



République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de L'enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université Echahid Hamma Lakhdar - El Oued

Faculté de la Technologie

Département de génie électrique

MÉMOIRE

Présenté en vue de l'obtention du diplôme de

MASTER ACADEMIQUE

Spécialité: Systèmes de communication

Présenté par:

- 1. Louka Ahmed Yassine.**
- 2. Badereddine Abdelkrim.**

Intitulé:

Reconnaissance de l'iris humain

Soutenu le: 29/05/2025

Devant le jury composé de:

Dr. Tidjani Amina

Président

Dr. Katib Mohamed Najib

Examineur

Dr. Fouaze MOUSSI.

Encadreur

Année académique: 2024/2025

Remerciements

*Avant de commencer la présentation de ce travail nous profitons
l'occasion pour exprimer nos vifs remerciements :*

*Nous tenons tout d'abord à remercier Allah le tout puissant et
miséricordieux, de nous avoir donné la foi la force, la santé et la
patience*

et de nous avoir permis d'en arriver là.

*Nos remerciements les plus sincères vont à notre directeur de
mémoire*

*Dr. FOUAZE MOUSSI pour ses conseils précieux et ses suivis
qui il nous*

*avons prodigué durant tous notre travail qu'ALLAH lui protège
ainsi que*

toute sa famille.

*J'adresse également mes sincères remerciements à TOUS Les
professeurs, membres du juré de discussion, pour l'honneur
d'accepter l'appréciation de ce travail.*

Dédicace

je dédie ce mémoire:

*À mes très chers parents pour leur soutien durant toute
ma vie d'étudiant et sans eux je ne serai jamais devenu*

Et mes frère et mes sœurs. Et a toute ma famille.

À mes amis d'Enfance. À mes amis d'étude

*A mes amis pour leurs soutiens et leurs
encouragements.*

*À tous les professeurs et enseignants qui m'ont suivi
durant tout mon cursus scolaire et qui m'ont permis
de réussir Dans mes études.*

*À toute personne ayant contribué à ce
travail de près ou de loin.*

Ahmed Yacine - Abdelkrim

Résumé :

La reconnaissance de l'iris humain est une méthode biométrique avancée permettant l'identification et l'authentification des individus à partir des caractéristiques uniques de leur iris. Ce mémoire explore les principes fondamentaux, les techniques de traitement d'image et les algorithmes utilisés dans la reconnaissance de l'iris. Après une présentation des concepts biométriques, l'étude détaille les étapes du processus: capture de l'image de l'œil, localisation de l'iris, normalisation, extraction des caractéristiques et comparaison des modèles.

Des méthodes comme la transformée de Hough, le codage de phase de Gabor et les réseaux de neurones sont analysées pour leur efficacité dans l'extraction et la classification des données. Le mémoire examine également les avantages de cette technologie (précision, fiabilité, résistance à la fraude) ainsi que ses limites (coût, sensibilité aux conditions d'acquisition).

La base de données CASIA V1 est l'une des premières bases de données utilisées dans le domaine, elle contient des images de plusieurs iris capturées à l'aide d'une caméra dédiée dans un environnement contrôlé. Cette base de données permet aux chercheurs de tester et d'évaluer des différents algorithmes de reconnaissance.

Mots clés: Biométrie, Reconnaissance de l'iris, Gabor, LBP, CASIA V1.

Abstract:

Human iris recognition is an advanced biometric method for identifying and authenticating individuals based on the unique characteristics of their iris. This thesis explores the fundamental principles, image processing techniques, and algorithms used in iris recognition. After an introduction to biometric concepts, the study details the steps involved in the process: eye image capture, iris localization, normalization, feature extraction, and template comparison.

Methods such as Hough transform, Gabor phase coding, and neural networks are analyzed for their effectiveness in data extraction and classification. The thesis also examines the advantages of this technology (accuracy, reliability, resistance to fraud) as well as its limitations (cost, sensitivity to acquisition conditions).

The CASIA V1 database is one of the first databases used in the field, containing images of multiple irises captured using a dedicated camera in a controlled environment. This database allows researchers to test and evaluate different recognition algorithms.

Keywords: Biometrics, Iris recognition, Gabor, LBP, CASIA V1.

المخلص

التعرف على قزحية العين البشرية هي طريقة بيومترية متقدمة تمكن من تحديد هوية الأفراد ومصادقتهم على أساس الخصائص الفريدة لقزحية العين الخاصة بهم. تستكشف هذه الأطروحة المبادئ الأساسية وتقنيات معالجة الصور والخوارزميات المستخدمة في التعرف على القزحية. بعد عرض المفاهيم البيومترية، توضح الدراسة خطوات العملية: التقاط صورة العين، وتحديد موقع القزحية، والتطبيع، واستخراج الميزات ومقارنة النماذج.

يتم تحليل طرق مثل تحويل هوغ، وترميز مرحلة ابور، والشبكات العصبية لمدى فعاليتها في استخراج البيانات وتصنيفها. وتبحث الرسالة أيضاً في مزايا هذه التكنولوجيا (الدقة والموثوقية ومقاومة الاحتيال) بالإضافة إلى حدودها (التكلفة والحساسية لشروط الاستحواذ).

وقد تم اعتماد قاعدة البيانات CASIA V1، وهي من أوائل قواعد البيانات المستخدمة في هذا المجال، وتحتوي على صور لقزحيات متعددة تم التقاطها باستخدام كاميرا مخصصة في بيئة محكمة. تُمكن هذه القاعدة الباحثين من اختبار وتقييم خوارزميات التعرف المختلفة.

الكلمات المفتاحية: القياسات الحيوية، التعرف على القزحية، GABOR، LBP، CASIA

.V1

Liste des abrivation

CASIA: Chinese Academy of Sciences, Institut of Automation.

TR: Taux de Reconnaissance.

FAR: False Acceptance Rate.

EER: Equal Error Rate.

TFA: Taux de Fausses Acceptations.

TFR: Taux de Fausses Rejets

TEE: Taux d'Erreur Égal.

ROC: Receiver Operating Curve.

SVM: Support Vector Machines.

CHT: Circulaire de Hough transformée.

LED: Light Emitting Diode.

IDO: Opérateur Intégré-Différentiel

FMR: False Match Rate

HD: Hamming Distance

ISO: L'International Organization for Standardization

LHT: Ligne Transformée de Hough

FRR: False Reject Rate

FR: Faux Rejet (False Rejection)

FA: Fausse Acceptation (False Acceptance)

MBGC: Multi Biometric Grand Challenge database

CMC: Cumulative Match Characteristic

CCA: canonical correlation analysis

NLPR: National Laboratory of Pattern Recognition

NIST: National Institute of Standards and Technology

LBP : Local Binary Pattern

Liste des figures

Chapitre 1: Généralité sur les systèmes biométriques

Figure I.1 Architecture générale d'un système biométrique.....	3
Figure I.2 Illustration du FRR et du FAR.....	5
Figure I.3: principaux modules d'un système biométrique ainsi que les différentes modes.....	6
Figure I.4 Différents types d'authentification biométrique.....	7
Figure I.5 Reconnaissance faciale.....	8
Figure I.6 Reconnaissance par DNA.....	8
Figure I.7 capture de l'empreintes digitales.....	9
Figure I.8 capture de géométrie de la main.....	10
Figure I.9 La reconnaissance de l'IRIS.....	10
Figure I.10 Reconnaissance de la dynamique de frappe au clavier.....	11
Figure I.11 capture de signature.....	13
Figure I.12 capture de la voix.....	13

Chapitre 2: Modèle de reconnaissance d'iris

Figure II.1 Étapes d'acquisition d'une image d'iris.....	22
Figure II.2 Résultats de la transformée de Hough circulaire.....	25
Figure II.3 Méthode de normalisation de DAUGMAN.....	26
Figure II.4 : la structure de l'IRIS.....	27
Figure II.5 : caractérisation d'iris.....	28
Figure II.6 : L'appareil développé par CASIA pour la collection de la base de données CASIA-IrisV1.....	30
Figure II.7 Exemples d'images d'iris de la base de données CASIA V1.....	30
Figure II.8 Répartition de la base de données en trois sous-ensembles.....	32
Figure II.9 Exemples de la base de données UPOL.....	33
Figure II.10 Exemples de la base de données UBATH.....	33
Figure II.11 Exemples d'images d'iris de la base de données UBIRIS V1.....	34
Figure II.12 Exemples de la base de données UBIRIS.v2.....	35
Figure II.13 Exemple de la base de données ICE.....	35

Figure II.14 Exemple de code d’iris généré par la méthode Daugman.....	36
Figure II.15 Ondelette de Haar.....	38
Figure II.16: de décomposition en sous-bandes par l’ondelette de Haar.....	39
Figure II.17 Texture d’iris décomposé en sous-images par ondelette de Haar.....	39
Figure II.18 Example of basic LBP operator.....	41

Chapitre 3: Application et résultats obtenus

Figure (III.1): Localisation de la région de la pupille.....	42
Figure (III.2): Isolation de la pupille.....	42
Figure (III.3): Détection du contour de l’iris pour différentes valeurs de sigma.....	43
Figure (III.4): Segmentation de l’Iris par la méthode de Hough transforme.....	44
Figure (III.5): Application de Hough transforme sur quelques échantillons de la base de données CASIAIrisV1.....	45
Figure (III.6): Application de Hough transforme sur la classe 09.....	46
Figure(III.7): Application de Hough transforme sur la classe 49.....	48
Figure (III.8): image segmentée avec bruit.....	49
Figure (III.9): Le modèle de Daugman rubber sheet.....	50
Figure (III.10): Résultats de la méthode de pseudo polaire appliquée sur quelques échantillons de la base de données CASIA-IrisV1.....	52
Figure (III.11): Représentation de la transformation de l’iris normalisé en image LBP.....	53
Figure (III.12): Histogramme LBP extraits d’un iris normalisé.....	54
Figure (III.13): Représentation de la transformation de l’iris normalisé en image de filtre.....	55
Figure (III.14): Histogramme comparatif des métriques de performance des méthodes LBP et Gabor	58
Figure (III.15): Courbes TFA et TFR avec point d’erreur égale de LBP.....	59

Liste de tableau

Chapitre 1: Généralité sur les systèmes biométriques

Tableau (I.1): Comparaison entre les techniques biométriques, Performance haute (H), Moyenne (M), Faible (F).....13

Tableau (I.2): Méthodes d'identification et de vérification.....14

Chapitre 2: Modèle de reconnaissance d'iris

Tableau (II.1): Statistiques de CASIA V1.....30

Chapitre 3: Application et résultats obtenus

Tableau (III.1): Variation des performances en fonction du seuil.....56

Tables des matières

Remerciement.....	I
Dédicace	II
Résumé	III
Abstract	IV
ملخص.....	V
Liste des abréviations	VI
Liste des figures.....	VII
Liste de tableau	IX
Tables des matières	IX
Introduction générale.....	XIII

Chapitre 1: Généralité sur les systèmes biométriques

1.1. Introduction	2
1.2. Définition de biométrie	2
1.3. Système de biométrie	2
1.4. Modes de fonctionnement d'un système biométrique.....	3
1.5. Evaluation des performances des systèmes biométrique.....	4
1.6. Les modules de conception d'un système biométrique.....	6
1.7. Types de modalités biométriques.....	7
1.7.1. Biométrie physiologique.....	7
1.7.1.1. Le visage.....	7
1.7.1.2. ADN	8
1.7.1.3. Identification par empreintes digitales	9
1.7.1.4. Géométrie de la main	9
1.7.1.5. Reconnaissance de l'IRIS	10
1.7.2. Biométrie comportementale.....	11
1.7.2.1. Dynamique de frappe au clavier.....	11
1.7.2.2. Reconnaissance de signature	12
1.7.2.3. Reconnaissance vocale.....	12
1.8. Comparaison des différentes modalités biométriques.....	13

1.9. Avantages et inconvénient de la biométrie.....	15
1.9.1. Sécurité et commodité.....	15
1.9.2. Gain de temps avec la biométrie.....	16
1.9.3. Préoccupations en matière de confidentialité.....	16
1.9.4. Usurpation d'identité et techniques anti-usurpation.....	16
1.10. Applications de la biométrie	16
1.11. Tendances Futures de la Technologie Biométrique.....	17
1.11.1. Exigences en temps réel.....	17
1.11.2. Combinaison de la biométrie et de l'authentification d'identité traditionnelle.....	17
.....	17
1.12. Conclusion.....	18

Chapitre 2: Modèle de reconnaissance d'iris

II.1. Introduction.....	20
II.2. L'acquisition des images d'iris.....	20
II.3. Conditions requises pour une bonne qualité d'image.....	21
II.3.1. Conditions optiques et matérielles.....	21
II.3.2. Conditions environnementales.....	21
II.3.3. Conditions liées à l'utilisateur.....	21
II.4. Le traitement des images d'iris.....	22
II.4.1. La segmentation.....	22
II.4.1.1. Méthode de seuillage.....	22
II.4.1.2. Segmentation d'image basée sur les contours.....	23
II.4.1.3. Méthode de segmentation basée sur les régions.....	23
II.4.1.4. Transformée de Hough Circulaire (CHT).....	24
II.4.2. Normalisation	24
II.4.2.1. Normalisation dans l'espace polaire.....	24
II.4.2.2. Normalisation dans l'espace cartésien.....	25
II.4.3. L'extraction des caractéristiques	25
II.5. Définition de la base de données.....	27
II.6. Les critères pour le choix de la base de données.....	27
II.7. Description de la base de données CASIA-IrisV1.....	28

II.7.1. Caractéristiques de la base de données CASIA-IrisV1	29
II.7.2. Organisation de la Base de données CASIA-IrisV1	30
II.7.3. Répartition de la base de données.....	31
II.8. Les différentes bases de données qui existent.....	31
II.9. Extraction des caractéristiques.....	34
II.9.1. Utilisation du filtre de Gabor.....	35
II.9.2. Le Filtrage de Log-Gabor.....	36
II.9.3. Décomposition en ondelettes de Haar.....	37
II.9.4. Passages par zéro de l'ondelette 1D.....	38
II.10. Local Binary Pattern (LBP)	39
II.11. Conclusion.....	40

Chapitre 3: Application et résultats obtenus

III.1. Introduction.....	42
III.2. Segmentation.....	42
III.2.1. Localisation de la pupille.....	43
III.2.2. Recherche du contour et rayon de l'iris.....	44
III.2.3. Méthode basée sur la transformée de Hough.....	44
III.2.4. Segmentation et masquage du bruit.....	47
III.3. Prétraitement des images Iris (Normalisation).....	48
III.3.1. Normalisation de l'Iris (Méthode Pseudo Polaire).....	49
III.4. Extraction des Caractéristiques de Texture avec LBP et les Filtres de Gabor.....	52
III.4.1. Transformation d'un Iris Normalisé en Image LBP.....	52
III.4.2. Histogramme LBP avec distribution de fréquence normalisée	53
III.4.2.1. Interprétation de l'Histogramme LBP.....	53
III.4.2.2. Structure de l'Histogramme.....	53
III.4.2.3. Analyse interprétative.....	54
III.4.3. Extraction de Caractéristiques avec les Filtres de Gabor.....	54
III.5. Classification supervisée et évaluation biométrique.....	55
III.5.1. Préparation des caractéristiques et structuration des données.....	55
III.5.2. Métriques de performance et interprétation.....	55
III.5.3. Analyse et influence du seuil de décision.....	59

III.6. Conclusion.....	59
CNCLUSION GENERALE.....	61
REFERENCE BILIOGRAPHQUE.....	63

Introduction générale

La biométrie est une discipline technologique qui consiste à identifier ou authentifier une personne à partir de ses caractéristiques physiques ou comportementales propres. Contrairement aux méthodes classiques d'identification basées sur des mots de passe ou des cartes, la biométrie utilise des traits uniques et difficilement falsifiables, tels que les empreintes digitales, la reconnaissance faciale, l'iris, la voix ou encore la démarche. Cette technologie joue un rôle de plus en plus central dans les systèmes de sécurité modernes, en raison de sa capacité à offrir à la fois fiabilité, rapidité et commodité. L'évolution rapide des technologies biométriques contribue à leur intégration dans divers domaines, notamment les télécommunications, la finance, la santé, les transports et le contrôle d'accès, renforçant ainsi la sécurité tout en simplifiant l'expérience utilisateur [1].

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

La reconnaissance de l'iris est une technologie biométrique avancée utilisée pour identifier les individus en analysant les caractéristiques uniques de leur iris, la partie colorée de l'œil. Cette méthode repose sur des schémas complexes et aléatoires présents dans l'iris, tels que les stries, les taches et les nuances de couleur, qui sont uniques à chaque personne. L'iris est considéré comme l'un des attributs biométriques les plus fiables en raison de sa stabilité au fil du temps et de sa complexité, offrant ainsi une méthode sécurisée et précise pour l'authentification et la vérification d'identité dans divers domaines, y compris la sécurité, les systèmes de contrôle d'accès et la gestion des identités numériques.

