

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA
RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE EL HADJ LAKHDAR BATNA



Faculté de Technologie
Département d'Electronique

Mémoire

Présenté en vue de l'obtention du diplôme de Magister en
Electronique

OPTION : Traitement du signal

Présenté par :

Mr. SAMAI Yacine

Thème

**Reconnaissance de l'Iris humain en utilisant
les méthodes de l'Intelligence Artificielle**

Soutenu le : 01/07/2012

Devant le jury :

MELAAB Djamel	M.C. A	Univ. Batna	Président
BENOUDJIT Nabil	Prof.	Univ. Batna	Rapporteur
BENZID Rédha	M. C. A	Univ. Batna	Examineur
TITAOUINE Mohamed	M. C. A	Univ. Batna	Examineur
SAIGAA Djamel	M. C. A	Univ. M'sila	Examineur

Année Universitaire 2011/2012

Remerciement

Louange à notre Seigneur "ALLAH" qui nous a dotées de la merveilleuse faculté de raisonnement. Louange à notre Créateur qui nous a incitées à acquérir le savoir. C'est à lui que nous adressons toute notre gratitude en premier lieu.

Je tiens à remercier mon promoteur, Monsieur Nabil BENOUDJIT qui m'a chaleureusement accueilli dans son laboratoire, et a accepté de diriger ce mémoire, et qui était toujours disponible, dont les encouragements et les conseils judicieux de très grande utilité.

Mes remerciements s'adressent également à Monsieur le président de jury, Monsieur MALAAB Djamel, d'avoir accepté de présider le jury de soutenance.

J'adresse également mes vifs remerciements à Monsieur BENZID Rédha, et Monsieur TITAOUINE Mohamed, pour l'honneur qu'ils nous font d'avoir acceptés d'être examinateurs de ce mémoire.

J'exprime également mes vifs remerciements, et ma profonde reconnaissance au Monsieur SAIGAA Djamel de l'université de M'sila, d'avoir accepté d'être examinateurs de ce mémoire.

En second lieu, je remercie chaleureusement mes chers parents, frère, et sœurs pour leurs sacrifices, aides, soutien et encouragement et à tout ceux qui de près ou de loin auraient contribués au bon déroulement de ce mémoire.

Je souhaite à présent adresser mes sincères remerciements à toutes les personnes avec qui j'ai eu la chance de travailler ou que j'ai eu l'honneur de côtoyer avant et pendant mon mémoire, et à tous mes professeurs de l'Université de BATNA.

SAMAÏ YACINE.

TABLE DES MATIERES

INTRODUCTION GENERALE	<u>N°</u> 01
-----------------------	-----------------

1^{er} Chapitre **SYSTEME BIOMETRIQUE**

1.1 Introduction	05
I.2 Techniques de vérification d'identité	05
I.3 Conditions pour la biométrie	06
I.4 Système biométrique	07
I.4.1 <i>Caractérisation d'un système biométrique et ses modes de fonctionnements</i>	09
I.4.2 <i>Les différents systèmes biométriques</i>	09
I.4.3 <i>Représentation comparative entre quelques techniques biométriques</i>	10
I.5 La biométrie par Iris	11
I.6 Anatomie de L'Iris	12
Conclusion	13

2^{ème} Chapitre **BASE DE DONNES**

II.1 Introduction	14
II.2 Les critères pour le choix de la base de données	14
II.3 Description de la base de données CASIA-IrisV1	15
II.3.1 <i>Caractéristiques de la base de données CASIA-IrisV1</i>	16
II.3.2 <i>Organisation de la Base de données CASIA-IrisV1</i>	18
II.3.3 <i>Répartition de la base de données</i>	18
II.4 Les différentes bases de données qui existent	19
II.5 Acquisition de l'Iris	22
Conclusion	23

3^{ème} Chapitre

SEGMENTATION ET PRETRAITEMENT DE L'IRIS

III.1 Introduction	24
III.2 Segmentation	24
III.2.1 <i>méthode par détecteur de contours circulaires</i>	25
III.2.2 <i>Approche pour localiser la pupille dans une image binaire</i>	30
III.3 Prétraitement des images Iris (Normalisation)	35
III.3.1 <i>Normalisation de l'Iris : Méthode Pseudo Polaire</i>	35
III.3.2 <i>Méthode proposée par P.Eduardo</i>	38
Conclusion	41

4^{ème} Chapitre

EXTRACTION DES CARACTERISTIQUES

IV Introduction	42
IV.1 l'Analyse en Composantes Indépendantes « ICA	42
IV.1.1 <i>Principe de l'ICA</i>	44
IV.1.2 <i>L'algorithme FastICA.</i>	45
IV.1.3 <i>Le choix du nombre des Composantes Indépendantes</i>	46
IV.2 Transformation en cosinus discrète (DCT)	47
IV.2.1 <i>Formulation de la DCT</i>	47
IV.2.2 <i>DCT à une dimension</i>	47
IV.2.3 <i>DCT à deux dimensions</i>	48
IV.2.4 <i>Application de la 2-DCT sur les images Iris normalisées</i>	49
Conclusion	51

5^{ème} Chapitre

CLASSIFICATION PAR RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

V.1 Introduction	52
V.2 Réseaux de neurones artificiels	52
V.2.1 Perceptron multicouches MLP	52
V.2.1.1 <i>Architecture</i>	52
V.2.1.2 <i>Algorithme d'apprentissage</i>	54
V.2.1.3 <i>Mise en œuvre de réseau de neurone MLP</i>	54
V.2.2 Réseau neurones à Fonction Radiale de Base « RBF	55
V.2.2.1 <i>Architecture</i>	55

V.2.2 .2 <i>Algorithme d'apprentissage du réseau RBF</i>	56
V.3 Résultats de simulation	57
V.3.1 <i>Résultats d'apprentissage du classificateur MLP</i>	59
V.3.2 <i>Résultats d'apprentissage du classificateur RBF</i>	63
V.3.3 <i>Résultats de Test</i>	66
Conclusion	67
Conclusion Générale	68
Référence bibliographique	70

Table de Figures

Figure I.1	Schéma de synoptique d'un système biométrique.	08
Figure I.2	Classification d'un certain nombre de modalités biométriques dans des catégories physiologiques et comportementales.	10
Figure I.3	Une texture d'Iris humain.	12
Figure I.4	Structure de l'œil humain.	13
Figure II.1	L'appareil développé par CASIA utilisé pour la collection de la base de données CASIA-IrisV1.	15
Figure II.2	Echantillons de la base de données CASIA-IrisV1	17
Figure II.3	Répartition de la base de données en trois sous-ensembles.	19
Figure II.4	Exemples de la base de données UPOL [7].	19
Figure II.5	Exemples de la base de données UBATH [7].	20
Figure II.6	Exemples de la base de données UBIRIS.v1 [12].	21
Figure II.7	Exemples de la base de données UBIRIS.v2 [12].	21
Figure II.8	Exemple de la base de données ICE [7].	22
Figure II.9	Image acquise en lumière visible, conditions normales [7].	23
Figure III.1	Segmentation de l'Iris par la méthode intégro-différentielle.	25
Figure III.2	Application d'IDO sur quelques échantillons de la base de données CASIA-IrisV1	27
Figure III.3	Application de l'IDO sur la classe 09.	28
Figure III.4	Application de l'IDO sur la classe 09, représentation en 3D.	28
Figure III.5	Application de l'IDO sur la classe 49	29
Figure III.6	Application de l'IDO sur la classe 49, représentation en 3D.	29
Figure III.7	Conversion de l'image en niveau de gris en image binaire par seuillage.	31
Figure III.8	Représentation du centre de la pupille	32
Figure III.9	Représentation de l'intensité d'un vecteur pour la localisation du centre, et le rayon de la pupille.	32
Figure III.10	La région de l'Iris sélectionnée par un rayon D.	33

Figure III.11	Représentation 3-D de la région sélectionnée par un rayon D.	33
Figure III.12	Application de la méthode de localisation de la pupille sur une image binaire pour quelques échantillons de la base de données CASIA-IrisV1	34
Figure III.13	Le modèle de Daugman rubber sheet.	35
Figure III.14	Résultats de la méthode de pseudo polaire appliquée sur quelques échantillons de la base de données CASIA-IrisV1.	37
Figure III.15	Représentation de la partie sélectionnée (en blanc et bleu) par la méthode de P.Eduardo	38
Figure III.16	Application de la méthode de P.Eduardo sur quelques échantillons de la base de données CASIA-IrisV1	40
Figure IV.1	Représentation de la base de données dans l'espace 3D	46
Figure IV.2	Représentation de la transformée 2-DCT appliquée sur une image Iris normalisée par la méthode P.Eduardo	49
Figure IV.3	Représentation de la transformée 2-DCT appliquée sur une image Iris normalisées par la méthode de Pseudo Polaire	49
Figure IV.4	Représentation de la concentration de l'énergie des coefficients de la 2-DCT.	51
Figure V.1	Architecture d'un réseau de neurones artificiels MLP	53
Figure V.2	Architecture d'un réseau de neurones RBF.	55
Figure V.3	Le choix de nombre de neurones optimal du réseau MLP, le cas de 108 classes.	60
Figure V.4	Le choix de nombre de neurones optimal du réseau MLP, le cas de 108 classes.	61
Figure V.5	Le choix de nombre de neurones optimal du réseau MLP, le cas de 108 classes.	62
Figure V.6	le choix de nombre de neurones optimal de réseau RBF, le cas pour 108 Classes, « D = 50».	63
Figure V.7	le choix de sigma optimal pour la sélection d'un modèle. Le cas pour 108 Classes, « D = 50».	64
Figure V.8	Evaluation du taux classification en fonction de nombre de neurones dans la couche cachée, pour le cas de 108 Classes, réseau RBF.	69
Figure V.9	Histogramme des résultats de Tableau V.10.	67

Introduction

La reconnaissance de formes ou motifs, désigne un assortiment de techniques et méthodes visant à identifier des motifs à partir de données brutes afin de prendre une décision dépendante de la catégorie attribuée à ce motif. Elle se considère comme une branche d'intelligence artificielle qui fait largement appel aux techniques d'apprentissage automatique et aux méthodes statistiques. Les formes ou motifs à reconnaître peuvent être de nature très variée. Il peut s'agir de contenu sonore tel que la reconnaissance de la parole, ou visuel (code barre, visage,...).

Un système biométrique est essentiellement un système de reconnaissance de formes qui fonctionne en acquérant des données biométriques à partir d'un individu, extrayant un ensemble de caractéristiques à partir des données acquises, et comparant ces caractéristiques contre la signature dans la base de données. Selon le contexte d'application, un système biométrique peut fonctionner en mode de vérification ou mode d'identification [1].

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

Dans ce travail nous avons choisi la biométrie par Iris humain, une des technologies biométrique qui assure un haut niveau de sécurité. L'Iris procure une unicité très élevée, $1/10^{72}$ (selon les estimations des chercheurs) et sa stabilité est étendue jusqu'à la mort des individus, d'où une fiabilité extraordinaire [2].

La première personne à être officiellement rendu compte des possibilités qu'offre la texture de l'Iris en tant qu'outil d'identification était l'ophtalmologiste américain *Frank Burch*, qui a proposé cette méthode lors d'une conférence pour l'*American Academy of Ophthalmology*, en

1936. Avant cela, l'Iris n'était principalement considéré que pour sa couleur [2]. Aujourd'hui plusieurs chercheurs travaillent sur ce domaine biométrique par Iris, tel que :

John Daugman [3], son travail est basé sur l'analyse par ondelettes complexes de Gabor non orthogonales. Pour simplifier, nous disons que des filtres à valeur complexe sont appliqués sur la texture de l'Iris en deux dimensions et l'information de phase est extraite pour former la signature [3].

Rydgren et al [4], utilisent une transformée en paquets d'ondelettes sur trois niveaux en l'appliquant à l'image déroulée de l'Iris afin d'extraire une signature codée.

Noh et al [5], utilisent une méthode appelée multi-résolution ICA. En calculant la valeur en niveaux de gris moyenne comme une fonction de rayon, ils construisent une signature d'Iris unidimensionnelle qui sert d'entrée à l'algorithme multi-résolution ICA.

Monro et al [6], utilisent une méthode pour le codage d'Iris basée sur l'utilisation de la transformée en cosinus discrète.

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

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

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

- **La normalisation de l'Iris.** L'Iris est un anneau percé à l'intérieur par un cercle noir plus petit représentant la pupille. Ces derniers forment le contour de l'Iris avec le blanc de l'œil, sclérotique, les frontières de la pupille avec l'Iris ne sont pas parfaitement circulaires. De plus, avec les contractions et les dilatations de l'Iris et la pupille à cause de la lumière, ainsi que de ne pas respecter la distance d'acquisition entre les personnes, ces effets conduisent à une taille de l'Iris qui n'est pas toujours constante [7]. Pour remédier à ce problème nous allons utiliser des méthodes qui permettent de transformer le disque irrégulier de l'Iris en une image rectangulaire de taille constante.

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

Deux méthodes différentes pour l'extraction des caractéristiques (features) seront employées. L'ICA : Independent Component Analyse, et la 2-DCT : Discret Cosinus Transforme.

• **Classification.** Il s'agit de l'étape finale d'un système biométrique, dont laquelle nous allons employer les réseaux de neurones artificiels pour concevoir deux classificateurs ; le classificateur MLP « Multi layer Perceptron », et le classificateur RBF « Radial Basis Function ».

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

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

Ce mémoire est organisé de la manière suivante :

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

Le deuxième chapitre, se réfère dans ce mémoire à la base de données des images Iris sur laquelle les expériences ont été réalisées. En outre un aperçu des bases de données qui existent dans la littérature est donné.

Le troisième chapitre, définit les méthodes de segmentation et prétraitement utilisées sur les images Iris afin d'obtenir une base de données normalisée, ces effets conduisent à réduire la taille des images en conservant seulement la région Iris dans une dimension rectangulaire et généralisées sur toute la base de données.

Le quatrième chapitre, donne un aperçu sur les méthodes d'extraction des caractéristiques (features) utilisées. Dans ce travail nous avons utilisé deux méthodes différentes. La première est basée sur la méthode statistique ICA (Independent Component Analysis), et la deuxième est basée sur la méthode de la transformée 2-DCT (Discrete Cosine Transform).

Le dernier chapitre, présente l'étape de classification en utilisant les réseaux de neurones artificiels, en particulier le réseau MLP, et le réseau RBF. Il présente aussi les résultats de simulation obtenus.

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

1^{er} Chapitre
SYSTEME BIOMETRIQUE

I.1 Introduction

La biométrie est la science qui étudie les méthodes de vérification d'identité (authentification), qu'on utilise pour différencier des personnes entre elles en se basant sur la reconnaissance des caractéristiques biologiques (physiologiques ou comportementales) de l'individu. Elle représente un moyen puissant de vérification d'identité dans quelques applications une fois correctement mise en application. D'ailleurs, une fois combinée avec les autres techniques de vérification (des clefs et des mots de passe) un certain niveau de sécurité peut être atteint [8]. Dans ce chapitre nous allons donner un aperçu sur quelques systèmes biométriques et techniques de vérification d'identité qui existent dans la littérature, en particulier la biométrie par Iris.

I.2 Techniques de vérification d'identité

La reconnaissance de forme, est indispensable dans beaucoup de secteurs de la vie courante. Vérifier l'identité d'une personne peut être faite de différentes manières :

- Employer la possession de la personne : Si la personne possède un objet physique (comme des clefs, des cartes, etc), l'identité peut être vérifiée en se basant sur cette possession d'objet.
- Employer la connaissance de la personne : L'identité peut être vérifiée en examinant si la personne sait le mot de passe correct ou un code PIN (Personal Identification Number).
- En utilisant les caractéristiques physiologiques ou comportementales de la personne : Quelques traits particuliers à la personne comme les empreintes digitales, la géométrie de la main, le visage, ou certaines caractéristiques comportementales comme la voix ou la dynamique de signature. Ces méthodes de vérification d'identité sont connues sous le terme scientifique de biométrie [8].

Les deux premières techniques de vérification d'identité, bien qu'elles soient faciles pour mettre en application ont quelques inconvénients: les clefs peuvent être perdues, mauvaises, ou volés. Les mots de passe peuvent être oubliés, ou devinés par les personnes non autorisées.

Beaucoup de gens note le code PIN de leurs cartes bancaires sur la carte elle-même. Ceci naturellement enlève l'utilité des mots de passe. En outre, dans notre vie quotidienne, le nombre de mots de passe que les gens doivent se rappeler afin de profiter des avantages de tous les services devient plus grand (emploi d'un même mot de passe pour tous les services,

offre très peu de sécurité ; il est certain que quand le mot de passe est révélé, les imposteurs ont facilement accès à tous les services) [8].

La troisième technique de vérification d'identité, concerne un composant réel d'identité: une caractéristique physiologique ou comportementale. Dans notre cas, c'est la texture de l'Iris humain. Notre objectif principal est de concevoir un algorithme qui peut automatiquement vérifier l'identité en employant la biométrie par Iris.

I.3 Conditions pour la biométrie.

Les systèmes biométriques automatiques doivent identifier un individu ou vérifier son identité en utilisant des mesures de caractéristiques du corps humain. Ces caractéristiques doivent posséder certaines qualités intrinsèques pour permettre le développement des systèmes d'authentification fiables et robustes. Dans la théorie n'importe quelle caractéristique humaine peut être employée pour faire une vérification d'identité, aussi longtemps qu'elle répond aux exigences (idéales) souhaitables suivantes :

- l'universalité, ceci signifie que chaque personne devrait avoir la caractéristique;
- l'unicité, ceci indique qu'aucune de deux personnes ne devraient être la même en terme de caractéristique;
- la permanence, ceci signifie que la caractéristique ne change pas dans le temps;
- la mesurabilité, ceci indique qu'il est possible de récolter un échantillon de cette caractéristique et de l'analyser (mesure quantitative).

Dans la pratique, il y a quelques autres conditions importantes:

- la performance, ceci spécifie non seulement la réalisation d'une vérification exacte, mais également les conditions de ressource de réaliser avec exactitude une vérification acceptable ;
- la robustesse, ceci se rapporte à l'influence du fonctionnement ou des facteurs environnementaux (canal, bruit, déformations...) qui affectent l'exactitude de la vérification;
- l'acceptabilité, ceci indique dans quelle mesure les gens sont disposés à accepter le système biométrique d'identification;

- la duperie, ceci se rapporte à quel point il est facile de tromper le système par des techniques frauduleuses (assurer que l'individu qui possède les données, ne peut pas les transmettre à quelqu'un d'autre).

Comme mentionné avant, ces conditions devraient être considérées comme idéales. En d'autres termes, plus la modalité biométrique répond mieux à ces exigences, plus la perfection du système sera mieux. Cependant, dans la pratique il n'y a aucune modalité biométrique qui remplit toutes ces conditions parfaitement idéales [8].

I.4 Système biométrique.

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

- **Vérification** : le système valide l'identité d'une personne en comparant les données biométriques capturées à sa propre base de données. Dans un tel système, un individu qui désire être identifié réclame une identité, habituellement par l'intermédiaire d'un PIN (numéro d'identification personnelle), d'un nom d'utilisateur, d'une carte d'identité, etc, et le système conduit une comparaison un-à-un pour déterminer si la requête est vraie ou fausse.

- **Identification**: le système identifie un individu en cherchant les signatures (templates) de tous les utilisateurs dans la base de données. Par conséquent, le système conduit plusieurs comparaisons pour établir l'identité d'un individu [1].

En général, tous les systèmes biométriques partagent le même schéma de fonctionnement. Comme il est illustré par la figure I.1.

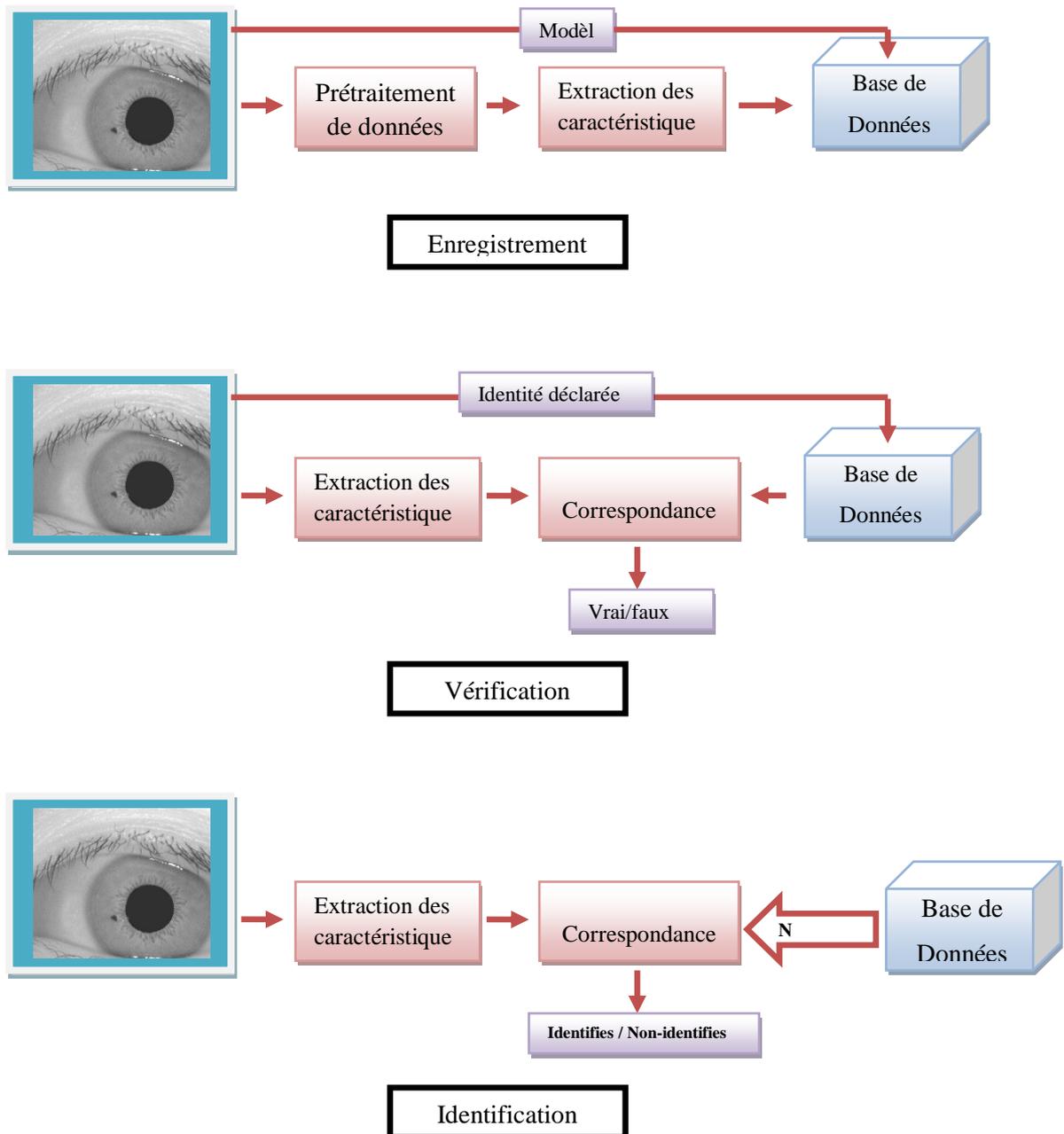


Figure I.1 Schéma de synoptique d'un système biométrique.

