

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPPERIEUR ET DE LA RECHERCHE  
SCIENTIFIQUE  
UNIVERSITE FERHAT ABBAS DE SETIF  
UFAS (ALGERIE)

## **MEMOIRE**

**Présenté à la Faculté des Science de l'ingénieur**

**Département d'électronique**

**Pour l'obtention du Diplôme de**

## **MAGISTER**

**Option : Communication**

**Par**

**Mr : HAROUN Djaafar**

**Thème**

# **Identification basée sur le code d'iris**

**Soutenu le 29 / 06 / 2010 devant la commission d'examen:**

<b>Mr : Khenfer Nabil</b>	<b>Prof à Université de Sétif</b>	<b>Président</b>
<b>Mr : Djahli Farid</b>	<b>Prof à Université de Sétif</b>	<b>Examineur</b>
<b>Mr : Bourouba Naceredine</b>	<b>M.A Chargé de cours à l'université de Sétif</b>	<b>Examineur</b>
<b>Mr : Bartil Arres</b>	<b>M.A Chargé de cours à l'université de Sétif</b>	<b>Examineur</b>
<b>Mr : Boukezzoula Naceur-Eddine</b>	<b>M.A Chargé de cours à l'université de Sétif</b>	<b>Rapporteur</b>

## **Remerciements**

Ce travail a été effectué au Département de l'électronique de l'Université Ferhat Abbas de Sétif.

Je voudrais tout d'abord exprimer mes plus sincères remerciements à mon rapporteur Dr. Boukezzoula Naceur-Eddine, Maître de Conférence à l'Université Ferhat Abbas de Setif. Il a fait preuve d'une grande disponibilité, m'a fourni un soutien constant et une aide précieuse. Il a toujours su me conseiller durant l'élaboration de ce travail de recherche, me faisant profiter ainsi de ses compétences théoriques et de son expérience.

Mes vifs remerciements vont également aux membres du jury de soutenance de ce mémoire :

Pr. Khenfer Nabil, Professeur à l'Université Ferhat Abbas de Sétif, d'avoir accepté la présidence du jury de soutenance.

Pr. Djahli Farid, Professeur à l'université Ferhat Abbas de Sétif, pour avoir accepté d'examiner ce travail et faire partie du jury.

Dr. Bourouba Naceredine, Maître de conférences à l'Université Ferhat Abbas de Sétif, d'avoir accepté d'être examinateur.

Dr. Bartil Arres, Maître de conférences à l'Université Ferhat Abbas de Sétif, d'avoir accepté d'être examinateur.

Je tiens à exprimer mes remerciements à tous les enseignants du Département de l'électronique, ainsi qu'à toutes les personnes ayant contribué de près ou de loin à l'élaboration de ce travail, en particulier toute ma famille pour son soutien moral durant toute la durée de préparation de ce mémoire.

<b>Introduction générale</b> .....	<b>1</b>
<b>Chapitre 1 : Introduction à la biométrie</b>	
1.1 Introduction.....	5
1.2 La biométrie.....	5
1.2.1 Définition.....	5
1.2.2 Les technologies biométriques.....	6
1.2.3 Applications de la biométrie.....	13
1.2.3.1 Contrôles d'accès .....	13
1.2.3.1.1 Contrôles d'accès physique.....	14
1.2.3.1.2 Contrôles d'accès virtuel.....	14
1.2.3. 2 Authentifications des transactions .....	14
1.2.3.3 Répressions.....	15
1.2.3.4 Personnalisation .....	15
1.3 L'œil et l'iris .....	15
1.3.1 Annulaire de l'iris dans l'œil .....	17
1.3.2 Schéma global de vérification par reconnaissance d'iris.....	17
1.3.3 L'acquisition .....	17
1.3.4 Traitement des données.....	18
1.4 Conclusion.....	20
<b>Chapitre 2 : Traitement de l'image et l'extraction de code d'iris</b>	
2.1 Introduction.....	21
2.2 Acquisition de l'iris.....	21
2.3 Segmentation de l'iris.....	25
2.4 Les différentes méthodes de détection de l'iris existantes.....	26

## **Table des matières**

---

2.4.1 La transformée de Hough .....	26
2.4.2 La méthode par détecteur de contours circulaires.....	29
2.4.3 Les contours actifs.....	31
2.5 Normalisation de l'iris .....	32
2.5.1 Méthode pseudo polaire.....	32
2.5.2 La méthode de Wildes .....	33
2.6 Extraction des caractéristiques.....	34
2.6.1 Utilisation filtre de Gabor.....	34
2.6.2 Le Filtrage de Log-Gabor.....	35
2.6.3 Décomposition en ondelettes de Haar.....	36
2.6.4 Passages par zéro de l'ondelette 1D.....	37
2.7 Conclusion .....	38

## **Chapitre 3 : Identification d'iris et Réseau de neurones**

3.1 Introduction .....	39
3.2 Les différentes méthodes d'identification d'iris .....	39
3.2.1 Les Réseaux de Neurones.....	39
3.2.2 La Distances Euclidiennes (MED).....	40
3.2.3 Cosinus de Similarité.....	41
3.2.4 La distance de Hamming.....	41
3.3 Introduction aux Réseaux de Neurones Artificiels.....	42
3.3.1 Le neurone formel.....	43
3.3.2 Fonction d'activation.....	44
3.3.3 Architecture des réseaux de neurones.....	45
3.3.3.1 Les réseaux à couches.....	45

## **Table des matières**

---

3.3.3.2 Les réseaux entièrement connectés "Feed back network "	46
3.3.4 Le Perceptron multi couche	47
3.3.5 Équations du réseau	48
3.3.6 La rétro-propagation	48
3.3.6 Algorithme	50
3.4 Conclusion	51
<b>Chapitre 4 : Application et résultats obtenus</b>	
4.1 Introduction	52
4.2 Procédure complète de codage	52
4.2.1 Localisation de la pupille	52
4.2.2 Recherche du centre et du contour de la pupille	54
4.2.3 Recherche du contour et du rayon de l'iris	54
4.2.4 Normalisation la région de l'iris	56
4.2.5 Extraction des caractéristiques	57
4.3 Comparaison entre iris	59
4.3.1 La distance de Hamming	59
4.3.2 Le réseau de neurones	60
4.3.2.1 Réseau à une seule couche cachée	60
4.3.2.2 Réseau à deux couches cachées	64
4.4 Présentation de l'application	68
4.6 Conclusion	74
<b>Conclusion générale</b>	<b>75</b>

## **Table des matières**

---

<b>Annexe A</b> .....	77
<b>Annexe B</b> .....	81
<b>Annexe C</b> .....	87
<b>Bibliographie</b> .....	92

# Introduction générale

La biométrie est la technique qui permet de reconnaître des personnes à partir de leurs caractéristiques physiques et comportementales. L'utilisation de parties du corps humain pour reconnaître les personnes est un procédé ancien. Dans une cave dont l'âge est estimé à 31 millénaires, des murs jonchés de dessins d'empreintes de la main ont été découverts. Au VIème siècle avant JC, les babyloniens utilisaient déjà l'empreinte du pouce laissée sur une poterie d'argile pour sceller des accords commerciaux. La chine antique en faisait de même quasiment au même moment où les parents chinois utilisaient tant l'empreinte digitale de la main que celle du pied pour différencier leurs enfants. Les égyptiens utilisaient les descriptions physiques des commerciaux pour différencier ceux qui sont connus de ceux qui sont nouveaux sur le marché. La couleur des yeux est aussi utilisée dans de nombreuses civilisations antiques pour reconnaître des personnes et c'est aussi le cas dans les prisons françaises au XVIème siècle pour reconnaître les prisonniers.

Le XIXème siècle a connu la naissance de l'anthropométrie, véritable ancêtre de la biométrie. Avec la rapide croissance des cités, les besoins de reconnaître les personnes devinrent de plus en plus importants. Alphonse Bertillon (1853-1914) père de l'anthropologie, instaura un système de reconnaissance des personnes basé sur la mesure de différents paramètres du corps humain. Après la publication de plusieurs travaux stipulant qu'il était possible d'utiliser les empreintes digitales pour identifier des personnes, ce procédé émergea en Asie, en Afrique du Sud et en Europe. En Inde, Edward Henry développa une méthode robuste de reconnaissance à base d'empreintes digitales. Sir Francis Galton publia des travaux détaillés sur la reconnaissance par l'empreinte digitale basés sur des caractéristiques particulières de la texture de l'empreinte, les minuties. Ces caractéristiques sont encore utilisées dans les systèmes automatiques de nos jours. Alors que la méthode de Bertillon connut plusieurs ratés, l'enregistrement systématique des empreintes connut en revanche un essor mondial. Les prisons américaines commencèrent à rendre obligatoire l'enregistrement des empreintes des détenus dès 1903. La même année la police parisienne réussit l'exploit de confondre un criminel en utilisant ses empreintes digitales. Dans les années 30, un ophtalmologiste, Frank Burch, proposa le concept de la texture de l'iris pour reconnaître des personnes; cette méthode sera considérée bien des années plus tard, comme la plus performante du domaine biométrique. Avec l'avènement des ordinateurs, l'idée d'une reconnaissance automatique est

## Introduction générale

---

née ; c'est le début de la biométrie moderne. Dans les années 60, plusieurs travaux sur des algorithmes automatiques ou semi automatiques furent publiés ; citons le cas du visage, de la signature, de la voix et bien sûr des empreintes digitales. Grâce à cet élan de recherche et ces travaux très prometteurs, le FBI (Federal Building Investigation) lança en 1969 une campagne scientifique afin de développer un système automatique de reconnaissance par les empreintes digitales. La géométrie de la main dont les balbutiements remontent au milieu du XIXème siècle connut dans les années 70 un regain d'intérêt avec la commercialisation du premier produit biométrique de contrôle d'accès et d'identification [1].

Il existe différents moyens physiques ou comportementaux qui permettent une reconnaissance de l'individu. Comme déjà cité, l'empreinte, l'iris, le visage et la forme de la main sont des moyens physiques appelés 'modalités biométriques'. On peut aussi citer l'exemple de la veine de la main et de la rétine. Pour ce qui est des modalités comportementales, on peut citer la signature (dynamique ou statique), la démarche ...

Dans ce mémoire, nous nous sommes intéressés uniquement aux problématiques liées à la modalité de l'iris.

Le mot iris qui veut dire arc en ciel vient d'IRIS, messagère d'Héra et de Zeus, personnification de l'arc en ciel. Plutarque, un philosophe grec, suggère quant à lui que le mot Iris vient de la langue égyptienne et signifie: l'oeil du ciel. Quelle que soit son origine, l'iris désigne la partie colorée de l'oeil humain. L'iris est une membrane circulaire de la face antérieure du globe oculaire. Elle est percée en son 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.

L'iris est un organe qui doit sa couleur, qu'elle soit grise, verte, bleue, marron ou noire au pigment responsable de la coloration : la mélanine. En l'absence de ce pigment l'iris serait rouge (cas d'albinisme). Plusieurs particularités rares mais normales peuvent être rencontrées qui peuvent affecter la texture de l'iris. Ainsi, il peut y avoir des gens avec deux iris ayant deux couleurs complètement différentes (yeux vairon) ou des individus où l'iris est découpé en plusieurs zones de couleurs différentes, ou même des personnes caractérisées par la présence de plusieurs pupilles au sein d'un même iris. Parmi les 3 maladies rares qui peuvent

## **Introduction générale**

---

affecter l'iris, on peut citer l'aniridie qui consiste purement et simplement en l'absence totale d'iris.

L'iris commence à se former durant le troisième mois de gestation. La texture particulière de l'iris est établie au huitième mois de la gestation bien que les pigmentations qui sont responsables de la couleur des yeux continuent à apparaître jusqu'à un an après la naissance.

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 localisation de ces composants, le croisement entre eux et la forme que peuvent avoir ces éléments font que la texture de l'iris est considérée comme l'une des plus riches de la biométrie. 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 d'être à la fois un organe protégé de l'environnement extérieur en même temps qu'il est relativement facile à acquérir 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 l'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 [1].

Le présent travail est composé de quatre chapitres présentés comme suit :

Le premier chapitre est consacré à la présentation générale de la biométrie. Il décrit tout d'abord les différentes méthodes existantes. Ensuite la place de la reconnaissance d'iris parmi les autres techniques biométriques. Nous expliquerons ainsi l'architecture d'un système de vérification par l'iris.

Le second chapitre sera consacré tout d'abord au traitement de l'image permettant l'extraction de l'information utile à l'identification d'une personne. Plusieurs méthodes permettant d'extraire la texture d'iris et de la normaliser soit par la méthode de Canny qui est utilisé dans ce travail, soit par la méthode du détecteur de contours circulaires et des contours actifs. Ensuite on passe à l'extraction du code de l'iris, utilisant la décomposition en ondelette de Haar.

## **Introduction générale**

---

Dans le troisième chapitre, nous nous intéressons à l'exploitation des informations de l'iris codé comme moyen biométrique pour l'authentification de personnes. Dans un premier temps, nous décrivons les différentes méthodes d'identification d'iris, Ensuite, nous détaillons les deux différentes approches de reconnaissance d'iris que nous avons utilisées à savoir : la distance de Hamming et l'approche neuronale.

Dans le dernier chapitre, nous présentons les résultats de simulations obtenus par la méthode utilisée, depuis la segmentation de la région d'iris, jusqu'à la phase d'identification.

Enfin, la conclusion générale résumera notre contribution et donnera quelques perspectives sur les futurs travaux.

## Chapitre 1

# Introduction à la biométrie

### 1.1 Introduction

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

### 1.2 La biométrie

#### 1.2.1 Définition

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

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

Dans la vérification ou l'authentification, le système biométrique demande à l'utilisateur son identité et essaye de répondre à la question, « est-ce la personne X ? ». Dans une application de vérification, l'utilisateur annonce son identité par l'intermédiaire d'un mot de passe, d'un numéro d'identification, d'un nom d'utilisateur, ou la combinaison de toutes les trois. Le système sollicite également une information biométrique provenant de l'utilisateur, et compare la donnée caractéristique obtenue à partir de l'information entrée, avec la donnée

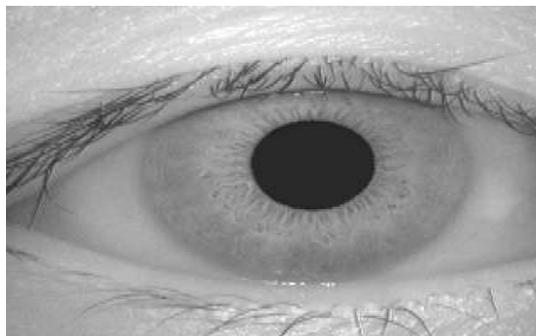
enregistrée correspondante à l'identité prétendue, c'est une comparaison un à un. Le système trouvera ou ne trouvera pas d'appariement entre les deux. La vérification est communément employée dans des applications de contrôle d'accès et de paiement par authentification [1; 2]. La biométrie offre beaucoup plus d'avantages que les méthodes existantes d'authentification personnelle telles que les clefs, les numéros d'identification (ID), les mots de passe et les cartes magnétiques. En effet elle fournit encore plus de sûreté et de convenance, ce qui engendre d'énormes avantages économiques et elle comble les grandes failles de sécurité des mots de passe, surtout avec les facilités actuelles d'accomplir des attaques et de faire du Crackage [2].

### **1.2.2 Les technologies biométriques**

Il existe plusieurs techniques biométriques utilisées dans plusieurs applications et secteurs, et qui exploitent divers informations biométriques à savoir : l'iris, le visage, la main, l'empreinte digitale, la voix, la signature ...etc. Parmi ces différentes techniques biométriques existantes on distingue trois catégories:

#### **✓ L'analyse morphologique**

**L'iris** : La reconnaissance de l'iris est une technologie plus récente puisqu'elle ne s'est véritablement développée que dans les années 80, principalement grâce aux travaux de J. Daugman [3]. Après l'avoir localisé, on prend des photos en noir et blanc (fig.1.1), on utilise ensuite des coordonnées polaires et on cherche les transformées en ondelettes, pour avoir finalement un code représentatif de l'iris. Et on utilise la distance de Hamming comme mesure de similarité, ou d'autres procédés. La reconnaissance par iris est très utilisée dans les applications d'identification et de vérification, car il est hautement distinctif et unique, sa forme est stable et il est protégé et très robuste, toutefois les équipements d'acquisition coûtent chères. Cette technologie de l'iris est abordée en détails dans la suite du manuscrit.



**Fig. 1.1 Image d'un iris capturé dans le proche infrarouge**

**Le visage :** La reconnaissance basée sur le visage vérifie l'identité, en comparant les données caractéristiques extraites des visages de différentes personnes à partir de vidéos ou d'images fixes (fig1.2). La fabrication des caméras connaît actuellement d'énormes développements, on est capable de prendre des photos de personnes distantes sans qu'ils ne sachent qu'ils sont observés. C'est pour cette raison que la reconnaissance de visages est trop utilisée dans les applications de contrôle de frontières, dans la sécurité des établissements, des zones urbaines et dans l'identification des conducteurs. C'est une technique commune, populaire, simple et qui a beaucoup d'avantages à savoir : l'utilisation des visages qui sont des données publiques, la possibilité de s'intégrer aux systèmes de surveillances existants et elle ne nécessite pas des équipements chers. Cependant, des éléments externes comme l'éclairage, le bruit, l'expression facile et la posture dégradent les taux de reconnaissance [1; 2].



**Fig. 1.2 Différentes caractéristiques du visage**

**Les veines :** Les techniques basées sur les veines ont été développées en se basant sur le fait que chaque personne a des formes de veines différentes sous la peau (voir fig.1.2) [1].

Cette technique récente semble prometteuse. Elle sonde par infrarouge le dessin du réseau veineux, soit du doigt, soit de la main. Les premiers produits viennent d'être mis sur le marché. Des espoirs peuvent être fondés sur cette technologie qui présente de nombreux avantages, car elle permet de prendre une empreinte sans contact et sans laisser de trace, elle est en outre très difficile à déjouer par un imposteur.



**Fig. 1.2 Réseau de veines**

**La géométrie de la main :** La géométrie de la main ou du doigt est une mesure automatisée de plusieurs dimensions, notamment la largeur de la main, celle des doigts et la longueur des doigts. C'est une technologie qui est rapide et bien développée et qui est facilement acceptée par les utilisateurs (voir fig.1.3). Elle est satisfaisante dans plusieurs situations et elle est appropriée à l'authentification. Néanmoins elle n'est ni trop distinctive, ni unique, ce qui la rend inadaptée pour des applications d'identification. Elle offre un taux d'erreur relativement haut et elle n'est pas utilisable avec des personnes jeunes ou âgées [1; 2].



**Fig. 1.3 Dispositif de reconnaissance par géométrie de la main**

**L'empreinte digitale :** la reconnaissance par empreinte digitale se base sur le fait que chaque personne à des empreintes uniques. Après la capture de l'image de l'empreinte, on fait un rehaussement de l'image (voir fig1.4). Ensuite on identifie et on extrait les minuties, qui vont être comparées avec l'ensemble des minuties sauvegardées des autres utilisateurs. C'est l'une des technologies biométriques les plus étudiées et les plus utilisées, surtout dans le contrôle d'accès. Les avantages de cette technique sont : le non changement des empreintes, la haute stabilité et fiabilité, en plus du prix accessible des équipements. Et les inconvénients sont : la

fragilité par rapport aux bruits et aux saletés et la possibilité d'endommagement ou d'élimination des empreintes [2; 4].



**Fig. 1.4 Pré-traitement des images d'empreintes digitales (extraction des minuties)**

**La rétine :** On mesure dans cette technique la forme des vaisseaux sanguins qui se trouvent dans l'arrière de l'œil (voir fig.1.5). Le dispositif utilisé emploie une source lumineuse rayonnante en direction de l'œil d'utilisateur, qui doit se tenir fixe devant le dispositif. Et puisque les utilisateurs perçoivent cette technologie comme étant intrusive, la reconnaissance par rétine reste peu populaire et actuellement il n'existe aucun dispositif commercial [4].



**Fig. 1.5 Réseau vasculaire de la rétine extrait par segmentation**

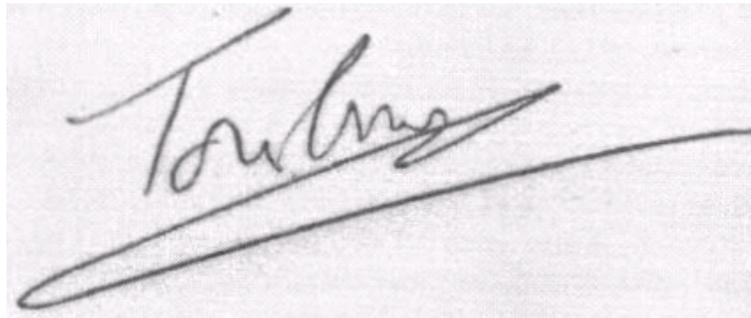
#### ✓ L'analyse comportementale

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



**Fig. 1.6 Spectre d'un signal vocal**

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



**Fig. 1.7 Signature**

✓ **L'analyse des traces biologiques:**

**L'odeur** : Une autre technique que nous pouvons citer est le nez électronique. Les nez artificiels s'inspirent très largement du monde du vivant et sont des systèmes développés pour la détection automatique et la classification des odeurs, des vapeurs et des gaz (voir fig.1.8). L'empreinte de l'odeur corporelle d'une personne est obtenue par composition de plusieurs molécules odoriférantes, dégagées par la sueur ou le sébum. L'utilisation d'un nez électronique tel que Cyranose, développé par le Pr. Nathan Lewis à l'institut technologique de Californie (USA), est donc envisageable à des fins biométriques, mais il reste toutefois à

identifier les substances chimiques discriminantes entre individus, ainsi que les polymères réactifs associés [1; 2].

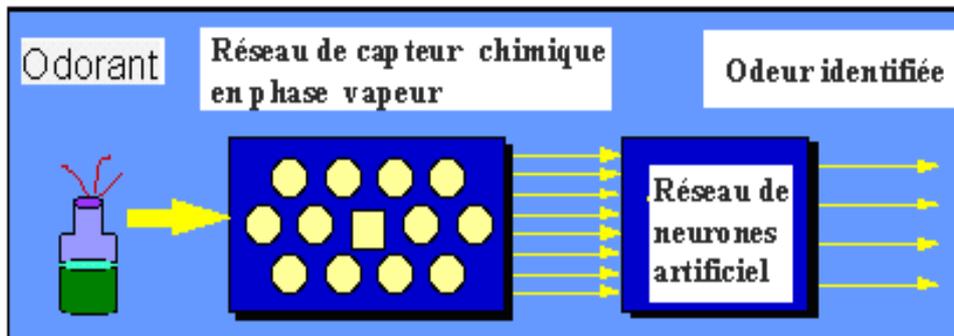


Fig. 1.8 Composition d'un nez artificiel

**L'ADN :** L'authentification d'un individu par analyse de son ADN s'avère complexe, coûteuse et lente à réaliser compte tenu des nombreuses manipulations biologiques (amplification + électrophorèse). Ceci explique qu'il n'existe toujours pas de solution technologique grand public qui permette de réaliser automatiquement cette analyse, d'autant plus qu'elle nécessite un prélèvement d'échantillon (sang, salive, sperme, cheveux, urine, peau, dents, etc.) qui rend cette technique très intrusive [1; 2].

Tableau 1. Comparaison des 4 grandes techniques morphologiques en usage [1].

	FAR (%)	FRR (%)	FTE (%)	Capacité fichage (taille signature)	Stabilité dans le temps	Facilité utilisation	Sécurité
<i>iris</i>	$\sim 10^{-4}$	0,1-0,2	0,5	100 %	1 seul enrôlement	Moderé	Éclairage infrarouge
<i>empreinte</i>	$\sim 10^{-4}$	2-3	1-2	100 %	Évolue avec les travaux manuels	Moderé	Hygiène de contact
<i>Géométrie Main</i>	$\sim 10^{-3}$	5-10	0	100 %	Évolue avec l'âge et travaux manuels	Facile	Hygiène de contact
<i>Visage</i>	$\sim 10^{-2}$	10-20	0	50 %	Moyenne	Très facile	Néant

**FAR:** Probabilités de fausse acceptation (False Acceptance Rate).

**FRR :** Probabilités de faux rejets (False Rejection Rate).

Ces deux probabilités donnent une information sur le degré de sûreté du système.

Le taux **FTE** exprime le pourcentage de fois où l'utilisateur n'a pas réussi à s'enrôler. Il existe un compromis entre le taux de FTE et le couple (FRR, FAR) mesuré, puisque la performance du système biométrique peut être perçue différemment suivant que la base de données ne contient que des gabarits de référence de très bonne qualité (rejets plus importants lors de l'apprentissage) [1].

**Tableau 2. Comparaison des technologies biométriques [1].**

biométrie	universalité	unicité	permanence	mesurabilité	performance	acceptabilité	vulnérabilité
<i>DNA</i>	Haute	Haute	Haute	Faible	Haute	Faible	Faible
<i>Oreille</i>	Moyenne	Moyenne	Haute	Moyenne	Moyenne	Haute	Moyenne
<i>Visage</i>	Haute	Faible	Moyenne	Haute	Faible	Haute	Haute
<i>Thermo. Visage</i>	Haute	Haute	Faible	Haute	Moyenne	Haute	Faible
<i>Empreinte</i>	Moyenne	Haute	Haute	Moyenne	Haute	Moyenne	Moyenne
<i>Démarche</i>	Moyenne	Faible	Faible	Haute	Faible	Haute	Moyenne
<i>Géométrie Main</i>	Moyenne	Moyenne	Moyenne	Haute	Moyenne	Moyenne	Moyenne
<i>Veines main</i>	Moyenne	Moyenne	Moyenne	Moyenne	Moyenne	Moyenne	Faible
<i>Iris</i>	Haute	Haute	Haute	Moyenne	Haute	Faible	Faible
<i>Frappe clavier</i>	Faible	Faible	Faible	Moyenne	Faible	Moyenne	Moyenne
<i>Odeur</i>	Haute	Haute	Haute	Faible	Faible	Moyenne	Faible
<i>Rétine</i>	Haute	Haute	Moyenne	Faible	Haute	Faible	Faible
<i>Signature</i>	Faible	Faible	Faible	Haute	Faible	Haute	Haute
<i>Voix</i>	Moyenne	Faible	Faible	Moyenne	Faible	Haute	Haute

A partir de ces métriques, l'analyse comparée sur le Tableau 1 des quatre techniques morphologiques en usage montre que l'iris est tout particulièrement prometteur. Sa stabilité au cours du temps, liée à la protection derrière les paupières et l'humeur aqueuse de la cornée, sa précision, sa faible complexité algorithmique (temps d'exécution d'une identification sur une large base de données relativement court), la compacité des gabarits extraits de sa texture, sont autant de points forts qui laisse penser que l'iris a un bel avenir en reconnaissance biométrique d'individus. Toutefois les deux problèmes majeurs de l'analyse par l'iris sont : sa faible capacité d'intégration (portabilité sur systèmes embarqués), et le fait qu'elle soit perçue comme intrusive ou contraignante par l'utilisateur car l'acquisition d'une image d'iris, même si elle ne nécessite aucun contact avec le capteur biométrique, exige un certain apprentissage et une complète coopération. Ces deux inconvénients sont directement liés au système d'acquisition et à la précision des calculs nécessaires lors du traitement mathématique. Ceci explique pourquoi le visage et l'empreinte digitale sont souvent préférés à l'iris par les intégrateurs de solutions portables. Mais ce choix n'est autre qu'un compromis entre facilité d'utilisation, performances et coût du système. On notera que les capteurs intégrés d'empreintes digitales posent d'autres problèmes : les variations du taux d'hygrométrie, les poussières, la graisse, les cicatrices et l'usure des doigts sont autant de paramètres qui altèrent l'information biométrique. Les systèmes de reconnaissance de visage sont eux extrêmement sensibles à l'environnement (éclairage, lunettes, etc.). Quant à la morphologie de la main, son usage est restreint aux applications et systèmes du type contrôle d'accès, généralement sans contrainte en terme d'encombrement matériel (pas de limitation de la taille physique du capteur) [1].

### **1.2.3 Applications de la biométrie**

On peut distinguer quatre grands types d'applications de la biométrie le contrôle d'accès (access control), l'authentification des transactions (transactions authentication), la répression (law enforcement) et la personnalisation (personalization).

#### **1.2.3.1 Contrôle d'accès**

Le contrôle d'accès peut être lui-même subdivisé en deux sous catégories : le contrôle d'accès physique et le contrôle d'accès virtuel. On parle de contrôle d'accès physique lorsqu'un utilisateur cherche à accéder à un lieu sécurisé. On parle de contrôle d'accès virtuel dans le cas où un utilisateur cherche à accéder à une ressource ou un service.

**1.2.3.1.1 Contrôle d'accès physique**

Il y a longtemps, l'accès à des lieux sécurisés (bâtiments ou salles par exemple) se faisait à l'aide de clefs ou badges. Les badges étaient munis d'une photo et un garde était chargé de la vérification. Grâce à la biométrie, la même opération peut être effectuée automatiquement de nos jours. L'une des utilisations les plus célèbres de la géométrie de la main pour le contrôle d'accès est le système INSPASS (Immigration and Naturalization Service Passenger Accelerated Service System) [5] déployé dans plusieurs grands aéroports américains (New-York, Washington, Los Angeles, San Francisco, etc.). Cette application permet aux passagers répertoriés dans le système, d'éviter les files d'attente pour le contrôle des passeports. Ceux-ci possèdent une carte magnétique qui contient l'information sur la géométrie de leur main. Lorsqu'ils présentent leur main au système, celle-ci est comparée à l'information contenue dans la carte.

