

RÉPUBLIQUE ALGERIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE  
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE



UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA  
FACULTÉ DES NOUVELLES TECHNOLOGIES DE  
L'INFORMATION ET DE LA COMMUNICATION  
DÉPARTEMENT D'INFORMATIQUE ET DE  
TECHNOLOGIE DE L'INFORMATION

# MÉMOIRE DE MASTER

SPÉCIALITÉ : INFORMATIQUE FONDAMENTALE

PRÉSENTÉ PAR : INAAM DJILI

## THÈME

---

---

# SYSTÈME DE RECONNAISSANCE D'IRIS PAR RÉSEAUX DE NEURONES CONVOLUTIONNELS

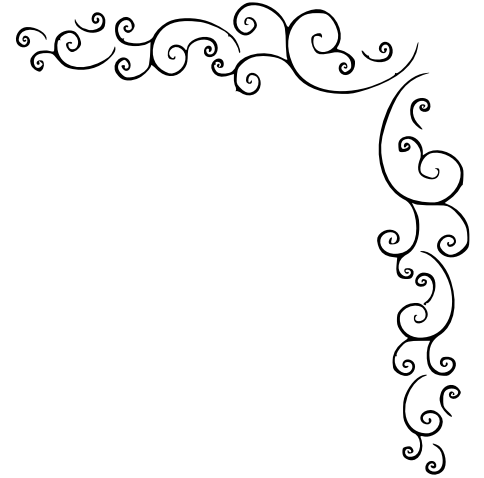
---

---

SOUTENUE LE 07 OCTOBRE 2020 DEVANT LE JURY :

MR.	MAHDJOUR BACHIR	PRÉSIDENT DU JURY	UKM OUARGLA
Mlle.	TOUMI CHAHRAZED	ENCADREUR	UKM OUARGLA
MR.	ZITOUNI FAROUQ	EXAMINATEUR	UKM OUARGLA

ANNÉE UNIVERSITAIRE : 2019/2020



## *Remerciement*

Je remercie tout d'abord, *Dieu* tout puissant de m'avoir donné la force et la patience pour élaborer ce modeste travail.

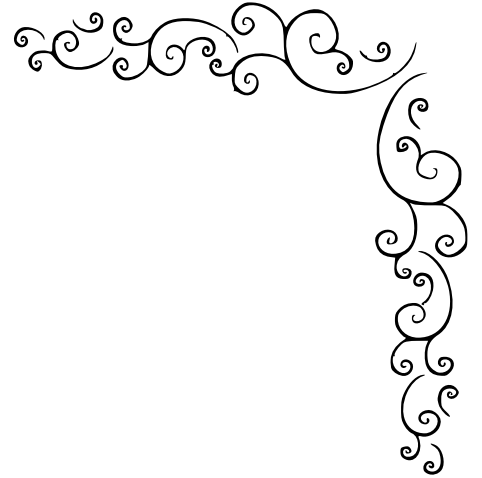
Je remercie mon encadreur Mlle. *TOUMI Charhrazed* pour ses orientations et ses judicieux conseils, qui ont contribué à alimenter ma réflexion.

J'adresse aussi mes remerciements les plus sincères aux membres de jury Mr. *ZITOUNI Farouq* et Mr. *MAHDJOUR Bachir*, d'avoir accepté le jugement de mon travail.

Je remercie tous les enseignants du département de l'informatique –Ouargla– qui ont contribué à ma formation tout au long de mon cycle universitaire.

Je remercie également tous mes collègues et membres de ma famille qui m'ont aidé inconditionnellement pour faire ce travail.

Mes derniers remerciements vont à toutes les personnes qui ont participé de près ou de loin à la réalisation de ce travail.



## *Dédicace*

Je dédie ce modeste travail

À mes très chers *parents* qui ont toujours été là pour moi. Leur soutien inconditionnel et leurs encouragements ont été d'une grande aide.

À mes frères *Imad, Adam* et *Youcef* qui ont toujours cru en moi.

À mon grand-père, que Dieu lui prête longue vie.

À mes grands-parents décédés qu'*Allah* les accueille dans son vaste paradis.

À mon fiancé *Med Cherif* qui m'a beaucoup soutenue.

À tous mes oncles, tantes et cousins qui n'ont pas cessé de m'encourager tout au long de mon cycle d'études.

À mes chers amis et collègues *Ouissal, Oussama, Raouf, Anissa* et à tous ceux qui m'ont aidé à réaliser ce travail.

# Table des matières

Liste des tableaux	9
Liste des figures	11
RESUMÉ	12
ABSTRACT	13
RÉSUMÉ EN ARABE	14
INTRODUCTION GÉNÉRALE	15
<b>1 GÉNÉRALITÉS SUR LA BIOMÉTRIE</b>	<b>17</b>
1.1 Introduction . . . . .	17
1.2 La biométrie . . . . .	18
1.2.1 Définition . . . . .	18
1.2.2 Les caractéristiques biométriques . . . . .	18
1.3 Les systèmes biometriques . . . . .	19
1.3.1 Définition . . . . .	19
1.3.2 L'intérêt des systèmes biométriques . . . . .	20

1.3.3	Les limitations des systèmes biométriques . . . . .	21
1.4	Les modalités biométriques . . . . .	22
1.5	L'analyse des traces biologiques . . . . .	22
1.5.1	Le sang . . . . .	23
1.5.2	Les cheveux et les poils . . . . .	23
1.5.3	La salive . . . . .	24
1.5.4	L'ADN de contact . . . . .	24
1.5.5	L'odeur . . . . .	24
1.6	La biométrie comportementale . . . . .	24
1.6.1	La dynamique de signature . . . . .	25
1.6.2	La démarche . . . . .	26
1.6.3	La dynamique de frappe sur le clavier . . . . .	27
1.6.4	La parole (la voix) . . . . .	27
1.7	La biométrie physiologique . . . . .	28
1.7.1	L'empreinte digitale . . . . .	29
1.7.2	La forme géométrique de la main . . . . .	30
1.7.3	Les réseaux veineux . . . . .	30
1.7.4	La forme du visage . . . . .	32
1.7.5	La rétine . . . . .	33
1.7.6	L'iris . . . . .	34
1.8	Comparaison entre les modalités biométriques . . . . .	36
1.9	Conclusion . . . . .	37
<b>2</b>	<b>LA RECONNAISSANCE DE L'IRIS</b>	<b>38</b>
2.1	Introduction . . . . .	38
2.2	L'acquisition des images d'iris . . . . .	39
2.3	Le traitement des images d'iris . . . . .	39

2.3.1	La segmentation . . . . .	40
2.3.2	La normalisation . . . . .	43
2.3.3	L'extraction des caractéristiques . . . . .	44
2.3.4	La classification . . . . .	46
2.4	Data-sets d'iris . . . . .	47
2.4.1	Les data-sets CASIA . . . . .	47
2.4.2	Le data-set UPOL . . . . .	49
2.4.3	Les data-sets WVU . . . . .	50
2.4.4	Le data-set BATH . . . . .	50
2.4.5	Le data-set IITD . . . . .	50
2.4.6	Les data-sets MMU . . . . .	51
2.4.7	Le data-set ND-Iris . . . . .	51
2.4.8	Les data-sets ICE-Iris . . . . .	51
2.4.9	Les data-sets UBIRIS . . . . .	52
2.5	Comparaison entre les data-sets . . . . .	53
2.6	Conclusion . . . . .	56
<b>3</b>	<b>INTELLIGENCE ARTIFICIELLE ET RÉSEaux DE NEURONES CONVOLUTIONNELS</b>	<b>57</b>
3.1	Introduction . . . . .	57
3.2	L'intelligence artificielle . . . . .	58
3.3	L'apprentissage automatique . . . . .	58
3.3.1	L'apprentissage supervisé . . . . .	59
3.3.2	L'apprentissage non supervisé . . . . .	59
3.4	Les réseaux de neurones artificiels . . . . .	60
3.4.1	Les couches de neurones . . . . .	60
3.4.2	Les poids et biais . . . . .	61
3.4.3	Les fonctions d'activation . . . . .	61

3.5	Les réseaux de neurones convolutionnels . . . . .	62
3.5.1	La couche de convolution . . . . .	63
3.5.2	La fonction ReLU . . . . .	65
3.5.3	La couche Pooling . . . . .	65
3.5.4	Le flattening . . . . .	66
3.5.5	Les couches entièrement connectées . . . . .	66
3.5.6	La couche output (fonction Softmax) . . . . .	67
3.6	Conclusion . . . . .	67
<b>4</b>	<b>CONCEPTION ET IMPLÉMENTATION</b>	<b>68</b>
4.1	Introduction . . . . .	68
4.2	Objectif et motivations . . . . .	69
4.3	Conception . . . . .	69
4.3.1	L'architecture de notre système de reconnaissance d'iris . . . . .	70
4.3.2	Les data-sets utilisés . . . . .	71
4.3.3	L'architecture des Modèles CNN . . . . .	72
4.4	Implémentation . . . . .	74
4.4.1	Les outils utilisés . . . . .	75
4.4.2	L'apprentissage des réseaux de neurones . . . . .	76
4.4.3	Présentation du système " SRIS " . . . . .	79
4.5	Résultats et discussion . . . . .	83
4.6	Conclusion . . . . .	85
	<b>CONCLUSION GÉNÉRALE</b>	<b>87</b>

# Liste des tableaux

1.1	Avantages et inconvénients de la reconnaissance par signature manuscrite	26
1.2	Avantages et inconvénients de la reconnaissance par la démarche . . . . .	26
1.3	Avantages et inconvénients de la reconnaissance par la dynamique de frappe sur le clavier . . . . .	27
1.4	Avantages et inconvénients de la reconnaissance par la voix . . . . .	28
1.5	Avantages et inconvénients de la reconnaissance par empreinte digitale .	29
1.6	Avantages et inconvénients de la reconnaissance par la forme géométrique de la main . . . . .	30
1.7	Avantages et inconvénients de la reconnaissance par réseaux veineux . . .	31
1.8	Avantages et inconvénients de la reconnaissance par le visage . . . . .	32
1.9	Avantages et inconvénients de la reconnaissance par la rétine . . . . .	33
1.10	Avantages et inconvénients de la reconnaissance par iris . . . . .	35
1.11	Comparaison entre les modalités biométriques . . . . .	36
2.1	Les méthodes de segmentation . . . . .	43
2.2	Informations détaillées sur CASIA-Iris-Mobile-V1.0 . . . . .	49
2.3	Tableau de comparaison entre les data-sets . . . . .	54



2.4	Tableau des facteurs de bruits présents dans chaque data-set . . . . .	55
4.1	Précisions obtenues pour chaque modèle . . . . .	83
4.2	Les durées de temps d'apprentissage de chaque modèle . . . . .	84

# Table des figures

1.1	Architecture des systèmes biométriques . . . . .	20
1.2	Les modalités biologiques . . . . .	23
1.3	Les modalités comportementales . . . . .	25
1.4	Dispositif de signature manuscrite . . . . .	25
1.5	Les caractéristiques physiques (morphologiques) . . . . .	28
1.6	Les différentes minuties qui composent une empreinte digitale . . . . .	29
1.7	La reconnaissance par veines de la paume de main . . . . .	31
1.8	La reconnaissance par veines du poignet . . . . .	31
1.9	La rétine . . . . .	33
1.10	L'œil humain . . . . .	34
1.11	La structure de l'iris . . . . .	35
2.1	Étapes d'acquisition d'une image d'iris . . . . .	39
2.2	Méthode de normalisation de DAUGMAN . . . . .	44
2.3	Iris segmentée et normalisée selon la méthode de WILDES . . . . .	44
2.4	Exemple de code d'iris généré par la méthode de DAUGMAN . . . . .	45
2.5	Représentation multi-échelle pour les textures de l'iris . . . . .	46
2.6	Exemples d'images des data-sets d'iris . . . . .	52

3.1	Architecture d'un réseau de neurones artificiel classique . . . . .	61
3.2	Exemples de fonctions d'activations . . . . .	62
3.3	Architecture d'un CNN . . . . .	63
3.4	Vision d'une image en couleur par ordinateur . . . . .	64
3.5	Application du filtre de convolution sur une image . . . . .	64
3.6	La fonction d'activation ReLU . . . . .	65
3.7	Application du MaxPooling sur une image . . . . .	65
3.8	Mise à plat des images finales en sortie des filtres . . . . .	66
4.1	Architecture de notre système de reconnaissance d'iris . . . . .	70
4.2	Exemples d'images du data-set UPOL . . . . .	71
4.3	Exemples d'images du data-set CASIA-V1 . . . . .	72
4.4	Architecture du premier modèle CNN . . . . .	73
4.5	Architecture du deuxième modèle CNN . . . . .	74
4.6	Taux de reconnaissance par apport au nombre d'époques dans le modèle1	77
4.7	Taux de reconnaissance par apport au nombre d'époques dans le modèle2	78
4.8	La page d'accueil . . . . .	79
4.9	La page d'informations . . . . .	80
4.10	La page d'analyse d'iris . . . . .	81
4.11	L'identification de l'iris . . . . .	81
4.12	Les messages d'avertissement . . . . .	82

# Résumé

Les systèmes d'identification d'iris sont considérés comme l'une des meilleures technologies biométriques. La robustesse de cette technique de reconnaissance provient des caractéristiques uniques de la texture de l'iris humain et de sa stabilité au cours de la vie humaine. La plupart des systèmes commerciaux de reconnaissance par l'iris utilisent l'algorithme développé par JOHN DAUGMAN. Cet algorithme est capable de produire des taux de reconnaissance très performants. Cependant, les méthodes employées sont parfois difficiles à mettre en œuvre et leur temps d'apprentissage peut durer longtemps.

Le travail effectué dans ce mémoire consiste à mettre en point un système complet et fiable de reconnaissance d'iris en utilisant la technique de réseaux de neurones convolutionnels (CNN) pour Convolutional Neural Networks. Cette technique est, de nos jours, parmi les technologies les plus performantes pour l'encodage et la classification des images. Nous avons mis au point deux modèles CNN que nous avons appliqués sur différentes bases de données et discuté les résultats obtenus.

*Mots Clés*— Systèmes de Reconnaissance d'Iris, l'iris, Technologies Biométriques, Traitement d'Image, Classification des Images, CNN.

# Abstract

Iris identification systems are considered one of the best biometric technologies. The robustness of this recognition technique stems from the unique characteristics of the texture of the human iris and its stability over human life. Most commercial iris recognition systems use the patented algorithm developed by JOHN DAUGMAN. This algorithm is capable of producing very efficient recognition rates. However, the methods used are sometimes difficult to implement and their execution time can last a long moment.

The work carried out in this thesis consists in studying a complete and reliable iris recognition system using the technique of Convolutional Neural Networks (CNN). which is nowadays among the most efficient technologies for encoding and classifying images. We have developed two CNN models, which we have applied on different databases and discussed the obtained results.

*Keywords*— Iris Identification Systems, Biometric Technologies, Iris, Image Classification, Image Processing, CNN.

## ملخص

تعتبر أنظمة تحديد هوية القزحية من أفضل تقنيات القياسات الحيوية. تتبع متانة تقنية التعرف هذه من الخصائص الفريدة لنسيج قزحية الإنسان واستقرارها مدى حياته. معظم أنظمة التعرف على القزحية تستخدم الخوارزمية التي وضعها جون دوغمان. هذه الخوارزمية قادرة على إنتاج معدلات تعرف فعالة جداً. ومع ذلك ، يصعب أحياناً تنفيذ الأساليب المستخدمة فيها وقد يستغرق تنفيذها وقتاً طويلاً.

يهدف العمل المنفذ في هذه الأطروحة الى دراسة نظام كامل وموثوق للتعرف على قزحية العين باستخدام تقنية الشبكات العصبية التلافيفية (Convolutional Neural Network) CNN. تعد هذه التقنية ، حالياً، من بين أكثر التقنيات كفاءة لترميز الصور وتصنيفها. قمنا بتطوير نموذجين لشبكة CNN تم تطبيقهما على قواعد بيانات مختلفة ، وناقشنا النتائج التي حصل عليها.

الكلمات المفتاحية--- أنظمة تحديد هوية القزحية، تقنيات القياسات الحيوية، القزحية، تصنيف الصور، معالجة الصور، الشبكات العصبية التلافيفية (CNN) .

# INTRODUCTION GÉNÉRALE

**S**AVOIR déterminer de manière à la fois exacte et efficace l'identité d'une personne est devenu un problème majeur dans notre société. En effet, notre identité est vérifiée quotidiennement pour de multiple raison : lorsqu'on se connecte à un réseau informatique, lorsqu'on accède à notre lieu de travail, lorsqu'on utilise notre carte bancaire, etc... Les outils de contrôles utilisés traditionnellement pour l'identification des individus tels que les mots de passe, les cartes d'identité et les badges, peuvent être oubliés, échangés ou volés. Les inconvénients présentés par ces outils classiques sont devenues très fréquents de nos jours, c'est ainsi que l'explosion des systèmes biométriques basé sur la mesure des caractéristiques liées à la physiologie de l'homme sont apparues.

La biométrie consiste à identifier les individus à travers leurs : caractéristiques biologiques telles que l'ADN, comportementales telles que la démarche et la signature manuscrite, ou morphologiques telles que l'empreinte digitale, le visage et l'iris. Ces caractéristiques, quel que soit leurs façon d'acquisition, sont uniques pour chaque individu et ne peuvent être oublié ou perdus, et sont très difficile ou impossible à dupliquer.

Les systèmes biometriques sont des systèmes automatiques de mesure basés sur la reconnaissance de formes. Ils utilisent des données biométriques d'un individu pour fonctionner selon trois modes qui sont : l'apprentissage, la vérification d'identité et l'identification.

En plus d'être un organe interne, l'iris est bien protégé de l'environnement extérieur mais pourtant mesurable, en suivant des conditions idéales, par une simple acquisition d'image. Et grâce à sa texture unique même les vrais jumeaux ne peuvent être confondus, contrairement aux visages, et sa texture est stable durant toute la vie, contrairement aux empreintes digitales, et infalsifiables contrairement aux caractéristiques de la voix. Toutes ces propriétés font de cette technologie d'identification une des meilleures techniques de reconnaissance à base biométrique.

Ainsi afin de reconnaître un individu à partir de l'image de son iris, de multiples méthodes ont été

développées dans la littérature, et dans ce travail nous avons opté pour la technique de réseaux de neurones convolutionnels (CNN), qui est un type de réseaux de neurones artificiels très performant pour l'extraction des caractéristiques et la classification des images, grâce à son architecture complexe mais plus simple à mettre en œuvre comparant aux autres méthodes.

Notre travail se déclinera sous deux aspects, l'un théorique et l'autre applicatif. Nous avons choisi de l'articuler autour des quatre chapitres suivants :

- Le premier chapitre, reposera sur la présentation générale de la biométrie. Il décrira le fonctionnement des systèmes biométriques ainsi que les différentes modalités utilisés, en insistant plus particulièrement sur la reconnaissance de l'iris.
- Dans le chapitre 2, nous commencerons par décrire le processus d'acquisition des images d'iris. Ensuite, nous évoquerons l'état de l'art des méthodes de traitement des images d'iris. Et nous finirons par réaliser une étude comparative entre des différentes bases de données d'images d'iris.
- Le troisième chapitre est consacré à la description de l'architecture d'un CNN qui est idéale pour l'extraction des caractéristiques significatives des images et leurs classifications.
- Dans le dernier chapitre, nous commencerons par une présentation complète de notre système de reconnaissance d'iris, sa conception et son implémentions et nous finirons par discuter résultats expérimentaux obtenus.

La conclusion de ce mémoire résumera les principaux résultats obtenus et proposera des perspectives pour des travaux ultérieurs.