- **Processus d'enregistrement** : Ce processus a pour but d'enregistrer les caractéristiques des utilisateurs dans la base de données.
- **Processus d'identification-vérification** : Ce processus est effectué lorsqu'une personne enregistrée dans la base de données biométriques doit s'identifier [1].

I.4.1 Caractérisation d'un système biométrique et ses modes de fonctionnements

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

1. Le **module de capture**, est responsable de l'acquisition des données biométriques d'un individu (cela peut être un appareil photo, un lecteur d'empreintes digitales, un caméra de sécurité, etc. [2].

2. Le **module d'extraction de caractéristiques**, prend en entrée les données biométriques acquises par le module de capture et extrait seulement l'information pertinente afin de former une nouvelle représentation des données. Idéalement, cette nouvelle représentation est censée être unique pour chaque personne et relativement invariante aux variations intra-classe,

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

4. Le **module de décision**, vérifie l'identité affirmée par un utilisateur ou détermine l'identité d'une personne basée sur le degré de similitude entre les caractéristiques extraites et le(s) modèle(s) stocké(s) [2].

I.4.2 Les différents systèmes biométriques

Une variété de systèmes biométriques monomodales sont à l'étude ou sur le marché, parce qu'il n'y a aucune modalité biométrique qui rassemble l'ensemble des différentes exigences (besoins). Le développement de ces systèmes biométriques, implique le coût, la fiabilité, le malaise en utilisant un dispositif, et la quantité de données requises [8]. Les empreintes digitales, par exemple, ont une longue expérience professionnelle de fiabilité (elles font très peu d'erreurs de classification), mais le matériel utilisé pour les capter est jusqu'à aujourd'hui un peu coûteux, et la quantité de données qui doit être enregistrée pour décrire une empreinte digitale (le gabarit) a tendance d'être grande. En revanche, le matériel pour capturer la voix est au marché mais elle change quand les émotions et les états de santé changent. Les technologies biométriques d'analyse de caractéristiques, se classent en deux catégories [8], comme le montre la figure I.2.

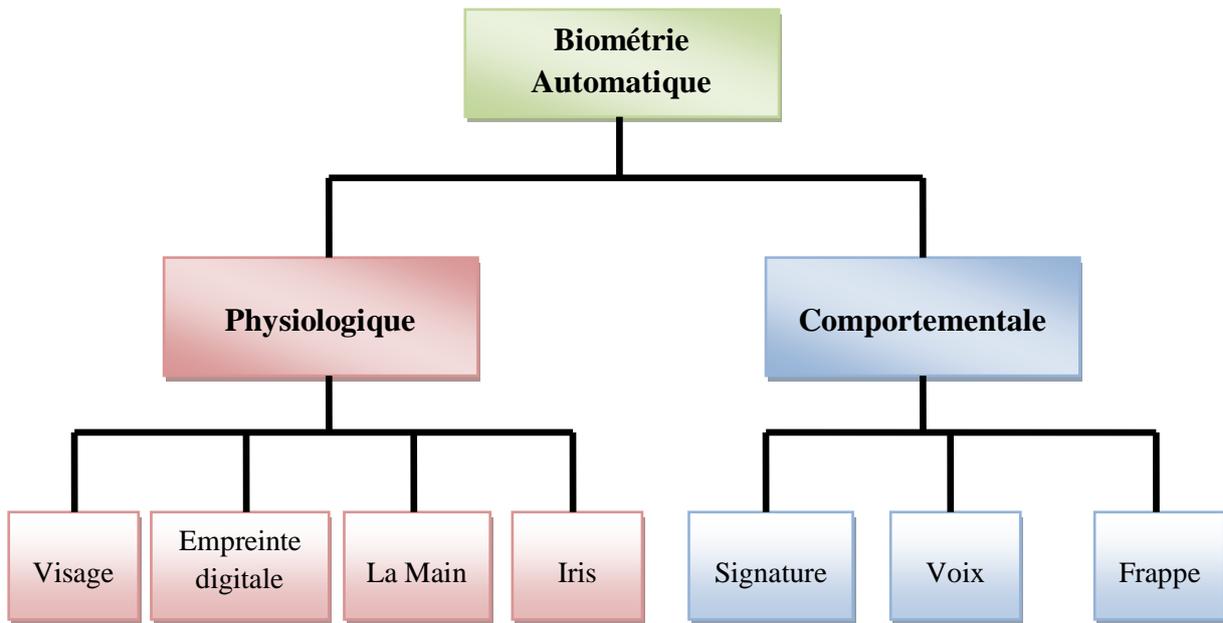


Figure I.2 : Classification d'un certain nombre de modalités biométriques dans des catégories physiologiques et comportementales.

Les techniques d'analyse du comportement : dans cette catégorie nous avons la possibilité de faire l'analyse de la dynamique de la signature (la vitesse de déplacement de stylo, les accélérations, la pression exercée l'inclinaison), l'analyse de la façon d'utiliser un clavier d'ordinateur (la pression exercée, la vitesse de frappe), l'analyse de la voix, etc.

Les techniques d'analyse de la morphologie humaine : cette catégorie concerne l'analyse biométrique des organes anatomiques (empreintes digitales, forme de la main, traits de visage, dessin du réseau veineux de l'œil, la texture de l'Iris, etc). L'avantage de ces éléments est qu'ils ne changent pas assez rapidement dans la vie d'un individu et ne subissent pas autant les effets du stress que les éléments comportementaux [8].

I.4.3 Représentation Comparative entre quelques Techniques Biométriques

Il existe plusieurs techniques biométriques qui sont utilisées dans diverses applications. Chaque technique biométrique a ses forces et faiblesses, alors le choix dépend de l'application. Aucune technique biométrique ne répond efficacement aux exigences de toutes les applications. En d'autres termes, aucune technique biométrique n'est optimale. La correspondance entre une technique biométrique et une application dépend du mode opérationnel de l'application et des propriétés de la caractéristique biométrique [1].

identificateur biométrique	universalité	distinctif	permanence	recouvrabilité	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	H	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 1.1: Comparaison entre les techniques biométriques, (H : haut, M : Moyen, B : Bas) [1].

I.5 La biométrie par Iris :

L'Iris est une membrane circulaire de la face antérieure du globe oculaire. Elle est percée au centre (pas exactement au centre) d'un orifice ou trou noir appelé la pupille par laquelle la lumière pénètre vers la rétine. L'Iris sert à adapter cette quantité de lumière en se réfractant ou se dilatant suivant les conditions de luminosité. Par exemple, quand la luminosité ambiante est forte, l'Iris se contracte, ce qui diminue l'intensité lumineuse qui vient frapper le centre de la rétine, et vice-versa [7].

La texture de l'Iris est une combinaison de plusieurs éléments qui font d'elle l'une des textures distinctives les plus riches du corps humain. Elle comporte des arcs de ligaments, des cryptes, des arêtes, des sillons et des collerettes. La Figure I.3 montre une texture d'Iris. La localisation de ces composants, le croisement entre eux, et la forme que peuvent avoir ces éléments font la texture de l'Iris.

L'Iris est aussi l'unique organe interne du corps humain visible de l'extérieur puisqu'il est protégé par un miroir, la cornée. L'Iris présente donc une caractéristique unique, qui est relativement facile à acquérir sa texture comparé aux autres organes internes du corps humain tel que la rétine par exemple.

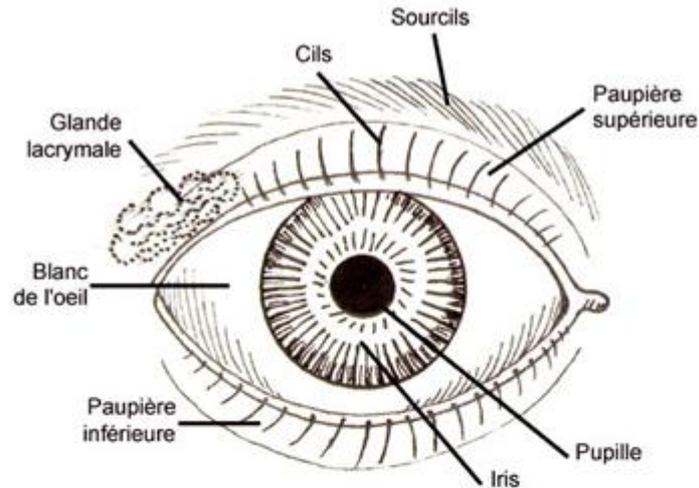
Tous ces avantages ont poussé les chercheurs et les ophtalmologistes à étudier la faisabilité d'un système de reconnaissance par Iris dès les années 1930. Un brevet a même été déposé en 1986 sur le fait que deux Iris de deux personnes ne peuvent pas être identiques [7].



Figure I.3 : Une texture d'Iris humain.

I.6 Anatomie de L'Iris :

- Règle la dilatation de la pupille,
- C'est un diaphragme circulaire se réglant automatiquement suivant la quantité de lumière reçue, comme le montre la figure I.4.
- A l'obscurité, il n'y a pas beaucoup de lumière, la pupille se dilate, l'image qui se forme sur la rétine n'est plus nette : c'est la myopie nocturne.
- L'Iris est responsable de la couleur de l'œil. La couleur de l'œil dépend de l'épaisseur de l'éventail formé par les lamelles pigmentaires et de sa concentration en mélanine. Plus, l'éventail est épais et contient de mélanine, plus l'œil est foncé.
- La nutrition de l'Iris est assurée par l'humeur aqueuse dans laquelle elle baigne, et par quelques petites artérioles.
- Les muscles qui sont responsables de la variation de diamètre de l'Iris sont :
 - le dilatateur : contracte l'Iris, c'est-à-dire dilate la pupille,
 - le sphincter : diminue le diamètre de la pupille [9].



Variation de la pupille suivant l'éclairage

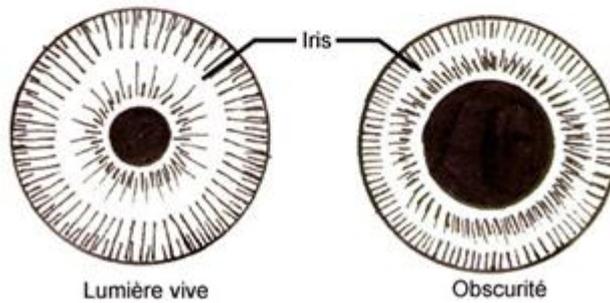


Figure I.4 : Structure de l'œil humain.

Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté d'une façon générale, les systèmes biométriques pour la reconnaissance de forme, et en particulier la biométrie par Iris, ainsi que ses caractéristiques physiologiques, avec un bref aperçu sur les différents systèmes et techniques biométriques qui existent dans la littérature.

Dans le chapitre suivant, nous allons présenter la base de données des images Iris (CASIA-IrisV1) sur laquelle ce travail a été effectué.

2^{ème} Chapitre
BASE DE DONNES

II.1 Introduction :

Une base de données est une entité dans laquelle il est possible de stocker des données de façon structurée et avec le moins de redondance possible. Ces données doivent pouvoir être utilisées par des programmes, par des utilisateurs différents. Ainsi, la notion de base de données est généralement couplée à celle de réseau, afin de pouvoir mettre en commun ces informations.

Il existe différentes bases des données dans le domaine de la biométrie, ce qui donne l'avantage de pouvoir choisir la base de données convenable pour leurs travaux. La plupart de ces bases de données ne sont pas disponible gratuitement. Dans ce travail nous allons utiliser la bas de données CASIA-IrisV1 définit tout long de ce chapitre.

II.2 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 [10]. 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 base de données publique 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 [11], 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 disposées 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 détectée et remplacée par une zone circulaire d'intensité constante, et pour masquer la réflexion spéculaire de la réflexion de la lumière sur les images avant la mettre à la disposition des chercheurs. [11]

II.3 Description de la base de données CASIA-IrisV1 :

La base de données CASIA-IrisV1 des images Iris comprend 756 photos d'Iris de 108 personnes. Pour chaque personne, 7 photos sont capturées par l'appareil développé par CASIA-IrisV1 qui se met proche de l'Iris (Fig.II.1), où trois échantillons (photos) sont prélevés à la première session, et quatre dans la deuxième session. Toutes les photos sont enregistrées au format BMP avec une résolution « 320 x 280 » [11].

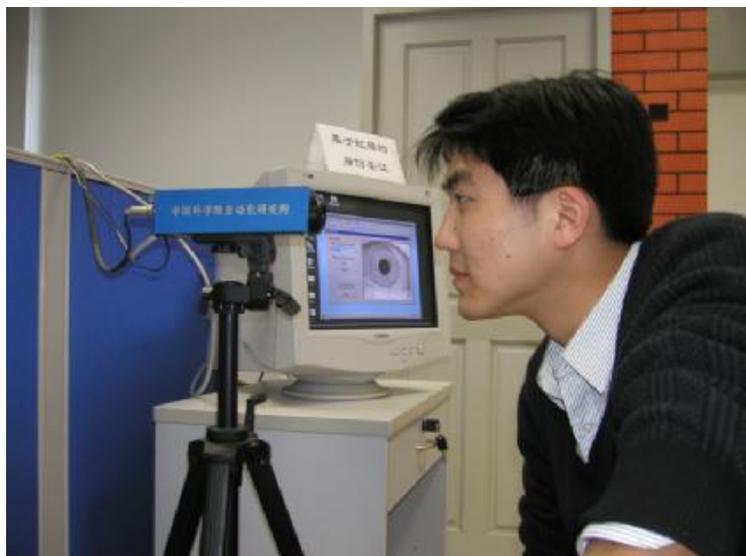


Figure II.1 L'appareil développé par CASIA utilisé pour la collection de la base de données CASIA-IrisV1.

L'institut CASIA a effectué un prétraitement sur les images acquises pour les raisons mentionnées précédemment, ce prétraitement affecte la région pupille de toutes les images d'Iris dans CASIA-IrisV1, la pupille a été automatiquement détectée et remplacée par un masque circulaire d'intensité constante pour cacher les reflets spéculaires de la lumière émise par les enlumineurs, Fig.II.2.

Ces prétraitements rendent clairement la détection des contours de l'Iris plus facile, et n'ont aucun ou un effet minime sur les autres composants d'un système de reconnaissance de l'Iris humain, telles que l'extraction des caractéristiques et la conception de classificateur.

II.3.1 Caractéristiques de la base de données CASIA-IrisV1 :

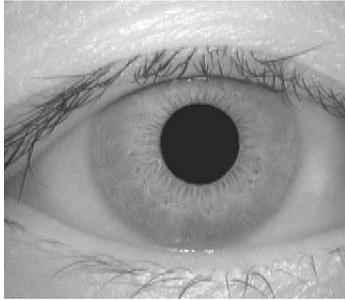
CASIA, « Chinese Academy of Science Institute of Automation », partage une base de données pour des images de l'Iris humain qu'elle a collectée. La base de données CASIA-IrisV1 première base publique a été demandée par plus de 1400 groupes de recherches, de 70 pays des cinq continents [7]. La base de données est considérée comme étant très propre, c'est à dire que les images sont toutes nettes, les Iris sont faiblement couverts de paupières et de cils. Les images ont aussi subi plusieurs prétraitements avant d'être mises à la disposition des chercheurs, ainsi les images ont été centrées et la pupille colorée en noir, comme montré par la figure II.2.

Dans ce présent travail nous avons utilisé la base de données des images CASIA-IrisV1, sa répartition en classes est composée principalement par les images Iris des personnes asiatiques. Chaque classe de l'Iris est composée de 7 échantillons du même œil. Le tableau II.1 montre les caractéristiques de la base de données CASIA-IrisV1:

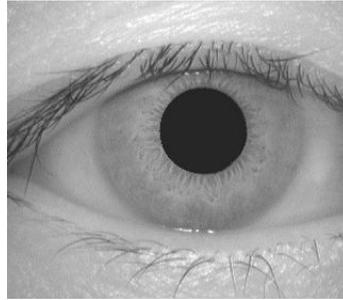
Nombre des Classes ou Personnes	108
Nombre des images ou échantillons par classe	7
Nombre d'échantillons dans la base de données	756
Dimension et Résolution d'une image.	320x280 pixels en échelle de gris.
Format	bitmap
La taille d'une image en octet	Vers 88.5ko
Le dispositif utilisé au niveau de l'acquisition	digital optical sensor designed by NLPR (National Laboratory of Pattern Recognition)

Tableau II.1 Caractéristiques de la Base de Données CASIA-IrisV1.

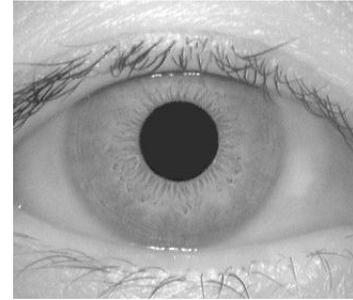
Classe 1



001_1_1.bmp

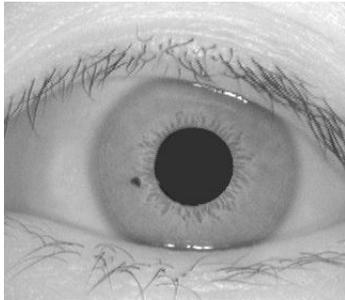


001_2_1.bmp

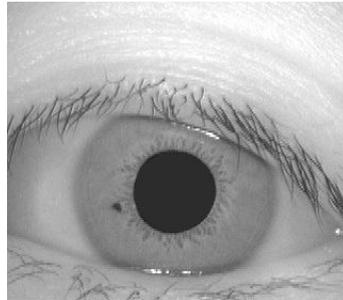


001_2_4.bmp

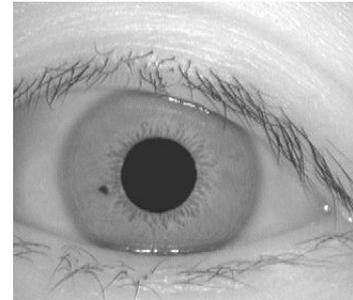
Classe 32



032_1_1.bmp

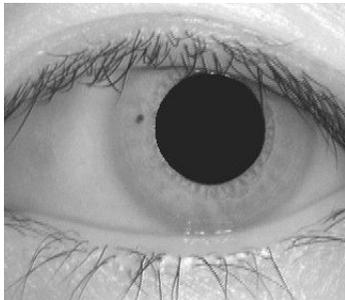


032_2_1.bmp

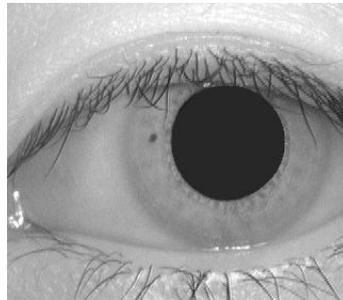


032_2_4.bmp

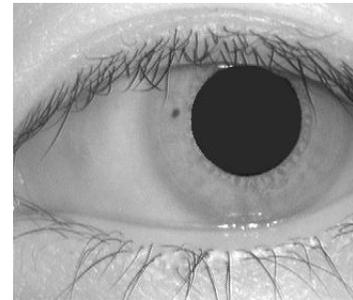
Classe 49



049_1_1.bmp

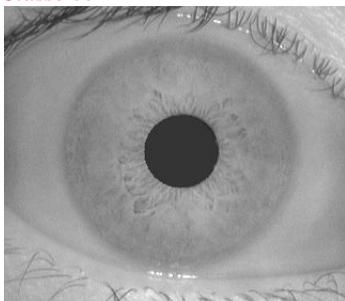


049_2_1.bmp

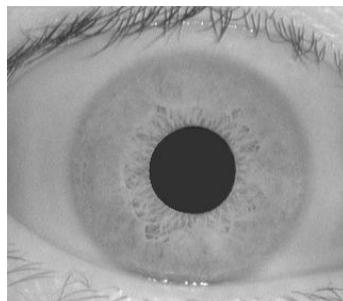


049_2_4.bmp

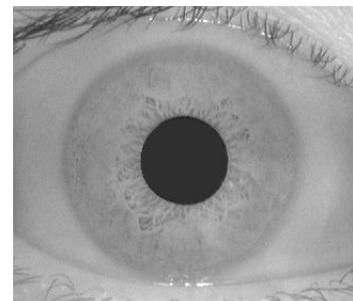
Classe 88



088_1_1.bmp

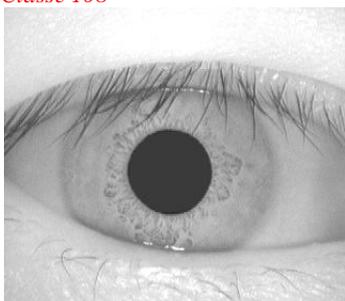


088_2_1.bmp

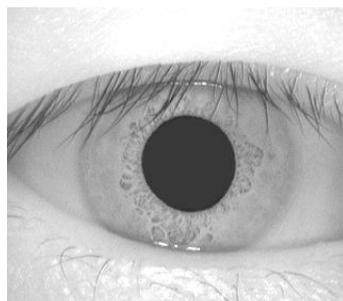


088_2_4.bmp

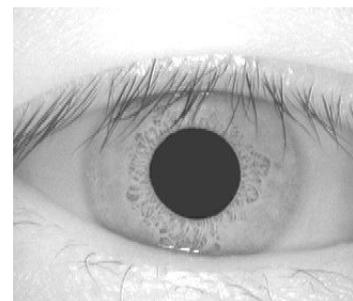
Classe 108



108_1_1.bmp



108_2_1.bmp



108_2_4.bmp

Figure II.2 Echantillons de la base de données CASIA-IrisV1

II.3.2 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 [11]. C'est-à-dire sont stockées sous la forme suivante:

XXX_S_Y.bmp

avec :

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

S: l'indice qui désigne la session, ces images ont été acquises en deux sessions séparées de quelques semaines.