Tout au long de ce mémoire, nous nous intéressons au domaine de la biométrie et particulièrement à l'identification et l'authentification des individus par la reconnaissance de

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

- Le Premier Chapitre repose sur la Généralité sur les systèmes biométriques. Ce chapitre donne un aperçu sur les outils de reconnaissance de motif existant dans la littérature.
- Le Deuxième Chapitre expose modèle de reconnaissance d'iris, on définit les méthodes de segmentation et prétraitement utilisées sur les images Iris afin d'obtenir une base de données normalisée, ces effets nous conduisent à réduire la taille des images en conservant seulement la région Iris dans une dimension rectangulaire et généralisées sur toute la base de données.
- Et le Troisième Chapitre est consacré à la conception de notre méthode d'identification de l'iris et aux résultats de la méthode de segmentation. Nous verrons que dans l'étape de l'extraction nous utilisons deux méthodes différentes. La première est basée sur le LBP et l'iris code et la deuxième est basée sur la méthode de filtre de Gabor.

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

Chapitre I
Généralité sur les systèmes biométriques

I.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 [1].

I.2. Définition de biométrie

La biométrie est un domaine vaste et complexe qui découle de l'application des statistiques et des mathématiques à la biologie. Toutes les phases de la recherche en biologie, y compris la conception et la collecte de données, l'analyse et l'interprétation des résultats, reposent sur des principes et des méthodes statistiques. Il faut abandonner l'idée selon laquelle les statistiques en biologie se résument aux tests d'hypothèses et aux valeurs p ! L'objectif d'une enquête biologique bien planifiée est d'obtenir un aperçu des questions d'intérêt scientifique et biologique. Un modèle biomathématique bien développé, qui décrit précisément les données, aide à comprendre ce que ces dernières révèlent, à faire des prédictions et à formuler de nouvelles questions. Malheureusement, de nombreuses procédures non scientifiques et empiriques sont pratiquées sous le nom de «**biométrie**». Deux raisons ont été avancées pour expliquer la perpétuation de cet état de fait. Premièrement, de nombreux éditeurs, ayant reçu la même formation, n'acceptent de publier des articles que s'ils suivent ces procédures empiriques souvent profondément ancrées [2].

I.3. Système de biométrie

Un système biométrique est essentiellement un système de reconnaissance de formes qui effectue une identification personnelle en déterminant l'authenticité d'une caractéristique physiologique ou comportementale spécifique possédée par l'utilisateur [3]. Les technologies biométriques sont ainsi définies comme des « méthodes automatisées d'identification ou d'authentification de l'identité d'une personne vivante basées sur une caractéristique physiologique ou comportementale ».

Un système biométrique peut être soit un système d'identification, soit un système de

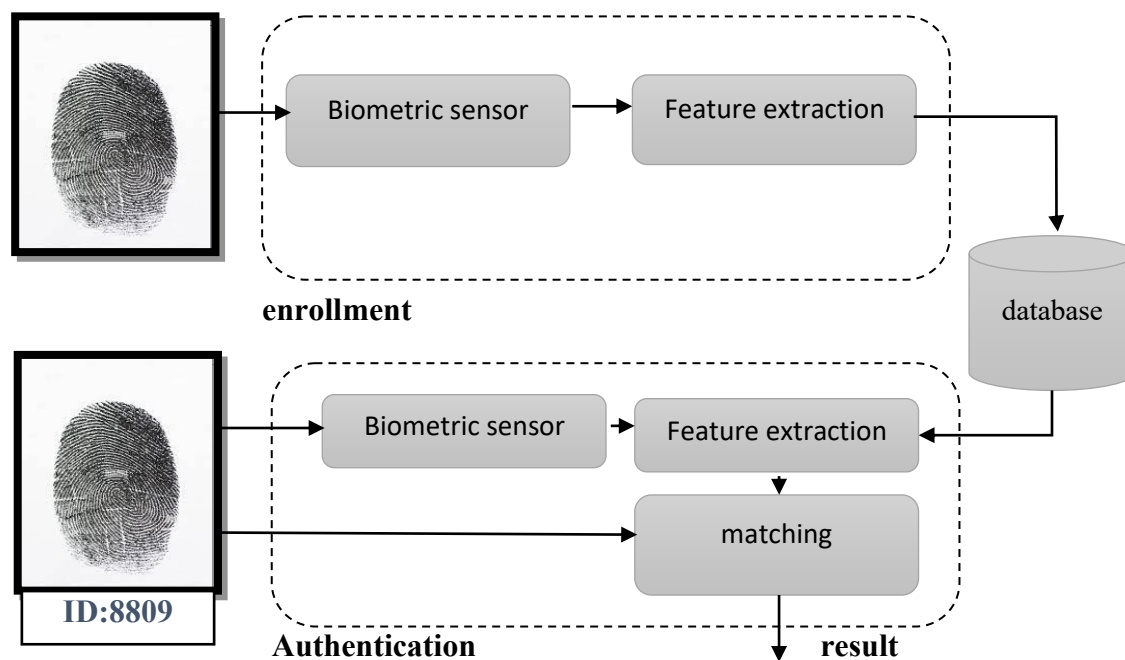


Figure (I.1): Architecture générale d'un système biométrique.

vérification (authentification), qui sont définis ci-dessous [3].

1.4. Modes de fonctionnement d'un système biométrique

Les systèmes biométriques peuvent fournir *trois modes de fonctionnement*, à savoir, **l'enrôlement**, **l'authentification** (ou **vérification**) et **l'identification**. Dans ce qui suit, les figures illustreront l'exemple d'un système biométrique utilisant l'empreinte digitale comme modalité.

L'enrôlement est la première phase de tout système biométrique, il s'agit de l'étape pendant laquelle un utilisateur est enregistré dans le système pour la première fois et où une ou plusieurs modalités biométriques sont capturées et enregistrées dans une base de données. Cet enregistrement peut s'accompagner par l'ajout d'information biographique dans la base de données [5].

Prenons l'exemple d'un utilisateur (M. X) qui souhaite retirer de l'argent à un distributeur. Il saisit son code PIN et présente une donnée biométrique. Le système compare alors l'échantillon acquis au modèle biométrique associé à M. X: c'est une **comparaison 1:1**. Si la similarité est suffisante, l'utilisateur est authentifié ; sinon, il est rejeté comme imposteur. Le mode **vérification** répond donc à la question: « **Suis-je bien M. X ?** »

En **mode identification**, l'utilisateur ne déclare pas son identité. Le système compare l'échantillon à **tous les modèles** de la base (comparaison **1:N**) pour trouver la correspondance la plus proche. Si la similarité maximale dépasse un seuil, l'individu est reconnu ; sinon, il est rejeté comme inconnu.

I.5. Evaluation des performances des systèmes biométrique

Pour juger de l'efficacité d'un système biométrique, il est essentiel d'évaluer sa performance à travers des indicateurs quantitatifs. Ces mesures permettent de comparer les systèmes entre eux, d'en améliorer les algorithmes, et d'adapter leur usage selon les contraintes de sécurité ou de confort.

Mesure de la performance

Les principales mesures de performance sont :

1. Le premier critère s'appelle le **taux de faux rejet** (*False Rejection Rate* ou **FRR**). Ce taux représente le pourcentage de personnes censées être reconnues mais qui sont rejetées par le système.

$$FRR = \frac{N^{\circ} \text{ de FR}}{N^{\circ} \text{ de Clients}}$$

FR : rejeter faussement un client.

2. Le deuxième critère est le **taux de fausse acceptation** (*False Accept Rate* ou **FAR**). Ce taux représente le pourcentage de personnes censées ne pas être reconnues mais qui sont tout de même acceptées par le système.

$$FAR = \frac{N^{\circ} \text{ de FA}}{N^{\circ} \text{ d'imposteurs}}$$

FA : accepter faussement un imposteur.

3. Le troisième critère est connu sous le nom de **taux d'erreur égal** (*Equal Error Rate* ou **EER**).

Ce taux est calculé à partir des deux premiers critères et correspond au point de performance où les deux taux sont égaux, c'est-à-dire **FRR=FAR**. Il s'agit du meilleur compromis entre les deux erreurs.

4. Le quatrième critère est le **taux de reconnaissance** (*True Recognition Rate* ou **TR**). Ce taux indique le pourcentage de clients correctement reconnus par le système.

$$TR = \frac{N^{\circ} \text{ de reconnaissances correctes}}{N^{\circ} \text{ total de clients}} \times 100$$

5. Le cinquième critère est le **temps de réponse** du système. Il représente la durée nécessaire au système pour traiter une demande d'authentification ou d'identification, de l'acquisition du signal biométrique jusqu'à la prise de décision. Un bon système biométrique doit allier **précision** et **rapidité**.

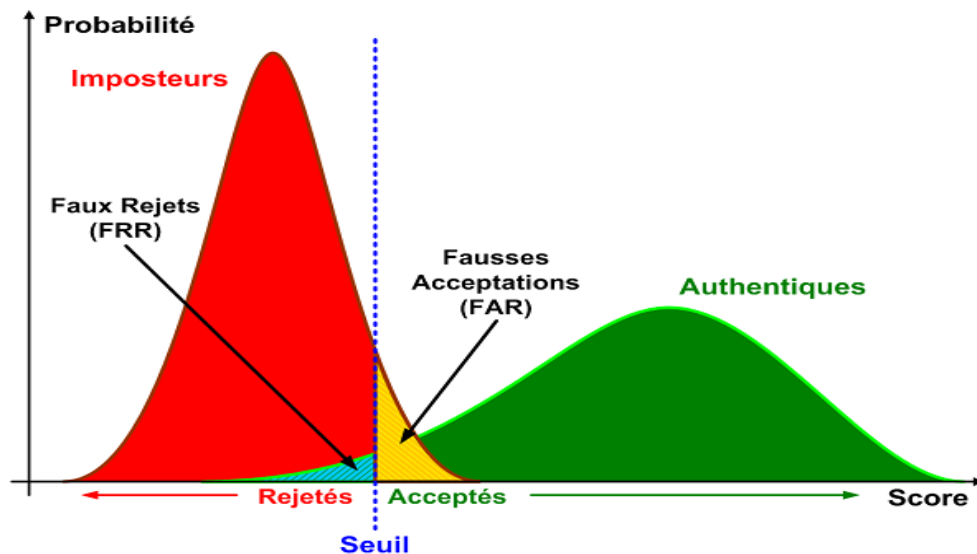


Figure (I.2): Illustration du FRR et du FAR. [15]

1.6. Les modules de conception d'un système biométrique

Un système biométrique se compose de plusieurs modules essentiels, chacun jouant un rôle spécifique dans le processus global d'identification ou de vérification. Ces modules sont :

- **Module de capture:** Ce module est responsable de l'acquisition des données biométriques brutes (ex.: image de l'iris, empreinte digitale, voix, etc.) à l'aide d'un capteur. Il constitue la première étape du système.
- **Module d'extraction de caractéristiques:** Une fois les données acquises, ce module extrait les caractéristiques discriminantes propres à chaque individu.
- **Module de correspondance:** Les caractéristiques extraites sont ensuite comparées à celles enregistrées dans la base de données. Ce module calcule un **score de similarité** entre l'échantillon fourni et les modèles stockés.
- **Module de décision:** Sur la base du score de similarité et d'un seuil prédéfini, ce module prend la décision finale: **accepter** ou **rejeter** l'identité revendiquée (en mode vérification) ou **identifier** la personne (en mode identification).

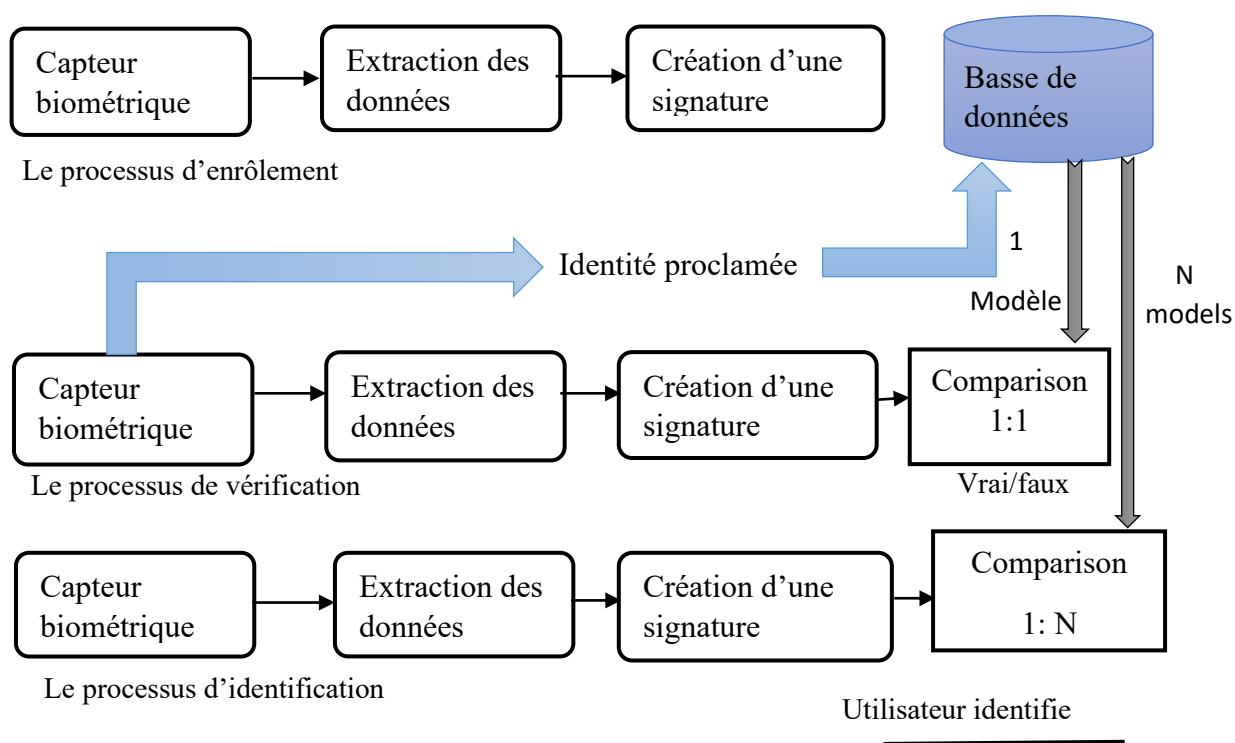


Figure (I.3): principaux modules d'un système biométrique ainsi que les différents modes

I.7. Types de modalités biométriques

La biométrie mesure des caractéristiques biologiques à des fins d'identification ou de vérification d'un individu. Étant donné que les cartes d'identité et les passeports peuvent être falsifiés, des méthodes plus sophistiquées ont dû être mises en place pour aider à protéger les entreprises et les individus [4]. Il existe deux types de méthodes biométriques:

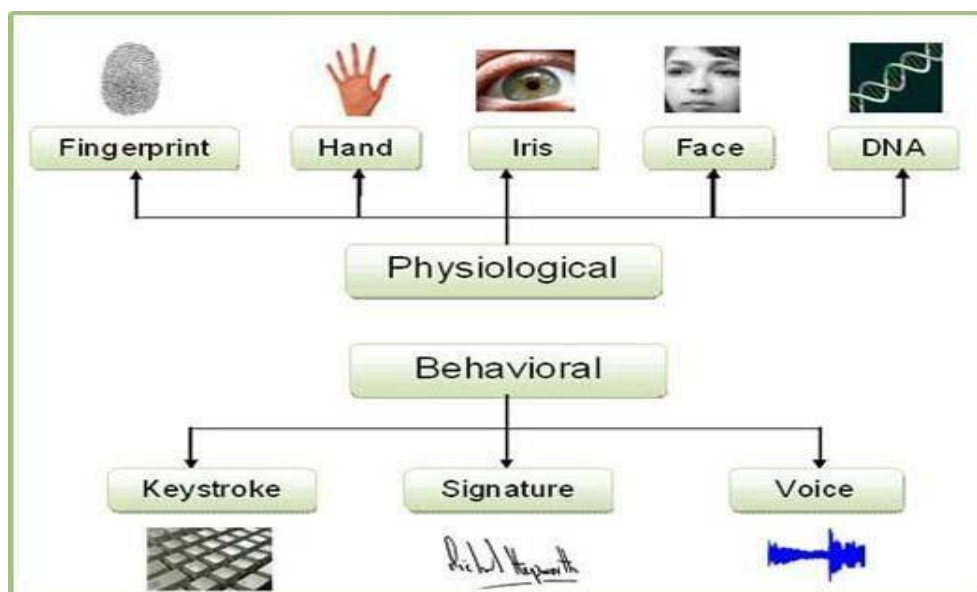


Figure I.4 Différents types d'authentification biométrique. [31]

I.7.1. Biométrie physiologique

Utilisée pour l'identification ou la vérification. L'identification consiste à déterminer qui est une personne. Cette méthode est couramment utilisée dans les enquêtes criminelles [3].

I.7.1.1 Le visage

Plusieurs parties du visage (joues, yeux, nez, bouche...) sont extraites d'une photo ou d'une vidéo et analysées géométriquement (distance entre différents points, positions, formes...). Le problème de cette méthode vient des possibles perturbations pouvant transformer le visage (maquillage, faible luminosité, présence d'une barbe ou d'une lunette, expression faciale inhabituelle, changement avec l'âge, etc.) [6].



Figure (I.5): Reconnaissance faciale.

I.7.1.2 ADN

L'échantillonnage de l'ADN (Acide Désoxyribonucléique) est actuellement assez intrusif et nécessite un prélèvement de tissu, de sang ou d'un autre échantillon corporel. Cette méthode de capture doit encore être perfectionnée. Jusqu'à présent, l'analyse d'ADN n'a pas été suffisamment automatisée pour être considérée comme une technologie biométrique. Cependant, l'analyse d'ADN humain est désormais possible en moins de 10 minutes. Dès que la technologie progressera au point de permettre une correspondance automatique d'ADN en temps réel, elle pourrait devenir plus significative. Pour l'instant, ADN est fortement ancré dans la détection criminelle et restera donc principalement utilisé dans le domaine de l'application de la loi [3].