# GÉNÉRALITÉS SUR LA BIOMÉTRIE

## 1.1 INTRODUCTION

Durant ces dernières années, Le marché d'identification et d'authentification est en pleine croissance, grâce à l'apparition des systèmes biométriques dans notre vie quotidienne. Effectivement, la biométrie fait partie des grands enjeux pour un monde plus sûr, à savoir dans les domaines privé, professionnel ou public [23].

Dans ce chapitre, nous commencerons par présenter la biométrie d'une façon générale et le fonctionnement des systèmes biométriques, ensuite, nous décrivons les différentes modalités biométriques en insistant plus particulièrement sur la reconnaissance de l'iris. Et au final nous effectuerons une comparaison entre toutes les modalités décrites d'où nous concluons que La reconnaissance d'iris est l'une des technologies les plus fiables et les plus performantes pour identifier une personne.

## 1.2 LA BIOMÉTRIE

### 1.2.1 DÉFINITION

La **biométrie** est une mesure des caractéristiques biologiques pour l'identification ou l'authentification d'un individu à partir de certaines de ses caractéristiques : comportementales (exemple de la dynamique de frappe au clavier), physiques, ou physiologiques (exemple de l'ADN). Cette technique est utilisée de plus en plus aujourd'hui pour établir la reconnaissance des personnes dans un grand nombre d'applications diverses.

Le mot biométrie est une traduction du mot anglais « *biometrics* » qui correspond en français à l'anthropométrie. Il désigne dans un sens très large l'étude quantitative des êtres vivants, mais dans le contexte de la reconnaissance d'individus il est défini par :

- Selon le **CLUSIF** (Club de la Sécurité des systèmes d'Information Français), la biométrie est la science qui étudie à l'aide des mathématiques, les variations biologiques à l'intérieur d'un groupe déterminé.
- Selon la **RAND** (*Public Safety and Justice*), la biométrie est définie comme toute caractéristique physique ou trait personnel automatiquement mesurable, robuste et distinctif qui peut être employé pour identifier un individu ou pour vérifier son identité [6].

### 1.2.2 LES CARACTÉRISTIQUES BIOMÉTRIQUES

Une **caractéristique biométrique** est une donnée qui contient des informations essentielles permettant de différencier deux individus.

Un certain nombre de caractéristiques sont utilisées dans diverses applications. Chaque trait biométrique a ses avantages et ses inconvénients, c'est pourquoi, le choix de la technique pour une application particulière dépend d'une variété de questions en plus de sa performance.

Pratiquement toute caractéristique physiologique ou comportementale peut être considérée comme une caractéristique biométrique, dans la mesure où elle est :[20]

1. **Universelle** : existe chez tous les individus.

2. **Unique** : différente pour chaque individu.
3. **Permanente** : stable dans le temps.
4. **Mesurable** : une technologie de capteur existe.
5. **Non imitable (performant)** : difficilement copiable.
6. **Utilisable** : acceptation par l'utilisateur.
7. **Vulnérable** : atteignable.

## 1.3 LES SYSTÈMES BIOMETRIQUES

### 1.3.1 DÉFINITION

Un **système biométrique** est un système de reconnaissance de forme, il utilise des données biométriques d'un individu pour fonctionner selon trois modes qui sont : l'enrôlement, la vérification d'identité et l'identification :

- **L'enrôlement** : C'est la première phase de tout système biométrique, c'est aussi le mode d'apprentissage. Il s'agit de l'étape pendant laquelle une ou plusieurs modalités biométriques d'un utilisateur sont capturées et enregistrées dans la base de données du système pour la première fois. Cet enregistrement peut s'accompagner par l'ajout d'information biographique dans la base de données. Durant l'enrôlement, la caractéristique biométrique est mesurée en utilisant un capteur biométrique, pour but d'extraire une représentation numérique. Cette dernière est ensuite réduite, en utilisant un algorithme d'extraction bien défini, afin de réduire la quantité de données à stocker pour ainsi faciliter la vérification et l'identification.
- **La vérification** : La vérification d'identité consiste à contrôler et vérifier si l'individu qui utilise le système est bien celui qu'il prétend être. Le système valide l'identité de la personne en comparant les données biométriques saisies avec le modèle biométrique correspondant stocké dans la base de données du système. On parle de test 1 : 1. Dans ce cas, le système renvoie uniquement une décision binaire (oui ou non).

- **L'identification** : Ce mode consiste à associer une identité à une personne à partir de la base de données d'identités stocké dans le système, ce dernier peut alors soit attribuer à l'individu inconnu l'identité correspondant au profil le plus proche retrouvé dans la base (ou une liste des profils proches), soit rejeter l'individu. Dans ce cas on, parle de test 1 : N [2].

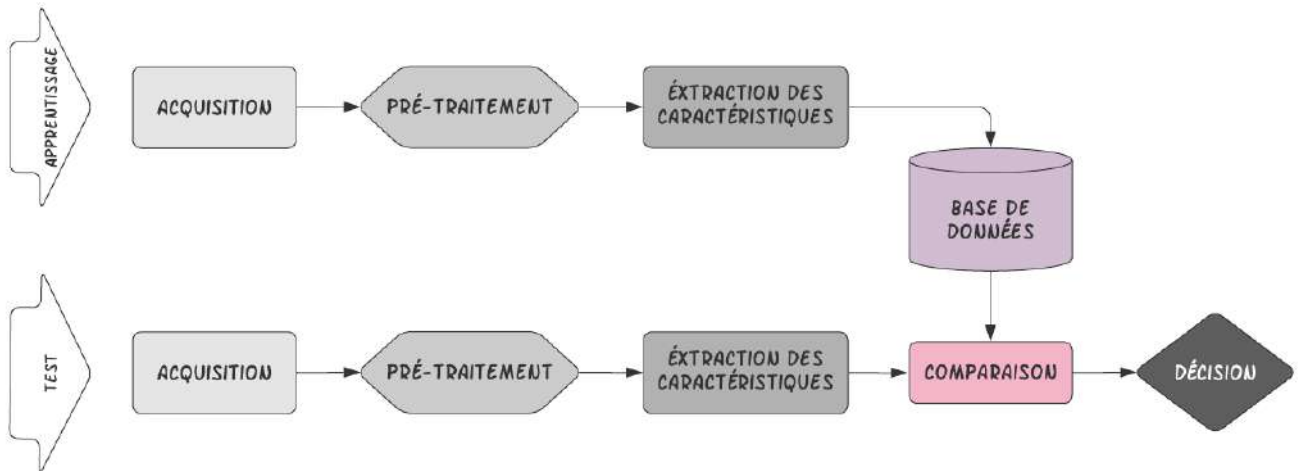


FIGURE 1.1: Architecture des systèmes biométriques

### 1.3.2 L'INTÉRÊT DES SYSTÈMES BIOMÉTRIQUES

L'intérêt majeur des systèmes biométriques est de mettre fin aux problèmes liés à l'utilisation des systèmes d'authentification classique tels que l'oubli, la perte et le vol des mots de passes etc.

Cette technologie a de nombreux avantages tels que :

- La suppression des mots de passe traditionnels.
- La réduction des attaques à l'égard des programmes gouvernementaux.
- La croissance de la confiance envers les systèmes de sécurité.
- La diminution des frais administratifs.
- La précision et accélération des services [6].

### 1.3.3 LES LIMITATIONS DES SYSTÈMES BIOMÉTRIQUES

Il est vrai que les systèmes biométriques sont utilisés dans diverses applications civiles et qu'ils se sont rapidement distingués comme plus pertinents pour identifier et authentifier les personnes de manière fiable et rapide, en fonction de caractéristiques biologiques uniques. Mais ceci n'implique pas que la biométrie est un problème entièrement résolu, Il est clair qu'il existe beaucoup de possibilités pour améliorer ce domaine. Et pour cette raison les chercheurs n'abordent pas seulement les problèmes liés à la réduction des taux d'erreurs, mais ils essayent de voir d'autres façons pour améliorer la rentabilité des systèmes biométriques. Ces derniers qui fonctionnent en utilisant une seule caractéristique (systèmes biométriques mono-modale) ont les limites suivantes :

- **Le bruit sur la donnée capturée** : La donnée biométrique capturée peut être endommagée ou bruyante. Une empreinte digitale avec une cicatrice ou une voix modifiée par le froid (le rhume) sont des exemples de données bruyantes. Ces dernières pourraient être causées par un capteur défectueux ou mal entretenu. La plus part du temps ces données bruyantes sont incorrectement comparées avec les modèles de la base de données et auront pour résultat un rejet incorrect de l'utilisateur.
- **Les attaques** : Un imposteur peut essayer d'imiter un trait biométrique d'un utilisateur inscrit afin de tromper le système. Ce type d'attaque est particulièrement approprié quand des traits comportementaux, tels que la signature et la voix, sont utilisés. Cependant les traits physiques sont également susceptibles aux attaques par exemple : la possibilité de construire des doigts ou des empreintes digitales artificielles pour mettre en échec le système de vérification d'empreinte digitale.
- **Les variations d'intra-classe** : Les données biométriques d'un individu acquises pendant l'authentification peuvent être très différentes des données qui ont été employées pour enregistrer le modèle pendant l'enrôlement, cette variation est causée par les utilisateurs qui agissent incorrectement avec le capteur, ou quand les caractéristiques du capteur sont modifiés pendant la phase de vérification [3].

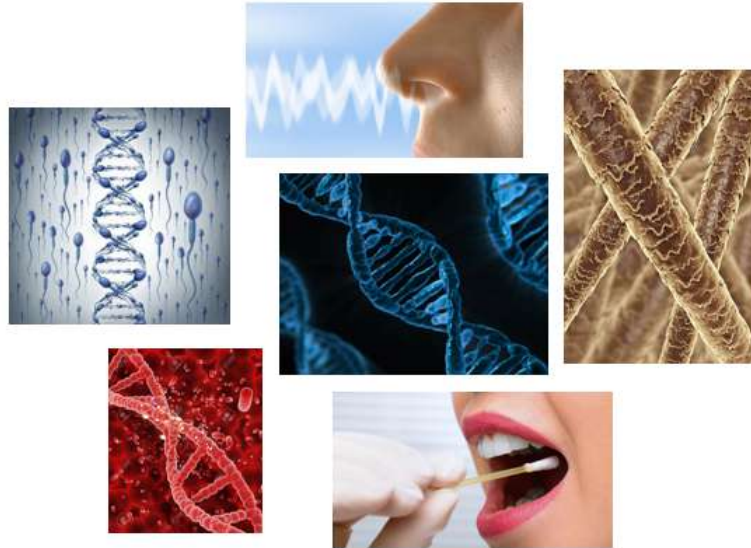
## 1.4 LES MODALITÉS BIOMÉTRIQUES

Il existe un très grand nombre de modalités biométriques, qui peuvent se diviser en trois catégories :

- **L'analyse des traces biologiques** : utilise les caractéristiques biologiques des individus (ADN, salive, odeur etc.) qui sont très complexes à mettre en œuvre dans un système de reconnaissance.
- **La biométrie comportementale** : elle se base sur l'analyse de certains traits personnels du comportement de l'individu, comme sa façon de taper sur un clavier, le tracé de sa signature, sa démarche, etc.
- **La biométrie physiologique ou morphologique** : elle est basée sur l'identification des traits physiques particuliers, tel que la reconnaissance de la forme du visage, de la rétine, de l'empreinte digitale, l'iris, etc.

## 1.5 L'ANALYSE DES TRACES BIOLOGIQUES

Chaque individu possède des propriétés physiques comme : **le sang, la salive, l'urine, les cheveux, le sperme, etc...** qui le distinguent par rapport à d'autres personnes. Ces traces sont obtenues à partir de différentes sources (prélèvements biologiques sur individus, bouts de cigarettes, goulots de bouteilles, masques, vêtements etc...) ces derniers contiennent des cellules à partir desquelles est extrait l'acide désoxyribonucléique (ADN), support de l'information génétique. L'analyse de ces empreintes génétiques est généralement utilisée pour confondre les criminels ou reconnaître les corps anonymes. Ces résultats sont lents et coûteux mais exacts et sur à 100%.



**FIGURE 1.2:** Les modalités biologiques

### 1.5.1 LE SANG

Le sang se compose de nombreuses cellules, dont les globules rouges, globules blancs et les plaquettes, l'ADN se trouve dans les globules blancs ainsi que dans les plaquettes (cellules sans noyau). Voilà pourquoi on peut extraire des empreintes génétiques d'une trace de sang [56].

### 1.5.2 LES CHEVEUX ET LES POILS

Les cheveux et les poils sont considérés comme traces génétiques, grâce à l'ADN qui s'y trouve. Cette technique fait aujourd'hui figure de preuve reine en matière de police scientifique [56].

Les dernières recherches ont prouvé qu'il est possible d'identifier un individu grâce à la kératine, qui est une famille de protéines dont les séquences d'acides aminés dépendent du type de cheveux et sont spécifiques à chaque personne. Cette technique d'identification souffre cependant d'un problème dû à la difficulté d'extraction des acides aminés [39].

### 1.5.3 LA SALIVE

La salive est un liquide biologique sécrété par les glandes salivaires, à l'intérieur de la bouche, Chez l'être humain, elle contient aussi de nombreuses cellules provenant de la langue et des muqueuses de la bouche, ce qui la rend utile pour l'échantillonnage de l'ADN individuel [56].

### 1.5.4 L'ADN DE CONTACT

L'ADN de contact est l'ADN que l'on peut laisser sur un objet en le touchant. Absolument partout où nous allons nous laissons des traces. En effet, Lorsque nous touchons un objet, nous laissons quelques cellules mortes de notre peau sur ce dernier, et ces cellules contiennent notre ADN. Cet ADN peut être prélevé pour ensuite être utilisé pour l'identification de son propriétaire [56].

### 1.5.5 L'ODEUR

Cette technique est appelée "*le nez électronique*" ou "*le nez artificiel*". Il s'agit d'un appareil qui s'inspire largement du monde du vivant, développé pour détecter automatiquement et classifier Des odeurs, des vapeurs et des gaz. Le fonctionnement de cet appareil reproduit celui du nez humain avec un plus et un moins. Le plus : est la précision des capteurs et la capacité d'analyse, Le moins : est la sensibilité, ou olfaction hédonique, qui reste pour l'heure le propre de l'homme [24].

## 1.6 LA BIOMÉTRIE COMPORTEMENTALE

Chaque individu possède plusieurs éléments liés à son comportement qui lui sont propre. La figure suivante montre les modalités comportementales.





**FIGURE 1.3:** Les modalités comportementales

### 1.6.1 LA DYNAMIQUE DE SIGNATURE

L'utilisateur de cette technologie signe généralement avec un stylo électronique sur une tablette graphique, les données récupérées s'enregistrent pour comparaison ultérieure.



**FIGURE 1.4:** Dispositif de signature manuscrite  
[33]

Lors de la signature : la vitesse, la pression sur le crayon, le mouvement, les points et les intervalles de temps où le crayon est levé et l'ordre d'écriture sont mesurés par ce dispositif (figure 1.4). Les difficultés liées à la capture d'une signature viennent du fait qu'une personne ne signe jamais deux fois de la même façon d'où la mise en point d'algorithmes capables de prendre en compte ces évolutions est très complexe [20].

**TABLE 1.1:** Avantages et inconvénients de la reconnaissance par signature manuscrite

Avantages	Inconvénients
<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Geste naturel qui responsabilise le signataire.</li> <li>2. Facile à utiliser. Très acceptée par les usagers.</li> </ol>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Non utilisable pour le contrôle d'accès à l'extérieur par exemple.</li> <li>2. Dépendance de l'état émotionnel de la personne.</li> <li>3. Besoin d'une tablette graphique.</li> </ol>

### 1.6.2 LA DÉMARCHE

Le premier avantage de l'identification par la démarche se situe dans la capacité d'identifier un individu à distance. L'idée qu'un individu marche typiquement avec une démarche unique est intéressante. Cependant, la vie réelle est pleine de désaccords dynamiques qui rendent l'exécution d'un tel système particulièrement difficile [7].

Les systèmes de reconnaissances de la démarche ont quelques inconvénients, Pour commencer, ils ne sont pas encore capables d'identifier les individus en temps réel. En plus ils ne sont pas aussi fiables que la reconnaissance faciale, et leur taux de précision n'est pas assez élevé. Pour davantage de fiabilité, L'idée serait d'associer la démarche à d'autres technologies biométriques [1].

**TABLE 1.2:** Avantages et inconvénients de la reconnaissance par la démarche

Avantages	Inconvénients
<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Moyen non intrusif qui exploite un geste naturel.</li> </ol>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Dépendance de l'état physique de la personne (âge, maladie...).</li> <li>2. moins précise et pas assez fiable comparant aux autres techniques.</li> </ol>

### 1.6.3 LA DYNAMIQUE DE FRAPPE SUR LE CLAVIER

La dynamique de frappe sur le clavier permet de vérifier l'identité d'une personne en analysant le rythme avec lequel cette personne tape, à travers la pression exercée sur les touches en passant par les fautes régulières et la vitesse de frappe. Chaque individu possède une méthode unique de taper sur le clavier.

Les systèmes d'identification qui utilisent cette technique sont peu coûteux, car ils ne nécessitent pas de matériel d'acquisition autre que le clavier de l'ordinateur. Cependant, jusqu'à présent cette technique d'authentification n'est réellement utilisée qu'en laboratoires d'études, et l'obstacle principal au développement de cette technique est dû à la différence de claviers [54].

**TABLE 1.3:** Avantages et inconvénients de la reconnaissance par la dynamique de frappe sur le clavier

Avantages	Inconvénients
<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Moyen non intrusif qui exploite un geste naturel.</li> <li>2. Technique non coûteuse.</li> <li>3. Permet d'identifier une personne à distance, à partir de son ordinateur.</li> <li>4. Mise en œuvre rapide pour un grand nombre d'utilisateur</li> </ol>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Dépendance de l'état physique de la personne (âge, maladie...).</li> <li>2. Dépendance du clavier utilisé lors de l'écriture.</li> </ol>

### 1.6.4 LA PAROLE (LA VOIX)

Les systèmes de reconnaissance vocale sont basés sur plusieurs algorithmes pouvant distinguer les variations naturelles (silence, essoufflement...), et identifier plusieurs caractéristiques vocales pour authentifier une personne à travers sa voix. Les données utilisées par la reconnaissance vocale proviennent à la fois des facteurs physiologiques, (l'âge, le sexe, l'accent, la tonalité, la fréquence, l'harmonie, etc.) et comportementaux (la vitesse et le rythme) [9].

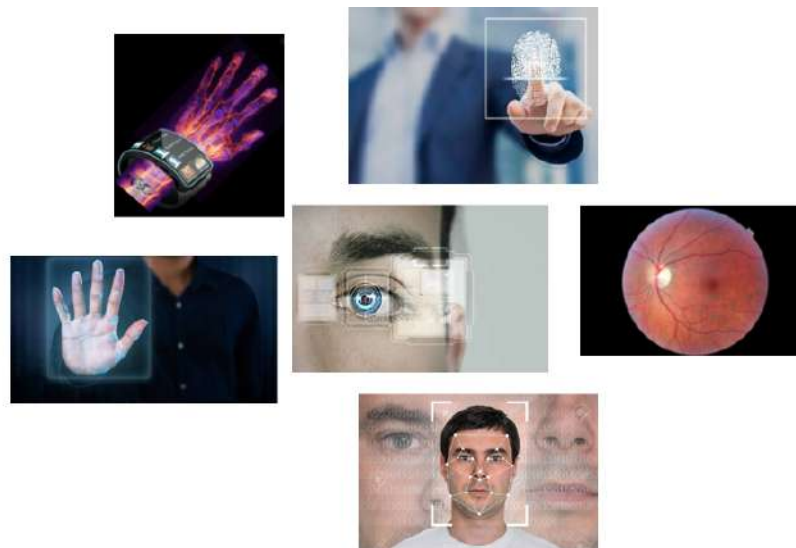
L'inconvénient majeur de cette technique est son taux élevé de faux rejets, ce problème est généralement causé par les rhumes, le stress et la fatigue sans oublier les mauvaises conditions sonores de l'environnement dans lequel nous nous trouvons [22].