Y: 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_S_Y.bmp* » signifie l'image Iris de l'indice *Y* dans la session *S* de la classe *XXX* de format bitmap.

II.3.3 Répartition de la base de données.

La base de données CASIA-IrisV1 comme le montre le tableau II.1, 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 était utilisé dans l'élaboration du meilleur modèle (classificateur), permet de déterminer la performance du meilleur modèle sélectionné dans la phase de validation.

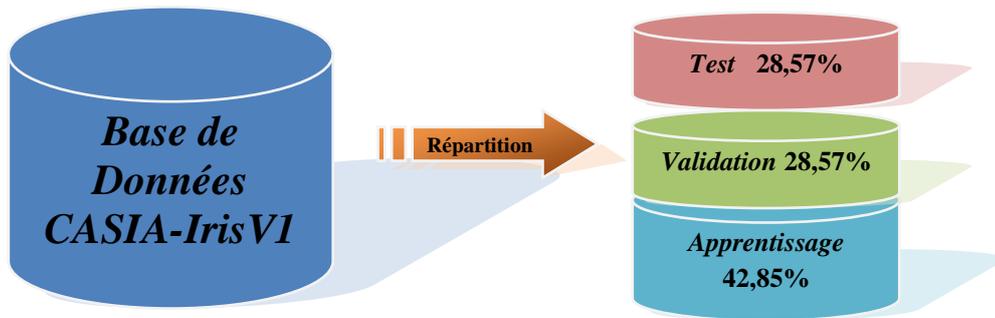


Figure II.3 : Répartition de la base de données en trois sous-ensembles.

II.4 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.

- UPOL est une base de données d'Iris qui contient 384 images de 64 personnes européennes. Les Iris ont été acquis 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 [7]. 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.4.

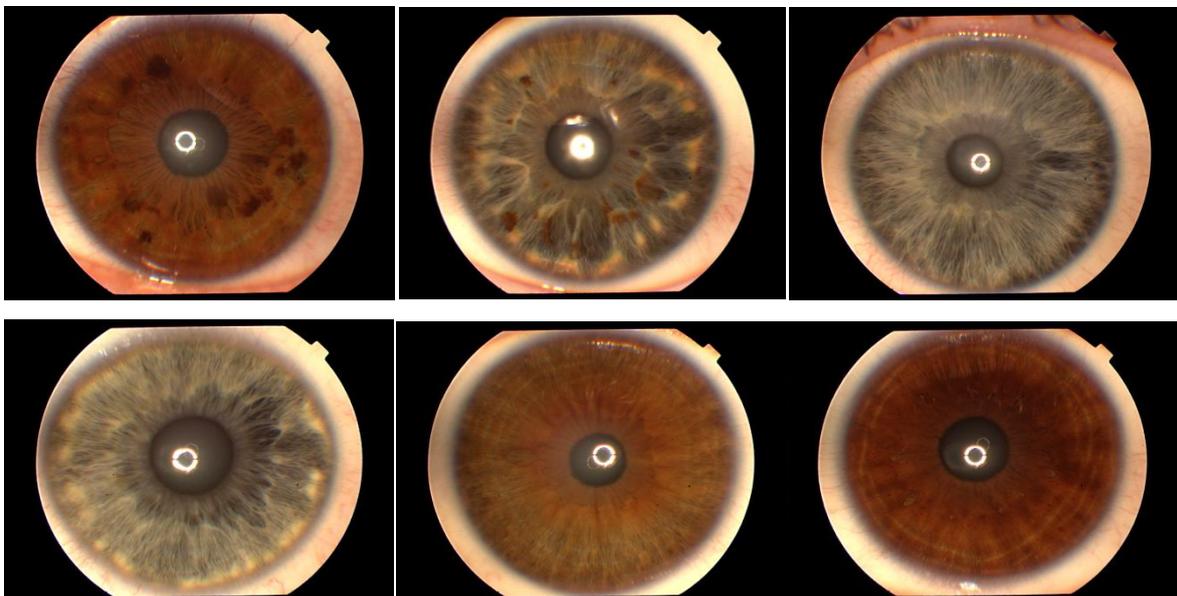


Figure II.4 Exemples de la base de données UPOL [7].

• 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 [7]. Voir figure II.5. Les images de la base de données UBATH, ont une résolution de « 1280x960 ».

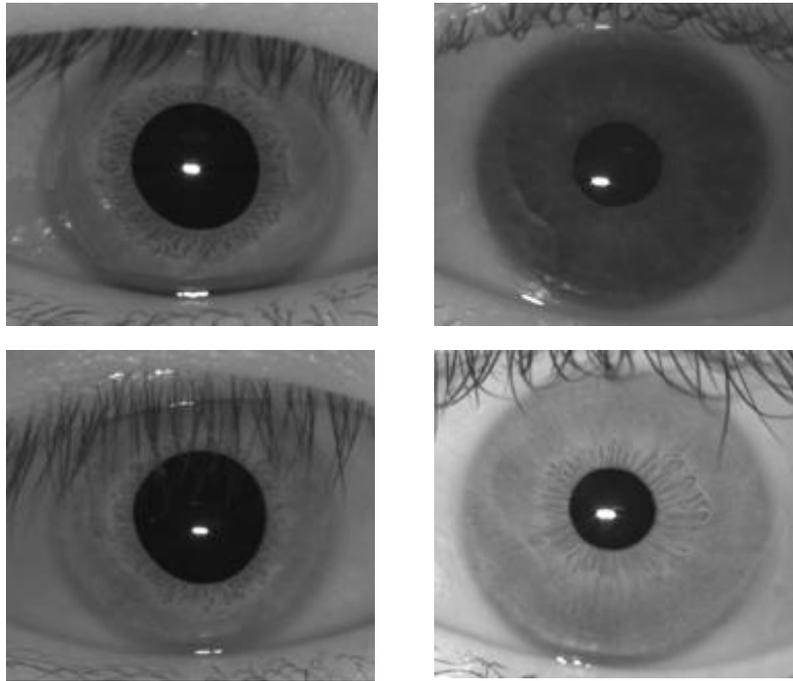


Figure II.5 Exemples de la base de données UBATH [7].

• UBIRIS.v1 est une base de données qui a été pensée pour tester la robustesse des algorithmes de reconnaissance d'Iris aux différents types de dégradations de qualité d'images d'Iris. Dans ce but, plusieurs variations des conditions d'acquisition et diverses dégradations des images (illumination, contraste, réflexion, etc) ont été introduite dans cette base de données. Elle contient 1877 images, et de résolution « 400x300 » de 241 personnes capturées en deux sessions. Voir figure II.6. 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 développé sur des images en infrarouge. [12]

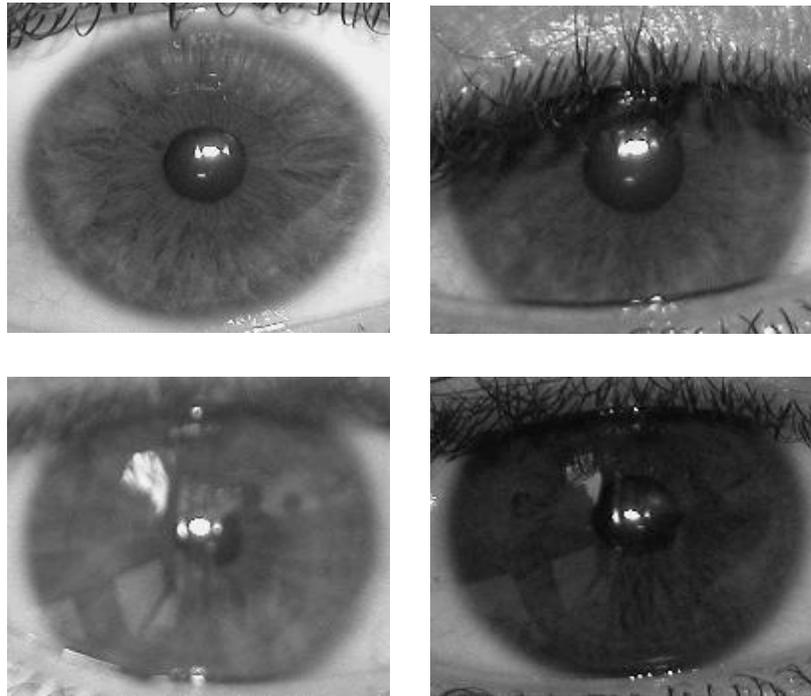


Figure II.6 Exemples de la base de données UBIRIS.v1 [12].

- 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 [12], voir figure II.7.



Figure II.7 Exemples de la base de données UBIRIS.v2 [12].

• 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 II.8. 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. [7]



Figure II.8 Exemple de la base de données ICE [7].

II.5 Acquisition de l'Iris

L'acquisition d'une image d'Iris est considérée comme l'une des plus difficiles en biométrie. En effet, l'Iris est un objet de petite taille, sombre, localisé derrière la cornée qui constitue un miroir hautement réfléchissant. Toutes ces caractéristiques en font un objet très difficile à photographier. Premièrement, l'Iris est sombre, il faut donc l'éclairer mais en même temps l'Iris est sensible à la lumière et de fortes illuminations peuvent engendrer des malaises chez l'utilisateur. Deuxièmement, l'Iris est un objet de petite taille (environ 1cm de diamètre) il est alors impératif d'utiliser des focales très puissantes ou de rapprocher l'Iris de l'objectif mais non sans risque, car dans ce dernier cas, nous allons rapprocher l'Iris de la source d'illumination ce qui pourrait nuire aux personnes. Enfin l'Iris est une surface qui réfléchit la lumière dans toutes les directions et est situé derrière la cornée un miroir hautement réfléchissant. Ces deux dernières caractéristiques font que si aucune technique particulière n'est employée, l'Iris photographié sera couvert par des reflets de toutes les sources lumineuses présentes dans l'environnement d'acquisition (figure II.9).

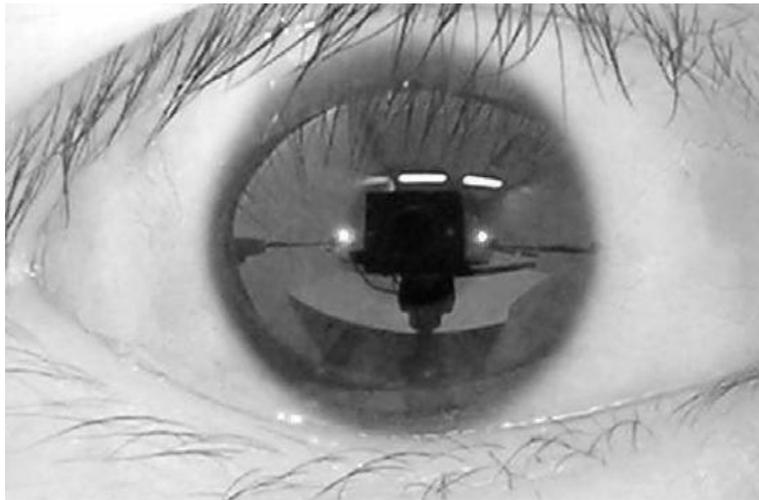


Figure II.9 : Image acquise en lumière visible, conditions normales [7].

Il est bien clair que l'image ci-dessus ne montre pas la richesse de texture que nous sommes en mesure d'espérer. Il est à noter aussi que différentes longueurs d'onde de l'illumination engendrent un pouvoir de pénétration de la cornée différent et donc un taux de réflexion sur l'Iris plus grand lui aussi [7].

Conclusion :

Ce chapitre, donne un bref aperçu sur les bases de données les plus connues dans le domaine de reconnaissance par Iris, à savoir UPOL, UBATH, UBIRIS, et ICE. Il présente aussi en particulier la base de données CASIA-IrisV1 sur laquelle ce travail à été réalisé.

Ce chapitre montre aussi les conditions et les difficultés au niveau de l'acquisition de l'Iris, et les critères sur lesquelles nous avons choisi CASIA-IrisV1 comme une base de données.

Le prochain chapitre, décrit les techniques de segmentation et de prétraitement utilisées sur les images Iris afin d'avoir une base de données normalisée.

3^{ème} Chapitre
SEGMENTATION ET PRETRAITEMENT DE
L'IRIS

III.1 Introduction

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

III.2 Segmentation :

La segmentation est une technique nécessaire pour isoler et exclure les informations inutiles, ainsi que la localisation de la région circulaires. L'image peut être considérée comme une scène composée de différentes régions, objets, etc. Ainsi, la segmentation permet de montrer les contours des objets dans une image [14].

Dans le cas de la reconnaissance de l'Iris, elle consiste à trouver la frontière intérieure entre la pupille et l'Iris et la frontière extérieure entre l'Iris et la sclérotique [15]. Ces limites, bien que pas toujours parfaitement circulaire, les deux frontières, intérieure et extérieure, d'un Iris typique peuvent être prises approximativement par des cercles. Toutefois, les deux cercles ne sont généralement pas centralisés [16].

Il existe plusieurs algorithmes dans la littérature pour aboutir à l'extraction de l'Iris, le présent chapitre présente quelques uns.

III.2.1 méthode par détecteur de contours circulaires :

Le système de Daugman [17] est basé sur plusieurs avancées majeures et originales. Tout d'abord, il a proposé une méthode de détection de l'Iris dans l'image de l'œil.

Avant Wildes [18], Daugman avait proposé une méthode de détection de l'Iris, de la pupille et des paupières basée sur la mesure d'un *Integro-Differentiel Operator* «IDO» défini par l'expression suivante:

$$\max_{r,x_0,y_0} \left| G_\sigma(r) * \frac{\partial}{\partial r} \oint_{r,x_0,y_0} \frac{I(x,y)}{2\pi r} ds \right| \quad (\text{III.3})$$

où $I(x,y)$ est l'image de l'œil, r le rayon du cercle que l'on est en train de chercher et $G_\sigma(r)$ est une fonction gaussienne de lissage. L'opérateur effectue donc la différence entre la moyenne des gradients calculés sur deux cercles de rayons r et $r+l$. Le cercle qui maximise cette différence est le cercle recherché. Ainsi, l'opérateur est appliqué de manière itérative avec un degré de lissage de moins en moins fort afin d'atteindre une détection précise. La figure III.1 montre une image segmentée par la méthode intégréo-différentielle.

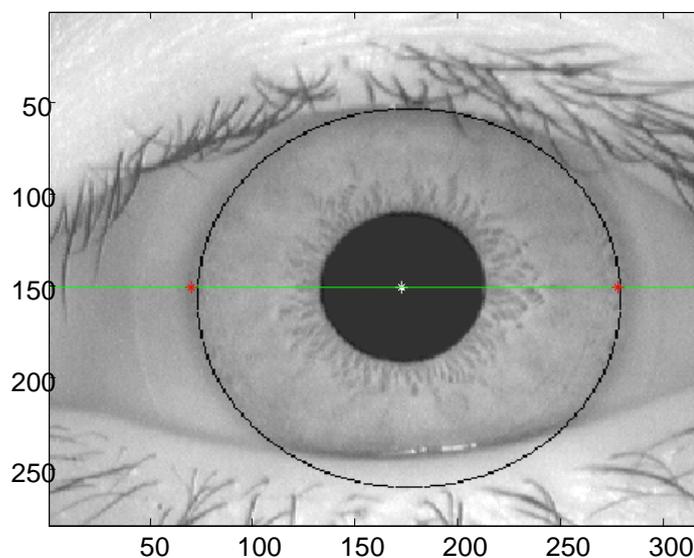
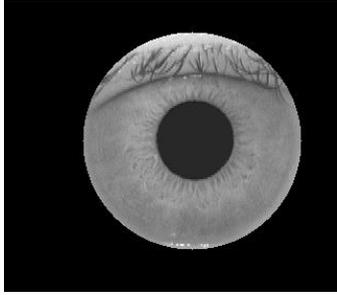


Figure III.1. Segmentation de l'Iris par la méthode intégréo-différentielle.

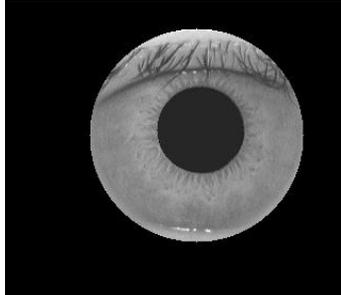
La méthode intégro-différentielle peut être vue comme une généralisation de la méthode de la transformée de Hough. En effet, elle utilise une image du gradient afin de rechercher un contour géométrique bien défini. Puisqu'elle utilise l'image du gradient sans seuillage, cette méthode ne souffre pas de problèmes de recherche de points de contours et donc d'élaboration de stratégie pour trouver des seuils. Par contre, cette méthode est plus sensible aux bruits car ces derniers engendrent des gradients très forts qui peuvent fausser la moyenne du gradient sur un cercle et attirer le contour vers leurs positions. [7]

Quelque soit la méthode utilisée (Transformée de Hough ou détecteur intégro--différentiel), une modélisation a priori des contours recherchés par des formes géométriques est nécessaire. En effet, la pupille n'est souvent pas parfaitement circulaire et peut subir quelques déformations en particulier à cause de l'angle de prise de vue. L'Iris non plus ne peut pas être considéré comme un cercle car il est couvert par les paupières sur les parties supérieures et inférieures [7]. La figure III.2 montre quelques échantillons des images résultantes en appliquant l'opérateur intégro-différentiel de Daugman sur notre base de données.

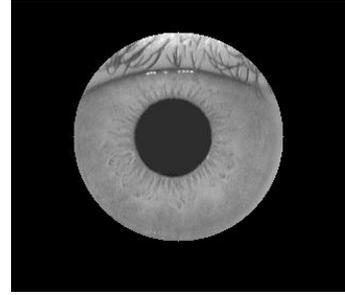
Classe 1



001_1_1.bmp

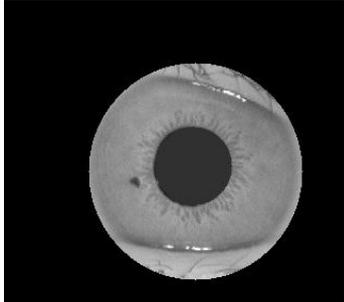


001_2_1.bmp



001_2_4.bmp

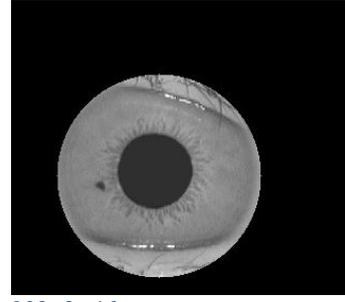
Classe 32



032_1_1.bmp

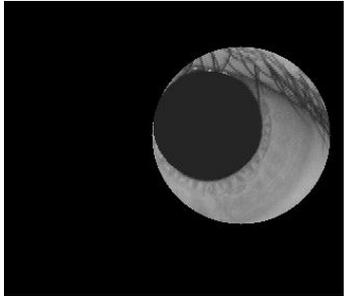


032_2_1.bmp

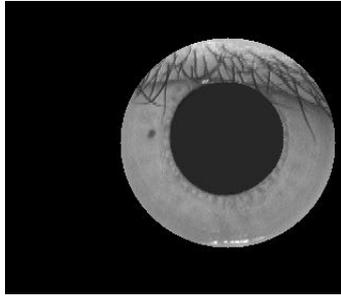


032_2_4.bmp

Classe 49



049_1_1.bmp

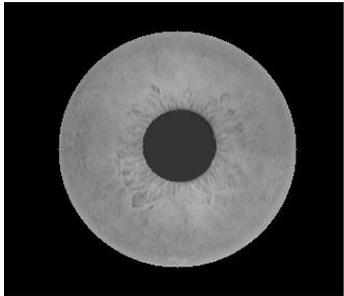


049_2_1.bmp

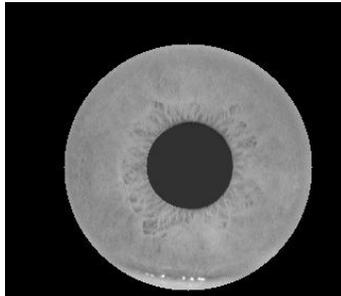


049_2_4.bmp

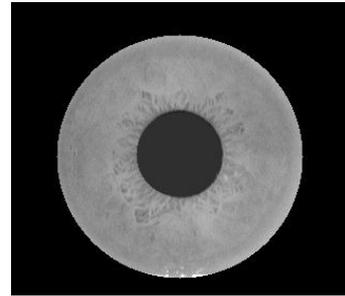
Classe 88



088_1_1.bmp

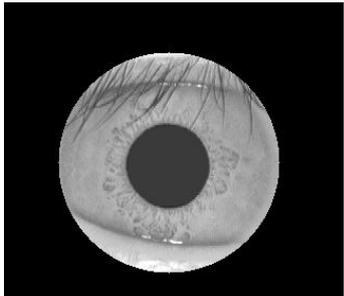


088_2_1.bmp

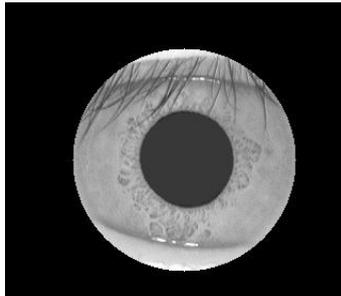


088_2_4.bmp

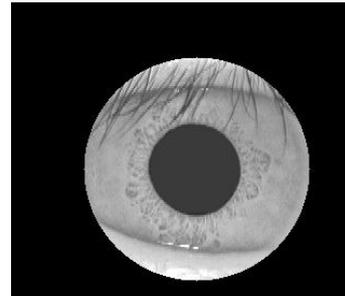
Classe 108



108_1_1.bmp



108_2_1.bmp



108_2_4.bmp

Figure III.2 Application d'IDO sur quelques échantillons de la base de données CASIA-IrisV1

Les images suivantes montrent l'application de l'IDO sur le cas de la classe 09 qui a bien réussi à localiser l'Iris (figure III.3, III.4), et un deuxième exemple appliqué sur la classe 49 qui à totalement échoué à le localiser (figure III.5, III.6).

