

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université Akli Mohand Oulhadj –Bouira-



Faculté: Sciences et Sciences Appliquées

Département: Génie Electrique

Domaine : Sciences et Technologie

Filière : *Génie Biomédical*

Spécialité : *Instrumentation Biomédicale*

Mémoire de fin d'études

Pour l'obtention du diplôme de MASTER

Thème

***Utilisation des réseaux de neurones pour la
reconnaissance biométrique du visage.***

Soutenu le 29 /09/2018

Réalisé par :

- Bourahla Sana

- Yahmi Mbarka

Devant le Jury composé de:

- | | | | |
|------------------------|-------|-----------|-------|
| - M. HAMMOUCHE Sofiane | M.A.A | Président | UAMOB |
| - M. BENZAOUI Amir | M.C.A | Encadreur | UAMOB |
| - M. MOUDACHE Saïd | M.A.A | Examineur | UAMOB |
| - M. LADJOUZI Samir | M.A.A | Examineur | UAMOB |

2017/2018

Dédicace

Tous les mots ne peuvent exprimer la gratitude, l'amour et le respect, c'est tout simplement que : je dédie ce travail à :

Ma tendre mère (Nora) :

Ma source de tendresse et l'exemple de dévouement qui n'a pas cessé de m'encourager. Du moment que tu es avec moi, je n'ai besoin de rien. Ta présence seule me suffit et ton sourire seul me comble.

Mon très cher papa (Aïssa) :

Aucune dédicace ne peut exprimer l'amour, l'estime, le dévouement que j'ai toujours pour vous. Ce travail est le fruit de tes sacrifices que tu as consentis pour mon éducation et ma formation tout au long de ces années.

Mes chers frères Mohamed Lamine et Issam.

Ma très chère sœur Lydia.

Mon binôme et amie Rosa avec qui j'ai partagé tous les moments de stress et de fatigue, mais aussi des bons moments.

À toute la promotion Master2 Génie Biomédical 2017/2018.

À tous mes enseignants durant tous notre cursus.

À tous ce qui m'aiment et ceux que j'aime.

À toutes mes chères amies.

À mes amis.

Sana

Dédicace

Tous les mots ne peuvent exprimer la gratitude, l'amour et le respect, c'est tout simplement que : je dédie ce travail à :

Ma tendre mère (DJAZIRA) :

Ma source de tendresse et l'exemple de dévouement qui n'a pas cessé de m'encourager. Du moment que tu es avec moi, je n'ai besoin de rien. Ta présence seule me suffit et ton sourire seul me comble.

Mon très cher papa (ALI) :

Aucune dédicace ne peut exprimer l'amour, l'estime, le dévouement que j'ai toujours pour vous. Ce travail est le fruit de tes sacrifices que tu as consentis pour mon éducation et ma formation tout au long de ces années.

Mon très cher mari (ZAHIR) :

Tes sacrifices, ton encouragement et ton soutien moral et matériel m'ont permis de réussir mes études.

Mes chers frères et leurs familles.

Mes chères sœurs et leurs familles.

Ma deuxième famille BELMILOUÛ.

(Da Rezzak, Na Tounsia, Sabrina et Sihem)

*Mon binôme et amie **Sana** avec qui j'ai partagé tous les moments de stress et de fatigue, mais aussi des bons moments.*

Mes chères amies : (Djidji, Zina, Linda, Fayza).

MBARKA

Remerciements

*En préambule à ce mémoire nous remercions **ALLAH** le tout puissant et miséricordieux qui nous a aidés et nous a donné la patience et le courage durant ces longues années d'études.*

Les premières personnes que nous tenons à remercier sont nos parents pour leurs contributions, leurs soutiens et leurs patiences.

*Nos vifs remerciements s'étendent également à notre promoteur le docteur **BENZAOUI AMIR** d'avoir accepté de nous encadrer. Nous lui exprimons notre profonde gratitude pour nous avoir fait profiter de ses connaissances, mais aussi de ses méthodes de travail, et surtout de sa rigueur scientifique. Durant cette période, il a toujours été présent et a su nous guider dans notre travail. Il a toujours su apporter le regard critique nécessaire sur nos travaux tout en proposant des solutions et en nous indiquant des voies de recherche pertinentes. Sans sa disponibilité permanente, son soutien et ses conseils, ce travail n'aurait pas pu aboutir.*

*Notre profonde gratitude s'adresse à la **police scientifique** de Bouira et plus spécialement celles d'Alger pour nous avoir donné la chance de travailler dans leur service.*

*Nous adressons nos sincères remerciements également à Monsieur **Saïd Moudache** pour son encouragement durant notre parcours.*

*Nous exprimons notre profonde gratitude aux membres du **jury** pour leurs éminentes contributions à l'évaluation de ce modeste travail.*

*Nous tenant aussi à remercier chaleureusement tous les **enseignants** qui n'hésitaient jamais à nous offrir des aides, idées et informations au long de notre parcours.*

*Enfin, nos sincères remerciements s'adressent également à toutes les **personnes** qui ont contribué de **près** ou de **loin** à l'élaboration de ce travail.*

Table des matières

Table des matières	i
Liste des figures	iv
Liste des tableaux	vii
Abréviation	ix
Introduction Générale	1

Chapitre 01 : Introduction à la Biométrie

1.1	Introduction	3
1.2	Généralités sur la biométrie	3
1.2.1	Pourquoi la biométrie ?	3
1.2.2	Définition de la biométrie.....	4
1.2.3	Applications de la biométrie	4
1.2.4	Caractéristiques biométriques	5
1.3	Les systèmes biométriques et les modes de fonctionnement.....	5
1.3.1	Caractérisation d'un système biométrique	5
1.3.2	Modes de fonctionnement d'un système biométrique.....	6
1.4	Évaluation des performances des systèmes biométriques	10
1.5	Fiabilité des systèmes biométriques	11
1.5.1	Évaluation de vérification	11
1.5.2	Évaluation d'identification.....	12
1.6	Avantages et inconvénients de quelques modalités biométriques.....	13
1.6.1	La Biométrie morphologique	15
1.6.2	La biométrie comportementale.....	18
1.6.3	La Biométrie biologique.....	21
1.7	La place de la reconnaissance biométrique faciale.....	23
1.8	L'utilité de choisir la reconnaissance faciale parmi les autres modalités.....	24
1.9	Conclusion	24

Chapitre 02 : Généralités sur la reconnaissance des formes

2.1	Introduction	25
2.2	Présentation générale de la reconnaissance des formes.....	25
2.2.1	Approches de la reconnaissance des formes	26
2.2.2	Principe et formulation.....	26
2.2.3	Quelques méthodes de la reconnaissance des formes	27
2.2.4	Applications typiques de la reconnaissance des formes.....	27
2.3	Schéma général d'un système de reconnaissances des formes.....	28
2.3.1	Le monde physique	29
2.3.2	Le codage	30
2.3.3	Le prétraitement	30
2.3.4	L'analyse	31
2.3.5	L'apprentissage	37
2.3.6	La décision	38
2.4	Conclusion	39

Chapitre 03 : Apprentissage et classification par les réseaux de neurones artificiels

3.1	Introduction	40
3.2	Eléments de base des réseaux de neurones.....	41
3.2.1	Historique	41
3.2.2	Du neurone biologique au modèle mathématique.....	42
3.2.3	Architecture des réseaux de neurones	45
3.2.4	Types d'apprentissage des réseaux de neurones	47
3.3	Les grands types des réseaux de neurones.....	48
3.3.1	Les perceptrons	48
3.4	Le classificateur Perceptron multicouche.....	49

3.4.1	Classification par MLP	50
3.4.2	Apprentissage du MLP par la rétro-propagation	52
3.4.3	Paramètres et performances du MLP	54
3.5	Applications des réseaux de neurones	56
3.6	Conclusion	56

Chapitre 04 : Études expérimentales

4.1	Introduction	57
4.2	Système de reconnaissance faciale proposé	57
4.3	Base de données ORL & Protocole d'évaluation	59
4.3.1	Description de la base de données.....	59
4.3.2	Protocole d'évaluation.....	63
4.4	Expérimentations et résultats.....	63
4.4.1	Environnement du travail	63
4.4.2	Tests et résultats	64
1.	Test avec des paramètres par défauts	64
2.	Effet du prétraitement.....	64
3.	Effet du nombre de neurones cachés sur le taux de reconnaissance	66
4.	Effet des fonctions d'activation.....	67
5.	Effet de décomposition de l'image en plusieurs blocs	68
6.	Effet de la transformée d'ondelettes.....	68
7.	Effet du nombre d'images d'apprentissage sur le taux de reconnaissance	69
4.5	Conclusion	71
Conclusion générale et perspectives.....		72
Annexe		73
Bibliographie.....		75

Liste des figures

Chapitre 01 : Introduction à la Biométrie

Figure 1. 1 : Principaux modules d'un système biométrique ainsi que les différentes modes..	6
Figure 1. 2 : Enrôlement d'une personne dans un système biométrique.	7
Figure 1. 3 : Authentification d'un individu dans un système biométrique.	8
Figure 1. 4 : Identification d'un individu dans un système biométrique.	9
Figure 1. 5 : Taux de vraisemblances des utilisateurs légitimes et des imposteurs d'un système biométrique (dont la comparaison est basée sur le calcul d'une similarité)	12
Figure 1. 6 : Courbe CMC.....	13
Figure 1. 7 : Différentes modalités biométriques.....	14
Figure 1. 8 : Système biométrique basé sur les empreintes digitales.....	15
Figure 1. 9 : Système biométrique basé sur la géométrie de la main.....	16
Figure 1. 10 : Système biométrique basé sur l'iris.....	16
Figure 1. 11 : Système biométrique basé sur la rétine.	17
Figure 1. 12 : Système biométrique basé sur le visage.	18
Figure 1. 13 : La reconnaissance vocale.	19
Figure 1. 14 : Système biométrique basé sur la signature électronique.	19
Figure 1. 15 : La dynamique de la frappe au clavier.....	20
Figure 1. 16: La façon de marcher.	21
Figure 1. 17 : Système biométrique basé sur l'ADN.....	21
Figure 1. 18 : Une thermographie faciale.....	22

Chapitre 02: Généralités sur la reconnaissance des formes

Figure 2. 1 : Exemple d'un espace de représentation des formes.....	27
Figure 2. 2: les étapes principales d'une approche de reconnaissance des formes	29
Figure 2. 3 : Reconnaissance basé sur l'algorithme EBGm.	32
Figure 2. 4: Schéma représentatif d'une classification des algorithmes populaires utilisés dans la RDF.....	33

Figure 2. 5: Exemple de calcul de l'opérateur LBP appliqué sur une image de visage.....	34
Figure 2. 6: Exemple de traitement de l'opérateur LBP avec différents R et P.....	35
Figure 2. 7: Décomposition de la 2D DWT en deux niveaux : (a) Décomposition de l'image. (b) Schéma de décomposition jusqu'au deuxième niveau.	37

Chapitre 03 : Apprentissage et classification par les réseaux de neurones artificielles

Figure 3. 1 : Schéma d'un neurone biologique.....	43
Figure 3. 2 : Schéma illustrant une synapse entre deux neurones.....	43
Figure 3. 3: Représentation d'un neurone artificiel.	44
Figure 3. 5 : Réseau non bouclé mono-couche à connexions partielles.....	46
Figure 3. 4: Réseau non bouclé multi-couches à connexions totales.....	46
Figure 3. 6: Structure d'un réseau de neurones dont les connexions sont récurrentes (bouclées).	46
Figure 3. 7: Apprentissage supervisé.	47
Figure 3. 8: Apprentissage non supervisé.	47
Figure 3. 9: Les grands types des réseaux de neurones.....	48
Figure 3. 10: Le schéma du Perceptron.....	48
Figure 3. 11: Classification par le Perceptron.....	49
Figure 3. 12 : Un Perceptron multicouche avec deux couches cachées.....	49
Figure 3. 13: Classification du XOR en utilisant un réseau multicouche.	50
Figure 3. 14 : <i>MLP</i> avec une seule couche cachée contenant N neurones d'entrée, M neurones cachés et J neurones de sortie.....	52
Figure 3. 15 : Frontières de décision générées pour un <i>MLP</i> ayant de différents nombres de neurones cachés : (a) : 2 neurones, (b) : 3 neurones, (c) : 4 neurones, (d) : 8 neurones.	55

Chapitre 04 : Études expérimentales

Figure 4. 1: Diagramme du système de reconnaissance biométrique de visage proposé.	58
Figure 4. 2: Modèle de reconnaissance proposé.	59
Figure 4. 3: Base de données ORL	60

Figure 4. 4: Exemple de changements d'orientation du visage.	60
Figure 4. 5: Exemple de changement d'éclairage.	61
Figure 4. 6: Exemple de changement d'échelle.	61
Figure 4. 7: Exemple de changements des expressions faciales.	61
Figure 4. 8: Exemple de port de lunettes.	61
Figure 4. 9: Exemple de changements de coiffure et de port de barbe.	62
Figure 4. 10: Exemples d'individus de différents âges, races et sexes.	62
Figure 4. 11: Exemple d'application du filtre médian sur une image du visage.	65
Figure 4. 12: Exemple d'égalisation d'histogramme.	65
Figure 4. 13: Exemple d'une image ajustée.	66
Figure 4. 14: Exemple de la dévision en 4 blocs.	68

Liste des tableaux

Chapitre 01 : Introduction à la Biométrie

Tableau 1. 1 : Avantages et inconvénients de l'identification par les empreintes digitales ...	15
Tableau 1. 2 : Avantages et inconvénients de l'identification par la géométrie de la main ...	16
Tableau 1. 3 : Avantages et inconvénients de l'identification par l'iris	17
Tableau 1. 4 : Avantages et inconvénients de l'identification par la rétine	17
Tableau 1. 5 : Avantages et inconvénients de l'identification par le visage	18
Tableau 1. 6 : Avantages et inconvénients de l'identification par la voix	19
Tableau 1. 7 : Avantages et inconvénients de l'identification par la signature dynamique	20
Tableau 1. 8 : Avantages et inconvénients de l'identification par la dynamique de la frappe au clavier	20
Tableau 1. 9 : Avantages et inconvénient de l'identification par la démarche	21
Tableau 1. 10 : Avantages et inconvénients de l'identification par ADN	22
Tableau 1. 11 : Avantages et inconvénients de l'identification par la thermographie faciale	22
Tableau 1. 12 : Comparaison entre différentes modalités <i>biométriques</i>	23
Tableau 1. 13 : Répartition des articles sur les techniques biométriques soumis et acceptés dans la revue <i>IEEE PAMI</i>	24

Chapitre 03 : Apprentissage et classification par les réseaux de neurones artificielles

Tableau 3. 1: Différents types de fonctions d'activation $f(x)$ pour le neurone artificiel	45
---------------------------------------------------------------------------------------------------------	----

Chapitre 04 : Études expérimentales

Tableau 4. 1: Résultats d'identification en utilisant des paramètres par défaut.	64
Tableau 4. 2: Taux de reconnaissances avec plusieurs prétraitements.	66
Tableau 4. 3: Taux de reconnaissances en fonction de la dimension de l'image et le nombre de neurones cachés	67

Tableau 4. 4: Résultats obtenus avec plusieurs types de fonctions d'activation	67
Tableau 4. 5: Effet de la décomposition de l'image en plusieurs blocs	68
Tableau 4. 6: Taux de reconnaissances avec différents niveaux de la transformée d'ondelettes	68
Tableau 4. 7: Effet du type de la transformée d'ondelettes utilisé.....	69
Tableau 4. 8 : Résultats obtenus avec 2 extracteurs des caractéristiques différents.	69
Tableau 4. 9: Effet du nombre d'images d'apprentissage sur le taux de reconnaissance.	70
Tableau 4. 10: Résultats dans le cas où les 5 premières images destinées pour l'apprentissage et 5 dernières pour le test.....	70
Tableau 4. 11 : Résultats dans le cas où les 05 premières images destinées pour le test et 05 dernières pour l'apprentissage.....	70
Tableau 4. 12 : Images pairs destinées pour l'apprentissage et images impairs pour le test. .	70
Tableau 4. 13 : Images pairs destinées pour le test et images impairs pour l'apprentissage. .	71

Abréviation

ACP : Analyse des composantes principales

ADN: Acide Désoxyribo Nucléique

ART : Adaptative Resonance Theory

CMC: Cumulative Match Characteristic

DCT: Transformée en Cosinus Discrète

DWT: Transformée en ondelettes Discrète

EBGM: Elastic Bunch Graph Matching

FAR: False Acceptance Rate

FERET : The facial recognition technology

FRR: False Rejection Rate

IBG: International Biometric Group

ICA : Analyse indépendante des composants

IEEE: Institute of Electrical and Electronics Engineers

LBP: Local Binary Pattern

MATLAB: Matrix Laboratory

MLP: Multi Layer Perceptron

ORL: Olivetti Research Laboratory

PAMI: Pattern Analysis and Machine Intelligence

PGM : Portable graymap

PIN: Personal Identification Number

RBF : Radial Basis Function nets

RDF: Reconnaissance des formes

RNA: Réseaux de Neurones Artificiels

SOM :Self Organised Maps

TF: Transformée de Fourier

INTRODUCTION

GENERALE

Introduction Générale

De nos jours, le besoin d'identifier les individus devient de plus en plus nécessaire pour mettre en œuvre les différentes opérations telles que les contrôles d'accès ou les paiements sécurisés. Les anciennes manières comme les mots de passe et les pièces d'identité peuvent être perdues ou volées. La sécurité de ces systèmes d'information est devenue une tâche prioritaire pour pouvoir combattre les fraudes et de répondre aux exigences très accrues dans différents domaines allant du passage dans les postes frontaliers internationaux à l'accès aux informations personnelles. Pour concevoir un système d'identification fiable, efficace et robuste, une nouvelle technique a été proposée comme solution qui est la biométrie.