**TABLE 1.4:** Avantages et inconvénients de la reconnaissance par la voix

Avantages	Inconvénients
<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Disponible via réseaux téléphoniques.</li> <li>2. Technologie biométrique facile à mettre en œuvre.</li> <li>3. Impossible d'imiter la voix.</li> <li>4. Non intrusif.</li> </ol>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Sensibilité à l'état émotionnel et physique de l'individu (irrité ou enrhumé).</li> <li>2. Sensibilité aux conditions d'enregistrement de la parole (bruit).</li> <li>3. L'utilisation d'un micro nécessite un dispositif adapté présent sur l'environnement.</li> <li>4. Taux de faux rejet et fausse acceptation élevés.</li> </ol>

## 1.7 LA BIOMÉTRIE PHYSIOLOGIQUE

Les systèmes biométriques physiologiques ou morphologiques sont basés sur l'identification de traits physiques particuliers qui, pour toute personne, sont uniques et généralement permanents.



**FIGURE 1.5:** Les caractéristiques physiques (morphologiques)

### 1.7.1 L'EMPREINTE DIGITALE

L'empreinte digitale est une signature que nous laissons derrière nous à chaque fois que nous touchons un objet. Cette signature unique et spécifique pour chaque individu permet l'identification de la personne grâce aux systèmes de reconnaissance biométrique.



**FIGURE 1.6:** Les différentes minuties qui composent une empreinte digitale [41]

Une empreinte complète contient en moyenne une centaine de points appelés «*les minuties*». Mais les contrôles ne sont effectués qu'à partir d'une quinzaine de points, et statistiquement il est impossible de trouver deux personnes présentant 12 points identiques, même en considérant une population de plusieurs dizaines de millions de personnes [30].

**TABLE 1.5:** Avantages et inconvénients de la reconnaissance par empreinte digitale

Avantages	Inconvénients
<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Son ancienneté et sa mise à l'épreuve.</li> <li>2. Sa résistance aux changements de température jusqu'à certain point</li> <li>3. Son coût abordable.</li> </ol>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Besoin de coopération de l'utilisateur (pose correcte du doigt sur le lecteur).</li> <li>2. Il est possible que l'empreinte de l'utilisateur précédent reste latente, d'où une possibilité de dégradation de l'image par surimpression.</li> <li>3. Problème de contraste (doigt propre et sec devient trop clair tandis qu'un doigt humide devient trop foncé).</li> </ol>

### 1.7.2 LA FORME GÉOMÉTRIQUE DE LA MAIN

Comme leur nom le désigne, ces systèmes d'authentification biométrique se basent sur la mesure de la forme géométrique de la main, telle que : la longueur des doigts, la largeur, le dessin des lignes des mains et l'épaisseur de la paume. Un tel système d'identification étudie en moyenne 90 traits de la main pour reconnaître un individu  $x$  [21].

**TABLE 1.6:** Avantages et inconvénients de la reconnaissance par la forme géométrique de la main

Avantages	Inconvénients
<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Les facteurs externes tels que l'humidité de la peau et la saleté sur la main n'empêchent pas une bonne prise de la mesure.</li> <li>2. · Bonne acceptation des usagés.</li> <li>3. Utilisation très simple</li> </ol>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Moins fiable que l'empreinte digitale.</li> <li>2. Des maladies associées à la vieillesse, telle que l'arthrite, peuvent occasionner des déformations au niveau des doigts.</li> <li>3. Risque de fausse acceptation pour des jumeaux ou des membres d'une même famille.</li> <li>4. Cette technique n'a pas évolué depuis plusieurs années.</li> </ol>

### 1.7.3 LES RÉSEAUX VEINEUX

Chaque individu possède un système veineux dont le dessin est unique, qui ne varie pas tout au long de la vie, sauf en cas de blessures et de maladies rares.

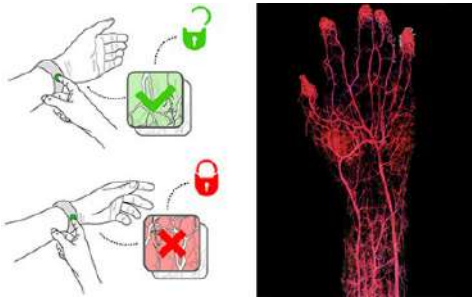
- En 2013 Fujitsu a développé un système d'identification biométrique utilisant les veines de la paume de la main grâce à un capteur optique qui photographie les veines à l'aide de rayons infrarouges. Ces systèmes permettant de générer une clé de 2 048 bits. Cette clé peut ensuite être utilisée dans divers services pour des fins d'authentification [8].



**FIGURE 1.7:** La reconnaissance par veines de la paume de main [8]

— En 2014 à l’occasion du *international create challenge* le groupe suisse Biowatch, expert en authentification, a présenté le prototype d’un bracelet montre basé sur la reconnaissance biométrique des veines du poignet.

Un capteur intégré dans le bracelet prend une image de veines de l’utilisateur grâce à une lumière infrarouge, puis un algorithme compare l’image avec celle initialement enregistrée pour vérifier l’identité de l’utilisateur [8].



**FIGURE 1.8:** La reconnaissance par veines du poignet [8]

**TABLE 1.7:** Avantages et inconvénients de la reconnaissance par réseaux veineux

Avantages	Inconvénients
<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Très haut niveau de sécurité.</li> <li>2. L’avantage clé de la détection par identification du réseau veineux c’est l’absence de contact direct avec la peau du doigt ou de la main.</li> <li>3. L’analyse du réseau veineux d’un individu est unique et ne peut être reproduit.</li> </ol>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Technique non encore approuvée, en particulier à grande échelle.</li> <li>2. Technique très coûteuse.</li> <li>3. Capteur sensible à la lumière.</li> <li>4. Utilisation uniquement en intérieur.</li> </ol>

### 1.7.4 LA FORME DU VISAGE

La reconnaissance faciale est un moyen de reconnaître un visage humain grâce à la technologie. Un système biométrique compare les traits biométriques d'un visage à partir d'une photo ou d'une vidéo avec les informations biométriques d'une base de données de visages connus pour trouver une correspondance.

Cette reconnaissance est une méthode très souple et c'est aussi la biométrie la plus acceptable publiquement, ce qui est certainement dû au fait que le visage est l'attribut le plus utilisé par les humains pour s'identifier dans leurs interactions visuelles [32].

**TABLE 1.8:** Avantages et inconvénients de la reconnaissance par le visage

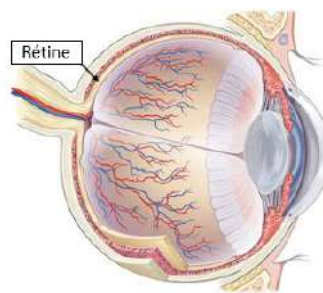
Avantages	Inconvénients
<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Technique peu coûteuse.</li> <li>2. Absence de contact avec le capteur.</li> <li>3. Méthode non intrusive pour personne.</li> <li>4. Sans risque pour la santé.</li> </ol>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Les vrais jumeaux ne sont pas différenciés.</li> <li>2. Le visage n'est pas traditionnellement reconnu comme un mécanisme fiable d'authentification (il peut être dupé par l'utilisation de maquillage ou un masque de silicone).</li> <li>3. Technique trop sensible au changement d'éclairage.</li> <li>4. Changement d'échelle (taille du visage ou distance de caméra).</li> <li>5. Changement de position lors de l'acquisition de l'image (inclinaison de la tête ou expression de la bouche).</li> <li>6. Tout élément tels que les lunettes de soleil, chapeau, moustache, barbe, blessure, peut affecter sur l'identification du visage.</li> </ol>



### 1.7.5 LA RÉTINE

Dans cette technique on mesure la forme des vaisseaux sanguins qui se trouvent dans l'arrière de l'œil, La disposition de ces veines est stable et unique d'un individu à l'autre (d'un œil à l'autre). Pour obtenir une image de la rétine il est nécessaire d'éclairer le fond de l'œil à l'aide d'une source lumineuse rayonnante ensuite, un système de caméra très précis vient récupérer l'image de la rétine [23].

Cette technologie est bien adaptée pour les applications de haute sécurité (sites militaires, salles de coffres forts, etc.)



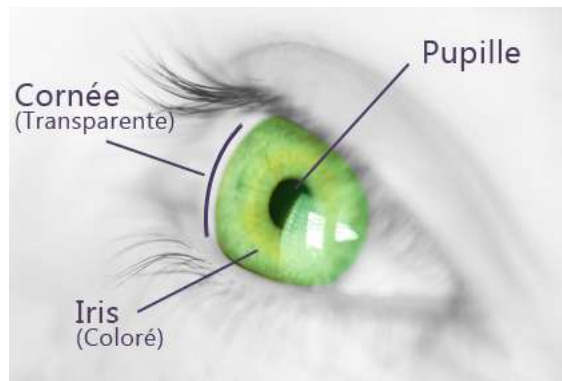
**FIGURE 1.9:** La rétine [52]

**TABLE 1.9:** Avantages et inconvénients de la reconnaissance par la rétine

Avantages	Inconvénients
<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Il est impossible de pouvoir reproduire ou imiter ce motif.</li> <li>2. Les taux de faux rejet et de fausse acceptation sont faibles.</li> <li>3. La rétine est différente chez les vrais jumeaux.</li> <li>4. La rétine est stable durant la vie d'un individu en l'absence de maladie spécifique.</li> </ol>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Il est difficile pour un usager de ne pas fermer l'œil lors du balayage lumineux.</li> <li>2. une forte alcoolémie ou un diabète, peuvent entraîner une modification du réseau veineux de la rétine.</li> <li>3. Système intrusif, il faut placer l'œil près du capteur.</li> <li>4. Mauvaise acceptation du public.</li> <li>5. Coût plus important que d'autres technologies.</li> <li>6. Pas adapté pour un flux de passage important.</li> </ol>

### 1.7.6 L'IRIS

L'iris est la zone colorée visible à l'intérieur de l'œil, il se dilate ou se contracte par réflexe naturel pour adapter l'œil à son environnement lumineux. Il est responsable de régler la taille de la pupille pour déterminer la quantité de lumière qui y pénètre. Si la lumière est trop forte, la pupille devient petite, inversement, en cas d'obscurité, la pupille devient grande pour capter plus de lumière [17].

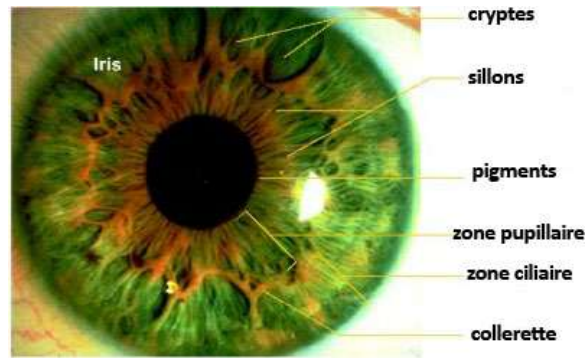


**FIGURE 1.10:** L'œil humain  
[17]

Tout comme l'empreinte digitale l'iris est unique pour chaque individu. Sa forme et son apparence sont déterminées génétiquement et les variantes possibles de ses couleurs sont infinies. Et contrairement à ce que l'on pourrait croire, l'identification de l'iris ne se fait pas à partir des variations de couleur. Ce qui est unique, c'est sa structure qui est composée de 6.000 fibres disposées en rayons, autour de la pupille, plus ou moins serrées, elles constituent une trame dont l'enchevêtrement est unique à chaque œil [31].

La structure de l'iris est stable tout au long de la vie de l'individu et ne peut être modifiée sans une perte importante de la capacité visuelle [20]. Cette structure complexe est composée de ligaments en forme d'arcs, d'anneaux, de crêtes, de sillons, de cryptes, d'une collerette en zigzag, d'une couronne, et de tâches pigmentaires [36].

La figure suivante montre la structure de l'iris.



**FIGURE 1.11:** La structure de l'iris  
[36]

L'identification d'une personne à travers la reconnaissance d'iris a été proposée pour la première fois dans les années 1936 par l'ophtalmologiste FRANK BURCH. En 1980 l'idée est réapparue dans le film de science-fiction de JAMES BOND. Sept ans plus tard les ophtalmologues ARAN SAFIR et LÉONARD FLOM ont fait breveter cette idée. Et en 1989 ces derniers ont demandé à JOHN DAUGMAN, qui était enseignant à *l'université de Harvard*, de créer des algorithmes pour l'identification des individus par leurs iris. Après quatre ans de recherche DAUGMAN a réussi à faire breveter ses algorithmes qui sont aujourd'hui la base de tous les systèmes d'identification par l'iris [23].

**TABLE 1.10:** Avantages et inconvénients de la reconnaissance par iris

Avantages	Inconvénients
<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Fiable.</li> <li>2. Les vrais jumeaux non confondus.</li> <li>3. Grande quantité d'information contenue dans l'iris plus que les empreintes digitales.</li> <li>4. Une technologie plus précise que les technologies biométriques traditionnelles</li> <li>5. La texture d'iris est parfaitement stable au cours du temps.</li> <li>6. Il y'a des systèmes qui sont arrivés aujourd'hui à moins de 4 secondes pour identifier l'iris.</li> </ol>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Les contraintes d'éclairage.</li> <li>2. La reconnaissance d'iris d'une personne en mouvement reste très difficile.</li> </ol>

## 1.8 COMPARAISON ENTRE LES MODALITÉS BIOMÉTRIQUES

TABLE 1.11: Comparaison entre les modalités biométriques

	Universalité	Unicité	Permanence	Mesurabilité	Performance	Acceptabilité	Vulnérabilité
<b>ADN</b>	Haute	Haute	Haute	Faible	Haute	Faible	Faible
<b>Signature</b>	Faible	Faible	Faible	Haute	Faible	Haute	Haute
<b>Démarche</b>	Moyenne	Faible	Faible	Haute	Faible	Haute	moyenne
<b>Clavier</b>	Faible	Faible	Faible	Moyenne	Faible	Moyenne	Moyenne
<b>Parole</b>	Moyenne	Faible	Faible	Moyenne	Faible	Haute	Haute
<b>Empreinte</b>	Moyenne	Haute	Haute	Moyenne	Haute	Moyenne	Moyenne
<b>Main</b>	Moyenne	Moyenne	Moyenne	Haute	Moyenne	Moyenne	Moyenne
<b>Veines</b>	Moyenne	Moyenne	Moyenne	Moyenne	Moyenne	Moyenne	Faible
<b>Visage</b>	Haute	Faible	Moyenne	Haute	Faible	Haute	Haute
<b>Rétine</b>	Haute	Haute	Moyenne	Faible	Haute	Faible	Faible
<b>Iris</b>	Haute	Haute	Haute	Moyenne	Haute	moyenne	Faible

À partir de la comparaison effectuée sur le tableau précédent, nous remarquons que les six techniques morphologiques que nous avons mentionné sont plus fiables et l'iris est tout particulièrement prometteur. Sa stabilité au cours du temps (liée à la protection derrière les paupières) sa précision, sa texture complexe et unique, sont autant de points forts qui laisse penser que l'iris a un bel avenir en reconnaissance biométrique d'individus.

Le premier problème majeur de cette technique est sa faible capacité d'intégration et le second est le fait qu'il soit perçu comme intrusif par l'utilisateur, malgré que l'acquisition d'une image d'iris ne nécessite aucun contact avec le capteur biométrique. Par contre elle exige un certain apprentissage. Ces deux inconvénients sont liés au processus d'acquisition en particulier. [55]

## 1.9 CONCLUSION

Dans ce chapitre de vue Générale sur la biométrie, nous avons tout d'abord donné un aperçu sur les techniques de reconnaissance biométrique les plus populaires, leurs détails et leurs fonctionnements et en particulier la biométrie par iris, ensuite, nous avons fait une comparaison entre les caractéristiques biométriques que nous avons mentionné. Nous avons conclu que l'iris est parmi les plus fiables, malgré les difficultés présentes dans le processus de son acquisition.

Dans le chapitre suivant, nous décrirons le processus d'acquisition des images d'iris dans différentes bases de données. Ensuite, nous présenterons les méthodes de traitement d'images d'iris utilisées précédemment. Et nous finirons par mentionnerons les méthodes de classification d'iris.

## LA RECONNAISSANCE DE L'IRIS

### 2.1 INTRODUCTION

Pour développer un système de reconnaissance d'iris, les images d'iris doivent être acquise en respectant des conditions d'acquisitions idéales afin d'obtenir des images montrant la texture clair de l'iris. Ensuite des différentes méthodes seront appliquées sur ces images afin de localiser, segmenter, encoder pour enfin reconnaître L'iris.

Dans ce chapitre nous présenterons les travaux effectués précédemment pour la reconnaissance de l'iris. Nous commencerons par décrire le processus d'acquisition des images d'iris. Ensuite, nous décririons quelques méthodes de traitement des images d'iris. Et nous finirons par présenter de différentes data-sets d'iris et effectuer une étude comparative entre elles.

## 2.2 L'ACQUISITION DES IMAGES D'IRIS

L'acquisition d'une image d'iris est considérée comme l'une des plus difficiles en biométrie. En effet, l'iris est un objet sombre, de petite taille, localisée derrière la cornée qui constitue un miroir hautement réfléchissant. Toutes ces caractéristiques en font un objet très difficile à photographier. De plus pour choisir un moyen d'acquisition de l'image d'iris on prend en compte la sensibilité de l'œil et les facteurs externes qui influent sur l'iris [24].

Des conditions d'acquisition d'images idéales sont supposées dans la plupart des systèmes de reconnaissance d'iris. Ces conditions incluent une source de lumière proche infrarouge (NIR) ou diode électro-luminescente (LED) pour révéler une texture d'iris clair. Cependant, les avancées récentes sur la reconnaissance de l'iris ont proposé différentes méthodes pour traiter les images de l'iris capturées dans des environnements non contraints. Ces environnements comprennent une source de lumière à longueur d'onde visible (visible wavelength or VW), à distance et en mouvement depuis le dispositif de capture [48].



FIGURE 2.1: Étapes d'acquisition d'une image d'iris

## 2.3 LE TRAITEMENT DES IMAGES D'IRIS

Le traitement d'image est un domaine très vaste qui connaît un développement rapide depuis des dizaines d'années. On désigne par Le traitement d'images numérique l'ensemble de techniques et méthodes utilisées pour modifier l'image afin de l'améliorer ou extraire les caractéristiques qui s'y trouve [10].

Le traitement des images d'iris comprend plusieurs étapes appliquées afin d'extraire les fibres de la texture d'iris unique pour chaque individu qui nous permettront de le reconnaître. Les méthodes utilisées pour traiter les images d'iris diffèrent selon les chercheurs, La plupart passent par l'étape de segmentation ensuite la normalisation afin d'extraire les caractéristiques des images d'iris pour enfin pouvoir les classer.

### 2.3.1 LA SEGMENTATION

Après l'acquisition d'une image d'iris, nous passons à l'étape de segmentation qui consiste à isoler l'iris du reste de l'œil (pupille, blanc de l'œil, paupières et cils). Cette étape est considérée comme l'étape la plus difficile du système de reconnaissance et son degré de fiabilité affecte la performance du système. Depuis la première proposition et implémentation d'un système de reconnaissance d'iris par J. DAUGMAN en 1993, de nombreux chercheurs ont développé des nouvelles méthodes de segmentation. Ainsi trois types d'hypothèses sur la forme des frontières ont menés à trois types de méthodes.