**1.2.3.1.2 Contrôle d'accès virtuel**

Le contrôle d'accès virtuel permet par exemple l'accès aux réseaux d'ordinateurs ou l'accès sécurisé aux sites web. Le marché du contrôle d'accès virtuel est dominé par les systèmes basés sur une connaissance, typiquement un mot de passe. Avec la chute des prix des systèmes d'acquisition, les applications biométriques devraient connaître une popularité croissante. Un exemple d'application est l'intégration par Apple dans son système d'exploitation MAC OS 9 d'un module de reconnaissance de locuteur de manière à protéger les fichiers d'un utilisateur, tout particulièrement lorsque l'ordinateur est utilisé par plusieurs individus ce qui est de plus en plus souvent le cas [6].

**1.2.3. 2 Authentification des transactions**

L'authentification des transactions représente un marché gigantesque puisqu'il englobe aussi bien le retrait d'argent au guichet des banques, les paiements par cartes bancaires, les transferts de fond, les paiements effectués à distance par téléphone ou sur Internet, etc. Mastercard estime ainsi que les utilisations frauduleuses des cartes de crédit pourraient être réduites de 80 % en utilisant des cartes à puce qui incorporeraient la reconnaissance des empreintes digitales [1]. Les 20 % restants seraient principalement dus aux paiements à distance pour lesquelles il existerait toujours un risque. Pour les transactions à distance, des solutions sont déjà déployées en particulier pour les transactions par téléphone. Ainsi, la technologie de reconnaissance du locuteur de Nuance (Nuance Verifier™) [7] est utilisée par

les clients du Home Shopping Network, une entreprise de téléshopping, et de Charles Schwab.

### **1.2.3.3 Répressions**

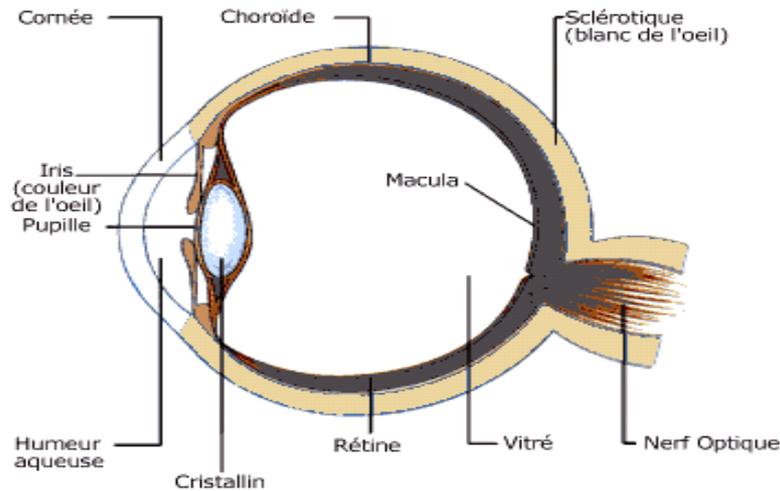
Une des applications les plus immédiates de la biométrie à la répression est la criminologie. La reconnaissance d'empreintes digitales en est l'exemple le plus connu. Elle fut acceptée dès le début du XXe siècle comme moyen d'identifier formellement un individu et son utilisation s'est rapidement répandue. Il existe aussi des applications dans le domaine judiciaire. T-Netix [1] propose ainsi des solutions pour le suivi des individus en liberté surveillée en combinant technologies de l'internet et de reconnaissance du locuteur.

### **1.2.3.4 Personnalisation**

Les technologies biométriques peuvent être aussi utilisées afin de personnaliser les appareils que nous utilisons tous les jours. Cette application de la biométrie apporte un plus grand confort d'utilisation. Afin de personnaliser les réglages de sa voiture, Siemens propose par exemple d'utiliser la reconnaissance des empreintes digitales [8]. Une fois l'utilisateur identifié, la voiture ajuste automatiquement les sièges, les rétroviseurs, la climatisation, etc.

## **1.3 L'œil et l'iris**

L'iris placé derrière la cornée de l'oeil figure(1.9) est un diaphragme variable percé d'un trou circulaire, la pupille (diamètre de 2,5 à 4,5 mm), régie par un sphincter et par un dilatateur formé de fibres musculaires antagonistes, lisses, rayonnantes et circulaires. La pupille s'agrandit quand les fibres musculaires sympathiques se contractent ; elle se rétrécit quand les fibres circulaires parasympathiques agissent. Cette ouverture de la pupille permet de modifier la quantité de lumière qui pénètre dans l'œil pour éviter l'aveuglement en plein soleil ou capter le peu de rayons lumineux la nuit [1].



**Fig. 1.9 Anatomie de l'œil**

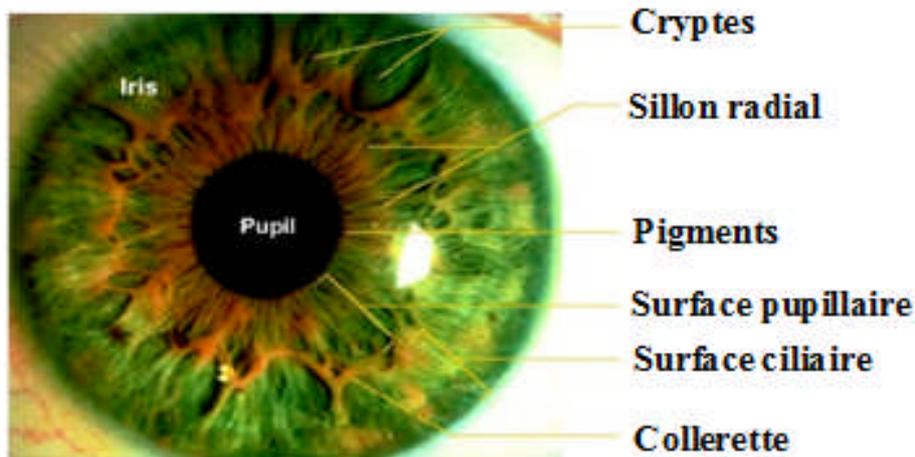
La couleur des tubes au niveau de l'iris varie avec le temps (du gris bleu au brun en passant par le bleu et le vert) et pour certaines maladies, elle résulte de la combinaison de la transparence des fibres iridiennes et des pigments (mélanine) qui s'y fixent progressivement. Bleu à la naissance, elle varie jusqu'à la puberté. L'observation pratique à travers un système optique permet uniquement de déceler les contours macroscopiques, et pas de descendre au niveau des tubes élémentaires. Ces motifs aléatoires de l'iris sont uniques à chaque individu : ils constituent en quelque sorte un code barres humain à partir des filaments, creux et stries dans les cercles colorés qui entourent la pupille de chaque œil (voir fig.1.10). De plus, s'agissant d'un tissu interne, ces empreintes iridiennes sont relativement à l'abri des lésions, protégées par la cornée et l'humeur aqueuse [1].



**Fig.1.10 Différents types de texture d'iris**

**1.3.1 Annulaire de l'iris dans l'œil**

Le profil d'un iris contient beaucoup de ligaments courbés, de sillons, de stries, d'auréoles, de tâches, etc. Des études biologiques [1] ont montré que la diversité de ces traits garantit l'unicité d'un iris humain : les deux iris (droit et gauche) d'une même personne ne sont jamais identiques, de même que les iris de jumeaux ou de clones.

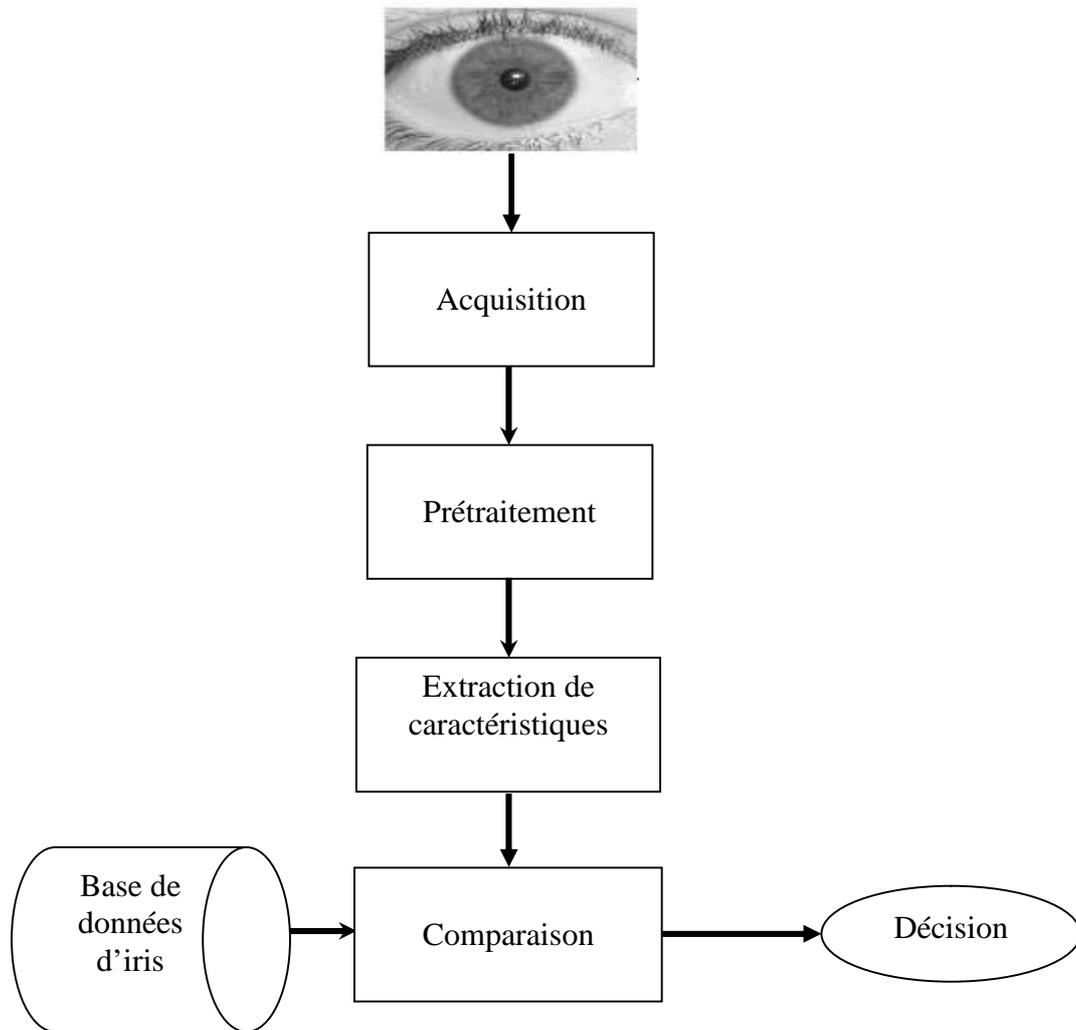


**Fig. 1.11 Composition d'un oeil humain : partie parfaitement annulaire de l'iris dans l'œil**

**1.3.2 Schéma global de vérification par reconnaissance d'iris.**

Un tel système peut se décomposer en deux unités principales (voir fig.1.12) :

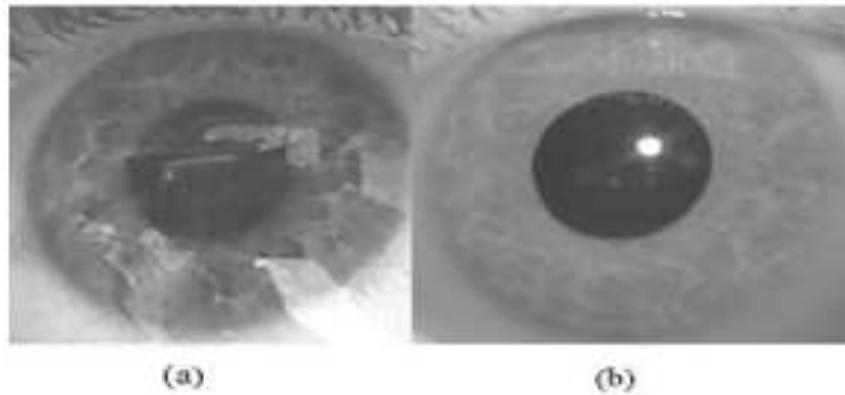
- ✓ une unité optique de capture de l'image de l'iris (dispositif de vision).
- ✓ une unité de traitement des données (extraction et comparaison des informations discriminantes avec celles stockées préalablement lors de l'enrôlement).



**Fig. 1.12** Schéma général d'un système de reconnaissance d'iris

### 1.3.3 L'acquisition

L'acquisition d'une image d'iris peut s'effectuer avec une caméra monochrome. Mais du fait de la réflexion spéculaire des sources lumineuses environnantes sur la cornée (comme montre la figure (1.13.a), La capture d'image d'un iris s'effectue généralement dans le domaine du proche infrarouge (non visible, donc non éblouissant pour l'utilisateur) (figure (1.13.b) [1].



**Fig.1.13 Image d'un iris capturé, (a) dans le visible (b) dans le proche infrarouge**

### 1.3.4 Traitement des données

Toutes les méthodes proposées reposent sur le même principe qui se décompose en quatre étapes :

- Localisation de l'iris au sein de l'image.
- Normalisation des dimensions des données.
- Extraction de caractéristiques discriminantes.
- Comparaison des informations.

On constate que la troisième étape est un élément clef du traitement, dans la mesure où le choix des procédés à employer pour les autres étapes est souvent fixé par la manière de coder l'information.

Concernant l'implémentation d'un algorithme de vérification d'identité d'individus par reconnaissance de l'iris. Nous proposons une chaîne algorithmique inspirée dans sa globalité de la méthodologie introduite par le Professeur J.Daugman [3]. Cette chaîne algorithmique se décompose en quatre tâches :

1. Localisation de l'iris au sein de l'image, exploitant la transformée de Hough suivant les gradients décomposés ou les Intégré-différentiels [3; 9].
2. Représentation de la texture dans un repère cartésien.
3. Extraction de caractéristiques (extraction du code), en utilisant soit les moments de Zernike, soit en exploitant les Ondelettes.
4. Comparaison des signatures d'iris (identification), en utilisant soit l'approche neuronale soit d'autres procédés jugés efficaces.

**1.4 Conclusion**

Dans ce chapitre nous avons vu l'émergence des méthodes biométriques de reconnaissance et des problèmes qui en découlent. Les caractéristiques d'iris ainsi que la structure globale d'un système de reconnaissance d'iris ont également été décrit; il s'agit à l'heure actuelle de la technique biométrique la plus aboutie (extrêmement fiable). Dans la suite de ce travail nous nous intéresserons à un système complet de vérification d'iris basé sur l'extraction des caractéristiques les plus discriminantes (code d'iris, etc.).

## Chapitre 2

# Traitement de l'image et l'extraction de code d'iris

### 2.1 Introduction

Les performances d'un système de reconnaissance d'iris sont étroitement liées à la qualité des images acquises. Or l'acquisition d'une image bien définie d'un iris nécessite un éclairage par LED proche infrarouge et une lentille spécifique, qui contraignent l'utilisateur à être extrêmement coopératif. La texture de l'iris est peut être détériorée par différents types de bruits : les cils, les paupières et les reflets qui peuvent être considérés comme des bruits occultants, et peut être masquée par des bruits de flou que ce soit d'acquisition ou de bougé et cela rendant la segmentation plus difficile.

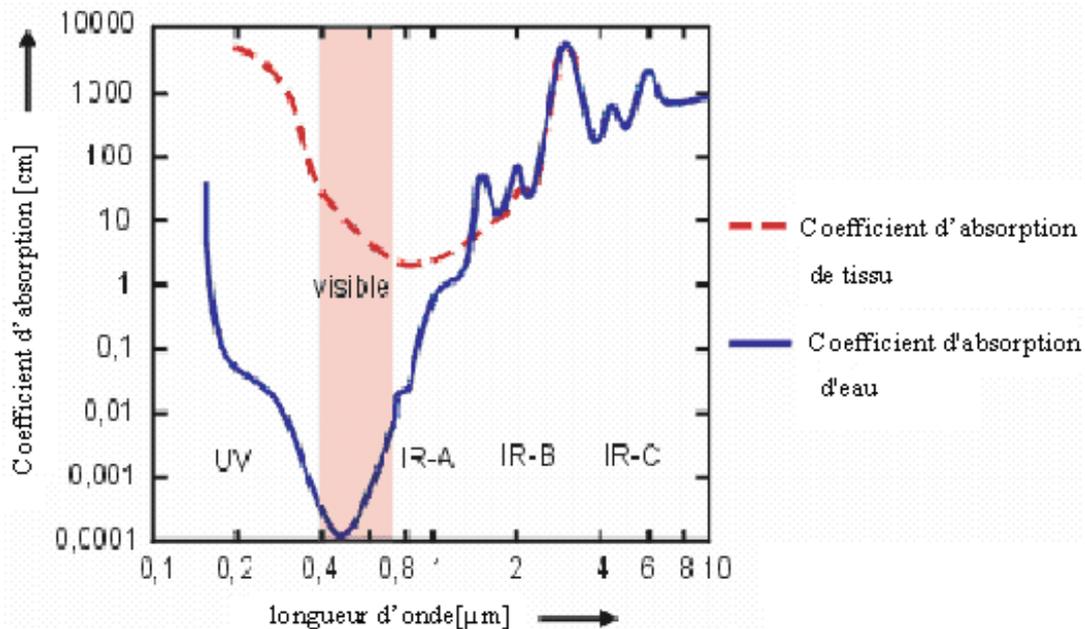
Afin de fournir l'identification précise des individus, l'information la plus distinctive actuelle dans un modèle d'iris doit être extraite. Seulement les dispositifs significatifs de l'iris doivent être codés de sorte que des comparaisons entre les calibres puissent être faites. La plupart des systèmes d'identification d'iris se servent d'une décomposition de passage de bande de l'image d'iris pour créer un calibre biométrique.

Dans la suite nous aborderons les différentes techniques de la segmentation (extraction de l'iris), et les techniques d'extraction d'un code à partir de la texture d'iris normalisée.

### 2.2 Acquisition de l'iris

L'acquisition d'une image d'iris est considérée comme l'une des plus difficiles en biométrie. En effet, l'iris est un objet de petite taille, sombre, localisée derrière la cornée qui constitue un miroir hautement réfléchissant. Toutes ces caractéristiques font un objet très difficile à photographier. Premièrement, l'iris est sombre, il faut donc l'éclairer mais en même temps l'iris est sensible à la lumière et de fortes illuminations peuvent engendrer des malaises chez l'utilisateur. Deuxièmement, l'iris est un objet de petite taille (environ 1cm de diamètre) il est alors impératif d'utiliser des focales très puissantes ou de rapprocher l'iris de l'objectif mais on sans risque, car dans ce dernier cas, on rapprocherait l'iris de la source d'illumination ce qui pourrait nuire aux personnes. Enfin l'iris est une surface dite Lambertienne [10], c'est-à-dire une surface qui réfléchit la lumière dans toutes les directions et derrière la cornée situé un miroir hautement réfléchissant. Ces deux dernières caractéristiques font que si aucune

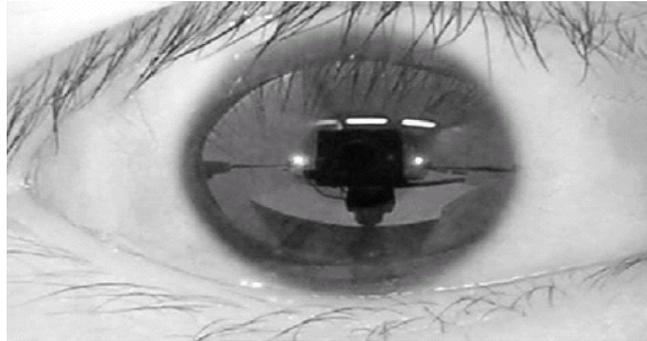
technique particulière n'est employée, l'iris photographié sera couvert par des reflets de toutes les sources lumineuses présentes dans l'environnement d'acquisition. Il est à noter que différentes longueurs d'ondes de l'illumination engendrent un pouvoir de pénétration de la cornée différent et donc un taux de réflexion sur l'iris plus grand lui aussi [11]. Ce principe est illustré à la figure (2.1).



**Fig.2.1 Taux d'absorption de la lumière en fonction de la longueur d'onde**

D'un autre côté, selon leurs longueurs d'ondes, les différents types d'illumination ne sont pas sans danger pour les yeux humains. Il convient alors d'étudier tant en termes de longueur d'onde que de puissance, les illuminations adéquates pour réussir le meilleur rapport sûreté taux de pénétration de la cornée. La première solution serait d'utiliser un dispositif d'illumination en lumière visible. La figure (2.2) montre un iris acquis sans condition particulière. Il est clair qu'avec ce genre d'image aucun traitement de reconnaissance n'est possible. Les réflexions proviennent de toutes les sources lumineuses présentes dans la salle d'acquisition ; tube néon, fenêtre, écran du PC... Afin de couvrir ces réflexions, une solution serait d'utiliser une forte source lumineuse qui viendrait couvrir toutes les autres pour qu'on puisse récupérer une image d'iris sans reflet à part celui généré par la source lumineuse additionnelle. Ce procédé d'acquisition utilisant un flash de côté et une lampe de bureau afin d'illuminer encore plus l'iris. L'image en figure (2.3) est un exemple d'image d'iris obtenue

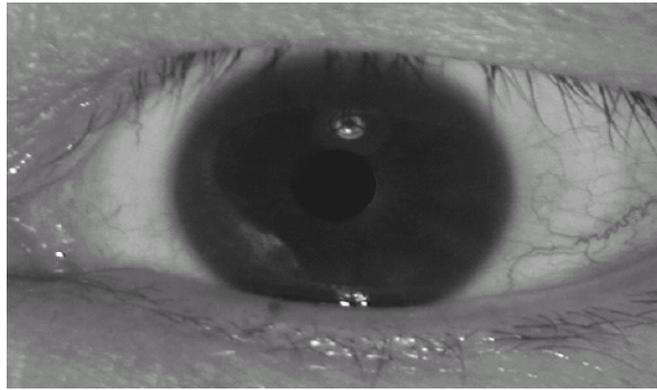
[10]. Il s'avère effectivement que les reflets qu'on a pu constater sur l'image de la figure (2.2) ont disparus.



**Fig. 2.2 Image acquise en lumière visible, conditions normales d'acquisition [3]**

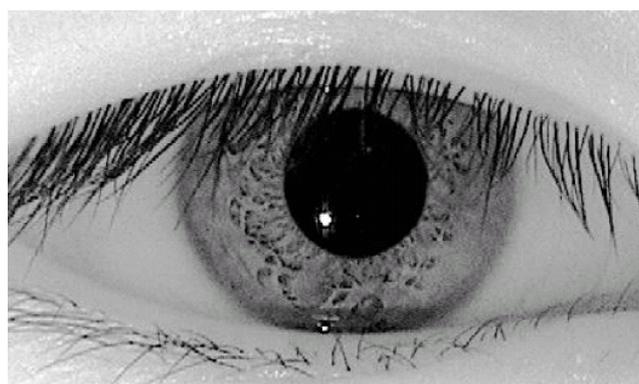
Une deuxième option, adoptée par tous les industriels de la reconnaissance de l'iris qui correspond à la norme ISO [11] est l'utilisation d'une ou plusieurs sources infrarouge comme illuminateur puissant. La figure (2.4) montre le même iris que celui de la figure (2.2) mais acquis avec une lumière infrarouge. L'infrarouge possède deux avantages majeurs sur la lumière visible. Premièrement, la lumière est invisible, l'utilisateur ne sera pas aussi gêné qu'en lumière visible par une puissante illumination. Le deuxième avantage est que le proche infrarouge comme indiqué dans la figure (2.1) possède un pouvoir de pénétration de la cornée largement plus grand que celui de la lumière visible et il est ainsi possible de récupérer une richesse de texture supérieure à celle obtenue en lumière visible surtout pour les iris sombres. Le seul inconvénient possible vis-à-vis de la lumière visible est l'impact de l'utilisation du proche infrarouge sur la sécurité de l'œil.

Des études ont montré que vu le temps d'acquisition, les longueurs d'ondes utilisées et les puissances nécessaires pour acquérir des images d'iris de bonne qualité, le procédé est complètement sans conséquence pour la sûreté de l'œil (dit 'eye-safe') [10].



**Fig. 2.3 Image acquise en lumière visible, avec l'utilisation d'un flash et d'une lampe de bureau**

Généralement, les systèmes d'acquisition d'iris acquièrent une image d'iris de 30 à 50 cm, utilisant de une à quatre diodes LED de longueurs d'onde différentes. L'iris obtenu a un diamètre compris entre 100 et 200 pixels. Il a été prouvé récemment que la capture d'une image d'iris de bonne qualité avec une coopération minimale de l'utilisateur était possible. Les travaux du groupe Sarnoff ont débouché sur la création du produit 'Iris On the Move' où les personnes sont identifiées à la volée jusqu'à 3m de distance entre eux et la caméra, et cela le long d'un corridor. Une caméra 5 méga pixels à 15 trams/secondes (frames/secondes) et une focale de 210 mm sont requises. Des diodes LED proche infrarouge à haute puissance sont elles aussi nécessaires [10].

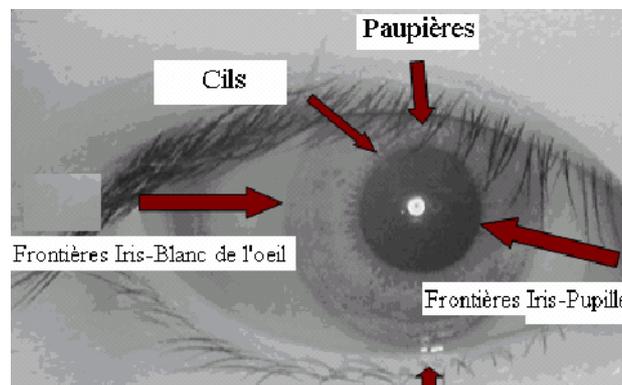


**Fig. 2.4 Image acquise en infrarouge [3]**

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

### 2.3 Segmentation de l'iris

La segmentation de l'iris est la première étape dans un processus de reconnaissance. Elle consiste à isoler la texture de l'iris du reste de l'image de l'œil acquise par un quelconque capteur. La région de l'iris comme illustrée dans la figure (2.5) est entourée par des frontières extérieures (iris-blanc de l'œil) et des frontières intérieures (iris-pupille).



**Fig. 2.5 Une image d'iris avec les différentes parties à détecter**

La pupille est un trou noir à l'intérieur du disque de l'iris, presque circulaire. En acquisition proche infrarouge, cette région peut être considérée comme la région à plus fort contraste. Généralement quelques reflets dus à l'utilisation des diodes LED proche infrarouge sont localisés à l'intérieur de la pupille (voir fig.2.5). Ces reflets dépendent du nombre de diodes LED, de leur puissance et de la position de l'œil par rapport à la caméra lors de l'acquisition. Ces reflets peuvent être utilisés pour faciliter la détection de la pupille et aussi comme moyen d'assigner une mesure de flou à l'image. La frontière extérieure de l'iris est la séparation entre le disque de l'iris et le blanc de l'œil. Une acquisition en proche infrarouge complique la tâche de segmentation car le contraste blanc de l'œil-iris est très faible dans de telles conditions d'acquisition. En plus, cette frontière est en grande partie couverte par d'autres régions telles que les cils ou les paupières [13].

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

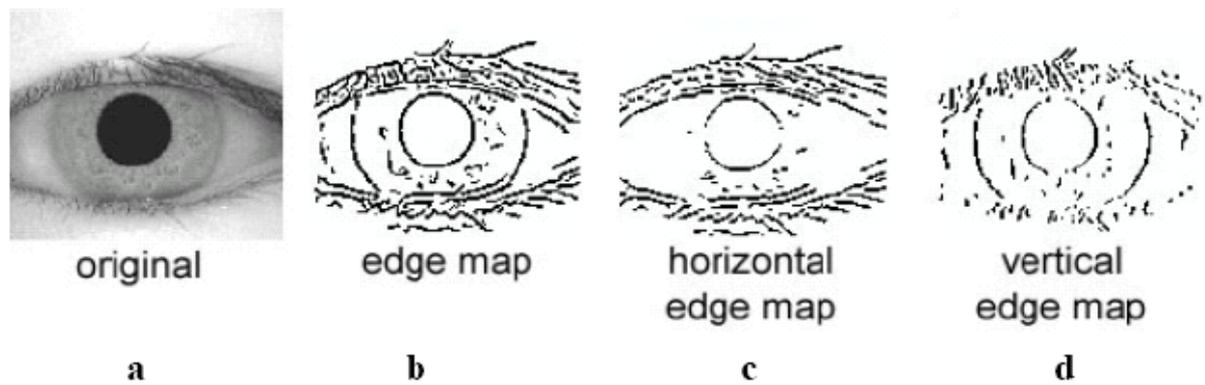
Notre objectif est de localiser les frontières pupille-iris et iris-blanc de l'œil ainsi que d'extraire de l'image de l'œil différents éléments qui sont considérés comme bruits.