La biométrie est donc une alternative aux anciens modes d'identification [01]. Elle sert à vérifier ou déterminer l'identité d'un individu à partir de différentes caractéristiques physiques comme : l'empreinte digitale, le visage ; ou comportementales comme : la voix, la signature manuscrite ; ou biologique comme : l'ADN.

Ces systèmes présentent un grand nombre d'avantages par rapport aux autres systèmes traditionnels d'identification tel que les clés et les mots de passe qui sont soumis à la falsification et la perte. Les caractéristiques biométriques doivent au moins garantir les conditions suivantes : l'universalité, l'acceptabilité, et la facilité d'utilisation.

Un de ces systèmes a été choisi d'être étudié c'est celui de la reconnaissance des personnes par leur visage. Le visage est une source riche d'informations sur le comportement humain. Cette modalité a été choisie selon leurs nombreux avantages remarquables, à savoir c'est une modalité simple, acceptable par les personnes et facile à utiliser. Les humains peuvent identifier et interpréter des visages et des expressions faciales dans une scène sans aucun d'effort. Cette compétence est tout à fait robuste.

Au fil du temps, grâce à la puissance croissante de l'informatique et grâce au prix décroissant des ordinateurs, il existe des ordinateurs capables d'effectuer des tâches, qui sont faite par l'homme, qui demandent de l'intelligence.

Dans le domaine de la vision par ordinateur, l'identification automatique de visage est un sujet très intéressant. L'objectif de la reconnaissance des visages est de concevoir des systèmes informatiques capables d'identifier les êtres humains dans ce domaine [02].

Le présent travail est consacré à un sous-domaine bien spécifié qui est la reconnaissance biométrique des visages. L'outil choisi à cette fin est les réseaux de neurones artificiels, à savoir les réseaux MLP qui seront utilisés comme un outil d'apprentissage et de classification.

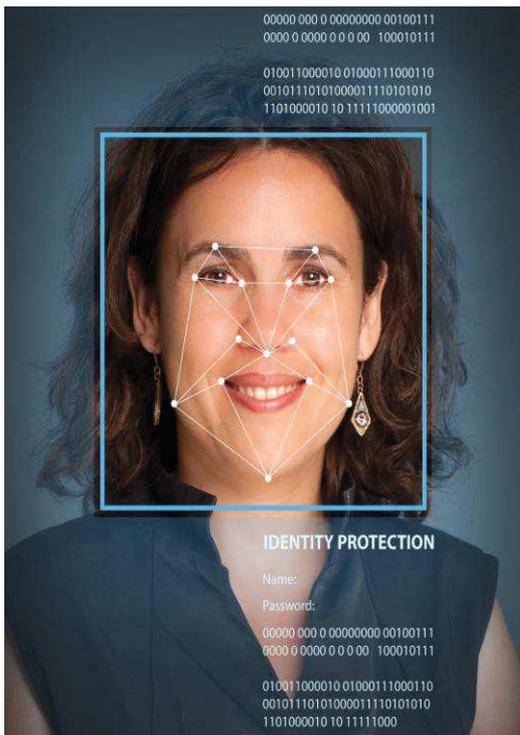
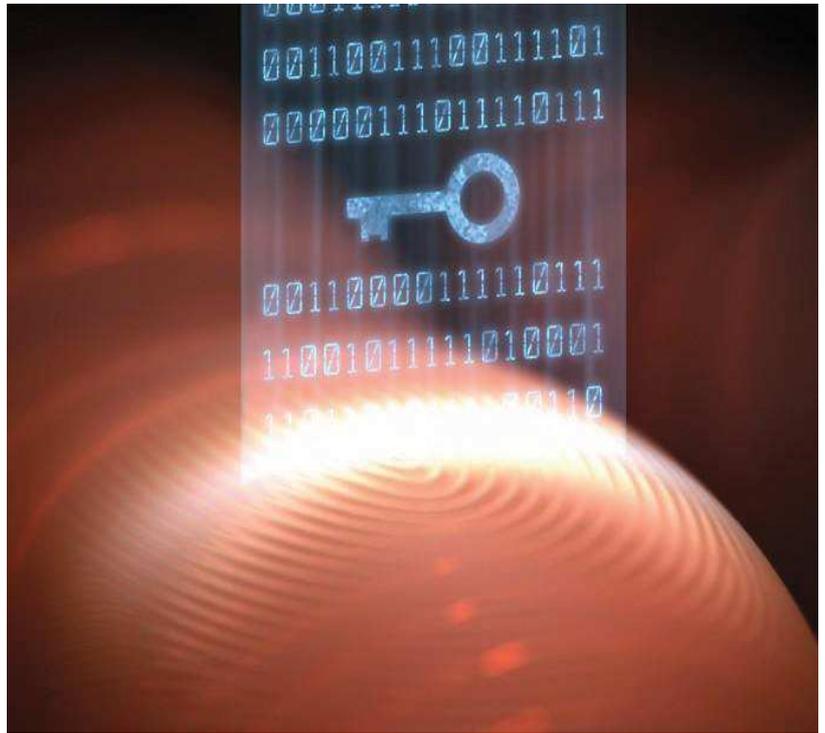
Grâce à la capacité des réseaux de neurones dans l'apprentissage, le challenge sera donc d'augmenter le taux de reconnaissance ou bien le taux d'identification dans les cas non contrôlés, à savoir: les changements de pose, variations d'éclairage, les expressions faciales, les occultations partielles, etc.

Le présent mémoire comporte 04 chapitres répartis comme suit :

- Le premier chapitre est dédié à la présentation de la biométrie, d'une manière générale, et des systèmes biométriques. Ainsi que les différentes modalités utilisées pour l'identification des personnes.
- Le deuxième chapitre sera consacré à l'étude de la reconnaissance des formes (RDF) en présentant ses différentes étapes avec des brèves explications.
- Le troisième chapitre est divisé en 2 parties : la 1^{ère} partie portera la présentation des réseaux de neurones artificiels (RNA) et leurs utilisations, la 2^{ème} sera consacrée pour l'architecture neuronale utilisée dans notre travail.
- Dans le dernier chapitre, nous présentons une brève description sur les étapes fondamentales pour la conception et l'implémentation de notre système de reconnaissance. Dans le but d'augmenter le taux de reconnaissance, nous réservons la partie suivante aux tests expérimentaux en utilisant différents paramètres et à la présentation des différents résultats obtenus.

Nous finissons notre travail avec une conclusion générale.

Chapitre 01



Introduction à la biométrie

1 Introduction à la biométrie

1.1 Introduction

Afin d'accroître la sécurisation des individus et des accès à des locaux de tous types. Il existe traditionnellement deux manières d'identifier un individu [03]: La première méthode est basée sur les numéros d'identification personnels tels que les mots de passe ou les PINs qui sont facilement oubliés ou exposés à l'utilisation frauduleuse. La seconde méthode peut s'agir d'une pièce d'identité, des clés ou des cartes magnétiques qui doivent être à la possession de l'individu et qui sont très faciles à être volées, copiées ou perdues. Alors pour obtenir une meilleure sécurité, une autre méthode a été lancée et développée en utilisant des caractéristiques spécifiques et uniques d'un individu. Cette technique est dite *la biométrie*.

Dans ce chapitre, nous introduisons quelques notions et définitions de base liées à *la biométrie*. Nous donnerons une brève explication sur le principe de fonctionnement des systèmes biométriques ainsi que les outils utilisés pour mesurer leurs performances. Nous insisterons surtout sur la place de la reconnaissance faciale parmi les autres techniques *biométriques*, car elle constitue l'objectif de notre mémoire. Terminant ce chapitre avec une motivation justifiant notre choix.

1.2 Généralités sur la biométrie

1.2.1 Pourquoi la biométrie ?

Les arguments pour *la biométrie* se résument en deux catégories [04] :

- **La praticité** : les mots de passe comme les cartes de crédit, les cartes d'identité, les permis de conduire ou encore les clés peuvent être oubliés, perdus, volés ou devinés par une autre personne. En plus, aujourd'hui toutes personnes doivent se rappeler une multitude de mots de passe et avoir en leur possession un grand nombre de cartes. Donc *la biométrie* serait immunisée contre ce genre de maux en plus qu'elle serait rapide, simple et pratique, car nous ne sommes plus obligés à avoir des cartes ou retenir des mots de passe.

- **La sécurité : la biométrie** serait plus sécuritaire que les méthodes actuellement utilisées, elle serait capable de réduire, sans l'éliminer, le crime et le terrorisme car elle complique la vie des criminels et des terroristes.

1.2.2 Définition de la biométrie

La biométrie (Qui signifie littéralement « mesure du corps humain » en Grec [05] est une technique qui permet la mesure des caractéristiques biologiques pour l'identification ou la vérification d'un individu à partir de certaines de ses caractéristiques physiques (la rétine, l'iris, l'empreinte digitale, le visage...etc.), comportementales (la voix, la signature manuscrite, la démarche...etc.) ou biologiques (les veines de la main, l'ADN...etc.).

Cette technique est utilisée aujourd'hui pour établir la reconnaissance des personnes dans un grand nombre d'applications.

1.2.3 Applications de la biométrie

La technologie **biométrique** peut être utilisée pour un grand nombre d'applications, elle peut aider à rendre les opérations, les transactions et la vie quotidienne plus sûres et plus pratiques. Les applications de **la biométrie** peuvent être divisées en trois groupes principaux [06] :

- **Applications commerciales : la biométrie** présente une grande valeur dans le côté commercial comme l'ouverture d'un réseau informatique, l'accès internet, les cartes de crédit, le contrôle d'accès physique...etc.
- **Applications gouvernementales :** nous citons : la carte d'identité nationale, le permis de conduire, la sécurité sociale, le contrôle des frontières, le contrôle des passeports...etc.
- **Applications légales :** telles que l'identification de corps, la recherche criminelle, l'identification de terroriste...etc.

La biométrie offre non seulement une sécurité et une commodité partout où elle est déployée, mais dans certains cas elle apporte une organisation accrue.

Dans le domaine de santé, cela est particulièrement vrai. Les dossiers de santé sont quelques-uns des documents personnels les plus précieux, et les médecins ont besoin d'y accéder rapidement.

1.2.4 Caractéristiques biométriques

Une caractéristique *biométrique* est une donnée contenant l'essentiel d'informations permettant de différencier deux individus. Le choix de ces caractéristiques est très important. Il faut qu'elles soient [07]:

- **Uniques** : permet la distinction d'un individu par rapport à un autre.
- **Universelles** : on la trouve chez toutes les personnes à identifier.
- **Permanentes** : l'information doit être stable et invariante au cours du développement normal et du vieillissement d'une personne.
- **Mesurables** : la capacité et la facilité de mesurer une caractéristique d'un individu par un capteur.
- **Acceptables** : bonne acceptation par les utilisateurs et le système doit être rapide et permet d'offrir une facilité d'acquisition.
- **Performante** : un système *biométrique* doit avoir une précision acceptable et une vitesse de reconnaissance raisonnable.

1.3 Les systèmes biométriques et les modes de fonctionnement

1.3.1 Caractérisation d'un système biométrique

Un système *biométrique* est un système de reconnaissance d'individus. Les différents modules qui composent ce système sont illustrés sur la **figure1.1**, leur fonctionnement est résumé comme suit [06]:

- a. **Module capteur biométrique (l'acquisition)** : permet la lecture de certaines caractéristiques physiques, comportementales ou biologiques d'un individu, à l'aide d'un capteur *biométrique*.
- b. **Module extraction de données** : à partir de données *biométriques* brutes, il extrait les informations pertinentes.
- c. **Module création d'une signature** : appelé aussi « Template », il permet de créer un modèle numérique pour représenter la donnée *biométrique* acquise qui sera conservée sur un support portable ou dans une base de données.

- d. **Module de comparaison** : ce module fonctionne soit en mode vérification (pour une identité proclamée) ou bien en mode identification (pour une identité recherchée). Il permet de comparer les caractéristiques *biométriques* d'une personne soumise à contrôle avec les « signatures » mémorisées.
- e. **Module de stockage (base de données)** : permet de stocker les modèles biométriques des utilisateurs enrôlés.

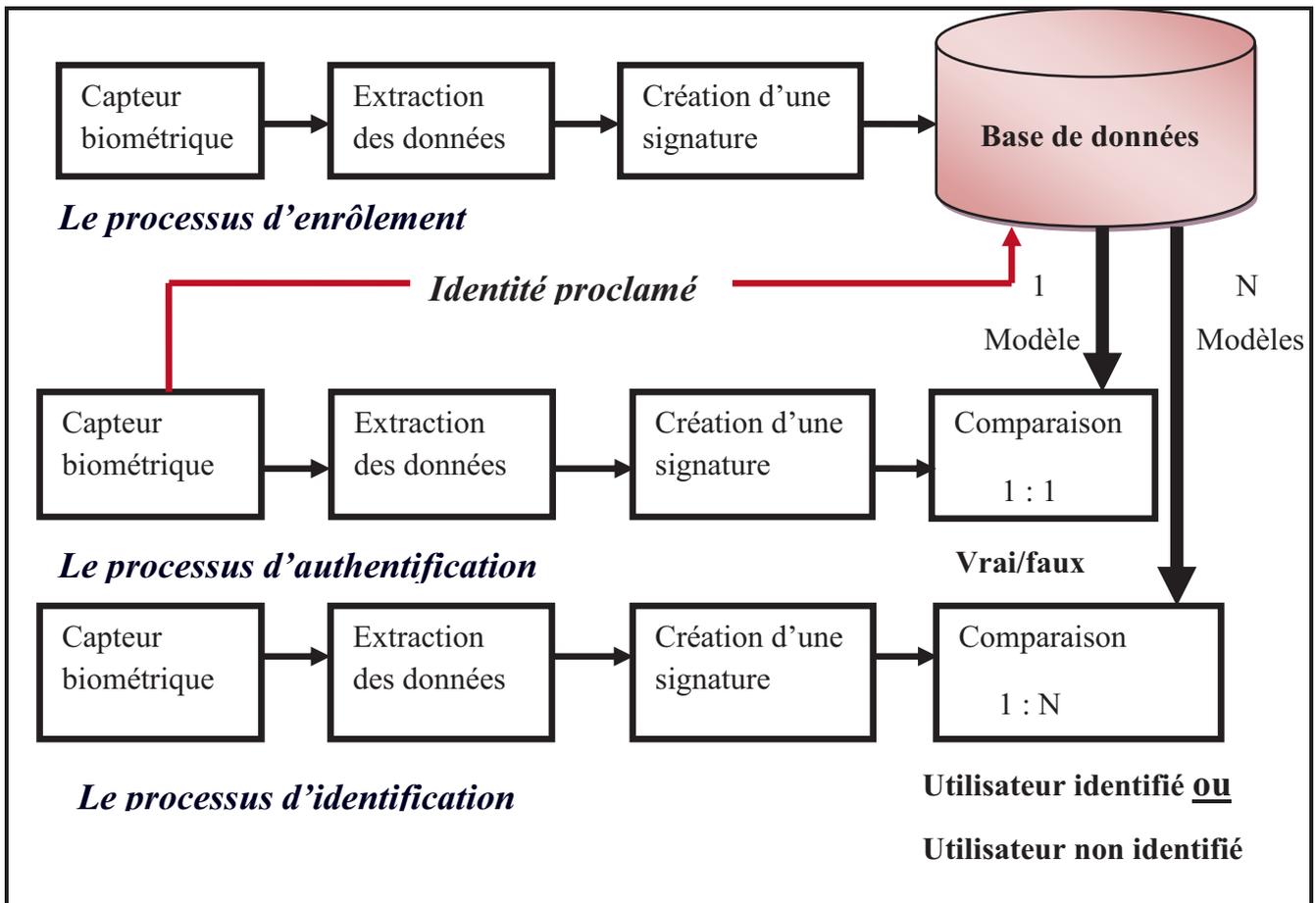


Figure 1. 1 : Principaux modules d'un système biométrique ainsi que les différentes modes.