- Dans la première méthode les chercheurs ont supposé que les deux frontières de l'iris sont circulaires. Pour chercher les frontières il est nécessaire de déterminer le centre  $(x, y)$  et le rayon  $r$ , de chaque cercle, qui correspondent le mieux à cette hypothèse. La limite de cette méthode se base sur la netteté de l'image.
- La deuxième méthode consiste à définir les frontières de l'iris par contours elliptiques, Cette méthode nécessite à définir les 5 paramètres de chaque ellipse, soit les longueurs du petit et du grand axe  $a$  et  $b$  respectivement, le centre de l'ellipse  $(x, y)$  et l'angle de rotation de l'ellipse  $\theta$ .
- La troisième méthode de segmentation consiste à détecter les frontières de l'iris en forme libre, c'est-à-dire que la segmentation ne fait aucune hypothèse à la forme des frontières de l'iris, dans ce cas la complexité des frontières est plus élevée mais le résultat de la segmentation est plus précis par rapport aux méthodes citées ci-dessus.

#### 2.3.1.1 MÉTHODES DE DÉTECTION PAR DES CONTOURS CIRCULAIRES

##### 1. MÉTHODE DE J. DAUGMAN (MÉTHODE DE RÉFÉRENCE)

Cette méthode de référence est créée en 1993 par J. DAUGMAN lors de sa création du premier système de reconnaissance d'iris.



Dans son système il approxime les frontières de l'iris par deux cercles non concentriques. Et pour détecter ces deux frontières, il propose ainsi un opérateur intégrodifférentiel qui fonctionne comme un détecteur de contour circulaire.

Cette méthode est sensible aux bruits présents dans l'image, ces bruits peuvent entraîner des fausses détections des contours circulaires [19].

### 2. MÉTHODE DE RITTER ET COOPER

RITTER et COOPER utilisent un modèle du contour actif avec un priori circulaire pour détecter les frontières de l'iris [16].

Les Contours actifs ont été introduits par KASS et AL dans les années 80, et depuis des années ils font partie des méthodes de segmentation dynamique où la détection du contour se déroule d'une manière itérative. Le principe consiste à faire évoluer une courbe, appelée contour actif (ou Snake), à partir d'un contour initial jusqu'au contour de l'objet à détecter [58].

### 3. MÉTHODE DE WILDES (TRANSFORMÉE CIRCULAIRE DE HOUGH)

La transformée de HOUGH est une technique de reconnaissance de formes inventée en 1959 par PAUL HOUGH. Cette transformée est utilisée dans le traitement d'images numériques [58].

La transformée circulaire de HOUGH peut être utilisée pour extraire le rayon et le centre des coordonnées de la pupille et la région de l'iris par un algorithme de segmentation automatique.

En 1997 WILDES a proposé une nouvelle méthode de segmentation d'iris et a été le premier à implémenter la transformée de HOUGH circulaire pour détecter l'iris avec des contours circulaires [59].

#### 2.3.1.2 MÉTHODES DE DÉTECTION PAR DES CONTOURS ELLIPTIQUES

##### 1. MÉTHODE DE CAMUS ET WILDES

CAMUS et WILDES ont supposé que la frontière externe de l'iris est un cercle et la frontière interne (celle de la pupille) est une ellipse.

tout d'abord ils éliminent les réflexions de l'image en utilisant un seuil, ensuite ils utilisent des minima locaux de l'intensité de l'image comme centres initiaux candidats de la

frontière interne ou externe dans un algorithme " grossier à fin "(*coarse-to-fine*), et puis ils représentent l'image de l'iris dans un repère polaire  $(r, \theta)$  centré en un des points initiaux, et enfin ils ajustent un cercle à la frontière externe et une ellipse à la frontière interne[14].

## 2. MÉTHODE DE ZUO ET NATALIA

Dans cette méthode ZUO et NATALIA appliquent sur l'image une séquence procédures afin de compenser les bruits et améliorer la qualité des images pour faciliter la détection des frontières. En utilisant la transformée circulaire de HOUGH, une localisation de la pupille est obtenue en premier temps, ensuite, une ellipse orientée avec un angle  $\phi$  autour de l'axe horizontale, est ajustée pour mieux décrire la frontière interne de l'iris [60].

### 2.3.1.3 DÉTECTION PAR DES CONTOURS DE FORMES LIBRES

Cette catégorie, contrairement aux précédentes qui utilisent une modélisation des frontières par des formes géométriques, ne fait hypothèse à aucune forme prédéfinie de contours. En effet la pupille peut subir des déformations temporaires qui affectent sa frontière. Cette dernière ne peut donc plus être approximée par un cercle ou une ellipse parfaite.

Parmi les méthodes employées dans cette catégorie de contour de forme libre on trouve les contours actifs.

#### 1. SEGMENTATION PAR CONTOURS ACTIFS

Les contours actifs sont les plus connus parmi les méthodes de segmentation d'iris par des contours en forme libre.

L'idée principale de cette méthode est de déplacer les points de contrôle pour les rapprocher le plus possible des contours d'intérêt. Cette dynamique est basée sur la notion d'énergie interne et externe, le but étant de minimiser l'énergie totale présente au long de la courbe (snake). L'énergie d'un contour dépend de sa forme et de sa position dans l'image et elle peut être écrite sous la forme suivante [24] :

$$E_{Snake} = E_{interne} + E_{externe}$$

**TABLE 2.1:** Les méthodes de segmentation

Forme des contours	Méthodes développés
Détection par des contours circulaires	Méthode de J. DAUGMAN Méthode de RITTER ET COOPER Méthode de WILDES
Détection par des contours elliptiques	Méthode de FABIAN ET AL Méthode de ZUO ET NATALIA
Détection par des contours de formes libres	Segmentation par contours actifs

## 2.3.2 LA NORMALISATION

Une fois que le module de segmentation a estimé la limite de l'iris, le module de normalisation est nécessaire pour garantir la même dimensionnalité de tous les iris segmentés, Car une comparaison entre deux iris de tailles différentes ne sera possible qu'à partir d'une représentation consistante entre toutes les images.

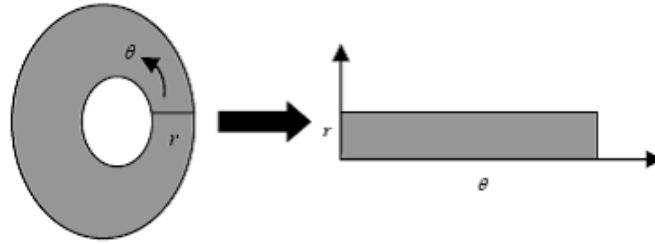
Il y a deux approches principales pour la normalisation de l'iris qui sont : la normalisation dans l'espace cartésien et la normalisation dans l'espace polaire [25].

### 2.3.2.1 NORMALISATION DANS L'ESPACE POLAIRE

#### 1. METHODE DE J.DAUGMAN

DAUGMAN a développé une méthode de normalisation pseudo-polaire du disque de l'iris appelée la méthode "*Rubber Sheet*" dont le but est de tenter d'étendre le disque de l'iris comme du caoutchouc, autrement dit le but est de réaliser une transformation qui permet le passage d'une représentation par coordonnées cartésiennes vers une représentation polaire, voir la figure 2.2.

L'image obtenue après la normalisation est rectangulaire de taille constante. La largeur de l'image représente la variation sur l'axe angulaire alors que la hauteur représente les variations sur l'axe radial [19].

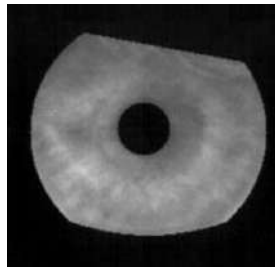


**FIGURE 2.2:** Méthode de normalisation de DAUGMAN [24]

### 2.3.2.2 NORMALISATION DANS L'ESPACE CARTÉSIEN

#### 1. MÉTHODE DE WILDES

Dans sa méthode WILDES normalise l'image de l'iris, pour avoir la taille d'un modèle référence, en concevant le repère initial de l'image en proposant des mécanismes Spécifiques pour compenser les variations de taille et de rotation de l'iris. Dans cette étape, ni la forme de l'iris segmenté ni le repère de l'image n'ont changé. Et contrairement à la méthode de DAUGMAN, l'iris obtenu reste sous la forme d'un anneau défini par deux cercles approximant les frontières internes et externe de l'iris [59], comme le montre la figure 2.4.



**FIGURE 2.3:** Iris segmentée et normalisée selon la méthode de WILDES [25]

### 2.3.3 L'EXTRACTION DES CARACTÉRISTIQUES

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

code représente la signature qui identifie l'iris et sera ensuite utilisé lors d'une comparaison avec un autre.

La structure de l'iris est constituée d'une combinaison de nombreuses caractéristiques telles que, les arêtes, les cryptes, les sillons, etc. (Voir la figure 1.11), Et pour qu'un système de reconnaissance d'iris soit très performant il doit être capable de localiser précisément chacune des caractéristiques de la texture de l'iris et de les identifier. Mais dans la réalité, il est presque impossible de réaliser cette idée car il est difficile de bien localiser, segmenter et identifier ces petits détails surtout dans des images en niveau de gris. N'empêche que les chercheurs essayent de trouver et de proposer des méthodes efficaces pour extraire les caractéristiques les plus exigeantes de l'iris. Ces méthodes doivent être capables de regrouper toutes les images d'iris d'un même œil acquises selon diverses conditions, d'une part et de l'autre part différencier les images d'iris des personnes différentes. Il existe de multiples méthodes d'encodage développées. Toutes ces méthodes sont capables de représenter, dans des proportions variables, les textures de l'iris [25].

### 2.3.3.1 MÉTHODES D'EXTRACTION DES CARACTÉRISTIQUES

Nous décrirons par de suite deux méthodes d'encodage. La première utilisée par DAUGMAN et la deuxième utilisée par WILDES

#### 1. L'UTILISATION DU FILTRE DE GABOR

Dans le traitement d'image, un filtre de GABOR, nommé d'après DENNIS GABOR, est un filtre linéaire utilisé pour l'analyse de texture, ce qui signifie qu'il analyse essentiellement s'il existe un contenu de fréquence spécifique dans l'image dans des directions spécifiques dans une région localisée autour du point ou de la région d'analyse [58]. Pour l'extraction des caractéristiques de l'iris, DAUGMAN a utilisé le filtre de GABOR à 2 dimensions (2D), Ceci est fait par quantification de l'information de phase dans quatre niveaux. Pour obtenir au final un iris encodé correspondant à une matrice binaire de taille 256 octets ou 2 048 bits [40].



**FIGURE 2.4:** Exemple de code d'iris généré par la méthode de DAUGMAN [24]

### 2. LA MÉTHODE DE WILDES

Dans sa méthode, WILDES suppose que des textures particulières apparaissent à travers une représentation multi échelle de l'iris, il fait alors usage à une décomposition par banc en utilisant les filtres gaussiens avec 4 résolutions différentes, pour obtenir une image filtrée, comme montré sur la figure suivante [59] :



**FIGURE 2.5:** Représentation multi-échelle pour les textures de l'iris [25]

### 2.3.4 LA CLASSIFICATION

La classification des images d'iris consiste à les regrouper selon leurs caractéristiques. Et cela se fait généralement en calculant la distance entre les codes d'iris obtenus après l'encodage.

#### 2.3.4.1 MÉTHODES DE CLASSIFICATION

Parmi les méthodes de classification on mentionne la distance de HAMMING, qui seront présentés ci-dessous.

##### 1. LA DISTANCE DE HAMMING

La distance de HAMMING est définie comme la somme des bits en désaccord ou la somme de Ou - exclusif entre les deux codes binaires obtenue après l'encodage des images d'iris. 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' [15].

##### 2. LA DISTANCE EUCLIDIENNE

Le calcul de la distance euclidienne entre deux codes d'iris permet aussi de décider si il s'agit du même iris ou de deux iris de personnes différentes.

Plus la distance est grande plus on dit que les codes d'iris sont différents. [15]

## 2.4 DATA-SETS D'IRIS

Depuis les années 1990, avec le développement rapide de la technologie d'acquisition d'images d'iris, la recherche sur le traitement et l'analyse d'images d'iris a fait de grands progrès [48], et depuis, de nombreux chercheurs ont réussi à créer des data-sets d'images d'iris à des fins de recherche et d'expérimentation.

### 2.4.1 LES DATA-SETS CASIA

Il s'agit du premier data-set d'iris disponible gratuitement pour les chercheurs, produit par *l'académie chinoise des sciences - Institut d'automatisation*.

Les premières versions des data-sets CASIA iris utilisent un environnement d'acquisition idéal, avec arrêt et regard, à une distance proche et utilisent des sources de lumière NIR (proche infra-rouge), qui simulent les mêmes conditions proposées et utilisées par le système de reconnaissance d'iris de DAUGMAN.

Depuis la date de création du data-set CASIA, *l'académie chinoise des sciences* a produit quatre versions des data-sets CASIA, comme suite :

#### 2.4.1.1 CASIA-IRIS V1

Le data-set d'image CASIA- Iris Version 1.0 contient 756 images d'iris, provenant de 108 yeux, capturées à l'aide d'une caméra à iris CASIA et sont stockées au format JPG avec une résolution de  $320 \times 280$  pixels [48] [46].

#### 2.4.1.2 CASIA-IRIS V2

Cet ensemble de données contient 2 400 images divisés en deux sous-ensembles capturées par deux appareils différents. Les 1 200 premières images ont été capturées par le dispositif *Irispass-h* développé par OKI, et les 1200 autres images ont été capturées par CASIA-Iris Camera développé à *l'académie chinoise des sciences*.

Dans cette base toutes les images sont stockées en format BMP à une résolution de  $640 \times 480$  pixels [46].

### 2.4.1.3 CASIA-IRIS V3

Il s'agit du premier data-set CASIA à introduire des facteurs de bruit. Elle contient un total de 22 034 images d'iris recueillies auprès de 700 humains. Le data-set est divisé en 3 sous-ensembles :

- **CASIA-Iris-Interval** : contient 2 639 images, capturées avec le dispositif *CASIA close-up iris camera* et stockées au format JPG à une résolution de  $320 \times 280$  pixels.
- **CASIA-Iris-Lamp** : contient 16 212 images d'iris avec un facteur d'activation de la lumière visible, ce qui entraînera une dilatation de la taille de la pupille, les images sont capturées avec la caméra *IRISPASS-h* et stockées au format JPG et  $640 \times 480$  pixels de résolution.
- **CASIA-Iris-Twins** :, cette dernière contient 3 183 images capturées à partir de 100 paires de jumeaux, toutes les images sont capturées avec la caméra *IRISPASS-h d'OKI* et stockées au format JPG à résolution de  $640 \times 480$  pixels [46].

### 2.4.1.4 CASIA-IRIS V4

CASIA-Iris V4 est une extension de CASIA-Iris V3 et contient six sous-ensembles. Les trois sous-ensembles de CASIA-Iris V3. Plus trois nouveaux sous-ensembles qui sont : **CASIA-Iris-Distance**, **CASIA-Iris-Thousand** et **CASIA-Iris-Syn**.

Ce data-set contient un total de 54 601 images d'iris. Toutes les images sont au format JPEG de niveau de gris 8 bits, collectées sous un éclairage proche infrarouge ou synthétisées.

- **CASIA-Iris-Distance** : Dans cet ensemble de données, les images de l'iris ont été capturées à une distance de 3 mètres et pendant que le sujet se déplace. Le data-set contient 2 576 images avec une résolution de  $2352 \times 1728$  pixels.
- **CASIA-Iris-Thousand** : dans Cet ensemble de données l'appareil photo *IKEMB-100 dual* est utilisé, et l'image de sortie révèle la texture comme "*ce que vous voyez est ce que vous obtenez*" (WYSIWYG).  
Cet ensemble de données contient 20 000 images d'iris de 1 000 individus à une résolution de  $640 \times 480$  pixels [46].
- **CASIA-Iris-Syn** : cet ensemble contient 10 000 images, avec une résolution de  $640 \times 480$  pixels. Il contient les images synthétisées de CASIA-Iris V1 en utilisant le processus décrit dans le site CASIA [48]. Ce processus rend la texture de l'iris plus réaliste et lui permet de surmonter le bruit introduit par le flou de mouvement, la rotation et la déformation.



### 2.4.1.5 CASIA-IRIS-MOBILE V1

CASIA-Iris-M1 contient au total 11 000 images de 630 individus asiatiques. Il comprend trois sous-ensembles : **CASIA-Iris-M1-S1**, **CASIA-Iris-M1-S2** et **CASIA-Iris-M1-S3**.

Toutes les images de cette base ont été recueillies sous éclairage NIR et les deux yeux ont été capturés simultanément. Les images sont des fichiers de niveaux de gris 8 bits stockés au format JPG [46]. Le tableau 2.2 donne des informations détaillées sur chaque sous-ensemble.

**TABLE 2.2:** Informations détaillées sur CASIA-Iris-Mobile-V1.0

—	CASIA-Iris-M1-S1	CASIA-Iris-M1-S2	CASIA-Iris-M1-S3
Capteur	CASIA NIR mobile module V1	CASIA NIR mobile module V2	Un téléphone mobile doté de la technologie de balayage de l'iris NIR
Nombre d'individus	70	200	360
Nombre d'images	1400	6000	3600
Format de l'image	JPG	JPG	JPG
Résolution de l'image (pixels)	1080 × 1920	1968×1024	1920 × 1920

### 2.4.2 LE DATA-SET UPOL

Le data-set de l'Université de *Palackýho et Olomouc* (UPOL) comprend 384 images qui ont été prises à partir de 64 personnes. UPOL est le premier data-set qui utilise un cadre d'imagerie avec une source de lumière de longueur d'onde visible.

Toutes les images sont de type RGB, au format PNG, leur taille est de 576 × 768 pixels et ont été capturées par un appareil optique *TOPCON TRC501A* connecté à une caméra *SONY DXC-950P3CCD*, pour cette raison, les images sont de haute qualité et pratiques pour évaluer le système de reconnaissance de l'iris [5].

### 2.4.3 LES DATA-SETS WVU

L'université de *Virginie-Occidentale (West Virginia University)* a développé 2 data-sets d'iris.

#### 2.4.3.1 WVU1

Le premier ensemble contient 3 099 images d'iris de 244 individus. Les images sont en niveaux de gris à résolution de  $480 \times 640$  pixels.

Le processus d'acquisition a été effectué à l'aide d'une caméra portative appelée *OKI IrisPass-H*.

#### 2.4.3.2 WVU2

Le deuxième ensemble de données d'iris WVU est composée de 2 sections :

- la première contient 268 images d'iris de type RGB à résolution de  $2560 \times 1920$  pixels. Capturées avec la caméra *Sony Cyber Shot DSC F717* à partir de 19 individus.
- La deuxième section d'images contient 597 images d'iris de 73 sujets, capturées à l'aide d'une caméra monochrome. Ces images sont à résolution de  $720 \times 480$  pixels

Les data-sets WVU contiennent des images qui ont des caractéristiques hétérogènes et introduisent plusieurs types de facteurs de bruit, ces bruits font de ce data-set un ensemble de données difficile à tester des algorithmes de reconnaissance d'iris [37].

### 2.4.4 LE DATA-SET BATH

la base d'images d'iris BATH a été créée à l'Université de *BATH* par *Smart Sensor Limited*. Ce data-set contient plus de 16 000 images d'iris de  $1280 \times 960$  pixels en niveaux de gris, capturées au format JPEG avec la caméra *ISG LW 1.3 S 1394*, recueillies auprès de chaque œil de 800 individus [37].

### 2.4.5 LE DATA-SET IITD

L'ensemble de données de *l'Institut indien de technologie de Delhi (IITD)* contient 1 120 images d'iris collectée auprès de 224 étudiants et personnel de l'IIT Delhi en Inde, ses images ont été capturées au laboratoire de recherche en biométrie en 2007 par *IRIS JPC1000* et une caméra numérique CMOS. La taille des images est de  $320 \times 240$  pixels, de type RGB et au format BMP [5].