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

#### **2.4.1 La transformée de Hough**

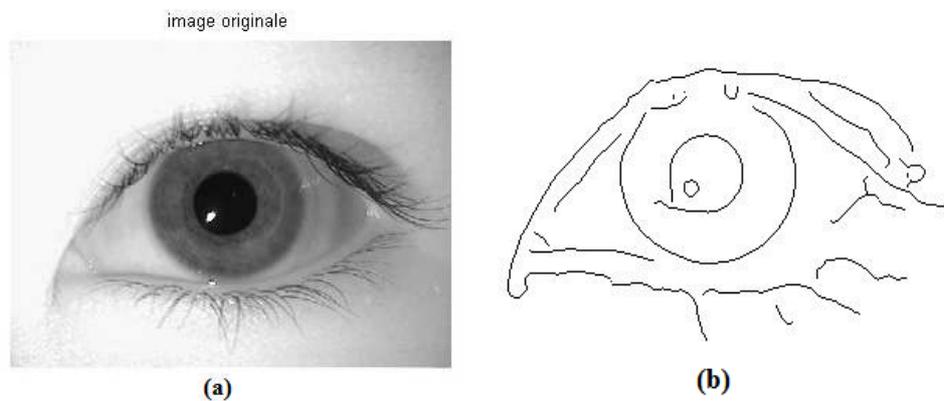
La transformée de Hough est une technique qui peut être utilisée afin d'isoler des objets de formes géométriques simples dans l'image. En général, on se limite aux lignes, cercles ou ellipses présents dans l'image. L'un des grands avantages de la transformée de Hough est qu'elle est tolérante aux occlusions dans les objets recherchés et demeure relativement inaffectée par les bruits. Les objets à détecter dans l'image de l'œil (iris, pupille, paupières) sont circulaires ou ellipsoïdaux et donc se prêtent bien à une détection par la transformée de Hough. Wildes a été le premier à introduire cette méthode dans le contexte de la segmentation de l'iris [14]. Les étapes de la transformée de Hough sont les suivantes :

- Une image de contours est générée par une quelconque méthode de génération de contours. Plusieurs images de contours obtenues par la méthode Canny [13] sont montrées sur la figure (2.6).
- Un processus de vote est mis en place sur l'image de contours obtenue. Chaque point de contour vote pour les cercles dont il appartient et le cercle qui obtient le plus de vote est le cercle recherché. Parfois cette méthode est lourde surtout lorsque beaucoup de points de contours sont détectés et si nous avons une connaissance à priori sur la localisation du cercle recherché. Dans ce cas, nous comptabilisons pour chaque cercle dans la zone recherchée, les points de contours appartenant à ce cercle. Le cercle qui possède le plus de points de contours est le cercle recherché [13].



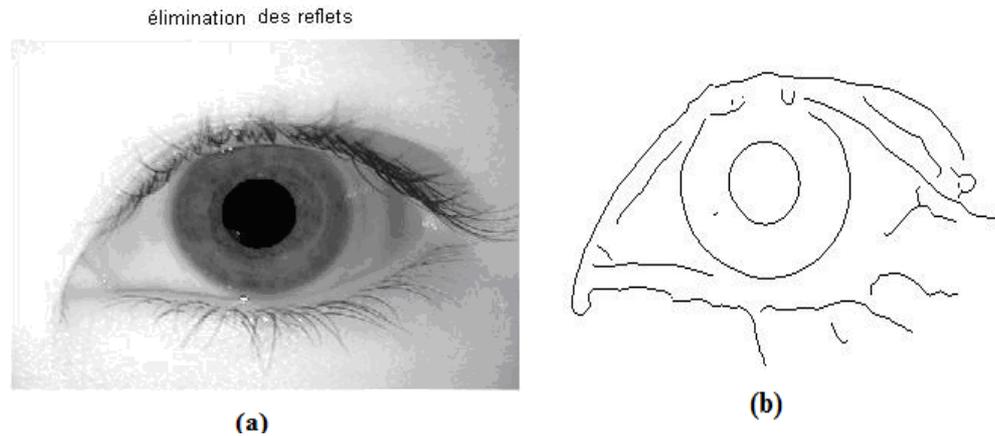
**Fig. 2.6 (a) Image de l'œil, (b) différentes images de contours par la méthode Canny selon que l'on considère des contours diagonaux, (c) horizontaux ou (d) verticaux**

Dans notre cas on utilise des images de la base de données [15], où quelques reflets sont localisés à l'intérieur de la pupille. Avant d'appliquer la méthode de Canny aux images d'entrées pour extraire les contours de la pupille et de l'iris, on doit d'abord éliminer ces reflets pour ne pas avoir des contours à l'intérieure de la pupille (voir fig.2.7).



**Fig 2.7 (a) image originale avec reflet, (b) image segmentée avec reflet**

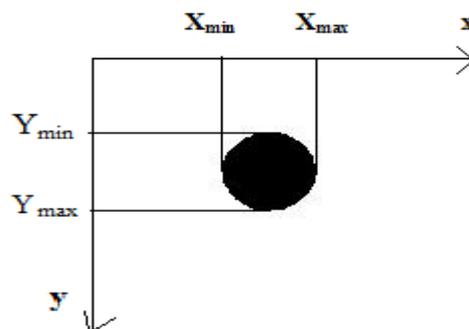
En plus de ça pour éviter l'erreur à la segmentation (détection du contour d'iris), comme montré dans la figure (2.7).



**Fig. 2.8 (a) image originale sans reflet, (b) image segmentée sans reflet**

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

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



**Fig. 2.9 Détermination du rayon et du centre de la pupille**

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

$$R_p = (x_{\max} - x_{\min}) / 2 \quad (2.1)$$

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

$$y_p = R_p + y_{\min}$$

Après avoir déterminé  $C_p(x_p, y_p)$  on peut extraire le rayon de l'iris  $R_i$  : à partir du centre de la pupille en partant de ce point ( $C_p$ ) que nous avons trouvé, nous avançons jusqu'à trouver

un deuxième contour. Nous notons alors le point ( $X_i$ ) où nous sommes arrivés: il appartient au bord de l'iris (voir fig.2.10).

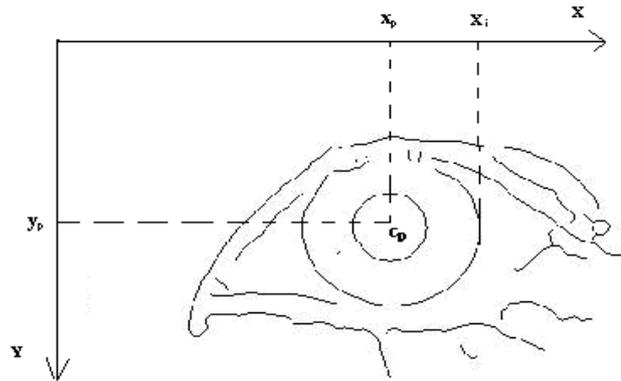


Fig. 2.10 Détermination le Rayon de l'iris

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

À partir de ces équations on peut facilement isoler la région de l'iris, (voir la figu.2.11).

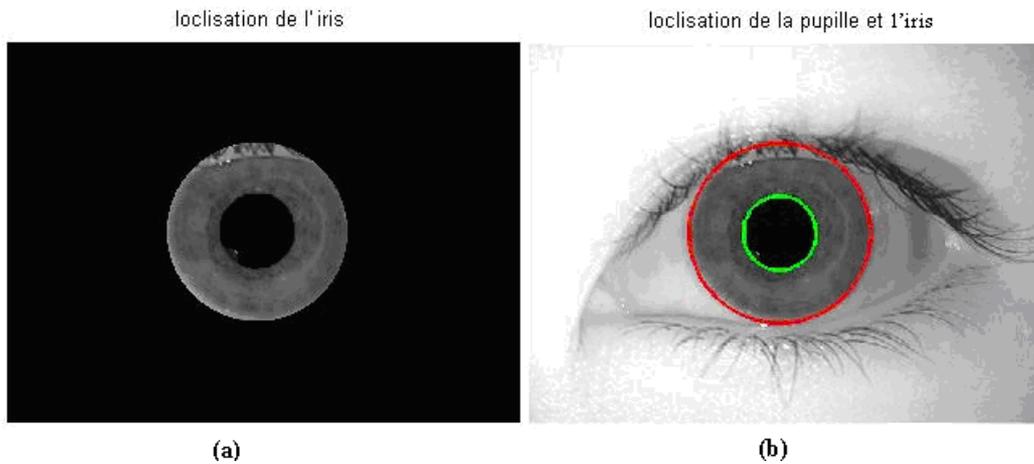


Fig. 2.11 (a) région de l'iris, (b) localisation de la pupille et de l'iris

2.4.2 La méthode par détecteur de contours circulaires

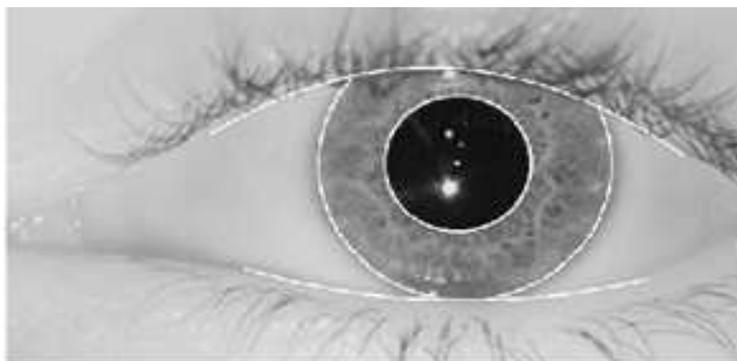
Avant Wildes, Daugman avait proposé une méthode de détection de l'iris, de la pupille et des paupières basée sur la mesure d'un opérateur intégréo-différentiel [3;16] défini par l'expression suivante:

$$\max_{(r, x_0, y_0)} = \left| G_{\sigma}(r) * \frac{\partial}{\partial r} \oint_{r, x_0, y_0} \frac{I(x, y)}{2\pi r} ds \right| \quad (2.3)$$

$$\text{Avec : } G_{\sigma}(r) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{r^2}{2}}$$

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

La méthode intégréo-différentielle peut être vue comme une généralisation de la méthode de la transformée de Hough. En effet, elle utilise une image de gradient afin de rechercher un contour géométrique bien défini. Puisqu'elle utilise l'image du gradient sans seuillage, cette méthode ne souffre pas de problèmes de recherche de points de contours et donc d'élaboration de stratégie pour trouver des seuils. Par contre, cette méthode est plus sensible aux bruits car ces derniers engendrent des gradients très forts qui peuvent fausser la moyenne du gradient sur un cercle et attirer le contour vers leurs positions. La figure (2.12) montre une image segmentée par la méthode intégréo-différentielle.



**Fig. 2.12** Segmentation de l'iris par la méthode intégréo-différentielle [3].

Quelque soit la méthode utilisée (Transformée de Hough ou détecteur intégral-différentiel), une modélisation a priori des contours recherchés par des formes géométriques est nécessaire. En effet, les contours extraits de l'iris et de la pupille sont approximés par des cercles alors que les paupières sont approximés par des lignes, des ellipses ou des arcs de cercle. Toutes ces hypothèses, même si elles restent grossièrement correctes, elles ne sont pas réalisées pour autant. En effet, la pupille n'est souvent pas parfaitement circulaire et peut subir quelques déformations en particulier à cause de l'angle de prise de vue. L'iris non plus ne peut pas être considéré comme un cercle car il est couvert par les paupières sur les parties supérieures et inférieures.

Pour toutes ces raisons, d'autres méthodes misent en œuvre pour la détection des contours de l'iris et des bruits occultants qui ne soient pas limitées aux formes géométriques connues. Pour réaliser ce genre d'opération, M. Kass, A. Witkin, et D. Terzopoulos, utilisent deux méthodes différentes, celle basée sur les contours actifs [17] et une méthode statistique modèle à mixtures de gaussiennes GMM.

### 2.4.3 Les contours actifs

L'idée d'utiliser les contours actifs pour une détection des paupières, de l'iris et de la pupille a été évoquée par Masek dans sa thèse [13]. Plus récemment Daugman et Xiaomei Liu [18; 19] ont publié des documents indiquant qu'ils ont utilisé les contours actifs comme moyen d'isoler l'iris du reste des régions de l'œil. L'idée principale de cette méthode est de déplacer les points de contrôle pour les rapprocher le plus possible des contours d'intérêt. Elle est basée sur les notions d'énergies interne et externe dont le but est de minimiser l'énergie totale présente le long de la courbe.

L'énergie d'un contour dépend de sa forme et de sa position dans l'image. Ces deux paramètres définissent les forces intérieures et extérieures du contour.

Un contour est défini d'une manière paramétrée par :

$$V(S) = [X(S), Y(S)] \quad (2.4)$$

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

$$E_{Snaks} = E_{interne} + E_{externe} \quad (2.5)$$

L'énergie interne est divisée en deux sous énergies :

1) La force d'élasticité : elle contrôle la tension du contour actif et empêche le contour de se rétracter mais aussi l'extension de ce dernier.

2) La force de courbure: Cette force contrôle la rigidité du contour. Pendant le processus de déformation, elle essaye de lisser le contour.

L'énergie externe est la dérivée de l'intensité de l'image. Son but est d'attirer la courbe au plus près du contour d'intérêt. Cette énergie est la nature de l'attraction vers les contours intéressants.

Il existe plusieurs méthodes pour calculer les forces extérieures toutes basées sur le calcul du gradient. Chenyang XU a proposé une approche appelée: le champ GVF (Gradient Vector Flow). Cette approche permet de prendre en compte l'ensemble de l'image pour le calcul des forces extérieures et donc a l'avantage de ne pas dépendre du contour initial. Dans la pratique l'utilisation de ce champ donne effectivement de meilleurs résultats [17].

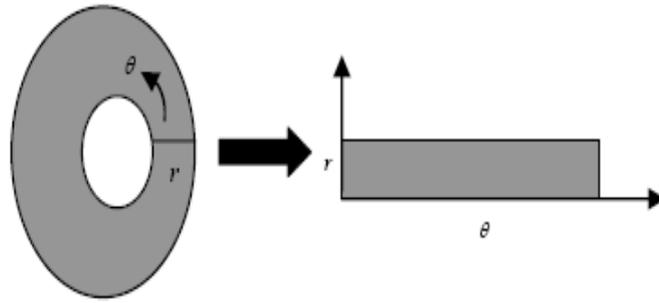
## **2.5 Normalisation de l'iris**

### **2.5.1 Méthode pseudo-polaire**

L'iris est un disque irrégulier. Ces irrégularités sont dues à la dilatation et contraction de la pupille, au fait que les deux cercles ne sont pas concentriques et au fait des changements non linéaires de la texture de l'iris. Ces caractéristiques ont poussé Daugman à développer une méthode de normalisation pseudo-polaire du disque de l'iris appelée la méthode 'Rubber Sheet' dont une signification imagée pourrait être vu comme une tentative d'étendre le disque de l'iris comme du caoutchouc. Cette méthode est pseudo-polaire car les deux cercles de l'iris et de la pupille ne sont pas concentriques. Le procédé peut être expliqué de la manière suivante :

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

$$\begin{aligned}x(r, \theta) &= (1-r)x_p(\theta) + rx_s(\theta) \\y(r, \theta) &= (1-r)y_p(\theta) + ry_s(\theta)\end{aligned}\tag{2.6}$$



**Fig. 2.13 Transformation en pseudo-polaire**

Où  $X_p(\theta)$  représente l'abscisse du point de la frontière détectée de la pupille dont le segment qui passe par ce point et le centre de la pupille fait un angle  $\theta$  avec une direction choisie. De même  $Y_p(\theta)$  représente l'ordonnée de ce même point, alors  $X_s(\theta)$ ,  $Y_s(\theta)$  représentent les coordonnées des points obtenus par le même principe mais sur le contour de l'iris. L'image de la figure (2.14) montre une image normalisée obtenue par ce processus qui est rectangulaire et de taille constante, généralement la taille choisie est de 80\*512 pixels. La largeur de l'image représente la variation sur l'axe angulaire alors que la hauteur représente les variations sur l'axe radial.



**Fig. 2.14 Image d'iris normalisée**

### 2.5.2 La méthode de Wildes

Wildes a été le premier et l'unique jusqu'à ce jour à proposer une méthode alternative et complètement différente de celle de Daugman. Les différences se situent dans toutes les phases de traitement incluant : la capture de l'iris, la segmentation, la normalisation et la reconnaissance. En segmentation, Wildes a proposé une méthode basée sur la transformée de Hough circulaire et elliptique.

La normalisation s'effectue en alignant une image  $I_a(x,y)$  avec la référence  $I_d(x,y)$  en utilisant une fonction de transformation des pixels  $u(x,y), v(x,y)$  telle que les niveaux de gris dans  $I_a(x-u(x,y), y-v(x,y))$  et  $I_d(x,y)$  soient les plus proches possible. D'une manière générale les fonctions  $u$  et  $v$  doivent minimiser l'intégrale suivante :

$$\iint_{xy} (I_d(x, y) - I_a(x - u, y - v))^2 dx dy \quad (2.7)$$

Avec la contrainte de transformation suivante :

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} - sR(\phi) \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (2.8)$$

Où S et R représentent respectivement le facteur d'échelle et la matrice de rotation par un angle  $\phi$ . En utilisant une méthode de minimisation itérative, il est possible de déduire les valeurs de s et de  $\phi$  [13].

## 2.6 Extraction des caractéristiques :

Jusqu'à présent, les chercheurs sont parvenus à isoler la région de l'iris porteuse d'information et à la placer d'une façon bien déterminée dans une matrice. Il s'agit maintenant de traiter cette région d'iris pour localiser les caractéristiques significatives et ainsi permettre l'identification d'un individu déterminé lors d'une comparaison avec d'autres iris.

Dans la reconnaissance par iris, la plupart des méthodes que l'on trouve dans la littérature utilisent différents types d'ondelettes ou de filtrages par fenêtre et la recherche sur ce sujet est encore d'actualité. A titre d'exemple, John Daugman [3] utilise les filtrages à deux dimensions de Gabor. Wilds [14], quant à lui, se sert du passage à zéro d'ondelettes à une dimension. Lim et son équipe ont une approche mixte: elle combine les ondelettes de Haar à deux dimensions à la 4ème échelle et un réseau neuronal. D'autres techniques telles que les ondelettes de Daubechies<sup>4</sup>, ou encore ondelettes biorthogonales sont aussi employées. Masek [13] a étudié en 2003 l'application d'une ondelette Log-Gabor et a constaté qu'elle présentait de bonnes qualités d'analyse dans le cas de l'iris.

### 2.6.1 Utilisation du filtre de Gabor

Daugman a utilisé le filtre de Gabor à 2 dimensions (2D) [3] afin de coder le modèle d'iris, il démodule la sortie du filtre afin de comprimer les données. Ceci est fait par quantification de l'information de phase dans quatre niveaux. Il a été montré par Oppenheim et Lim que l'information de phase, plutôt que celle de l'amplitude fournit les informations les plus significatives dans une image. Ces quatre niveaux sont représentés en utilisant deux bits de donnée, Un total de 2048 bits est calculé pour tout le calibre. La démodulation et le processus de quantification de phase peuvent être représentés comme :

$$h_{\{Re,Im\}} = \text{sgn}_{\{Re,Im\}} \iint_{\rho, \phi} I(\rho, \phi) e^{-iw(\theta_0 - \phi)} e^{-(r_0 - \rho)^2 / \alpha^2} e^{-(\theta_0 - \phi)^2 / \beta^2} \rho d\rho d\phi \quad (2.9)$$

Où  $(r_0, \theta_0)$  indique la fréquence centrale du filtre,  $(\alpha, \beta)$  indiquent la largeur et la longueur efficaces,  $I(\rho, \phi)$  est une image d'iris dans un système du même rang polaire sans dimension et  $h$  peut être considéré comme un bit complexe dont la partie réelle et imaginaire dépend du signe de l'intégrale 2D [13].



Fig. 2.15 Exemple de code d'iris généré par la méthode Daugman [3]

### 2.6.2 Le Filtrage de Log-Gabor

Le filtre de Gabor qui est généralement utilisé fournit un bon compromis entre le domaine spatial et fréquentiel. Puisque qu'il n'y a qu'une seule ondelette utilisée, cette propriété de Gabor joue un rôle important. En consultant les diverses études disponibles sur le processus de codage, on rencontre un désavantage lié au choix de l'ondelette que présente la partie réelle du filtre introduit une composante continue puisque la valeur à la fréquence zéro de la transformée de Fourier du filtre de Gabor n'est pas nulle. Cette composante continue est déterminée par l'illumination et n'apporte que l'information des conditions de prise des photos. Puisque dans le traitement de l'iris, nous nous intéressons seulement aux transitions des valeurs des pixels, cette composante doit être éliminée. Solution proposée dans la littérature [13] pour éliminer le problème exposé.

Il s'agit d'un filtre de Gabor dont l'échelle de fréquence est logarithmique. Il possède donc la réponse fréquentielle suivante :

$$G(f) = \exp\left(\frac{-(\log(f/f_0))^2}{2(\log(\sigma/f_0))^2}\right) \quad (2.10)$$

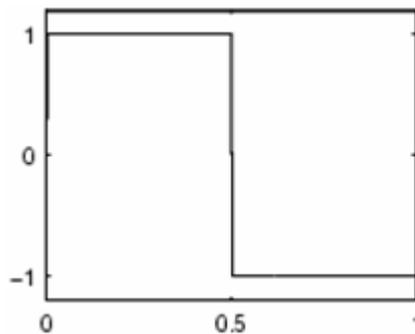
$f_0$  est la fréquence centrale et  $\sigma$  la largeur de bande du filtre. Les choix de  $f_0$  et  $\sigma$  dépendent du problème (qualité et propriétés des images de la base de données) et des applications du système.

**2.6.3 Décomposition en ondelettes de Haar**

En traitement d'image, les ondelettes orthogonales sont très utilisées car elles conduisent à des calculs rapides. Dans le cas de signaux d'une dimension (1D), le signal est décomposé en une approximation et un détail. En deux dimensions (2D), l'image est décomposée en une approximation et trois détails (horizontal, diagonal et vertical).

Nous utilisons les ondelettes de Haar illustrées dans la figure (2.16) et l'équation (2.9) comme une fonction de base pour extraire les caractéristiques de la région de l'iris.

$$H(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \in [0, 1/2] \\ -1 & \text{si } x \in [1/2, 1] \end{cases} \tag{2.11}$$



**Fig.2.16 Ondelette de Haar**

La figure (2.17) présente les sous-images après la transformation. Les désignations H et L représentent respectivement le filtre passe-haut et le filtre passe-bas et HH indique que le filtre passe-haut est appliqué aux signaux des deux axes (lignes puis les colonnes de la matrice associée à l'image). La texture de l'iris est décomposée sur 4 niveaux, et le vecteur de caractéristiques d'un iris est construit en combinant la sous-image HH4 (4ème niveau) avec l'intensité moyenne des 3 autres sous-images HH1, HH2 et HH3.

Afin de réduire le temps de calcul pour manipuler le vecteur de fonctionnalité, nous quantifions chaque valeur réelle en valeur binaire en convertissant simplement la valeur positive en '1' et la valeur négative en '0' [20].



Fig.2.17 forme de décomposition en sous-bandes par l'ondelette de Haar

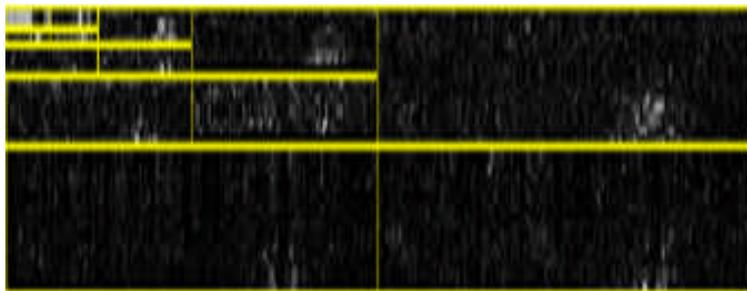


Fig.2.18 Texture d'iris décomposé en sous- images par ondelette de Haar

2.6.4 Passages par zéro de l'ondelette 1D

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

$$\psi(x) = \frac{d^2 \theta(x)}{dx^2} \tag{2.12}$$

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

$$w_s f(x) = f * \left( S^2 \frac{d^2 \theta(x)}{dx^2} \right) (x) \tag{2.13}$$

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

Où :  $\theta_s = (1/s)\theta(x/s)$  (2.14)

## **Chapitre 2                      Traitement de l'image et l'extraction de code d'iris**

$W_s f(x)$  est proportionnelle à la dérivée seconde de  $f(x)$  lissée par  $\theta_s(x)$ , et le passage à zéro de la transformation correspond à des points d'inflexion dans  $\theta_s * f(x)$ . La motivation de cette technique est que les passages par zéro correspondent à des points importants avec la région de l'iris [13].

### **2.7 Conclusion**

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

## Chapitre 3

# Identification d'iris et Réseaux de neurones

### 3.1 Introduction

Dans le contexte de la reconnaissance automatique de forme, il est nécessaire de disposer d'un algorithme simple et efficace surtout lorsqu'il s'agit d'explorer une grande base de données. L'objectif principal de reconnaissance est de faire correspondre l'iris inconnu avec l'iris stocké préalablement dans la base de données et de déterminer si la fonction inconnue vient de l'iris authentique ou celui d'un imposteur.

Dans ce chapitre nous présenterons d'abord les différentes méthodes d'identification, en insistant plus particulièrement sur l'utilisation des réseaux de neurones pour la reconnaissance d'individus par l'iris.

### 3.2 Les différentes méthodes d'identification d'iris

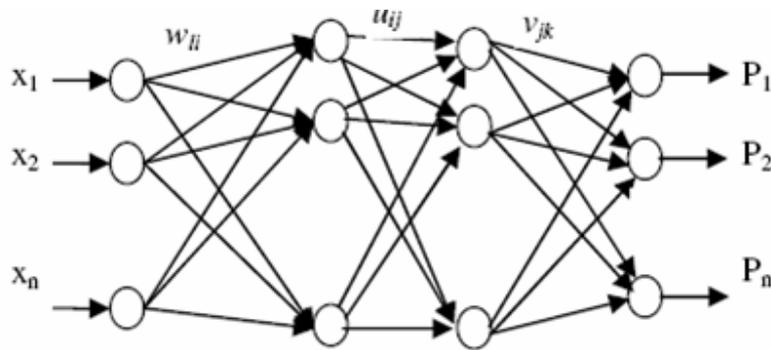
Dans la littérature, plusieurs techniques ou méthodes d'identification sont utilisées à savoir : les distances Euclidiennes [14; 22], Les réseaux de neurones [23], la distance de Hamming [15; 21], le cosinus de Similarité [21], la distance de Hausdroff [21], ....etc. Parmi ces méthodes on a :

#### 3.2.1 Les Réseaux de Neurones

Concernant les approches par réseaux de neurones, issues de la psychologie cognitive, on distingue essentiellement cinq architectures de modèles les plus fréquemment utilisés: auto-associateurs linéaires, réseaux à retro-propagation d'erreur, fonctions de rayon (Radial Basis Functions), réseaux d'optimisation de coût (ex : réseau de Hopfield), et architecture à lien dynamique qui autorise une certaine flexibilité/évolution des connexions entre neurones ou sous-groupes de neurones [1].

L'utilisation des réseaux de neurones (RN) pour la classification de modèle d'iris d'une personne se déroule comme suit : Les iris détectés après la normalisation et le prétraitement pour réduire la taille du réseau de neurone. Alors les images sont représentées par des matrices. Ces

matrices (images) contiennent les valeurs de gris de la texture du modèle d'iris. Ces valeurs sont des signaux d'entrée pour le réseau de neurones. La structure neuronale du réseau utilisé par Rahib Hidayat Abiyev et Koray Altunkaya [23] est donnée par la figure (3.1).



**Fig.3.1 Architecture de réseaux**

Où :

$x_1, x_2, \dots, x_m$  sont des valeurs d'entrée des niveaux de gris qui caractérise l'information de texture de l'iris,  $P_1, P_2, \dots, P_n$  sont des modèles de sortie qui caractérisent l'iris. La  $k^{\text{ème}}$  sortie du réseau est déterminée par la formule :

$$p_k = f\left(\sum_{j=1}^{h_2} v_{jk} \cdot f\left(\sum_{i=1}^{h_1} u_{ij} \cdot f\left(\sum_{l=1}^m w_{li} x_l\right)\right)\right) \quad (3.1)$$

Où  $V_{jk}$  sont les poids entre la couche cachée et la couche de sortie du réseau,  $U_{ij}$  sont les poids entre les couches cachées,  $W_{li}$  sont les poids entre la couche d'entrée et la première couche cachée,  $f$  est la fonction d'activation utilisée dans les neurones.  $m$  est le nombre de composantes d'entrée,  $h_1$  et  $h_2$  sont le nombre de neurones dans les deux couches cachées,  $n$  est le nombre de neurones de sortie ( $k = 1, \dots, n$ ).