Figure(I.6): Reconnaissance par ADN.



Figure (I.7): Capture de l’empreinte digitale. [32]

I.7.1.3 Identification par empreintes digitales

L'une des biométries les plus connues et les plus médiatisées est l'identification par empreintes digitales. Les empreintes digitales sont utilisées pour l'identification depuis plus d'un siècle en raison de leur unicité et de leur constance dans le temps, mais elles ne sont devenues automatisées (c'est-à-dire biométriques) que récemment grâce aux progrès de la puissance de calcul. La partie haute et en relief de la peau des crêtes papillaires apparaît sous forme de lignes sombres, tandis que la vallée entre ces crêtes apparaît comme un espace blanc et représente la partie basse et peu profonde de la peau des crêtes papillaires. Les minuties, c'est-à-dire l'emplacement et l'orientation des terminaisons de crêtes et des bifurcations (divisions) le long d'un trajet de crête, sont utilisées pour l'identification [7].

I.7.1.4 Géométrie de la main

Ces méthodes d'authentification personnelle sont bien établies. La reconnaissance de la main est disponible depuis plus de vingt ans. Pour réaliser une authentification personnelle, un système peut mesurer soit les caractéristiques physiques des doigts, soit celles de la main. Celles-ci incluent la longueur, la largeur, l'épaisseur et la surface de la main. Une caractéristique intéressante est que certains systèmes nécessitent un échantillon biométrique de petite taille (quelques octets). La géométrie de la main a été adoptée dans diverses applications. On la retrouve fréquemment dans le contrôle d'accès physique pour les applications commerciales et

résidentielles, dans les systèmes de gestion du temps et des présences, ainsi que dans les applications générales d'authentification personnelle [8].

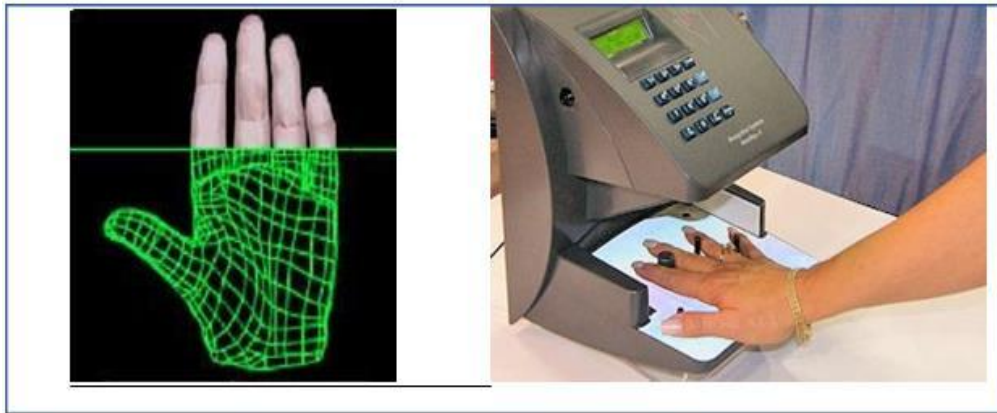


Figure (I.8): Capture de géométrie de la main.

I.7.1.5. Reconnaissance de l'IRIS

L'existence d'un environnement mondial où les exigences de sécurité deviennent de plus en plus importantes explique le besoin continu de systèmes d'identifications avec des performances, une sécurité, une commodité et une facilité d'utilisation supérieures. L'identification d'une personne à partir d'une image d'iris est considérée comme l'une des meilleures techniques biométriques. Ceci est essentiellement lié aux caractéristiques et propriétés de l'iris [4].

La reconnaissance de l'iris est une technique biométrique utilisée pour identifier ou authentifier une personne en analysant les motifs uniques de son iris. L'iris, qui est la partie colorée de l'œil entourant la pupille, possède une structure complexe et stable tout au long de la vie, ce qui en fait un excellent identifiant biométrique.

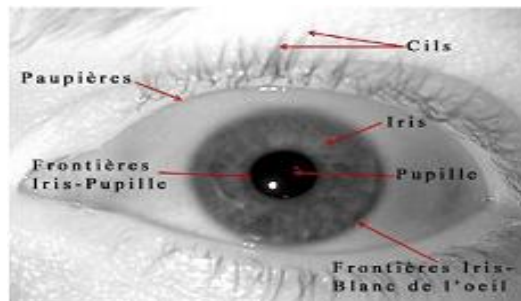


Figure (I.9): Une texture d'Iris. [29]

I.7.2. Biométrie comportementale

La biométrie comportementale offre une nouvelle génération de solutions de sécurité qui identifient les individus en fonction de leur manière unique d'interagir avec des appareils informatiques tels que les smartphones, les tablettes ou les écrans avec clavier et souris.

En mesurant divers aspects, comme la façon dont l'utilisateur tient son téléphone, comment il fait glisser son doigt sur l'écran ou les raccourcis gestuels et clavier qu'il utilise, des algorithmes logiciels construisent un profil utilisateur unique. Ce profil peut ensuite être utilisé pour confirmer l'identité de l'utilisateur lors des interactions ultérieures [9].

1.7.2.1 Dynamique de frappe au clavier

Un système basé sur la dynamique de frappe au clavier ne nécessite aucun équipement particulier, chaque 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). Cette mesure est capturée environ mille fois par seconde. La séquence de frappe est prédéterminée sous la forme d'un mot de passe. Initialement l'utilisateur doit composer son mot de passe à quelques reprises afin que soit constitué un gabarit de référence [6].

Ce dispositif biométrique est employé comme méthode de vérification dans le commerce électronique et comme système de contrôle d'accès aux bases de données.

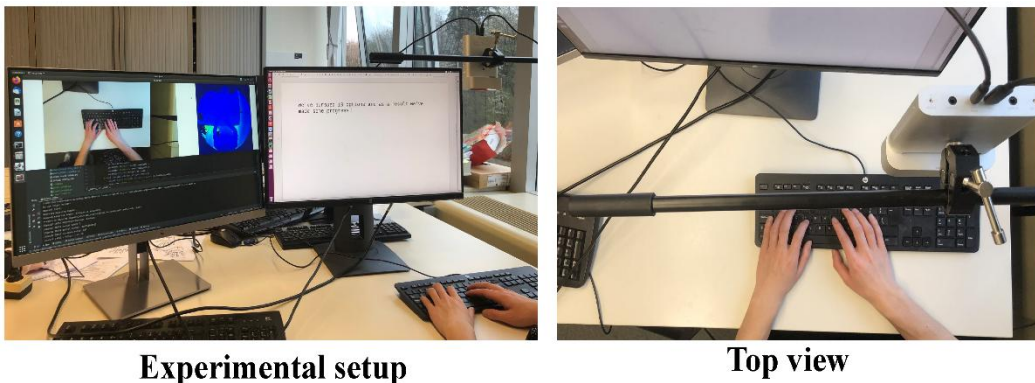


Figure (I.10): Reconnaissance de la dynamique de frappe au clavier. [33]

1.7.2.2 Reconnaissance de signature

Cette technologie utilise l'analyse dynamique d'une signature pour authentifier une personne. Elle repose sur la mesure de la vitesse, de la pression et de l'angle appliqués par l'individu lors de la réalisation de sa signature. Cette technologie est particulièrement utilisée dans les applications de commerce électronique et d'autres domaines où la signature est une méthode d'authentification personnelle acceptée [8].



Figure (I.11): capture de signature.

1.7.2.3 Reconnaissance vocale

Les caractéristiques de la voix d'un individu sont basées sur des éléments physiques tels que les cordes vocales, la bouche, les cavités nasales et les lèvres, qui interviennent dans la production du son. Ces caractéristiques de la parole humaine restent invariables pour une personne, mais la composante comportementale évolue avec le temps en raison de l'âge, des conditions médicales et de l'état émotionnel [3].



Figure (I.12): capture de la voix.


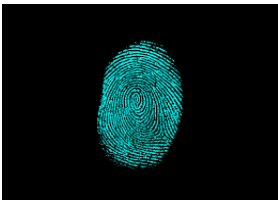


I.8. Comparaison des différentes modalités biométriques




Le choix d'un système biométrique est étroitement lié à la qualité des informations fournies par le motif, qui dépend d'une part de sa nature et du niveau de sécurité qu'il apporte aux applications et du contexte dans lequel elles sont utilisées. Comme mentionné précédemment, les systèmes biométriques doivent répondre à un ensemble de critères tels que l'universalité, l'unicité, etc. Sur la base de ces critères, une comparaison des principales technologies biométriques est citée dans le tableau (1.1). Le tableau montre qu'aucune modalité biométrique ne répond à tous les critères et que chaque méthode présente des avantages et des inconvénients [4].

Tableau I.1: Comparaison entre les techniques biométriques, Performance haute (H), Moyenne (M), Faible (F).

Identificateur Biométrique	Universalité	Distinctif	Permanence	Recouvrable	Performance	Acceptabilité	Mise en échec
ADN	H	H	H	B	H	B	B
Oreille	M	M	H	M	M	H	M
Visage	H	B	M	H	B	M	H
Empreintes	M	H	H	M	H	M	M
Allure	M	B	B	H	B	H	M
Géom. Main	M	M	M	H	M	M	M
Veine. Main	M	M	M	M	M	M	B
Iris	H	H	H	M	H	B	B
Frappe	B	B	B	M	B	M	M
Odeur	H	H	H	B	B	M	B
Rétine	H	H	M	B	H	B	B
Signature	B	B	B	H	B	H	H
Voix	M	B	B	M	B	H	H

Tableau I.2: Méthodes d'identification et de vérification

Méthodes d'identification et de vérification.	Images	Méthodologie / Caractéristiques	FRR	FAR	TR
Main		Mesure des caractéristiques physiques de la main et des doigts dans une perspective tridimensionnelle.	0.1%	0.1%	1 ou 2 sec
Empreinte digitale		Empreinte digitale optique, capacitive ou thermique ("minuties", forme ou structure des papilles).	Moins de 1 %	Allant de 0,0001 % à 0,00001 % selon le type.	0.2- 1 Sec.
Visage		Reconnaissance faciale.	Moins de 1 %	0.1%	3 sec
oeil		Scan de l'iris.	0.00066 %	0.00078%	2 seconds

Autre méthode		ADN	ADN est une biométrie de plus en plus utile, principalement utilisée en criminalistique et dans le domaine de la santé. L'ADN de l'utilisateur, sous forme de sang, de tissu, de cheveux ou d'ongles, est collecté pour confirmation. Bien que l'ADN soit une caractéristique unique, un cheveu ou un ongle peut être volé.
		Signature	Analyse dynamique de la forme et de la taille de la signature, de la vitesse d'écriture, du temps nécessaire pour signer, ainsi que de la pression exercée par la main de l'utilisateur sur l'écran lors de la signature.
		Voix	L'analyse du ton, de la hauteur, de la cadence et de la fréquence de la voix d'une personne. La reconnaissance vocale ou du locuteur est la capacité d'une machine ou d'un programme à recevoir et interpréter une dictée ou à comprendre et exécuter des commandes vocales.

1.9. Avantages et inconvénient de la biométrie

Le principal avantage des méthodes d'authentification biométrique par rapport aux autres méthodes d'authentification des utilisateurs est qu'elles remplissent réellement leur fonction, c'est-à-dire authentifier l'utilisateur. Ces méthodes utilisent des caractéristiques physiologiques ou comportementales humaines réelles pour identifier les utilisateurs. Ces caractéristiques biométriques sont (plus ou moins) permanentes et ne peuvent pas être modifiées. Il n'est pas facile (bien que dans certains cas, ce ne soit pas totalement impossible) de modifier son empreinte digitale, son iris ou d'autres caractéristiques biométriques. Les utilisateurs ne peuvent pas transmettre leurs caractéristiques biométriques à d'autres aussi facilement qu'ils le feraient avec leurs cartes ou mots de passe [12].

1.9.1. Sécurité et commodité

Alors que la connectivité continue de se répandre à travers le monde, il est évident que les anciennes méthodes de sécurité ne sont plus suffisamment robustes pour protéger ce qui est le

plus important. Heureusement, la technologie biométrique est plus accessible que jamais, offrant une sécurité renforcée et une commodité accrue pour tout ce qui doit être protégé, qu'il s'agisse de la porte d'une voiture ou du code PIN d'un téléphone [5].

1.9.2. Gain de temps avec la biométrie

C'est un des avantages les plus importants. L'identification biométrique est extrêmement rapide. Une personne peut être identifiée ou rejetée en une seconde seulement. Elle est donc considérée comme très rapide et permet de gagner du temps par rapport au traitement des feuilles de présence et des cartes de pointage. Elle élimine le temps perdu dans le calcul de l'assiduité des employés. Grâce à la machine de pointage biométrique, il est possible de se concentrer davantage sur les activités de l'entreprise [10].

1.9.3. Préoccupations en matière de confidentialité

Malgré ses avantages en sécurité, la biométrie soulève des préoccupations sur la confidentialité. Une fois compromises, les données biométriques sont irréversibles, rendant les violations critiques. Le stockage centralisé augmente les risques de cyberattaques et de vols d'identité. Pour y remédier, un chiffrement robuste, un stockage décentralisé et des réglementations strictes sont essentiels.

1.9.4. Usurpation d'identité et techniques anti-usurpation

Un imposteur peut essayer d'imiter un trait biométrique d'un utilisateur inscrit afin de tromper le système. Ce type d'attaque est particulièrement approprié quand des traits comportementaux, tels que la signature et la voix, sont utilisés. Cependant les traits physiques sont également susceptibles aux attaques par exemple : la possibilité de construire des doigts ou des empreintes digitales artificielles pour mettre en échec le système de vérification d'empreinte digitale [13].

1.10. Applications de la biométrie

Les systèmes biométriques peuvent être utilisés dans de nombreuses applications. Pour des raisons de sécurité, la biométrie permet de sécuriser les transactions et de rendre la vie

quotidienne plus sûre et plus pratique [5]. Contrairement aux méthodes de sécurité traditionnelles, comme les mots de passe ou les codes PIN, l'authentification biométrique repose sur des caractéristiques physiques ou comportementales uniques, rendant leur falsification ou leur vol beaucoup plus difficile.

La technologie biométrique est utilisée dans l'application de la loi pour l'identification, dans le contrôle aux frontières pour la sécurité et dans les soins de santé pour des dossiers médicaux précis. Elle renforce la sécurité bancaire, permet l'authentification mobile et améliore la sécurité dans les voitures et l'aviation grâce au suivi oculaire.

1.11. Tendances Futures de la Technologie Biométrique

La biométrie est la technologie d'identification la plus pratique et la plus sécurisée. Elle connaît un développement très vaste et peut être appliquée à presque tous les aspects de la vie quotidienne. Elle est classée parmi les dix nouvelles technologies les plus prometteuses pouvant transformer le monde de demain. Avec l'augmentation des besoins d'identification dans la société, son importance ne cessera de croître [15]. Ce sont les principaux aspects :

1.11.1. Exigences en temps réel

Le système de reconnaissance biométrique nécessite un important traitement numérique, incluant le prétraitement des images, l'extraction des caractéristiques, la reconnaissance et la classification, etc... La capacité de calcul en temps réel et rapide est essentielle pour répondre aux exigences spécifiques de performance du système. Il existe deux principales approches pour mettre en œuvre l'algorithme : l'amélioration de l'algorithme au niveau logiciel pour accroître son efficacité et l'implémentation de la reconnaissance des caractéristiques au niveau matériel [14].

1.11.2. Combinaison de la biométrie et de l'authentification d'identité traditionnelle

La carte IC intelligente améliore l'authentification en stockant des données biométriques personnelles pour une vérification hors ligne, augmentant ainsi l'efficacité et réduisant les coûts des requêtes en ligne. La combinaison des données biométriques avec les cartes IC offre un avenir prometteur pour l'authentification de l'identité. Bien que la recherche biométrique en Chine soit encore en retard par rapport à certains pays européens, elle progresse rapidement,

notamment dans la reconnaissance des empreintes digitales, de l'iris, du visage et de l'empreinte palmaire. Cependant, des défis techniques subsistent, nécessitant une collaboration mondiale pour faire progresser davantage la technologie d'identification biométrique.

1.12. Conclusion

La biométrie est devenue une technologie essentielle pour l'identification, offrant une sécurité et une fiabilité élevées dans diverses applications. Parmi les différentes modalités biométriques, la reconnaissance de l'iris se distingue par son unicité et sa stabilité dans le temps. Dans le prochain chapitre, nous explorerons les bases de données d'iris et les méthodes utilisées pour la reconnaissance de l'iris, en mettant en lumière leur structure, leurs caractéristiques et leurs techniques de traitement.

Chapitre II
Modèle de reconnaissance de l'iris

II.1. Introduction

Pour concevoir un système de reconnaissance de l'iris, il est essentiel d'acquérir des images de haute qualité respectant des conditions optimales, garantissant ainsi une visibilité claire des motifs texturaux de l'iris. Une fois ces images obtenues, différentes techniques de traitement seront appliquées afin de localiser et segmenter précisément la région de l'iris, d'extraire ses caractéristiques distinctives et de générer une représentation numérique permettant sa reconnaissance. Dans ce chapitre, nous présenterons les recherches antérieures menées dans le domaine de la reconnaissance de l'iris.