## 2.4.6 LES DATA-SETS MMU

Le groupe de recherche de *l'Université multimédia en Malaisie* a développée deux ensembles de données qui sont :

### 2.4.6.1 MMU1

Cet ensemble de données contient 450 images, capturées par la caméra *LG 2200* à une distance de 7-25 cm. Les images sont de type RGB au format BMP à résolution de  $320 \times 240$  pixels.

### 2.4.6.2 MMU2

Cet ensemble contient 995 images d'iris de 100 sujets, collectées avec la caméra *Panasonic BM-ET100US* à une distance de 47 à 53 cm. Les images de ce data-set sont à résolution de  $320 \times 238$  pixels au format BMP [27] [37].

## 2.4.7 LE DATA-SET ND-IRIS

Ce data-set a été créée par *Computer Vision Research Lab (CVRL)* à l'université de Notre Dame, états unis. L'ensemble de données contient 64 980 images d'iris obtenues auprès de 356 personnes. Les images sont capturées à partir de la caméra *LG 2200*, et sont en niveaux de gris à résolution de  $640 \times 480$  pixels, au format TIFF [27] [18].

## 2.4.8 LES DATA-SETS ICE-IRIS

### 2.4.8.1 ICE-05

En 2005, *l'Institut national des normes et de la technologie (NIST)* a géré un projet sous le titre *d'Iris Challenge Evaluation (ICE)* et a créé un data-set de 2 953 images d'iris de 132 sujets capturées par la caméra *LG 2200*. Toutes les images de cette base ont une résolution de  $640 \times 480$  pixels au format TIFF [34].

### 2.4.8.2 ICE-06

En 2006, le NIST a créé un nouveau data-set plus grand qui est une version étendue de ICE2005, appelé ICE'2006, contenant 59 558 images d'iris, en niveaux de gris, de 240 personnes capturées par la caméra *LG 2200* [42].

## 2.4.9 LES DATA-SETS UBIRIS

Afin que les chercheurs puissent tester la robustesse des algorithmes de reconnaissance de l'iris lors de l'utilisation d'images bruyantes, l'Université de *Beira Interior* a créée deux data-sets d'images d'iris bruyantes.

### 2.4.9.1 UBIRIS-V1

Cette version est composée de 1 877 images collectées auprès de 241 yeux en septembre 2004 capturées par la caméra *Nikon E5700*, leur taille est de  $2560 \times 1704$  pixels au format JPEG de type RGB [44].

### 2.4.9.2 UBIRIS-V2

Cette version de le data-set UBIRIS contient plus de 11 102 images de 261 individus (en croissance continue). Les images ont été capturées à distance et en déplacement avec des facteurs de bruit plus réalistes par l'appareil photo *Canon EOS 5D*. L'image résultante est de  $400 \times 300$  pixels de type sRGB stockés au format TIFF [45].

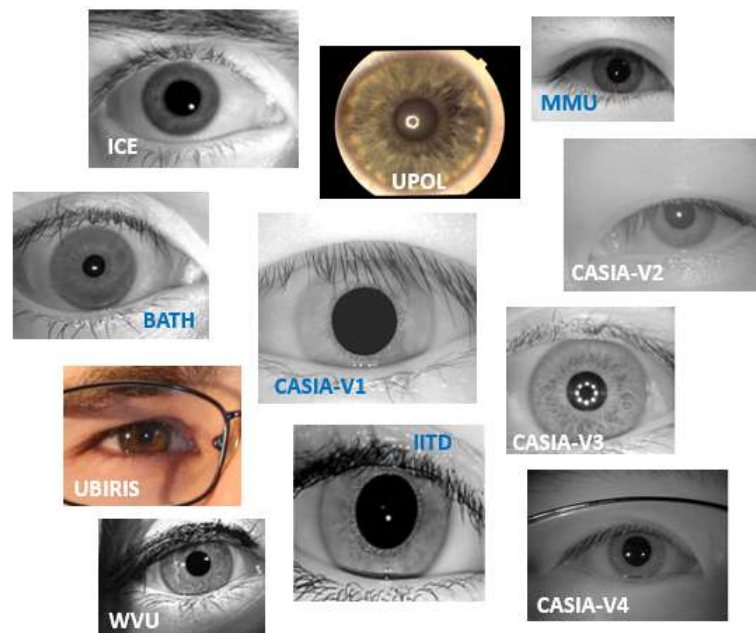


FIGURE 2.6: Exemples d'images des data-sets d'iris

## 2.5 COMPARAISON ENTRE LES DATA-SETS

Les data-sets d'iris que nous avons mentionné ont été comparés selon sept critères : (nombre de personnes, nombre d'images, type d'images, formats d'images, tailles d'images, longueur d'onde lumineuse et les caméras utilisées.) dans le tableau 2.3.

L'image d'iris peut être affectée par plusieurs facteurs qui sont : la focalisation de l'image, l'occlusion de l'iris provoquée par la fermeture totale ou partielle de la paupière supérieure ou inférieure, l'éclairage de l'iris, la réflexion de la lumière, les lunettes et la longue distance, Tous ces éléments sont considérés comme du bruit obtenus lors de l'acquisition. Ils limitent la région visible de l'iris, réduisent la qualité de l'image et influent indirectement sur la décision de reconnaissance de l'iris. Le tableau 2.4 montre les facteurs de bruit présents dans les images de chaque data-set.

TABLE 2.3: Tableau de comparaison entre les data-sets

data-sets	Nombre de personnes	Nombre d'images	Types d'images	Formats d'images	Tailles d'images	Longueur d'onde lumineuse	Caméra
Casia-v1	108	756	gris en 8 bits	JPG	320×280	NIR	CASIA camera
Casia-v2	60	2 400	gris en 8 bits	BMP	640×480	NIR	CASIA camera
Casia-v3	700	22 034	gris en 8 bits	JPEG	/	NIR	OKI IRISPASS-h
Casia-V4	2 800	54 601	gris en 8 bits	JPEG	/	NIR	IKEMB-100dual
UPOL	64	384	RGB	PNG	576×768	VISIBLE	SONY DXC-950P3CCD
WVU1	244	3 099	gris en 8 bits	/	480×640	NIR	OKI-iris-pass-h
BATH	800	16 000	gris en 8 bits	JPEG	1280 × 960	NIR	ISG LW-1.3-S-1394
IITD	224	1 120	RGB	BMP	320×240	NIR	JIRIS JPC1000 digital CMOS
MMU1	/	450	RGB	/	320×240	NIR	LG EOU 2 200"
MMU2	100	995	/	BMP	320×238	NIR	Panasonic BM-ET100US
ND-iris	356	64 980	gris en 8 bits	TIFF	640*480	NIR	LG EOU 2 200
ICE1	132	2 953	gris en 8 bits	TIFF	640×480	NIR	LG EOU 2 200
ICE2	240	59 558	gris en 8 bits	TIFF	640*480	NIR	LG EOU 2 200
UBIRIS-V1	241	1 877	RGB	JPEG	2560 × 1704	VISIBLE	NIKON E5700
UBIRIS-V2	261	11 102	RGB	TIFF	400×300	VISIBLE	CANON EOS 5D

TABLE 2.4: Tableau des facteurs de bruits présents dans chaque data-set

-	bruits													
	Paupières	Cils	Réflexion lumineuse	Le reflet spéculaire	Regard dévié	Mauvaise concentration	Mouvement flou	Hors d'iris	Partiellement occlus	En mouvement	À distance	Lunettes	Longueur d'onde visible	Tourné
Casia-V1	+	+	-	-	-	-	-	-	+	-	-	-	-	-
Casia-V2	+	+	-	-	-	-	-	-	+	-	-	-	-	-
Casia-V3	+	+	-	-	-	-	-	-	+	-	-	-	-	-
Casia-V4	+	+	-	-	+	+	+	-	+	+	+	+	-	-
UPOL	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	+	-
WVU2	+	+	-	-	+	+	+	-	+	+	-	-	-	+
BATH	+	+	-	-	+	-	-	-	-	-	-	-	-	+
IITD	+	+	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
MMU1	+	+	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
MMU2	+	+	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	+
ND-iris	+	+	-	+	+	+	+	-	+	/	-	-	-	+
ICE1	+	+	-	-	+	-	-	-	-	-	-	-	-	+
ICE2	+	+	-	-	+	-	-	+	+	-	-	-	-	+
UBIRIS-V1	+	+	+	+	+	+	+	+	+	-	-	+	+	+
UBIRIS-V2	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+

## 2.6 CONCLUSION

Dans ce chapitre nous avons décrit le processus d'acquisitions des images d'iris. Ensuite, nous avons décrit de nombreuses méthodes de traitement d'images d'iris utilisées par différents chercheurs. Au final nous avons présenté de multiple data-sets d'iris et effectué une comparaison entre eux.

Dans le chapitre suivant nous décrirons les réseaux de neurones convolutionnels (CNN). Qui sont devenus, de nos jours, une technique très performante, pour traiter et classer les images d'iris. Grâce à leur architecture spécifique au traitement d'image.



# INTELLIGENCE ARTIFICIELLE ET RÉSEAUX DE NEURONES CONVOLUTIONNELS

## 3.1 INTRODUCTION

Depuis de nombreuses années, avec le développement rapide du domaine de l'intelligence artificielle, de multitude de méthodes ont été étudiées pour une reconnaissance à base de réseaux de neurones artificiels dans le but de réaliser des performances proches de celles observées chez l'humain.

Dans ce chapitre nous commencerons par décrire les méthodes d'apprentissage automatique, ensuite, nous présenterons les réseaux de neurones artificiels et leur architecture et nous détaillerons sur les réseaux de neurones convolutionnels qui, à ce jour, sont la méthode la plus utilisée pour l'encodage et la classification des images.

## 3.2 L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

Le terme intelligence artificielle créé par John McCarthy, abrégé par «IA» ou «AI» pour « Artificial Intelligence » : est l'ensemble de théories et de techniques mises en œuvre en vue pour réaliser une machine capable de simuler l'intelligence [13].

L'intelligence artificielle prend de plus en plus de place dans nos vies, elle intervient dans presque tous les domaines à savoir la sécurité, la médecine, la finance, le marketing, la publicité etc... Les systèmes d'IA utilisés dans ces domaines ont la possibilité de détecter de gigantesques volumes de données et sont capable de modéliser des systèmes très complexes pour produire des résultats synonymes d'amélioration de l'efficacité de la prise de décision [50].

## 3.3 L'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE

**L'apprentissage automatique** est un sous domaine de l'intelligence artificielle. Comme nous le savons tous un ordinateur n'est capable que d'effectuer les calculs que nous lui donnons. L'apprentissage automatique consiste à laisser l'ordinateur apprendre à choisir quel calcul effectuer, plutôt que de lui donner le calcul (c'est-à-dire le programmer de façon explicite) [50].

*Le Machine Learning* est un domaine complexe et vaste, et pour l'éclaircir il faut retenir ces 4 notions de base qui sont :

- **La base de données** : en apprentissage machine tout démarre avec une base de donnée qui contient les informations que nous voulons que notre ordinateur apprenne
- **Le modèle** : à partir de notre base de données, nous créons notre modèle. Ce modèle est un ensemble de fonctions mathématiques et paramètres.
- **La fonction de coût** : c'est l'ensemble d'erreurs obtenues lorsque nous testons le modèle sur la base de données.
- **L'algorithme d'apprentissage** : on utilise l'algorithme d'apprentissage pour trouver les paramètres du modèle qui minimisent la fonction de coût, qui est le principe de l'apprentissage supervisé [50].

Parmi les méthodes d'apprentissage on compte :

### 3.3.1 L'APPRENTISSAGE SUPERVISÉ

C'est la technique la plus utilisée en apprentissage automatique et en apprentissage profond. Cette technique a pour but d'établir des règles de comportement qui se font à partir d'une base de données qui contient des exemples de cas déjà étiquetés. Il faut savoir que chaque base de données contient des exemples  $X$  et  $Y$ .

La variable  $x$  représente la caractéristique «feature» et on a généralement beaucoup de features ( $x_1, x_2, \dots$ ) qui seront regroupés dans un ensemble de facteurs  $X$ . La variable  $Y$  représente la cible «target». Le but est d'apprendre à la machine à prédire la relation entre chaque  $X$  et  $Y$  [4].

Avec l'apprentissage supervisé nous développons des modèles pour résoudre les problèmes de classifications et les problèmes de régressions [50].

- Dans les problèmes de régressions nous cherchons à prédire une variable qui peut prendre une infinité de valeur, comme par exemple prédire le prix d'un appartement selon ses caractéristiques (dimension, etc...)
- Dans les problèmes de classifications nous cherchons à classer une donnée dans différentes classes, par exemple prédire à quel individu appartient l'image d'iris acquise.

Il existe plusieurs techniques et algorithmes d'apprentissage supervisé tel que la machine à vecteur de support, l'arbre de décision, les réseaux de neurones etc. . .

### 3.3.2 L'APPRENTISSAGE NON SUPERVISÉ

C'est une autre technique d'apprentissage où la machine analyse la structure des données d'entrée  $X$  et extrait leurs caractéristiques pour apprendre elle-même à réaliser certaines tâches [4], comme le clustering, la détection d'anomalie et la réduction de la dimensionnalité.

- Le clustering : c'est une des applications les plus populaires dans l'apprentissage non supervisé, et il consiste à analyser les caractéristiques des entrées  $X$  afin de les regrouper selon leurs ressemblances. Parmi les algorithmes les plus utilisés en clustering nous citons : les K-Means.
- La détection d'anomalies : nous appliquons l'apprentissage automatique non supervisé pour détecter les anomalies, c'est-à-dire nous apprenons à la machine de détecter, en analysant les données d'entrées  $X$ , les échantillons qui ont des caractéristiques éloignées de

ceux des autres échantillons.

- La réduction de la dimensionnalité : le principe de cette application est de réduire la complexité des données tout en conservant les principaux éléments. Et l'algorithme le plus populaire qui nous permet cela est l'analyse en composante principale (PCA) [50].

## 3.4 LES RÉSEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

Les modèles les plus utilisés en apprentissage automatique supervisé sont les réseaux de neurones. Qui sont des imitations simples des fonctions d'un neurone dans le cerveau humain pour résoudre des problématiques d'apprentissage de la machine.

Dans ces réseaux, plusieurs algorithmes sont appliqués pour effectuer des calculs sur les données d'entrée pour produire des données de sortie. Ces données de sortie peuvent aider le réseau de neurones dans l'apprentissage et améliorer leurs précisions [50].

Les réseaux de neurones sont composés de : couches (d'entrée, cachées et de sortie), poids et biais et fonctions d'activations.

### 3.4.1 LES COUCHES DE NEURONES

Un réseau de neurones se compose de plusieurs neurones formant les couches suivantes :

1. **La couche d'entrée (input layer)** : cette couche est le départ du flux de travail pour le réseau de neurones artificiel, elle est composée de neurones d'entrée et introduit les données initiales dans le système pour un traitement ultérieur qui sera effectué par les couches suivantes. Le nombre de neurones dans cette couche dépend de la taille des données d'entrée.
2. **Les couches cachées (hidden layers)** : les couches cachées sont les couches qui se trouvent entre la couche d'entrée et la couche de sortie, comme le montre la figure 3.1, ces couches sont configurées de différentes manières.

Plus le nombre de couches cachées augmente, plus on dit que le réseau est profond (deep) et plus le modèle s'enrichit, mais devient difficile à entraîner. C'est ça le Deep Learning.

3. **La couche de sortie (output layer)** : cette couche de neurones est la dernière couche qui produit des données de sorties pour le programme. Dans un sens, la couche de sortie fusionne et produit concrètement le résultat final [49].

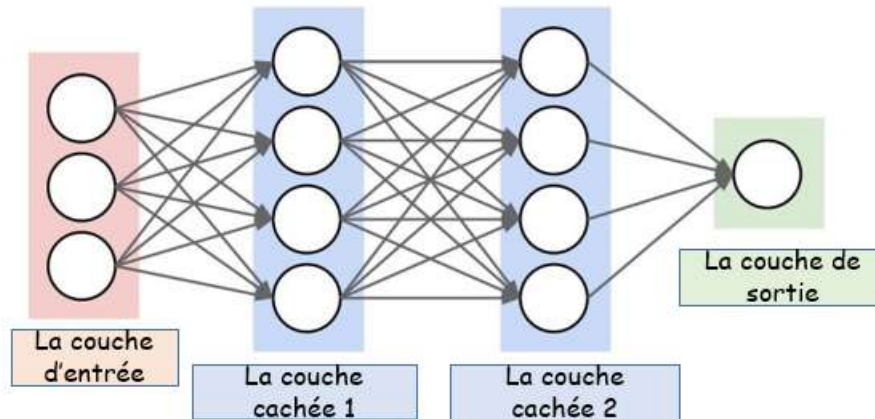


FIGURE 3.1: Architecture d'un réseau de neurones artificiel classique

### 3.4.2 LES POIDS ET BIAIS

Les poids et biais sont des variables qui sont mises à jour pour améliorer la précision du réseau. Les poids sont appliqués à l'entrée des neurones pour calculer les données de sortie. Et sont mis à jour automatiquement par les réseaux de neurones lors de l'apprentissage à travers la boucle de rétroaction. Une fois que les poids sont appliqués aux valeurs d'entrée des valeurs appelées biais seront ajoutés.

Les poids et les biais sont donc, en quelque sorte, des valeurs d'auto-apprentissage de nos réseaux de neurones [49].

### 3.4.3 LES FONCTIONS D'ACTIVATION

Les fonctions d'activations sont des fonctions mathématiques appliquées en sortie d'un neurone artificiel afin de normaliser sa valeur de sortie. Il existe plusieurs types de ces fonctions telle que : la fonction *Sigmoïde*, *ReLU*, *Softmax*, etc. chacune est utilisée dans des circonstances données [49].

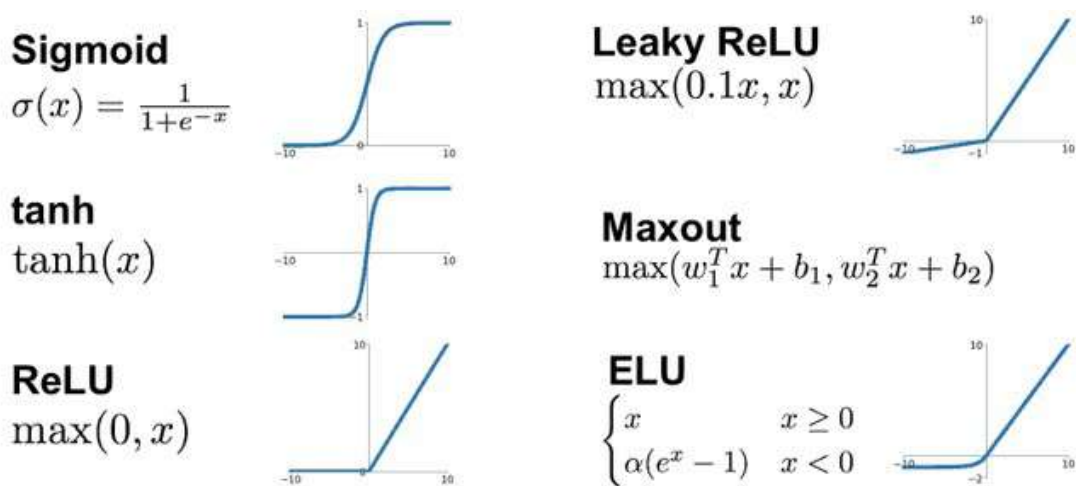


FIGURE 3.2: Exemples de fonctions d'activations [49]

### 3.5 LES RÉSEAUX DE NEURONES CONVOLUTIONNELS

Les réseaux de neurones convolutionnels ou CNN pour «Convolutional Neural Network» sont à ce jour les modèles les plus performants dans le domaine de la vision par ordinateur pour traiter des images en entrée pour ensuite les classer.