**3.2.2 La distance Euclidienne (MED) [21]**

La mesure de la distance entre deux signatures permet de décider si deux signatures proviennent du même iris ou de deux iris différents. Elle est calculée selon l'expression suivante :

$$d_E(p, q) = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (p_i - q_i)^2} \quad (3.2)$$

Où  $M = K \times L$  est la dimension du vecteur caractéristique,  $p_i$  est la  $i^{\text{ème}}$  composante du vecteur caractéristique de l'échantillon, et  $q_i$  la  $i^{\text{ème}}$  composante du vecteur de l'échantillon inconnu.

### 3.2.3 Cosinus de similarité [21]

Une définition similaire peut être utilisée dans l'espace vectoriel, par laquelle le cosinus de l'angle entre deux vecteurs est défini comme :

$$d(p, q) = 1 - \frac{p}{\|p\|} \cdot \frac{q}{\|q\|} \quad (3.3)$$

Où  $p$  et  $q$  sont deux vecteurs caractérisant deux iris et  $(\|\cdot\|)$  indique la norme euclidienne.

$$\text{Avec : } 0 \leq \frac{p}{\|p\|} \cdot \frac{q}{\|q\|} \leq 1$$

Plus la valeur  $d(p, q)$  est petite, plus ces deux vecteurs  $p$  et  $q$  sont similaires.

### 3.2.4 La distance de Hamming [21]

La comparaison entre individus se fait à travers les codes de leurs iris. Une fois deux codes d'iris extraits, on calcule leur distance de Hamming  $d_H$  qui est donnée par :

$$d_H(p, q) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M p_i \oplus q_i \quad (3.4)$$

Où  $\oplus$  désigne OR exclusive (XOR),  $M$  la longueur de la séquence binaire,  $p_i$  la  $i^{\text{ème}}$  composante du vecteur échantillon figurant dans la base de données, et le  $q_i$  la  $i^{\text{ème}}$  composante du vecteur inconnu.

Plus la distance de Hamming est faible, plus les deux codes se ressemblent. Une distance '0' correspond à une parfaite correspondance entre les deux images alors que deux images de personnes différentes auront une distance de Hamming proche de '0.5'.

### **3.3 Introduction aux Réseaux de Neurones Artificiels**

Les réseaux de neurones sont composés d'éléments simples (ou neurones) fonctionnant en parallèle. Ces éléments ont été fortement inspirés par le système nerveux biologique. Comme dans la nature, le fonctionnement du réseau de neurone est fortement influencé par les connexions des éléments entre eux. On peut entraîner un réseau de neurone pour une tâche spécifique (reconnaissance de forme par exemple) en ajustant les valeurs des connexions (ou poids) entre les éléments (neurones).

En général, l'apprentissage des réseaux de neurones est effectué de sorte que pour une entrée particulière présentée au réseau corresponde une cible spécifique. L'ajustement des poids se fait par comparaison entre la réponse du réseau (ou sortie) et la cible, jusqu'à ce que la sortie corresponde (au mieux) à la cible. On utilise pour ce type d'apprentissage dit supervisé un nombre conséquent de paire entrée/sortie.

L'apprentissage par paquet (batch training) du réseau consiste à ajuster les poids et biais en présentant les vecteurs d'entrée/sortie de tout le jeu de données.

L'apprentissage pas à pas ou séquentiel (incremental training) consiste à ajuster les poids et biais en présentant les composantes du vecteur d'entrée/sortie les unes après les autres. Ce type d'apprentissage est souvent qualifié d'apprentissage en ligne (on line training) ou adaptatif (adaptive training) [24].

L'apprentissage permet aux réseaux de neurones de réaliser des tâches complexes dans différents types d'application (classification, identification, reconnaissance de caractères, de la voix, vision, système de contrôle...). Ces réseaux de neurones peuvent souvent apporter une solution simple à des problèmes encore trop complexes ne pouvant être résolus rapidement par les ordinateurs actuels (puissance de calcul insuffisante) ou par notre manque de connaissances.

La méthode d'apprentissage dite supervisée est souvent utilisée mais des techniques d'apprentissage non supervisé existent pour des réseaux de neurones spécifiques. Ces réseaux peuvent, par exemple, identifier des groupes de données (réseaux de Hopfield).

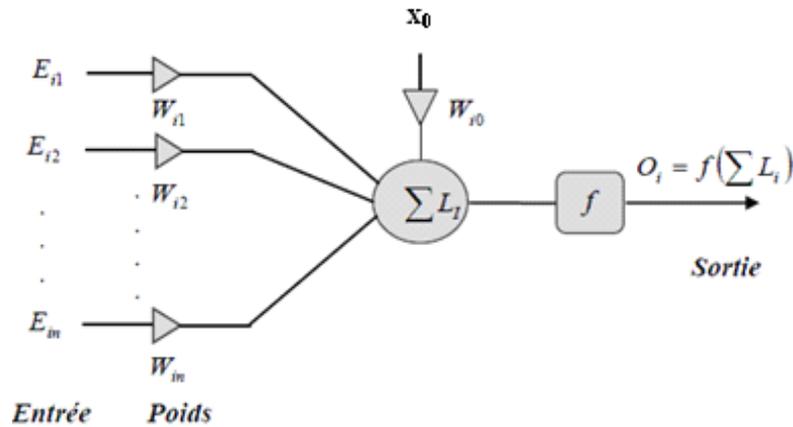
Les réseaux de neurones ont une histoire relativement jeune (environ 50 ans) et les applications intéressantes des réseaux de neurones n'ont vu le jour qu'il y a une vingtaine d'année (développement de l'informatique).

**3.3.1 Le neurone formel**

Le neurone formel est le modèle mathématique du neurone biologique. Il fait la somme pondérée de ses entrées, suivie d'une non linéarité (élément de décision pour les classificateurs) appelée fonction d'activation ou fonction de seuil.

Les entrées d'un neurone sont soit des entrées externes, soit des sorties d'autres neurones [22].

Le schéma d'un neurone formel est donné par la figure (3.2).



**Fig. 3.2 Schéma d'un neurone formel**

L'équation de sortie \$O\_i\$ du neurone i est donnée par :

$$o_i = f(L_i) \tag{3.5}$$

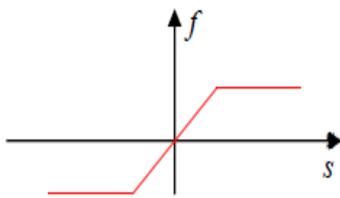
Où :

$$L_i = \sum w_{ij}^k E_{ij} - w_{io}^k x_0 \tag{3.6}$$

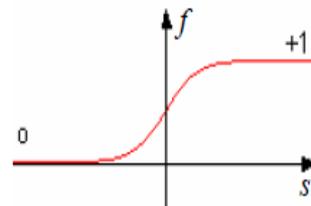
Les coefficients de pondération  $W_{ij}$  sont appelés coefficients synaptiques. Souvent, il y a un paramètre additionnel ( $W_{i0}, x_0$  avec  $x_0=1$ ), ce terme est considéré comme la valeur du seuil interne du neurone.

**3.3.2 Fonction d'activation**

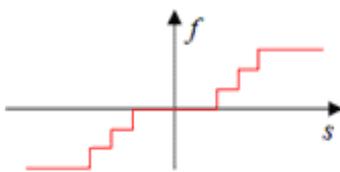
C'est une fonction présentée généralement par une non linéarité appelée aussi fonction de seuil. Elle permet de définir l'état interne du neurone en fonction de son entrée totale. Les fonctions les plus souvent utilisées sont représentées par la (figure 3.3) [24].



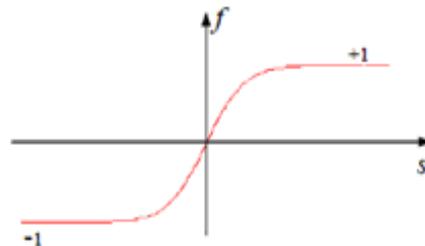
(a) Fonction linéaire avec seuil



(b) Fonction sigmoïde  $f(s) = \frac{1}{1 + e^{-s}}$

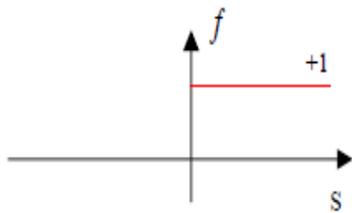


(c) Fonction à seuils multiples

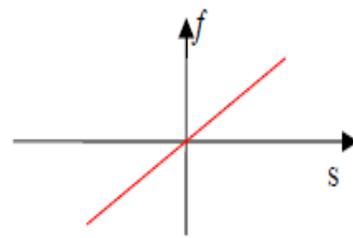


(d) Fonction sigmoïde bipolaire

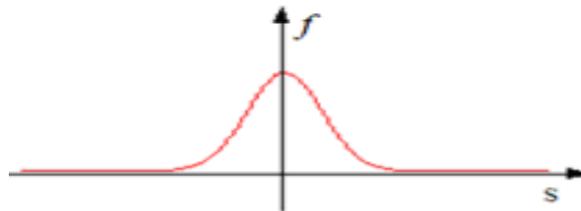
$$f(s) = \frac{1 - e^{-s}}{1 + e^{-s}}$$



(e) Fonction de Heaviside



(g) Fonction linéaire sans saturation



(f) Fonction stochastique

**Fig.3.3 Les différentes formes de la fonction d'activation**

Toutes les fonctions d'activation utilisées doivent être différentiables, car l'architecture du réseau de neurones l'impose pour que l'apprentissage soit possible [22].

### 3.3.3 Architecture des réseaux de neurones

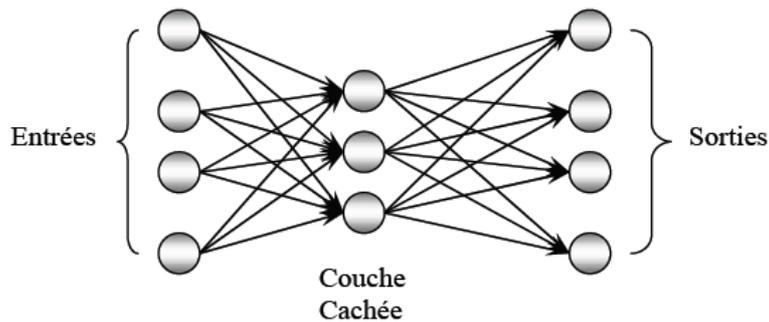
#### 3.3.3.1 Les réseaux à couches

Aujourd'hui les réseaux de neurones à couches ou multicouches sont les plus utilisés en reconnaissance de forme en raison de leur capacité à résoudre les problèmes de classification non linéaires par l'utilisation de l'algorithme de rétro-propagation du gradient dérivé de la règle de Widrow- Hoff pour le calcul des poids des connexions des neurones des couches internes.

Le réseau à couches comprend :

- Une couche d'entrée qui reçoit l'ensemble des formes à classer.
- Une ou plusieurs couches cachées intermédiaires.
- Une couche de sortie qui doit restituer l'ensemble des sorties après l'apprentissage.

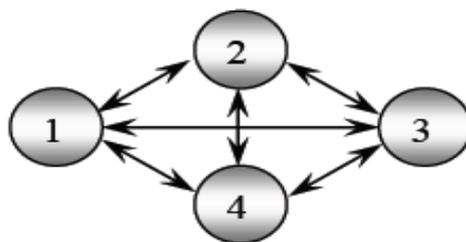
C'est pourquoi on utilise plutôt une structure de réseaux à couches telle que les neurones qui appartiennent à une même couche ne soient pas connectés entre eux, chacune des couches recevant des signaux de la couche précédente, et transmettant le résultat de ses traitements à la couche suivante. Les deux couches extrêmes correspondent à la couche qui reçoit ses entrées du milieu extérieur d'une part, et à la couche qui fournit le résultat des traitements effectués d'autre part. Les couches cachées, leur nombre est variable [22].



**Fig.3.4 Réseau à couche**

**3.3.3.2 Les réseaux entièrement connectés**

Dans ces réseaux, chaque cellule est reliée à toutes les autres et possède même un retour sur elle-même. L'importance de ces réseaux n'est pas due à une origine biologique comme cela l'était pour les réseaux à couches cachées, mais du fait qu'on a pu établir une analogie entre les réseaux de ce type constitués d'automates à seuil et le comportement d'un verre de spin ; Ceci a permis de mettre à la disposition des chercheurs tout le formalisme de la mécanique statistique et entraîné un regain d'intérêt pour l'étude des réseaux de neurones.



**Fig.3.5 Réseaux entièrement connectés (bouclés)**

3.3.4 Le Perceptron multi-couches

Le cerveau humain est composé de plusieurs de milliers de neurones, alors il est évident qu'un seul neurone ne peut rien faire, il lui faut la coopération d'autres neurones. En suivant ce raisonnement il est évident qu'il faut trouver une architecture qui relie les neurones entre eux, qui crée une liaison entre les neurones pour créer un réseau de neurones.

En s'inspirant du perceptron mono-couche, une architecture plus complexe englobant plusieurs neurones a été mise au point. Cette nouvelle architecture est le perceptron multicouches (ou MLP pour Multi Layer Perceptron). L'apparition de cette architecture a permis de résoudre les problèmes de classification non linéaire du perceptron et de dépasser les limites principales de celui-ci. L'idée principale est de grouper des neurones dans une couche. En plaçant ensuite bout à bout plusieurs couches et en connectant complètement les neurones de deux couches adjacentes. Les entrées des neurones de la deuxième couche sont donc en fait les sorties des neurones de la première couche [22].

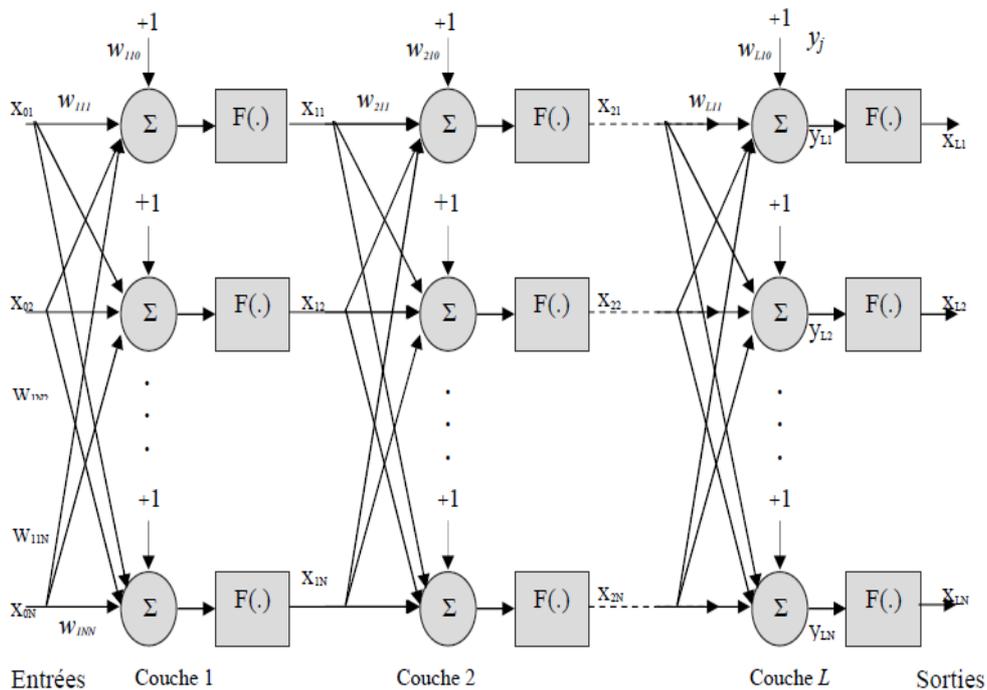


Fig.3.6 Architecture de réseaux multi-couches

**3.3.5 Equations du réseau**

Avant de définir la règle d'apprentissage, on doit définir la relation entre les sorties du réseau, d'une part, et les entrées et les poids d'autre part. On considère dans ce qui suit les réseaux non récurrents multicouches.

Pour un réseau multi-couches à m entrées et n sorties, composé de L couches (couches cachées et couche de sortie), les états des neurones sont donnés par les équations suivantes :

$$S_i^k = \sum w_{ij}^k O_j^{k-1}(t) \quad i = 1, 2, \dots, n_k; \quad k = 1, 2, \dots, L \quad (3.7)$$

Avec :

$$O_0^k(t) = 1 \quad k = 0, 1, 2, \dots, L \quad (3.8)$$

$$O_i^1(t) = x_i(t) \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (3.9)$$

$$y_i(t) = O_i^L(t) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3.10)$$

$$O_i^k(t) = f^k[S_i^k(t)] = f^k\left(\sum_{j=0}^{n_{k-1}} w_{ij}^k O_j^{k-1}(t)\right) \quad (3.11)$$

**3.3.6 La rétro-propagation**

La rétro-propagation est actuellement l'outil le plus utilisé dans le domaine des réseaux de neurones. C'est une technique de calcul des dérivées qui peut être appliquée à n'importe quelle structure des fonctions dérivables.

L'année 1986 a vu l'apparition de l'algorithme de rétro-propagation de l'erreur publié par Rumelhart, Hinton et Williams qui permet d'optimiser les paramètres d'un réseau de neurones à plusieurs couches [22].

L'objectif de la méthode de rétro-propagation est d'adapter les paramètres  $W_{ij}^k$  de façon à minimiser la valeur moyenne de l'erreur sur l'ensemble d'entraînement. La fonction de coût la plus utilisée est donnée par :

$$E = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T E(t) = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T [y^d(t) - y(t)]^2 \quad (3.12)$$

Où  $y^d$  est le vecteur de sortie désirée,  $y$  le vecteur de sortie du réseau et  $T$  la longueur de l'ensemble d'apprentissage. Cependant, dans quelques situations d'autres critères d'erreur peuvent être plus appropriés. L'approche la plus utilisée pour la minimisation de la fonction  $E$  est basée sur les méthodes de gradient. On commence l'entraînement par un choix aléatoire des valeurs initiales des poids. On présente le premier vecteur d'entrée. Une fois la sortie du réseau, l'erreur correspondante et le gradient de l'erreur par rapport à tous les poids sont calculées, les paramètres sont ajustés dans la direction opposée à celle du gradient de l'erreur. On refait la même procédure pour tous les exemples d'apprentissage. Ce processus est répété jusqu'à ce que les sorties du réseau soient suffisamment proches des sorties désirées.

Pour un ensemble de poids donné, il est facile de calculer la sortie  $Y(t)$  et l'erreur  $E(t)$  correspondant à une entrée  $X(t)$ , en utilisant les équations (3.7) et (3.12). Les paramètres du réseau sont alors ajustés par la méthode de gradient en utilisant la formule itérative :

$$w_{ij}^k(n) = w_{ij}^k(n-1) + \Delta w_{ij}^k(n) \quad (3.13)$$

$$\Delta w_{ij}^k(n) = -\mu \frac{\delta E}{\delta w_{ij}^k(n)} \quad (3.14)$$

Où  $\mu$  est une constante appelée facteur ou pas d'apprentissage.  $n$  est le numéro de l'itération.

La vitesse de convergence dépend de la constant  $\mu$ . Sa valeur est généralement choisie expérimentalement. Si  $\mu$  est trop petit la convergence est lente mais la direction de descente est optimale. Si  $\mu$  est trop grand la convergence est rapide mais la précision est médiocre, un phénomène d'oscillation intervient dès qu'on approche du minimum. La dérivée de l'erreur  $E$  par rapport au poids  $w_{ij}^k(n)$  est donnée par :

$$\frac{\delta E}{\delta w_{ij}^k(n)} = \sum_{t=1}^T \frac{\delta E(t)}{\delta w_{ij}^k(n)} \quad (3.15)$$

$$\text{Avec : } \frac{\delta E}{\delta w_{ij}^k(n)} = -\delta_i^k(t) O_i^{k-1}(t) \quad (3.16)$$

Où  $\delta_i^k(t)$  est l'erreur équivalente à la sortie du neurone  $i$  de la couche  $k$ , pour les neurones des couches de sortie :

$$\delta_i^1(t) = f^1 '[S_i^1(t)[y_i^d(t) - y_i(t)]] \quad (3.17)$$

Pour les neurones des couches cachées :

$$\delta_i^k(t) = f^k '[S_i^k(t) \sum_{j=1}^{n_k+1} \delta_j^{k+1}(t) w_{ij}^{k+1}(n)] \quad (3.18)$$

Pour minimiser l'erreur totale  $E$  sur l'ensemble d'entraînement, les poids du réseau doivent être ajustés après la représentation de tous les exemples. Cependant on peut ajuster les poids après la représentation de chaque exemple, les corrections sont assez faibles et la minimisation de  $E(t)$  est une bonne approximation de la minimisation de  $E$ , l'équation (3.14) est remplacée par :

$$\Delta w_{ij}^k(n) = -\mu \frac{\delta E(t)}{\delta w_{ij}^k(n)} \quad (3.19)$$

Alors on a :

$$w_{ij}^k(n+1) = w_{ij}^k(n) + \mu \delta_i^k O_i^{k-1} \quad (3.20)$$

### 3.3.6 Algorithme

**Etape 1:** Initialiser les poids  $W_{ij}$  et les biais des neurones à de petites valeurs aléatoires.

**Etape 2:** Présenter le vecteur d'entrée et de sortie désirés correspondants.

**Etape 3:** Calculer :

1- La somme des entrées des neurones d'une couche cachée : **Eq.(3.7)**.

2- Les sorties des neurones de la couche cachée : **Eq.(3.11)**.

3- La somme des entrées de la couche de sortie : **Eq.(3.7)**.

4- Les sorties du réseau : **Eq.(3.11)**.

**Etape 4:** calculer :

1- Les termes de l'erreur pour les neurones de la couche de sortie: **Eq.(3.17)**.

2- Les termes de l'erreur pour les neurones de la couche cachée: **Eq.(3.18)**.

**Etape 5 :** Ajuster :

- Les poids de la couche de sortie et la couche cachée: **Eq.(3.20)**.

**Etape 6 :** Si la condition sur l'erreur ou sur le nombre d'itération est atteinte, aller à l'étape 7, sinon revenir à l'étape 3 jusqu'à la stabilisation du système.

**Etape 7 :** Fin.

### **3.4 Conclusion**

Dans ce chapitre nous avons listé les outils nécessaires à l'identification d'iris. Puis nous avons exposé les réseaux de neurones, en spécifiant leurs définitions, les concepts de base de cette technique, l'apprentissage des réseaux de neurones.

Nous avons présenté une étude sur l'algorithme du rétro-propagation qui a prouvé son efficacité dans la pratique avec ses capacités d'apprentissage et d'identification.

## Chapitre 4

# Application et résultats obtenus

### 4.1 Introduction

Dans ce dernier chapitre, nous présenterons la plate forme logicielle que nous avons implémentée sous l'environnement MATLAB®7.0, qui montre le principe du système complet de reconnaissance d'iris, ainsi qu'une explication des différentes tâches que nous avons réalisées dans le cadre de ce travail depuis le prétraitement, jusqu'à la recherche dans une base de données, en passant par la codification.

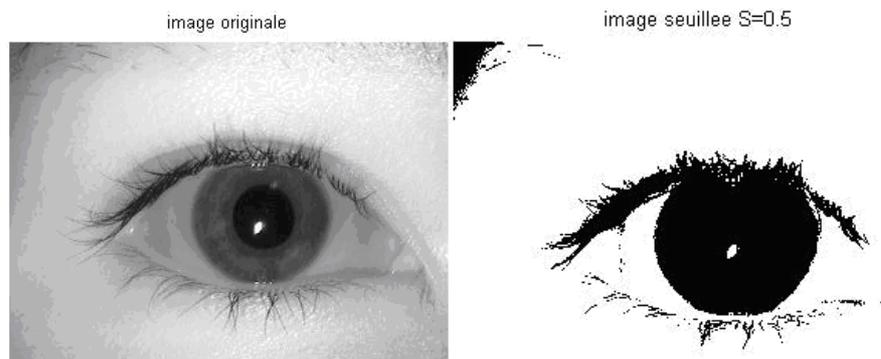
### 4.2 Procédure complète de codage

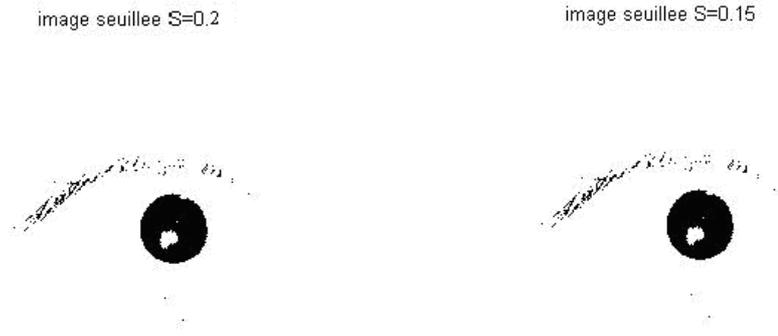
La première étape du procédé de traitement de l'information qui se trouve dans l'image d'un oeil est de localiser la pupille et l'iris (voir annexe C).

#### 4.2.1 Localisation de la pupille

La localisation de la pupille dans l'image est une phase très importante. Si on la connaît, on peut diminuer la taille de la zone de recherche et donc augmenter la vitesse d'exécution et diminuer l'erreur. De plus, le niveau de gris de la pupille est le plus bas dans image et ne varie pas beaucoup. Donc, la région de la pupille est la plus facile à détecter dans l'image. On peut faire un simple seuillage pour obtenir cette région.

A l'aide des fonctions sous MATLAB®7.0, on peut obtenir les images binaires suivantes pour différentes valeurs du  $S$  (seuil) :





**Fig. 4.1 Localisation de la région de la pupille**

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

image seuillée S=0.15 avec separation des cils et la pupille



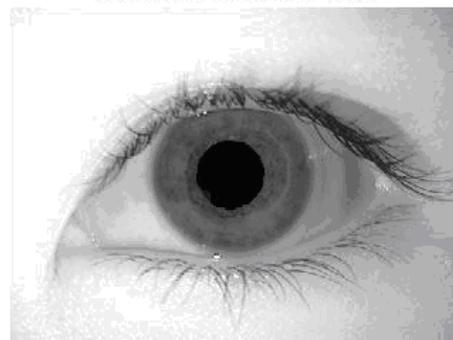
**Fig. 4.2 Isolation de la pupille**

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

elimination des reflets sur la pupille



elimination des reflets sur la pupille



**Fig. 4.3 Elimination des reflets**

### 4.2.2 Recherche du centre et contour de la pupille

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

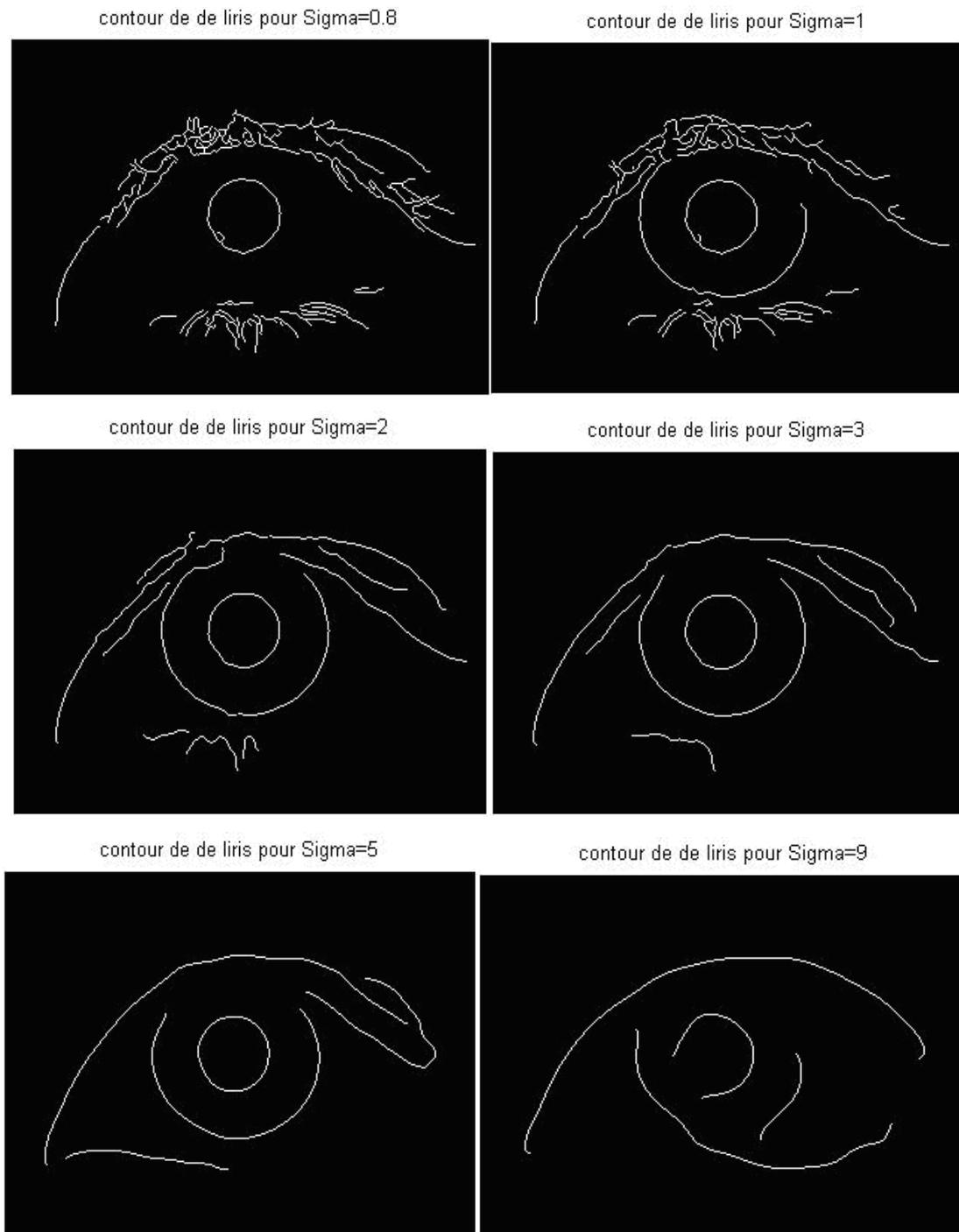
On utilise ici l'algorithme de détection de contours de Canny (voir annexe A). Celui-ci nous permet d'obtenir une image où les contours sont en blanc sur un fond noir.