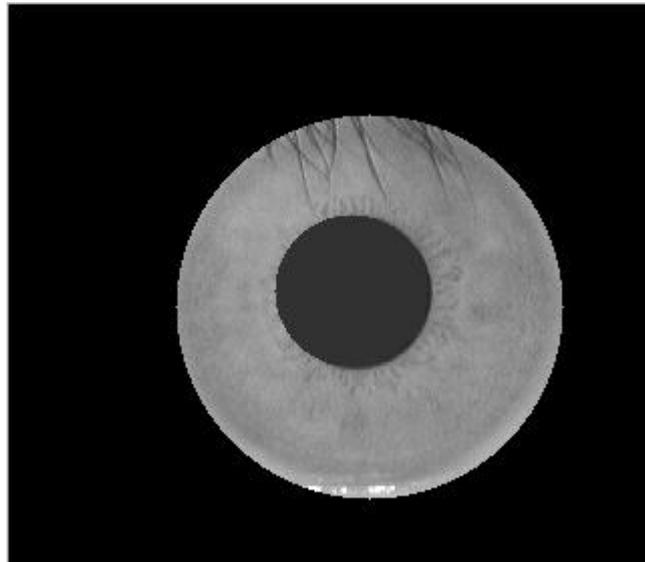


Figure III.3 : Application de l'IDO sur la classe 09.

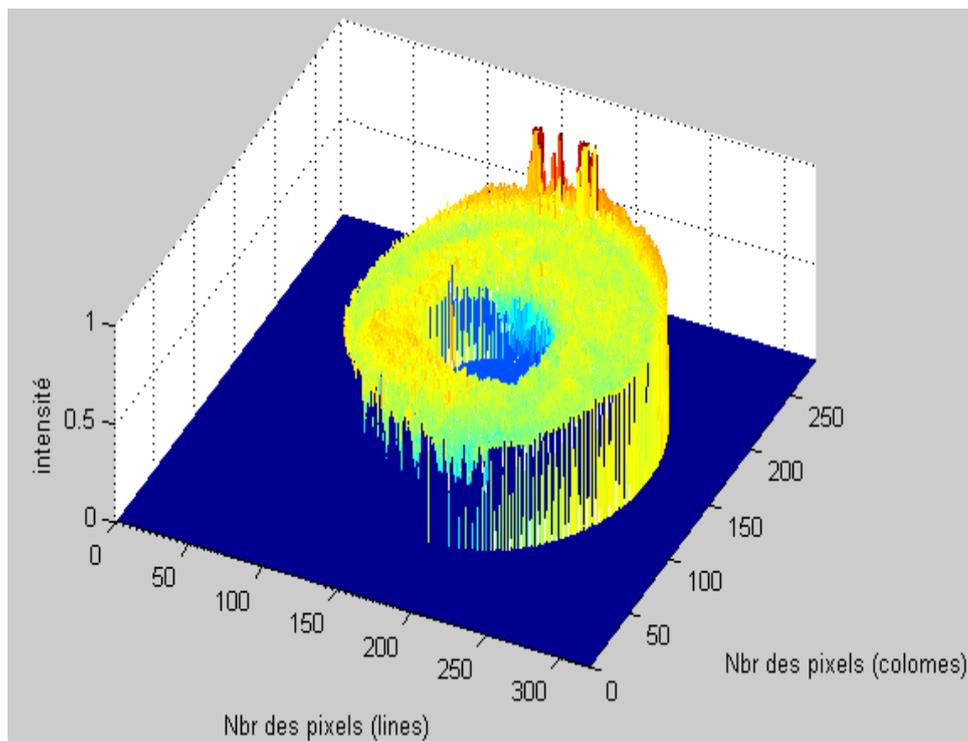


Figure III.4 : Application de l'IDO sur la classe 09, représentation en 3D.

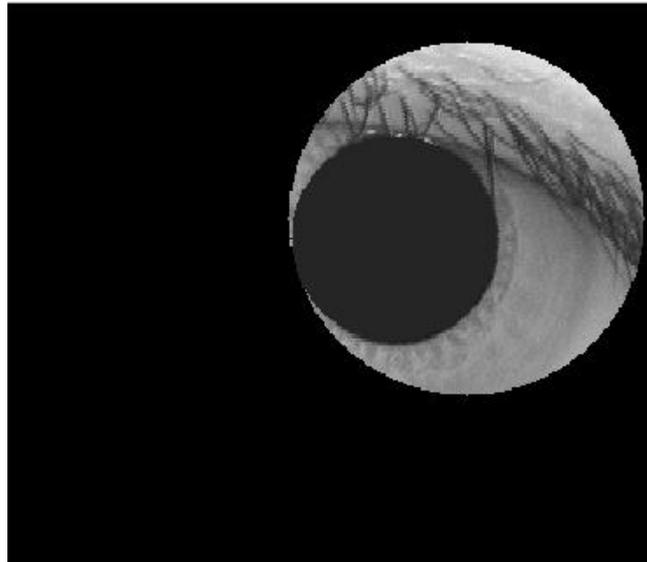


Figure III.5 : Application de l'IDO sur la classe 49

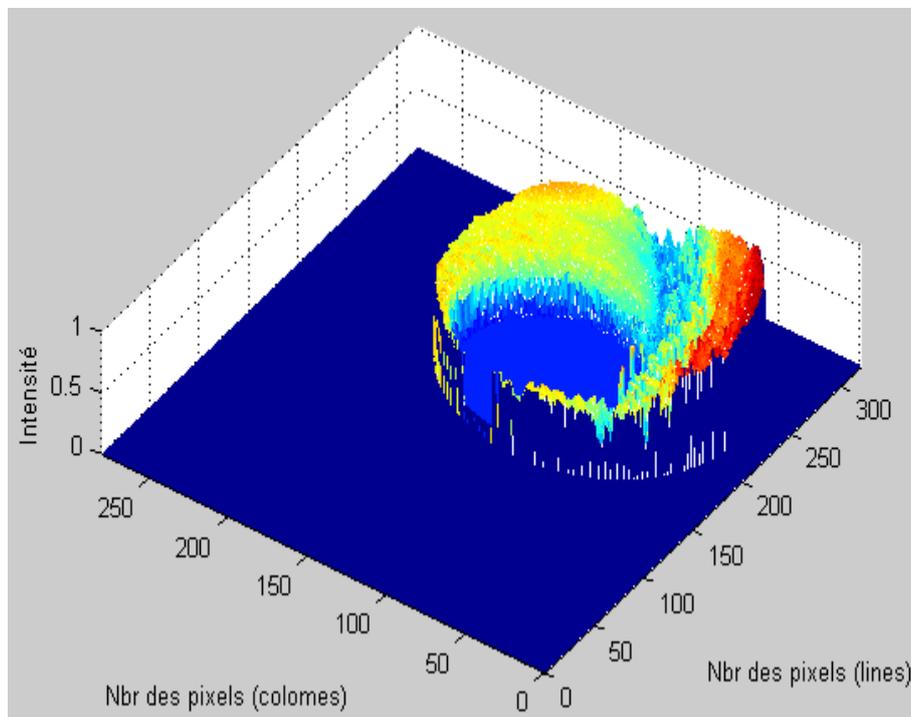


Figure III.6 : Application de l'IDO sur la classe 49, représentation en 3D.

C'est bien clair que l'opérateur intégro-différentiel de Daugman est plus sensible aux bruits dans le cas de la classe 49 (figure III.6), les cils ont gâché la détection de contour. L'application de cette technique sur toute la base de données a réussi correctement à la

segmentation avec un taux de 97.88% correspond à 740 images bien segmentées, avec un taux d'échec de 2.12%.

III.2.2 Approche pour localiser la pupille dans une image binaire :

Plusieurs recherches ont été développées dans le domaine de reconnaissance et de segmentation de l'Iris. L'idée majeure de la segmentation c'est d'éliminer les informations inutiles, ici sont les cils, paupières, la pupille, et la sclérotique. Wildes [18], a utilisé la transformée de Hough, pour détecter automatiquement le contour de l'Iris.

Dans cette partie nous allons étudier une méthode qui consiste à localiser la pupille. Cette méthode exécute la tâche en deux phases, convertir l'image en niveau de gris en image binaire avec seuillage afin de trouver le contour de la pupille. Ensuite extraire l'information qui se trouve dans un anneau situé entre le contour de la pupille et un cercle de rayon R. Ce rayon est défini empiriquement de telle façon à éviter les cils dans le cas d'occlusion.

La transformation de l'image en niveau de gris (les pixels ont une intensité de 0 à 255) en image binaire par seuillage linéaire ce fait en utilisant la formule suivante :

$$\begin{cases} g(x) > \theta; & f(x) = 1 \\ g(x) \leq \theta; & f(x) = 0 \end{cases} \quad \text{où } \theta \sim 70, \quad (\text{III.4})$$

Où $g(x)$ est l'image originale, $f(x)$ est l'image binaire avec seuillage, et θ est une valeur empirique du seuil.

En d'autre terme, remplacer tous les pixels qui ont une luminance supérieure que le seuil choisi " θ " par la valeur 1 « blanc », et tous les autres pixels par la valeur 0 « Noir ». Alors nous allons conserver seulement la région de la pupille qui a l'intensité inférieure au seuil, comme le montre la figure III.7.

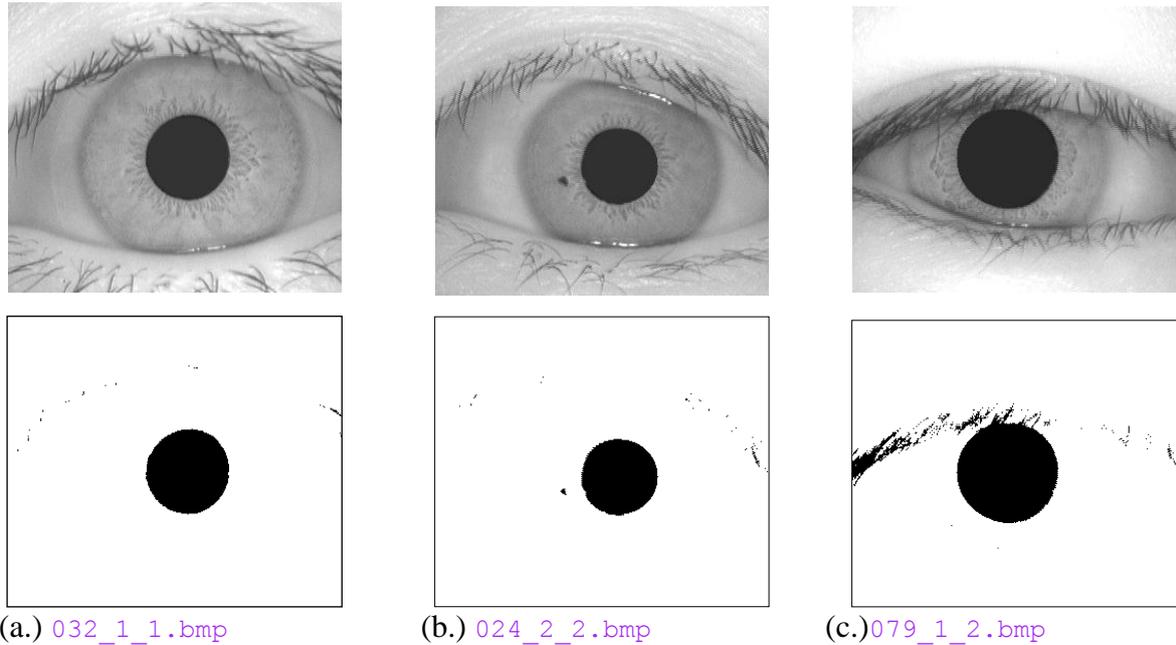


Figure III.7 : Conversion de l'image en niveau de gris en image binaire par seuillage.

Le seuillage va éliminer l'Iris, les cils, les paupières, en laissant que la région de la pupille parce que c'est une région de faible intensité, figures III.7. Sur l'axe des y nous faisons calculer l'intensité de chaque ligne de l'image binaire, en cherchant le vecteur ou ligne contenant le maximum possible des zéros, qui représente l'axe de la pupille et son diamètre "dy". Ensuite nous rétablissons l'opération sur l'axe des x, le croisement résultant de ces deux vecteurs, ligne et colonne, donne les coordonnées du centre de la pupille voir la figure III.8 et III.9.

Vu que la pupille n'est pas toujours parfaitement circulaire, le rayon sera calculé par la moyenne des deux diamètres pour se rapprocher à l'allure de la pupille (figure III.10), par l'équation suivante :

$$r_p = (dy + dx)/4 \quad (III.5)$$

Où :

r_p : c'est le rayon de la pupille,

d_y : le diamètre sur l'axe des y,

d_x : le diamètre sur l'axe des x .

La figure III.8 montre la procédure suivie afin de localiser le centre de la pupille.

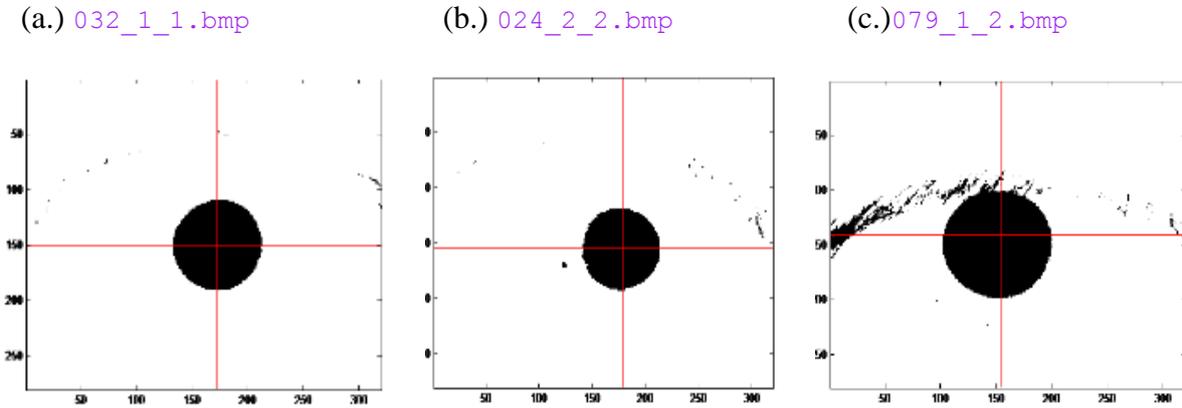


Figure III.8 : Représentation du centre de la pupille

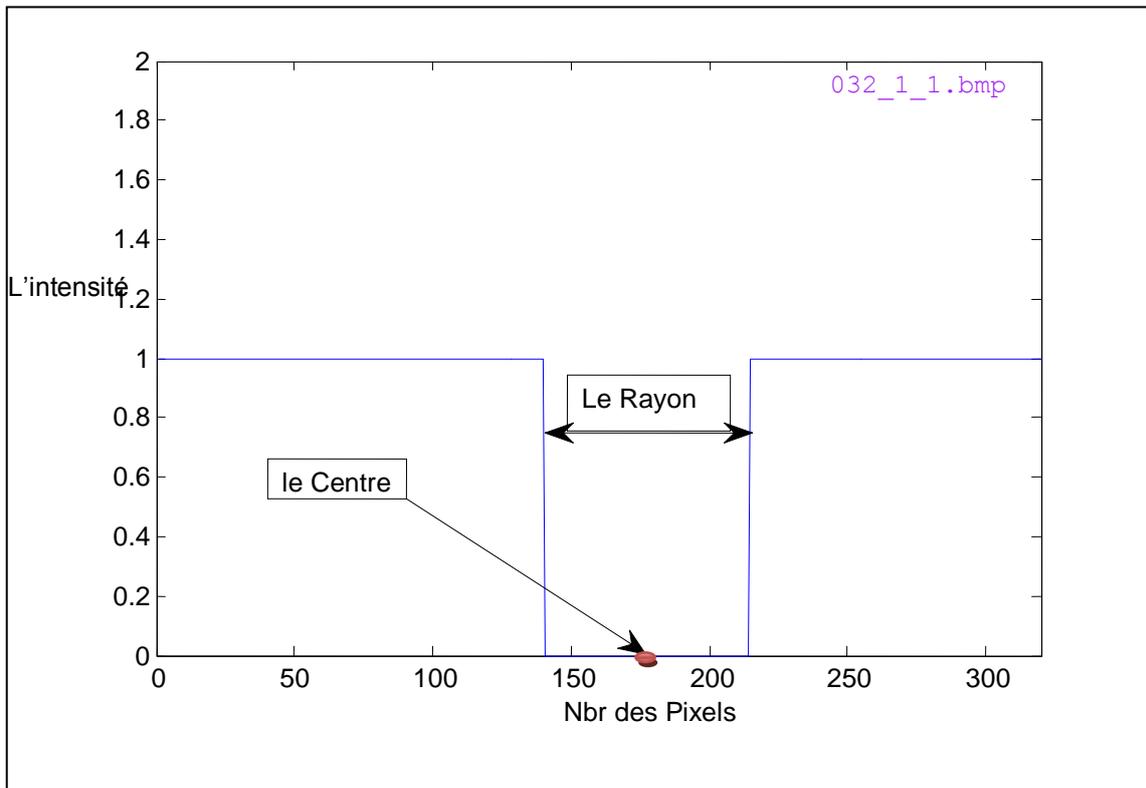


Figure III.9 : Représentation de l'intensité d'un vecteur pour la localisation du centre, et le rayon de la pupille.

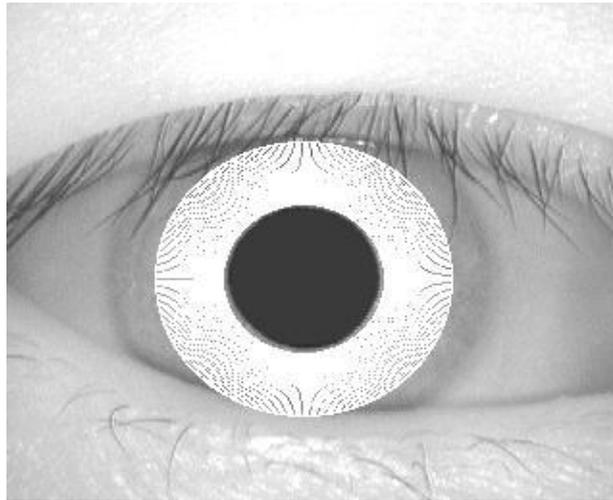


Figure III.10 : La région de l'Iris sélectionnée par un rayon D.

La figure III.10 montre la partie de l'Iris que nous allons utiliser pour extraire la texture, cette dernière est sélectionnée par un rayon « D » qui a une valeur choisie d'une manière empirique.

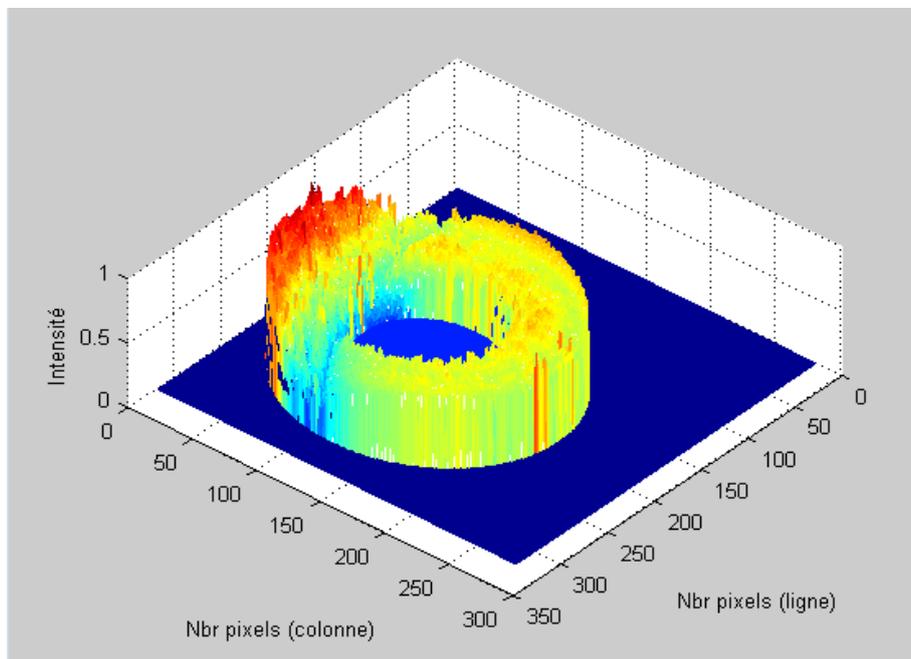
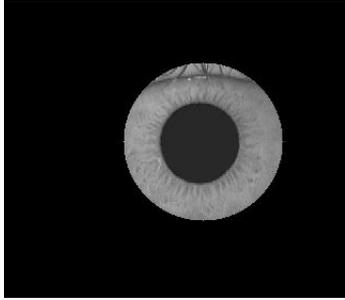


Figure III.11 : Représentation 3-D de la région sélectionnée par un rayon D.

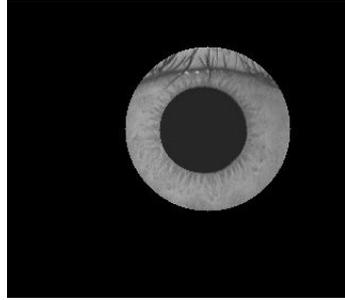
La figure III.12 montre quelques échantillons des images résultantes en appliquant la méthode de localisation de la pupille dans une image binaire par seuillage, sur la base de données CASIA-IrisV1.