Une architecture CNN se compose de deux blocs. Le premier effectue une comparaison des images fragment par fragment pour trouver les fragments identiques, ces fragments sont appelées les caractéristiques. Le deuxième sert à classer les images à partir de leurs caractéristiques. Ces blocs se constituent de plusieurs couches de traitement indépendantes qui sont [35] :

- Les couches de convolution (CONV), ces couches sont la base de construction d'un CNN et sont utilisées pour l'extraction de caractéristiques.
- Les couches Pooling (POOL), qui permettent de compresser l'information pour réduire la taille de l'image intermédiaire.
- Les couches entièrement connectées "Fully connected (FC)", qui sont des couches de type perceptron.
- Et enfin la couche output pour la classification ou la régression.

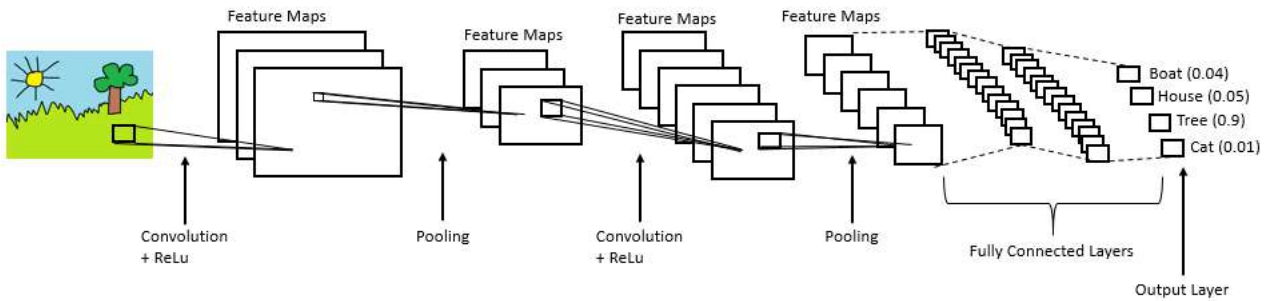


FIGURE 3.3: Architecture d'un CNN [43]

### 3.5.1 LA COUCHE DE CONVOLUTION

Comme nous l'avons mentionné précédemment cette couche est la composante clé d'un CNN. Son but est de repérer la présence d'un ensemble de «*features*» caractéristiques dans les images reçues en entrée [35]. Et pour cela on réalise un filtre qui se déplace par pas successif sur l'ensemble de l'image, ayant les paramètres suivants :

1. **Le Kernel** : il représente la taille de la matrice du filtre.
2. **Le Stride** : il représente le décalage du Kernel entre chaque calcul.
3. **Le Padding** : il ajoute des 0 aux frontières de l'image d'entrée.

Chaque filtre a des paramètres fixes pour chaque couche qui peuvent varier d'une couche à l'autre [47].

Contrairement à ce que nous voyons comme formes et couleurs dans les images, l'ordinateur ne voit que des matrices de valeurs correspondantes aux pixels. Par exemple, une image en couleur de taille 160\*160 pixels, sa matrice correspondante aura une taille de 160 (longueur) par 160 (largeur) par 3 (canaux), les canaux représentent le nombre de colorations (rouge, vert et bleu) donnant une matrice en 3D.

En revanche, une image en noir et blanc, sa représentation sera une matrice 2D car elle ne possède qu'un seul canal. Et la valeur de chaque pixel indique son niveau de gris [47].

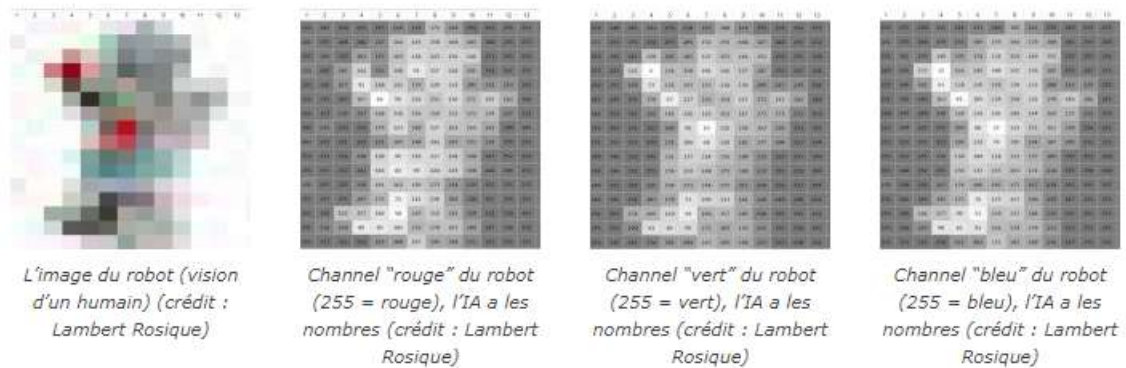


FIGURE 3.4: Vision d'une image en couleur par ordinateur [47]

Pour calculer une convolution avec un filtre ayant un *Kernel* 3\*3, nous sélectionnons dans l'image d'entrée les 3\*3 premiers pixels pour effectuer l'opération montrée sur la figure suivante :

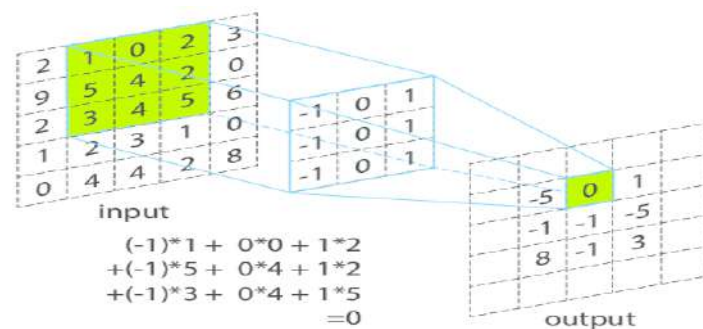


FIGURE 3.5: Application du filtre de convolution sur une image [11]

Ensuite, on utilise le paramètre *Stride* qui représente le décalage qu'on fait pour calculer la deuxième valeur de l'image de sortie, on suit cette opération jusqu'à obtenir la matrice de l'image filtrée [47].



### 3.5.2 LA FONCTION RELU

La fonction d'activation ReLU (Rectified linear unit) est la plus utilisée en apprentissage profond, et permet d'optimiser et d'accélérer l'apprentissage en remplaçant les valeurs d'entrées négatives par des zéros et en conservant les valeurs positives.

Le résultat qu'on obtient après l'application de la fonction ReLU est de la même taille que ce qui lui est passé en entrée, mais simplement avec toutes les valeurs négatives éliminées [47] [35].

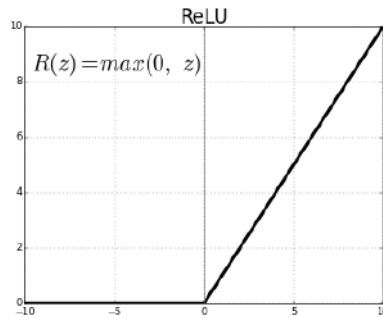


FIGURE 3.6: La fonction d'activation ReLU [51]

### 3.5.3 LA COUCHE POOLING

Cette couche permet une opération simple qui consiste à réduire la taille de l'image en remplaçant chaque matrice de pixels (généralement 2\*2 ou 3\*3 pixels) de cette image par une valeur unique.

Le **max Pooling**, est le type de Pooling le plus utilisé et consiste à prendre la valeur maximale de la matrice sélectionnée. Ce type permet un calcul rapide et simplifie efficacement l'image [47].

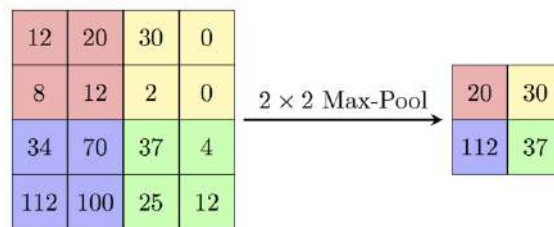


FIGURE 3.7: Application du MaxPooling sur une image [58]

### 3.5.4 LE FLATTENING

Le flattening est la dernière étape de la partie de l'extraction des caractéristiques. Il consiste simplement à transformer toutes les matrices obtenues à partir des images que nous avons, pour en faire un long vecteur [47], comme le montre la figure suivante :

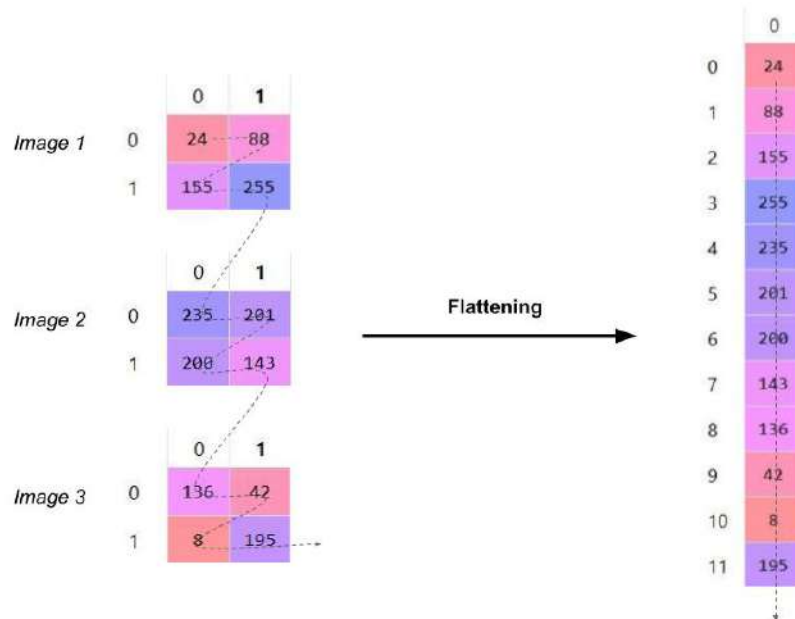


FIGURE 3.8: Mise à plat des images finales en sortie des filtres [47]

### 3.5.5 LES COUCHES ENTIÈREMENT CONNECTÉES

Dans un réseau entièrement connecté chaque neurone d'une couche est connectée à toutes les neurones de la couche qui la précède, de la même façon qu'un réseau de neurones classique [35]. Lorsqu'une nouvelle image est présentée au CNN, elle se répand à travers les couches inférieures jusqu'à atteindre les couches entièrement connectées. Notre partie *fully connected* reçoit donc un vecteur de nombres (qui représente l'image en entrée) et elle renvoie un vecteur de taille N, où N est le nombre de classes de prédiction [12]. Et chaque élément du vecteur indique la probabilité pour l'image en entrée d'appartenir à une classe [47].

### 3.5.6 LA COUCHE OUTPUT (FONCTION SOFTMAX)

La fonction d'activation Softmax est généralement utilisée pour résoudre les problèmes de classification.

Dans les réseaux de neurones artificiels elle est utilisée dans la couche de sortie pour calculer la probabilité pour chaque classe de prédiction et la somme des probabilités doit être égale à 1 [47].

## 3.6 CONCLUSION

Les réseaux de neurones artificiels ANN font parties des sous catégories d'intelligence artificielle. Ils se sont développés à grande vitesse durant ces dernières années. Leur utilisation se multiplie dans tous les domaines, notamment dans le domaine du traitement d'image. Et c'est ce qui nous a motivé à utiliser cette technique dans ce travail.

Dans ce chapitre nous avons présenté l'architecture des CNNs qui est une des techniques d'apprentissage automatique supervisé la plus utilisée, grâce à leur capacité d'intégrer deux étapes de traitement d'image au sein d'un même réseau.

## CONCEPTION ET IMPLÉMENTATION

### 4.1 INTRODUCTION

Notre travail consiste à concevoir un système biométrique de reconnaissance des personnes par leurs iris, en se basant sur un réseau de neurones convolutionnels.

Dans ce chapitre sont présentés la conception, l'implémentation et les résultats obtenus en implémentant un système de reconnaissance d'iris.

Nous commencerons par introduire l'architecture de notre système de reconnaissance d'iris, ainsi que les data-sets que nous avons utilisé pour entraîner les modèles CNN, dans la partie de conception. Ensuite, dans la partie d'implémentation. En premier lieu, nous décrirons les étapes de pré-traitement et traitement des images d'iris et l'apprentissage de nos modèles CNN. Et puis, nous présenterons l'interface de notre système de reconnaissance d'iris. et nous finirons par évaluer les résultats obtenus.

## 4.2 OBJECTIF ET MOTIVATIONS

Les problèmes de sécurité présentés par les outils d'identification classiques sont devenus très fréquents de nos jours. C'est ainsi que les systèmes biométriques sont apparus pour résoudre ces problèmes. En effet, Les caractéristiques biométriques sont uniques pour chaque personne et ne peuvent être volées ou échangées. Et parmi les modalités biométriques les plus fiables on désigne l'iris. Sa texture unique pour chaque individu et stable tout au long de la vie, font de cet organe un moyen d'identification fiable et robuste.

Comme nous l'avons mentionné auparavant, la première étape pour segmenter la région de l'iris consiste à le trouver (le localiser). Il est avéré qu'un CNN est capable de prédire la localisation et la segmentation de l'iris d'une façon plus précise comparant aux techniques de segmentation traditionnelles, et cela se fait automatiquement, en apprenant le CNN sera capable de détecter la zone de l'iris et d'éliminer les bruits pour extraire les caractéristiques significatives afin de le classifier [26], grâce à son architecture complexe, mais simple à mettre en œuvre.

Les avantages de cette technique de réseaux de neurones convolutionnels nous ont motivé à la choisir pour réaliser ce travail, qui a pour objectif de concevoir et d'implémenter un système biométrique capable d'identifier les individus à travers leurs iris.

## 4.3 CONCEPTION

L'architecture de notre système de reconnaissance d'iris, les data-sets que nous avons utilisé pour l'apprentissage et l'architecture de nos modèles CNN, seront présentés dans cette partie de conception.

### 4.3.1 L'ARCHITECTURE DE NOTRE SYSTÈME DE RECONNAISSANCE D'IRIS

Notre système se compose de deux phases. Une phase d'apprentissage, appelée aussi enrôlement, et une phase de test, pour l'identification de l'image d'iris.

Au cours de la phase d'apprentissage, les images sont :

- **Acquises** : dans l'étape d'acquisition, à partir des data-sets que nous avons choisi, que nous motionnerons ci-après.
- **Encodées** : durant l'étape d'extraction des caractéristiques, grâce aux modèles CNN qui seront présentés ultérieurement. Pour être enfin **classées** dans la base de données sous forme de codes.

Au cours de la phase de test, une image de test est **acquise, pré-traitée et encodée**, de la même façon que l'ensemble des images de l'apprentissage, pour être enfin **comparée** avec les N codes stockés dans la base de données, afin d'être **identifiée**.

La figure 4.1 montre l'architecture de notre système de reconnaissance d'iris.

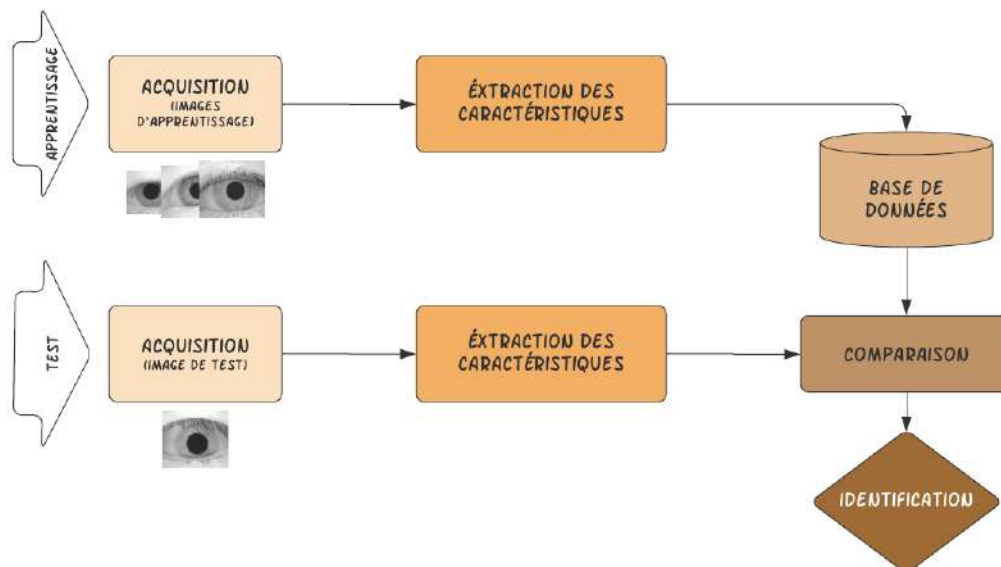


FIGURE 4.1: Architecture de notre système de reconnaissance d'iris

### 4.3.2 LES DATA-SETS UTILISÉS

Dans ce travail les data-sets d'iris UPOL et CASIA-V1 ont été utilisées. Ce sont deux ensembles de données acquis dans des conditions différentes. Ainsi la taille moyenne de l'iris, la qualité, la taille et le format des images et les facteurs de bruit présents dans chacune des deux bases sont différents. Voir les tableaux 2.3 et 2.4.

#### 4.3.2.1 UPOL

Le data-set UPOL créée par l'université de *Palack'echo et OLomouc* contient 384 images d'iris de 64 individus avec 6 images capturées pour chacun. Les images de cet ensemble de données sont de hautes qualités, grâce aux capteurs utilisés lors de l'acquisition, et sont dépourvues des bruits qui peuvent influencer sur la décision de reconnaissance, cet ensemble de données est donc idéal pour évaluer un système de reconnaissance d'iris [5].

La figure 4.2 montre des exemples d'images du data-set UPOL

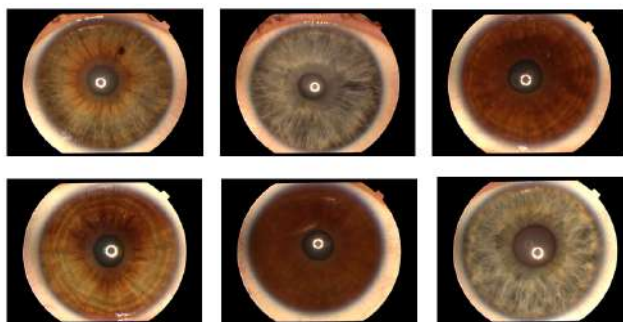


FIGURE 4.2: Exemples d'images du data-set UPOL

Comme vous pouvez le voir dans la figure 4.2, les images du data-set UPOL sont en couleurs. Elles seront donc transformées en niveaux de gris durant leur traitement, car l'identification de l'iris ne se fait pas à partir des variations de couleurs, mais à partir de sa texture.

#### 4.3.2.2 CASIA V1

Le data-set d'image CASIA- Iris Version 1.0 produit par *l'académie chinoise des sciences - Institut d'automatisation*, contient un total de 756 images d'iris, capturées à partir de 108 sujets. Pour chaque personne, 7 images ont été prises.

Les images de cet ensemble de données sont affectées par quelques facteurs de bruit tels que : les cils

et l'occlusion de l'iris provoquée par la fermeture partielle de la paupière supérieure ou inférieure. Comme le montre la figure 4.3.