1.3.2 Modes de fonctionnement d'un système biométrique

Les systèmes *biométriques* permettent de fournir principalement trois modes de fonctionnement qui sont : l'enrôlement, l'authentification (ou vérification) et l'identification.

Les figures suivantes illustrent l'exemple d'un système biométrique utilisant l'empreinte digitale comme modalité [08] :

a. Le mode enrôlement

Il représente la première phase de tout système *biométrique*. Il consiste à créer un modèle *biométrique* d'un individu qui doit être une référence pour la phase de reconnaissance. Pour ce faire, les modalités *biométriques* de l'individu sont capturées à l'aide d'un capteur *biométrique*, puis représentées sous forme numérique. Cette représentation est ensuite réduite à l'aide d'un algorithme d'extraction bien défini, dont l'objectif est de réduire la quantité de données à stocker et faciliter la vérification et l'identification. Finalement, le modèle *biométrique* est enregistré dans une base de données.

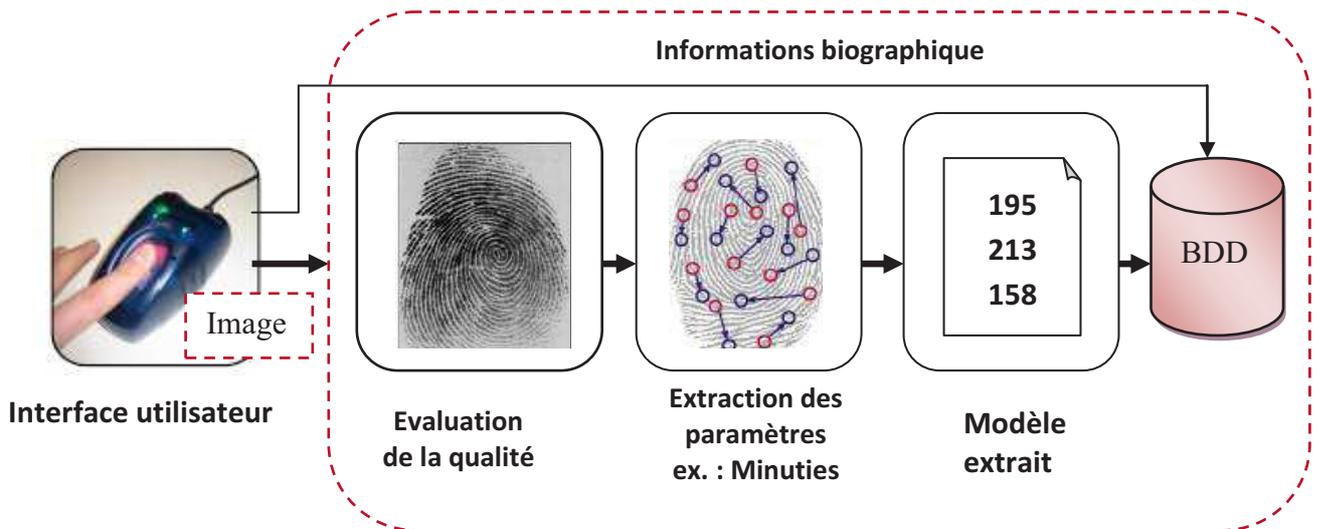


Figure 1. 2 : Enrôlement d'une personne dans un système biométrique.

b. Le mode authentication (vérification)

L'utilisateur affirme son identité et le système vérifie si cette affirmation est valide ou non en comparant les données *biométriques* saisies avec le modèle *biométrique* de cette personne stocké dans la base de données du système donc c'est une comparaison « un à un ».

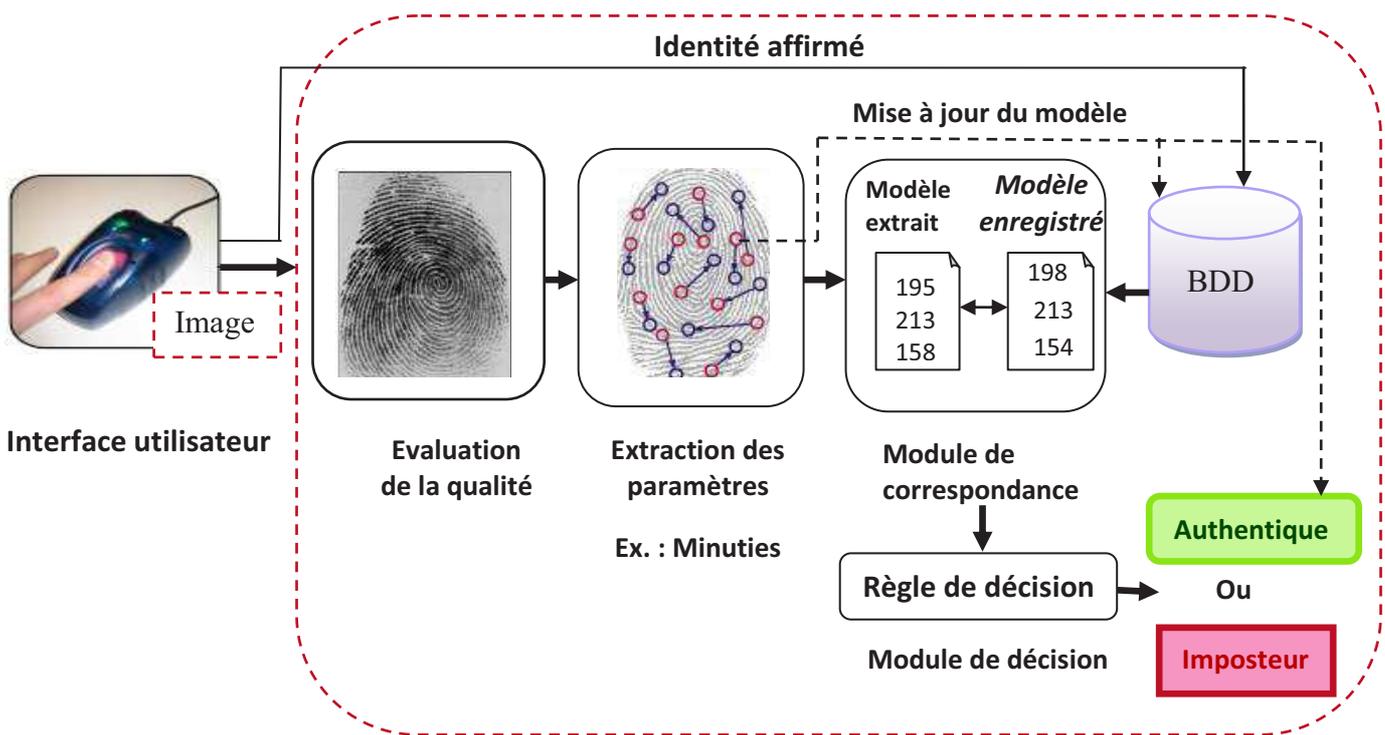


Figure 1. 3 : Authentification d'un individu dans un système *biométrique*.

Dans le but de bien comprendre ce principe, prenons la situation où un utilisateur X souhaite retirer de l'argent à l'aide d'un distributeur de billets en entrant son code personnel d'identification (code PIN) et en présentant une modalité *biométrique*.

Le système obtient alors les données biométriques et va les comparer **uniquement** avec le modèle enregistré qui correspond à X. On parle alors de comparaison 1 : 1 :

- Si l'entrée *biométrique* de l'utilisateur et le modèle enregistré dans la base de données correspondent à l'identité affirmée possèdent un degré de similitude élevé, l'affirmation est validée et l'utilisateur est considéré comme étant un *authentique*.
- Sinon, l'affirmation est rejetée et l'utilisateur est considéré comme étant un *imposteur*.

Donc on peut dire qu'un système *biométrique* opérant en mode authentification ou vérification répond à la question « *suis-je bien l'utilisateur X ?* ».

c. Le mode identification

Dans un système *biométrique* opérant en mode identification, ce dernier permet d'établir l'identité d'une personne qui est une des personnes déjà enrôlées par le système. Ainsi,

l'échantillon *biométrique* de l'individu est comparé avec les modèles de toutes les personnes de la base de données. Il s'agit d'une comparaison « un à N ». En d'autres termes, elle répond à des questions de type « *suis-je bien connu par système ?* ».

La sortie du système *biométrique* est formée par l'identité de la personne dont le modèle possède le degré de ressemblance le plus élevé avec l'échantillon *biométrique* présenté en entrée. En général :

- Si la plus grande ressemblance entre l'échantillon et tous les modèles est inférieure à un seuil de sécurité minimum fixé, la personne est rejetée, ce qui signifie que l'utilisateur n'était pas une des personnes enrôlées par le système.
- Sinon, la personne est acceptée.

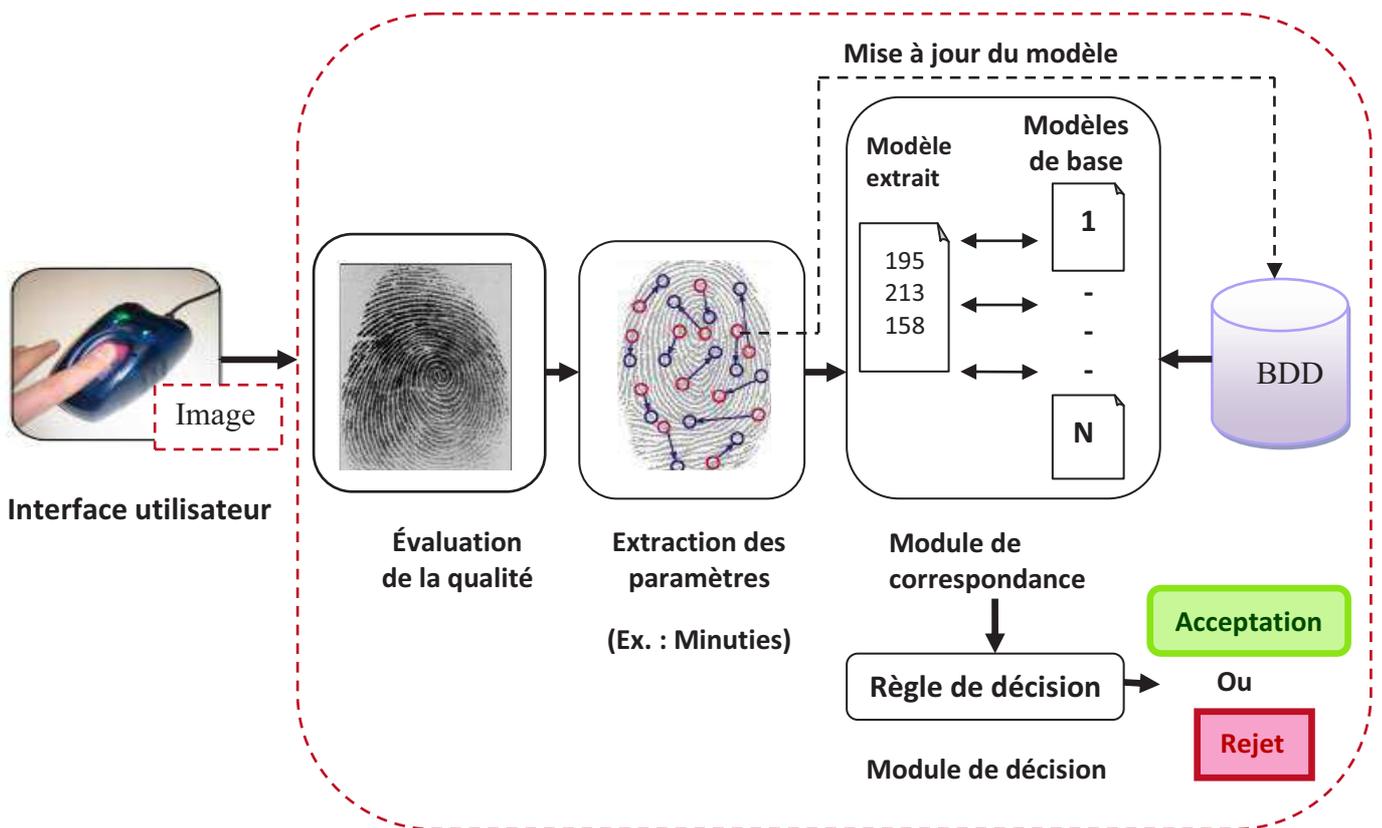


Figure 1. 4 : Identification d'un individu dans un système biométrique.

Pour illustrer ce principe, prenons un exemple du système opérant en ce mode qui serait l'accès à une entreprise sécurisée : tous les utilisateurs qui ont le droit d'entrer dans l'entreprise sont enrôlés par le système, lorsqu'une personne essaye de se pénétrer dans

l'entreprise, elle doit d'abord présenter ses données biométriques au système et, selon la détermination de l'identité de l'utilisateur, le système lui accorde le droit de pénétrer ou non.

1.4 Évaluation des performances des systèmes biométriques

Chaque modalité (ou caractéristique) *biométrique* a ses forces et ses faiblesses, et le choix dépend de l'application visée. Aucun système *biométrique* n'est « optimal ». Dans le but d'évaluer les performances des systèmes *biométriques*, plusieurs études ont été menées. La société américaine –l'international Biometric Group IBG a par exemple effectué une étude basée sur quatre critères d'évaluation [10] :

- **Intrusivité** : permet de classifier les systèmes *biométriques* en fonction de l'existence d'un contact direct entre le capteur utilisé et l'utilisateur à reconnaître. La reconnaissance faciale est une technique « non intrusive » par ce qu'il n'existe aucun contact entre le capteur et le sujet, son avantage qu'elle est bien acceptée par les individus à l'inverse d'autres techniques « intrusives » comme l'iris où un contact directe est nécessaire entre le capteur et l'œil.
- **Fiabilité** : ce critère dépend de la qualité de l'environnement (éclairage par exemple) dans lequel l'utilisateur se trouve.
- **Coût** : doit être modéré, nous pouvons dire que la reconnaissance faciale ne nécessite pas une technologie coûteuse.
- **Effort** : demandé par l'utilisateur lors de la saisie de mesures *biométriques*, et qui doit être réduit le plus possible. La reconnaissance faciale est la technique *biométrique* la plus facile à utiliser car elle est non contraignante.

Les résultats de cette étude peuvent être présentés comme suit :

- Les modalités les moins « intrusives » aux plus « intrusives » : la voix, la frappe sur le clavier, la signature, le visage, la main, l'empreinte digitale, l'iris et enfin la rétine.
- Les modalités les moins fiables aux plus fiables : la signature, la frappe sur clavier, la voix et à un niveau équivalent, la main, le visage, l'empreinte digitale, la rétine, l'iris.
- Les modalités les moins coûteuses aux plus coûteuses : la frappe sur le clavier, la voix, la signature, l'empreinte digitale, le visage, la main, la rétine et l'iris.

- Les modalités les plus faciles d'utilisation aux plus difficiles : le visage, la signature, l'iris, la frappe sur le clavier, la voix, l'empreinte digitale, la main et enfin la rétine.

1.5 Fiabilité des systèmes biométriques

La fiabilité d'un système *biométrique* est un élément très important à prendre en compte dans le choix d'un tel système. Afin de la mesurer en modes vérification et /ou identification, deux principaux tests sont utilisés [06]:

1.5.1 Évaluation de vérification

Dans la tâche de vérification, l'individu doit faire une demande d'authentification de son identité. Par exemple : il proclame « je suis Mr X », donc le système biométrique doit déterminer si l'identité proclamée par l'utilisateur est acceptée ou rejetée.

Deux taux sont alors calculés :

- **Le taux de faux rejets ou False-Rejection Rate (FRR)** : il exprime le pourcentage d'utilisateurs rejetés alors qu'ils devraient être acceptés par le système, en d'autres termes lorsque le système rejette une personne qui a proclamé sa vraie identité.
- **Le taux de fausses acceptations ou False-Acceptance Rate (FAR)** : il exprime le pourcentage d'utilisateurs acceptés par le système alors qu'ils devraient être rejetés.