L'application de cette technique sur toute la base de données a réussi avec un taux de segmentation qui atteint 99.74% correspond aux 754 images bien segmentées, et un taux d'échec de 0.26% seulement.

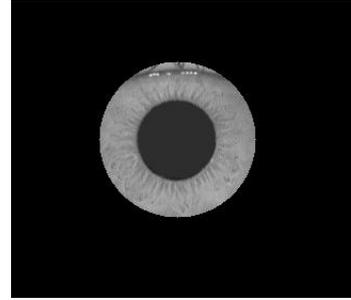
Classe 1



001_1_1.bmp

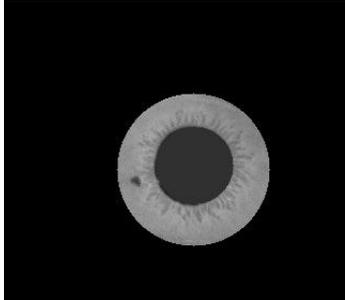


001_2_1.bmp

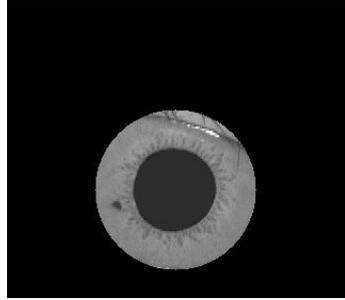


001_2_4.bmp

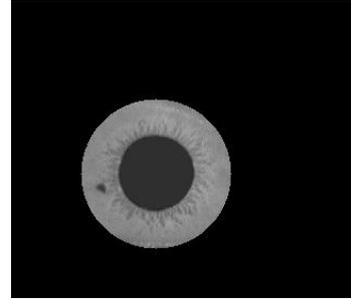
Classe 32



032_1_1.bmp

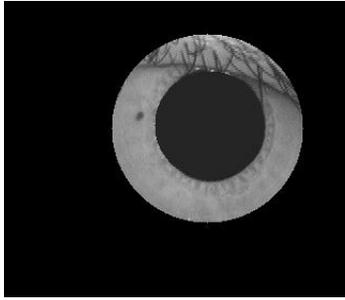


032_2_1.bmp

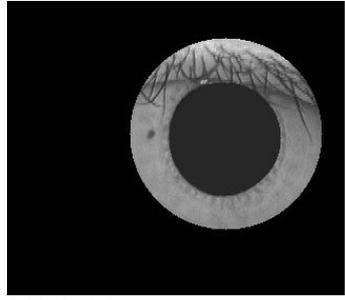


032_2_4.bmp

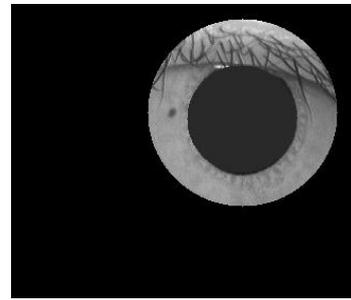
Classe 49



049_1_1.bmp

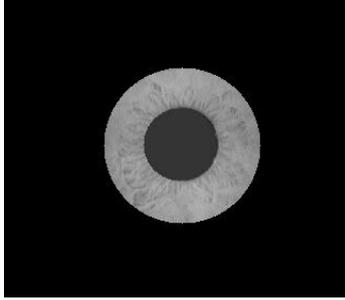


049_2_1.bmp

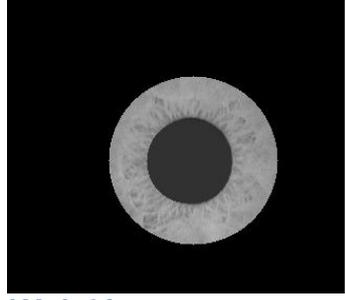


049_2_4.bmp

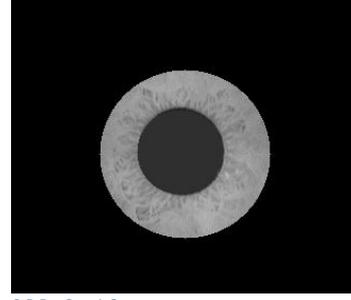
Classe 88



088_1_1.bmp

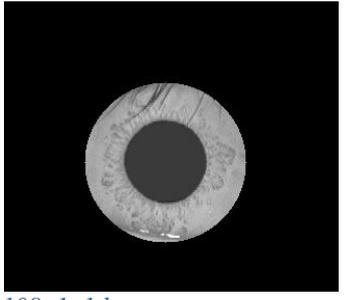


088_2_1.bmp

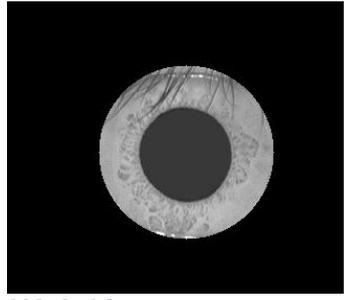


088_2_4.bmp

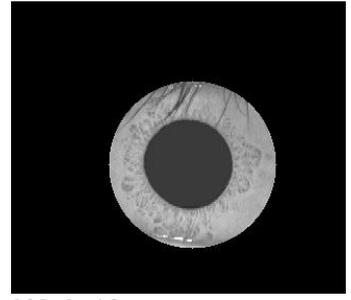
Classe 108



108_1_1.bmp



108_2_1.bmp



108_2_4.bmp

Figure III.12 Application de la méthode localisation de la pupille sur une image binaire pour quelques échantillons de la base de données CASIA-IrisV1

III.3 Prétraitement des images Iris (Normalisation) :

Une fois la région Iris est segmentée avec succès, la normalisation est une étape qui va transformer l'espace de représentation de l'Iris vers un autre espace rectangulaire, de sorte qu'il aura des dimensions fixes afin de permettre d'utiliser des données qui ont la même dimension. En effet, les incohérences de la dimension des images oculaires sont principalement dues à l'étirement de l'Iris causé par la dilatation de la pupille de divers degrés d'éclairage. Autres sources d'incohérence comprennent, la distance variable d'imagerie, la rotation du caméra, et l'inclinaison de la tête au moment de l'acquisition. Le processus de normalisation va produire des données de l'Iris, qui ont les mêmes dimensions, de sorte que deux photographies de l'Iris même dans des conditions d'acquisition différentes, auront des traits caractéristiques dans la même localisation spatiale [13].

III.3.1 Normalisation de l'Iris : Méthode Pseudo Polaire.

L'Iris humain, comme il a été cité précédemment, est un disque pas toujours parfaitement circulaire et de forme irrégulière.

Ces irrégularités sont dues à la dilatation et contraction de la pupille, au fait que les deux cercles ne sont pas concentriques et au fait des changements non linéaires de la texture de l'Iris. Ces caractéristiques ont poussé Daugman à développer une méthode de normalisation pseudo-polaire du disque de l'Iris appelée la méthode 'Rubber Sheet' dont la signification pourrait être vu comme une tentative d'étendre le disque de l'Iris comme du caoutchouc. Comme illustre la Figure III.13. Cette méthode est la pseudo-polaire car les deux cercles de l'Iris et de la pupille ne sont pas concentriques [7].

La Stratégie de l'Algorithme Pseudo Polaire :

Le procédé peut être expliqué de la manière suivante :

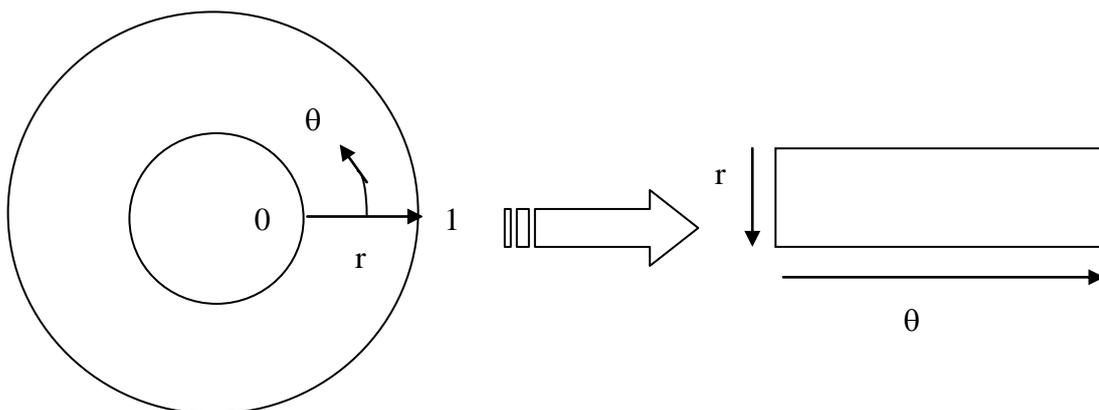


Figure III.13 : Le modèle de Daugman rubber sheet.

A chaque pixel de l'Iris dans le domaine cartésien lui est assigné un correspondant dans le domaine pseudo polaire suivant la distance du pixel par rapport aux centres des cercles et l'angle qu'il fait avec ces centres [13]. Plus précisément la transformation se fait suivant l'équation suivante :

$$I(x(r, \theta), y(r, \theta)) \rightarrow I(r, \theta), \quad (\text{III.6})$$

avec :

$$x(r, \theta) = (1 - r)x_p(\theta) + rx_s(\theta) \quad (\text{III.7})$$

$$y(r, \theta) = (1 - r)y_p(\theta) + ry_s(\theta) \quad (\text{III.8})$$

Où,

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

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

(r, θ) : sont les coordonnées polaire normalisés correspondants.

$x_p(\theta)$, représente l'abscisse du point de la frontière détectée de la pupille dont le segment passe par ce point et le centre de la pupille fait un angle θ avec une direction choisie. De même $y_p(\theta)$ représente l'ordonnée de ce même point, alors $x_s(\theta)$ est $y_s(\theta)$ représentent les coordonnées des points obtenus par le même principe mais sur le contour de l'Iris. La figure III.14 montre des images normalisées obtenues par ce processus.

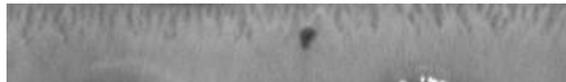
L'image normalisée est rectangulaire de taille constante, comme le montre figure III.14. Généralement la taille choisie est de 40*360 pixels. La largeur de l'image représente la variation sur l'axe angulaire alors que la hauteur représente les variations sur l'axe radial.

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.14 : Résultats de la méthode de pseudo polaire appliquée sur quelques échantillons de la base de données CASIA-IrisV1.

III.3.2 Méthode proposée par P.Eduardo :

La méthode de segmentation est utilisée pour différentes raisons. La première est de confiner la reconnaissance seulement sur l'information qui va permettre la distinction des individus. La seconde est la tentative de réduire la taille du vecteur motif, et pour projeter l'information utile dans un nouveau plan de dimension fixe pour toutes les images. Par exemple, la base de données CASIA fournit des images qui ont une taille de 320x280 pixels. Si nous allons concaténer toutes les lignes de l'image en un seul vecteur, le problème sera de classer un vecteur avec 89 600 éléments. Cette dimension est très grande, et nous allons affronter le problème des données a grande dimension (Curse of dimensionality), qui pourra nous conduire à des résultats moins satisfaisants.

Concentrons nous uniquement sur les parties de la scène qui identifient effectivement l'individu, et pour avoir moins d'influence des cils et des paupières, P.Eduardo [19] a tenté de réduire la dimensionnalité et de prendre uniquement l'information de la région Iris qui entoure la pupille des deux cotés, figure III.15.

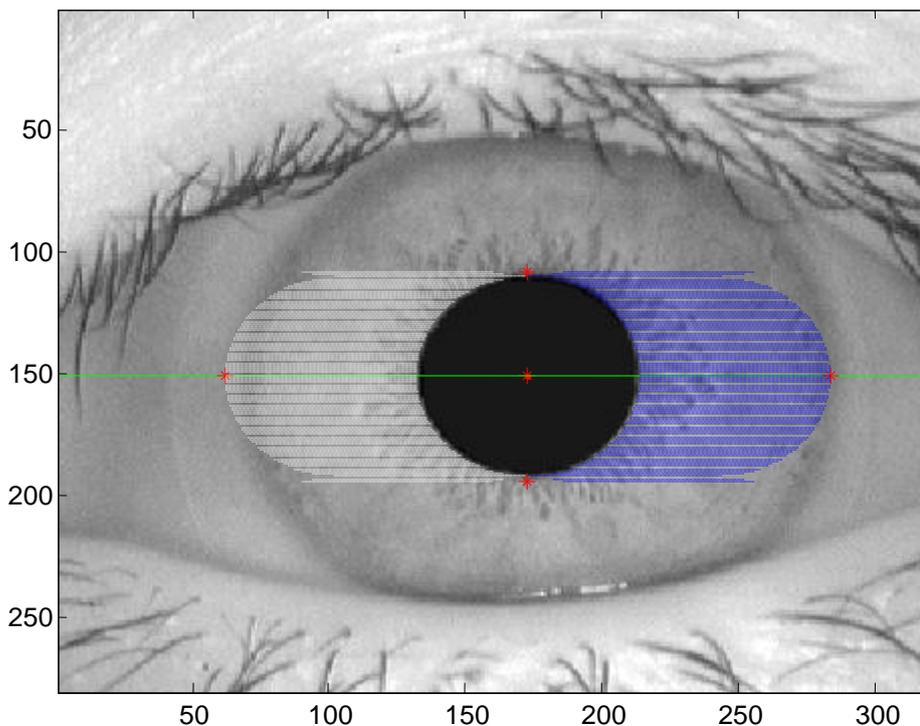


Figure III.15 : Représentation de la partie sélectionnée (en blanc et bleu) par la méthode de P.Eduardo.

- **Stratégie de l'algorithme :**

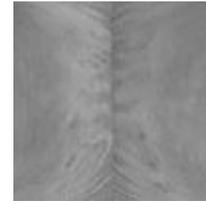
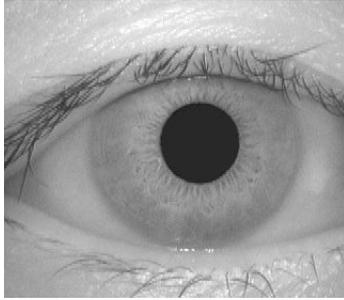
La stratégie globale de cet algorithme est donnée par les points suivants :

- Trouver le centre de la pupille et le rayon,
- Trouver les points d'extrémité de l'Iris,
- Calculer la hauteur de la pupille (2 fois le rayon),
- Calculer l'espace entre les rangées, noté :

$$s = \frac{\text{la hauteur de la pupille}}{\text{le nombre souhaité de lignes}} \quad (\text{III.9})$$

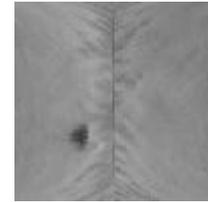
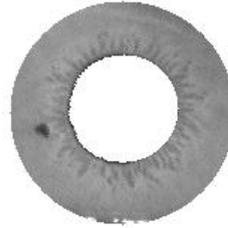
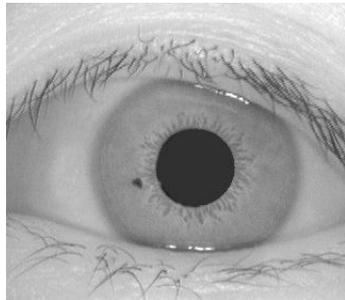
- Calculer l'indice de la première ligne cible : centre de la pupille moins le rayon verticale de la pupille, en supposant que la première rangée est en haut de l'image.
- Pour chaque côté de la pupille :
 - calculer la largeur des lignes de base : le point extrême de l'Iris moins le point extrême de la pupille du même côté.
 - pour toute ligne de base, commençant par le point le plus haut, jusqu'au point le plus bas de la pupille espacé par (s), exécute les étapes suivantes :
 - Calculer, en utilisant l'équation de cercle les coordonnées du pixels (x,y) qui se trouve à l'intersection de la ligne de base, et l'arc de cercle centré au centre de la pupille.
 - Enregistrer dans un vecteur B les pixels qui se trouvent dans la ligne de base. Ce vecteur pour une dimension égale à la moitié de la taille souhaitée pour la nouvelle représentation de l'image.
- Refaire les mêmes étapes pour le deuxième côté de la pupille, pour avoir l'image normalisée qui représente l'Iris comme le montre la figure III.16.

Classe 1



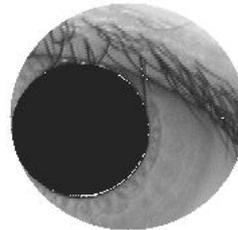
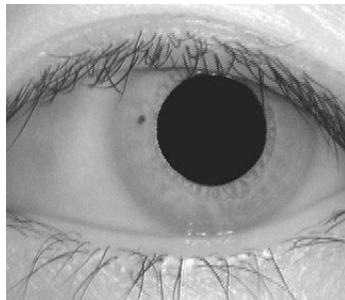
001_1_1.bmp

Classe 32



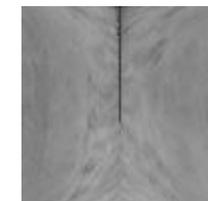
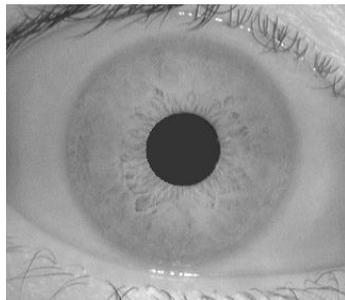
032_1_1.bmp

Classe 49



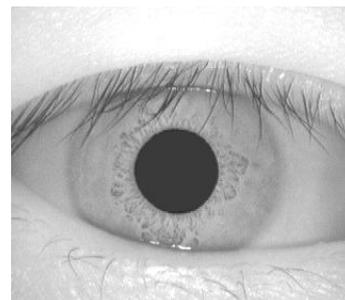
049_1_1.bmp

Classe 88



088_1_1.bmp

Classe 108



108_1_1.bmp

Figure III.16 : Application de la méthode de P.Eduardo sur quelques échantillons de la base de données CASIA-IrisV1.

Conclusion :

Ce chapitre a été consacré à l'étude de quelques méthodes de prétraitement utilisées, pour la segmentation et la normalisation de l'Iris. La méthode de segmentation est utilisée pour confiner la reconnaissance seulement sur l'information qui va permettre la distinction de l'individu par rapport à autrui. Elle repose sur la détection de contour d'Iris, et de la pupille. Les méthodes de normalisation permettent de projeter l'information distinctive dans un nouvel espace de dimension fixe pour toutes les images.

L'opérateur de Daugman Intégré-Différentiel a prouvé sa robustesse pour la détection de contour, mais aussi plus sensible aux bruits, car ces derniers engendrent des gradients très forts qui peuvent fausser la moyenne du gradient sur un cercle, et attirer le contour vers leurs positions (la figure III.2 ; classe 49). La deuxième approche pour la localisation de la pupille dans une image binaire, consiste à détecter le contour de la pupille et de déterminer un rayon de valeur empirique.

Concernant les méthodes de normalisation de l'Iris utilisées, la première méthode de la Pseudo Polaire proposée par Daugman, et la deuxième proposée par P.Eduardo. Les deux ont donné des résultats très satisfaisants.

Dans le chapitre suivant, nous allons présenter deux méthodes différentes (l'ICA, et la 2-DCT), que nous avons utilisé comme outils d'extraction des caractéristiques « Features » des images Iris normalisées.

4^{ème} Chapitre
EXTRACTION DES CARACTERISTIQUES

IV Introduction :

L'extraction d'informations consiste à obtenir des caractéristiques qui doivent être discriminantes et non redondantes, elles seront ensuite classées. En effet, les méthodes d'extraction servent aussi à réduire la taille du vecteur motif, en éliminant les informations moins discriminantes. Les individus ayant des similarités sont regroupés dans la même classe. Ces classes varient selon le type de décision. La décision est l'aboutissement du système car nous évaluons le système selon sa capacité à bien classer les informations pour pouvoir les discriminer et de prendre une décision.

Ce chapitre présente l'Analyse en Composantes Indépendantes « ICA » dans un premier temps, partant d'une définition de façon générale. Nous présentons ensuite une autre approche pour l'extraction des caractéristiques, la transformée en Cosinus Discrète bidimensionnelle « 2-DCT », qui cherche à extraire des coefficients pour améliorer le taux de reconnaissance.

IV.1 l'Analyse en Composantes Indépendantes « ICA ».

L'analyse en composantes indépendantes (ICA) est une méthode statistique d'analyse de données développée pour traiter des observations vectorielles (multivariées) afin d'en extraire des composantes linéaires aussi indépendantes que possible [20]. Cette technique peut être effectuée tant par une approche algébrique que neuronale. Cette simple idée s'est révélée très fructueuse pour le traitement des signaux multi-capteurs dans de nombreux domaines: réseaux d'antennes pour les télécommunications, prise de son, signaux biomédicaux multi-électrodes, etc.

Cependant, l'idée de rechercher des composantes indépendantes était trop générale pour rester confinée à son domaine d'origine, le traitement des signaux et images. Elle a des points de communs avec l'analyse en composantes principales « PCA » [21].

L'ICA cherche à expliquer un vecteur aléatoire n dimensionnel X en termes de composantes qui soient linéairement et statistiquement indépendantes. Autrement dit, on postule un modèle de la forme :

$$X = \sum_i X^{(i)} \quad (IV.1)$$

Dans lequel chacune des composantes $X^{(i)}$ réside dans un certain sous-espace linéaire et l'on requiert l'indépendance linéaire de ces sous-espaces et l'indépendance statistique des composantes.

Une formulation plus restrictive, à laquelle nous adhérons dans la suite par souci de simplicité, suppose que chacune des composantes est monodimensionnelle et que le nombre de composantes est égal à la dimension de l'observation. Le modèle peut alors se réécrire sous forme multiplicative.

$$X = AS, \tag{IV.2}$$

Avec :

A matrice de dimension $n \times n$ déterministe et inversible.

S vecteur de dimension $n \times 1$ dont les entrées seraient statistiquement indépendants.