Nous débuterons par une description du processus d'acquisition des images d'iris, en mettant en avant les conditions requises pour assurer une bonne qualité d'image. Ensuite, nous explorerons diverses méthodes de traitement d'image appliquées à l'iris, depuis la segmentation jusqu'à l'extraction des caractéristiques. Enfin, nous passerons en revue différents ensembles de données d'iris et réaliserons une analyse comparative afin d'évaluer leurs particularités et leur pertinence pour l'entraînement et l'évaluation des systèmes de reconnaissance.

II.2. L'acquisition des images d'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 sombre, de petite taille, localisée derrière la cornée qui constitue un miroir hautement réfléchissant. Toutes ces caractéristiques en font un objet très difficile à photographier. De plus pour choisir un moyen d'acquisition de l'image d'iris on prend en compte la sensibilité de l'œil et les facteurs externes qui influent sur l'iris [1].

Des conditions d'acquisition d'images idéales sont supposées dans la plupart des systèmes de reconnaissance d'iris. Ces conditions incluent une source de lumière proche infrarouge (NIR) ou diode d'électroluminescente (LED) pour révéler une texture d'iris clair. Cependant, les avancées récentes sur la reconnaissance de l'iris ont proposé différentes méthodes pour traiter les images de l'iris capturées dans des environnements non contraints. Ces environnements comprennent une source de lumière à longueur d'onde visible (visible wavelength or VW), à distance et en mouvement depuis le dispositif de capture [16].



Figure (II.1): Étapes d'acquisition d'une image d'iris.

II.3. Conditions requises pour une bonne qualité d'image

II.3.1. Conditions optiques et matérielles

- ✚ **Caméra haute résolution:** Un capteur de haute précision permet de capturer les fins détails de l'iris.
- ✚ **Éclairage infrarouge (NIR – Near Infrared):** Réduit l'influence de la lumière ambiante et améliore le contraste de l'iris.
- ✚ **Autofocus et stabilisation:** Minimisent les effets de flou dus aux mouvements de l'utilisateur.

II.3.2. Conditions environnementales

- ✚ **Éclairage contrôlé:** Éviter les reflets et les ombres qui peuvent perturber la segmentation de l'iris.
- ✚ **Distance et angles optimaux:** Une prise de vue à environ 20-40 cm avec un angle frontal améliore la précision de la capture.
- ✚ **Arrière-plan neutre:** Minimise les interférences dues à l'environnement.

II.3.3. Conditions liées à l'utilisateur

- ✚ **Positionnement correct de l'œil:** L'utilisateur doit fixer la caméra sans mouvements brusques.
- ✚ **Absence d'obstructions:** Pas de lunettes teintées, de lentilles réfléchissantes ou de cils couvrant l'iris.

- ✚ **Clarté de l'iris:** Éviter une sécheresse excessive de l'œil ou un maquillage qui pourrait altérer l'image.

En respectant ces conditions, on garantit une image d'iris de haute qualité, facilitant ainsi une reconnaissance biométrique fiable et précise

II.4. Le traitement des images d'iris

Le traitement des images d'iris comprend plusieurs étapes appliquées. Les méthodes utilisées pour traiter les images d'iris diffèrent selon les chercheurs, La plupart passent par l'étape de segmentation ensuite la normalisation afin d'extraire les caractéristiques des images d'iris pour enfin pouvoir les classer

II.4.1. La segmentation

Les techniques de segmentation de l'iris sont essentielles pour isoler avec précision l'iris des structures oculaires environnantes, telles que la pupille, la sclère, les paupières et les cils, dans les systèmes de reconnaissance biométrique. Ce processus améliore la fiabilité de la reconnaissance de l'iris en garantissant que seuls les motifs pertinents de l'iris sont analysés. Différentes méthodes, comme la détection des contours, le seuillage et les approches basées sur l'apprentissage profond, sont utilisées pour améliorer la précision et l'efficacité dans diverses conditions d'éclairage et d'imagerie. Plusieurs techniques sont utilisées pour la segmentation de l'iris, notamment les suivantes

w²:

II.4.1.1. Méthode de seuillage

Les méthodes de seuillage sont les méthodes les plus simples pour la segmentation d'images. Elles divisent les pixels de l'image en fonction de leur niveau d'intensité. Ces méthodes sont utilisées pour des images où les objets sont plus clairs que l'arrière-plan. La sélection de ces méthodes peut être manuelle ou automatique, c'est-à-dire basée sur des connaissances préalables ou des informations sur les caractéristiques de l'image.

Il existe essentiellement trois types de seuillage: Seuillage global, seuillage variable et seuillage multiple.

- **Le seuillage global** utilise une seule valeur d'intensité pour segmenter une image, fonctionnant mieux avec un éclairage uniforme.
- **Le seuillage variable** ajuste le seuil localement, ce qui le rend efficace pour les images avec un éclairage inégal.
- **Le seuillage multiple** applique plusieurs niveaux d'intensité pour séparer une image en plus de deux régions, utile pour détecter plusieurs objets.

II.4.1.2. Segmentation d'image basée sur les contours

Fernando C. Monteiro a proposé une nouvelle méthode de segmentation d'image combinant les informations basées sur les contours et les régions à l'aide de méthodes spectrales et d'algorithmes morphologiques de bassin versant. Tout d'abord, le bruit est réduit à l'aide d'un filtre bilatéral comme étape de prétraitement. Ensuite, une fusion des régions est effectuée pour une segmentation préliminaire, suivie de la génération de similarités entre les régions et d'un regroupement basé sur les graphes en utilisant la méthode Multi-class Normalisation. La technique a été comparée aux méthodes (Mean Shift), Multi-Scale graphe Base de Segmentation, et les résultats ont montré qu'elle surpassait les autres méthodes, produisant de meilleures performances en segmentation.

II.4.1.3. Méthode de segmentation basée sur les régions

Les méthodes de segmentation basées sur les régions sont des méthodes qui segmentent l'image en différentes régions ayant des caractéristiques similaires. Il existe deux techniques de base basées sur cette méthode. Elle comporte deux méthodes:

- **Expansion de région:** L'expansion de région est l'une des méthodes les plus populaires. Elle commence avec un pixel et ajoute progressivement les pixels similaires à la région.
- **Division et fusion:** Les méthodes de segmentation basées sur la division et la fusion des régions utilisent deux techniques de base : la division et la fusion, pour segmenter une image en différentes régions. La division consiste à diviser une image de manière itérative en régions ayant des caractéristiques similaires, tandis que la fusion permet de regrouper les régions adjacentes similaires.

II.4.1.4. Transformée de Hough Circulaire

La Transformée de Hough Circulaire (CHT), est une technique utilisée en reconnaissance de l'iris pour détecter les contours circulaires de l'iris et de la pupille. Elle identifie les points de contour et les mappes dans un espace circulaire pour trouver le meilleur ajustement. Robuste face aux variations d'éclairage et à la dilatation de la pupille, elle est efficace pour la segmentation de l'iris. Toutefois, elle peut être gourmande en calcul et nécessite parfois un traitement supplémentaire pour gérer les occlusions des paupières et des cils [17].

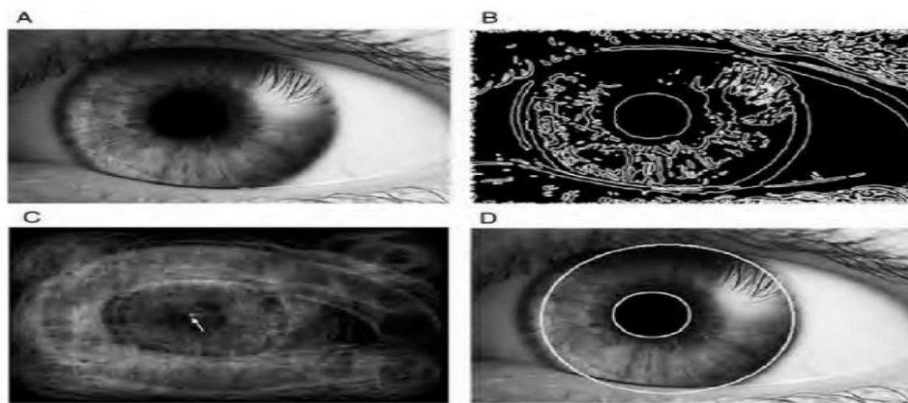


Figure (II.2): Résultats de la transformée de Hough circulaire.

II.4.2. Normalisation

Une fois que le module de segmentation a estimé la limite de l'iris, le module de normalisation est nécessaire pour garantir la même dimensionnalité de tous les iris segmentés, Car une comparaison entre deux iris de tailles différentes ne sera possible qu'à partir d'une représentation consistante entre toutes les images. Il y a deux approches principales pour la normalisation de l'iris qui sont : la normalisation dans l'espace cartésien et la normalisation dans l'espace polaire [17]

II.4.2.1. Normalisation dans l'espace polaire

- **Méthode de DAUGMAN**

DAUGMAN a développé une méthode de normalisation pseudo-polaire du disque de l'iris appelée la méthode "Rubber Sheet" dont le but est de réaliser une transformation qui permet le

passage d'une représentation par coordonnées cartésiennes vers une représentation polaire, voir la (figure II.3).

L'image obtenue après la normalisation est rectangulaire de taille constante. La largeur de l'image représente la variation sur l'axe angulaire alors que la hauteur représente les variations

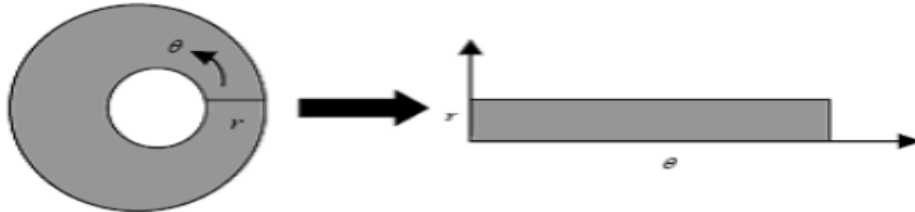


Figure II.3 Méthode de normalisation de DAUGMAN

sur l'axe radial [18].

II.4.2.2. Normalisation dans l'espace cartésien

- **Méthode de WILDES**

DEWILDES Dans sa méthode WILDES normalise l'image de l'iris, pour avoir la taille d'un modèle référence, en concevant le repère initial de l'image en proposant des mécanismes Spécifiques pour compenser les variations de taille et de rotation de l'iris. Dans cette étape, ni la forme de l'iris segmenté ni le repère de l'image n'ont changé.

II.4.3. L'extraction des caractéristiques

Cette étape consiste à traiter l'image d'iris afin de localiser les caractéristiques significatives et ainsi permettre l'identification d'un individu déterminé lors d'une comparaison avec d'autres iris. Pour assurer une reconnaissance précise des individus, on doit extraire les informations les plus exigeantes de la texture de l'iris. Dans ce processus d'encodage, on identifie seulement les caractéristiques discriminantes de l'iris, qui seront ensuite utilisées pour constituer le code de l'iris .Ce code représente la signature qui identifie l'iris et sera ensuite utilisé lors d'une comparaison avec un autre.

La structure de l'iris est constituée d'une combinaison de nombreuses caractéristiques telles que, les arêtes, les cryptes, les sillons, etc. (figure II.4), Et pour qu'un système de reconnaissance d'iris soit très performant il doit être capable de localiser précisément chacune des

caractéristiques de la texture de l'iris et de les identifier. Mais dans la réalité, il est presque impossible de réaliser cette idée car il est difficile de bien localiser, segmenter et identifier ces petits détails surtout dans des images en niveau de gris. N'empêche que les chercheurs essayent de trouver et de proposer des méthodes efficaces pour extraire les caractéristiques les plus exigeantes de l'iris. Ces méthodes doivent être capables de regrouper toutes les images d'iris d'un même œil acquises selon diverses conditions, d'une part et de l'autre part différencier les

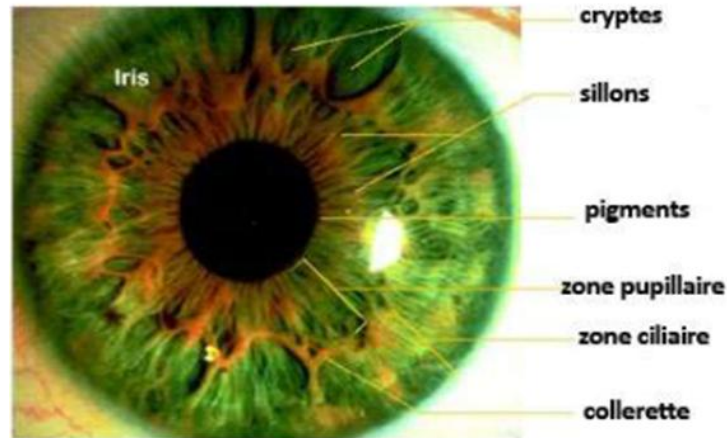


Figure II.4: la structure de l'IRIS

images d'iris des personnes différentes. Il existe de multiples méthodes d'encodage développées. Toutes ces méthodes sont capables de représenter, dans des proportions variables, les textures de l'iris [19].

La biométrie par l'iris est l'une des technologies qui assure un haut niveau de sécurité. L'iris procure une unicité très élevée et sa stabilité est étendue jusqu'à la mort des individus, après l'acquisition et la segmentation de l'iris, la phase de l'extraction des caractéristiques commence :

- Extraction de l'iris :
 - Extraction de la texture.
 - Application de transformées.
- Transformée en ondelettes
 - Niveau de résolution.
 - Coefficients pour coder l'iris.

-Codage : Algorithme de Daugman avec 2048 coefficients.[6]

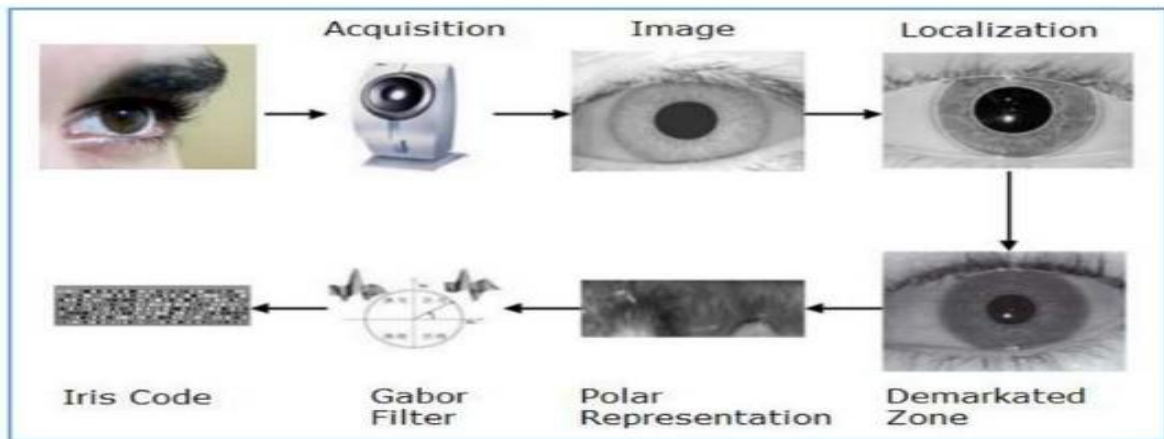


Figure (II.5): Caractérisation d'iris.

II.5. Définition de la base de données

Une base de données est une structure permettant de stocker des informations de manière organisée, en minimisant la redondance. Ces données doivent être accessibles aussi bien par des utilisateurs que par des programmes, souvent via un réseau, afin de faciliter leur partage et leur exploitation. Dans le domaine de la biométrie, plusieurs bases de données existent, offrant ainsi la possibilité de choisir celle qui correspond le mieux aux besoins des chercheurs. Toutefois, la majorité de ces bases ne sont pas accessibles gratuitement.

II.6. Les critères pour le choix de la base de données

L'un des facteurs principaux pour le choix d'une base de données est l'adéquation avec les conditions d'application [21]. Le concepteur devrait répondre à des questions comme :

- L'application est-elle prévue pour fonctionner dans un environnement à éclairage contrôlé ou non contrôlé ?
- Le fond est commandé ou pas ?
- Le nombre des sessions est-il suffisant pour simuler des effets temporels ?

D'autres facteurs incluent :

- La taille de la base de données,
- La disponibilité,

- L'existence d'un protocole de test bien défini,
- La densité populaire élevée pour comparer les résultats.

La reconnaissance de l'Iris humain est devenue un sujet de recherche actif ces dernières années en raison de sa fiabilité et de sa précision. Il y a peu de données publiques de l'Iris, alors qu'il y a plusieurs bases de données pour le visage, et de nombreuses bases de données d'empreintes digitales. Le manque des bases de données de l'Iris peut être un obstacle pour la recherche dans ce domaine de reconnaissance.

Afin de promouvoir la recherche, le Laboratoire national de reconnaissance des formes [8], (National Laboratory of Pattern Recognition(NLPR)), Institut d'Automatisation(IA), l'Académie chinoise des Sciences (CAS) est le premier centre de recherche qui a fourni une base de données «CASIA» des Iris gratuitement à la demande pour les chercheurs de reconnaissance d'Iris, sur laquelle ce travail a été effectué. Les images Iris de CASIA version 1.0 (CASIA-IrisV1) ont été capturées avec un appareil photo fabriqué par le centre CASIA. Cet appareil photo constitué de huit enlumineurs de 850nm, sont disposés circulairement autour du capteur afin d'assurer que l'Iris est uniformément et convenablement éclairé.