**Fig. 4.4 Détection du contour de la pupille**

### 4.2.3 Recherche du contour et rayon de l'iris

Une fois la détection du cercle intérieur de l'iris (le bord iris-pupille) effectuée, on recherche le bord extérieur de l'iris, qui est modélisé par un cercle. Pour ce faire, nous avons employé une technique capable de détecter la forme géométrique désirée, appelée "Transformation de Hough". (Détection des contours de Canny), Elle fournit le rayon exact du bord extérieur de l'iris, ainsi que les coordonnées du centre (voir annexe 1). En utilisant sigma comme écart type du filtre gaussien. La figure (4.5) montre les contours détectés pour différentes valeurs de sigma.



**Fig. 4.5 Détection du contour de l'iris pour différentes valeurs de sigma**

Après avoir déterminé  $C_p(x_p, y_p)$  par l'équation (2.1), on peut extraire le rayon de l'iris  $R_i$  : à partir du centre de la pupille en partant de ce point ( $C_p$ ) que nous avons trouvé, nous avançons jusqu'à trouver un deuxième contour. Nous notons alors le point ( $X_i$ ) où nous sommes arrivés : il appartient au bord de l'iris (voir figure (2.10) de chapitre 2).

Le rayon de l'iris est donné par l'équation :  $R_i = X_i - X_p$

À partir de l'équation précédente et l'équation (2.1), on peut facilement isoler la région de l'iris, (voir la figure 4.6).

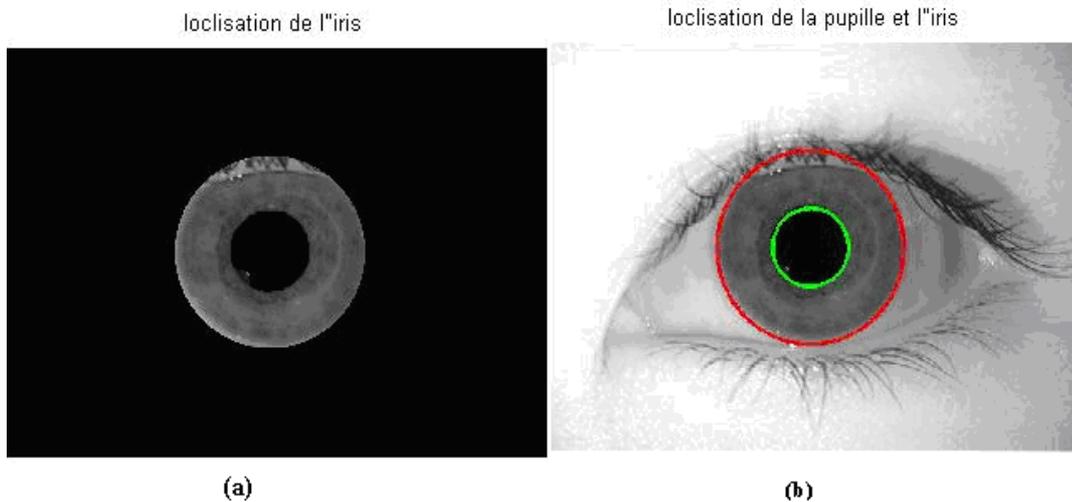


Fig. 4.6 (a) région de l'iris, (b) localisation de la pupille et de l'iris

#### 4.2.4 Normalisation la région de l'iris

Après avoir obtenu les cercles les plus proches des contours finaux, nous utilisons la méthode proposée par Daugman pour générer les images normalisées d'iris (voir chapitre 2).

L'image de la figure (4.7) à droite montre une image normalisée obtenue par ce processus. Comme c'est montré l'image normalisée est rectangulaire de taille constante, généralement la taille choisie est de 16\*180 pixels. La largeur de l'image représente la variation sur l'axe angulaire alors que la hauteur représente les variations sur l'axe radial.

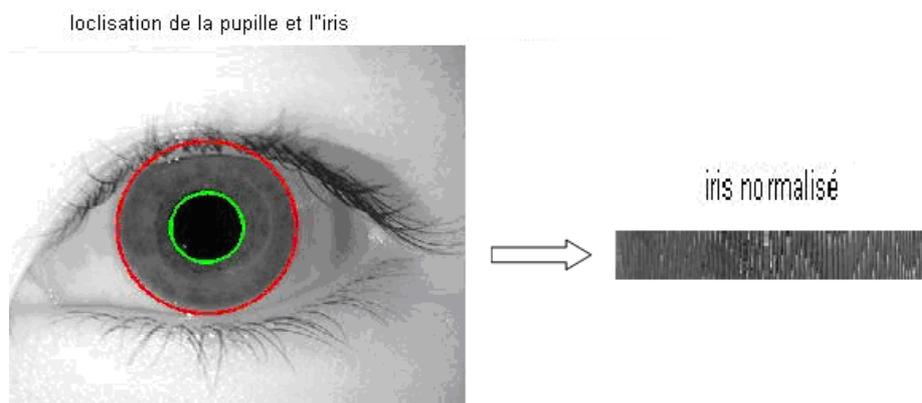


Fig. 4.7 Normalisation de l'iris

#### 4.2.5 Extraction des caractéristiques

Pour pouvoir reconnaître un iris, il faut en extraire une signature et la comparer à une base de données de signatures de référence. L'extraction des caractéristiques (vecteurs d'attributs) (signature) repose sur l'utilisation de la transformée en ondelettes (ondelette mère de Haar). La texture de l'iris est décomposée sur quatre niveaux, et le vecteur de 959 caractéristiques d'un iris est construit en combinant la sous-image HH4 (4ème niveau) avec l'intensité moyenne des 3 autres sous-images HH1, HH2 et HH3, en utilisant la commande « *WAVEMENU* ». Cette dernière ouvre l'interface graphique de prise en main de la boîte à outils. Cette interface sert à utiliser de façon visuelle les différentes fonctions proposées sur des signaux (1D) ou des images (2D) sans connaître les commandes **Matlab** nécessaires à la création d'un programme.

Le vecteur caractéristique obtenu contient des valeurs positives et négatives. Ces éléments caractéristiques (coefficients d'ondelettes) seront quantifiés, chaque valeur réelle en valeur binaire en convertissant tout simplement la valeur positive en '1' et la valeur négative en '0'.

La figure (4.8) illustre la décomposition d'une image d'iris sur quatre niveaux. Et le tableau (4.1) présente un exemple d'un vecteur qui caractérise l'iris N° 1 (Aveva.bmp) et leur code associé.

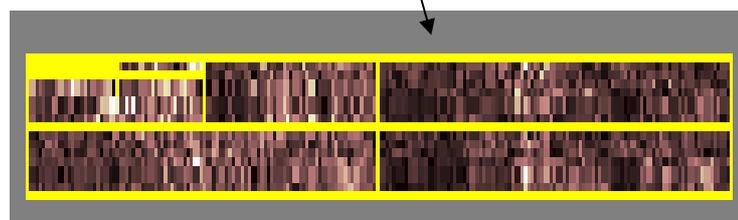
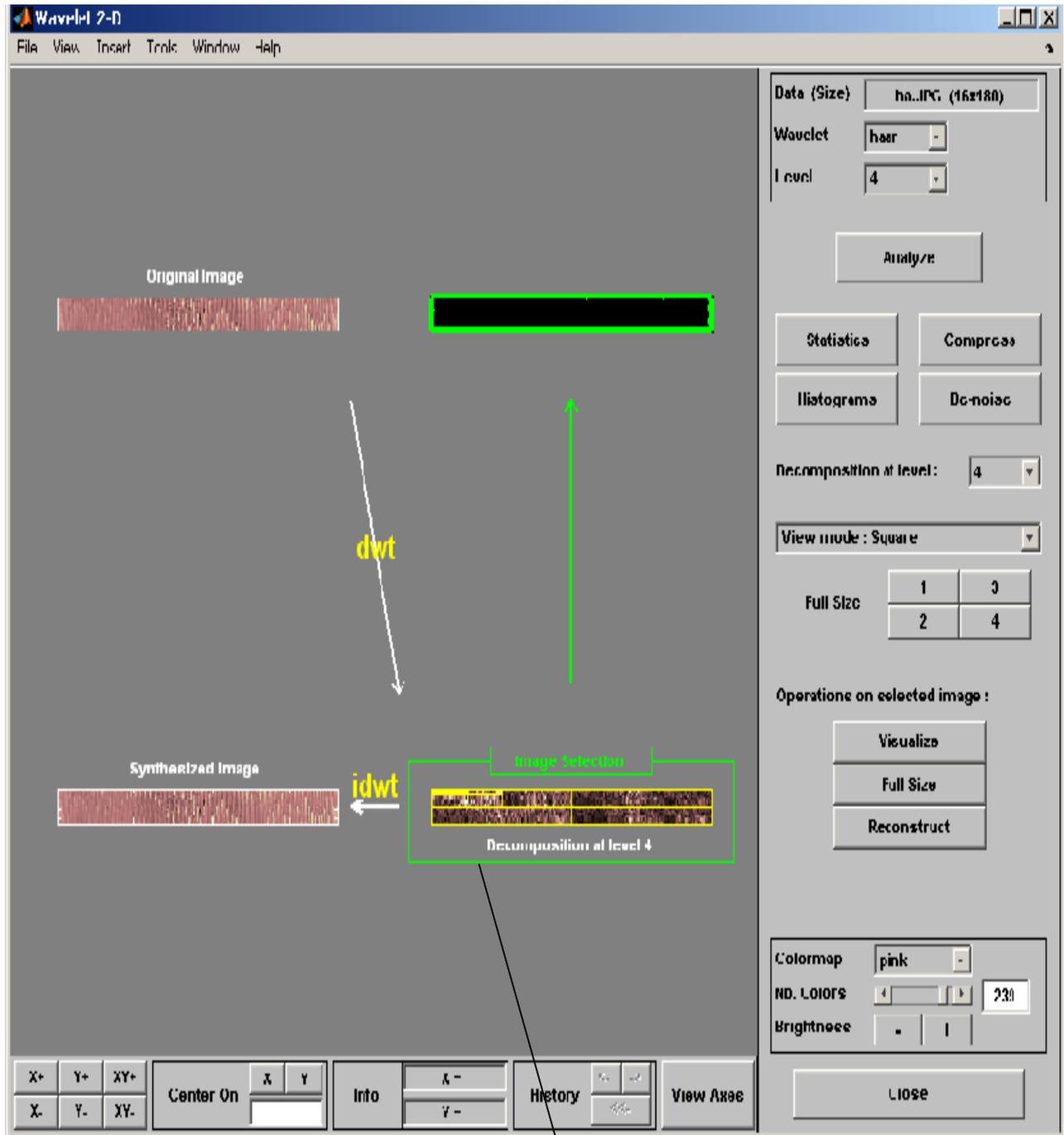


Fig. 4.8 Décomposition en ondelette de Haar

Tableau 4.1 Exemple d'un code de l'iris N° 1 (Aveva.bmp)

Vecteur des Coefficients	Vecteur Codé
325,0	1
0000	1
103,8	1
101,6	1
-126,1	0
-052 ,5	0
-059,3	0
-161,1	0
:	:
:	:
-003 ,7	0
-007,3	0
019,3	1
037,7	1
-036,9	0
045,3	1
-101,0	0
086,0	1
017,6	1
012,4	1
-039,0	0
-136,5	0
080,9	1
:	:
:	:
:	:
001,5	1

### 4.3 Comparaison entre iris

#### 4.3.1 La distance de Hamming

La comparaison entre individus se fait à travers les codes de leurs iris. Une fois deux codes d'iris extraits, on calcule leur distance de Hamming par la formule (3.4) (voir chapitre 3).

Dans notre cas :  $M=959$  (longueur du vecteur).

Si deux modèles sont dérivés du même iris, la distance de Hamming entre eux sera égale à 0.

Si deux configurations binaires sont complètement indépendantes, comme des calibres d'iris produits d'iris différents, la distance de Hamming entre les deux modèles sera proche de 0.5.

Le tableau (4.2) donne un exemple de calcul de la distance de Hamming calculée pour une base de données de 30 iris.

**Tableau 4.2 Exemple de calcul de la distance de Hamming**

	Images	Distance de Hamming
1	Aveva.bmp	0.0000
2	Chingycl.bmp	0.4661
3	Fional.bmp	0.4755
4	Hockr.bmp	0.4724
5	Lokel.bmp	0.4797
6	Zulaikahl.bmp	0.4880
7	Lpjl.bmp	0.4505
8	Mahskl.bmp	0.4828
9	Masl.bmp	0.4546
10	Mimil.bmp	0.5000
11	Nkll.bmp	0.4703
12	Norsuhaidahl.bmp	0.4984
13	Ongbll.bmp	0.4901
14	Salal.bmp	0.4567
15	Sell.bmp	0.4776
16	Sarinl.bmp	0.4901
17	Sitil.bmp	0.4807
18	Tanwnl.bmp	0.4963

19	Eugenehol.bmp	0.4619
20	Chualsl.bmp	0.4838
21	Christinel.bmp	0.4724
22	Chongpkl.bmp	0.5000
23	Zulaikahl.bmp	0.4984
24	Zaridahl.bmp	0.4891
25	Maranl.bmp	0.4995
26	Yannl.bmp	0.4672
27	Vimalal.bmp	0.4880
28	Hockl.bmp	0.4494
29	Kelvinl.bmp	0.4369
30	Liujwl.bmp	0.4609

On voit clairement que l'image d'iris qui correspond à une distance de Hamming nulle est l'image recherchée donc le sujet (Avea.bmp) est parfaitement identifié.

### 4.3.2 Le réseau de neurones RN

Dans cette approche, l'image de l'iris est représentée par un vecteur qui contient les coefficients d'ondelette de Haar. Ces valeurs sont des signaux d'entrée pour le réseau de neurones après la normalisation (c.-à-d. valeurs entre -1 et 1). Nous choisissons une seule couche cachée (et 30 neurone de sortie), nous testerons le réseau sur 10 et 20 neurones en couche cachée et on fait varier le pas d'apprentissage. Puis nous utilisons deux couches cachées (100 et 80 neurones respectivement).

#### 4.3.2.1 Réseau à une seule couche cachée

La structure neuronale du réseau est donnée par la figure (4.9). Une couche cachée était utilisée dans le (RN). Dans cette structure,  $x_1, x_2, \dots, x_m$  sont des valeurs d'entrée qui caractérisent l'information de texture de l'iris et  $S_1, S_2, \dots, S_n$  des modèles de sortie qui caractérisent l'iris.

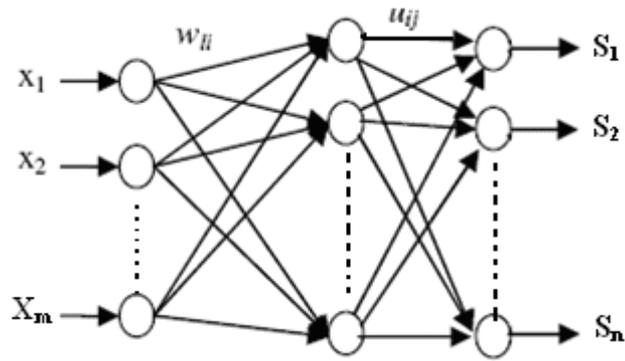


Fig. 4.9 Architecture de réseau à une seule couche cachée (1 cc)

Où :  $u_{ij}$  sont des poids entre la couche cachée et la couche de sortie du réseau,  $w_{ij}$  sont des poids entre la couche d'entrée et la couche cachée,  $f$  est la fonction d'activation qui est utilisé dans les neurones.  $m$  est le nombre de composantes d'entrée,  $n$  est le nombre de composantes de sortie.

- **L'apprentissage (Evaluation de l'erreur quadratique)**

Pour 10368 itérations et 10 neurones de la couche cachée et avec un pas d'apprentissage égal à 0.01, simulé par un PC Pantium4 de 3 GHZ et de 504 Mo de RAM, on obtient le résultat suivant au bout une minute et 51 secondes (00 :01 :51s).

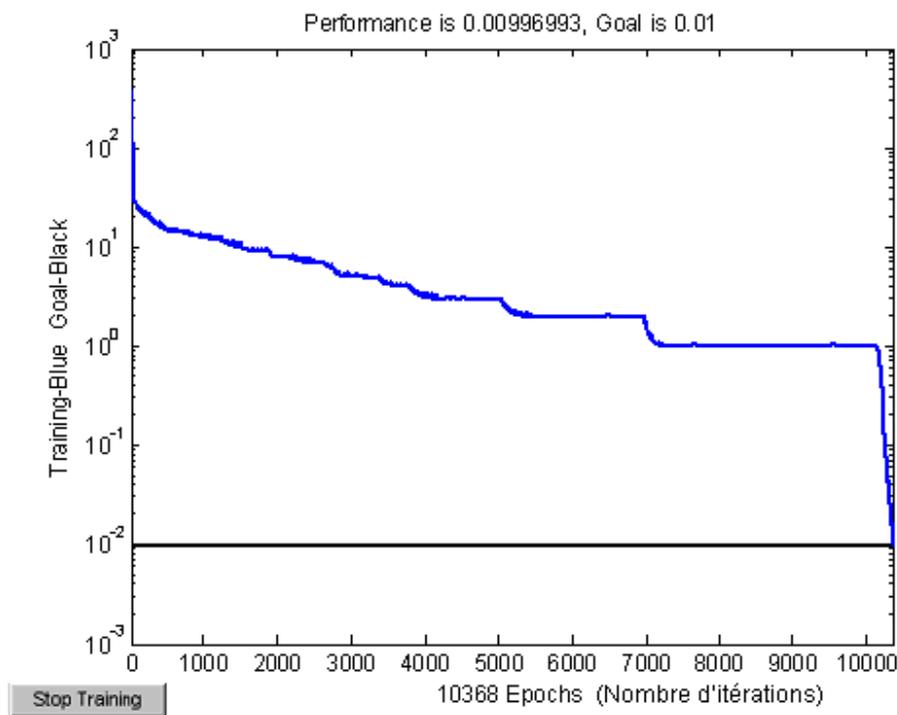
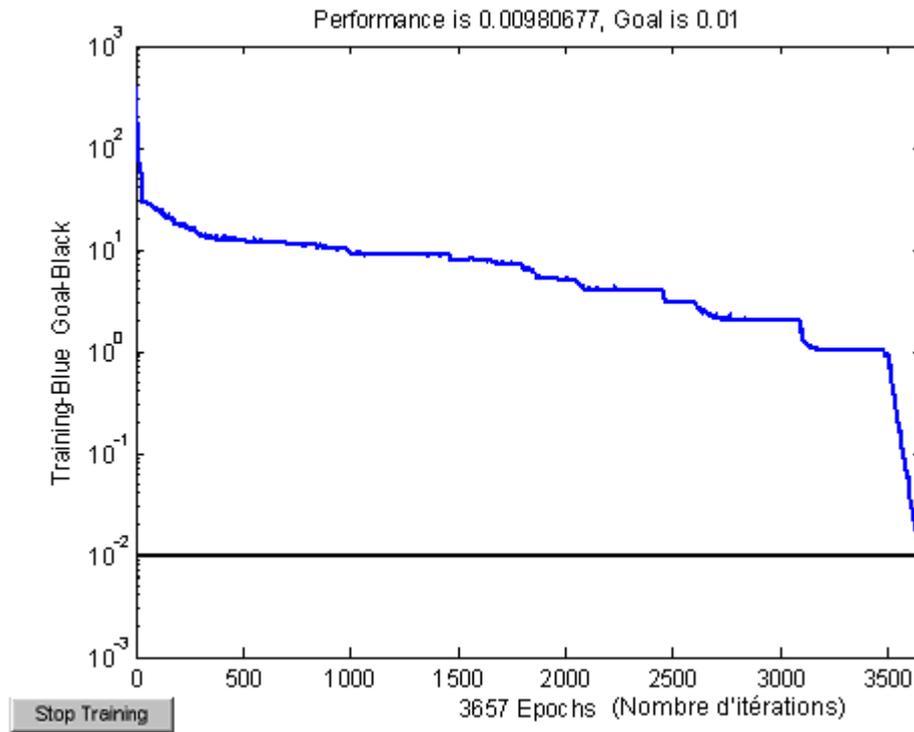


Fig. 4.10 Erreur totale en fonction du Nombre d'itérations, avec 20 neurones dans la couche cachée

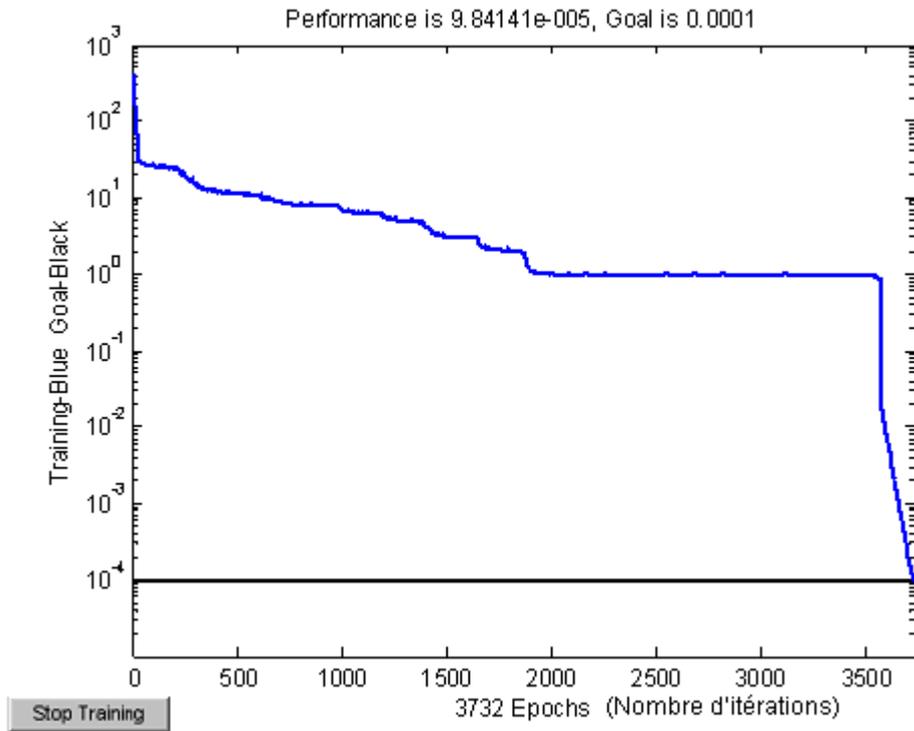
Pour 3657 itérations et 20 neurones de la couche cachée et avec un pas d'apprentissage égal à 0.01, on obtient la courbe suivante au bout de 52 secondes.



**Fig. 4.11** Erreur totale en fonction du nombre d'itérations, avec 20 neurones dans la couche cachée

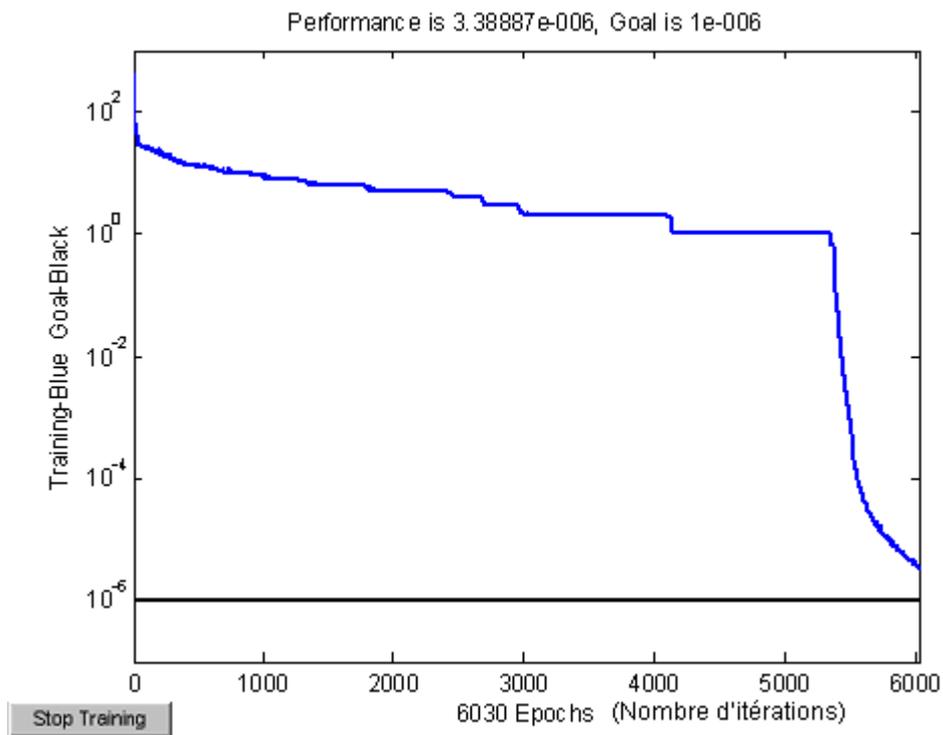
D'après les deux figures précédentes, on remarque que la vitesse de convergence de l'erreur est liée au nombre de neurones dans la couche cachée. Plus le nombre augmente plus le temps de convergence diminue (et moins d'itérations). Dans la suite on fixe le nombre de neurones de la couche cachée à 20 et on fait varier le pas d'apprentissage.

Pour 3732 itérations et 20 neurones de la couche cachée et avec un pas d'apprentissage égal à 0.0001, on obtient le résultat suivant au bout de 53 secondes.



**Fig. 4.12** Erreur totale en fonction du nombre d'itérations, avec 20 neurones de la couche cachée

Pour 6030 itérations et 20 neurones de la couche cachée et avec un pas d'apprentissage égal à 0.000001, au bout de (00 :01 :25s) on obtient le résultat suivant.



**Fig. 4.13** Erreur totale en fonction du nombre d'itérations, avec 20 neurones de la couche cachée

4.3.2.2 Réseau à deux couches cachées

La structure neurale du réseau est donnée par la figure (4.14).

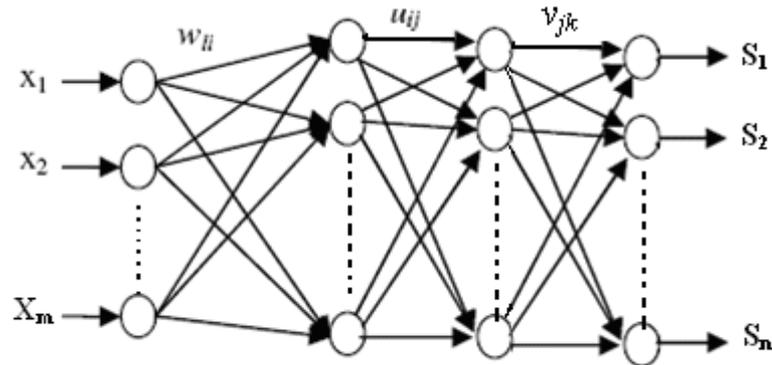


Fig.4.14 Architecture de réseau à deux couches cachées utilisé

- L'apprentissage

On fixe le nombre de neurones de la première couche cachée à 100 et 80 pour la deuxième couche et on fait varier le pas d'apprentissage.

Pour 719 itérations et un pas d'apprentissage égal à 0.01, on obtient le résultat suivant au bout d'une minutes.