L'ICA d'une matrice X de n -vecteur aléatoire, se définit comme la recherche de composantes linéaires qui soient aussi indépendantes que possible. Formellement [21], il s'agit donc de résoudre:

$$\min I(A^1X), \tag{IV.3}$$

Où : $I(Y)$ est une mesure de la dépendance des coordonnées d'un vecteur aléatoire Y .

Vraisemblance et indépendance :

La notion d'information mutuelle entre deux variables, centrale à la théorie de l'information, peut se généraliser à n variables par la définition :

$$I(Y) \stackrel{\text{def}}{=} D(P_Y | \prod_i P_{Y_i}) \tag{IV.4}$$

Où :

P_Y est la distribution de Y ,

$\prod_i P_{Y_i}$, est le produit de ses distributions marginales,

$D(\cdot | \cdot)$, est la divergence de Kullback-Leibler [23] entre deux distributions de probabilité :

$$D(f|g) \stackrel{\text{def}}{=} \int f \cdot \log f/g \tag{IV.5}$$

Il est clair que $I(Y)$ ne s'annule que lorsque les composantes de Y sont indépendantes. Cette définition est une des généralisations naturelles à n variables de la notion d'information mutuelle entre deux variables, centrale à la théorie de l'information [24].

IV.1.1 Principe de l'ICA :

Il existe plusieurs façons de définir l'ICA, ou ce qui revient au même, d'expliquer la manière dont nous allons représenter les données. Heureusement, il a été établi des équivalences entre les différentes méthodes et toutes cherchent d'une manière ou d'une autre à retrouver des signaux sous la seule hypothèse d'indépendance statique.

L'Analyse en composantes Indépendantes d'un vecteur aléatoire réel X de taille p et de matrice de covariance $V_x = E \{X.X^T\}$ finie, est un couple de matrice $\{A, D\}$ tel que :

a- la matrice de variance/covariance se factorise sous forme :

$$V_x = A.D^2.A^T \quad (IV.6)$$

Où D est une matrice diagonale réelle positive et A est une matrice de rang n et de taille $p \times n$.

b- les observations peuvent être écrites sous la forme :

$$x(n) = A.s(n) \quad (IV.7)$$

Où s est le vecteur source aléatoire de taille n dont D^2 est la matrice de covariance et dont les composantes $(s_1, s_2, \dots, s_n)^T$ sont les plus indépendantes possible au sens de la maximisation d'une fonction de contraste [22].

En effet, un vecteur aléatoire réel $(s_1, s_2, \dots, s_n)^T$ dont la densité de probabilité est notée $f_s(u) = [f_{s_1}(u_1), f_{s_2}(u_2), \dots, f_{s_n}(u_n)]$ a par définition ses composantes (mutuellement) indépendantes si et seulement si :

$$f_s(u) = \prod_{i=1}^n f_{s_i}(u_i). \quad (IV.8)$$

Ainsi, une mesure naturelle d'indépendance des composantes du vecteur s est de comparer les deux membres de l'équation précédente au moyen d'une mesure appelée information de Kullback-Leibler [22].

Dans ce travail nous avons utilisé l'algorithme de FastICA pour l'estimation des composantes indépendantes. Cet algorithme est disponible dans le Toolbox Matlab, développé par Hyvärinen et Oja [25].

IV.1.2 L'algorithme FastICA.

Résumons l'algorithme FastICA basé sur le kurtosis (mesure de la nongaussianity). Il est composé d'une première étape de blanchiment appelée « sphering » effectuée par l'opération

$$z(n) = R_x^{-\frac{1}{2}} x(n) \quad (\text{IV.9})$$

Où :

R_x est la matrice d'auto-corrélation du vecteur d'observation,

$z(n)$ est le nouveau vecteur d'observation, blanchi, qui vérifie l'équation $R_z = I$ (matrice de covariance est égale à la matrice identité).

Après avoir effectué le blanchiment décrit ci-dessus, l'algorithme FastICA maximise la valeur absolue du kurtosis de $w^T z(n)$, $kurt(w^T z(n))$, par rapport au vecteur d'extraction w sous la contrainte $\|w\| = 1$. Pour cela, la version de FastICA adapte en même temps tous les vecteurs w_i d'extraction associés aux N sources, fournissant ainsi des signaux de sortie $y_i(n) = w_i^T z(n)$, elle assure l'orthogonalité du vecteur w_i pour éviter qu'il ne converge vers des points identiques. Cette orthogonalisation peut être réalisée par l'opération symétrique :

$$W = W(W^T W)^{-1/2} \quad (\text{IV.10})$$

Où :

$W = [w_1, \dots, w_N]$, contient les N vecteurs d'extraction arrangés par colonnes.

Cet algorithme est très populaire dans la communauté de séparation de sources en raison de sa rapidité et de son absence de paramètres d'optimisation [25]. Mais nous avons remarqué qu'une itération de l'algorithme est très exigeant en termes d'espace mémoire, particulièrement lorsque la dimension des données est grande.

IV.1.3 Le choix du nombre des Composantes Indépendantes.

Le problème qui doit être résolu est le choix du nombre des composantes indépendantes, vu que l'algorithme FastICA ne possède pas un paramètre d'optimisation du nombre des composantes indépendantes. Pour cela nous aurons besoin de faire une étude comparative de différente dimension afin d'extraire des meilleurs représentants avec un compromis de pouvoir représenter une certaine quantité d'information en un minimum de composantes indépendantes.

La figure IV.1 est une représentation de la répartition dans l'espace d'une partie de notre base de données en trois dimensions, en utilisant l'ICA, pour montrer l'indépendance entre les trois composantes de l'ICA, avec 70 observations de 10 classes sont représentées par 3 composantes indépendantes.

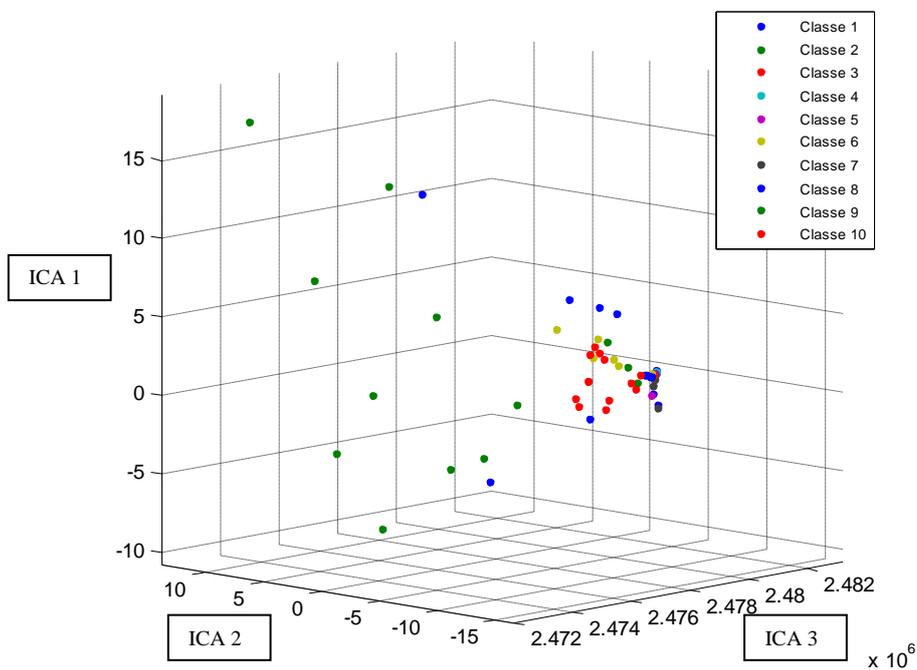


Figure IV.1 : Représentation de la base de données dans l'espace 3D.

IV.2 Transformation en cosinus discrète (2-DCT).

La transformée en cosinus discrète est une transformation mathématique complexe qui a pour but de transformer le domaine de représentation de nos données. Elle prend un ensemble de points d'un domaine spatial et les transforme en une représentation équivalente dans le domaine fréquentiel [26], ce qui nous permettra de trier efficacement l'ensemble des données de l'image et ainsi supprimer certaines données où l'œil humain ne verra que très peu de différences, ce qui revient à supprimer les hautes fréquences de l'image tout en gardant les données majeures qui sont représentées par les basses fréquences.

IV.2.1 Formulation de la DCT :

La DCT (Discrete Cosine Transform) est considérée comme une transformation d'image dans la plupart des systèmes visuels. La DCT a été largement déployée par les normes visuelles modernes de codage, par exemple, le MPEG, le JVT.

Comme d'autres transformations, la DCT tente de décorrélérer les données de l'image. Après la décorrélation, chaque coefficient peut être codé indépendamment, sans perdre l'efficacité de la compression. Nous commencerons d'abord par définir la DCT à une dimension pour étendre après à la DCT à deux dimensions [26].

IV.2.2 DCT à une dimension :

La définition de la DCT d'une séquence 1-D du signal d'entrée $f(x)$ d'ordre N est donnée par :

$$C(u) = \alpha(u) \sum_{x=0}^{N-1} f(x) \cos\left(\frac{\pi(2x+1)u}{2N}\right) \quad (\text{IV.11})$$

Pour $u = 0, \dots, N-1$,

Où :

N : la largeur d'un bloc,

u : indice d'un coefficient de la DCT dans un bloc,

x : indice d'un pixel de l'image dans un bloc,

$C(u)$: la valeur d'un coefficient dans un bloc,

$\alpha(u)$: coefficient de la DCT.

La transformation inverse est donnée par :

$$f(x) = \sum_{u=0}^{N-1} \alpha(u)C(u) \cos\left(\frac{\pi(2x+1)u}{2N}\right) \quad (\text{IV.12})$$

Pour $x = 0, \dots, N-1$. $\alpha(u)$ Est définie par :

$$\alpha(u) = \begin{cases} \sqrt{1/N} & \text{pour } u = 0 \\ \sqrt{2/N} & \text{pour } u \neq 0 \end{cases} \quad (\text{IV.13})$$

IV.2.3 DCT à deux dimensions :

L'objectif est d'étudier la 2-DCT appliquée aux images, Ceci rend nécessaire l'extension des idées présentées ci-dessus, à un espace bidimensionnel. La 2-DCT est une extension directe de la DCT unidimensionnelle, elle est donnée par :

$$C(u, v) = \alpha(u)\alpha(v) \sum_{y=0}^{N-1} \sum_{x=0}^{N-1} f(x, y) \cos\left(\frac{\pi(2x+1)u}{2N}\right) \cos\left(\frac{\pi(2y+1)v}{2N}\right) \quad (\text{IV.14})$$

Pour $u, v = 0, \dots, N-1$,

Où :

u, v : les indices d'un coefficient de la 2-DCT dans un bloc,

x, y : les indices d'un pixel de l'image dans un bloc.

$$\alpha(u), \alpha(v) = \begin{cases} \sqrt{1/N} & \text{pour } u, v = 0 \\ \sqrt{2/N} & \text{pour } u, v \neq 0 \end{cases} \quad (\text{IV.15})$$

La transformation inverse est donnée par :

$$f(x, y) = \sum_{v=0}^{N-1} \sum_{u=0}^{N-1} \alpha(u)\alpha(v)C(u, v) \cos\left(\frac{\pi(2x+1)u}{2N}\right) \cos\left(\frac{\pi(2y+1)v}{2N}\right) \quad (\text{IV.16})$$

Pour $x, y = 0, \dots, N-1$

Le calcul de la 2-DCT ne peut pas se faire sur une image entière d'une part parce que cela générerait trop de calculs, d'autre part le signal de l'image doit absolument être représenté par une matrice carrée. En effet, la compression JPEG découpe l'image en bloc de $N \times N$ pixels [26]. C'est ce que nous allons appliquer sur les images Iris afin de réduire la taille des données représentatives. N est généralement égale à « 8 », cependant cette valeur pourrait être plus grande mais au détriment des calculs, car pour chacun des $N \times N$ coefficients on a $N \times N$ additions et $2 \times N \times N$ multiplications environ. Si N vaut « 8 », nous aurons $64 \times 64 = 4096$ additions à calculer pour une matrice 8×8 et 8192 multiplications environ, ce qui est déjà énorme pour un bloc de seulement 8×8 pixels!

Nous varions la dimension du bloc entre ($D = 5, 8, \text{ et } 10$) afin de pouvoir comparer les résultats. La dimension « D » du bloc est un compromis entre la qualité de l'application de la 2-DCT et la rapidité des calculs.

IV.2.4 Application de la 2-DCT sur les images Iris normalisées.

La transformée en 2-DCT est appliquée sur les images Iris normalisées comme montrent les figures suivantes :

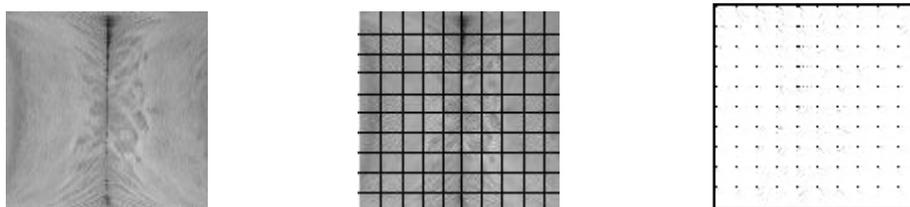


Figure IV.2: Représentation de la transformée 2-DCT appliquée sur une image Iris normalisée par la méthode P.Eduardo.

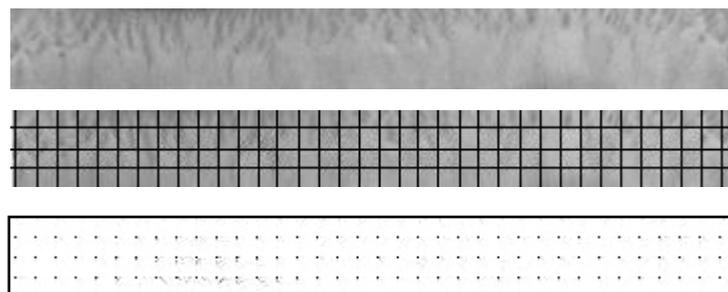


Figure IV.3 : Représentation de la transformée 2-DCT appliquée sur une image Iris normalisées par la méthode de Pseudo Polaire.

Les valeurs des pixels d'un bloc de D=8 avant l'application de la 2-DCT, sont données par l'exemple suivant :

0.5569	0.5647	0.5686	0.5647	0.5529	0.5412	0.5373	0.5412
0.5490	0.5608	0.5725	0.5725	0.5608	0.5451	0.5333	0.5294
0.5451	0.5608	0.5765	0.5765	0.5647	0.5451	0.5294	0.5176
0.5490	0.5608	0.5686	0.5686	0.5569	0.5412	0.5294	0.5255
0.5569	0.5608	0.5608	0.5529	0.5412	0.5373	0.5373	0.5412
0.5529	0.5529	0.5529	0.5451	0.5373	0.5373	0.5451	0.5529
0.5373	0.5451	0.5490	0.5451	0.5412	0.5412	0.5490	0.5569
0.5216	0.5333	0.5490	0.5529	0.5529	0.5490	0.5490	0.5490

Après l'utilisation de la 2-DCT par Bloc de 8x8 :

4.3941	0.0468	-0.0391	-0.0312	-0.0020	-0.0011	0.0003	0.0006
0.0251	0.0480	-0.0280	-0.0007	0.0013	-0.0008	-0.0006	-0.0011
-0.0009	-0.0279	-0.0012	-0.0016	0.0009	-0.0006	0.0001	0.0011
0.0004	0.0001	0.0418	-0.0017	0.0020	-0.0000	0.0008	-0.0013
-0.0010	0.0002	-0.0000	0.0005	0.0010	-0.0008	0.0000	-0.0010
-0.0002	0.0006	0.0018	-0.0013	0.0004	-0.0014	-0.0012	-0.0001
0.0004	0.0012	-0.0029	0.0010	-0.0004	0.0012	0.0002	0.0012
0.0004	0.0016	0.0019	-0.0008	-0.0019	-0.0000	-0.0001	0.0002

L'exemple précédent montre la décomposition en 2-DCT d'un bloc du D=8, la valeur en gras est la composante continue de la 2-DCT qui représente la concentration de l'énergie (figure IV.4), les autres sont les composantes alternatives de la 2-DCT.

Les composantes continues de toute l'image normalisée vont représenter le vecteur caractéristique (vecteur motif).

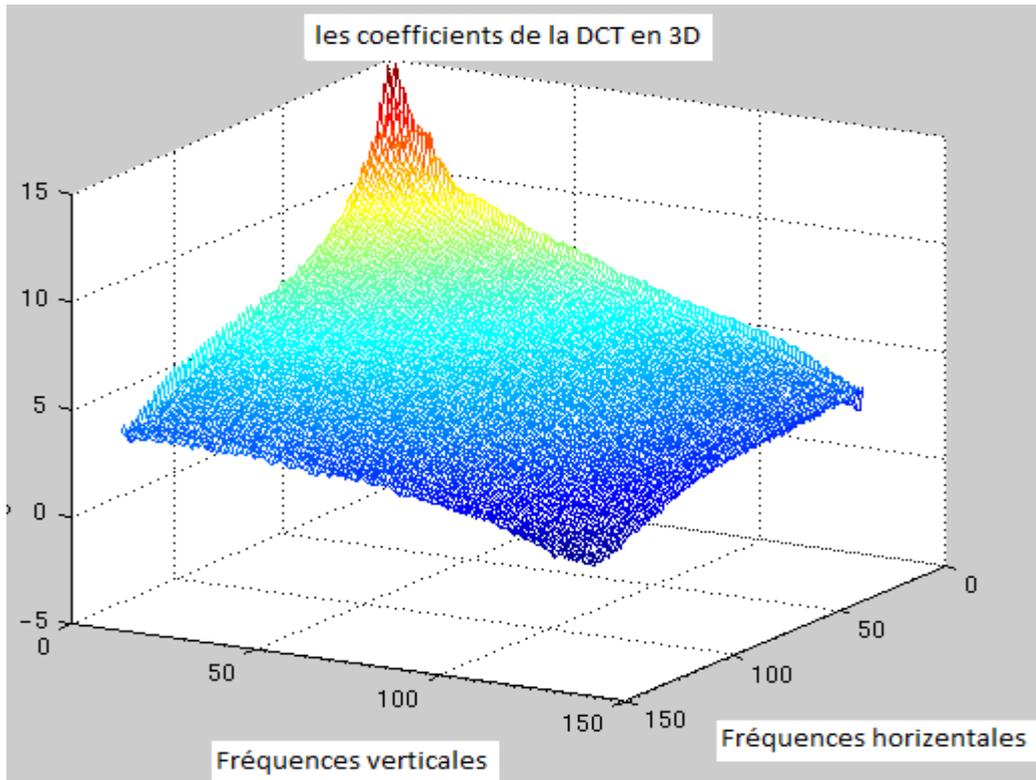


Figure IV.4 : Représentation de la concentration de l'énergie des coefficients de la 2-DCT.

Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté brièvement les deux méthodes que nous avons utilisées pour l'extraction des caractéristiques. La première est la méthode statistique « ICA », basée sur le calcul des composantes qui sont linéairement indépendantes. La deuxième est la décomposition en 2-DCT par bloc des images Iris normalisées.

Dans le chapitre suivant nous allons présenter l'étape de classification où les caractéristiques décrites ci-dessus seront appliquées comme entrées des classificateurs.

5^{ème} Chapitre

CLASSIFICATION PAR RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

V-1 Introduction :

Au cours de ces dernières décennies, il est apparu un ensemble de disciplines fortement interdépendantes, portant sur le traitement de l'information, la théorie de la décision et les méthodes de reconnaissances des formes en l'occurrence les réseaux de neurones. Ces modèles constituent une méthode connexionniste intéressante pour l'analyse et la synthèse des systèmes demandant un traitement parallèle et un processus d'adaptation à un environnement changeant [27]. Leurs champs d'applications est beaucoup élargi et étendu à plusieurs domaines, en particulier dans: la reconnaissance des formes, l'approximation des fonctions, le traitement d'image, la reconnaissance de la parole, la classification, etc. Dans notre travail les réseaux de neurones sont appliqués comme classificateurs.

Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcul une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. [28].

Tout au long de ce chapitre, nous allons essayer à éclairer les concepts généraux des réseaux de neurones, en particulier le réseau de neurones artificiels MLP (Multi Layer Perceptron) et le réseau artificiel RBF (Radial Basis Function), et donner un court aperçu sur l'architecture de ces deux types de réseau neurones artificiels.

V-2 Réseau de neurones artificiels.

V-2.1 Perceptron multicouches (MLP).

V-2.1.1 Architecture

Tout type du réseau de neurone est constitué de cellules (ou neurones), connectées entre elles par des liaisons affectées des poids. Ces liaisons permettent à chaque cellule, de disposer d'un canal pour envoyer et recevoir des signaux en provenance des autres cellules du réseau.

Le réseau artificiel MLP (Multi Layer Perceptron) est composé d'une couche d'entrée, une couche de sortie et une ou plusieurs couches cachées [30]. Les éléments de deux couches adjacentes sont interconnectés par des poids assurant la liaison des différentes couches comme le montre la Figure V.1. Les poids déterminent l'impact sur les cellules qu'elle connecte. Chaque cellule dispose une entrée, qui lui permet de recevoir l'information des autres cellules, et une fonction d'activation.