Le test de vérification est formulé mathématiquement de la manière suivante :

- Soit X_Q le vecteur de caractéristiques de la personne proclamée I .
- Soit X_t le vecteur de caractéristiques de la personne I stocké dans la base de données.
- Soit $S(X_Q, X_t)$ la fonction de similarité entre les deux vecteurs X_Q et X_t , la fonction S retourne un score de similarité entre les mesures biométriques de la personne enrôlée et la personne proclamée.
- Le test de vérification est alors défini par la fonction (I, X_Q) tel que :

$$(I, X_Q) = \begin{cases} w_1 & \text{si } s(X_Q, X_t) \geq \theta \\ w_2 & \text{si non} \end{cases} \quad 1.1$$

- Où w_1 indique que la personne proclamée est *authentique* et w_2 qu'elle est *imposteur*.

La décision est prise par le choix d'un seuil de décision θ qui est très important car il influe directement sur les performances du système :

- ✓ Plus le seuil est bas, plus le taux de fausses acceptations est élevé. Dans ce cas le système *biométrique* acceptera des imposteurs (basse sécurité).
- ✓ À l'inverse, plus le seuil est élevé, plus le taux de fausses acceptations est bas. Le système *biométrique* sera alors robuste aux imposteurs mais rejettera de vrais utilisateurs (haute sécurité).

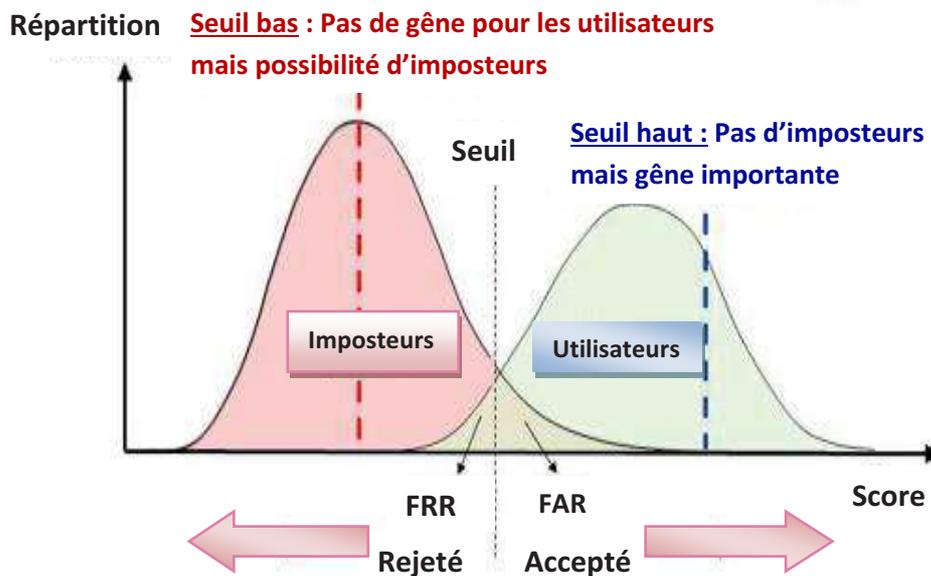


Figure 1. 5 : Taux de vraisemblances des utilisateurs légitimes et des imposteurs d'un système biométrique (dont la comparaison est basée sur le calcul d'une similarité) [10].

1.5.2 Évaluation d'identification

Le test d'identification est formulé mathématiquement de la manière suivante :

- Soient X_Q l'ensemble des vecteurs de caractéristiques inscrits dans la base de données.
- Soit I_K avec $k \in \{1, 2, 3, \dots, N, N + 1\}$ un vecteur de caractéristiques utilisé pour le test.
- Pour déterminer l'identité de I_K , nous calculons la fonction (I, X_Q) définie par :

$$(I, X_Q) = \begin{cases} I_K & \text{si } \max_K \{S(X_Q, I_{1K})\} \geq \theta, \quad k = 1, 2, 3, \dots, N \\ I_{N+1} & \text{si non} \end{cases} \quad 1.2$$

- Où I_1, \dots, I_N sont des identités enrôlées, I_{N+1} une identité rejetée, X_{1K} la signature biométrique qui correspond à l'identité I_K , et θ est le seuil de décision.

Le taux d'identification représente la mesure la plus couramment utilisée, mais parfois il n'est pas suffisant. Cependant, des questions ont été posées telles que : « *Est-ce que vraiment le top modèle correspond à l'identité correcte ?* » ou « *Est-ce que l'un des k premiers tops modèles correspond à l'identité correcte ?* ». Donc dans ce mode, il est utile d'utiliser ce que l'on appelle une courbe **CMC** (pour « Cumulative Match Characteristic » en anglais). La courbe **CMC** permet de donner le pourcentage de personnes reconnues en fonction d'une variable appelée **rang** [11]. **CMC** représente la probabilité que le bon choix se trouve parmi les N premiers [12]. Comme l'illustre **la figure 1.6**.

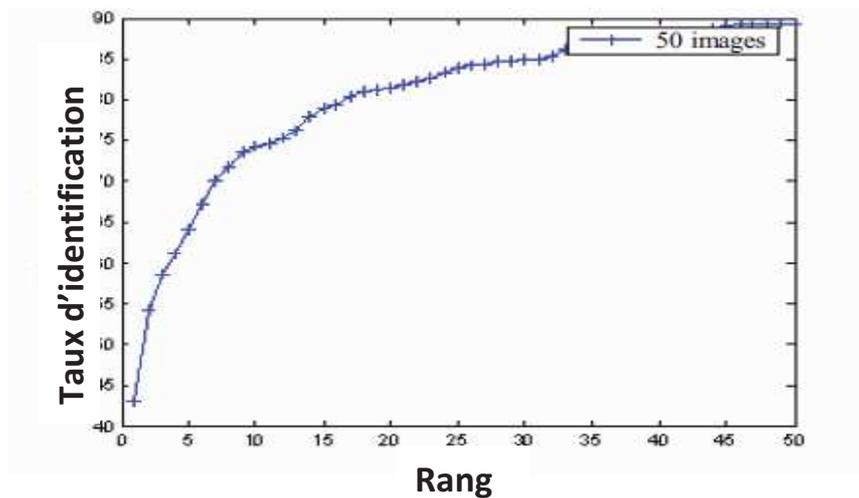


Figure 1. 6 : Courbe CMC.

1.6 Avantages et inconvénients de quelques modalités biométriques

La **biométrie** est basée sur des données reconnaissables et vérifiables qui sont propres à un individu, pour l'identifier ou le vérifier.



Figure 1. 7 : Différentes modalités *biométriques*

La biométrie peut être classée en trois grandes catégories :

1.6.1 La Biométrie morphologique

La *biométrie* morphologique utilise une partie du corps humain. Elle comprend les empreintes digitales, la reconnaissance de visage, l'identification par l'iris ou la rétine, ... etc. [13].

a. Les empreintes digitales

Les empreintes digitales sont formées au cours de la période fœtale. Ce sont le dessin formé par les lignes de la peau des doigts, différentes pour chaque individu, c'est ce qui motive leur utilisation dans les aéroports, les lieux de travail, ...etc. [14].

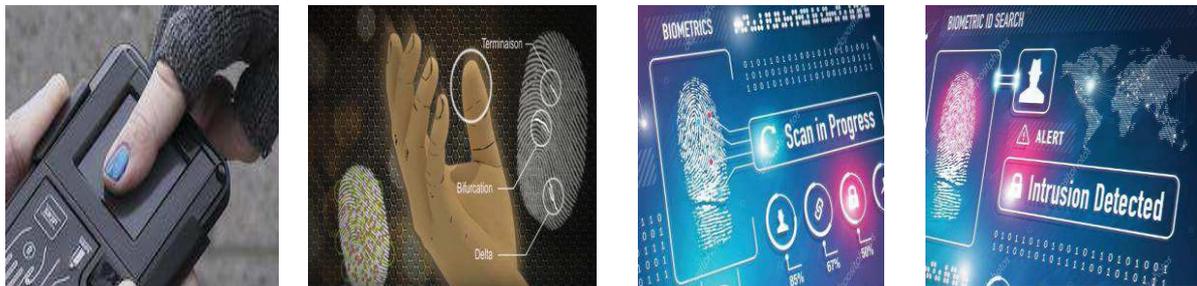


Figure 1. 8 : Système *biométrique* basé sur les empreintes digitales.

Tableau 1. 1 : Avantages et inconvénients de l'identification par les empreintes digitales [15].

<i>Avantages</i>	<i>Inconvénients</i>
<ul style="list-style-type: none"> - Coût abordable. - Facilité de mise en place. - La technologie la plus connue et la plus éprouvée. 	<ul style="list-style-type: none"> - Peu acceptable. - Possibilité d'attaque.

b. La géométrie de la main

La reconnaissance par géométrie de la main est l'un des systèmes *biométriques* commerciaux les plus anciens [04]. C'est une technologie très répandue et utilisée pour le pointage horaire et le contrôle d'accès physique. Cette modalité s'appuie sur une image en trois dimensions de la main, en mesurant ses caractéristiques : la forme de la main, les formes des articulations, la longueur et la largeur des doigts, ...etc. [16].



Figure 1. 9 : Système biométrique basé sur la géométrie de la main.

Tableau 1. 2 :Avantages et inconvénients de l'identification par la géométrie de la main [15].

<i>Avantages</i>	<i>Inconvénients</i>
<ul style="list-style-type: none"> - Bonne acceptation par les utilisateurs. - La simplicité d'utilisation. - Le résultat obtenu est indépendant de l'humidité et de l'état de propreté des doigts. 	<ul style="list-style-type: none"> - Un risque de fausse acceptation pour les jumeaux. - Sensible aux modifications de la forme de la main.

c. L'iris

L'iris est la zone colorée à l'intérieur de l'œil, visible à travers la cornée, placée devant le cristallin et percée en son centre de la pupille. Dans le but de mesurer plusieurs caractéristiques comme les anneaux, le relief, les sillons et la texture de l'iris, une caméra parcourt l'œil à l'aide d'une lumière infrarouge et capture une image [16].Elle est considérée comme la modalité la plus précise pour la vérification et l'identification [01].

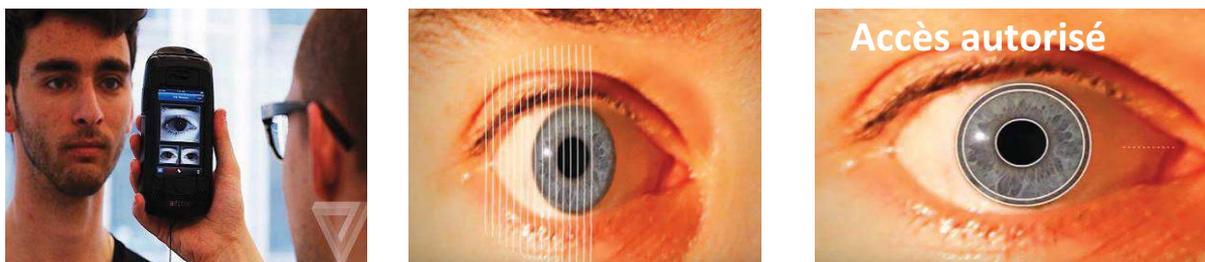


Figure 1. 10 : Système biométrique basé sur l'iris.

Tableau 1. 3 : Avantages et inconvénients de l'identification par l'iris [15].

<i>Avantages</i>	<i>Inconvénients</i>
<ul style="list-style-type: none"> - La fiabilité. - L'iris est riche en informations. - Les vrais jumeaux ne sont pas confondus. 	<ul style="list-style-type: none"> - Acceptabilité faible. - Très coûteuse. - Sensible à la fatigue.

d. La rétine

Cette modalité est bien adaptée aux applications de haute sécurité. Lors de l'acquisition, le capteur enregistre la disposition des veines dans l'œil en balayant la rétine à l'aide d'un faisceau lumineux dans le globe oculaire. Les vaisseaux sanguins sont numérisés et cartographiés sous forme de points et de lignes [17]. Cette technique a l'objectif de fournir jusqu'à 400 points caractéristiques du sujet [18].

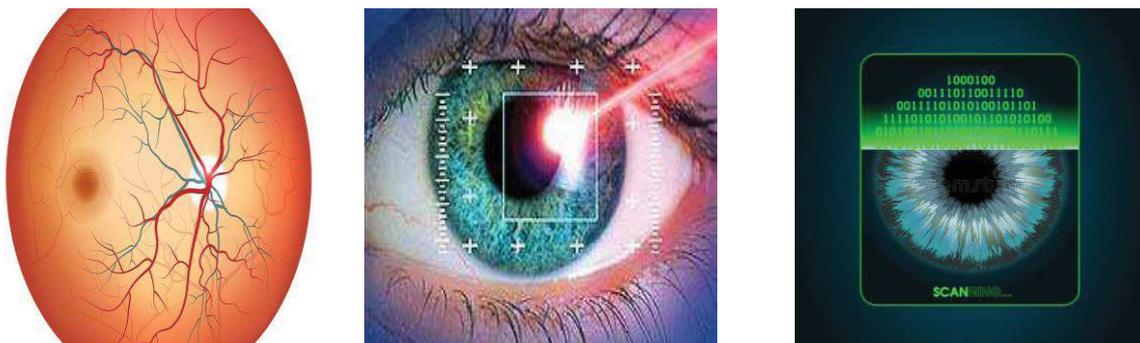


Figure 1. 11 : Système biométrique basé sur la rétine.

Tableau 1. 4 : Avantages et inconvénients de l'identification par la rétine [15].

<i>Avantages</i>	<i>Inconvénients</i>
<ul style="list-style-type: none"> - Permanente. - Très difficile, à imiter. - Elle est différente chez les vrais jumeaux. 	<ul style="list-style-type: none"> - Système intrusif. - Mauvaise acceptation du public. - Coût élevé. - Temps important.

e. Le visage

La reconnaissance par le visage est la technique la plus commune et la plus populaire en tant qu'un moyen le plus naturel de reconnaître une personne dans la vie quotidienne [19].

Elle est basée sur des caractéristiques mesurables comme l'écartement des yeux, des lèvres, des sourcils, la bouche, la forme ...etc. [20].

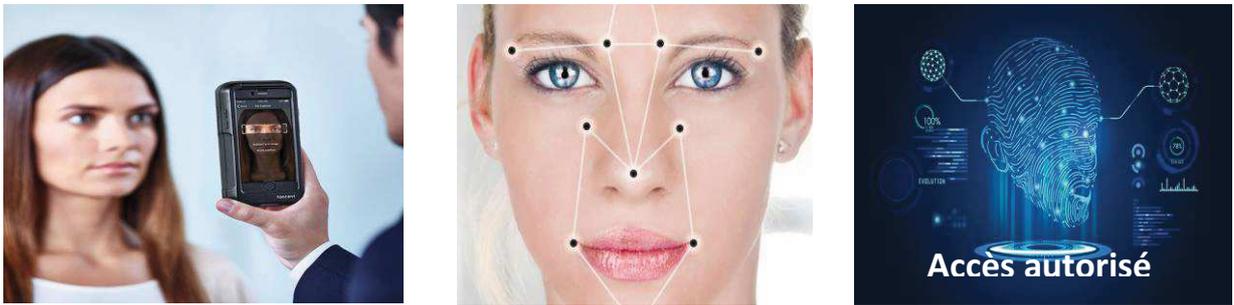


Figure 1. 12 : Système biométrique basé sur le visage.

Tableau 1. 5 : Avantages et inconvénients de l'identification par le visage [15].

<i>Avantages</i>	<i>Inconvénients</i>
<ul style="list-style-type: none"> - Peu coûteuse. - Non intrusive, pas de contact physique. - Pas de risque sur la santé. 	<ul style="list-style-type: none"> - Technologie sensible à l'environnement (éclairage, position, expression du visage...). - Les vrais jumeaux ne sont pas différenciés. - Sensible aux changements (barbe, lunette, maquillage...etc).

1.6.2 La biométrie comportementale

La biométrie comportementale appelée aussi biodynamique, est celle qui utilise les traits personnels du comportement d'une personne, tels que la reconnaissance de la démarche, de la voix, de la frappe au clavier et de la signature... etc. [13].

a. La voix

La reconnaissance vocale évalue les aspects de la voix d'une personne pour reconnaître son identité à distance [21]. Elle est relativement facile à effectuer, à l'aide d'un microphone qui permet la transcription sous forme d'un texte exploitable par la machine. Plusieurs caractéristiques issues de cette technique telle que la tonalité, l'harmonique, la fréquence, le rythme et la vitesse...etc. Ses caractéristiques formant une empreinte unique, sont ensuite traitées par un algorithme et conservées pour une comparaison ultérieure à celles déjà stockées dans une base de données [22].



Figure 1. 13 : La reconnaissance vocale.

Tableau 1. 6 : Avantages et inconvénients de l'identification par la voix [15].