Afin de protéger les droits de propriété intellectuelle dans la conception de cet appareil (en particulier le schéma d'éclairage enlumineur), les régions de pupilles de toutes les images d'Iris dans CASIA-IrisV1 ont été automatiquement détectées et remplacées par une zone circulaire d'intensité constante, et pour masquer la réflexion spéculaire de la réflexion de la lumière sur les images avant de les mettre à la disposition des chercheurs. [22]

II.7. Description de la base de données CASIA-IrisV1

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 II.6), avec une résolution de 320 x 280 pixels. Ces images sont de très bonne qualité avec des détails de texture d'iris très clairs.



Figure (II.6): L'appareil développé par CASIA pour la collection de la base de données CASIA-IrisV1

II.7.1. Caractéristiques de la base de données CASIA-IrisV1

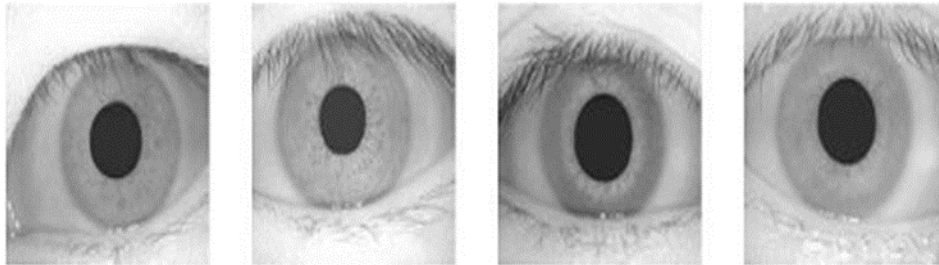


Figure (II.7): Exemples d'images d'iris de la base de données CASIA V1.

CASIA, «Chinese Academy of Science Institute of Automation», partage une base de données pour des images de l'Iris humain qu'elle a collectée. La base de données CASIA-IrisV1 [9], 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 subit 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 (II.7).

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 II.1) montre les caractéristiques de la base de données CASIA-IrisV1: [24]

Tableau (II.1): Statistiques de CASIA V1

Caractéristiques	CASIA V1.0
Capture	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 88.5 ko
Caractéristiques	Très bonne qualité d'images avec des détails de texture d'iris clairs

II.7.2. 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.

II.7.3. Répartition de la base de données

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

- **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. [25]

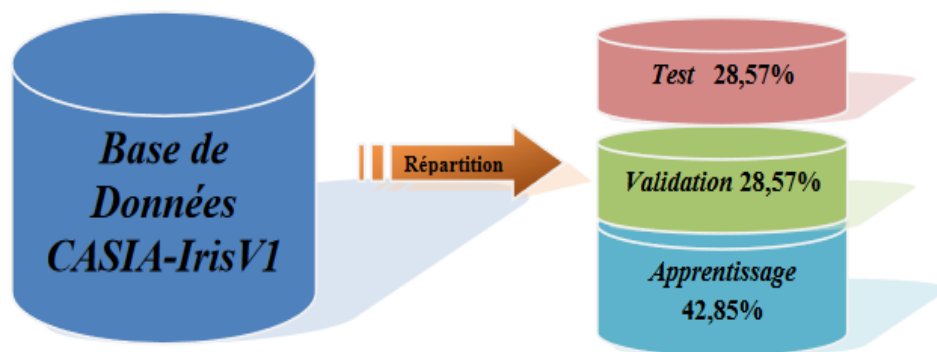
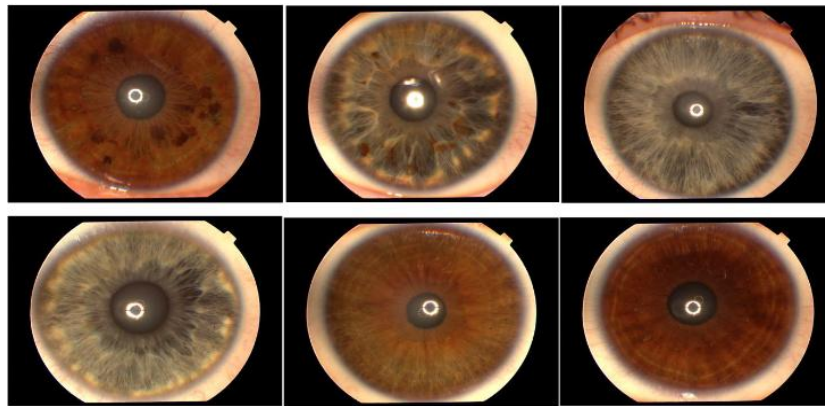


Figure (II.8): Répartition de la base de données en trois sous-ensembles.

II.8. Les différentes bases de données qui existent

Dans le domaine de la biométrie par Iris, il existe peu de bases de données publiques. La plupart des capteurs d'Iris étaient développés à des fins commerciales sans permettre aux utilisateurs d'enregistrer les images acquises par ces capteurs, d'autres ne remplissent pas les conditions d'acquisition pour le choix de la base données.

a. UPOL: est une base de données d'Iris qui contient 384 images de 64 personnes européennes. Les Iris ont été acquises par le capteur TOPCON TRC50IA connecté à la caméra SONY DXC-950P 3CCD. La base est propre, la qualité des images est très bonne sans aucune occlusion des paupières et des cils [11]. Mais les images incluent un bruit provoqué par la réflexion d'enlumineur sur l'image. Les images sont acquises en couleur au format PNG avec la résolution «768x576», comme montre la figure (II.9).



Figure(II.9): Exemples de la base de données UPOL.

L'université de Bath a développé un système de capture d'Iris permettant d'acquérir des images de haute qualité. 2000 images d'Iris de 50 personnes. Les européens et les asiatiques sont représentés dans cette base. Parce que la capture a été faite en mode très contrôlé, la qualité des images d'Iris est très bonne et la résolution dépasse largement les résolutions des autres bases disponibles [11], figure (II.10). Les images de la base de données UBATH, ont une résolution de «1280x960».

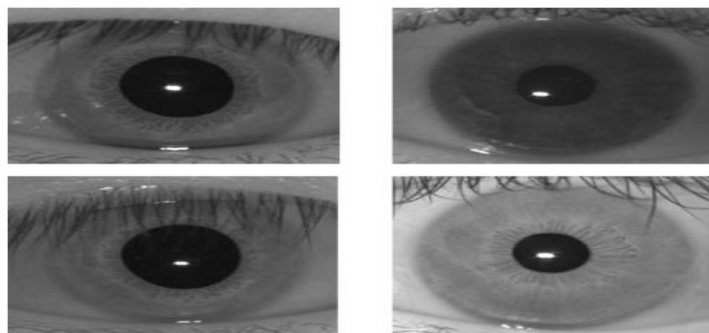


Figure (II.10): Exemples de la base de données UBATH.

b. UBIRIS.v1: est une base de données qui a été pensée pour tester la robustesse des algorithmes de reconnaissance d'Iris aux différents types de dégradations de qualité d'images d'Iris. Dans ce but. Elle contient 1877 images, et de résolution «400x300» de 241 personnes capturées en deux sessions. Voir (figure II.11). Le mode d'acquisition choisi était sous la lumière visible, les images sont aussi disponibles en couleur sous deux résolutions possibles: «800x600» et «200x150». Le grand point faible de cette base de données est qu'elle a été acquise en lumière visible et ne peut donc être utilisée pour évaluer des systèmes développés sur des images en infrarouge [26].



Figure (II.11): Exemples d'images d'iris de la base de données UBIRIS V1

Tableau II.2 Statistiques d'UBIRIS.V1

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

c. **UBIRIS.v2**: est La deuxième version de la base de données UBIRIS contient plus de 11 000 images, et en croissance continue. Avec plus de facteur bruit .Les images ont été capturées en réalité à une distance et sur le mouvement [27], voir figure (II.12).



Figure (II.12): Exemples de la base de données UBIRIS.v2

NIST « National Institute of Standards and Technology », a mis à disposition des chercheurs sa base ICE 2005. La base contient 2953 images de 132 personnes acquises par le caméra dédié LG2200. Voir figure 13. Dans la plupart des cas l'Iris gauche et droit sont acquis en même temps. Cette base de données est une sous partie d'une base plus large de plus de 25094 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. [25]



Figure (II.13): Exemple de la base de données ICE.

II.9. Extraction des caractéristiques

Jusqu'à présent, les chercheurs sont parvenus à isoler la région de l'iris porteuse d'information et à la placer d'une façon bien déterminée dans une matrice. Il s'agit maintenant de traiter cette région d'iris pour localiser les caractéristiques significatives et

ainsi permettre l'identification d'un individu déterminé lors d'une comparaison avec d'autres iris. Dans la reconnaissance par iris, la plupart des méthodes que l'on trouve dans la littérature utilisent différents types d'ondelettes ou de filtrages par fenêtre et la recherche sur ce sujet est encore d'actualité. A titre d'exemple, John Daugman utilise les filtrages à deux dimensions de Gabor. Wilds, quant à lui, se sert du passage à zéro d'ondelettes à une dimension. Limet son équipe ont une approche mixte : elle combine les ondelettes de Haar à deux dimensions à la 4ème échelle et un réseau neuronal. D'autres techniques telles que les ondelettes de Daubechies 4, ou encore ondelettes biorthogonales sont aussi employées. Masek a étudié en 2003 l'application d'une ondelette Log-Gabor et a constaté qu'elle présentait de bonnes qualités d'analyse dans le cas de l'iris. [28]

II.9.1. Utilisation du filtre de Gabor

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

$$h(Re, Im) = \text{sgn}(Re, Im) \iint_{\rho\phi}^0 I(\rho, \phi) e^{-iw(\theta_0-\phi)} e^{-(r_0-\rho)^2/\alpha^2} e^{-(\theta_0-\phi)^2/\beta^2} \rho d\rho d\phi \quad (II.1)$$



Figure II.14 Exemple de code d'iris généré par la méthode Daugman

Où (r_0, θ_0) indique la fréquence centrale du filtre, (α, β) indiquent la largeur et la longueur efficaces, $I(\rho, \phi)$ est une image d'iris dans un système du même rang polaire sans dimension et h peut être considéré comme un bit complexe dont la partie réelle et imaginaire dépend du signe de l'intégrale 2D [28].

II.9.2. Filtrage de Log-Gabor

L'extraction des caractéristiques par le filtre de Gabor est un choix commun pour l'analyse de texture. Ils offrent une meilleure localisation simultanée de l'information spatiale et fréquentielle. L'inconvénient du filtre de Gabor est qu'il aura une composante continue lorsque la largeur de bande est supérieure à une octave. Pour remédier à cet inconvénient, un type de filtre Gabor connu comme filtre Log-Gabor, qui est gaussien sur une échelle logarithmique, peut être utilisé pour produire des composantes nulles à courant continu pour toute la bande passante. La réponse en fréquence d'un filtre de log-Gabor est donnée comme suit:

$$G(f) = \exp \frac{-(\log(f/f_0))^2}{2(\log(\sigma/f_0))^2} \quad (II.2)$$

où F_0 représente la fréquence centrale, et donne la bande passante du filtre. Les paramètres du filtre Log-Gabor ont été empiriquement sélectionnés comme $F_0 = 1/2$ et $\sigma = 0.0556$, sont utilisés dans tous les calculs.

Les lignes de la ROI sont concaténées pour générer un vecteur 1D pour l'extraction de caractéristiques. Ces signaux ont été convolués avec un filtre 1D Log-Gabor. La forme du signal de convolution résultante est complexe et évaluée. Nous appliquons ensuite les inégalités suivantes pour extraire les modèles de réponse binaire pour les deux, partie réelle et imaginaire.

$$\begin{aligned} br &= 1 \quad \text{if } Re[\blacksquare] \geq 0; \quad br = 0 \quad \text{if } Re[\blacksquare] < 0 \\ bi &= 0 \quad \text{if } Im[\blacksquare] \geq 0; \quad bi = 0 \quad \text{if } Re[\blacksquare] < 0 \\ &\blacksquare ; \text{pixel} \end{aligned}$$

La méthode d'extraction de caractéristiques stocke la partie réelle et imaginaire dans un vecteur de caractéristique.

L'extraction de caractéristiques dans ce système est basée sur un modèle binaire dérivé par l'application de filtre log-Gabor pour binariser le résultat. La comparaison est basée sur la

Distance de Hamming normalisée entre les deux représentations. L'algorithme de distance de Hamming employé intègre également le bruit de masquage, de sorte que seuls les bits significatifs sont utilisés dans le calcul de la distance de Hamming entre deux modèles d'iris.

Maintenant, en prenant la distance de Hamming, seuls les bits dans le motif de l'iris qui correspondent aux bits 1 dans les masques de bruit des deux modèles d'iris seront utilisés dans le calcul [29].

Hamming Distance: Soit $T_1 [i, j]$ et $T_2 [i, j]$ deux images de taille $N_1 \times N_2$ et soit $M_1; M_2$ leur masque. Ensuite, la distance de Hamming (HD), entre T_1 et T_2 peut être défini comme:

$$HD = \frac{\sum_{i=0}^{N_1} \sum_{j=0}^{N_2} M_1(i, j) \cap M_2(i, j) \cap \{T_1(i, j) \oplus T_2(i, j)\}}{\sum_{i=0}^{N_1} \sum_{j=0}^{N_2} M_1(i, j) \cap M_2(i, j)} \quad (II.3)$$

Il est à noter que la HD est compris entre 1 et 0. pour le matching parfait, le score correspondant est égal à zéro. Lorsque la distance de Hamming de deux modèles est calculée, un gabarit est décalé à gauche et à droite du bit et un certain nombre de valeurs de distance de Hamming sont calculées à partir des changements successifs. [29]

II.9.3. Décomposition en ondelettes de Haar

En traitement d'image, les ondelettes orthogonales sont très utilisées car elles conduisent à des calculs rapides. Dans le cas de signaux d'une dimension (1D), le signal est décomposé en une approximation et un détail. En deux dimensions (2D), l'image est décomposée en une approximation et trois détails (horizontal, diagonal et vertical). Nous utilisons les ondelettes de Haar illustrées dans la (figure II.15) et l'équation comme une fonction de base pour extraire les caractéristiques de la région de l'iris.

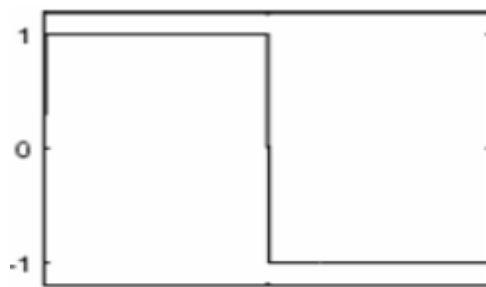


Figure (II.15) : Ondelette de Haar

$$H(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \in \left[0, \frac{1}{2}\right] \\ -1 & \text{si } x \in \left[\frac{1}{2}, 1\right] \end{cases} \quad (II.4)$$

(La figure II.16) présente les sous-images après la transformation. Les désignations HL et LH représentent respectivement le filtre passe-haut et le filtre passe-bas et HH indique que le filtre passe-haut est appliqué aux signaux des deux axes (lignes puis les colonnes de la matrice associée à l'image). La texture de l'iris est décomposée sur 4 niveaux, et le vecteur de caractéristiques d'une iris est construit en combinant la sous-image HH_4 (4^{ème} niveau) avec l'intensité moyenne des 3 autres sous-images HH_1 , HH_2 et HH_3 . Afin de réduire le temps de calcul pour manipuler le vecteur de fonctionnalité, nous quantifions chaque valeur réelle en valeur binaire en convertissant simplement la valeur positive en '1' et la valeur négative en '0' [30].

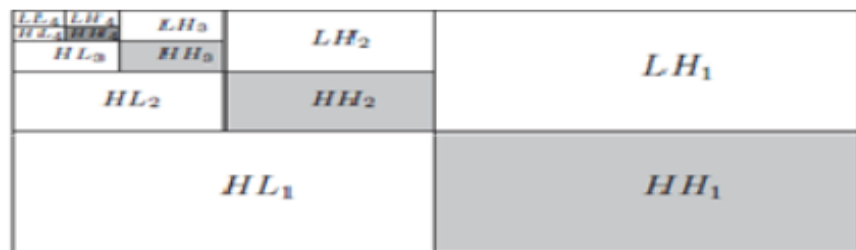


Figure (II.16): Décomposition en sous-bandes par l'ondelette de Haar

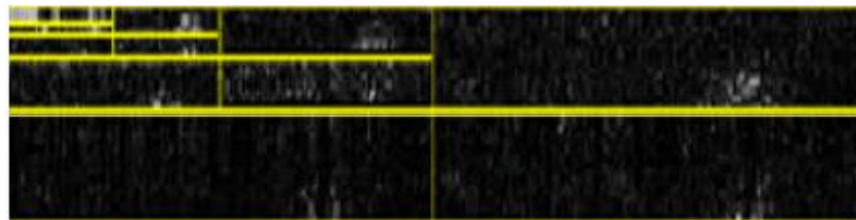


Figure (II.17): Texture d'iris décomposé en sous-images par ondelette de Haar

II.9.4. Passages par zéro de l'ondelette 1D

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

$$\varphi(x) = \frac{d^2\theta(x)}{dx^2} \quad (II.5)$$

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

$$Wsf(x) = f * \left(s^2 \frac{d^2 \theta(x)}{dx^2} \right) (x) \quad (\text{II.6})$$

$$Wsf(x) = s^2 \frac{d^2}{dx^2} (f * \theta_s) (x) \quad (\text{II.6})$$

Où

$$\theta_s = (1/s) \theta(x/s) \quad (\text{II.7})$$

$Wsf(x)$ est proportionnelle à la dérivée seconde de $f(x)$ lissée par $\theta_s(x)$, et le passage à zéro de la transformation correspond à des points d'inflexion dans $\theta_s * f(x)$. La motivation de cette technique est que les passages par zéro correspondent à des points importants avec la région de l'iris [28].