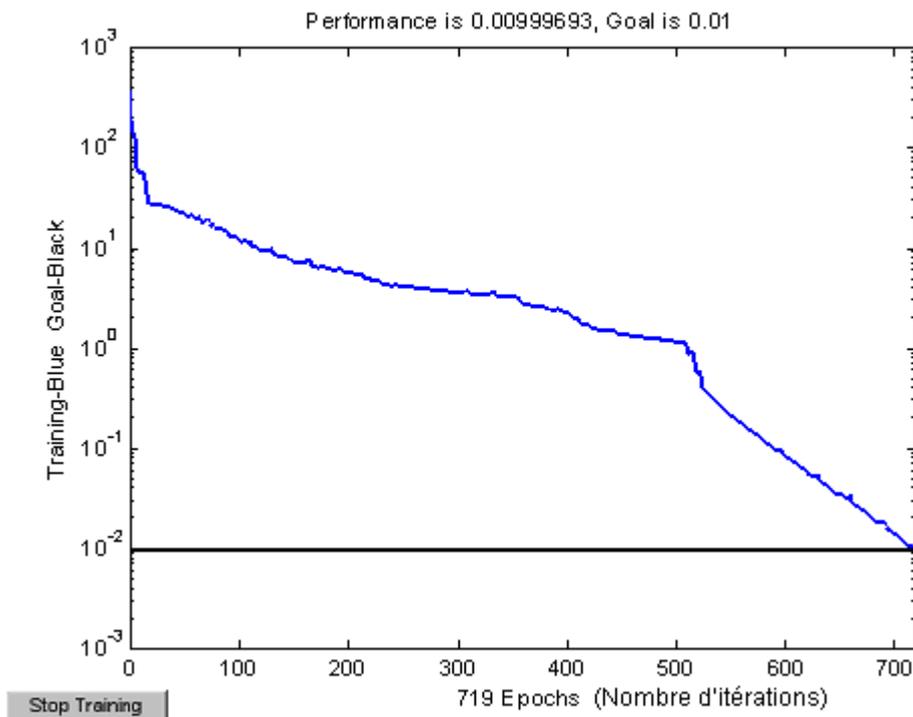
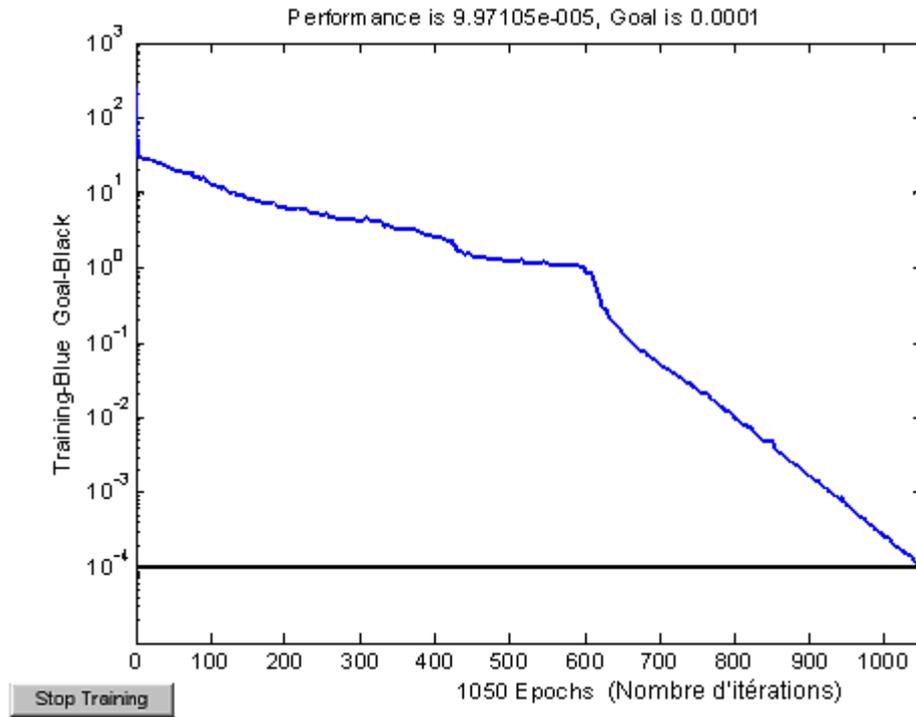


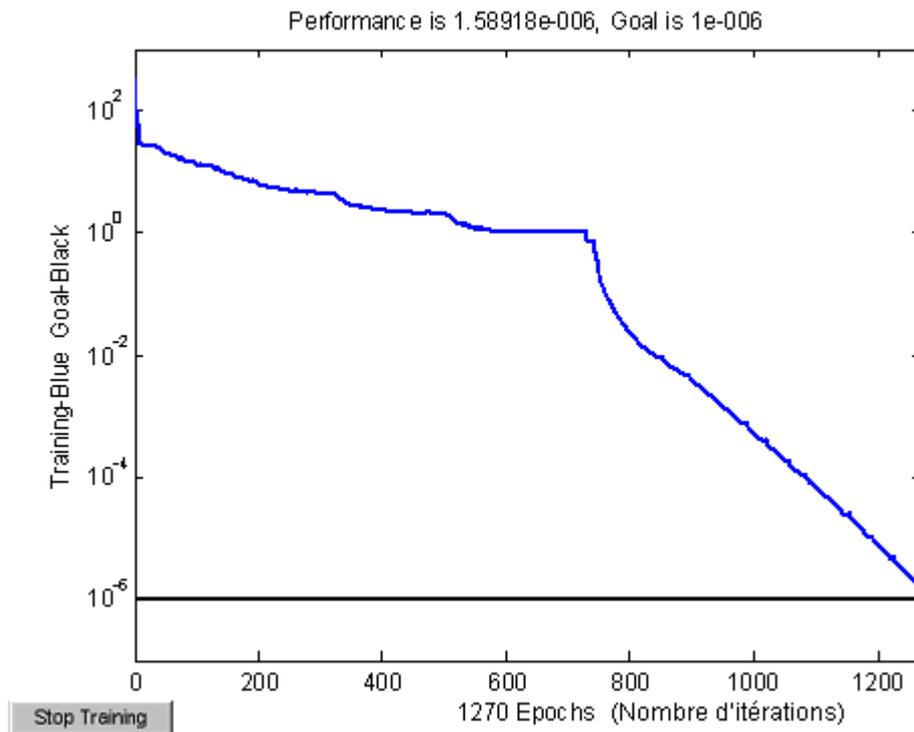
Fig.4.15 Erreur totale en fonction du nombre d'itérations, avec deux couche cachées

Pour 1050 itérations et un pas d'apprentissage égal à 0.0001, on obtient le résultat suivant au bout d'une minutes.



**Fig.4.16 Erreur totale en fonction du nombre d'itérations, avec deux couches cachées**

Pour 1270 itérations et un pas d'apprentissage égal à 0.000001, on obtient le résultat suivant au bout de (00 :01:23s).



**Fig.4.17 Erreur totale en fonction du nombre d'itérations, avec deux couches cachées**

Lorsque on augmente le nombre de couches cachées, on remarque d'après les deux figures (4.13 et 4.17), où l'erreur totale est minimale (d'ordre de  $10^{-6}$ ) que le temps de convergence pour le réseau à deux couches c'est un peu plus que pour le réseau à une seule couche. Donc, de manière à ne pas augmenter de façon inutile la complexité du réseau, nous avons choisis une seule couche cachée. Et nous avons testés le réseau sur 20 neurones en couche cachée.

#### **La reconnaissance :**

Dans cette phase on prend les poids à travers lesquelles on a obtenue la sortie convenable (prenant le cas d'un réseau 1cc avec 20 neurones), puis on charge des images de la base. Après la validation nous avons obtenu le pourcentage de reconnaissance de chaque iris (figure 4.18).

- **Taux de reconnaissance**

La figure (4.18) représente l'histogramme du taux de reconnaissance des 30 iris de différentes personnes.

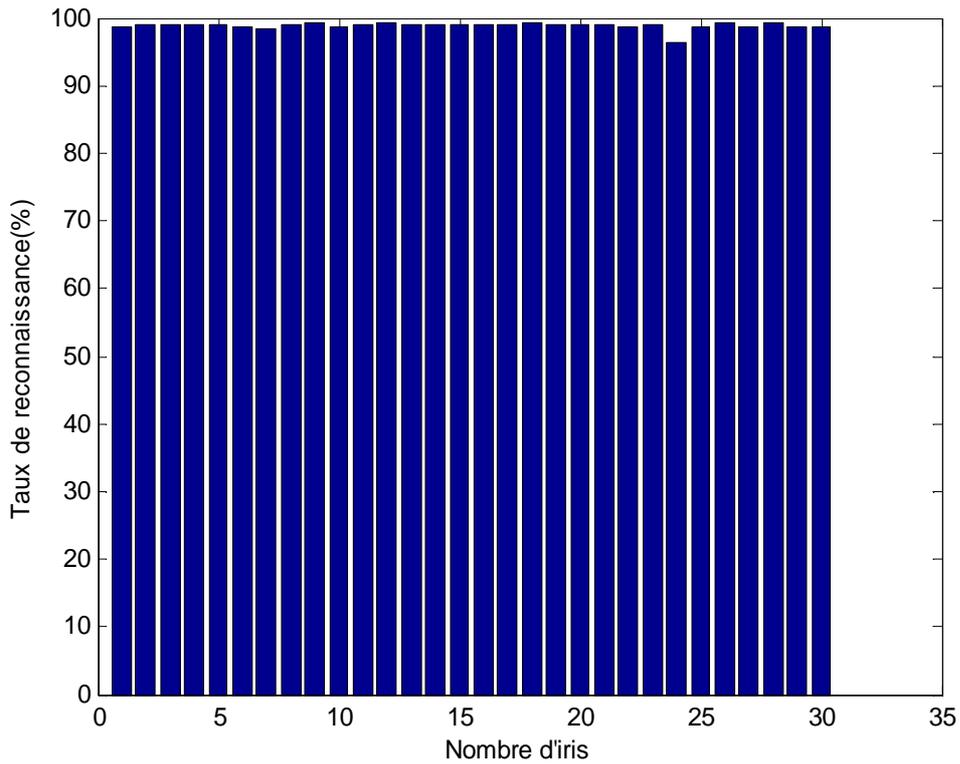


Fig. 4.18 Histogramme de reconnaissance des iris de la base d'apprentissage

- **Reconnaissance de modèle de la base de données**

La figure (4.19) représente l'histogramme du taux de reconnaissance de l'iris numéro 5. On voit clairement que l'image de l'iris recherchée correspondant bien au sujet (Lokel.bmp)

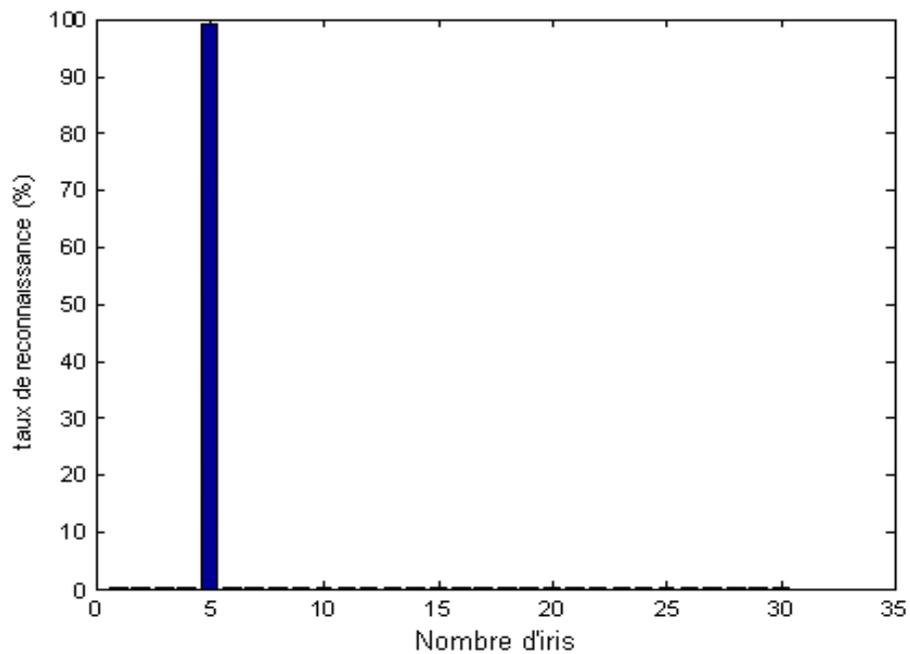
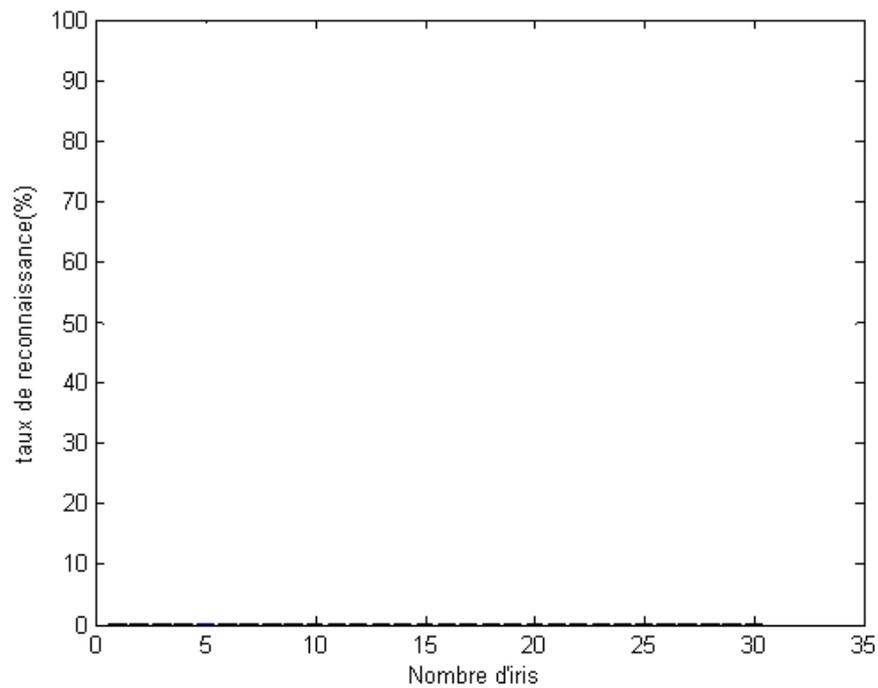


Fig. 4.19 Histogramme de reconnaissance d'iris N° 5

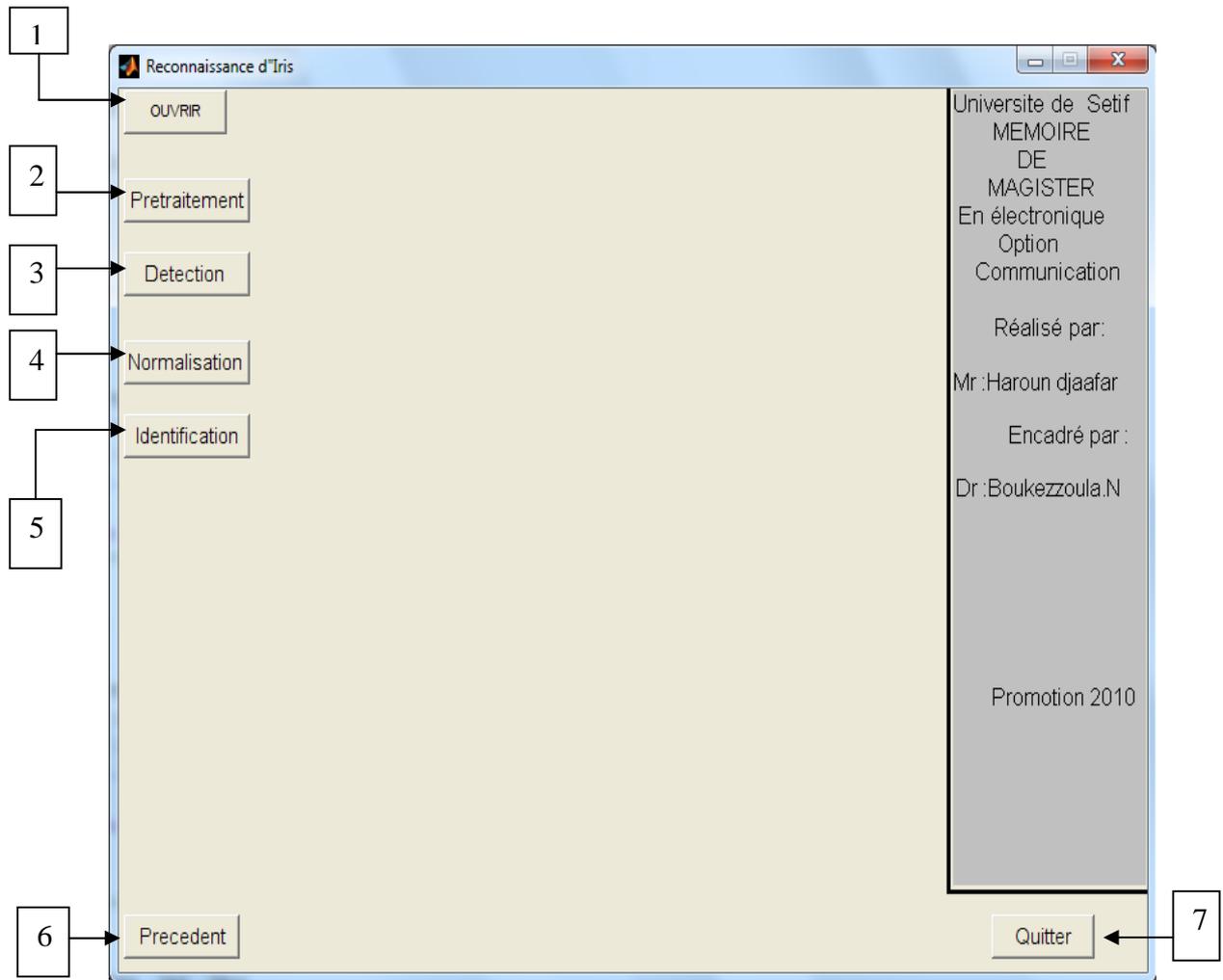
Si la personne n'appartient pas à la base de données, on reçoit l'histogramme ci-dessous, donc l'iris qu'on cherche ne correspond pas au numéro des iris de la base.



**Fig. 4.20** Histogramme de reconnaissance d'iris inconnu

#### 4.4 Présentation de l'application

L'application est réalisée dans un environnement graphique **MATLAB® 7.0**. La figure (4.17) présente la fenêtre principale de cette application.



**Fig.4.21 Fenêtre principale de l'application**

1- Bouton (1), permet de charger une image à traiter. Les figures (4.22 et 4.23) montrent respectivement un exemple d'images de la base de données et un exemple d'un iris sélectionné.

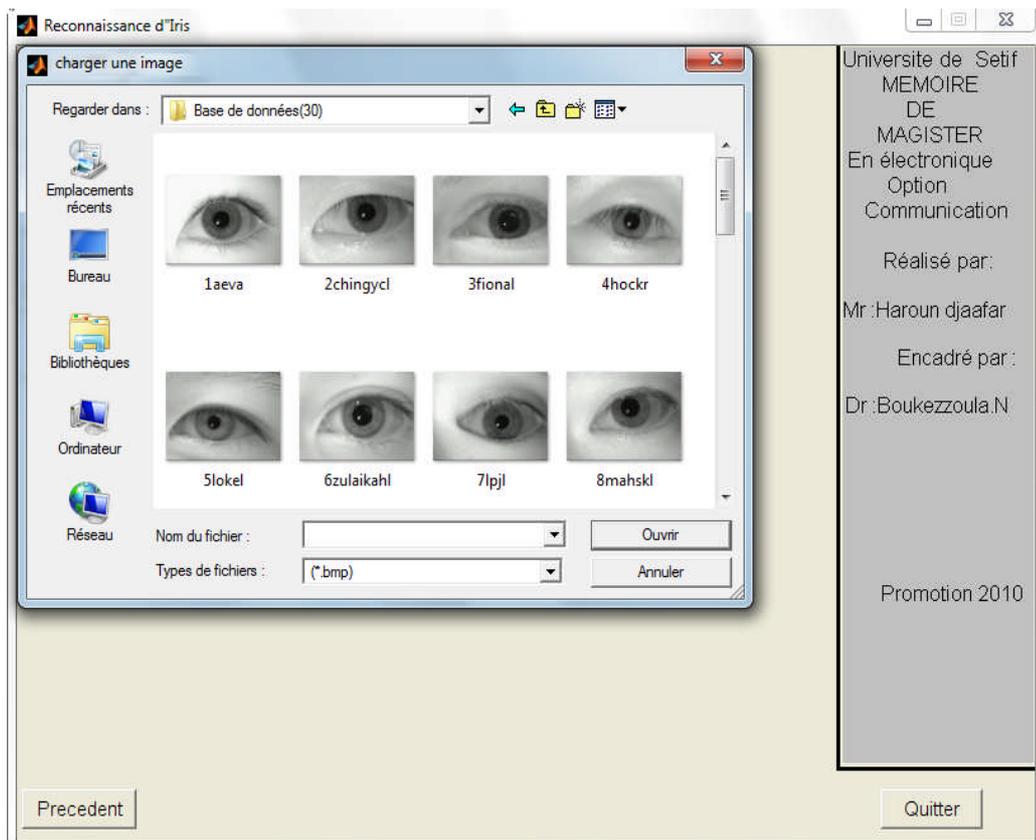


Fig.4.22 Les images de la base de données

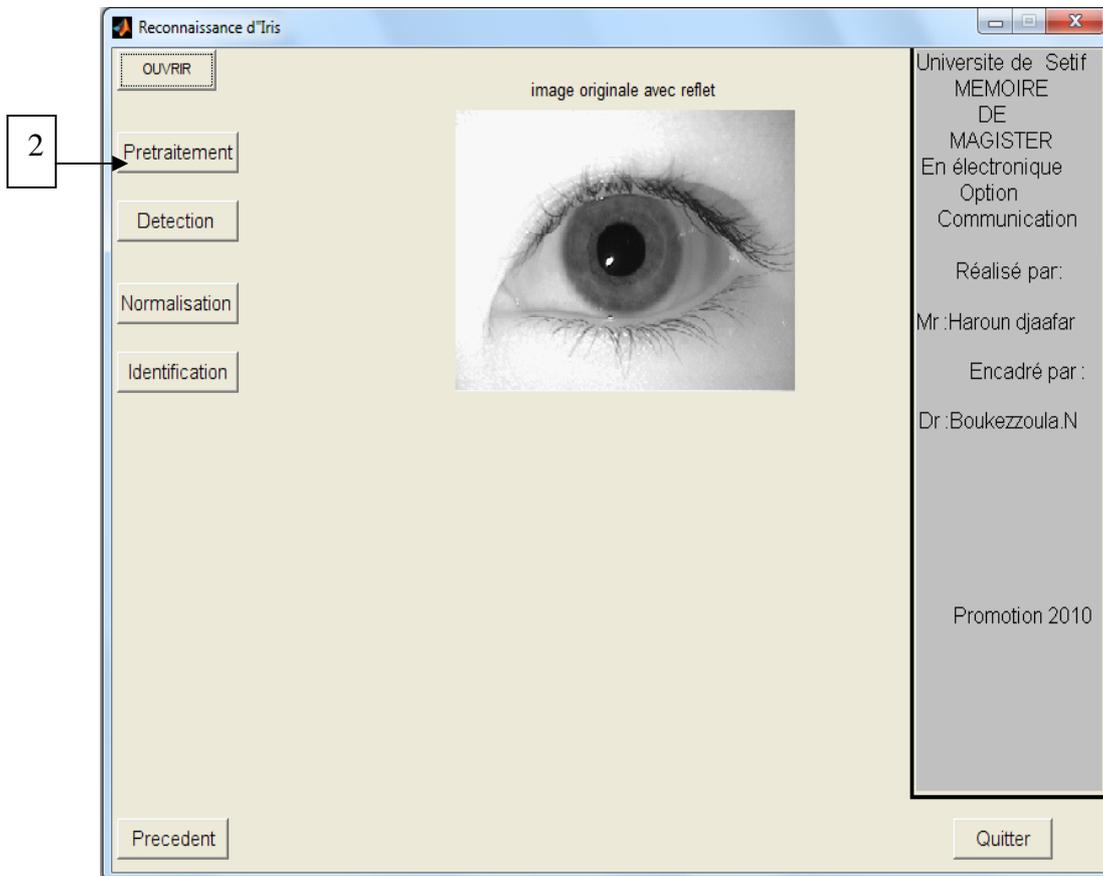
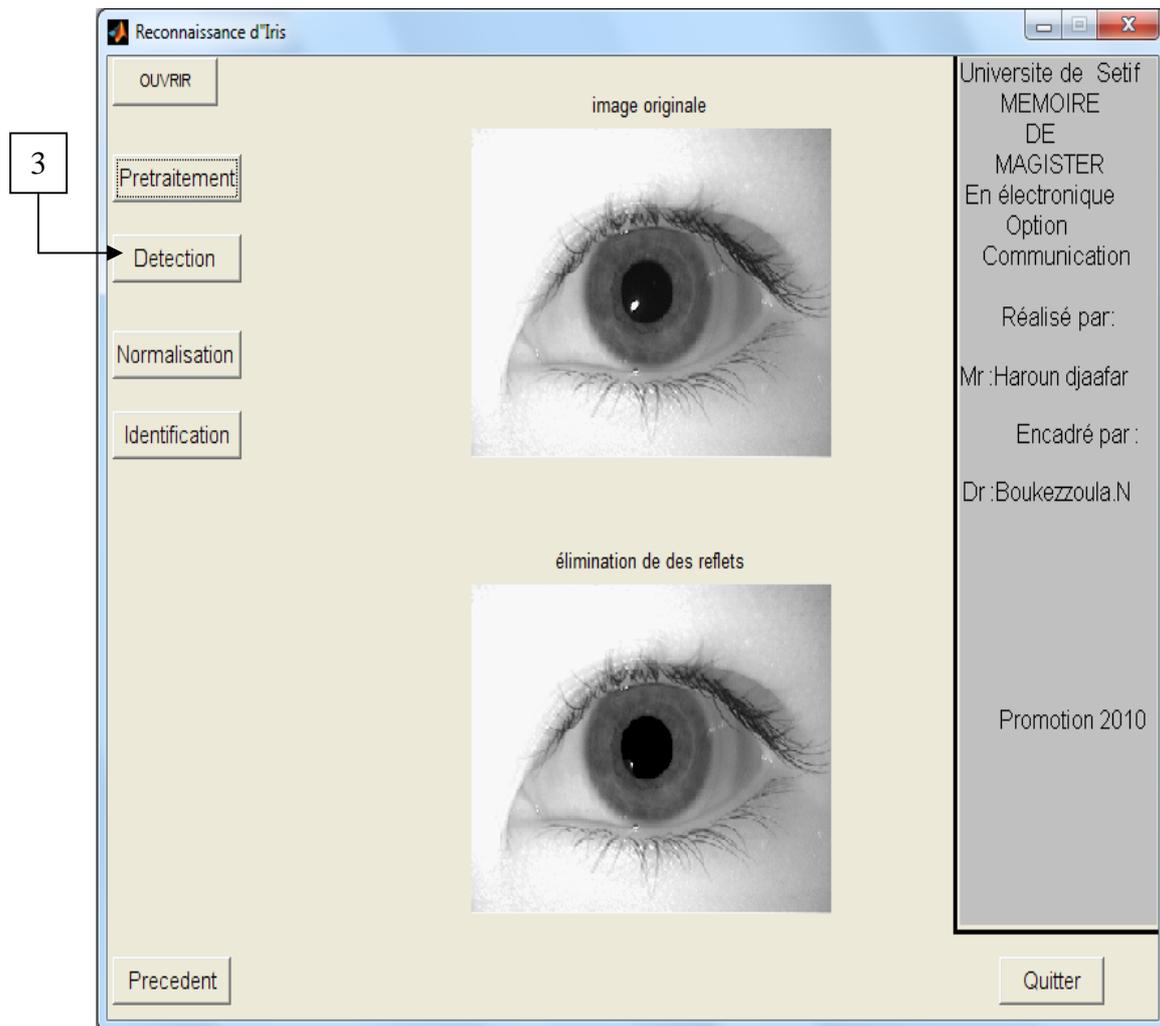


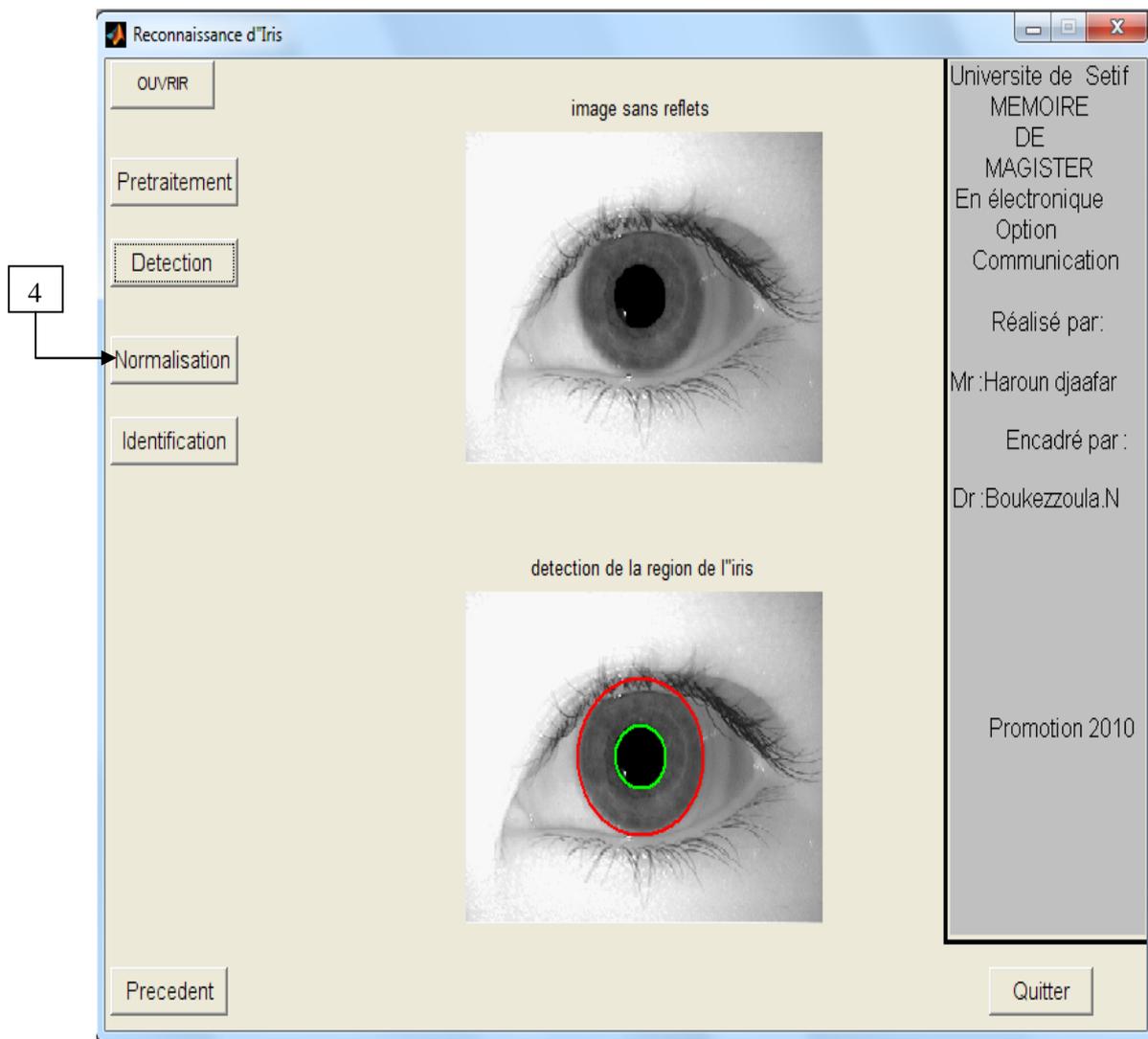
Fig.4.23 L'image de la base sélectionnée

2- Bouton (2), permet de visualiser une image après le prétraitement. La figure (4.20) montre un exemple d'une image sans reflets.