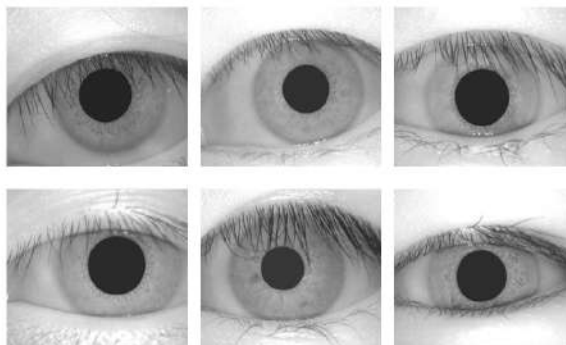


FIGURE 4.3: Exemples d'images du data-set CASIA-V1

### 4.3.3 L'ARCHITECTURE DES MODÈLES CNN

Durant notre travail, nous avons développé deux modèles CNN pour traiter et classer nos data-sets d'iris. Voir les figures 4.4 et 4.5.

L'architecture du premier modèle CNN que nous avons proposé se compose de :

- Une couche d'entrée pour introduire les données initiales, qui sont dans notre cas des images de  $576 \times 768$  pixels du data-set UPOL ou de  $320 \times 280$  pixels du data-set CASIA-V1. Ces images sont considérées comme des matrices 2D de taille dépendante de la résolution d'image.
- Trois couches convolutionnels (CONV) de 16, 32 et 64 neurones respectivement, avec des *Kernels* différents.
- Trois fonctions Relu, placées après les couches de convolution, afin d'optimiser les données.
- Trois couches Max-Pooling (POOL) de taille  $2 \times 2$ , qui servent à réduire la taille de la matrice afin de diminuer le nombre de paramètres et faciliter les calculs.
- Un réseau entièrement connecté (composé d'une couche de 64 neurones et une deuxième couche dont le nombre de ses neurones dépend du nombre d'individus dans le data-set utilisée) suivit par une fonction Softmax, qui permet de calculer la probabilité d'appartenance à chaque classe (chaque classe représente un individu).
- Enfin, une couche de sortie qui retourne le résultat de la classification de l'image d'iris.



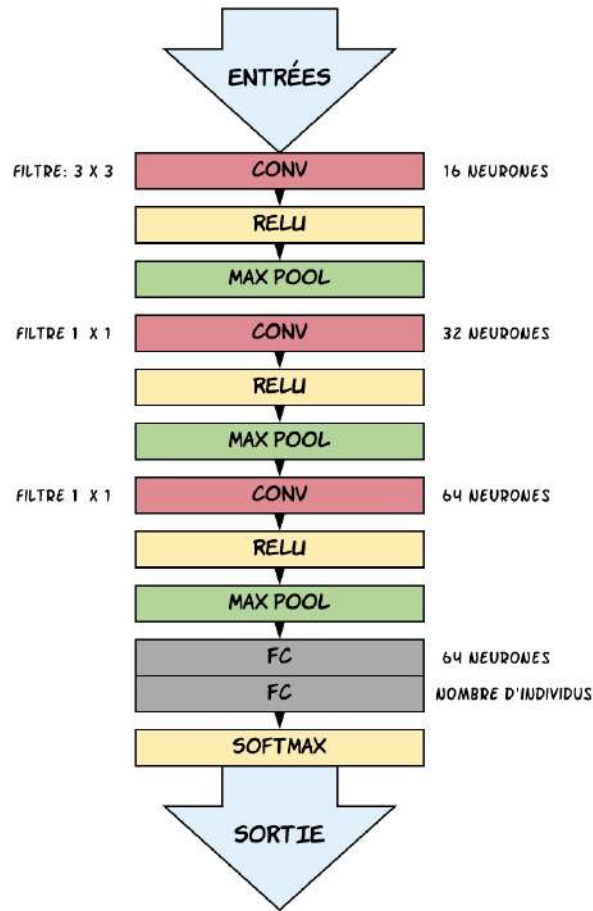


FIGURE 4.4: Architecture du premier modèle CNN

La figure 4.5 présente l'architecture du 2ème modèle que nous avons développé afin de traiter nos données.

Dans ce modèle le nombre de couches (CONV, POOL et ReLU) est identique au premier modèle. En revanche, le nombre de neurones dans chaque couche est différent, ainsi que les *Kernels* utilisés dans les filtres de convolution et les tailles des matrices de Pooling.

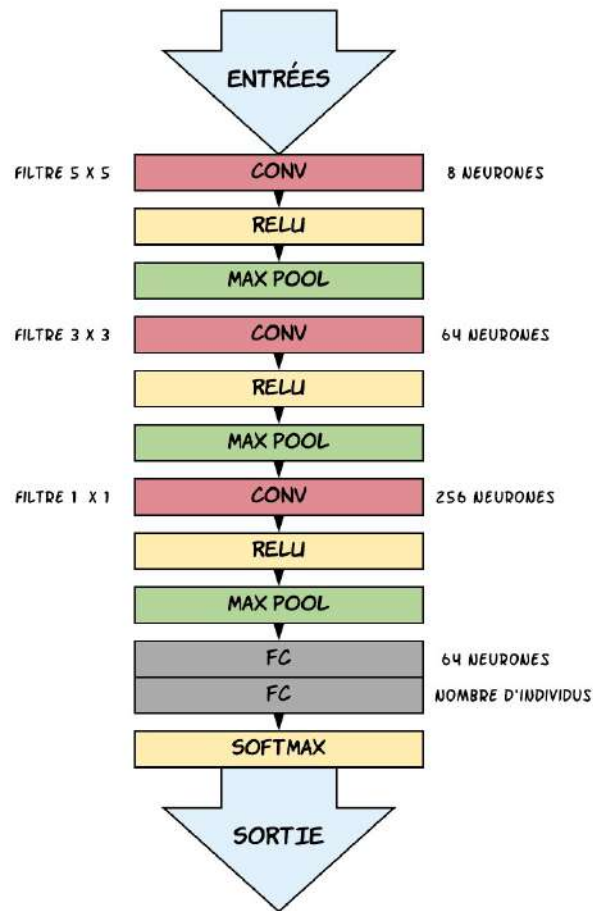


FIGURE 4.5: Architecture du deuxième modèle CNN

**Note :** nous avons utilisé un *Stride* de (1,1) avec un *valid padding* pour l'apprentissage des deux data-sets avec les deux modèles.

## 4.4 IMPLÉMENTATION

Notre système de reconnaissance d'iris a été développé sur un ordinateur ayant les caractéristiques suivantes :

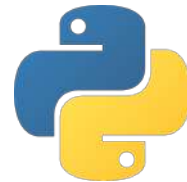
- DELL i7 CPU 2.00 GHz.
- Carte graphique Nvidia GeForce 840M.

- RAM de taille 8 GO.
- Disque dur de taille 1 To.
- Système d'exploitation Microsoft Windows 10 professionnel.

### 4.4.1 LES OUTILS UTILISÉS

#### 4.4.1.1 PYTHON

Python est un langage de programmation interprété créé par GUIDO VAN ROSSUM et publié pour la première fois en 1991. Ses constructions de langage et son approche orientée objet visent à aider les programmeurs à écrire un code clair et logique pour des projets à petite et à grande échelle [29].



Ce langage prend en charge plusieurs paradigmes de programmation, y compris la programmation structurée, orientée objet et fonctionnelle. Il sert à réaliser plusieurs applications telles que la programmation d'applications, la création de services web, la génération de code, etc...

On différencie deux versions : Python 2 et Python 3

- **Python 2** : sortie en 2000, a introduit des fonctionnalités telles que la compréhension des listes et un système de récupération de place avec comptage des références, et a été officiellement abandonné en 2020.
- **Python 3** : sorti en 2008, est la version actuelle. Son interpréteur est plus efficace, ainsi que son contrôle de concurrence [58].

#### 4.4.1.2 TENSORFLOW

TensorFlow est une bibliothèque de logiciels open source pour le calcul numérique à l'aide des graphiques de flux de données. Développé à l'origine par des chercheurs travaillant au sein de l'équipe Google Brain dans l'organisation de recherche "Machine Intelligence" de Google dans le but de mener des recherches sur l'apprentissage automatique et les réseaux de neurones profonds [53].



### 4.4.1.3 KERAS

Keras est une bibliothèque de réseaux neuronaux open source écrite en Python. Il est le framework de deep learning le plus utilisé, Conçu pour permettre une expérimentation rapide avec des réseaux de neurones profonds. Il se concentre sur le fait d'être convivial, modulaire et extensible [28].



### 4.4.1.4 PYQT

PyQt est un logiciel libre développé par la société britannique *Riverbank Computing*, et c'est une liaison Python de la boîte à outils d'interface graphique multi-plateforme Qt, qui permet la conception et la création des interfaces utilisateur graphiques (GUI) pour les applications de bureau.



PyQt prend en charge Microsoft Windows ainsi que diverses versions d'UNIX, notamment Linux et MacOS (ou Darwin). Et il implémente environ 440 classes et plus de 6 000 fonctions et méthodes [58].

## 4.4.2 L'APPRENTISSAGE DES RÉSEAUX DE NEURONES

Avant d'entraîner nos modèles CNN nous avons effectuè quelque opérations sur nos data-sets pour optimiser et accélérer l'apprentissage.

Ces opération sont :

- La normalisation MinMax :

Afin de normaliser les matrices d'images d'iris nous avons utilisé la méthode de normalisation MinMax, qui consiste à transformer les valeurs des matrices d'images de nos data-sets en des nombres décimaux compris entre 0 et 1. Cette opération contribue à des travaux CNN plus rapides.

- La séparation :

Avant d'utiliser nos data-sets pour entraîner nos modèles, nous les avons séparés en des ensembles d'apprentissage, de test et de validation. En utilisant la méthode de La validation croisée (« cross-validation ») qui est utilisée en apprentissage automatique pour estimer la fiabilité des modèles. Cette méthode est fondée sur une technique d'échantillonnage.

Pour chaque data-set 70% des images ont été sélectionner pour l'apprentissage, 15% pour le test et 15% pour la validation.

L'apprentissage d'un réseau de neurones, consiste à calculer les paramètres de telle manière que les sorties du réseau de neurones soient, pour les exemples utilisés lors de l'apprentissage, aussi proches que possible des sorties désirées. Dans notre cas, on cherche à minimiser le taux de fausses prédictions de la classe d'individu auquel appartient l'image d'iris importée pour le test. Cette étape d'apprentissage se fait en passant N fois sur l'ensemble de données d'entraînement. Ce nombre de passage N est appelé Époque "epoch". Les figures suivantes montrent les pourcentages de précision obtenues pour différentes valeurs d'époques.

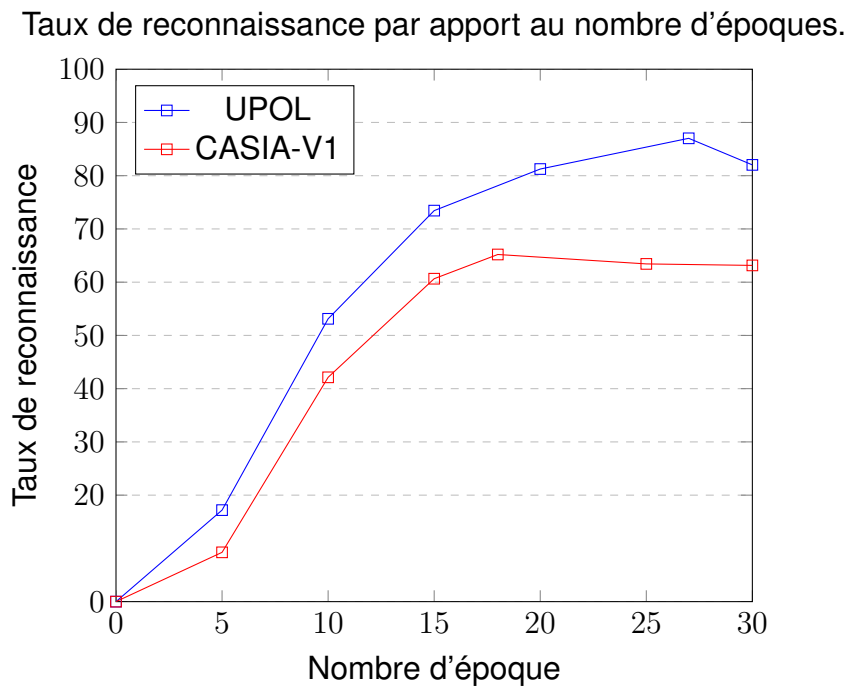
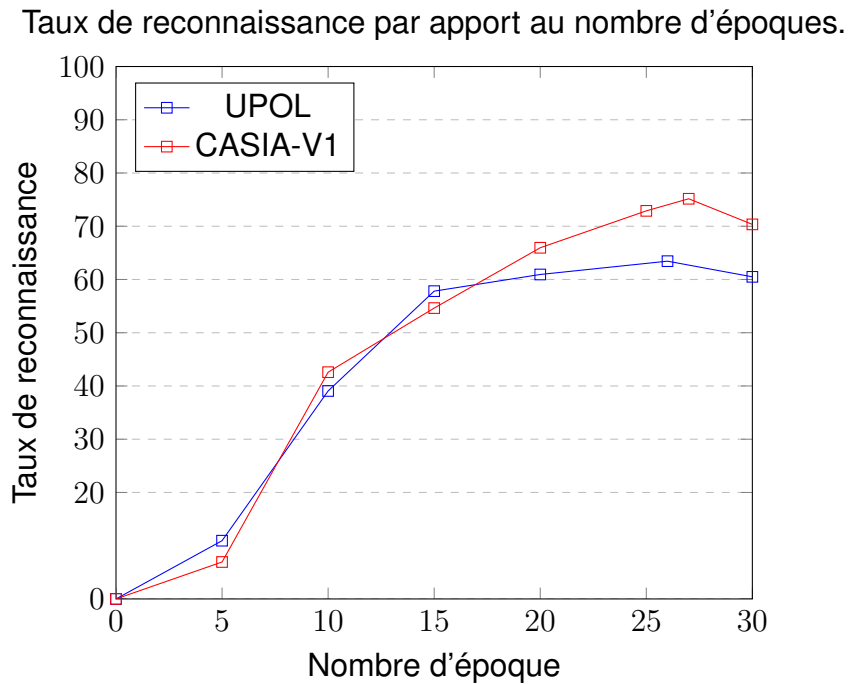


FIGURE 4.6: Taux de reconnaissance par apport au nombre d'époques dans le modèle1



**FIGURE 4.7:** Taux de reconnaissance par apport au nombre d'époques dans le modèle2

Dans la figure 4.6 qui représente le taux de reconnaissance par apport au nombre d'époques dans le modèle 1 nous remarquons que : pour le data-set UPOL la performance augmente avec l'augmentation du nombre d'époques, jusqu'à atteindre le pique, à l'époque 27, ensuite elle diminue.

Pareil pour le data-set CASIA-V1, la performance augmente puis diminue en atteignant l'époque 18.

Le taux de reconnaissance par apport au nombre d'époques dans le modèle 2 est représenté dans la figure 4.7. Et Nous remarquons que : la précision évolue jusqu'à attendre l'époque 27 pour le data-set CASIA-V1 et 26 pour la base UPOL, puis elle diminue.

### 4.4.3 PRÉSENTATION DU SYSTÈME " SRIS "

Nous présenterons dans cette section l'interface de notre système de reconnaissance d'iris. Cette interface est très simple. Elle est destinée aux utilisateurs afin de tester la performance de nos modèles CNN.

Une fois sur la page d'accueil de notre système, montrée dans la figure 4.8, l'utilisateur peut accéder à la page d'informations, montrée dans la figure 4.9, en cliquant sur le bouton "À propos". Cette page contient des informations sur notre application, et permet à l'utilisateur de mieux comprendre son fonctionnement.



FIGURE 4.8: La page d'accueil



FIGURE 4.9: La page d'informations

#### 4.4.3.1 L'IDENTIFICATION DE L'IRIS

Pour passer à la page principale de notre système "page d'identification d'iris", l'utilisateur doit cliquer sur le bouton "Identification d'iris" situé dans la page d'accueil.

Cette page permet l'identification de l'image d'iris.

L'utilisateur doit tout d'abord sélectionner le data-set sur lequel il veut faire le test, à savoir : UPOL ou CASIA-V1 (1) et choisir le modèle qui donne le meilleur taux de précision pour le data-set choisi (2). Ensuite, importer une image de test en cliquant sur les boutons "Importer une image" (3) puis "Open" (4). Ensuite, cliquer sur le bouton identifier (5), comme le montre la figure 4.10, pour enfin obtenir le ID "identifiant" de la personne correspondante si l'iris de la personne existe dans la base de données du système. Comme le montre la figure 4.11.

Au cas où le système ne reconnaît pas l'image d'iris importée, le message "Cette personne n'existe pas" s'affichera.



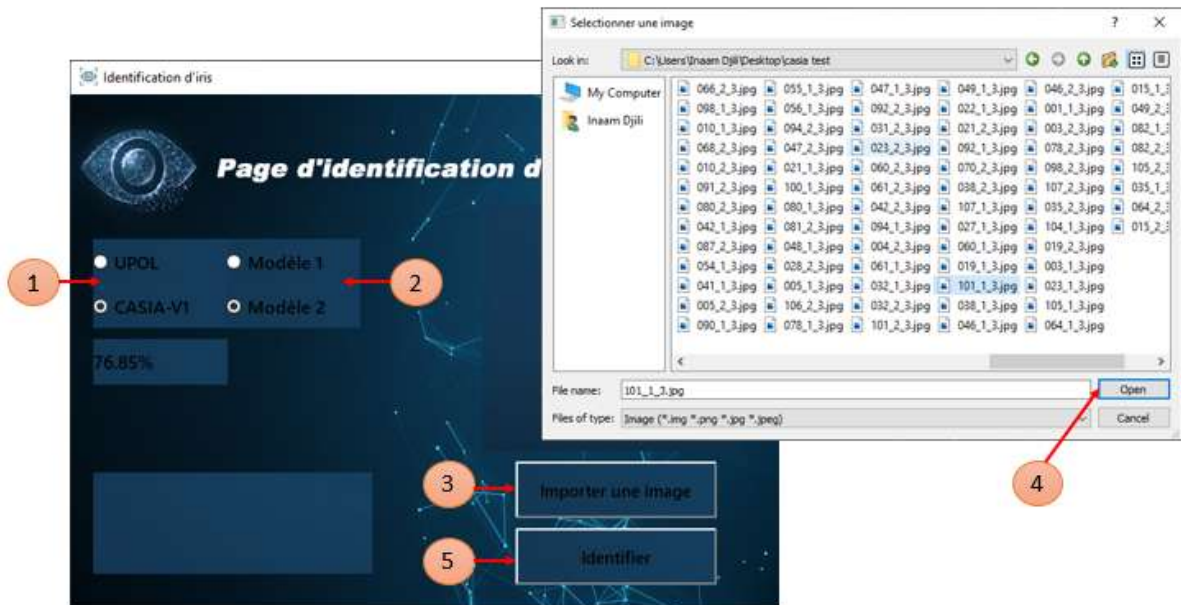


FIGURE 4.10: La page d'analyse d'iris

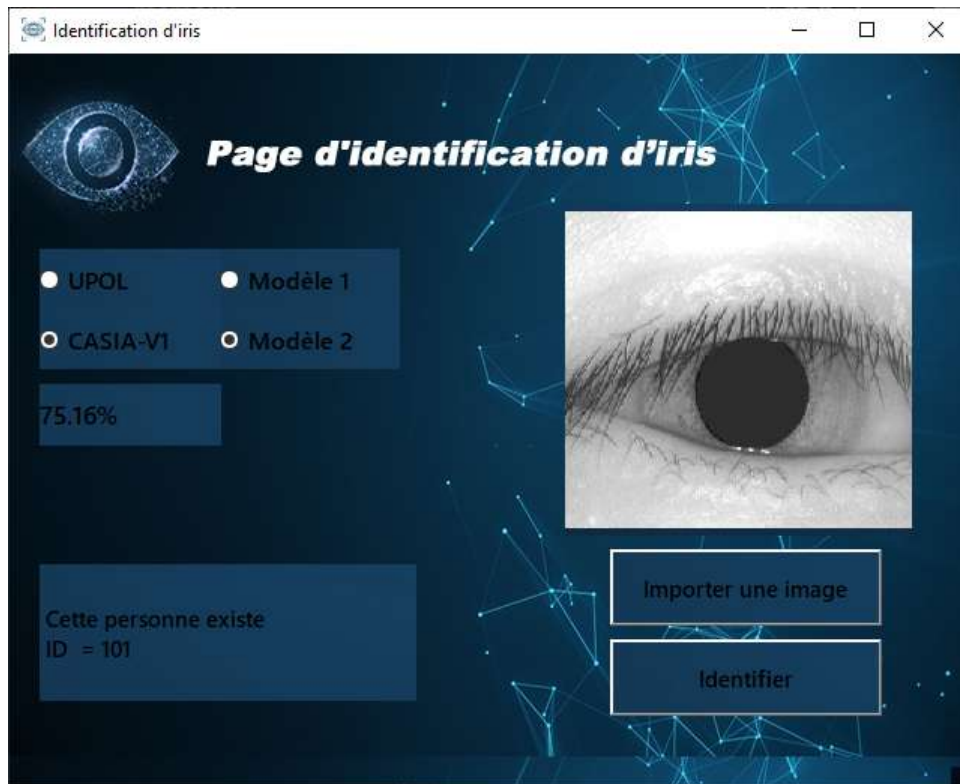
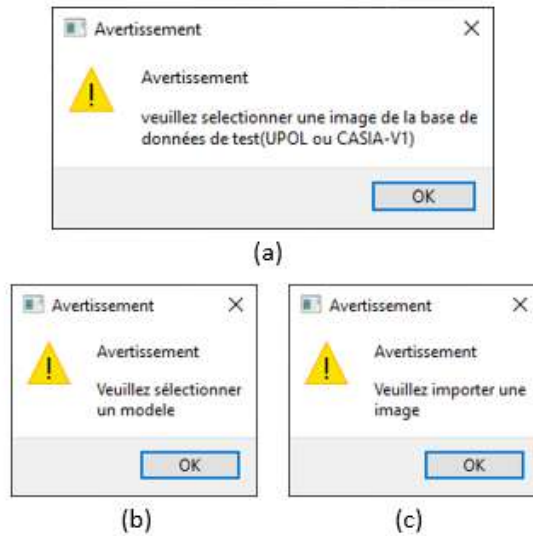


FIGURE 4.11: L'identification de l'iris

Des messages d'avertissement s'afficheront, pour orienter l'utilisateur, lorsque il oublie ou ignore une des étapes mentionnées précédemment.