II.10. Local Binary Pattern (LBP)

Extraction des caractéristiques LBP de l'image de l'iris. L'opérateur LBP capture les motifs de texture locaux en comparant l'intensité du pixel central à celle de ses voisins. L'opérateur LBP original attribue des nombres décimaux, appelés codes LBP, aux pixels d'une image afin de représenter la structure locale autour de chaque pixel. Ce processus consiste à comparer chaque pixel à ses huit voisins dans un voisinage 3x3 en soustrayant la valeur du pixel central. Les valeurs négatives sont codées par 0, tandis que les autres sont codées par 1. Ces codes binaires sont concaténés dans le sens horaire, en commençant par le pixel supérieur gauche, pour former un nombre binaire. La valeur décimale de ce nombre binaire sert d'étiquette, et ces nombres binaires sont appelés codes LBP. Mathématiquement, si l'on considère un pixel situé aux coordonnées (x_c, y_c) , le LBP résultant peut être formellement représenté sous forme décimale par la formule suivante:

$$LBP_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} s(I_p - I_c) \cdot 2^p, \text{ where } s(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x \geq 0; \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (\text{II.8})$$

Où P est le nombre de pixels de voisinage, I_c représente la valeur de niveau de gris du pixel central, tandis que n_i représente les valeurs de niveau de gris des pixels environnants dans le voisinage circulaire de rayon R . La fonction $S(x)$ est définie comme suit :

$$S(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x \geq 0 \\ 0 & \text{if } x < 0 \end{cases} \quad (\text{II.9})$$

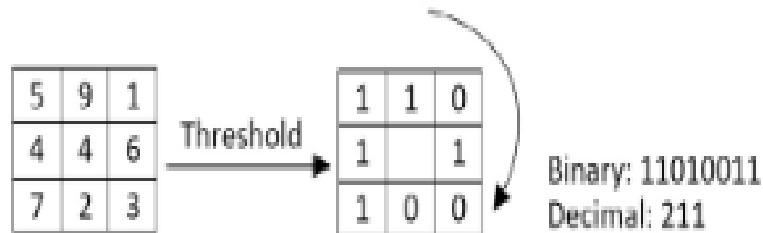


Figure (II.18): Example of basic LBP operator.

Une fois tous les pixels d'une image étiquetés, une carte de caractéristiques LBP et un histogramme composé de 256 compartiments sont obtenus. L'histogramme LBP peut être utilisé comme vecteur de caractéristiques pour la classification, chaque compartiment représentant une caractéristique. [30]

II.11. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exploré les différentes méthodes appliquées à l'analyse et à la reconnaissance de l'iris, en mettant un accent particulier sur la base de données CASIA-IrisV1. Cette base de données, développée par l'Institut d'Automatisation de l'Académie Chinoise des Sciences (CASIA), est l'une des premières et des plus utilisées dans la recherche en biométrie oculaire. Elle constitue une référence pour l'évaluation des algorithmes de segmentation, de normalisation et d'extraction des caractéristiques de l'iris.

Nous avons également analysé les principales techniques de traitement d'image et d'apprentissage automatique appliquées à cette base de données. L'efficacité des modèles repose en grande partie sur la qualité de la segmentation et la robustesse des descripteurs utilisés pour caractériser l'iris.

Ainsi, la combinaison d'une base de données fiable comme CASIA-IrisV1 et de méthodes performantes permet d'améliorer la précision et la sécurité des systèmes de reconnaissance biométrique.

Chapitre III
Application et résultats obtenus

III.1. Introduction

Dans ce dernier chapitre, nous présenterons la plateforme logicielle que nous avons implémentée sous l'environnement MATLAB®2022, qui montre le principe du système complet des reconnaissances d'iris, ainsi qu'une explication des différentes tâches que nous avons réalisées dans le cadre de ce travail depuis le prétraitement, jusqu'à la recherche dans une base de données, en passant par la codification.

La première étape cruciale dans tout système de reconnaissance de l'iris consiste à isoler avec précision la zone de l'iris contenant les informations biométriques essentielles. Cela implique la segmentation de l'iris par rapport aux autres parties de l'œil, l'application de techniques de prétraitement pour nettoyer l'image, ainsi que la normalisation de cette région en vue d'une analyse ultérieure. En général, l'iris peut être modélisé à l'aide de deux contours circulaires : le bord externe qui le sépare de la sclérotique (la partie blanche de l'œil), et le bord interne qui le distingue de la pupille.

III.2. Segmentation

La segmentation joue un rôle fondamental dans l'identification et l'extraction des régions pertinentes d'une image, tout en supprimant les données inutiles ou perturbatrices. En traitement d'image, cette technique permet de diviser une image en segments significatifs représentant, par exemple, différents objets ou contours.

Dans le contexte de la reconnaissance de l'iris, la segmentation vise à détecter deux frontières principales: le bord interne entre la pupille et l'iris, et le bord externe entre l'iris et la sclérotique. Bien que ces contours ne soient pas toujours parfaitement circulaires, ils peuvent généralement être approximés par des cercles. Ces deux cercles ne sont toutefois pas nécessairement centrés l'un par rapport à l'autre.

Parmi les différentes méthodes existantes, ce chapitre se concentre sur l'approche de segmentation basée sur la transformée de Hough, largement utilisée pour détecter avec précision les contours circulaires de l'iris.

III.2.1. 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.

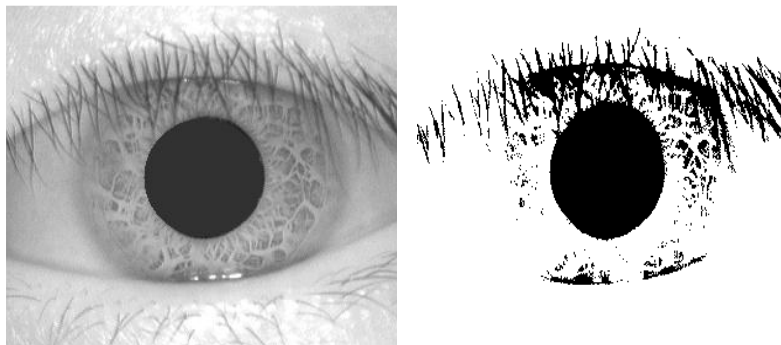


Image originale

Image souillée

Figure (III.1): Localisation de la région de la pupille

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

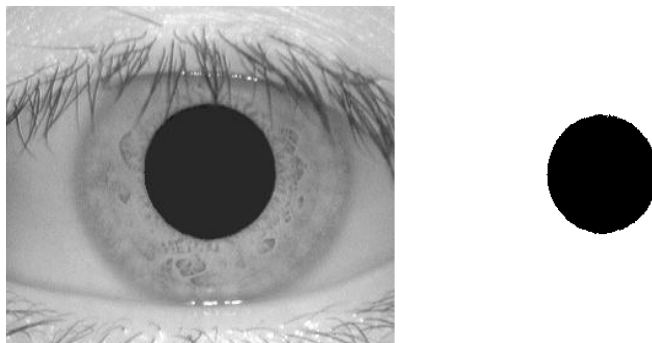
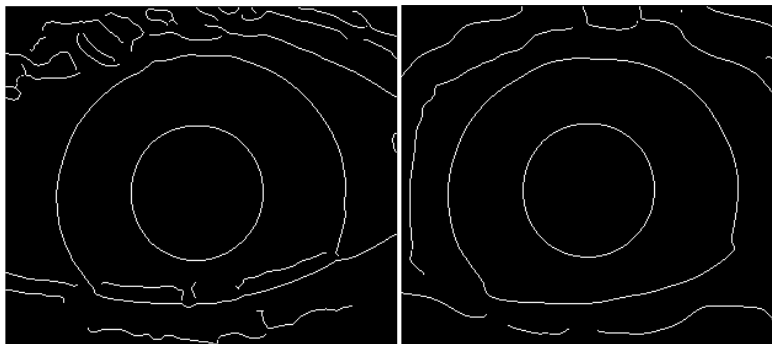


Figure (III.2): Isolation de la pupille

III.2.2. Recherche du contour et rayon de l'iris

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

En utilisant sigma comme écart type du filtre gaussien. La figure (III.3), montre les contours détectés pour différentes valeurs de sigma.



A-Contour de l'iris pour Sigma= 3 B-Contour de l'iris pour Sigma= 7

Figure (III.3): Détection du contour de l'iris pour différentes valeurs de sigma.

III.2.3. Méthode basée sur la transformée de Hough

Le système de détection basé sur la transformée de Hough repose sur plusieurs avancées majeures et innovantes. Tout d'abord, il propose une méthode pour détecter l'iris dans l'image de l'œil. La transformée de Hough a été utilisée pour détecter l'iris, la pupille et les paupières en modélisant les contours comme des cercles.

La méthode repose sur l'idée que les contours de l'iris et de la pupille peuvent être approximatés par des cercles, et la transformée de Hough permet de détecter ces cercles en fonction de leur paramétrage (centre et rayon). L'approche de la transformée de Hough pour la segmentation de l'iris consiste à rechercher des cercles dans l'image en maximisant les accumulations des points d'interface avec ces cercles.

L'expression mathématique de la transformée de Hough pour la détection de cercles est la suivante:

$$H(x, y, r) = \sum_i [\delta(r - \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2})] \quad (\text{III.1})$$

Où $H(x, y, r)$ est l'accumulateur de Hough, (x, y) sont les coordonnées du centre du cercle, r est le rayon du cercle, et (x_i, y_i) sont les points de l'image. Cette fonction accumule les points de l'image qui correspondent à un cercle de rayon r centré en (x, y) .

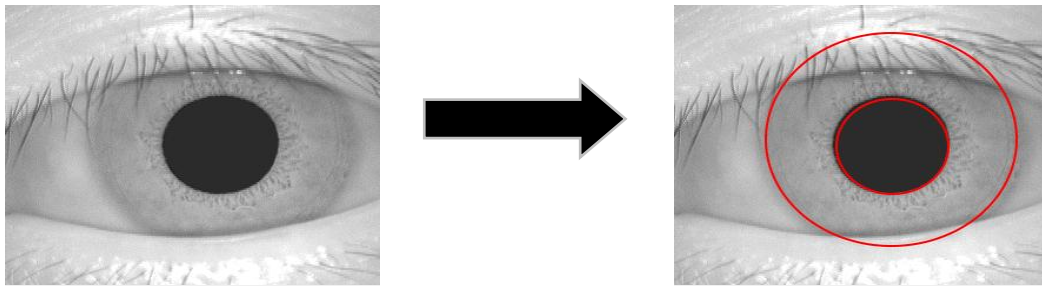


Figure (III.4): Segmentation de l'Iris par la méthode de Hough transforme.

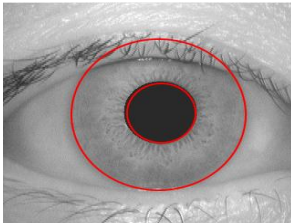
La méthode de la transformée de Hough permet ainsi d'identifier les cercles correspondants à l'iris et à la pupille en recherchant les points d'accumulation maximaux dans l'espace des paramètres (x, y, r) . Cette technique est robuste aux bruits et aux éléments perturbateurs comme les paupières et les cils. La figure (III.4), montre une image segmentée à l'aide de la transformée de Hough.

La transformée de Hough est une méthode efficace pour la détection des contours de l'iris, qui repose sur la modélisation géométrique des frontières comme des cercles dans l'espace des paramètres. Contrairement à d'autres méthodes, elle ne nécessite pas de seuillage complexe, car elle cherche directement à identifier les cercles qui maximisent l'accumulation des points d'interface dans l'image. Cela permet d'obtenir des résultats plus robustes sans avoir à gérer la recherche de points de contours individuels. Cependant, bien que cette méthode soit généralement précise, elle peut être sensible à certains types de bruit, tels que des artefacts visuels ou des réflexions, qui peuvent influencer la précision de la détection en modifiant la forme ou la position des cercles détectés.

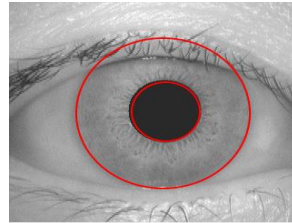
Malgré sa robustesse, la transformée de Hough nécessite une modélisation géométrique préalable des contours à détecter. En effet, bien que l'iris et la pupille puissent être modélisés par

des cercles, ces contours ne sont pas toujours parfaitement réguliers. Par exemple, la pupille peut être obstruée par les paupières, ce qui rend l'application directe de cette méthode plus complexe.

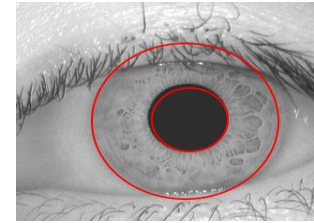
Classe 1



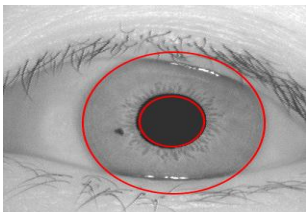
001_1_1.bmp



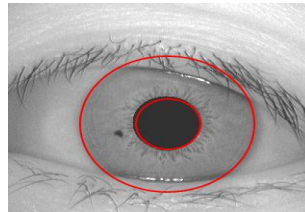
001_2_1.bmp



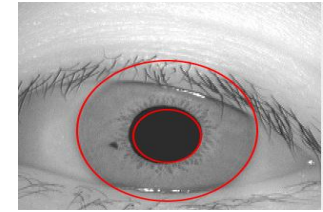
001_2_4.bmp



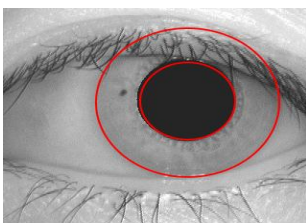
032_1_1.bmp



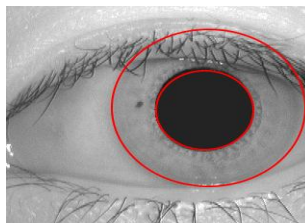
032_2_1.bmp



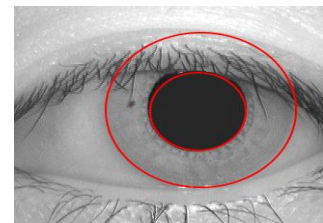
032_2_4.bmp



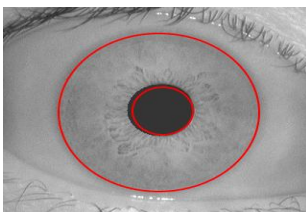
049_1_1.bmp



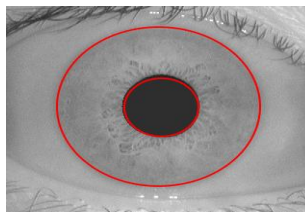
049_2_1.bmp



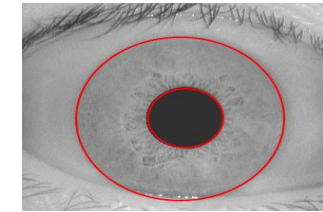
049_2_4.bmp



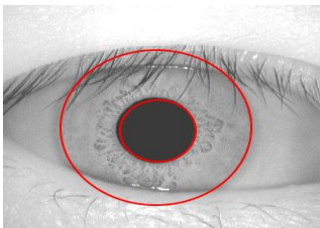
088_1_1.bmp



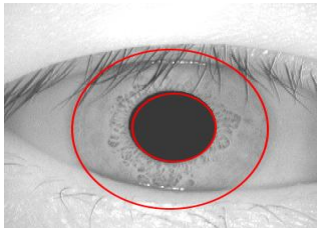
088_2_1.bmp



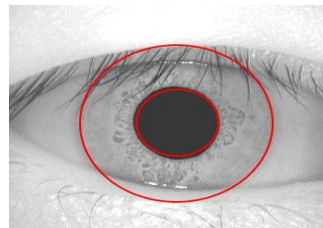
088_2_4.bmp



108_1_1.bmp



108_2_1.bmp



108_1_4.bmp

Figure (III.5): Application de Hough transforme sur quelques échantillons de la base de données CASIAIrisV1.

Néanmoins, la transformée de Hough reste une approche puissante pour la détection des contours de l'iris dans des conditions optimales. La figure (III.5), montre des exemples d'images segmentées en utilisant la transformée de Hough sur notre base de données. Les images suivantes illustrent l'application de la transformée de Hough pour la localisation de l'iris. Dans le cas de la classe 09, la méthode a réussi à identifier correctement les contours de l'iris, comme le montre la figure (III.6). En revanche, l'essai réalisé sur la classe 49 n'a pas permis de détecter correctement la région de l'iris, probablement en raison d'une mauvaise qualité d'image, d'occlusions ou d'un faible contraste, comme illustré dans la figure (III.7).