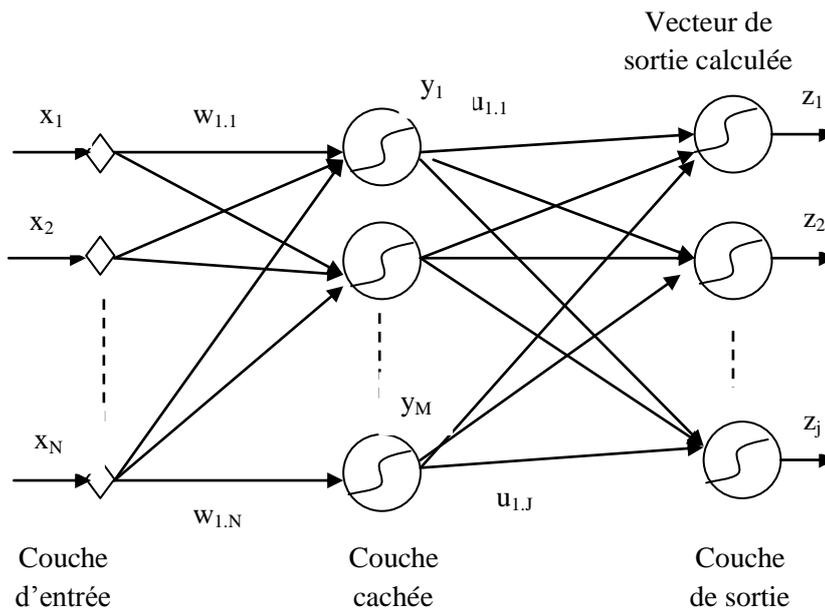


Figure V.1 : Architecture d'un réseau de neurones artificiels MLP

w_{nm} représente les poids reliant la couche d'entrée avec la couche cachée ;

u_{mj} représente les poids reliant la couche cachée avec celle de la sortie.

Les composants du vecteur d'entrée « X » du MLP seront pondérés par les poids w_{nm} et ensuite transmis à la couche cachée selon les équations suivantes [31] :

$$C_m = \sum_{n=1}^N X_n w_{nm} \quad (V.1)$$

$$y_m = f(C_m) \quad (V.2)$$

Les sorties de la couche cachée seront aussi pondérés par les poids U_{mj} et transmis ensuite à la couche de sortie selon les équations suivantes :

$$\begin{aligned} O_j &= \sum_{m=1}^M y_m u_{mj} \\ z_j &= g(O_j) \end{aligned} \quad (V.3)$$

f et g représentent respectivement les fonctions d'activations des neurones de la couche cachée et celle de la couche de sortie. Pour notre cas, elles sont des fonctions sigmoïdes.

La fonction sigmoïde est définie par l'équation :

$$f(x) = 1/[1 + \exp(-ax)]. \quad (V.4)$$

Sa dérivée est :

$$f'(x) = a \cdot f(x)[1 - f(x)]. \quad (\text{V.5})$$

V-2.2.2 Algorithme d'apprentissage

L'apprentissage consiste à adapter les valeurs des poids afin d'obtenir le comportement désiré du MLP. Pour cela, on a besoin d'une base de données, constitué d'un vecteur d'entrée et d'un vecteur de sortie approprié. Un algorithme d'apprentissage connu sous le nom d'algorithme de rétropropagation du gradient a été mis en place en 1986 par Rumelhart et al. [30].

Ainsi l'adaptation des poids U_{mj} qui relie la couche cachée à celle de la sortie est donné par :

$$u_{mj}^{(i+1)} = u_{mj}^{(i)} + \alpha_1 (t_j - Z_j) \cdot g'(O_j) y_m \quad (\text{V.6})$$

La mise à jour des poids w_{nm} reliant la couche d'entrée à la couche cachée est donné par :

$$w_{nm}^{(i+1)} = w_{nm}^{(i)} + \alpha_2 \cdot \left\{ \sum_{j=1, i=1}^J (t_j - Z_j) g'(O_j) \cdot u_{mj} \right\} (f'(C_m))(x_n) \quad (\text{V.7})$$

α_1 , et α_2 sont les pas d'apprentissages.

V-2.2.3 Mise en œuvre de réseau de neurone MLP :

Nous allons suivre une démarche qui se compose par les étapes suivantes, pour concevoir le réseau de neurones artificiels MLP :

- 1- Fixer le nombre de couches cachées, l'architecture utilisée et une architecture classique de trois couches, une couche d'entrée, couche cachée, et la couche de sortie.
- 2- Le nombre de neurones par couches :
 - La couche d'entrée : contient autant que la dimension du vecteur d'entrée.
 - La couche cachée : le nombre de neurones dans cette couche est déterminé d'après une étude d'optimisation.
 - La couche de sortie : contient autant que le nombre des classes à reconnaître.

- 3- Déterminer la fonction d'activation : nous considérons la fonction sigmoïde pour la couche cachée, et la couche de sortie, la fonction sigmoïde est donnée par l'équation (V.4).
- 4- Le choix de l'apprentissage : l'algorithme de rétro-propagation est utilisé pour déterminer les paramètres d'apprentissage et l'ajustement des poids synaptiques à chaque itération.

V-2.2 Réseau neurones à Fonction Radiale de Base « RBF »

V-2.2.1 Architecture.

Introduit par Powell et Broomhead [32], le réseau RBF (Radial Basis Function) fait partie des réseaux de neurones supervisés. Il est constitué de trois couches (Figure V.2): une couche d'entrée, une seule couche cachée contient les neurones artificiels, qui sont représentés par des fonctions gaussiennes, et une couche de sortie.

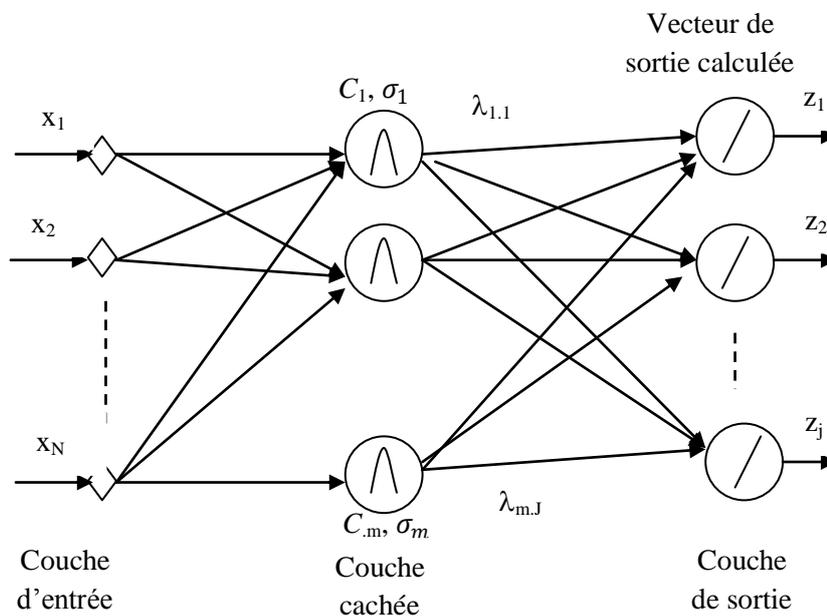


Figure V.2 : Architecture d'un réseau de neurones RBF.

Ce réseau est constitué de « N » neurones d'entrée, « M » neurones cachés et « J » Neurones de sortie. La sortie du « m^{ieme} » neurone de la couche cachée est donnée par la fonction gaussienne suivante :

$$y_m^{(q)} = \exp \left[- \|x^{(q)} - C_m\|^2 / (2\sigma_m^2) \right], \quad (V.8)$$

C_m : est le centre du $m^{\text{ième}}$ neurone de la couche cachée,

σ_m : est la largeur du $m^{\text{ième}}$ gaussienne.

La sortie du $j^{\text{ième}}$ neurone de la couche de sortie est donnée par:

$$Z_j^{(q)} = (1/M) \cdot [\sum_{(m=1,M)} \lambda_{mj} y_m^{(q)}] \quad (\text{V.9})$$

$m = 1, \dots, M$, et $j=1, \dots, J$.

λ_{mj} sont les poids reliant la couche cachée à la couche de sortie.

Les paramètres à déterminées pour le réseau RBF sont :

$$\begin{cases} \text{Centres } C_m \\ \text{Largeur } \sigma_m \end{cases} \quad \text{Apprentissage non supervisé}$$

$$\{\text{Poids } \lambda_{mj} \quad \text{Apprentissage Supervisé}$$

V-2.2 .2 Algorithme d'apprentissage du réseau RBF

L'apprentissage du réseau RBF a été présenté pour la première fois par Moody et Darken [33]. Il consiste à régler quatre paramètres principaux: le nombre de neurones dans l'unique couche cachée ou le nombre des gaussiennes, la position des centres de ces gaussiennes, la largeur de ces gaussiennes et les poids de connexions entre les neurones cachés et le(s) neurone(s) de sortie.

Une fois les centres (C_m) et les largeurs (σ_m) sont déterminés par l'algorithme de la quantification vectorielle (competitive learning), le problème devient alors linéaire. Pour déterminer les poids (λ_m) le réseau RBF consiste à minimiser l'erreur quadratique totale E obtenue par la différence de la sortie estimée et celle désirée, l'erreur quadratique est donnée par :

$$E = \sum_{q=1}^Q \sum_{j=1}^J (t_j^{(q)} - Z_j^{(q)})^2 \quad (\text{V.10})$$

Après avoir défini la fonction d'erreur, le réseau RBF utilise la méthode de descente de gradient mis en œuvre pour minimiser l'erreur E .

$$\partial E / \partial \lambda_i = 0, \quad \forall i \quad (\text{V.11})$$

V-3 Résultats de simulation

Cette partie présente l'étude expérimentale des résultats de simulation obtenus par les deux classificateurs, (MLP et RBF), en utilisant les différentes méthodes de normalisation et d'extraction des caractéristiques présentées dans les chapitres précédents. Les expériences ont été effectuées sur la base de données (CASIA-IrisV1) décrite dans le deuxième chapitre.

Taux de Classification :

Dans le domaine de la classification et la reconnaissance des motifs, nous avons besoin d'un critère de précision. Dans notre cas nous avons choisi de calculer le taux de classification, il est donné par la formule suivante :

$$Taux(\%) = P/N \times 100 \quad (V.12)$$

P : Personnes bien classées.

N : Nombre de classes cibles.

$$P = \sum_{k=0} (y - \hat{y}) \quad (V.13)$$

y : Les classes cibles.

ŷ : Les classes estimées.

Un exemple est donné par le Tableau V.1, qui montre le calcul de taux de classification, et le taux d'échec dans le cas de 40 classes.

Classes Cibles	Classes Estimées	Résultats
1	1	0
2	2	0
3	3	0
4	4	0
5	5	0
6	6	0
7	7	0
8	8	0
9	9	0
10	10	0
11	11	0
12	5	7
13	13	0
14	14	0
15	15	0
16	16	0
17	17	0
18	18	0
19	19	0
20	20	0
21	21	0
22	22	0
23	23	0
24	18	6
25	25	0
26	26	0
27	27	0
28	28	0
29	29	0
30	30	0
31	31	0
32	32	0
33	33	0
34	34	0
35	35	0
36	36	0
37	37	0
38	38	0
39	39	0
40	40	0
N (Nbr de Classes) : 40	Mal classées : 02 P (Bien Classées) : 38	Taux d'échec : 5% Taux de Réussite : 95%

Tableau V.1 : un exemple pour le calcul du taux de classification.

Selon l'équation (V.13), $P = 38$.

Alors, le taux de classification donné par l'équation (V.12) est égal à 95%.

Les classes cibles sont représentées en code binaire comme l'illustre le tableau V.2

Classes cibles en Décimal	Classes cibles en Binaire										
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
3	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
4	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
8	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
9	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
10	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tableau V.2 Représentation des classes en codage binaire, exemple de 10 classes.

V-3.1 Résultats d'apprentissage du classificateur MLP

Les tableaux suivants montrent les résultats obtenus par le réseau MLP, en utilisant les différentes techniques d'extraction des caractéristiques et de normalisation étudiées dans les chapitres précédents. Dans cette section seulement l'ensemble d'apprentissage et de validation sont utilisées pour l'évaluation du meilleur modèle de classification.

a. ICA : les résultats obtenus par l'application de l'ICA.

Nbr de Classes	Nbr de Neurones	Dimension ICA			
		D = 3	D = 10	D = 30	D = 50
10	10	70	60	70	20
	50	75	80	80	35
	70	75	80	80	30
	100	70	85	80	20
	120	85	85	75	25
40	50	15	17.5	86.25	86.25
	70	21.25	67.5	88.75	87.5
	100	17.5	66.25	90	88.75
	150	22.5	30	91.25	90
	200	37.5	16.25	90	85
108	100	5.55	4.16	3.70	5.55
	150	6.94	4.16	84.25	85.18
	200	8.79	5.55	6.48	83.33
	250	7.87	4.64	83.33	85.64
	300	6.01	7.4	6.9	83.79

Tableau V.3 Résultats de l'étape de validation, obtenus par un réseau de neurones artificiels MLP. (D : le nombre des composantes d'ICA)

Le Tableau V.3 présente des résultats obtenus par un réseau MLP. Nous avons fait varier le nombre des classes, ainsi que la dimension « D » le nombre des composantes indépendantes de l'ICA, et le nombre de neurones utilisés (Figure V.3). La case en gras montre le meilleur résultat obtenu par ce réseau.

La figure ci-dessous montre le choix du taux de reconnaissance maximal qui correspond au nombre de neurones optimal du tableau V.3, dans le cas de 108 classes, avec le nombre des composantes de l'ICA « D=50 ».

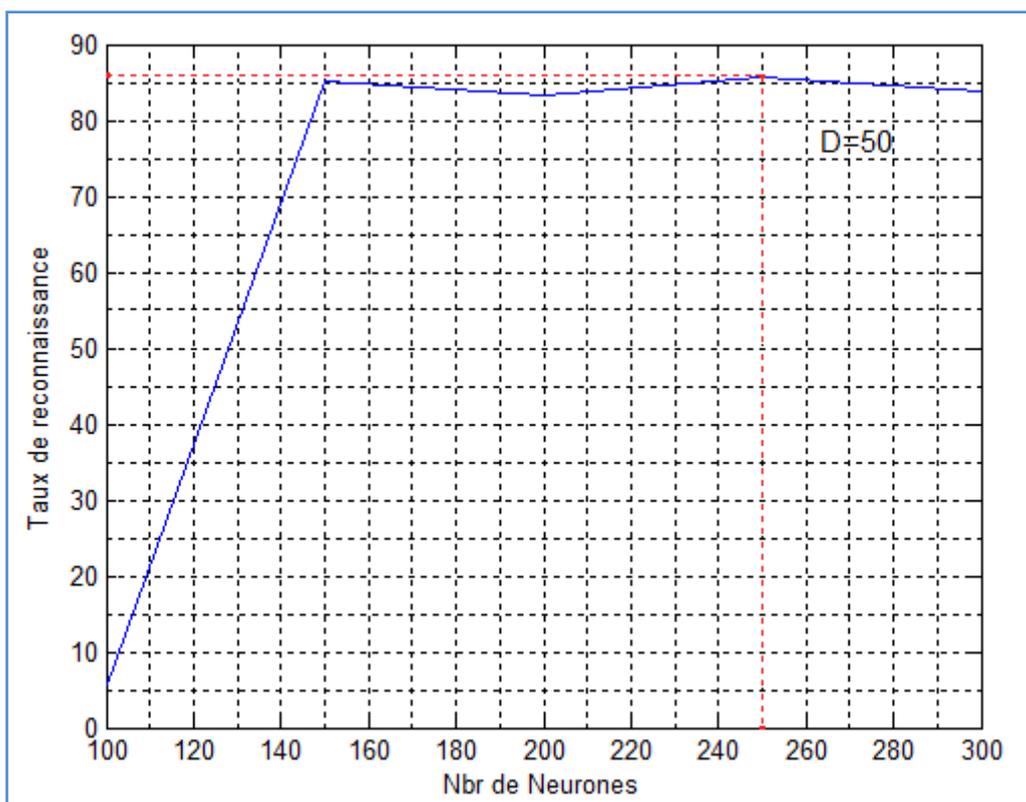


Figure V.3 : Le choix de nombre de neurones optimal du réseau MLP, le cas de 108 classes avec « D = 50 ».

b. 2-DCT : Résultat obtenus par l'application de la 2-DCT sur les deux techniques de normalisation (P.Eduardo, et Pseudo Polaire)

- Méthode de Normalisation P.Eduardo :

Les résultats obtenus en utilisant la méthode de P.Eduardo pour la normalisation.

Nbr de Classes	Nbr de Neurones	Dimension de bloc DxD		
		D = 5	D = 8	D = 10
10	70	100	100	95
	100	100	100	95
	150	100	95	100
	200	100	100	100
40	70	85	86.5	86
	100	87	86.5	86.5
	150	91	95.25	95
	200	97.5	96.25	96.25
108	100	76	76.25	77
	150	75	77	77.5
	200	79	80.25	80
	250	80	82.75	85.66

Tableau V.4 Résultats de l'étape de validation, obtenus par réseau MLP.(D :la dimension de bloc carré)

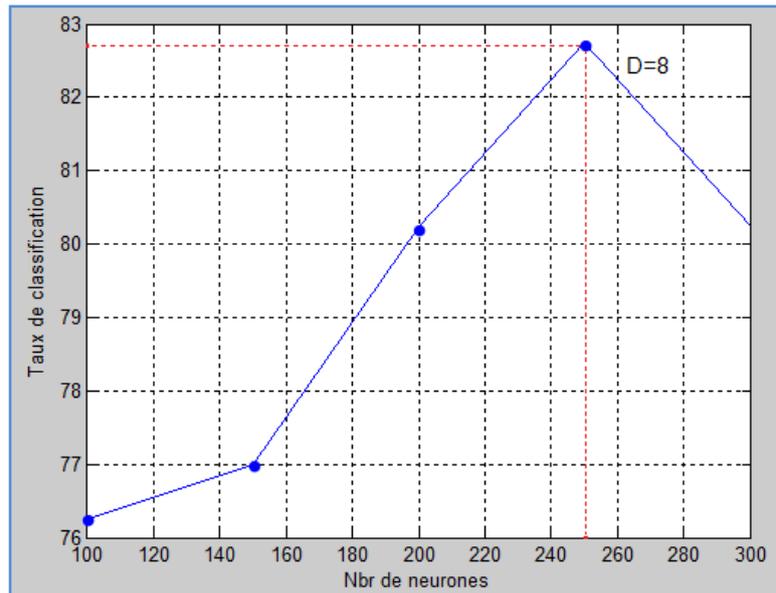


Figure V.4 : Le choix de nombre de neurones optimal du réseau MLP, le cas de 108 classes.

La figure ci-dessus montre le choix du taux de reconnaissance maximal qui correspond au nombre de neurones optimal pour la sélection de meilleur modèle du tableau V.4, dans le cas de 108 classes, avec le nombre des composantes de l'ICA « D=8 ».

- Méthode de Normalisation **Pseudo Polaire**.

Les résultats obtenus en utilisant la méthode de Pseudo Polaire pour la normalisation sont donnés par le tableau V.5.

Nbr de Classes	Nbr de Neurones	Dimension de Bloc DxD		
		D = 5	D = 8	D = 10
10	70	95	95	100
	100	90	90	95
	150	90	95	95
	200	95	80	90
	250	95	90	90
40	70	67.03	70	70.5
	100	71	70.5	71
	150	78.75	71.25	72.5
	200	80	76.25	77.5
	250	81	77.5	83.75
108	70	60.25	65	63
	100	72	73.66	75.5
	150	74.5	74.5	74.5
	200	75	77.25	79
	250	78.03	78.75	80.66

Tableau V.5 Résultats de l'étape de validation, obtenus par normalisation Pseudo Polaire et réseau MLP.

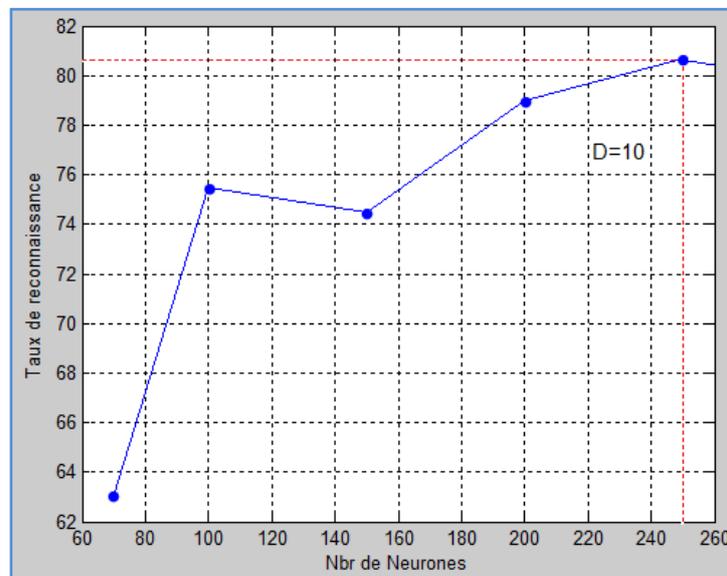


Figure V.5 : Le choix de nombre de neurones optimal du réseau MLP, le cas de 108 classes.

V-3.2 Résultats d'apprentissage du classificateur RBF.

a. ICA : les résultats obtenus par l'application de l'ICA sur un réseau RBF.

Nbr de Classes	RBF			
	D	Nbr Neurone opt	Sigma Opt	Taux val
10	3	20	5.2	95
	10	18	7.4	100
	30	20	8.8	75
	50	10	6	40
40	3	48	7	41.25
	10	94	6.5	81.25
	30	100	7	91.25
	50	150	8.5	88.75
108	3	140	10	19.44
	10	216	8.5	64.35
	30	196	8.9	85.64
	50	214	9	87.5

Tableau V.6 Résultats de l'étape de validation, obtenus par un réseau RBF. (D : le nombre des composantes de l'ICA)

Le Tableau V.6 présente les résultats obtenus par un réseau RBF, le choix de modèle est défini par les paramètres de réseau. Pour choisir le nombre de neurones et le sigma optimal, nous avons cherché le taux de classification maximal, en utilisant l'ensemble de validation, comme illustrent les deux figures suivantes :

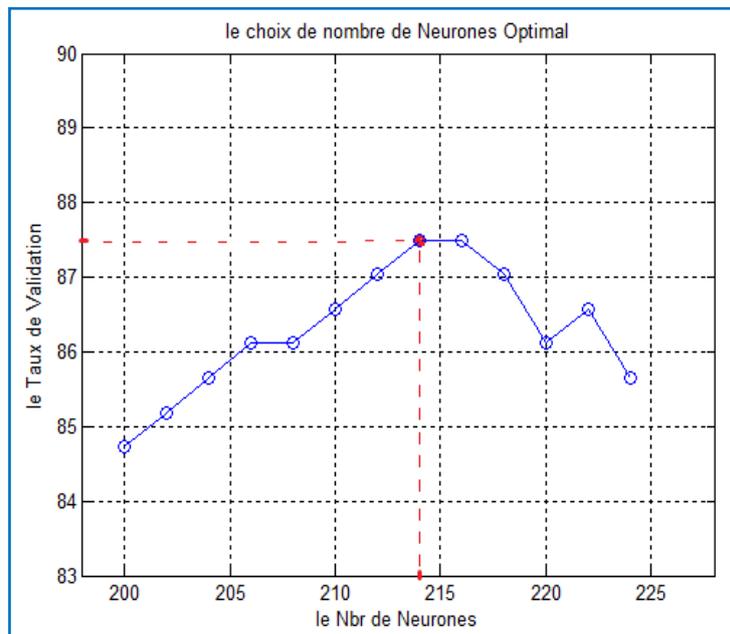


Figure V.6 le choix de nombre de neurones optimal de réseau RBF, le cas pour 108 Classes, « D = 50 ».