**FIGURE 4.12:** Les messages d'avertissement

La figure 4.12 montre les messages d'avertissement.

- (a) : lorsque l'utilisateur importe une image qui n'existe pas dans nos data-sets.
- (b) : lorsque l'utilisateur ne choisit pas un modèle.
- (c) : lorsque l'utilisateur clique sur le bouton "Identifier" avant d'importer l'image de test.

## 4.5 RÉSULTATS ET DISCUSSION

Afin d'évaluer nos modèles, nous avons sélectionné les pourcentages de précisions les plus élevées, montées sur les figures 4.6 et 4.7.

Le tableau suivant montre le taux de reconnaissance d'iris obtenue dans chacun des data-sets pour chaque modèle.

**TABLE 4.1:** Précisions obtenues pour chaque modèle

data-sets \ Modèles	Modèle 1	Modèle 2
UPOL	87.02%	63.44%
CASIA-V1	65.20%	75.16%

Comme vous pouvez le voir dans le tableau 4.1 le taux de précision obtenu en appliquant le premier modèle sur le data-set UPOL est de 87.02% en revanche, nous avons obtenu 65.20% comme taux de précision en appliquant le même modèle sur le data-set CASIA-V1.

A l'opposé nous avons obtenu un taux de précision de 75.16% en appliquant le deuxième modèle sur le data-set CASIA-V1, qui est un taux assez bon par rapport au pourcentage que nous avons eu auparavant avec le modèle 1, et 63.44% comme taux de précision en l'appliquant sur l'ensemble de données UPOL, qui est un taux assez bas comparant au premier.

Cette opposition des taux obtenus est due à la différence des conditions d'acquisition des images d'iris de chaque ensemble de données, et contrairement à ce qu'on pouvait croire, un modèle qui donne un taux assez bon pour un data-set affectés par des facteurs de bruit ne donne pas forcément un meilleur résultat pour un data-set sans aucun bruit, et vice versa.

Les durées de temps d'apprentissage de nos réseaux de neurones, pour chaque data-set, sont montrées dans le tableau suivant.

**TABLE 4.2:** Les durées de temps d'apprentissage de chaque modèle

data-sets	Modèles	Modèle 1	Modèle 2
	UPOL		8 minutes
CASIA-V1		12 minutes	13 minutes

Comme le montre le tableau 4.2 les durées de temps nécessaires pour que les modèles 1 et 2 apprennent le data-set UPOL sont huit et neuf minutes, successivement.

En revanche pour l'apprentissage de le data-set CASIA-V1, des durées de temps plus longues sont nécessaires (11 minutes pour le modèle 1 et 13 minutes pour le modèle 2). Cette différence de temps d'apprentissage est due à 2 facteurs qui sont :

1. **Le nombre d'images** : plus le nombre des images du data-set est élevé plus le temps d'apprentissage augmente.
2. **Le nombre de neurones** : plus le nombre de neurones dans les couches de notre CNN augmente, plus le réseau devient profond, plus le temps d'apprentissage augmente

Contrairement aux méthodes utilisées traditionnellement pour traiter et classer les images d'iris (méthode de DAUGMAN et WILDES), qui peuvent durer parfois plus de 25 minutes juste pour localiser et segmenter les images d'iris d'un data-set [57] [38], cette technique de réseaux de neurones convolutionnels est plus rapide et peut atteindre des résultats très performants.

## 4.6 CONCLUSION

Dans ce chapitre nous avons présenté les étapes de reconnaissance biométrique par le code d'iris, que nous avons implémentés sous l'environnement Python 3.6. En passant, en premier lieu, par la phase de pré-traitement des images d'iris, considérée très importante avant l'extraction des caractéristiques et la classification.

Dans le cadre des méthodes de reconnaissance, nous avons présenté deux modèles CNN, que nous avons développé, et discuté Les taux de reconnaissance obtenus pour chacun. Et nous avons présenté l'interface de notre système, destinée au utilisateurs afin de testé notre travail.

# CONCLUSION GÉNÉRALE

Pour faire face aux problèmes causés par les outils d'identification classiques, la biométrie s'est rapidement distinguée comme le moyen le plus pertinent pour identifier et authentifier les personnes de manière fiable et rapide, en fonction de caractéristiques biologiques uniques.

Les systèmes biométriques sont des systèmes qui permettent l'identification des individus à travers une ou plusieurs caractéristiques biologiques, telles que l'ADN, physiques telles que le visage et l'iris et comportementales telles que la frappe sur le clavier.

Avec la grande montée de l'intelligence artificielle et l'Apprentissage Automatique, les algorithmes les plus performants au domaine du traitement et la classification des images sont les réseaux de neurones convolutionnels (CNN).

Le travail réalisé dans le cadre de ce mémoire a pour objectif de mettre en point un système biométrique destiné à reconnaître les individus à travers leurs iris en utilisant la technique de CNN. Cette technique a été distinguée comme plus performante par rapport aux méthodes utilisées, plus simple à mettre en oeuvre et son temps d'exécution est plus rapide.

Afin d'aboutir et de concevoir notre système de reconnaissance par Iris. En premier lieu, nous avons introduit les concepts généraux en biométrie ainsi que les différentes modalités biologiques, comportementales et physiques. Ensuite, nous avons présenté les méthodes de traitement d'images d'iris utilisées dans la littérature, en insistant plus particulièrement sur la méthode CNN. Enfin, pour la validation de notre système, la difficulté d'obtention des bases de données nous a poussé d'utiliser deux bases de données d'iris acquises dans des conditions différentes. UPOL, qui contient des images de haute qualité non affectées par des facteurs de bruit et CASIA-V1, qui contient des images avec une qualité moins bonne et affectées par quelques facteurs de bruit.

L'étude expérimentale a montré les taux de performance obtenus par l'application des modèles CNNs, que nous avons développés, sur nos deux bases de données d'iris. Les résultats de cette étude ont prouvé que les facteurs de bruits présents dans la base de données CASIA-V1 n'influent pas sur le taux de reconnaissance de l'iris.

Comme perspective de ce travail, nous envisageons de :

- Développer un modèle CNN pouvant atteindre des résultats plus satisfaisants en l'appliquant sur différentes bases de données d'iris, à savoir plus ou moins bruyantes.
- Implémenter un système capable d'identifier l'iris d'un individu en temps réel.

# BIBLIOGRAPHIE

- [1] 01NET. *Comment la Chine identifie des individus grâce à leur démarche*. <https://www.01net.com/actualites/comment-la-chine-identifie-des-individus-grace-a-leur-demarche-1561017.html>.
- [2] Mohamad EL-ABED. « Évaluation de système biométrique ». Thèse de doct. Université de Caen, 2011.
- [3] HADJAR AHMED. « Identification des individus par la biométrie multimodale ». Thèse de doct. Université des sciences et de la technologie d'Oran, 2014.
- [4] Fatima AIT MAHAMMED. « Approches d'apprentissage automatique pour la détection du Spam Web : exploration de diverses caractéristiques ». Thèse de doct. Université du Québec à Montréal, 2018.
- [5] Mohamed ALHAMROUNI. « Iris Recognition By Using Image Processing Techniques ». In : *Atilim University* (2017).
- [6] Ibtissam BENCHENNANE. « Etude et mise au point d'un procédé biométrique multimodale pour la reconnaissance des individus ». Thèse de doct. Université de sciences et de technologie, Oran, 2015.
- [7] Talib Hichem BETAOUAF. « Caractérisation de la rétine pour la reconnaissance biométrique des personnes ». Thèse de doct. Université AbouBekr Belkaied, Tlemcen, 2011.



- [8] *Biowatch : la reconnaissance biométrique par les veines*. <https://www.techniques-ingenieur.fr/actualite/articles/biowatch-la-reconnaissance-biometrique-par-les-veines-29461/>. Nov. 2015.
- [9] Yassine BOUKADA et Mohammed Hamza BEMMOUSSAT. « Mise au point d'une application de reconnaissance vocale. » Thèse de doct. Université AbouBekr Belkaied, Tlemcen, 2019.
- [10] Djemaa BOUKHLOUF. « Résolution de problèmes par écosystèmes : Application au traitement d'images ». Thèse de doct. Université Mohamed Khider-Biskra, 2005.
- [11] Georg BRANDL. *Convolution*. <https://perso.esiee.fr/~perretb/I5FM/TAI/convolution/index.html>. Sept. 2020.
- [12] Pierre BUYSENS et Abderrahim ELMOATAZ. « Réseaux de neurones convolutionnels multi-échelle pour la classification cellulaire ». In : 2016.
- [13] Frédéric CAMPS. « Intelligence Artificielle ». In : (2018).
- [14] T. A. CAMUS et R. WILDES. « Reliable and fast eye finding in close-up images ». In : *Object recognition supported by user interaction for service robots*. T. 1. 2002, 389-394 vol.1. DOI : 10.1109/ICPR.2002.1044732.
- [15] Chien-Ping CHANG et al. « Using empirical mode decomposition for iris recognition ». In : *Computer Standards & Interfaces* 31.4 (2009), p. 729-739. ISSN : 0920-5489. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.csi.2008.09.013>. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S092054890800113X>.
- [16] James COOPER. « Locating the iris : A first step to registration and identification ». In : *Proceedings of the 9th IASTED International Conference on Signal and Image processing*. ACTA Press/IASTED. 2003, p. 507-512.
- [17] La société CYDONIA D. SAS. *Iris*. <https://www.guide-vue.fr/glossaire/iris>.
- [18] Université Notre DAME. *Biometrics Data Sets*. <https://cse.nd.edu/labs/cvrl/data-sets>.

- [19] J. G. DAUGMAN. « High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence ». In : *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 15.11 (1993), p. 1148-1161. DOI : 10.1109/34.244676.
- [20] BOUKRAA FATIMA. « Caractéristiques Biométrie pour l'identification ». Thèse de doct. Université d'Oran, 2016.
- [21] Michèle GAGNON. *Tout savoir sur la biométrie*. [http://biometrics.over-blog.com/pages/La\\_geometrie\\_de\\_la\\_main-2019729.html](http://biometrics.over-blog.com/pages/La_geometrie_de_la_main-2019729.html).
- [22] Didier GODART. *Sécurité informatique : risques, stratégies et solutions : échec au cyber-roi*. Edipro, 2002.
- [23] Didier GUILLERM. *Iris*. <https://https://www.biometrie-online.net/>.
- [24] Djaafar HAROUN. « Identification basée sur le code d'iris ». Thèse de doct. Université Ferhat abbas, Setif, 2018.
- [25] Alaa HILAL. « Système d'identification à partir de l'image d'iris et détermination de la localisation des informations ». Thèse de doct. Troyes, France, 2013.
- [26] Heinz HOFBAUER, Ehsaneddin JALILIAN et Andreas UHL. « Exploiting superior CNN-based iris segmentation for better recognition accuracy ». In : *Pattern Recognition Letters* 120 (2019), p. 17-23. ISSN : 0167-8655. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2018.12.021>. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167865518309395>.
- [27] Kurt HORVATH et al. « Lossless compression of polar iris image data ». In : *Iberian Conference on Pattern Recognition and Image Analysis*. Springer. 2011, p. 329-337.
- [28] *keras*. <https://keras.io/>.
- [29] Dave KUHLMAN. « A Python Book : Beginning Python ». In : *Advanced Python, and Python Exercises* (2012).
- [30] *La biométrie*. <https://www.securiteinfo.com/conseils/biometrie.shtml>.

- [31] *La couleur des yeux et autres secrets de l'iris*. [https://www.allodocteurs.fr/maladies/yeux/la-couleur-des-yeux-et-autres-secrets-de-l-iris\\_3994.html](https://www.allodocteurs.fr/maladies/yeux/la-couleur-des-yeux-et-autres-secrets-de-l-iris_3994.html).
- [32] Mohamed Amine LAMRI et Mohamed BERKANE. « Identification d'empreinte digitale ». In : (2012).
- [33] groupe LDLC. *TABLETTE LCD DE CAPTURE DE SIGNATURE MANUSCRITE*. <https://www.ldlc.com/fr-lu/fiche/PB00124215.html>. Mai 2020.
- [34] Yooyoung LEE et al. « VASIR : an open-source research platform for advanced iris recognition technologies ». In : *Journal of research of the National Institute of Standards and Technology* 118 (2013), p. 218.
- [35] Yang LEI et al. « Deep Learning in Multi-organ Segmentation ». In : *arXiv preprint arXiv :2001.10619* (2020).
- [36] *LES SYSTEMES A RECONNAISSANCE D'IRIS INVULNERABLES? (Partie 1)*. <http://www.crime-expertise.org/les-systemes-a-reconnaissance-diris-invulnerables-partie-1-2/>.
- [37] Stan Z LI. *Encyclopedia of Biometrics : I-Z*. T. 2. Springer Science & Business Media, 2009.
- [38] Sunita S LOKHANDE. « Comparative study of iris recognition system using wavelet packet neural network and gabor wavelet ». In : ().
- [39] Groupe MADEINFUTURA. *Identifier un suspect avec 1 cm de cheveu et sans ADN, c'est possible!* <https://www.futura-sciences.com/sante/actualites/biologie-identifier-suspect-1-cm-cheveu-adn-cest-possible-78553/>.
- [40] Libor MASEK et al. « Recognition of human iris patterns for biometric identification ». Thèse de doct. University of Western Australia, 2003.

- [41] Anthony RODRIGUES PAULINE CELTON Clara POTTIER. *La biométrie : un nouveau moyen de sécuriser et rendre plus rapide nos paiements ?* <http://depgbcreteil.blogspot.com/2016/06/la-biometrie-un-nouveau-moyen-de.html>. Août 2020.
- [42] Dijana PETROVSKA-DELACRÉTAZ, Gérard CHOLLET et Bernadette DORIZZI. *Guide to biometric reference systems and performance evaluation*. Springer, 2009.
- [43] PRABHU. *Understanding of Convolutional Neural Network (CNN) — Deep Learning*. <https://medium.com/@RaghavPrabhu/understanding-of-convolutional-neural-network-cnn-deep-learning-99760835f148>. Sept. 2020.
- [44] H. PROENÇA et L.A. ALEXANDRE. « UBIRIS : A noisy iris image database ». In : *13th International Conference on Image Analysis and Processing - ICIAP 2005*. T. LNCS 3617. Cagliari, Italy : Springer, sept. 2005, p. 970-977.
- [45] H. PROENCA et al. « The UBIRIS.v2 : A Database of Visible Wavelength Images Captured On-The-Move and At-A-Distance ». In : *IEEE Trans. PAMI* 32.8 (août 2010), p. 1529-1535. DOI : 10.1109/TPAMI.2009.66.
- [46] The biometrics research team headed by PROF. *biometrics ideal test*. <http://biometrics.idealtest.org/>.
- [47] Lambert R. *Le Réseau de Neurones Convolutifs*. <https://penseeartificielle.fr/focus-reseau-neurones-convolutifs/>. Jan. 2019.
- [48] Mustafa al RIFAEI et al. « A Short Survey of IRIS Images Databases ». In : *The International journal of Multimedia & Its Applications* 9 (avr. 2017). DOI : 10.5121/ijma.2017.9201.
- [49] ROD. *Comprendre les réseaux de neurones*. <https://moncoachdata.com/blog/comprendre-les-reseaux-de-neurones/>.
- [50] Guillaume SAINT-CIRGUE. *Apprendre le Machine Learning en une semaine*. 2019.
- [51] Kanchan SARKAR. *ReLU*. <https://medium.com/@kanchansarkar/relu-not-a-differentiable-function-why-used-in-gradient-based-optimization-7fef3a4cecec>. Sept. 2020.

- [52] Groupe pour la SCIENCE. *Des cellules souches dans la rétine*. <https://www.pourlascience.fr/sd/biologie-cellulaire/des-cellules-souches-dans-la-retine-11207.php>. Mar. 2020.
- [53] *tensorflow*. <https://www.tensorflow.org/>.
- [54] THALESGROUP. *La dynamique de frappe au clavier : une référence biométrique*. <https://justaskthales.com/fr/la-dynamique-de-frappe-au-clavier-une-referance-biometrique/>.
- [55] Christel-Loïc TISSE. « Contribution à la vérification biométrique de personnes par reconnaissance de l'iris ». Thèse de doct. Montpellier 2, 2003.
- [56] *TPE : Le rôle de l'ADN dans la Police Scientifique*. <http://tpe-le-role-de-l-adn-dans-la-police-scientifique.e-monsite.com/pages/iii-utilisation-de-l-adn/a-ou-et-comment-trouver-l-adn.html>.
- [57] Eri Prasetyo WIBOWO et Wisnu Sukma MAULANA. « Real-time iris recognition system using a proposed method ». In : *2009 International Conference on Signal Processing Systems*. IEEE. 2009, p. 98-102.
- [58] *Wikipedia*. <https://www.wikipedia.org/>.
- [59] R. P. WILDES. « Iris recognition : an emerging biometric technology ». In : *Proceedings of the IEEE* 85.9 (1997), p. 1348-1363. DOI : 10.1109/5.628669.
- [60] J. ZUO et N. A. SCHMID. « On a Methodology for Robust Segmentation of Nonideal Iris Images ». In : *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)* 40.3 (2010), p. 703-718. DOI : 10.1109/TSMCB.2009.2015426.