<i>Avantages</i>	<i>Inconvénients</i>
<ul style="list-style-type: none"> - Pas intrusive. - Impossible d'imiter la voix. 	<ul style="list-style-type: none"> - Sensible aux bruits ambiants. - Sensible à l'état physique et émotionnel de l'individu. - Une fraude possible par enregistrement. - Taux de fausse acceptation et faux rejet important.

b. La signature électronique

Cette technique permet l'identification d'un utilisateur en le faisant signer avec un stylo et une tablette digitale. Cette dernière va mesurer la vitesse pendant la signature, la pression, la direction...etc. Ses caractéristiques dynamiques sont spécifiques à chaque individu [04].

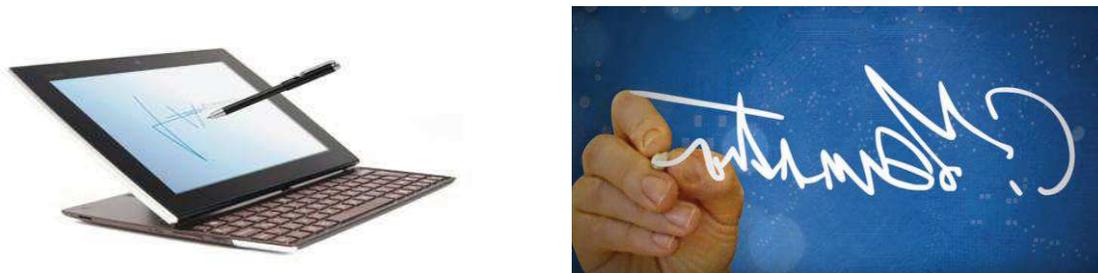


Figure 1. 14 :Système *biométrique* basé sur la signature électronique.

Tableau 1. 7 : Avantages et inconvénients de l'identification par la signature dynamique [15].

<i>Avantages</i>	<i>Inconvénients</i>
<ul style="list-style-type: none"> - Très acceptable par l'utilisateur. - Elle peut être conservée. 	<ul style="list-style-type: none"> - Sensible aux émotions de l'utilisateur. - Besoin d'une tablette graphique.

c. La dynamique de la frappe au clavier

Dans un système de reconnaissance par cette technologie, on cherche à analyser des caractéristiques comme les durées entre les pressions successives de deux touches d'un clavier ainsi que l'intervalle de temps des pressions [23]. On l'utilise pour identifier un individu, pour le commerce électronique et comme mécanisme de contrôle d'accès à des bases de données [24].



Figure 1. 15 : La dynamique de la frappe au clavier.

Tableau 1. 8 : Avantages et inconvénients de l'identification par la dynamique de la frappe au clavier [15].

<i>Avantages</i>	<i>Inconvénients</i>
<ul style="list-style-type: none"> - Non intrusif, geste naturel pour un individu. - Mise en œuvre rapide pour un grand nombre d'utilisateur. 	<ul style="list-style-type: none"> - Dépend de l'état (physique, fatigue, émotion...etc.)

d. La démarche

La reconnaissance par cette modalité permet d'identifier un individu à distance par sa manière de marcher et de bouger en analysant des images vidéo de ce candidat. On peut le distinguer par la distance entre les deux pieds, le maintien du corps et la position des joints tels que les genoux, les angles de balancements et les chevilles [25].



Figure 1. 16: La façon de marcher.

Tableau 1. 9 : Avantages et inconvénient de l'identification par la démarche [15].

<i>Avantages</i>	<i>Inconvénients</i>
<ul style="list-style-type: none"> - Non intrusif. - Acceptable. 	<ul style="list-style-type: none"> - Sensible aux changements (maladies, l'âge et la fatigue).

1.6.3 La Biométrie biologique

La biométrie biologique s'appuie sur l'analyse des données biologiques liées à l'individu. Elle comprend : l'ADN, la thermographie faciale,...etc. [09].

a. L'ADN

L'ADN ou Acide Désoxyribonucléique est présent dans les cellules du corps humain, fait l'objet des recherches intensives car il représente l'outil d'identification par excellence, à partir d'un simple fragment de peau, d'une trace de sang ou d'une goutte de salive [05]. Son utilisation est difficile et limitée aux enquêtes policières [23].

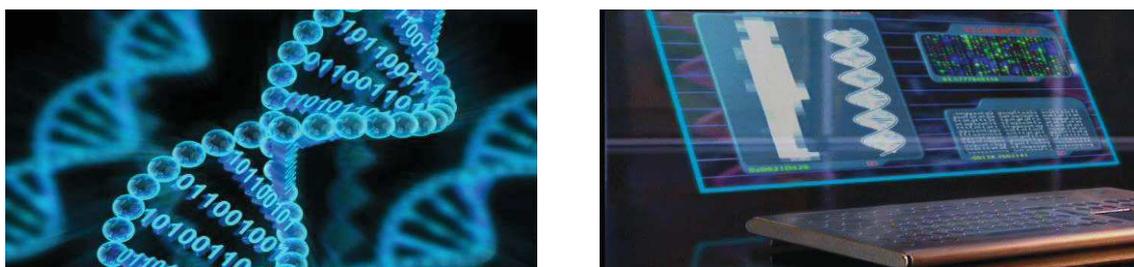


Figure 1. 17 : Système biométrique basé sur l'ADN.

Tableau 1. 10 : Avantages et inconvénients de l'identification par ADN [15].

<i>Avantages</i>	<i>Inconvénients</i>
<ul style="list-style-type: none"> - La distinction des individus avec une grande précision. - Il facilite la détection des délinquants. 	<ul style="list-style-type: none"> - Coût élevé - Lente pour obtenir les résultats

b. La thermographie faciale

En utilisant une caméra thermique pour réaliser un cliché infrarouge du visage. Cela permet de faire apparaître une répartition de la chaleur qui est unique pour chaque personne [05].

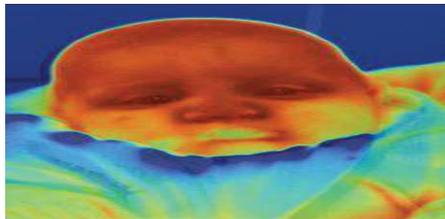


Figure 1. 18 : Une thermographie faciale.

Tableau 1. 11 : Avantages et inconvénients de l'identification par la thermographie faciale [15].

<i>Avantages</i>	<i>Inconvénients</i>
<ul style="list-style-type: none"> - Permet de distinguer les vrais jumeaux. - Reconnaître les visages même dans l'obscurité. 	<ul style="list-style-type: none"> - Coût très élevé. - Sensible à la chaleur.

D'autres modalités biométriques se développent actuellement comme la biométrie par la géométrie des veines de la main [26-27], et la biométrie par la géométrie des veines de doigts [28-29],...etc.

Le **tableau 1.12** compare certaines modalités *biométriques* en fonction de leurs caractéristiques :

Tableau 1. 12 : Comparaison entre différentes modalités biométriques [30].

Modalité	Universalité	Unicité	Performance	Stabilité	Acceptabilité	Mesurabilité
Visage	Elevée	Elevée	Moyenne	Elevée	Elevée	Elevée
Empreinte Digitale	Moyenne	Elevée	Moyenne	Moyenne	Moyenne	Elevée
Oreille	Moyenne	Elevée	Elevée	Elevée	Elevée	Elevée
Iris	Moyenne	Elevée	Moyenne		Faible	Elevée
Empreinte Palmaire	Moyenne	Moyenne	Moyenne	Moyenne	Moyenne	Elevée
Signature	Faible	Elevée	Moyenne	Moyenne	Moyenne	Elevée
Voix	Elevée	Moyenne	Moyenne	Elevée	Elevée	Elevée
Façon de Marcher	Elevée	Moyenne	Moyenne	Elevée	Elevée	Moyenne
Frappe sur clavier	Moyenne	Moyenne	Moyenne	Moyenne	Elevée	Moyenne

1.7 La place de la reconnaissance biométrique faciale

Plusieurs études ont démontré que l’iris est considéré comme la caractéristique la plus fiable car sa texture est stable et invariante au cours du développement normal et du vieillissement d’une personne. D’autre part, les empreintes digitales sont les caractéristiques biométriques les plus communément utilisées pour la reconnaissance des criminels. Le premier système automatique de vérification utilisant les empreintes digitales a été commercialisé au début des années soixante. Cependant, ces méthodes présentent l’inconvénient majeur d’être intrusive, ce qui limite leurs domaines d’application. À l’inverse, des systèmes d’identification basés sur l’analyse des images de visages ne présentent aucune contrainte pour les individus. La reconnaissance faciale est une modalité qui peut être implémentée de manière indépendante des autres modalités biométriques, elle est utilisée avec tendresse dans les applications de vidéosurveillance.

1.8 L'utilité de choisir la reconnaissance faciale parmi les autres modalités

Le choix d'une modalité *biométrique* dépend de sa nature d'un côté et du niveau de sécurité qu'elle apporte aux applications, ainsi que l'environnement de leurs usages. Rien n'est plus naturel qu'utiliser le visage pour effectuer une identification personnelle. Les images faciales sont probablement les caractéristiques biométriques les plus communément et les plus populaires employées par l'homme. Cette technologie est utilisée dans des domaines très variés allant du contrôle d'accès physique ou logique à la surveillance ou l'accès aux distributeurs automatiques de billets.

Depuis quelques années, la reconnaissance automatique des visages suscite un intérêt croissant auprès de la communauté scientifique. D'après le **tableau 1.13** qui nous montre des résultats issus d'une analyse statistique des publications sur les techniques *biométriques* soumises et publiées dans la revue *IEEE Transaction on PAMI*. Nous constatons que la reconnaissance faciale arrive largement en tête avec un pourcentage de 33% en total de publications. Ceci démontre bien l'intérêt scientifique pour cette technique.

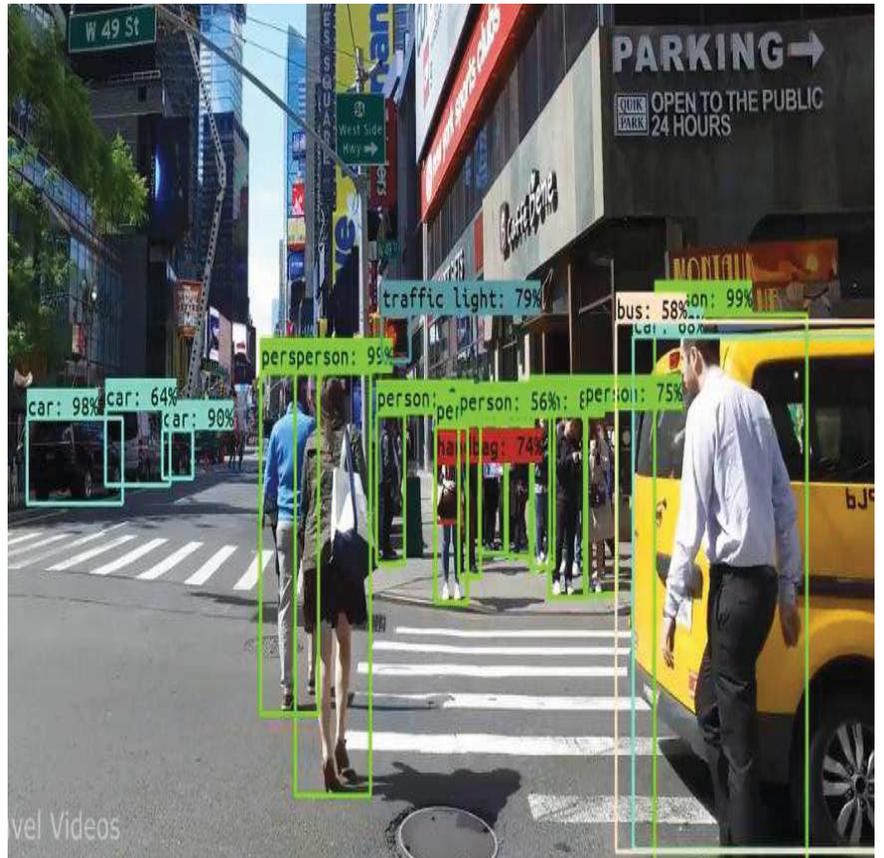
Tableau 1.13 : Répartition des articles sur les techniques biométriques soumis et acceptés dans la revue *IEEE PAMI*.

Article (%)	Visage	Empreinte Digitale	Multimodale	Iris	Performance Evaluation	Autres
Soumission	33%	17%	16%	9%	4%	21%
Acceptation	33%	16%	16%	11%	5%	20%

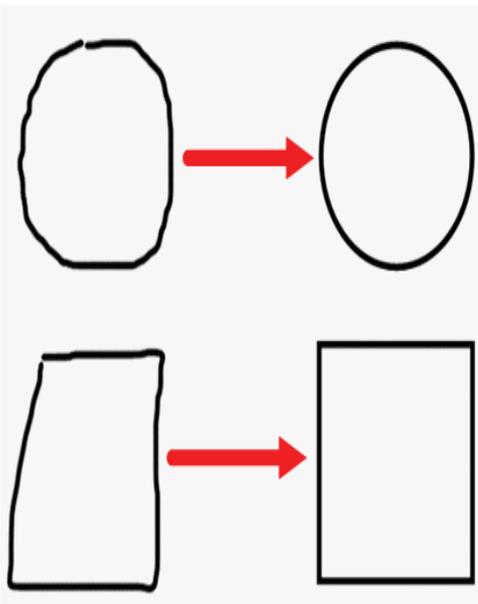
1.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différentes modalités utilisées dans les systèmes *biométriques* pour l'identification de personnes en indiquant leurs points forts et points faibles. Nous avons aussi donné un aperçu sur les techniques de mesure de leurs fiabilités. Cette étude nous a permis de constater que la reconnaissance de visage suscite de plus en plus l'intérêt des individus. Dans le chapitre suivant, nous évoquerons quelques notions et détails sur la reconnaissance des formes.

Chapitre 02



Généralités sur la Reconnaissance Des Formes



2 Généralités sur la reconnaissance des formes

« Si les faits sont correctement observés, il doit y avoir des moyens de les expliquer et de les coordonner entre eux [31]. »

2.1 Introduction

L'objectif de la biométrie est de faire du corps humain une source de certitude et un flux d'informations qui se transforme en donnée numérique prête à être traitée et analysée, ce qui fait appel au domaine de **la reconnaissance des formes** (ou parfois reconnaissance de motifs) [32]. Ce dernier est maintenant en service dans nombreuses applications issues du domaine de la robotique, des sciences de l'ingénieur, la vérification, le traitement de document, etc.

Nous initialisons ce chapitre par la présentation générale de la **reconnaissance des formes** en précisant le cadre général et les objectifs de cette discipline ainsi que les domaines typiques d'application. Nous terminons ce chapitre par une brève description sur chaque étape du schéma général d'un système de **reconnaissance d'objets**, tout en accordant une attention particulière au domaine de la biométrie et plus précisément la reconnaissance faciale, puisqu'elle constitue l'objectif de ce projet.

2.2 Présentation générale de la reconnaissance des formes

Le concept de forme doit être dans un sens élargi, pas seulement celui de « forme géométrique » mais plutôt de motifs qui peuvent être de diverses natures. Il peut s'agir de contenu visuel (codes-barres, visage, empreinte digitale,...etc.), sonore (parole), chimique (odeur), multi spectrales (image satellitaire), et bien d'autres [33].

La reconnaissance des formes (ou **RDF**) est un domaine de l'intelligence artificielle [34] qui permet de réaliser des systèmes informatisés de capacités de simuler les activités humaines de perception, de reconnaissance et de compréhension : la reconnaissance de visage, de l'écriture, de parole,...etc. Elle est issue de différentes disciplines qui sont les mathématiques (probabilités et statistiques), les sciences de l'ingénieur et l'informatique [35].

Cette discipline désigne les méthodes qui, à partir de l'observation d'un objet, permet de lui attribuer une classe spécifique. Par exemple, un système qui, à partir d'une observation

radar, classifie des objets volants soit dans une classe *avions*, soit dans une classe *non-avions*, réalise une tâche de **reconnaissance d'objets**.

L'observation d'un objet se diffère selon le domaine d'application, le motif à reconnaître et à classer peut être simple ou complexe. Par exemple, un cube sera plus facile à reconnaître qu'un visage puisqu'il a des propriétés physiques invariantes dans le temps et dans l'espace alors qu'un visage présente beaucoup plus de changements [36].