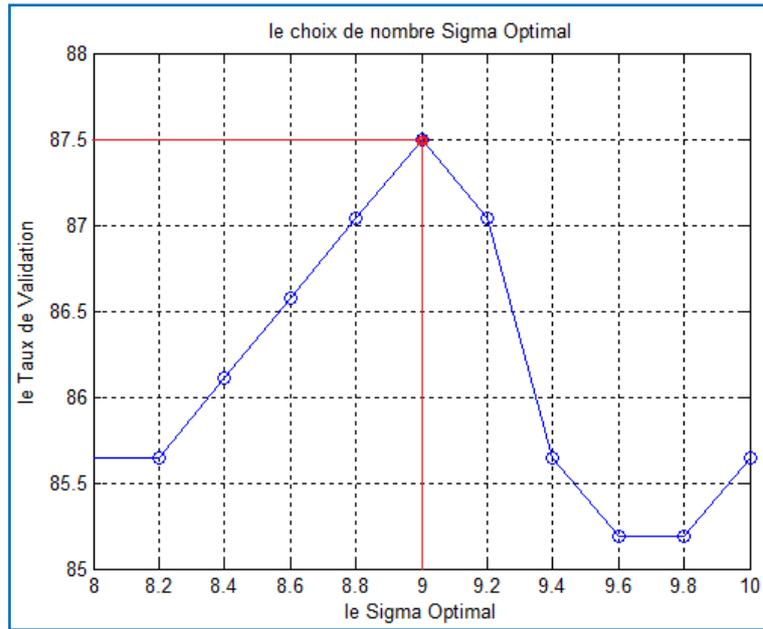


Figure V.7 le choix de sigma optimal pour la sélection d'un modèle. Le cas pour 108 Classes, « D = 50».

b. **2-DCT** : les résultats obtenus par l'application de la 2-DCT sur un réseau RBF.

- Méthode de Normalisation **P.Eduardo**.

Nbr de Classes	RBF			
	D	Nbr Neurone opt	Sigma Opt	Taux val
10	D = 5	10	2.2	100
	D = 8	10	2	100
	D = 10	10	2.1	100
40	D = 5	76	10	100
	D = 8	70	10	100
	D = 10	56	9.2	98.75
108	D = 5	122	10.4	95.37
	D = 8	128	10	96.03
	D = 10	120	11.4	96.29

Tableau V.7 Résultats de l'étape de validation, obtenus par la technique de normalisation P.Eduardo. (D : la dimension de bloc carré).

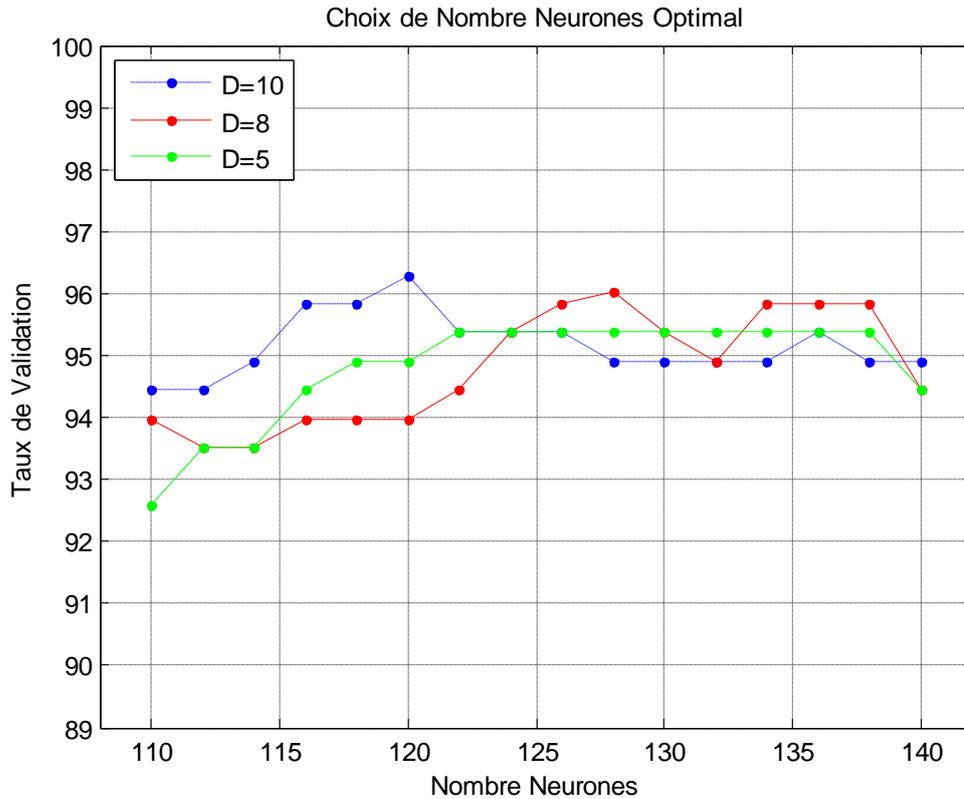


Figure V.8 Evaluation du taux de classification en fonction du nombre de neurones dans la couche cachée, pour le cas de 108 Classes, réseau RBF.

La figure V.8 montre l'évaluation du taux de classification en fonction du nombre de neurones, en faisant varier la dimension D des blocs. Le point maximal va définir les paramètres du modèle. Dans ce cas le taux de classification maximal atteint 96.29% sur l'ensemble de validation.

- Méthode de Normalisation **Pseudo Polaire**.

Nbr de Classes	<i>RBF</i>			
	D	Nbr Neurone opt	Sigma Opt	Taux val
10	5	20	4.6	100
	8	20	4.4	100
	10	18	6.6	100
40	5	66	10.2	93.75
	8	50	10	93.75
	10	68	7.8	95
108	5	178	9	86.57
	8	230	10.4	87.03
	10	200	10.2	87.50

Tableau V.8 Résultats de validation, obtenus par normalisation Pseudo Polaire et réseau RBF.

V-3.3 Résultats de Test,

Dans cette section nous allons appliquer les meilleurs modèles obtenus qui correspondent aux meilleurs taux de classification dans la section des résultats d'apprentissage, présentés dans les tableaux précédents par les cases en gras, sur l'ensemble de test. Les résultats sont présentés par le tableau suivant :

Classificateur	N°	Méthode de Normalisation	Méthode d'extraction des caractéristiques	Taux de Validation (%)	Taux d'échec (%)	Taux de Classifi (%)
MLP	Algo1	P.Eduardo	ICA	85.64	12.04	87.96
	Algo2	P.Eduardo	2-DCT	85.66	16	84
	Algo3	Pseudo Polaire	2-DCT	80.66	20.75	79.25
RBF	Algo4	P.Eduardo	ICA	87.5	20.38	79.62
	Algo5	P.Eduardo	2-DCT	96.29	6.49	93.51
	Algo6	Pseudo Polaire	2-DCT	87.50	11.12	88.88

Tableau V.10 Résultats des méthodes utilisées, appliqués sur l'ensemble de test.

Le Tableau ci-dessus montre les différents algorithmes utilisés dans notre travail pour les deux classificateurs (MLP et RBF) :

- Algo1 : repose sur l'utilisation d'une méthode de prétraitement de P.Eduardo étudiée dans le chapitre 3, et l'ICA pour l'extraction des caractéristiques. En utilisant le classificateur MLP, ce procédé a atteint un taux de classification égal à 87,96%.
- Algo2 : est constitué de la méthode de prétraitement P.Eduardo, et la 2-DCT pour l'extraction des caractéristiques. L'algorithme a atteint un taux de classification égal 84%, en utilisant le classificateur MLP.
- Algo3 : dans cet algorithme nous avons employé la méthode de pseudo polaire pour le prétraitement, et la 2-DCT pour l'extraction des caractéristiques. Cette technique a donné des résultats non satisfaisants, 79.25% en utilisant le classificateur MLP.
- Algo4 : pour le prétraitement nous avons utilisé la méthode de P.Eduard, et pour l'extraction des caractéristiques nous avons utilisé l'ICA. Le taux de reconnaissance atteint 79.62% en utilisant le classificateur RBF.
- Algo5 : dans cet algorithme qui a donné le meilleur résultat pour un taux de reconnaissance égal à 93.51%, comme le montre la figure V.9, nous avons utilisé pour le prétraitement la méthode proposée par P.Eduardo, et pour l'extraction des caractéristiques la 2-DCT, en employant le classificateur RBF.

- Algo6 : nous avons employé la méthode de pseudo polaire et la 2-DCT. Cette technique a atteint un taux de reconnaissance égal à 88.88%, en utilisant le classificateur RBF.

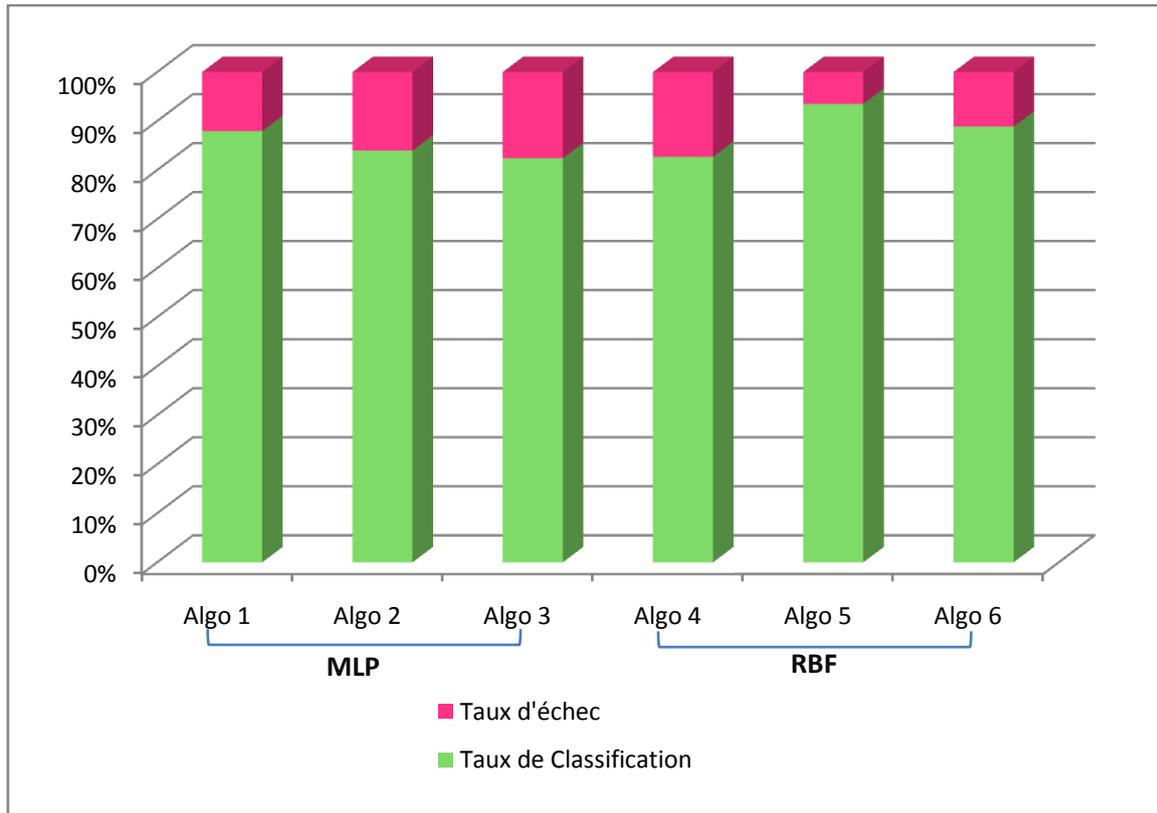


Figure V.9 Histogramme des résultats de Tableau V.10.

La figure V.9, sous la forme d'un histogramme, présente les résultats de simulation obtenus, en utilisant les techniques de segmentation, de normalisation, et d'extraction des caractéristiques que nous avons cité dans les chapitres précédents. Ces résultats sont obtenus par les deux classificateurs, réseaux de neurones artificiels MLP et RBF.

Conclusion :

Ce chapitre, présente brièvement dans la première partie, la définition des réseaux de neurones artificiels, en particulier les deux réseaux de neurones artificiels utilisés, le réseau MLP et RBF. La deuxième partie présente d'une manière expérimentale les résultats obtenus, en utilisant les différentes méthodes de normalisation, et d'extraction des caractéristiques.

Le réseau RBF donne des résultats satisfaisants par rapport au réseau MLP, le meilleur taux de réussite atteint 93.51% par un réseau RBF, alors que le taux de réussite avec un réseau MLP touche 84% en utilisant les mêmes méthodes de normalisation et d'extraction des caractéristiques.

CONCLUSION GENERALE

Conclusion Générale :

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

Afin d'aboutir et de concevoir notre système de reconnaissance par Iris. En premier lieu, nous avons donné un aperçu sur quelques systèmes biométriques qui existent dans la littérature, et leur utilisation en tant que systèmes de reconnaissance de l'individu d'une manière générale, en particulier la biométrie par Iris humain, qui est le thème de ce mémoire.

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

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

L'étape suivante, est l'étape d'extraction des caractéristiques. Deux méthodes d'extraction des caractéristiques ont été employé dans ce travail, la première est l'Analyse en Composantes Indépendantes « ICA » utilisée très souvent dans le domaine de la séparation des sources, La deuxième méthode est la transformé en cosinus discrète bidimensionnelle « 2-DCT ».

La dernière étape désigne la classification, dont laquelle nous avons employées deux types de réseaux neurones artificiels, le premier conçu par le perceptron multicouches « MLP », et le deuxième basé sur les fonctions radiales de bases « RBF ».

A la fin de ce travail, nous avons présenté les résultats de simulation obtenus par les deux classificateurs « MLP », et « RBF », ainsi que les différentes techniques d'extraction et de prétraitement utilisées.

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 le réseau MLP pour la classification est 87.96% obtenu en utilisant la méthode statistique ICA, et 84% en utilisant la 2-DCT. Le classificateur RBF atteint le meilleur taux de classification 93.51%, en utilisant la transformée en 2-DCT employée pour l'extraction des caractéristiques.

Finalement, nous pouvons dire que ce mémoire:

1. a défini les liens qui existent entre quelques algorithmes fondamentaux de la reconnaissance par Iris,
2. a apporté des solutions à des problèmes connus dans ce domaine,
3. a montré une comparaison, entre les résultats de simulation obtenus, et les différentes techniques utilisées.

Comme perspective de ce travail, nous envisageons d'utiliser la technique de Zigzag connue pour l'extraction des caractéristiques par la 2-DCT. Les ondelettes aussi peuvent atteindre des résultats très satisfaisants vus leur bonne réputation dans le domaine du traitement de signal en général.

Référence bibliographique :

- [1] DANG Hoang Vu, “*Biométrie pour l’Identification*”, Rapport final, Institut de la Francophonie pour l’Informatique, Hanoï, Vietnam, 07 – 2005.
- [2] Nicolas MORIZET, “*Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage et de l’Iris*”, Thèse présentée pour obtenir le grade de Docteur, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, Paris, 18 Mars 2009.
- [3] J. Daugman, “*How Iris recognition works*”, *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, Vol. 14, pp. 21–30, 2004.
- [4] E. Rydgren, T. Ea, F. Amiel, F. Rossant, and A. Amara, “*Iris features extraction using wavelet packets*”, *International Conference on Image Processing (ICIP)*, Vol. 2, pp. 861–864, October 2004.
- [5] S.-I. Noh, K. Bae, K. Park, and J. Kim. “*A New Iris Recognition Methode Using Independent Component Analysis*”, *IEICE - Transactions on Information and Systems*, Vol. E88-D, No. 11, pp. 2573–2581, 2005.
- [6] Monro, D.M. Rakshit, S. Dexin Zhang, “*2-DCT-Based Iris Recognition*” *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, Vol. 29, pp. 586 – 595, février 2007
- [7] M. Emine Krichen, “*Reconnaissance des personnes par l’Iris en mode dégradé*”, Thèse Thèse de doctorat, Institut National des Télécommunications, Evry-Val d’Essonne, 4 octobre 2007.
- [8] Djamel SAIGAA, “*Contribution à l’authentification d’individus par reconnaissance de visages*”, THESE Présentée pour obtenir le Diplôme de Doctorat d’Etat en Automatique, Faculté des Sciences et Sciences de l’ingénieur, Université Mohamed Kheider, Biskra, 2006.
- [9] Philippe Gain, Dr Gilles Thuret, “*Anatomie et physiologie de l’œil*”, Chapitre 1, 2003
- [10] Nebbar Hanane, “*Méthodes globales et réseaux de neurones pour l’authentification de visage*”, Thèse de Magister en Automatique, Université Mohamed Kheider , Département de génie Electrique, Biskra.
- [11] . Note on CASIA-IrisV1, Iris Recognition Research Group, Center for Biometrics and Security Research. National Laboratory of Pattern Recognition, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences.
<http://biometrics.idealtest.org/dbDetailForUser.do?id=1>
- [12] Hugo Proença and Luís A. Alexandre, “*UbiIris Iris image database*”, 2004, <http://iris.di.ubi.pt>.
- [13] Libor Masek, “*Recognition of Human Iris Patterns for Biometric Identification*”, For the Bachelor of Engineering degree requirements, School of Computer Science and Software Engineering, University of Western Australia, 2003.
- [14] R.Singh, S.Bajracharya, S.Rajkarnikar, “*IRIS Recognition & Identification System*”, A Final year project report, Tribhuvan University, Department of Electronics and Computer Engineering, 2010.

- [15] Babatunde Kayode Lateef, “*Design and simulation of Iris Recognition System*”, Bachelor of Engineering B.ENG Requirement, University of Ilorin, Department of Electrical Engineering, Juin 2010.
- [16] Amir Azizi, Hamid Reza, “*A Novel Method for Iris Feature Extraction Based on Controlet Transform and Co-occurrence Matrix*”, IADIS International Conference Intelligent Systems and Agents, University of Mashhad, Department of computer engineering, 2009
- [17] John Daugman, ‘*High confidence recognition of persons by rapid video analysis of iris texture*’, European Convention on Security and Detection, pp. 244 -251, 16-18 May 1995.
- [18] R.Wildes. “*Iris recognition : an emerging biometric technology*”, In : *Proceedings of the IEEE*, pp. 1348–1363, September 1997.
- [19] P.Eduardo, “*Experiments on humain Iris recognition using error backpropagation artificial neural network*”, San Di Ego State University, Computer science Department, Final Project, avril 2004.
- [20] CHITROUB Salim, “*Analyse en composantes indépendantes d’images ultibandes*”, vol. 7, p. 541-555, août 2007.
- [21] Comon P, “*Independent component Analyse, A new concept ?*”, Signal Processing, vol. 36, N°3, p 287-314, 1994.
- [22] Jutten C, Héroult J, “*ICA versus PCA*”, Dans Actes Eusipoco 88-Signal Processing IV : Theories and Applications, J.L Lacoume, A. Chehikian, N. Martin, J.Malbos (Eds), p 643-646, Grenoble, France, 1988.
- [23] Jonathon Shlens, “*Notes on Kullback-Leibler Divergence and Likelihood Theory*”, Systems Neurobiology Laboratory, Salk Insitute for Biological Studies, La Jolla, August 20, 2007
- [24] Jean-Fran,cois Cardoso “*Analyse en composantes ind’ependantes*”, CNRS/ENST Paris, France
- [25] J.Thomas, Y.Deville, S.Hosseini, “*Un algorithme rapide à identification polynomiale multivariable pour la séparation aveugle d’images*”, Laboratoire d’Astrophysique, Université Paul Sabatier Toulouse 3, France
- [26] MARK Nelson “*la compression des données, texte, image, son*”, DUNOD 1993.
- [27] Mrabti Fatima, Seridi Hamid, “*Comparaison de méthodes de classification réseau RBF, MLP et RVFLNN*”, Damascus University Journal Vol, (25) - No. (2) 2009.
- [28] Claude Touzet, “*Les Réseaux de neurones artificiels introduction au connexionnisme*”, COURS, Exercices et traveaux pratiques, Juillet 1992
- [29] Douak Fouzi, “*Reconnaissance des images compressées en utilisant les réseaux de neurones artificiels et la DCT*”, Mémoire de Magister en Micro onde pour télécommunications, Université de Batna,2008.
- [30] Rumelhart D.E. McClelland, J.L. “*Parallel Distributed Processing*”, Explorations in the Microstructure of cognition, I & II, Cambridge: MIT Press,1986.
- [31] Bishop C.M. “*Neural Networks for Pattern Recognition*”, Clarendon Press OXFORD, 1995.

- [32] Broomhead, D.S., Lowe D, “*Multivariate functional interpolation and adaptive networks*”, Complex Systems, vol 2, p.321-355, 1988.
- [33] J.Moody and C.J Darken. “*Fast Learning in Network for Locally Tuned Processing Units*”, Neural Computation, vol.1, p.281-294, 1989.
- [34] E.Forgy . “*Cluster Analysis of multivariate data: effeciency versus interpretability of classifications*”, Biometric, 21, 768-776, 1965.