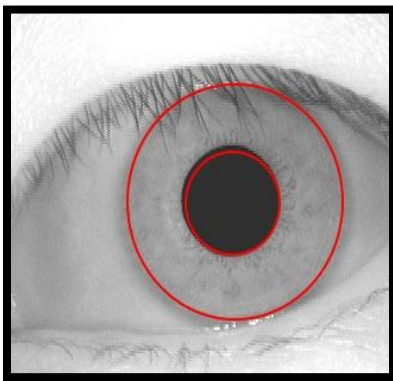
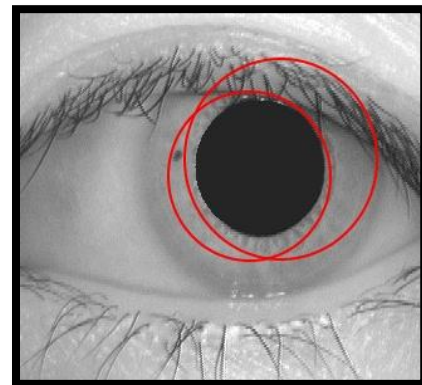


Figure (III.6): Application de Hough transforme sur la classe 09.



Figure(III.7): Application de Hough transforme sur la classe 49.

III.2.4. Segmentation et masquage du bruit

Le masquage du bruit est essentiel en reconnaissance de l'iris pour éliminer les zones perturbées par des reflets ou occultations. Après le prétraitement, l'iris segmentée conserve uniquement la texture utile, isolée des éléments comme la sclère, les paupières, les cils et la pupille.

- **Structure de l'œil en niveaux de gris:** La figure (III.8), montre un gros plan en niveaux de gris d'un œil humain, où l'iris central est clairement visible, entouré par la sclère ainsi que par des parties des paupières et des cils.
- **Masquage du bruit:** Pour améliorer l'extraction des caractéristiques, l'image comporte un masque circulaire noir sur la pupille car elle ne contient pas de texture utile et varie en fonction de l'éclairage ainsi que deux blocs rectangulaires noirs sur les régions supérieure

et inférieure pour masquer les paupières et les cils, qui sont des sources fréquentes de bruit et peuvent obstruer l'iris.

Cette étape de segmentation vise à isoler précisément l'iris en excluant les régions non pertinentes (sclère, paupières, cils, pupille). Les contours internes et externes de l'iris sont détectés, et les zones bruyantes (reflets, occultations) sont masquées pour éviter les distorsions lors de l'extraction des caractéristiques.

Après la segmentation et le masquage du bruit, l'étape suivante dans le pipeline est généralement la normalisation, où la région circulaire de l'iris est convertie en un format rectangulaire de taille fixe (à l'aide du modèle de la feuille de caoutchouc de Daugman). Cela permet une extraction uniforme des caractéristiques, indépendamment des variations de taille de l'iris ou de dilatation de la pupille.

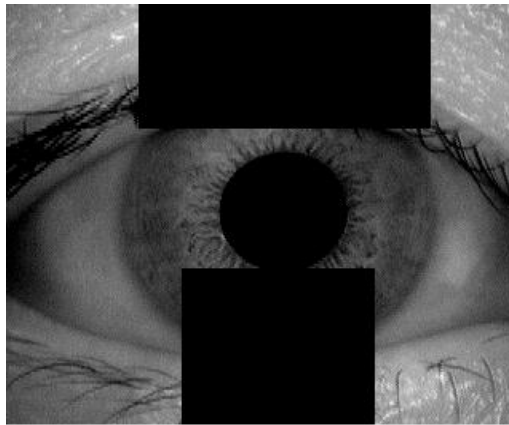


Figure (III.8): image segmentée avec bruit.

III.3. Prétraitement des images Iris (Normalisation)

Après avoir segmenté correctement la région de l'iris, la normalisation intervient comme une étape clé. Elle permet de transformer l'image de l'iris dans un cadre rectangulaire aux dimensions fixes, assurant ainsi une uniformité des données. Les variations de taille des images oculaires sont souvent dues à l'étirement de l'iris provoqué par la dilatation de la pupille sous l'effet de différentes conditions d'éclairage. D'autres facteurs d'incohérence incluent des éléments tels que la distance variable à l'appareil, la rotation de la caméra ou encore l'inclinaison de la tête au moment de la prise de vue. Grâce à la normalisation, les données iris obtenues deviennent

uniformes en termes de taille, ce qui permet à deux images d'un même iris, malgré des conditions d'acquisition différentes, de disposer des caractéristiques spatiales alignées.

III.3.1. Normalisation de l'Iris (Méthode Pseudo Polaire)

Comme mentionné précédemment, l'iris humain n'est pas une structure parfaitement circulaire et présente souvent une forme irrégulière. Ces irrégularités sont dues à la dilatation et à la contraction de la pupille, à la non-concentricité des contours de l'iris et de la pupille, ainsi qu'aux variations non linéaires de la texture de l'iris. Pour surmonter ces défis, Daugman a proposé une technique de normalisation pseudo-polaire appelée le modèle du "Rubber Sheet". Cette méthode consiste à « dérouler » l'iris pour le transformer en une forme rectangulaire plate, à l'image d'une surface en caoutchouc étirée. Comme illustré dans la figure (III.9), on parle de méthode pseudo-polaire car les cercles délimitant l'iris et la pupille ne sont pas parfaitement concentriques.

La Stratégie de l'Algorithme Pseudo Polaire, le procédé peut être expliqué de la manière suivante:

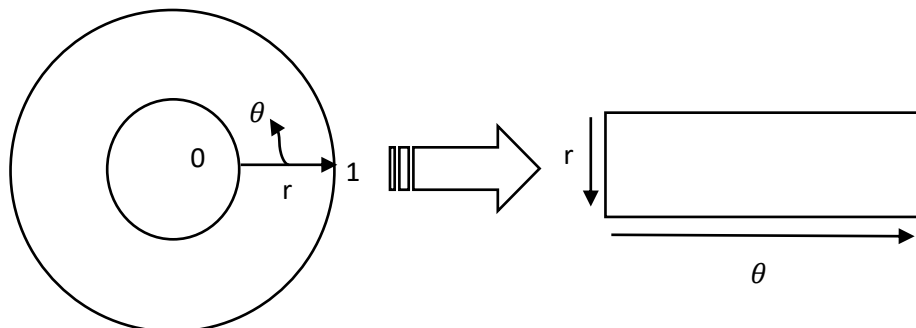


Figure (III.9): Le modèle de Daugman rubber sheet.

Une fois l'iris segmenté, chaque pixel de l'image, initialement défini dans un repère cartésien, est converti dans un espace pseudo-polaire en fonction de sa distance radiale au centre et de l'angle qu'il forme par rapport à un axe de référence.

Cette transformation redéfinit la région de l'iris selon la relation suivante:

$$I(x(r, \theta), y(r, \theta)) \rightarrow I(r, \theta) \quad (\text{III.2})$$

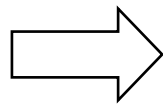
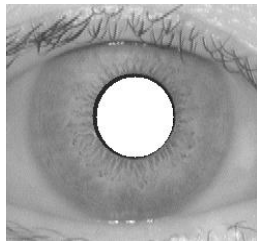
Le changement de coordonnées s'effectue ainsi:

$$\begin{cases} x(r, \theta) = (1 - r) x_p(\theta) + r x_s(\theta) \\ y(r, \theta) = (1 - r) y_p(\theta) + r y_s(\theta) \end{cases} \quad (\text{III.3})$$

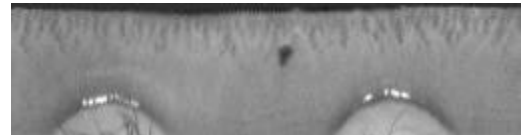
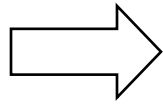
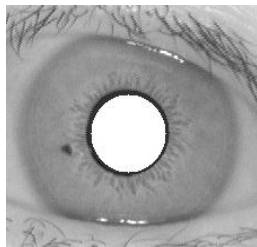
Où:

- $I(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ désigne l'image originale de la zone de l'iris,
- (\mathbf{x}, \mathbf{y}) sont les coordonnées cartésiennes initiales,
- $(\mathbf{r}, \boldsymbol{\theta})$ représentent les coordonnées pseudo-polaires normalisées.

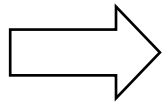
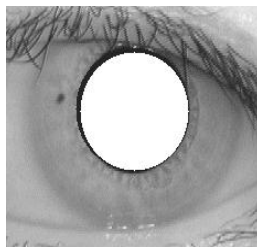
Les fonctions $x_p(\theta)$ et $y_p(\theta)$ correspondent aux coordonnées des points situés sur le contour interne de la pupille à un angle θ donné. De même, $x_s(\theta)$ et $y_s(\theta)$ définissent les coordonnées des points situés sur la bordure externe de l'iris pour ce même angle. Ce processus permet ainsi de «dérouler» l'iris circulaire en une représentation linéaire. La figure (III.10), illustre des exemples d'images obtenues après cette étape de normalisation. L'image générée est rectangulaire, avec une taille fixe généralement 40×360 pixels. L'axe horizontal reflète les variations angulaires, tandis que l'axe vertical traduit les changements radiaux depuis la pupille jusqu'à la périphérie de l'iris.

Classe 1

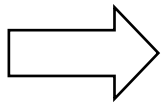
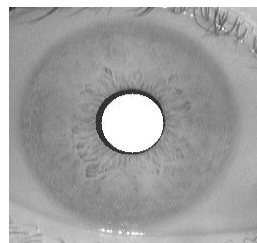
001_1_1.bmp

Classe 32

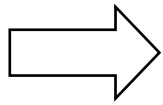
032_1_1.bmp

Classe 49

049_1_1.bmp

Classe 88

088_1_1.bmp

Classe 108

108_1_1.bmp

Figure (III.10): Résultats de la méthode de pseudo polaire appliquée sur quelques échantillons de la base de données CASIA-IrisV1.

III.4. Extraction des Caractéristiques de Texture avec LBP et les Filtres de Gabor

Après l'étape de normalisation où la région annulaire de l'iris est transformée géométriquement en une image texturale rectangulaire de taille fixe selon le modèle du « rubber sheet » de Daugman, afin de compenser la dilatation pupillaire et la rotation de l'œil deux méthodes complémentaires d'analyse de texture sont appliquées: les motifs binaires locaux (LBP) et les filtres de Gabor. Cette double approche permet au système de capturer à la fois les micro-textures fines et les motifs directionnels à plus grande échelle, renforçant significativement le pouvoir discriminant pour la reconnaissance de l'iris.

III.4.1. Transformation d'un Iris Normalisé en Image LBP

La transformation d'une image normalisée de l'iris en une image encodée par LBP permet l'extraction robuste de motifs de texture locaux. Cette méthode encode la structure spatiale de la micro-texture de l'iris dans une représentation compacte et invariante à l'illumination.

La figure (III.11), illustre le processus de transformation, depuis l'image normalisée jusqu'à sa version encodée par LBP:

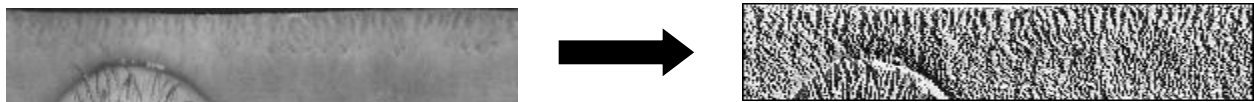


Figure (III.11): Représentation de la transformation de l'iris normalisé en image LBP.

Caractéristiques de l'image

- L'image d'iris normalisée contient des motifs en niveaux de gris représentant des structures anatomiques comme les cryptes, les plis et les sillons.
- Des dimensions constantes entre les échantillons permettent une comparaison pixel à pixel directe.

Cette méthode préserve la localité spatiale tout en étant robuste aux légers déplacements et variations d'intensité locale.

III.4.2. Histogramme LBP avec distribution de fréquence normalisée

III.4.2.1. Interprétation de l'Histogramme LBP

La figure (III.12), présentée illustre un histogramme des motifs binaires locaux LBP, qui constitue une représentation compacte des informations texturales extraites d'une image d'iris normalisée. Cet histogramme joue un rôle fondamental en résumant la distribution des micro-motifs locaux, et constitue la base de la classification texturale dans les systèmes biométriques.

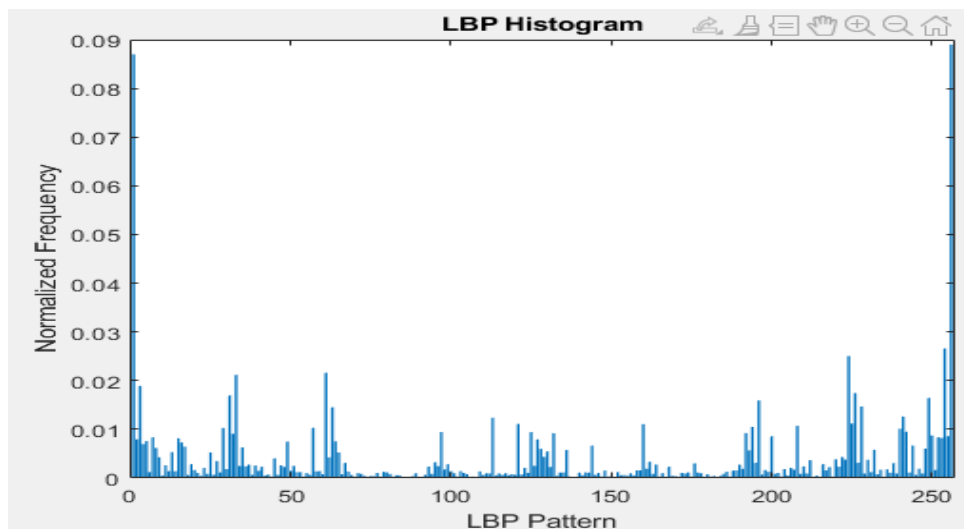


Figure (III.12): Histogramme LBP extraits d'un iris normalisé.

III.4.2.2. Structure de l'Histogramme

- **Axe horizontal – Codes LBP :** Chaque colonne de l'axe des abscisses correspond à un motif binaire LBP unique codé sur 8 bits, allant de 0 à 255. Ces motifs sont générés en comparant l'intensité d'un pixel à celle de ses voisins dans une fenêtre définie. La séquence binaire résultante encode des structures micro-texturelles telles que les zones uniformes, les bords, les coins et les points.
- **Axe vertical – Fréquence normalisée:** L'axe des ordonnées indique la fréquence normalisée d'apparition de chaque motif LBP dans l'image. Cette normalisation garantit que la somme de toutes les fréquences est égale à 1, permettant ainsi une comparaison cohérente entre images, indépendamment de leur taille ou des variations d'éclairage.

III.4.2.3. Analyse interprétative

La répartition des codes LBP dans l'histogramme reflète les caractéristiques texturales dominantes de la région de l'iris. Par exemple, une concentration élevée de certains motifs peut indiquer la présence de structures répétitives ou de textures homogènes, tandis qu'une distribution plus étalée révèle des variations locales riches et complexes.

Dans le cadre de la reconnaissance de l'iris, ces histogrammes servent de vecteurs de caractéristiques discriminants. Chaque image d'iris est ainsi représentée de manière unique par son histogramme LBP, ce qui permet une classification efficace via des méthodes statistiques ou d'apprentissage automatique. En outre, la robustesse du LBP aux changements d'éclairage et son efficacité computationnelle en font un choix privilégié pour les systèmes biométriques en temps réel.

III.4.3. Extraction de Caractéristiques avec les Filtres de Gabor

Le filtre de Gabor permet d'extraire des informations texturales dans les domaines fréquentiel et directionnel. Ces filtres sont particulièrement sensibles aux fréquences spatiales et orientations, ce qui les rend idéaux pour détecter les structures texturées comme les sillons et les stries radiales de l'iris. La figure (III.13), illustre la représentation de la transformation de l'iris

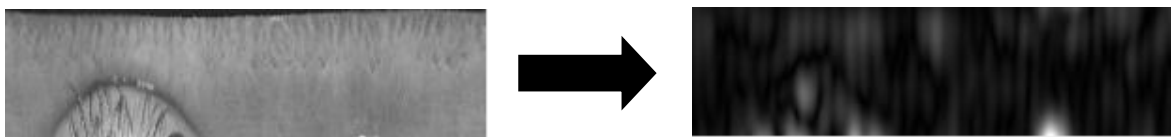


Figure (III.13): Représentation de la transformation de l'iris normalisé en image de filtre. normalisé en image après application du filtre de Gabor.

Interprétation du résultat

- Les régions claires indiquent une forte corrélation entre la texture de l'iris et le filtre orienté.
- Les zones sombres correspondent à une faible réponse, signalant peu ou pas de structures alignées.

- En appliquant plusieurs filtres à différentes échelles et orientations, on obtient une représentation directionnelle et multi-résolution riche de l'iris.

III.5. Classification supervisée et évaluation biométrique

III.5.1. Préparation des caractéristiques et structuration des données

Afin de procéder à l'évaluation des performances du système de reconnaissance biométrique basé sur les motifs de texture extraits via les descripteurs LBP, il est nécessaire de structurer convenablement les ensembles de données. À cette fin, les matrices clients et imposteurs, représentant respectivement les utilisateurs authentiques et les tentatives d'usurpation, ont été combinées dans une unique base de test.