2.2.1 Approches de la Reconnaissance Des Formes

De manière générale, la **reconnaissance des formes** peut être distinguée en deux types :

- **Les approches syntaxiques, structurelles et la mise en correspondance des formes :** Ces approches utilisent les hypothèses sur les distributions des données à l'intérieur des classes. Les procédures de classification nécessitent des moyens de calcul importants. De ce fait, ce type d'approche n'est pas approprié aux applications en temps réel [31].
- **La reconnaissance des formes statistique :** Contrairement à la précédente, cette approche s'appuie sur une représentation numérique des formes en se basant sur des méthodes paramétriques ou non paramétriques. Les méthodes non paramétriques ne posent pratiquement aucune hypothèse sur la forme des distributions (ex. K-plus proches voisins) [31].

2.2.2 Principe et formulation

Le principe général de la **RDF** est la classification des nouvelles formes en utilisant un classificateur qui permet de générer une fonction d'appartenance pour chaque classe. Ainsi la classification d'un nouveau point peut se faire en fonction de la valeur d'appartenance qu'elle obtient par rapport à chaque classe [37].

Considérant **N** formes, chacune définie par un ensemble de **p** paramètres regroupés dans un vecteur appelé vecteur forme **x**.

R^P est un espace de représentation qui est défini par ces paramètres. Les formes-types ou prototypes constituent des points représentatifs de l'espace de représentation.

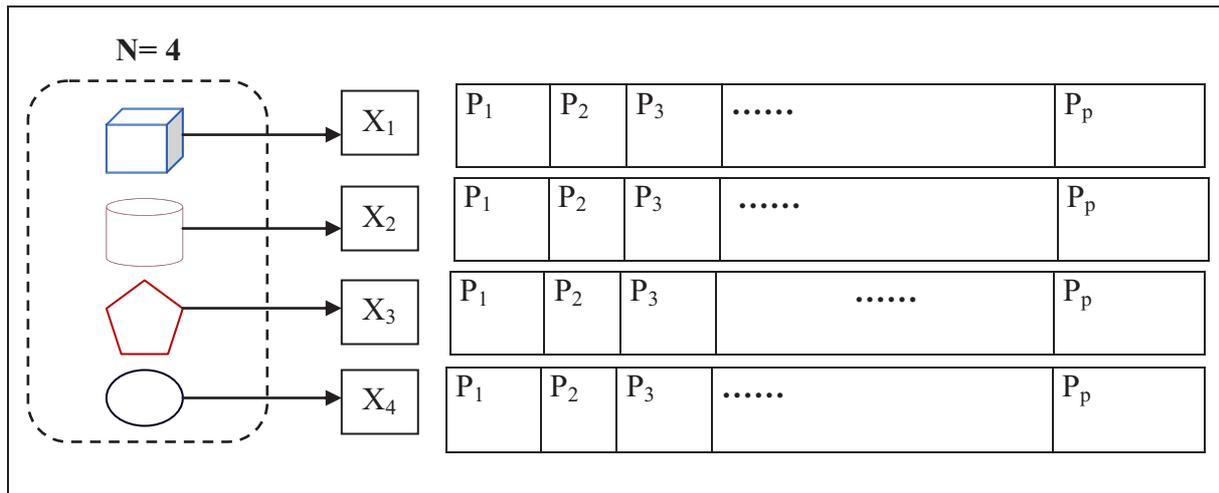


Figure 2. 1 : Exemple d'un espace de représentation des formes.

Le principe est qu'on observe des formes de M classes différentes, $\Omega = \{\omega_i, i = 1, \dots, M\}$. L'ensemble Ω définit « l'espace de décision ». L'objectif est la construction des partitions de façon à affecter un nouveau vecteur forme à l'une des classes $\omega_1, \dots, \omega_M$. Cette association désigne l'opération de classement [31].

2.2.3 Quelques méthodes de la Reconnaissance Des Formes

- Mise en correspondance des graphes.
- Méthode Bayésienne ;
- Estimation paramétrique ;
- Classificateur linéaire ;
- Local feature focus ;
- Polytôpe de contrainte ;
- Méthode des hypercubes ;
- Réseaux de neurones ;
- SVM : Support Vector Machines ...etc.

Dans notre travail, nous nous intéressons uniquement à la **reconnaissance des formes** par les **Réseaux de Neurones**.

2.2.4 Applications typiques de la Reconnaissance Des Formes

- ✓ **Marketing** : la **RDF** est généralement utilisée pour classer les consommateurs selon les produits qu'ils sont susceptibles d'acheter. Elle est aussi utilisée par les sociétés de vente pour classer les clients selon qu'ils soient des bons ou mauvais payeurs [38].

- ✓ **Finances** : les systèmes de **RDF** sont utilisés pour la détection de transactions bancaires frauduleuses ainsi que la prédiction des banqueroutes [39].
- ✓ **Usinage** : la qualité des produits dépend souvent d'une paramétrisation correcte, mais la relation exacte entre la qualité et les valeurs de ces paramètres n'est pas claire. L'objectif d'utilisation des systèmes de **RDF** est de classer les paramètres selon la qualité des produits qu'ils sont susceptibles de générer. Ils permettent ainsi de réduire le nombre d'essais ce qui fait gagner du temps [40].
- ✓ **Médical** : les systèmes de **RDF** permettent la localisation des cellules ou d'évènements anormaux (cancers, tumeurs,...etc.) dans des images et signaux médicaux [41].
- ✓ **Biométrie** :
 - la reconnaissance vocale et rétinienne sont des exemples d'applications typiques de la **RDF** pour l'authentification.
 - La vérification des signatures est aussi très populaire.
 - La reconnaissance d'écriture.
 - La reconnaissance des empreintes digitales, les images (2D, 3D) de la main et du visage [35].

Les applications décrites ici ne sont que quelques-unes parmi d'innombrables, dans notre travail, nous allons prendre en considération que la reconnaissance automatique des images du visage.

Le schéma de tels systèmes va maintenant être décrit plus en détails.

2.3 Schéma général d'un système de Reconnaissances Des Formes

Le but du schéma général de la **RDF** est la réduction de la quantité de données à manipuler, partant de l'information originale qui fait partie de l'espace d'observation ou monde réel (souvent une image ou un signal) jusqu'à arriver à sa description symbolique.

La **figure 2.2** présente les étapes principales d'une approche de **reconnaissance des formes**.

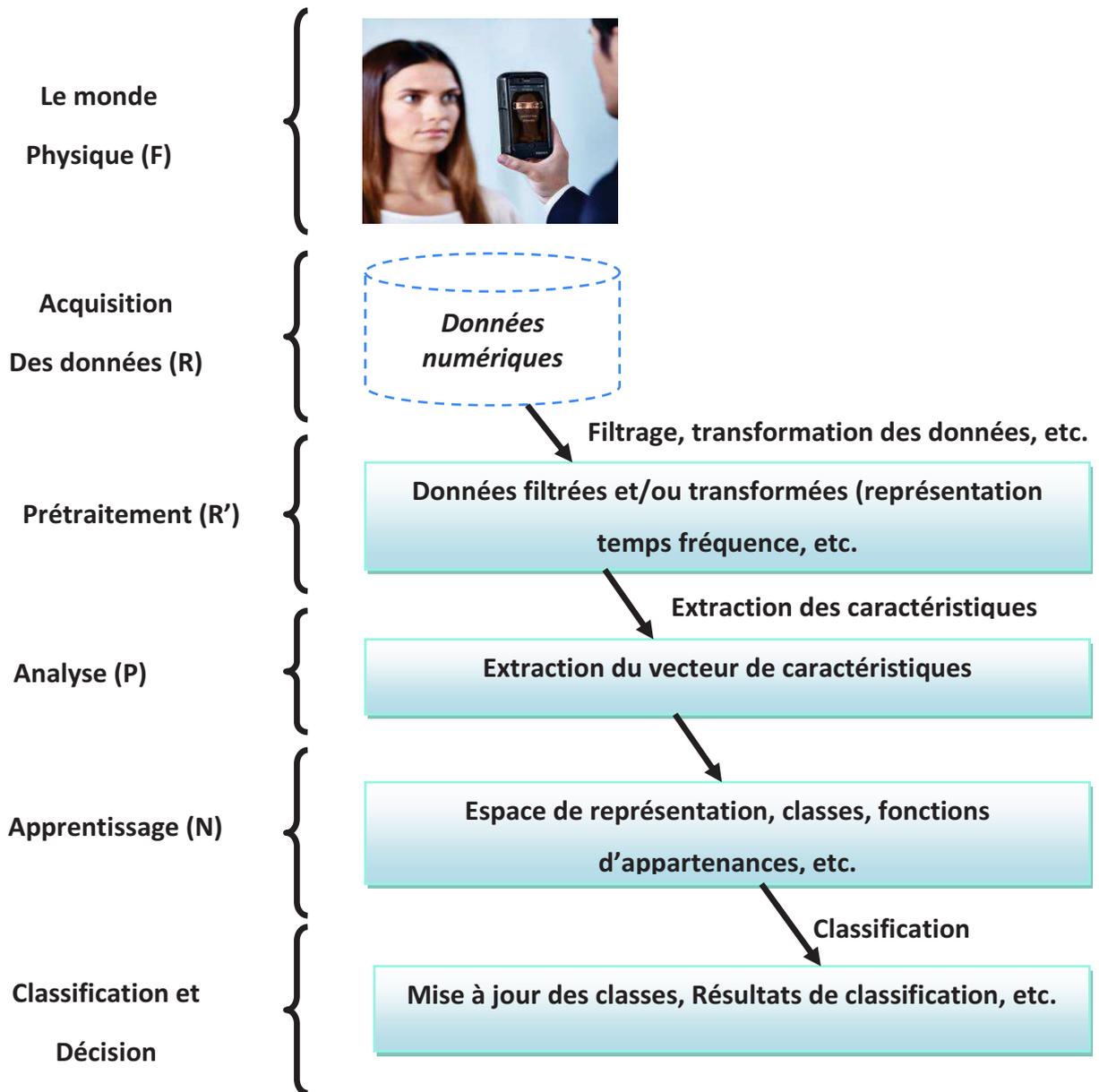


Figure 2. 2: les étapes principales d'une approche de **Reconnaissance Des Formes**[37].

2.3.1 Le monde physique

C'est une étape primaire dans un système de reconnaissance qui consiste à acquérir l'information originale de départ afin de lui subir les différents traitements possibles [01]. Il est aussi un espace analogique de dimension infinie appelé espace des formes (F).

Il existe trois paramètres essentiels à considérer dans cette étape : la variation de posture, l'éclairage et l'échelle. La variation de l'un de ces trois paramètres peut conduire à une distance entre deux images du même individu, supérieure à celle séparant deux images de deux individus différents et par conséquent une fausse identification [41].

2.3.2 Le codage

Appelé espace de représentation a une dimension r qui est très importante même si elle est finie. L'opération de codage consiste à transformer un ensemble de données analogiques (empreintes digitales, visage,...etc.) en données numériques manipulables par un ordinateur.

Cette transformation doit se faire de la manière la plus fiable possible (sans perte d'informations et en conservant les propriétés essentielles de l'objet physique).

Le codage ou transformation numérique des objets physiques se fait par l'association d'un capteur et d'un récepteur :

- ✓ **Capteur** : il est choisi en fonction du domaine à traiter. Son objectif est d'assurer la transformation de la grandeur physique en signal adapté au système de traitement.
- ✓ **Récepteur** : il convertit le signal en données numériques en effectuant un échantillonnage et une quantification :
 - **L'échantillonnage** : il procède à un découpage dans le temps du signal continu, il consiste à sélectionner les valeurs prises par le signal en une suite d'instants t_1, t_2, \dots, t_n régulièrement espacé. Les échantillons $e(t_1), e(t_2), \dots, e(t_n)$ obtenus sont encore analogiques [42].
 - **La quantification** : elle consiste à discrétiser les échantillons analogiques en les rapportant à une unité convenable U [43].

Dans cette étape, nous pouvons conclure que l'information est mise sous forme discrète mais l'inconvénient qu'elle est dans un état brut, ce qui nécessite une phase de prétraitement afin d'améliorer les performances du système.

2.3.3 Le prétraitement

Le prétraitement est une étape importante dans tout le système de reconnaissance [44]. Le but de cette tâche est de faciliter la caractérisation de la forme [45]. Elle consiste à sélectionner dans l'espace de représentation l'information nécessaire au domaine d'application. Cette sélection passe généralement par l'élimination du bruit, la normalisation des données, l'égalisation et l'étirement d'histogramme et aussi par la suppression de la redondance.

Le nouvel espace de représentation R' a une dimension r' très inférieure à r mais demeure un espace de grande taille et contient des informations encore assez primitives.

Cette étape peut servir aussi à la préparation aux phases suivantes.

2.3.4 L'analyse

Cette étape est aussi appelée « *extraction de caractéristiques* » qui est une des étapes les plus difficiles et qui représente le cœur du système de **RDF**. Dans le domaine de la reconnaissance, elle a le but de transformer une image en données d'entrée pour un processus ultérieur. C'est une façon directe de concaténer des valeurs de gris ou de couleurs de tous les pixels d'une image. Néanmoins, cela va être exprimé par un vecteur de très grandes dimensions avec beaucoup d'informations redondantes et qui sont très sensibles à toutes variations de l'image (position, éclairage, etc.)

Par conséquent, l'objectif des algorithmes d'extraction de caractéristiques est de transformer le contenu d'une image en un ensemble de vecteurs de caractéristiques, qui devraient être utiles, discriminatifs, et non redondants avec une taille acceptable et moins sensible aux certaines variations de l'image. Après cette étape, le processus suivant dépend seulement de l'information portée par les vecteurs de caractéristiques extraits. Nous remarquons que cette tâche est une étape très importante pour garantir une bonne performance de la **reconnaissance des motifs** [46].

Il existe beaucoup de méthodes d'extraction des caractéristiques (d'analyse) qui peuvent être résumées en deux grandes approches : des approches globales (statistiques) et des approches locales (géométriques) [46].

a. Méthodes globales

Les méthodes globales sont fondées sur l'étude globale des propriétés de la forme sans distinction de composition ou de structure. Ils calculent les fonctionnalités directement à partir de l'image entière. Souvent, ces fonctionnalités extraites prennent la forme d'un seul vecteur ou histogramme basé sur l'analyse statistique de l'image pixel par pixel [46, 47, 48].

Dans le cas du visage, les images d'entrées sont traitées de manière globale, afin de sélectionner juste les caractéristiques essentielles et discriminantes, dans le but de faire la différence entre les personnes.

Généralement, ces images sont transformées en vecteurs plus faciles à manipuler, dans un espace de plus faible dimension.

Parmi les avantages de ces méthodes, la rapidité à mettre en œuvre, les calculs, qui reposent sur des opérations matricielles, et sont d'une complexité moyenne. Mais l'inconvénient, est que ces méthodes ont la sensibilité de pose, aux conditions de luminosité et/ou d'expression faciale [08, 47].

Parmi les méthodes les plus populaires réunies au sein de cette classe, on trouve : l'approche ACP (analyse des composantes principales, l'approche neuronale, l'approche ICA (analyse indépendante des composants) [08, 48].

b. Méthodes locales

Appelées aussi les méthodes à traits, à caractéristiques locales, ou analytiques. Cette méthode utilise les descripteurs de texture locaux. La fonction de ce descripteur est de convertir l'information au niveau du pixel en une forme utile qui sert à capturer le contenu le plus important et qui ne soit pas sensible aux variations causées par l'environnement, ce qui signifie que ces méthodes sont les plus efficaces dans les conditions réelles [49].

Dans le cas du visage, ces approches sont basées sur les connaissances à priori que l'on possède sur la morphologie des visages, c'est-à-dire de notions de traits de visage et de ses parties (comme la bouche, les coins des yeux, le nez,...etc.). Parmi les avantages de ces approches, qu'elles prennent en compte que le visage a une forme naturelle à reconnaître, et sont plus robustes aux problèmes posés par les variations de luminosité, d'expression faciale et de pose. Cependant, l'inconvénient, que ces méthodes sont plus lourdes à mettre en place puisqu'il faut généralement placer manuellement un assez grand nombre de points sur le visage [08, 47].

La **figure 2.3** représente une des méthodes populaire de cette approche.

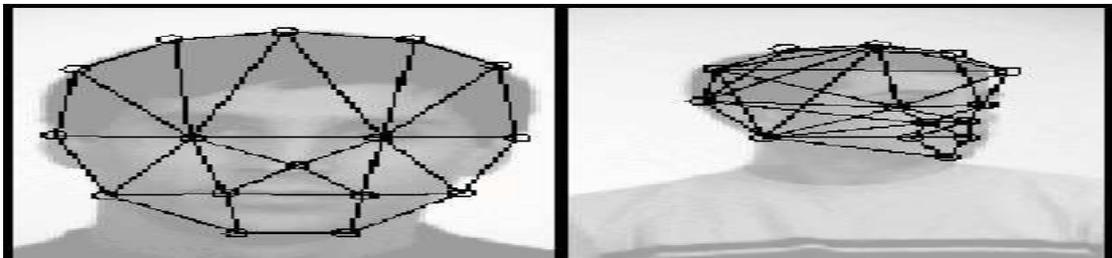


Figure 2. 3 : Reconnaissance basé sur l'algorithme EBM.