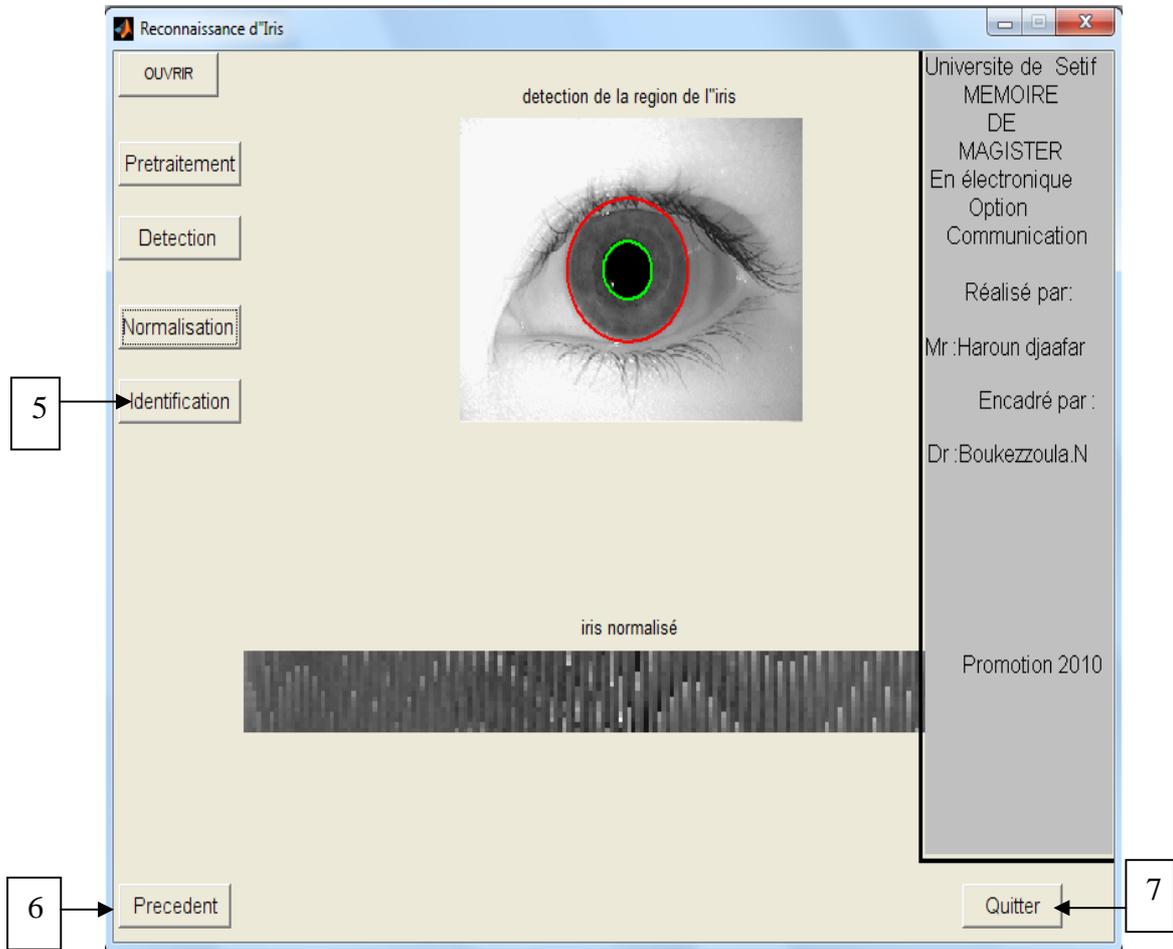
**Fig.4.24 L'image après le prétraitement**

3- Bouton (3), permet de faire la détection de la région d'iris. La figure (4.25) montre un exemple d'un iris détecté.



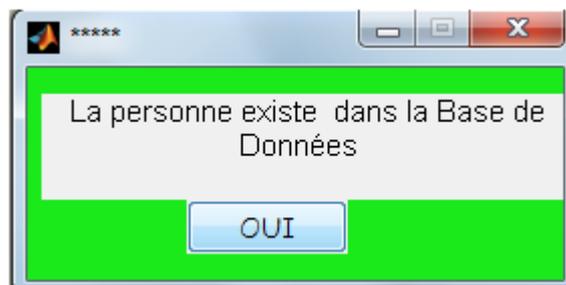
**Fig.4.25 Détection de l'iris**

4- Bouton (4), permet de normaliser la région de l'iris. La figure ci-dessous montre un exemple d'un iris normalisé.



**Fig.4.26 Normalisation de l'iris**

5- Bouton (5), permet de chercher une image d'iris dans la base de données. Le message ci-dessous confirme que la personne se trouve dans la base.

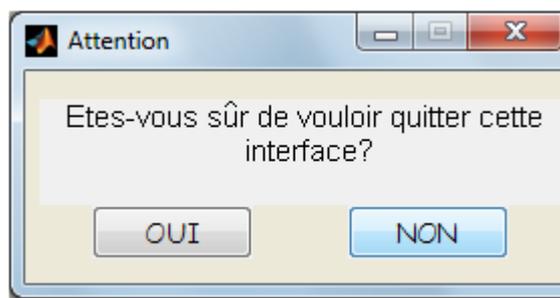


Si la personne n'appartient pas à la base on reçoit le message suivant :



6- Bouton (6), permet de revenir à la fenêtre principale.

7-Bouton (7), quitter l'interface avec un message pour confirmer.



#### 4.6 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre les différentes étapes de reconnaissance biométrique par le code d'iris que nous avons implémentés sous l'environnement MATLAB®7.0.

En premier lieu, notons que la phase de prétraitement des images de l'iris est très importante dans le processus de reconnaissance et que l'utilisation des ondelettes de Haar pour extraire les vecteurs de caractéristiques à partir des images est une étape qui nous a permis de réduire le temps de calcul dans la phase d'apprentissage.

Dans le cadre des méthodes de reconnaissance, nous avons présenté et discuté deux approches à savoir la distance de Hamming et l'approche par réseaux de neurones. Les taux de reconnaissance obtenus étaient satisfaisants pour les deux méthodes. Néanmoins, nous ne pouvons pas en dire autant en ce qui concerne le facteur temps. En effet, l'identification par réseaux de neurones consomme beaucoup plus de temps en apprentissage.

## Conclusion générale

Dans ce mémoire, nous avons traité deux applications essentielles et complémentaires rencontrées dans la reconnaissance de l'iris. Il s'agit, d'une part de l'extraction automatique de la région de l'iris et de ses caractéristiques, et d'autre part de la reconnaissance de l'iris.

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

Tout d'abord, nous avons présenté les différentes étapes de segmentation automatique, ce qui était de localiser la région de l'iris et d'isoler les paupières, les cils et les zones de réflexion. La segmentation automatique a été réalisée grâce à l'utilisation de la transformée de Hough (méthode de Canny pour l'extraction de contours). Un seuillage a également été employé pour isoler les cils et les reflets. Ensuite, la région de l'iris segmentée a été normalisée. Ceci a été réalisé en mettant en œuvre une version du modèle de Daugman, où la normalisation d'iris basé sur la méthode pseudo-polaire (représentation de la texture dans un repère cartésien). Enfin, nous avons utilisé la décomposition en ondelettes de Haar comme moyen d'analyse multi-résolution pour extraire les caractéristiques de la texture de l'iris normalisée, qui donne les vecteurs d'attributs constitués des coefficients d'ondelettes de Haar.

Par ailleurs, nous avons pu travailler sur le problème de la reconnaissance de l'iris. Nous avons appliqué deux méthodes, la distance de Hamming, et les réseaux de neurones formels.

La distance de Hamming a été utilisée comme un moyen de comparaison. Pour cela nous avons codé chaque coefficient d'ondelettes de Haar en un bit selon son signe.

Le résultat obtenu est un code binaire de taille fixe. Une fois deux codes d'iris extraits, on calcule leur distance de Hamming, plus la distance est faible, plus les deux codes se ressemblent. Une distance '0' correspond à une parfaite correspondance entre les deux images alors que deux images de personnes différentes auront une distance proche de '0.5. Le résultat très satisfaisant obtenu par cette méthode donne un taux de reconnaissance de 100%.

Nous avons également appliqué les réseaux de neurones à la reconnaissance d'iris, où nous avons introduit les vecteurs d'attributs (coefficients d'ondelettes de Haar après normalisation) comme

## **Conclusion générale**

---

paramètres à l'entrée du réseau caractérisé par une architecture (nombre de couches cachées et leurs nombres de neurones, le pas d'apprentissage, les fonctions d'activations).

Nous avons enregistré un taux de reconnaissance égale à 99.24%. Ce résultat nous semble satisfaisant comparé aux autres méthodes, mais le seul inconvénient est le facteur temps lors de l'apprentissage du réseau, surtout lorsqu'il s'agit d'exploiter une grande base de données.

Les perspectives de ce travail sont nombreuses :

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

Il est aussi intéressant de constituer une large base de données, comprenant un grand nombre d'individus et davantage d'images par individu.

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

## Annexe A

# Le Filtre de Canny

### A.1 L'algorithme de Canny

L'algorithme de Canny (1986) [24], est utilisé en traitement ou en analyse d'image pour la détection des contours. L'auteur l'a conçu pour être optimal suivant trois critères clairement explicités :

1. bonne détection : faible taux d'erreur dans la signalisation des contours,
2. bonne localisation : minimisation des distances entre les contours détectés et les contours réels,
3. clarté de la réponse : une seule réponse par contour et pas de faux positifs

#### A.1.1 Réduction du bruit

La première étape est de réduire le bruit de l'image originale avant d'en détecter les contours. Ceci permet d'éliminer les pixels isolés qui pourraient induire de fortes réponses lors du calcul du gradient, conduisant ainsi à de faux positifs.

Un filtrage gaussien 2D est utilisé, dont voici l'opérateur de convolution :

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (\text{A.1})$$

et un exemple de masque 5×5 discret avec  $\sigma=1,4$  :

$$h = \frac{1}{189} \begin{bmatrix} 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 5 & 12 & 15 & 12 & 5 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \end{bmatrix} \quad (\text{A.2})$$

Usuellement, un filtre est de taille plus réduite que l'image filtrée. Plus le masque est grand, moins le détecteur est sensible au bruit et plus l'erreur de localisation grandit.

#### A.1.2 Gradient d'intensité

Après le filtrage, l'étape suivante est d'appliquer un gradient qui retourne l'intensité des contours. L'opérateur utilisé permet de calculer le gradient suivant les directions X et Y, il est composé d'une paire de deux masques de convolution, un de dimensions 3×1 et l'autre 1×3:

$$G_x = [-1 \ 0 \ 1] \quad ; \quad G_y = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix} \quad (\text{A.3})$$

La valeur du gradient en un point est approximée par la formule :

$$|G| = |G_x| + |G_y| \quad (\text{A.4})$$

### **A.1.3 Direction des contours**

Les orientations des contours sont déterminées par la formule :

$$\theta = \arctan\left(\frac{G_x}{G_y}\right) \quad (\text{A.5})$$

Nous obtenons finalement une carte des gradients d'intensité en chaque point de l'image accompagnée des directions des contours.

### **A.1.4 Suppression du non-maxima**

La carte des gradients obtenue précédemment fournit une intensité en chaque point de l'image. Une forte intensité indique une forte probabilité de présence d'un contour. Toutefois, cette intensité ne suffit pas à décider si un point correspond à un contour ou non. Seuls les points correspondant à des maxima locaux sont considérés comme correspondant à des contours, et sont conservés pour la prochaine étape de la détection.

Un maximum local est présent sur les extrema du gradient, c'est-à-dire là où sa dérivée s'annule

### **A.1.5 Seuillage des contours**

La différenciation des contours sur la carte générée se fait par seuillage à hystérésis.

Cela nécessite deux seuils, un haut et un bas; qui seront comparés à l'intensité du gradient de chaque point. Le critère de décision est le suivant. Pour chaque point, si l'intensité de son gradient est:

- Inférieur au seuil bas, le point est rejeté;
- Supérieur au seuil haut, le point est accepté comme formant un contour;
- Entre le seuil bas et le seuil haut, le point est accepté s'il est connecté à un point déjà accepté.

Une fois ceci réalisé, l'image obtenue est binaire avec d'un côté les pixels appartenant aux contours et les autres.

### **A.1.6 Paramètres**

Les deux paramètres principaux déterminant le temps de calcul et l'acuité de l'algorithme sont la taille du filtre gaussien et les deux seuils.

- **Taille du filtre:** le filtre utilisé lors de la réduction du bruit a une influence directe sur le comportement de l'algorithme. Un filtre de petite taille produit un effet de flou moins prononcé, ce qui permet la détection de petites lignes bien marquées. Un filtre de taille plus grande produit un effet de flou plus important, ce qui permet de détecter des contours moins nets, par exemple celui d'un arc-en-ciel.
- **Seuils:** l'utilisation de deux seuils au lieu d'un améliore la flexibilité mais certains problèmes propres au seuillage demeurent. Ainsi, un seuil trop bas peut conduire à la détection de faux positifs. Inversement, un seuil trop haut peut empêcher la détection de contours peu marqués mais représentant de l'information utile.

Il n'existe pas actuellement de méthode générique pour déterminer des seuils produisant des résultats satisfaisants sur tous les types d'images [24].

### **A.2 Etapes d'une détection de contours par le filtre de canny**

L'objectif est bien de calculer le module du gradient de l'image analysée. Souvent avant d'appliquer le filtre de Canny, un filtrage préalable est opéré sur l'image au moyen d'un filtre gaussien. Les différentes étapes sont énumérées ci-après :

- Convolution de l'image initiale avec un filtre passe-bas gaussien bi-dimensionnel (ou convolution 1D dans chacune des deux directions).
- Convolution de l'image lissée avec le filtre de Canny ou la dérivée de gaussienne dans les directions horizontale et verticale.
- Calcul du module du gradient à partir des deux images représentant les gradients de l'image filtrée passe-bas dans les directions horizontale et verticale.

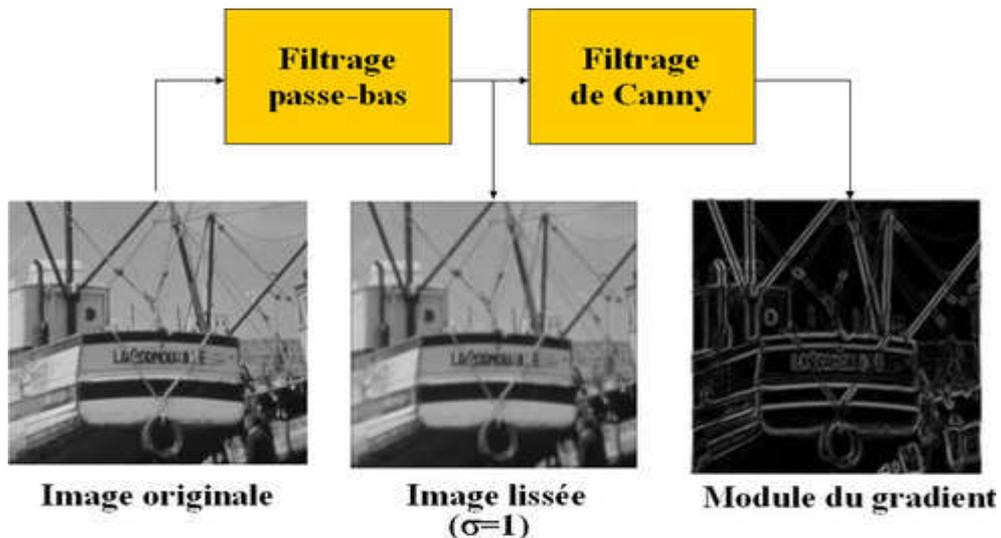


Fig.A.1 Exemple d'application du filtrage de Canny

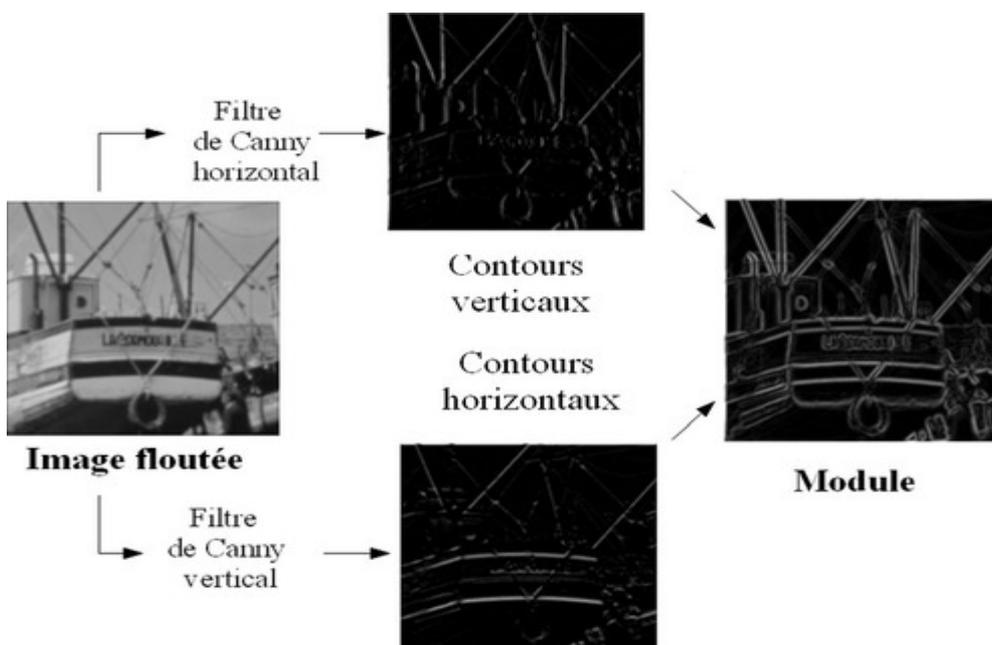


Fig.A.2 Obtention du module du gradient par filtrage de Canny

## Annexe B

# La transformée en ondelettes

### B.1 La transformée en ondelettes

La transformée en ondelette (TO) est apparue en géophysique au début des années 1980 pour l'analyse des signaux sismiques, et a été formalisée plus tard par Grossmann et Morlet (1984) et Goupillaud. C'est au sein de ces dernières communautés que des développements théoriques et appliqués majeurs ont eu lieu ces quinze dernières années. Des avancées significatives ont notamment été faite par Meyer, Mallat, Daubechies , Chui, Wornell et Holschneider. Ces avancées ont alors influencé d'autres domaines de recherche, dont en particulier, des applications pour la compréhension des processus géophysique (Foufoula-Georgiou et Kumar, 1994). Ces interactions entre développement et application favorisent encore aujourd'hui l'évolution rapide de l'outil "ondelettes"[25].

#### B.1.1 La transformée en ondelettes continue

L'analyse multi-résolution est intimement liée à la transformée en ondelettes. C'est en fait une manière de décrire la transformée en ondelettes : celle-ci consiste en effet à obtenir l'approximation d'un signal en le projetant sur un espace d'approximation  $\psi(x)$ . Bien évidemment, pour ne pas perdre d'informations, il faut aussi projeter le signal sur un espace de détail  $\varphi(x)$ . La transformée en ondelettes utilise des translations et des dilatations (fonctions d'expansions) d'une fonction fixe appelée ondelette mère  $\psi$ . Dans le cas de la transformée en ondelettes continue, les paramètres de dilatation  $a$  et de translation  $b$  varient de manière continue :

$$\psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad (\text{B.1})$$

La transformée en ondelettes d'un signal  $f(x)$  produit une fonction de deux variables (le temps et l'échelle d'analyse du signal)  $W(a,b)$  représentant la projection du signal  $f$  sur la base d'ondelettes  $\psi_{a,b}$  :

$$w(a,b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int f(x) \psi_{a,b}(x) dx \quad (\text{B.2})$$

### B.1.2 La transformée en ondelettes discrète

Puisque la translation de l'ondelette est continue, l'information obtenue est infiniment redondante. Pour diminuer cette redondance, la transformée en ondelettes discrète est utilisée: la translation et dilatations s'effectuent alors selon des valeurs discrètes. L'ondelette présentée dans l'Équation (B.1) est modifiée de la manière suivante :

$$\psi_{m,n}(x) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \psi\left(\frac{1}{a_0^m} - nb_0\right) \quad (\text{B.3})$$

Les paramètres de translation et de dilatation discrétisés sont définis par :

$a = a_0^m$  et  $b = nb_0 a_0^m$ , avec  $a_0 > 1$  et  $b_0 > 0$ , des entiers relatifs fixés.

### B.2 Les ondelettes orthogonales

Cependant, il existe encore de la redondance. Pour la supprimer totalement, il faut utiliser des ondelettes dites orthogonales. L'orthogonalité signifie que l'information capturée par une ondelette est totalement décorrélée de celle capturée par une autre. L'utilisation d'ondelettes orthogonales va de soi pour la compression d'images, car cela permet de ne garder que l'information nécessaire et d'assurer la réversibilité.

Deux ondelettes mères orthogonales permettent d'effectuer une analyse multi-résolution orthogonale : les espaces de détail et d'approximation sont alors orthogonaux, c'est-à-dire que la projection des vecteurs de la base de l'un des espaces sur l'autre donne zéro. Chaque ondelette et sa fonction d'échelle associée sont également orthogonales. Une famille d'expansion très populaire a été créée par Ingrid Daubechies. Une autre fonction d'expansion également fréquemment utilisée est celle de Haar. Ces deux ondelettes et leur fonction d'échelle associée sont illustrées ci-dessous.

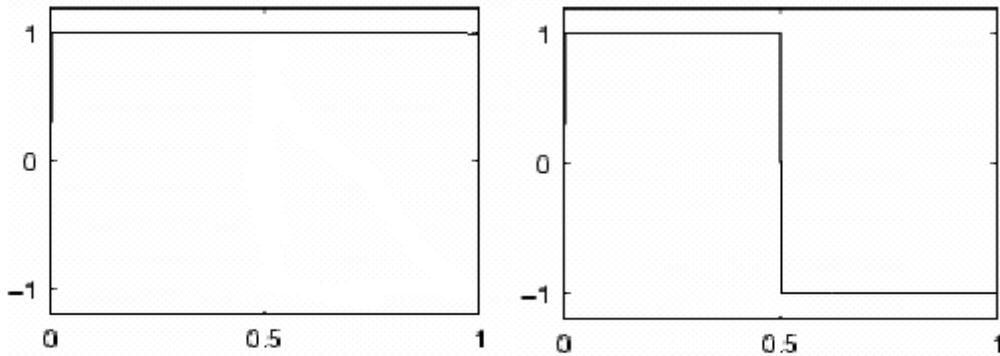


Fig.B.1 La fonction d'échelle de Haar (gauche) et l'ondelette (droite).

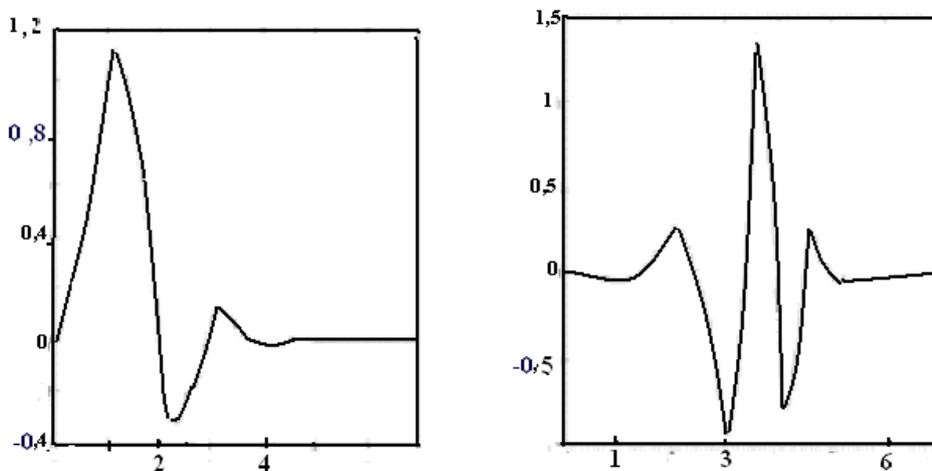


Fig.B.2 La fonction d'échelle Daubechies 4 (gauche) et l'ondelette associée (droite).

### B.3 Analyse d'images par l'ondelette de Haar [26]

Il existe une infinité de fonctions de base multi - échelles, i.e. d'ondelettes, mais pour chaque type d'ondelette il y a une soit dite fonction "mère" à l'aide de laquelle toutes les fonctions de la base sont "fabriqués". Dans cette annexe nous allons introduire les ondelettes de Haar, les plus simples et premières à être utilisées dans l'analyse du signal.

Toutes les familles d'ondelettes sont définies par une ondelette père  $\phi$  et une ondelette mère  $\psi$ . Dans le cas des ondelettes de Haar, l'ondelette père est définie par  $\phi : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$

$$\phi(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } 0 \leq x < 1 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{B.4})$$

L'ondelette mère est définie par :

$$\psi(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } 0 \leq t < 1/2 \\ -1 & 1/2 \leq t < 1 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{B.5})$$

Les espaces  $W_j$  et  $V_j$  pour l'ondelette de Haar sont :

$$w_1 = \left( \frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{-1}{\sqrt{2}}, 0, 0, 0, \dots, 0 \right)$$

$$w_2 = \left( 0, 0, \frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{-1}{\sqrt{2}}, 0, 0, \dots, 0 \right)$$

.  
.  
.  
.

$$w_{N/2} = \left( 0, 0, 0, 0, 0, \dots, 0, 0, \frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{-1}{\sqrt{2}} \right)$$

Et

$$v_1 = \left( \frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}}, 0, 0, 0, \dots, 0 \right)$$

$$v_2 = \left( 0, 0, \frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}}, 0, 0, \dots, 0 \right)$$

$$v_{N/2} = \left( 0, 0, 0, 0, 0, \dots, 0, 0, \frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}} \right)$$

Soit un signal discret  $f$  de la forme  $F = (f_1, f_2, f_3, \dots, f_N)$ , avec  $N$  la longueur de  $f$ .

Les éléments du vecteur détail sont :

$$cD_j = F.W_j \quad \text{Pour } j = 1, 2, N/2.$$

Les éléments du vecteur approximation sont:

$$cA_j = F.V_j \quad \text{Pour } j = 1, 2, N/2.$$

Donc pour l'ondelette de Haar :

$$cD_j = F.W_j = \frac{F_{2^{*j-1}} - F_{2^{*j}}}{\sqrt{2}} \quad \text{Pour } j = 1, 2, N/2.$$

$$cA_j = F.V_j = \frac{F_{2^{*j-1}} + F_{2^{*j}}}{\sqrt{2}} \quad \text{Pour } j = 1, 2, N/2.$$

Le passage à l'espace de dimension 2 peut être pensé d'une manière très simple:

Si on a une image avec  $N \times N$ , avec  $N$  une puissance de 2 (en complétant éventuellement avec 0), on revient à la définition des ondelettes en dimension 1 et on procède en 2 étapes :

- On transforme en ondelettes chaque ligne de l'image, 2 par 2 : on obtient une approximation de l'image et des détails.
- On prend l'approximation de l'image et on transforme de nouveau en ondelettes, en procédant cette fois sur les colonnes. Finalement on obtient une image d'approximations et 3 images de détails, comme dans les figures (B.3).