Chaque colonne de ces matrices correspond à un vecteur de caractéristiques de dimension 256, représentant la distribution normalisée des motifs LBP pour une image d'iris donnée. Ces vecteurs peuvent être interprétés comme des signatures texturales uniques décrivant la répartition des motifs locaux dans les régions normalisées de l'iris.

Dans cette étape, deux classes ont été définies:

- ✓ **Classe positive (clients):** les 300 colonnes issues de clients ont été étiquetées avec la valeur 1, correspondant aux utilisateurs autorisés.
- ✓ **Classe négative (imposteurs):** les 56 colonnes d'imposteurs ont été étiquetées avec la valeur 0, représentant les tentatives d'accès frauduleuses.

Cette structuration binaire permet de formuler le problème comme une tâche de classification supervisée, où l'objectif est de distinguer efficacement les profils légitimes des imposteurs en se basant uniquement sur les caractéristiques texturales issues des descripteurs LBP. L'ensemble apprentissage, quant à lui, a été réservé à l'entraînement du classifieur, garantissant ainsi une séparation claire entre l'apprentissage et la phase de test.

III.5.2. Métriques de performance et interprétation

À l'issue de la classification supervisée par SVM, nous avons procédé à une évaluation quantitative des performances du système de reconnaissance biométrique, permettant d'analyser la capacité du système à différencier correctement les utilisateurs légitimes des imposteurs.

Les descripteurs de texture utilisés LBP et filtres de Gabor ont été comparés à travers quatre indicateurs: (TEE), (TFA), (TFR) (TR). Le tableau suivant résume les performances obtenues:

Tableau (III.1): Variation des performances en fonction du seuil.

Seuil	LBP			Gabor		
	TR (%)	TFA (%)	TFR (%)	TR (%)	TFA (%)	TFR (%)
0.1000	98.53	1.54	0.56	99.13	0.97	0.36
0.2000	97.63	2.58	1.00	98.64	1.54	0.60
0.3000	95.65	5.63	2.25	97.35	2.19	1.14
0.4000	92.89	8.83	3.36	95.07	5.36	2.00
0.5000	88.30	12.27	4.11	92.48	7.34	2.96
0.6000	85.38	15.93	5.56	90.02	10.04	4.08
0.7000	80.48	20.28	7.08	86.55	13.20	5.20
0.8000	75.26	25.67	10.47	83.23	17.74	6.53
0.9000	70.48	30.16	15.36	79.02	20.53	8.08
1.0000	65.22	35.46	20.46	75.09	24.00	10.02

On observe que les descripteurs basés sur les filtres de Gabor surpassent légèrement ceux fondés sur les motifs LBP, notamment en termes de TEE et de TR. Cela traduit une meilleure capacité discriminative, tout en maintenant un compromis optimal entre sécurité et accessibilité.

Comme illustré dans le tableau (III.1), on observe que, pour les deux méthodes LBP et Gabor, le taux de reconnaissance TR diminue progressivement à mesure que le seuil augmente, tandis que les taux de fausses acceptations TFA et de TFR augmentent. Cette évolution met en évidence l'impact crucial du choix du seuil de décision. Un seuil mal ajusté peut compromettre l'équilibre

entre sécurité et accessibilité. Le EER, où TFA et TFR sont égaux ou proches, représente une zone optimale de fonctionnement à privilégier.

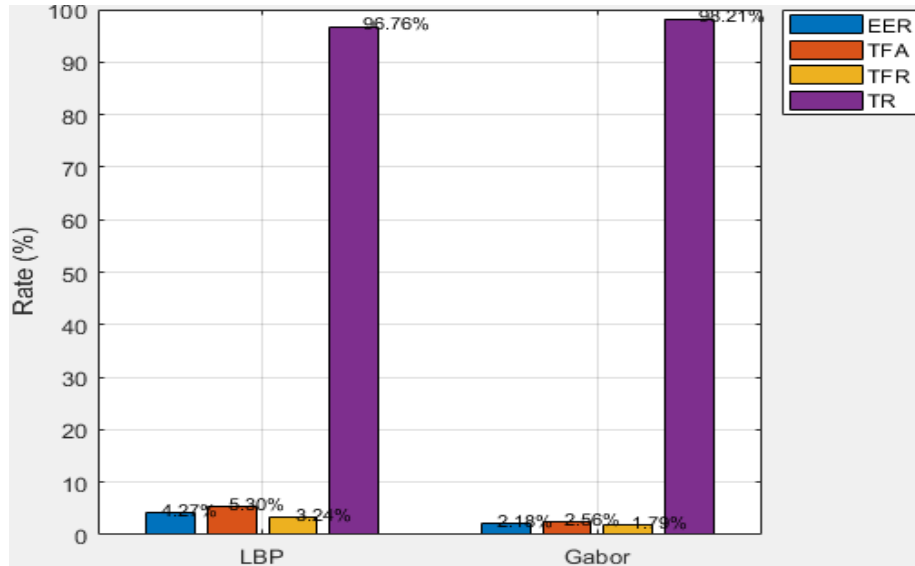


Figure (III.14): Histogramme comparatif des métriques de performance des méthodes LBP et Gabor.

III.5.3. Analyse et influence du seuil de décision

Pour vérifier l'efficacité du système de reconnaissance d'iris, nous avons analysé deux taux d'erreur importants selon différents seuils de décision :

- **(TFA):** qui indique la fréquence à laquelle des imposteurs sont acceptés à tort.
- **(TFR):** qui montre la fréquence à laquelle des utilisateurs légitimes sont rejetés à tort.

Nous avons tracé ces taux d'erreur en fonction des valeurs de seuil pour observer le comportement du système.

Dans la figure (III.15), nous pouvons voir un histogramme montrant l'évolution des taux d'erreur lorsque le seuil change. La courbe bleue représente le TFA, qui diminue lorsque le seuil augmente. La courbe rouge représente le TFR, qui augmente avec le seuil.

Il y a un compromis: si le système est trop tolérant (seuil bas), il laisse passer plus d'imposteurs mais rejette moins d'utilisateurs légitimes. S'il est trop strict (seuil élevé), il bloque plus d'imposteurs mais dérange aussi les vrais utilisateurs en les rejetant plus souvent.

Le point où ces deux courbes se croisent s'appelle le Point d'Égalité des Erreurs (PEE), clairement marqué sur le graphique. À ce point, la probabilité de fausse acceptation est égale à celle de faux rejet. Ce taux d'erreur est appelé le (TEE) un indicateur pratique pour résumer la performance du système sans choisir un seuil précis.

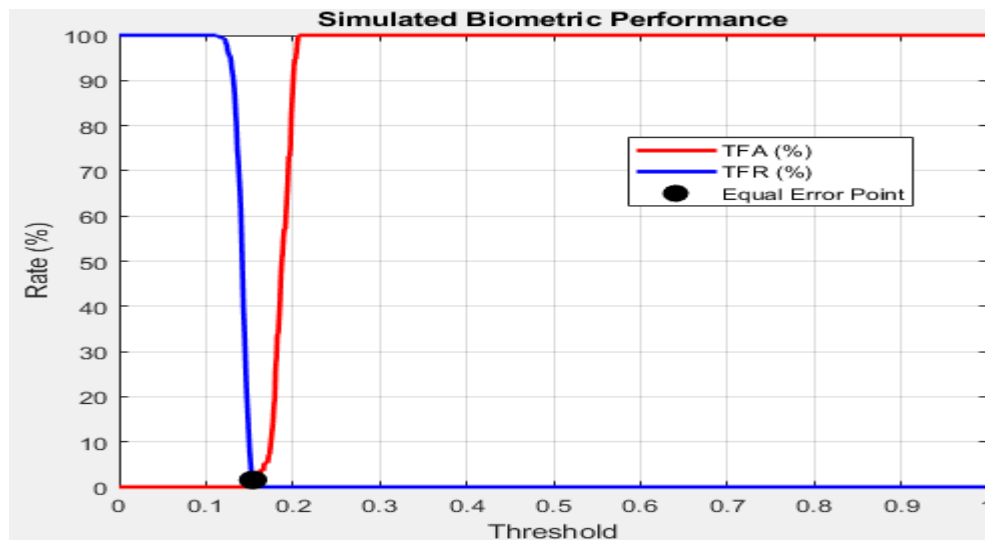


Figure (III.15): Courbes TFA et TFR avec point d'erreur égal de LBP.

Pour notre système, le TEE se situe autour d'un seuil de 0,1542 avec un taux d'erreur proche de 4,5%. C'est une bonne performance, ce qui signifie que le système est précis et équilibré pour reconnaître les vrais utilisateurs et rejeter les imposteurs.

III.6. Conclusion

Ce chapitre a présenté un système de reconnaissance de l'iris basé sur l'extraction de caractéristiques de texture à l'aide LBP et des filtres de Gabor. Le processus a inclus la segmentation, la normalisation, puis l'extraction de descripteurs discriminants, suivie d'une classification supervisée par une machine à vecteurs de support (SVM).

L'évaluation confirme la fiabilité de l'approche, avec un bon taux de reconnaissance et un faible taux d'erreur. Les filtres de Gabor offrent une légère supériorité en précision et stabilité.

L'étude expérimentale a montré les résultats de simulations et les taux de classifications des différentes techniques employées. Le meilleur taux de reconnaissance en utilisant l'ondelette filtre Gabor classification est **TR=99.13%** obtenu en utilisant la base de données (CASIA V1), et **TR=98.53%** pour LBP.

Conclusion générale

Ce travail s'est inscrit dans le cadre de l'étude et de la mise en œuvre d'un système de reconnaissance biométrique basé sur l'iris. Après une présentation générale de la biométrie et de ses différentes approches, l'accent a été mis sur les caractéristiques propres à l'iris et son intérêt dans les systèmes d'identification.

Nous avons ensuite présenté les bases de données utilisées ainsi que les principales techniques de traitement, allant de la segmentation de l'iris à l'extraction de ses caractéristiques. Enfin, des simulations ont été réalisées pour évaluer les performances du système.

L'objectif de notre travail est d'évaluer les performances des méthodes LBP (Local Binary Pattern) et Filtre de Gabor en termes de rapidité et de précision pour les systèmes de ré-identification des personnes. Notre projet peut être résumé comme suit :

- Une description générale des biométries, des méthodes biométriques et de leurs applications.
- Un examen de la littérature sur la ré-identification des personnes avec son pipeline, les défis et les applications.
- La représentation des caractéristiques pour la ré-identification des personnes et l'introduction de deux méthodes: LBP et filtre Gabor en explorant leurs concepts, leurs principes de fonctionnement et leurs contributions à l'amélioration de la tâche de ré-identification des personnes.

Les résultats obtenus sont satisfaisants et montrent l'efficacité des méthodes appliquées. Des améliorations futures peuvent être envisagées, notamment au niveau de la précision de la segmentation et de l'utilisation de méthodes plus avancées pour la classification.

L'étude expérimentale a montré les résultats de simulations et les taux de classifications des différentes techniques employées. Le meilleur taux de reconnaissance en utilisant l'ondelette filtre Gabor classification est **TR=99.13%** obtenu en utilisant la base de données (CASIA V1), et **TR=98.53%** pour LBP.

Les **perspectives** de ce travail sont nombreuses:

- Il est aussi intéressant de constituer une large base de données, comprenant un grand nombre d'individus et davantage d'images par individu;
- Fusion les deux méthodes LBP et Gabor.
- En utilisant d'autres méthodes (CNN par exemple).

Références bibliographiques

1. L. Kherici and N. Sadoki, *Étude et mise au point d'un procédé biométrique multimodal pour la reconnaissance des individus*, Mémoire Master en Électronique, Université Badji Mokhtar – Annaba, 2020.
2. F. Bensalah and N. Fadli, *Conception d'un système d'authentification et d'identification basé sur la biométrie d'iris*, Mémoire Master, Université Aboubakr Belkaïd – Tlemcen, Faculté de Technologie, 2022.
3. A. H. Limam and W. Madani, *Utilisation de la biométrie pour la sécurité informatique*, Mémoire Master, Université Aboubakr Belkaïd – Tlemcen, Algérie, 2021.
4. S. Shrivastava, "Biometric: Types and its Applications," in *Proc. Nat. Conf. on Knowledge, Innovation in Technology and Engineering (NCKITE)*, Raipur, India, pp. 204–207, 2015.
5. S. Guennouni, A. Mansouri, and A. Ahaitouf, "Biometric systems and their applications," in *Eye Tracking and New Trends*, IntechOpen, pp. 1–12, 2019.
6. N. Hamitouche and Z. Salmi, *Système d'identification biométrique de personnes par reconnaissance de l'iris*, Mémoire Master, École Nationale Supérieure d'Informatique (ESI), 2009.
7. R. A. Hamaamin, O. M. A. Ali, and S. W. Kareem, "Biometric systems: A comprehensive review," *Basrah Journal of Science*, vol. 146–167, pp. 146–149, 2024.
8. R. V. Yampolskiy and V. Govindaraju, "Behavioral biometrics: A survey and classification," *International Journal of Biometrics*, vol. 1, no. 1, pp. 81–113, 2008.
9. International Biometrics + Identity Association (IBIA), "Behavioral Biometrics," Washington, DC, USA, 2015.

10. D. K. Verma and S. Ojha, "Performance analysis of biometric systems: A security perspective," *International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering (IJARCCE)*, vol. 8, no. 4, pp. 104–110, 2019.
11. Precise Biometrics AB, *Understanding Biometric Performance Evaluation*, White Paper, Nov. 2014.
12. V. Matyáš and Z. Říha, "Biometric authentication – security and usability," in *Advances in Communications and Multimedia Security*, IFIP TC6/TC11 Sixth Joint Working Conference on Communications and Multimedia Security, Portorož, Slovenia, Sept. 26–27, pp. 227–239, 2002.
13. N. S. Al-Rajeh and A. A. Al-Shargabi, "Iris presentation attack detection: Research trends, challenges, and future directions," *Journal of Autonomous Intelligence*, vol. 7, no. 2, p. 1, 2023.
14. Z. Feng, "Biometric identification technology and development trend of physiological characteristics," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1060, no. 1, p. 012047, 2018.
15. N. Morizet, *Reconnaissance biométrique par fusion multimodale du visage et de l'iris*, Thèse de doctorat, École Nationale Supérieure des Télécommunications, Paris, France, 2009.
16. M. Rifaee, "A Short Survey of IRIS Images Databases," *The International Journal of Multimedia & Its Applications*, vol. 9, 2017.
17. T. Souheila, *Identification biométrique par l'iris*, Thèse de doctorat, Université Badji Mokhtar – Annaba, 2005.
18. D. Inaam, *Système de reconnaissance d'iris par réseaux de neurones convolutionnels*, Thèse de doctorat, Université Kasdi Merbah – Ouargla, 2008.
19. A. Hilal, *Système d'identification à partir de l'image d'iris et détermination de la localisation des informations*, Thèse de doctorat, France, 2013.

20. S. A. L. A. Zoubida and B. E. D. A. Fatima, *Méthode d'extraction des caractéristiques des images biométriques*, Mémoire Master en Informatique, Université de Mostaganem, 2017.
21. H. Nebbar, *Méthodes globales et réseaux de neurones pour l'authentification de visage*, Mémoire de Magister en Automatique, Université Mohamed Khider – Biskra.
22. CASIA-IrisV1, Iris Recognition Research Group, Center for Biometrics and Security Research, Chinese Academy of Sciences.
<http://biometrics.idealtest.org/dbDetailForUser.do?id=1>
23. Chinese Academy of Sciences – Institute of Automation.
<http://www.sinobiometrics.com/>
24. F. Moussi, *Fusion de l'Iris et du Visage 3D*, Mémoire Magister, Université Mohamed Khider – Biskra, 2016.
25. Y. Samai, *Reconnaissance de l'Iris humain en utilisant les méthodes de l'Intelligence Artificielle*, Mémoire Magister, Université de Batna 2, 2012.
26. UBIRIS Database V1. <http://iris.di.ubi.pt/ubiris1.html>
27. H. Proença and L. A. Alexandre, "UBIRIS image database", 2004.
<http://iris.di.ubi.pt>
28. M. Emine Krichen, *Reconnaissance des personnes par l'Iris en mode dégradé*, Thèse de doctorat, Institut National des Télécommunications, France, 2007.
29. A. Djili and D. E. Mahdadi, *Reconnaissance de personnes utilisant la multi-représentation de l'iris*, 2015.
30. C. N. Tran, M. S. Nguyen, D. Castells-Rufas, and J. Carrabina, "A Fast Iris Liveness Detection for Embedded Systems using Textural Feature Level Fusion Algorithm," in *Int. Conf. on Industry Sciences and Computer Science Innovation*, pp. 858–865, 2024.

31. A. Jain, K. Nandakumar, and A. Ross, "Categorization of biometrics," *ResearchGate*, 2016.
32. A. Griffin, "Police can now identify suspects in seconds using new fingerprint technology," *The Independent*, Jan. 11, 2018.
33. Dai, Xinxin; Zhao, Ran; Hu, Pengpeng; Munteanu, Adrian. "KD-Net: Continuous-Keystroke-Dynamics-Based Human Identification from RGB-D Image Sequences." *Sensors*, vol. 23, no. 20, article 8370, October 10, 2023.