Les méthodes hybrides résultent de l'association des avantages des méthodes globales et des méthodes locales dans le but d'améliorer les performances de la reconnaissance. Ces deux

types de caractéristiques ont des propriétés tout à fait différentes. Il est préférable de combiner la détection des caractéristiques géométriques avec l'extraction des caractéristiques d'apparence locales afin d'augmenter la stabilité de la performance de la reconnaissance lors de changements de pose, d'éclairément et même d'expressions dans le cas de la reconnaissance faciale [08].

L'objectif de cette combinaison est d'unir les forces de chacun et ainsi de pallier leurs faiblesses.

Il existe plusieurs opérateurs hybrides utilisés dans la **RDF** (spécialement en reconnaissance du visage) : L'algorithme Log Gabor PCA (LG-PCA) [08] et le descripteur à motif binaire local LBP (Local Binary Pattern, en anglais) [46].

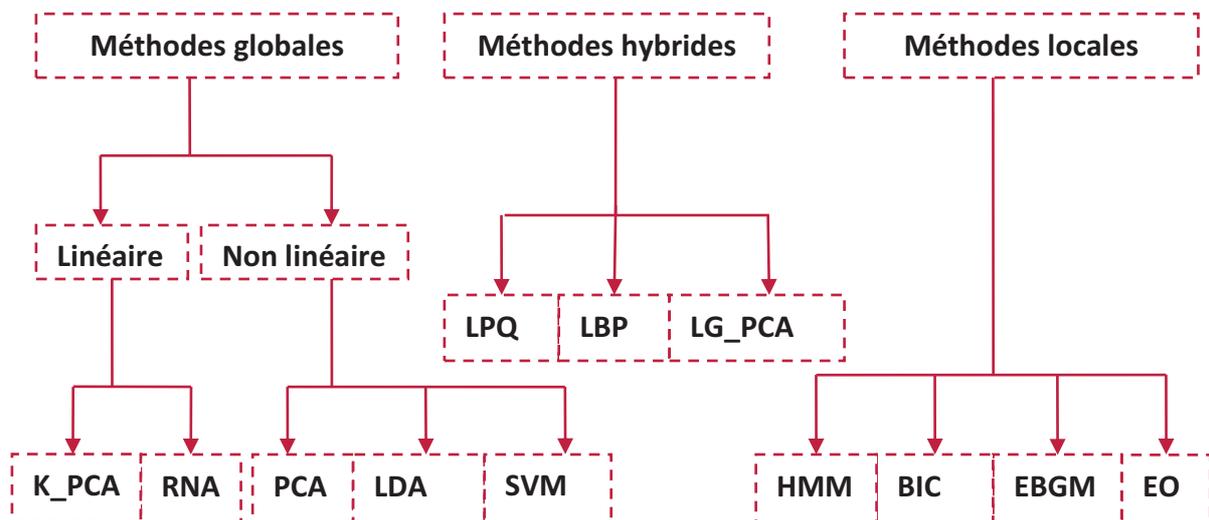


Figure 2. 4:Schéma représentatif d'une classification des algorithmes populaires utilisés dans la **RDF**.

L'espace obtenu est l'espace des paramètres (**P**) de dimension **p** très petite par rapport à **r**.

❖ Motifs binaires locaux

Le descripteur motif binaire local LBP (Local Binary Pattern, en anglais) est une fonctionnalité de texture puissante et efficace en termes de calcul. Il a été proposé à la fin des années 90 par Ojala et all [50]. Ce descripteur a été largement utilisé dans diverses applications notamment la reconnaissance faciale.

L'idée de cet opérateur de texture est de donner à chaque pixel un code dépendant des niveaux de gris de son voisinage. Le niveau de gris du pixel central (i_c) est comparé à ceux de ses voisins (i_n) suivant la formule 2.1

$$LBP(x_c, y_c) = \sum_{n=0}^p S(i_n - i_c) 2^n \quad (2.1)$$

$$S(x) = \begin{cases} 0 & \text{Si } x < 0 \\ 1 & \text{Si } x \geq 0 \end{cases}$$

Où p : nombre des pixels voisins

Le code LBP du pixel courant est alors produit en concaténant ces 8 valeurs voisines pour former un code binaire.

La **figure 2.5** illustre le processus de calcul de ce code LBP. Précisément, pour chaque pixel voisin, le résultat sera réglé à 'un' (1) si sa valeur est supérieure à la valeur du pixel central, sinon le résultat sera mis à 'Zéro'. Le code LBP du pixel central est ensuite obtenu en multipliant les résultats par des poids donnés par les puissances de deux (2^{poids}) et en les résumant ensemble. La caractéristique de cet opérateur consiste à calculer le code LBP pour chaque pixel dans l'image à construire un histogramme en fonction de ces codes. Cet histogramme peut ensuite être utilisé comme descripteur de texture pour une analyse plus approfondie [46, 49].

Les occurrences des codes LBP dans l'image sont collectées dans un histogramme. La classification est ensuite effectuée en calculant les similitudes d'histogramme [51].

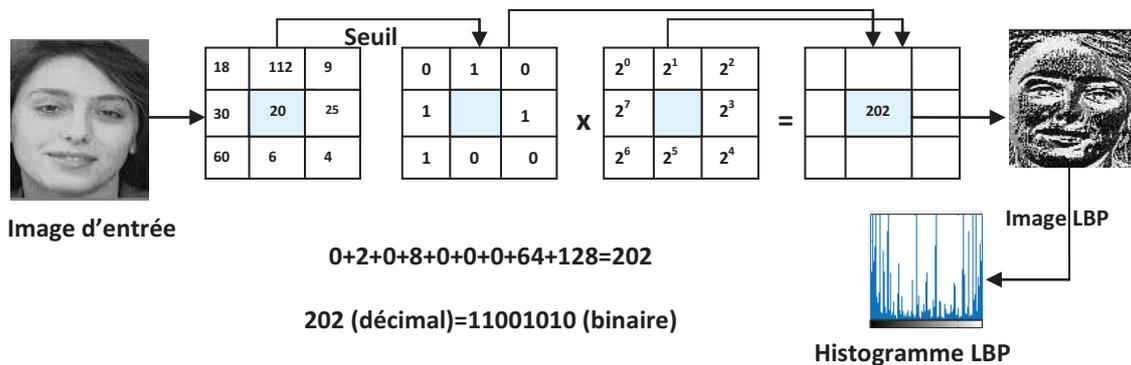


Figure 2. 5: Exemple de calcul de l'opérateur LBP appliqué sur une image de visage.

La technique LBP a été étendue ultérieurement en utilisant des voisinages de tailles différentes. Pour obtenir les valeurs des P points échantillonnés dans le voisinage pour tout rayon R. la notion (P, R) est généralement utilisée dans les voisinages des pixels pour se

référer à P points d'échantillonnage sur un cercle de rayon R comme indiqué sur la **figure 2.6** [49].

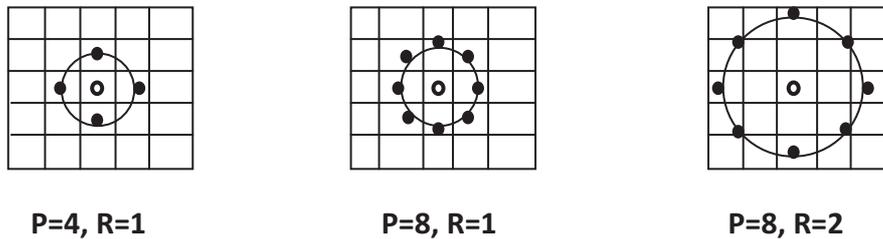


Figure 2. 6:Exemple de traitement de l'opérateur LBP avec différents R et P.

Dans notre travail, nous avons utilisé la **transformée en ondelette** comme un extracteur de caractéristiques:

- **Historique**

- ✓ Tout d'abord, il y avait l'apparition de la transformée de Fourier (TF), l'application de cette transformation sur un signal 1D permet de le décomposer en deux parties : basses et hautes fréquences. Les basses fréquences contiennent l'information essentielle du signal tandis que les hautes fréquences contiennent les changements brutaux, tels que : le bruit.
- ✓ Ensuite, il y avait l'apparition de la transformée discrète en cosinus (DCT) qui est une amélioration de la TF, son principe consiste à décomposer le signal en plusieurs fenêtres de la même taille, et d'appliquer la TF sur chaque fenêtre séparément. Cela a donné de bons résultats par rapport à la TF dans plusieurs applications, ex : débruitage, segmentation, extraction des caractéristiques, reconnaissance des formes...etc. Mais la taille fixe de la fenêtre est un gros inconvénient.
- ✓ Afin de pallier cette limite, il y avait l'apparition de la transformation discrète en ondelette (DWT) ou bien le principe de la multi résolution.

- **Transformation discrète en ondelette 2D (2D DWT)**

Pour l'image qui est un signal 2D, la transformation discrète en ondelette 2D est utilisée comme un outil puissant de multi résolution, de débruitage, de compression d'image, d'extracteur des caractéristiques et d'autres [52,53]. Elle peut être vue comme un ensemble de deux matrices de filtres, ligne et colonne. À l'aide d'une propriété de séparabilité de DWT, la première partie de la décomposition consiste en une application du filtre de ligne sur l'image originale. Le filtre de colonne est utilisé pour le traitement ultérieur de l'image résultante de la

première étape. Cette décomposition d'image peut être mathématiquement décrite par l'équation 2.2 [52].

$$C = X.I.Y \quad (2.2)$$

Où C : est la matrice finale des coefficients d'ondelettes, I représente une image originale, X est une matrice de filtres de lignes et Y est une matrice de filtre de colonnes.

Dans le premier niveau de la décomposition de la transformation discrète en ondelettes 2D, l'image est séparée en quatre parties. Chacune d'entre eux a une taille de quart de l'image originale [53]. Elles sont appelés coefficients d'approximation (LL), horizontaux (LH), verticaux (HL) et coefficients de détails (HH) [54, 53].

Les coefficients d'approximation obtenus au premier niveau peuvent être utilisés pour le niveau de la décomposition suivante. La transformée d'ondelettes 2D inverse utilisée dans la reconstruction d'image est définie par l'équation 2.3.

$$I_{rec} = X^{-1}.C.Y^{-1} \quad (2.3)$$

Pour les matrices orthogonales, cette formule peut être simplifiée en équation 2.4

$$I_{rec} = X^t.C.Y^t \quad (2.4)$$

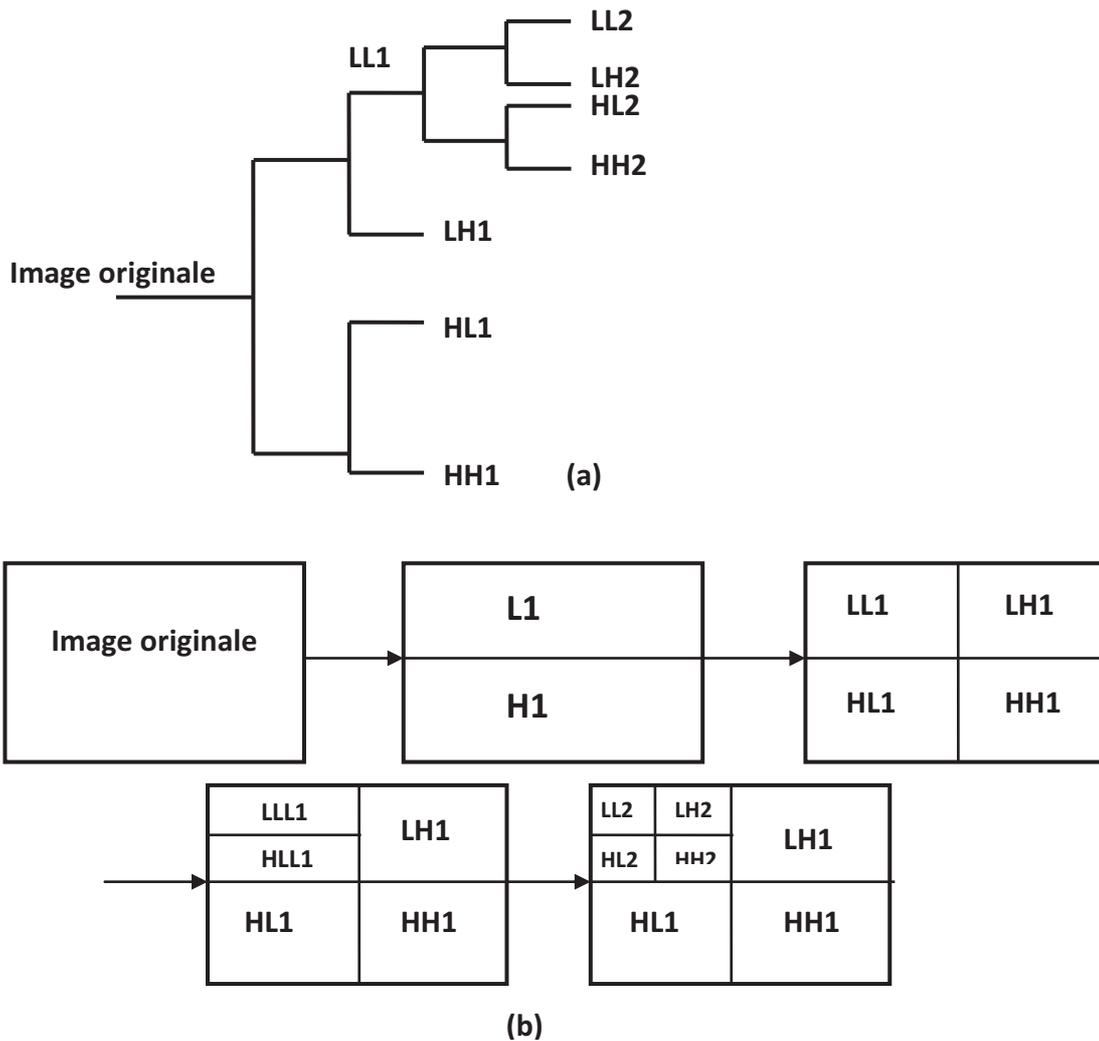


Figure 2. 7:Décomposition de la 2D DWT en deux niveaux : (a)Décomposition de l'image. (b) Schéma de décomposition jusqu'au deuxième niveaux.

2.3.5 L'apprentissage

L'apprentissage est une étape clé dans la chaîne de reconnaissance. Cette tâche a le rôle de définir des modèles de références ou de caractériser des « classes » de décision. Un modèle est une représentation compacte des images qui facilite la phase de reconnaissance mais aussi de diminuer la quantité de données à stocker donc elle est en quelque sorte la mémoire du système. Cet apprentissage permet d'établir l'algorithme de décision le plus adéquat vis-à-vis à des règles de modélisation choisies [55].

Il existe deux types d'apprentissages : apprentissage supervisé et apprentissage non-supervisé.

a. Apprentissage supervisé

L'apprentissage est dit supervisé lorsque les classes des formes sont connues, c'est-à-dire l'ensemble d'apprentissage, pour construire un classificateur qui sépare au mieux les différentes classes connues, dans le but de minimiser l'erreur de classification. Le modèle de chaque classe est représenté par une fonction d'appartenance qui détermine la valeur d'appartenance d'une forme à une classe [37].

b. Apprentissage non supervisé

L'apprentissage est dit non-supervisé quand aucune information n'est disponible sur les classes d'un système. Ce type d'apprentissage est aussi appelé méthode de coalescence, est basé sur des fonctions de similarité. Quand des formes aux caractéristiques similaires apparaissent, elles sont classifiées dans la même classe, et à l'inverse quand leurs caractéristiques sont différentes, une nouvelle classe est créée par le classificateur. Une fois que le classificateur a estimé les fonctions d'appartenance des classes, les nouvelles formes peuvent être assignées à la classe pour laquelle elles ont la valeur d'appartenance maximale [37].

L'espace (\mathbf{N}) ainsi obtenu s'appelle l'espace des noms puisqu'il contient des noms de modèles ou classes qu'il a formé; sa dimension \mathbf{n} correspond au nombre de modèles ou classes existantes [55].