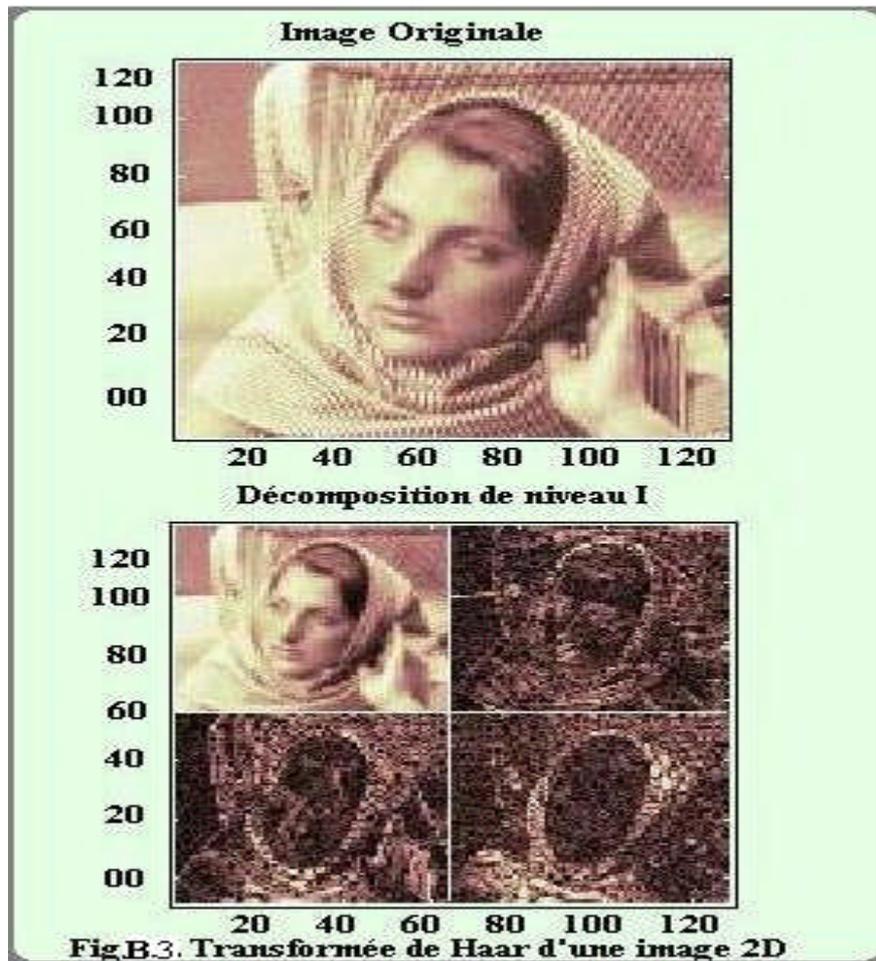


Fig.B.3 Transformée de Haar d'une image 2D.

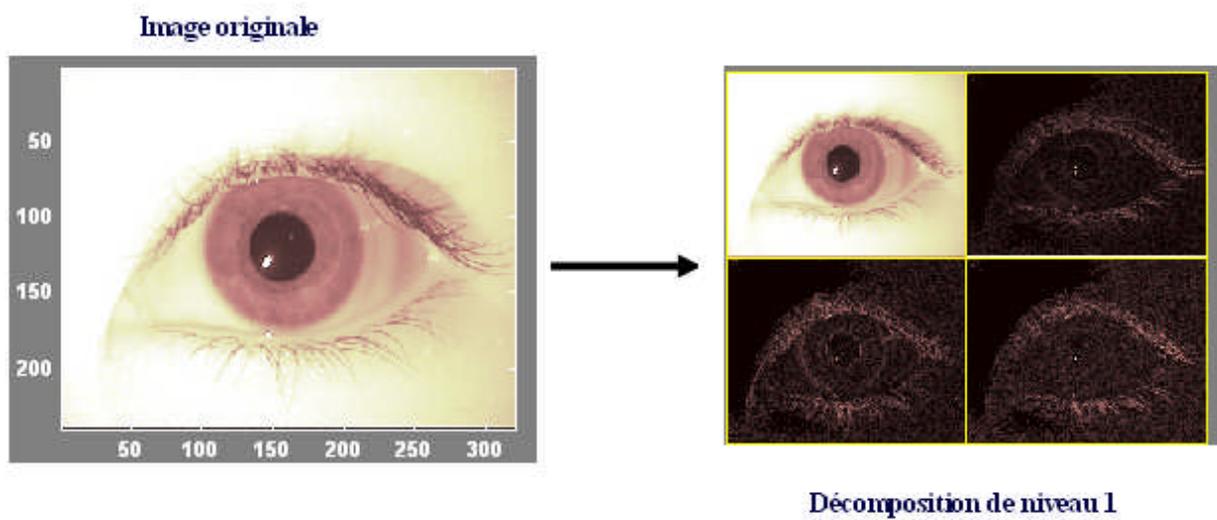


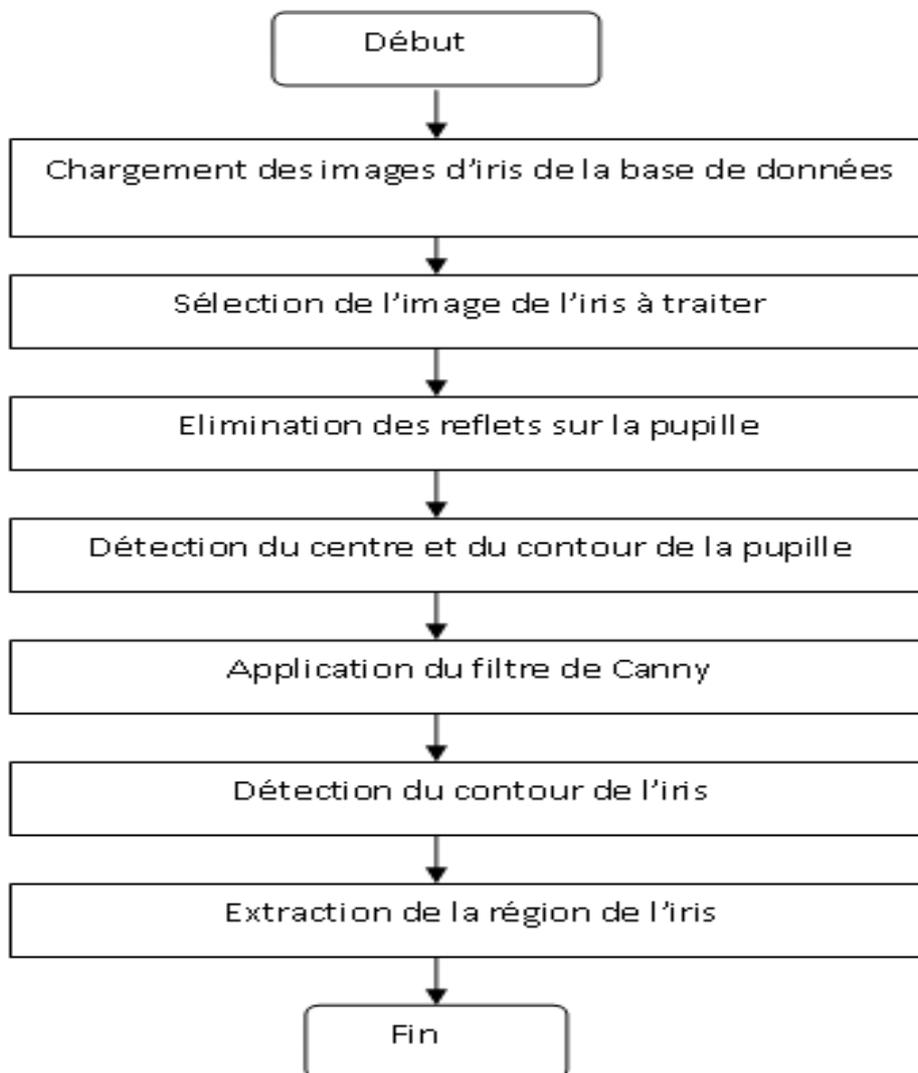
Fig.B.4 Exemple de la transformée de Haar d'une image de l'œil.

## Annexe C

# Les différents processus utilisés

### C.1 Extraction d'iris

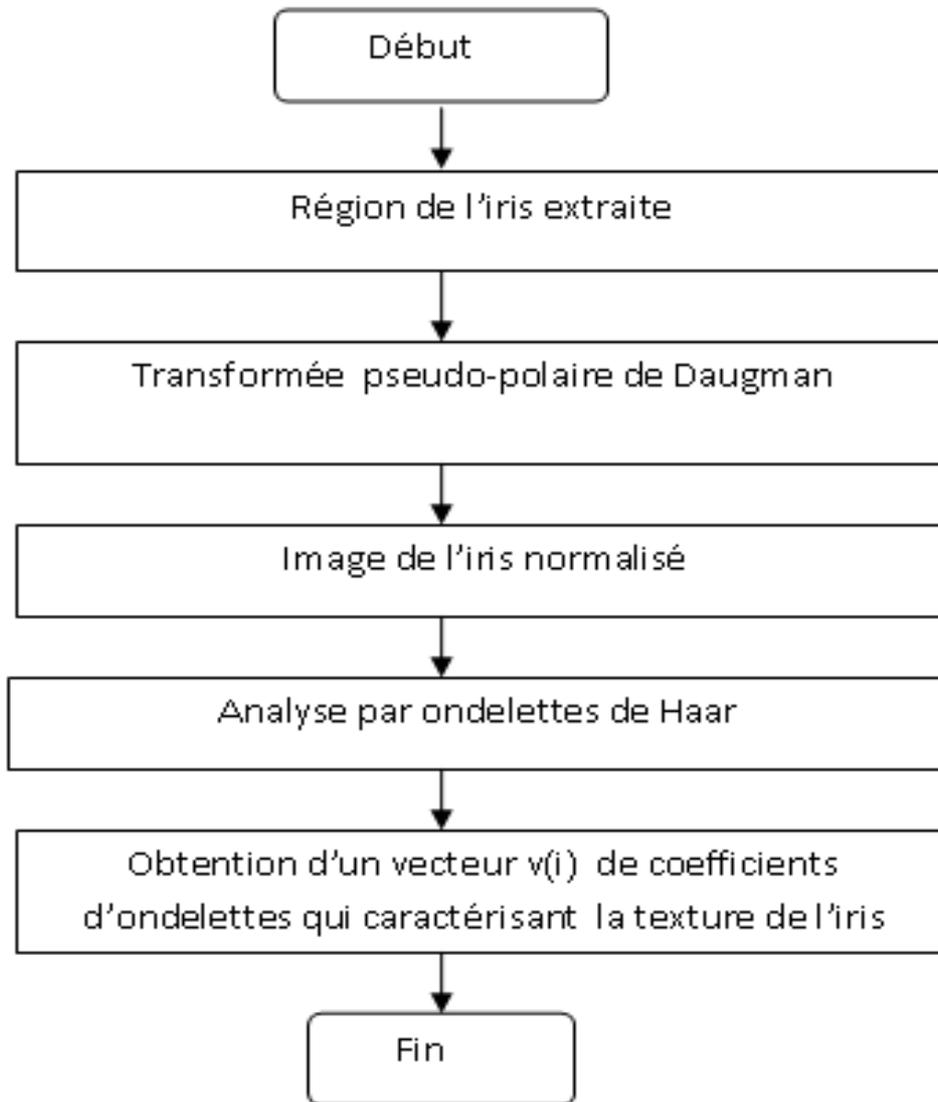
Le processus de l'extraction de la région de l'iris est représenté sous forme d'organigramme par la figure (C.1).



**Fig.C.1. Processus d'extraction de la région de l'iris**

### C.2 Normalisation de l'iris

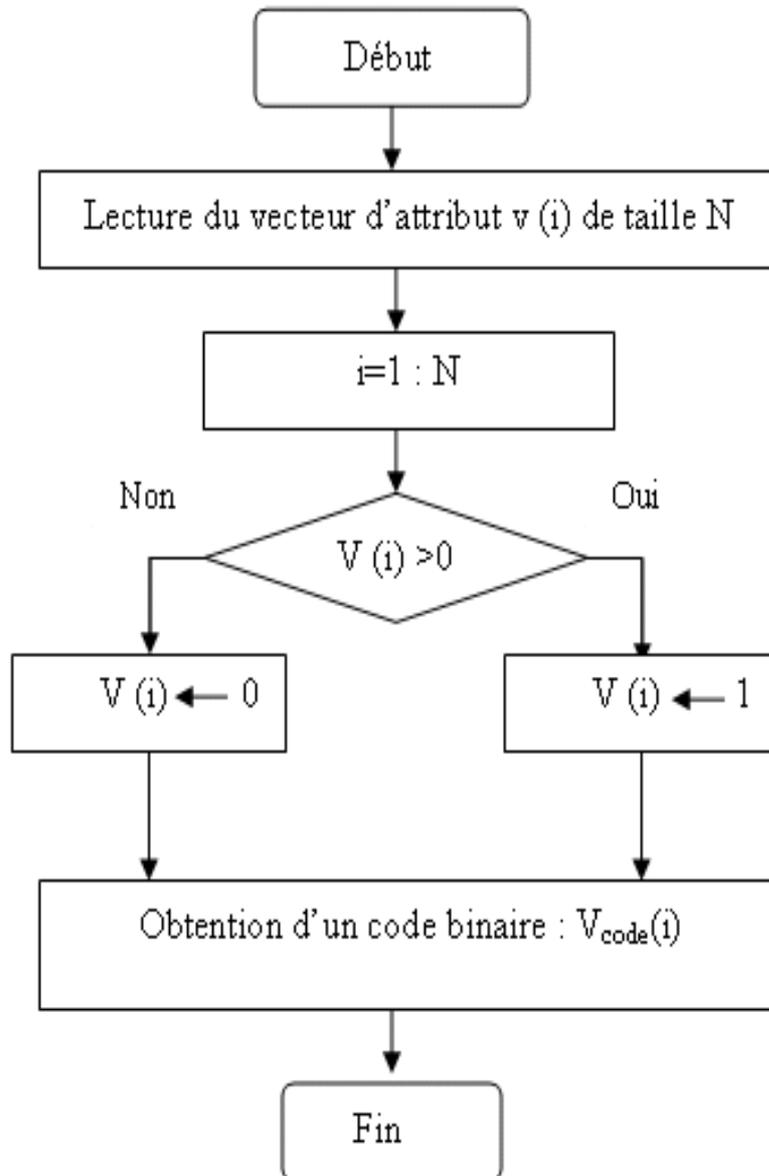
L'organigramme de la figure (C.2), présente le processus de normalisation et de l'extraction du vecteur d'attribut qui caractérise la texture de l'iris normalisé.



**Fig.C.2. Processus de normalisation et d'extraction du vecteur d'attribut**

### C.3 Codage de l'iris

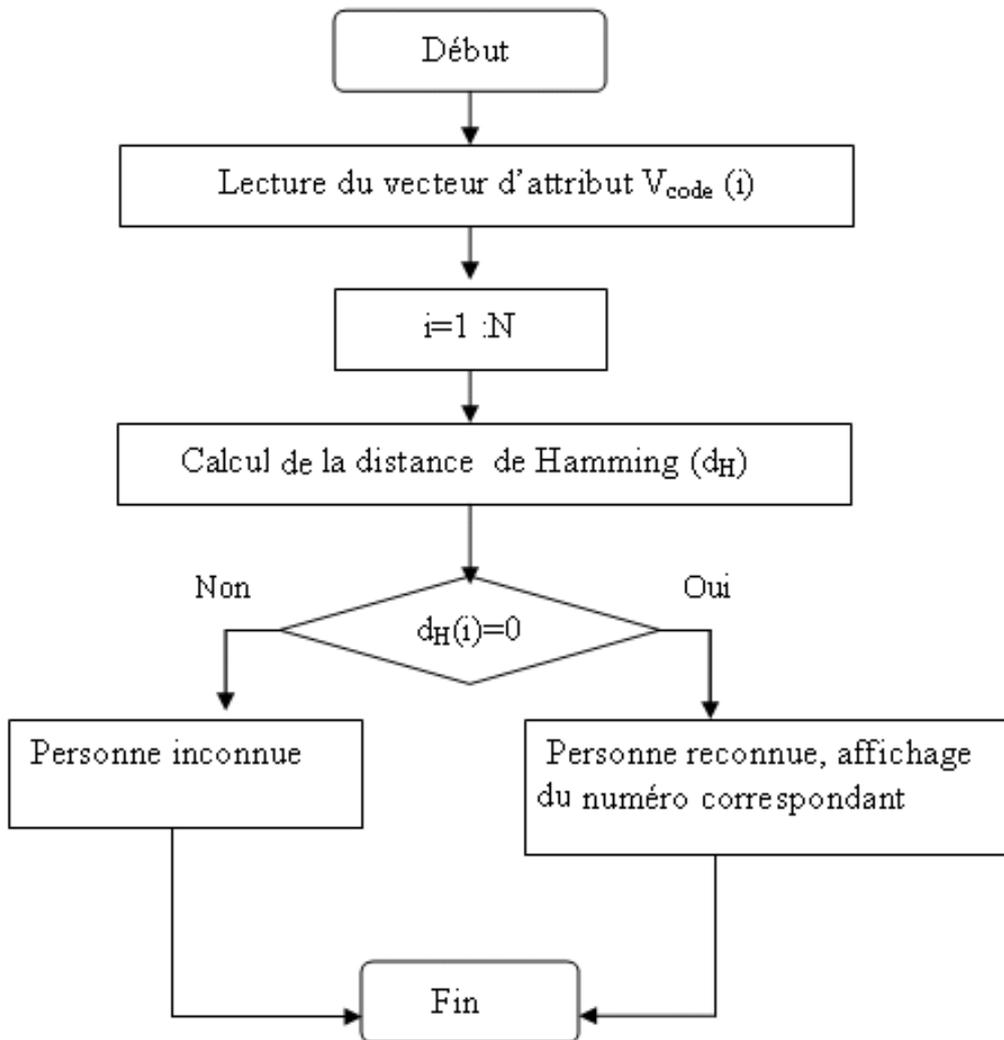
Le processus du codage de l'iris est présenté par la figure (C.3).



**Fig.C.3. Processus de Codage de l'iris**

#### C.4 Reconnaissance d'iris par la distance de Hamming

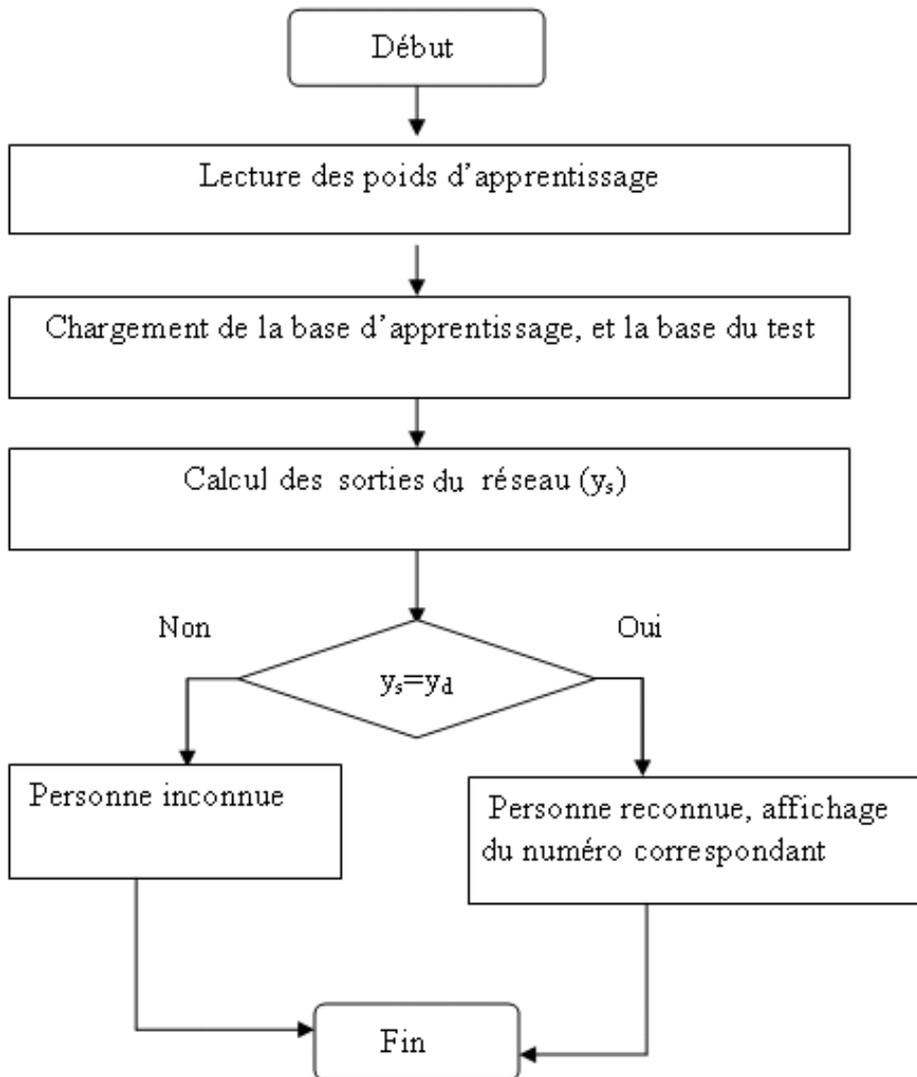
La figure (C.4), présente le processus de reconnaissance d'iris, en utilisant la distance de Hamming.



**Fig.C.4. Processus de reconnaissance d'iris par la distance de Hamming**

### C.5 Reconnaissance d'iris par réseau de neurones

Le processus de reconnaissance de l'iris est représenté sous forme d'un organigramme par la figure (C.5).



**Fig.C.5. Processus de reconnaissance d'iris par réseau de neurones**

## Bibliographie

- [1] Christel -Loïc TISSE. “Contribution à la vérification biométrique de personnes par reconnaissance de l’iris”.Thèse de doctorat de l’université de Montpellier II, Octobre 2003.
- [2] Anil K. Jain and Ruud Bolle “Biometrics Personal Identification in Networked Society” Kluwer Academic Publishers New York, Boston, Dordrecht, London, Moscow ©2002.
- [3] J. Daugman. “How Iris Recognition Works”, IEEE transactions on circuits and systems for video technology,vol.14, no.1, January 2004.
- [4] International Biometric Group, homepage: [www.biometricgroup.com](http://www.biometricgroup.com).
- [5] INSPASS, <http://www.ins.usdoj.gov/graphics/howdoi/inspass.htm>.
- [6] Florent PERRONNIN, Jean-Luc DUGELAY “ Introduction à la biométrie”. Traitement du Signal Volume 19 – n°4,2002.
- [7] Nuance, <http://www.nuance.com>.
- [8] Siemens Automotive, <http://media.siemensauto.com>.
- [9] Yong-zeng Shen, Min-jie Zhang, Jie-wei Yue and Hong-min Ye.“A New Iris Locating Algorithm”,IEEE Proceedings of the 16th International Conference on Artificial Reality andTelexistence-Workshops (ICAT’06), 2006.
- [10] J. R. Matey, O. Naroditsky, K. Hanna, R. Kolczynski, D. J. LoIacono, S. Mangru, M. Tinker, T. M. Zappia, and W. Y. Zhao, “Iris on the move: Acquisition of images for iris recognition in less constrained environments,” Proceedings of the IEEE, vol. 94, pp.1936–1947, November 2006.
- [11] ‘Electromagnetic Radiation Tutorial: Electromagnetic Waves,’ CRISP: Center for Remote Imaging, Sensing and Processing.  
<http://www.crisp.nus.edu.sg/~research/tutorial/em.htm>
- [12] J. Wayman, A. Jain, D. Maltoni, D. Maio, “Biometric Systems: Technology, Design and Performance Evaluation”, London: Springer, 2005.
- [13] L. Masek, “Recognition of Human Iris Patterns for Biometric Identification”, 2003.  
<http://www.csse.uwa.edu.au/~pk/studentprojects/libor/index.html>
- [14] R.P. Wildes, “Iris recognition: an emerging biometric technology”, Proceedings of the IEEE , Volume 85, Issue 9, pp. 1348 -1363, September 1997.
- [15] Data bases: <http://pesona.mmu.edu.my/~ccte/>.
- [16] 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.

## **Bibliographie**

---

- [17] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes: active contour models", *Int'l J. Comp. Vis.*, vol. 1, pp. 321-331, 1987.
- [18] J. Daugman "Probing the uniqueness and randomness of IrisCodes: Results from 200 billion iris pair comparisons." *Proceedings of the IEEE*, vol. 94, no. 11, pp 1927- 1935, 2007.
- [19] X liu, "Optimizations in Iris Recognition", A Dissertation Submitted to the Graduate School of the University of Notre Dame in Partial Fulfillment of the Requirements for the Degree of Doctor of Philosophy in Computer Science. 2006.
- [20] Hunny Mehrotra, Banshidhar Majhi, and Phalguni Gupta. "Multi- algorithmic Iris Authentication System". *Proceedings of Worde academy of science, engineering and technology* volume ISSN 2070-374034 ,October 2008.
- [21] Chien-Ping Chang, Jen-Chun Lee, Yu Su, Ping S. Huang, Te- Ming Tu, "Using Empirical Mode Decomposition for Iris Recognition", *Computer Standards & Interfaces* doi: 10.1016/j.csi.(2008.09.013). 2008.
- [22] Marc Parizeau, "réseaux de neurones GIF-21140 et GIF-64326", université Laval, Automne 2004.
- [23] Rahib Hidayat Abiyev and Koray Altunkaya "Neural Network Based Biometric Personal Identification with Fast Iris Segmentation" *International Journal of Control, Automation, and Systems* (2009) 7(1):17-23 DOI 10.1007/s12555-009-0103-1. © ICROS, KIEE and Springer 2009.
- [24] [http://fr.wikipedia.org/wiki/Algorithme\\_de\\_Canny](http://fr.wikipedia.org/wiki/Algorithme_de_Canny).
- [25] S. Mallat, *A Wavelet Tour of Signale Processing*, Academic Press, 1998.
- [26] <http://www.amara.com/IEEEwave/IEEEwavelet.html>.

## Résumé :

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

Ce système de reconnaissance est constitué d'un système de segmentation automatique basé sur la transformée de Hough (méthode de Canny pour l'extraction de contours) qui permet la localisation de la région de l'iris. La normalisation est utilisée pour la conversion de l'iris circulaire en forme rectangulaire sous forme de dimensions fixes en utilisant le modèle pseudo- polaire de Daugman. Ensuite, on procède au codage en s'appuyant sur l'utilisation de l'analyse en ondelettes de Haar pour extraire les coefficients qui caractérisent la texture de l'iris. Nous obtenons ainsi un code d'iris d'une taille fixe. Enfin, deux méthodes ont été employées pour la reconnaissance du modèle de l'iris : La distance de Hamming avec la reconnaissance parfaite sur un ensemble de 30 images de l'iris et les réseaux de neurones. Cette dernière a confirmé son efficacité et encourage de nouvelles recherches.

**Mots-clés:** Biométrie, localisation de l'iris, reconnaissance de l'iris, filtre de Canny, analyse en ondelettes de Haar, distance de Hamming, réseau de neurones.

## Abstract:

Biometric iris recognition is one of the most efficient means to identify a person. Indeed, studies have shown that biological profiles and curves present in an iris guarantee its uniqueness. The work done in this subscript was therefore to study a comprehensive and reliable recognition based on this property, starting from the pre-treatment up to the search in a database, after codification.

The recognition system consists of a system of automatic segmentation is based on the Hough Transform (Canny method for contour extraction) and is able to locate the iris region. Standardization is used to convert the circular iris into a rectangular form of fixed size using the Daugman's pseudo-polar model. Thus the result is to encode using Haar's wavelets analysis to extract their coefficients which characterize the texture of the iris. We thus obtain a fixed size iris code. Finally, two methods are used to recognize the iris modal: The Hamming distance with perfect recognition on a set of 30 images of the iris and the neural networks which confirms the effectiveness of this method and encourages further research.

**Keywords:** Biometrics, iris localization, iris recognition, Canny filter, Haar wavelet analysis, Hamming distance, neural networks.

## خلاصة :

التعرف البيومتري باستعمال قزحية العين هي من أحسن وسائل التعرف على الأشخاص. دراسات بيولوجية أثبتت أن مواصفات والمنحنيات الموجودة في القزحية تؤكد وحدتها. العامل المنجز في هذه المذكرة هي دراسة جهاز كامل موثوق للتعرف على أساس هذه الخصوصية، من ما قبل العلاج حتى البحث في قاعدة المعطيات مع المرور بالترميز. جهاز التعرف هذا يحتوي على جهاز التقسيم أوتوماتيكي مركز علي متغيرات " هوغ" (طريقة "كاني" لنزع الحدود). استعمال نظرية "دوغمان" لتغيير القزحية من الشكل الدائري إلي المستطيل. ولنزع معاملات القزحية استعمالنا التحليل بموجات " هار". أخيرا استعمال طريقتين للتعرف على القزحية: طريقة مسافة " هامينغ" مع 30 نموذج للقزحية وطريقة الشبكة العصبية الاصطناعية. هذه الأخيرة أثبتت فعاليتها وتشجع البحوث في عدة مجالات.

**الكلمات المفتاحية:** البيومتري، تحديد القزحية، التعرف على القزحية، طريقة كاني، التحليل بموجات هار، مسافة هامينغ، الشبكة العصبية.