [22] D. Bhat and S. Nayar: “*Ordinal measures for image correspondence*”, IEEE Trans. on PAMI, Vol.20, No.4 (1998) 415-423.
- [23] L. Masek, P. Kovesi. “*MATLAB Source Code for a Biometric Identification System based on Iris Patterns.*” The University of Western Australia, 2003

- [24] Emine Krichen, Zenan Sun, Anouar Mellakh, Xianchao Qiu, Berndatten Dorizzi, Tieniu Tan, Sonia Salicetti ‘*Technical Report of Iris Working Group on the 1st BioSecure Residential Workshop*’.
- [25] Boles, W., Boashash, B.: “A human identification technique using images of the iris and wavelet transform”. IEEE Trans. Signal Process **46**(4), 1185–1188 (1998).
- [26] R. Sanchez-Reillo, C. Sanchez –Avila, A. Gonzales-Marcos, «*Improving access control Security using iris identification* », Proc. of the Conf. BMES/EMBS, IEEE Publication, Atlanta, Octobre 1999.
- [27] S. Lim, K. Lee et T. Kim, « *Efficient iris recognition through improvement of feature vector and classifier* », ETRI Journal, Vol. 23, N° 2, Juin 2001.
- [28] CASIA Iris Images database, www.sinobiometrics.com
- [29] Michal Dobes and Libor Machala, UPOL Iris Database, <http://www.inf.upol.cz/iris/>.
- [30] <http://www.bath.ac.uk/elec-eng/pages/sipg/irisweb/index.htm>
- [31] National Institute of Standards and Technology. Iris Challenge Evaluation. <http://iris.nist.gov/ice/> .
- [32] Chinese Academy of Sciences-Institute of Automation. [http:// www.sinobiometrics.com/](http://www.sinobiometrics.com/)
- [33] Hastie, T. & al. (2001) *The Elements of Statistical Learning*, Springer, Canada.
- [34] Hechenbichler, K. Et Schliep K. (2004) Weighted k-nearest-neighbor techniques and ordinal classification. *Sonderforschungsbereich 386, paper 399*.
- [35] T. Ahmed « Une approche basée agents mobile pour la télésurveillance industrielle », Master en informatique, intelligence artificielle, 2011.
- [36] weka : <http://www.fil.univ-lille1.fr/~decomite/ue/APE/tp/tp1/weka2009.pdf>, site web pour les information sur l'environnement weka