2.3.6 La décision

La décision est l'ultime et la dernière étape de reconnaissance. Son rôle est d'identifier la forme test à partir de l'apprentissage réalisé. À partir de la description en paramètres, elle cherche, parmi les modèles d'apprentissage en présence, ceux qui sont les plus proches possible. La notion de proximité a un sens différent en fonction de la nature de la représentation et du type de la méthode. La réponse de la décision peut-être, selon le cas, le nom de la forme en cas de bonne reconnaissance, plusieurs noms en cas d'ambigüité, ou bien le rejet de la forme en cas d'incompatibilité de description avec les formes de références. Dans les deux premiers cas, la décision peut être accompagnée d'un score ou taux de reconnaissance. La classification automatique, les méthodes statistiques bayésiennes, les K plus proches voisins, les réseaux de neurones, les méthodes structurelles sont des approches de classification et de décision largement utilisées [56].

2.4 Conclusion

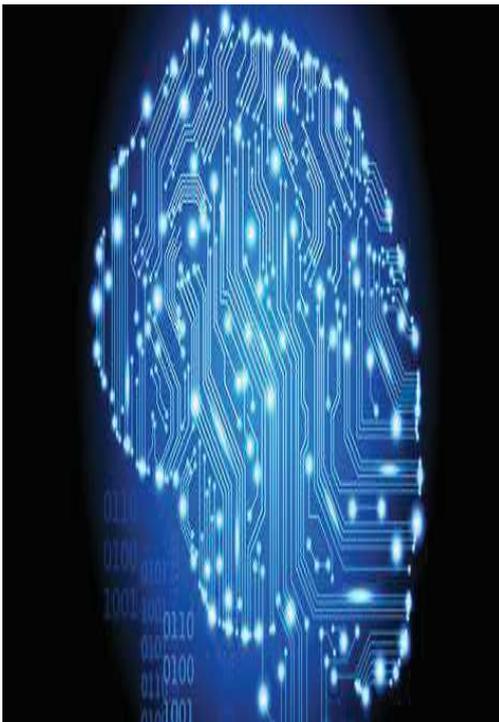
Ce chapitre nous a permis de présenter brièvement le domaine de la **reconnaissance des formes** ; une tâche importante utilisée dans la biométrie ; son principe et ses domaines d'application. Terminant ce chapitre par une petite explication des différentes étapes du processus de la **RDF** depuis l'acquisition des données brutes jusqu'à la compréhension élaborée de ces données.

Nous consacrons le chapitre suivant pour la présentation d'une des méthodes les plus populaires des **RDF** qui est les Réseaux de Neurones.

Chapitre 03



Apprentissage et Classification par les Réseaux de Neurones Artificiels.



3 Apprentissage et classification par les réseaux de neurones artificiels.

3.1 Introduction

Les scientifiques sont toujours impressionnés par l'architecture du système neuronal humain, sa complexité, son efficacité et sa rapidité dans le traitement de certains problèmes complexes que le plus puissant des ordinateurs actuels ne peut les résoudre avec la même efficacité. C'est à partir de l'hypothèse que le comportement intelligent émerge de la structure et du comportement des éléments de base du cerveau, que les *réseaux de neurones artificiels* se sont développés [57].

Ces dernières années, l'utilisation des *réseaux de neurones artificiels (RNA)* s'est développée dans de nombreuses disciplines (sciences économiques, environnement, biologie,...). Ils sont notamment appliqués pour résoudre des problèmes de classification, de prédiction, de catégorisation, d'optimisation et de reconnaissance des formes. Dans notre cas le *RNA* sera utilisé pour l'identification des personnes, le but étant « simplement » de déterminer l'identité de la personne à partir d'une image de visage. Les *réseaux de neurones artificiels* sont capables d'apprendre l'association entrée/ sortie, du fait de cette capacité, ils vont donc être utilisés pour résoudre ce type de problème.

Ce chapitre est structuré en deux parties. Une première partie est consacrée à la présentation des *réseaux de neurones artificiels (RNA)*. Nous commençons par donner une brève présentation de l'évolution historique de cet axe de recherche. Avant de présenter le principe de fonctionnement des neurones artificiels, nous décrivons les bases essentielles des neurones biologiques ainsi que les différentes architectures de réseaux de neurones. Nous concluons cette partie en présentant les grands types de réseaux de neurones. La deuxième partie de ce chapitre sera consacrée à l'architecture neuronale utilisée dans notre mémoire qui est le *Perceptron Multi Couches*. Nous présentons ainsi son principe de fonctionnement avec son algorithme d'apprentissage et nous terminerons par certaines applications des *RNA*.

3.2 Eléments de base des réseaux de neurones

3.2.1 Historique

Les *réseaux de neurones artificiels* sont toujours en cours de développement. Cet axe de recherche a attiré l'attention de plusieurs chercheurs de différents domaines. Ces *RNA* sont issus de la combinaison entre la neurologie comme idée de base, la physique comme champs d'applications et les mathématiques avec l'informatique entant que moyen de réalisation. Nous présentons dans ce qui suit un bref historique des *RNA* :

1890 : *W. James*, célèbre psychologue américain, introduit le concept de mémoire associative. Il a proposé ce qui deviendra une loi de fonctionnement pour l'apprentissage des réseaux de neurones, connue plus tard sous le nom de loi de Hebb [57].

1943 : *J. Mc Culloch*, chercheur en neurologie et *W. Pitts*, mathématicien, proposent le premier modèle mathématique et informatique du neurone (un neurone au comportement binaire).

- Ils ont montré que les réseaux de neurones formels simples peuvent réaliser des fonctions logiques, arithmétiques et symboliques complexes [57].

1949 : *D. Hebb*, neuropsychologue canadien a publié son livre intitulé « *The Organization of behavior* » dans lequel il a proposé une règle d'apprentissage pour les réseaux de neurones [58].

1957 : *F. Rosenblatt* a développé le modèle du Perceptron. Il a construit le premier neuro-ordinateur basé sur ce modèle et l'a appliqué au domaine de la reconnaissance des formes [59].

1960 : *B. Widrow et T. Hoff* ont développé le modèle AdaLiNe (adaptative Linear Neuron). Ce modèle sera par la suite le modèle de base des réseaux multicouches [57].

1969 : *M. Minsky et S. Papert* ont montré dans leur livre intitulé « *Perceptrons* » les limitations théoriques du Perceptron. Ces limitations concernent l'impossibilité de traiter des problèmes non linéaires en utilisant ce modèle. Cela va avoir une grande incidence sur la recherche dans ce domaine [60].

1982 : *J.J. Hopfield*, un physicien reconnu, au travers d'un article, il a présenté une théorie du fonctionnement et des possibilités des réseaux de neurones [61].

1986 : *D.E. Rumelhart et al* [62] :

- ✓ L'apprentissage par rétro-propagation pour les réseaux multicouches.

1989 : *Moody et Darken* ont exploité quelques résultats de l'interpolation multi variables pour proposer le Réseau à Fonctions de base Radiale (RFR), connu sous l'appellation anglophone « Radial Basic Function network (RBF) » [57].

3.2.2 Du neurone biologique au modèle mathématique

3.2.2.1 Le modèle neurophysiologique

Le neurone biologique est un type de cellule constituant l'unité fonctionnelle du système nerveux. Ce sont des cellules spécialisées dans le traitement des signaux électriques et la transmission du message nerveux. Le cerveau humain comporte environ 1000 milliards de neurones interconnectés, chacun d'eux est connecté à environ dix mille d'autres neurones. Un neurone se compose essentiellement de quatre parties : les dendrites, le corps cellulaire, l'axone et les synapses comme illustré dans la **figure3.1**.

- ❖ **Le corps cellulaire (soma)** : il est centré par un noyau, toutes les informations recueillies par les synapses sont acheminées vers le corps cellulaire.
- ❖ **Les dendrites** : ils constituent les entrées principales du neurone, ils captent les signaux envoyés vers eux.
- ❖ **L'axone** : c'est la partie qui s'occupe de la transmission de l'information issue du corps cellulaire; conduisant des signaux électriques de la sortie d'un neurone vers l'entrée d'un autre neurone.
- ❖ **Les synapses** : ce sont des jonctions entre deux neurones et qui sont essentielles dans le fonctionnement du système nerveux [63].

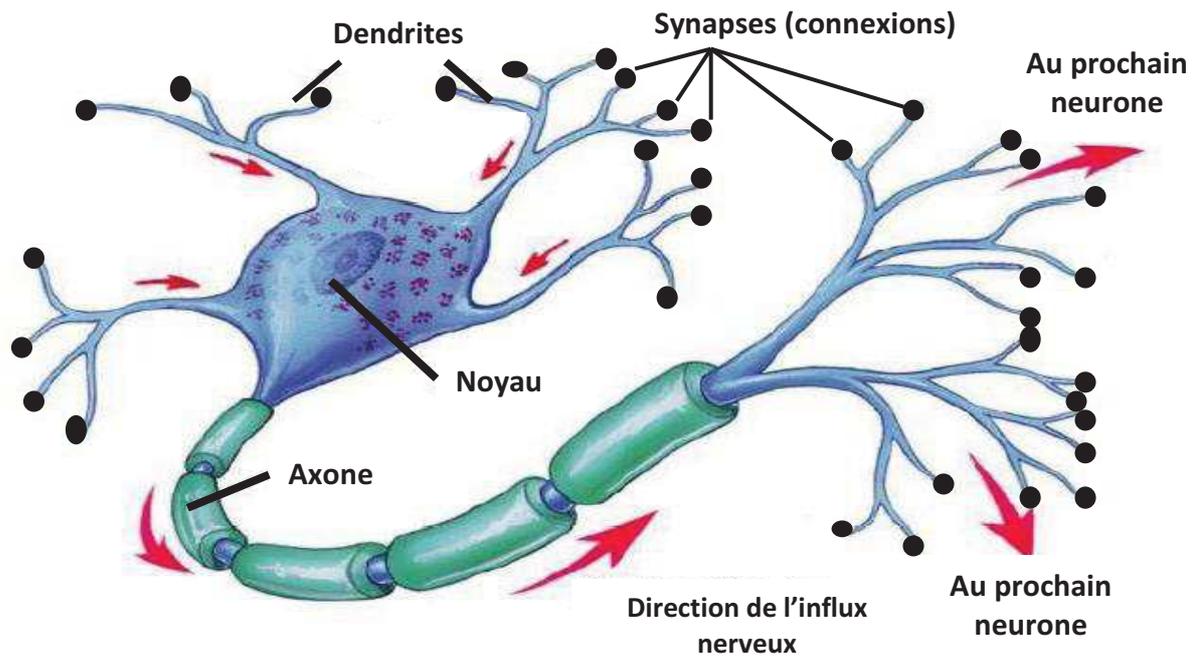


Figure 3. 1 : Schéma d'un neurone biologique [57].

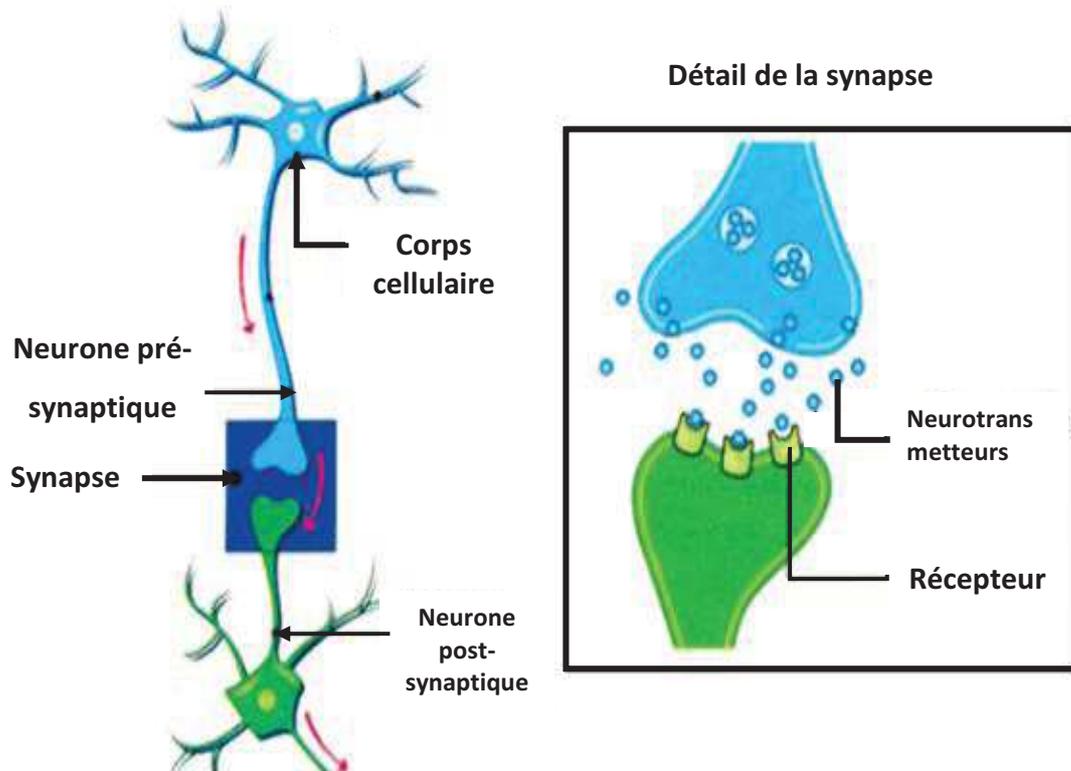


Figure 3. 2 : Schéma illustrant une synapse entre deux neurones [57].

3.2.2.2 Le modèle mathématique

Un neurone artificiel est un modèle simplifié du neurone biologique, ce modèle imite quelques fonctions du neurone biologique, comme la mémorisation associative, l'apprentissage et le travail en parallèle [64].

Par analogie avec la biologie, un neurone artificiel **figure3.3** reçoit l'information provenant des entrées X_i ($i = 1, 2, \dots, n$) par l'intermédiaire des connexions dont on affecte à chacune d'elles un poids ω abréviation de weight (poids en anglais) pondérant l'information, et aussi représentatif de la force de la connexion.

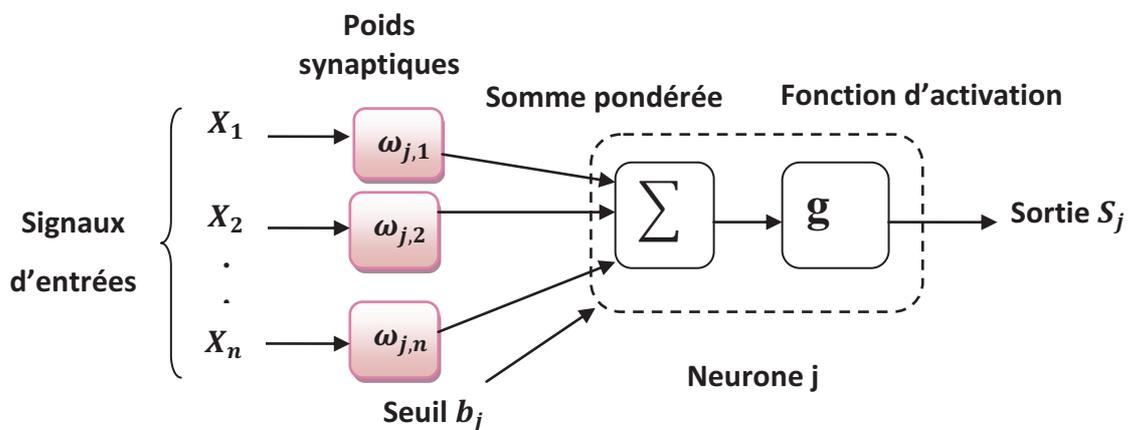


Figure 3. 3:Représentation d'un neurone artificiel.

Le comportement du neurone artificiel se compose de deux phases [65] :

- ✓ La première phase représente le prétraitement des données reçues en calculant la somme pondérée des entrées selon l'expression suivante :

$$v_j = b_j + \sum_{i=1}^n \omega_{j,i} X_i \quad (3.1)$$

Où $\omega_{j,i}$: désigne le poids de la connexion liant le neurone j à l'entrée i ;

b_j terme constant appelé biais, il est considéré comme le poids d'une entrée x_0 égal à 1. Ainsi la relation (3.1) s'écrit plus simplement :

$$v_j = \sum_{i=0}^n \omega_{j,i} X_i \quad (3.2)$$

- ✓ Dans la deuxième phase, une fonction de transfert g nommée également fonction d'activation, calcule la valeur de l'état interne S_j du neurone j à partir de la valeur du potentiel v_j . Cette valeur désignera la sortie du neurone :

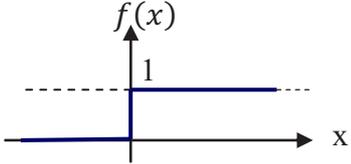
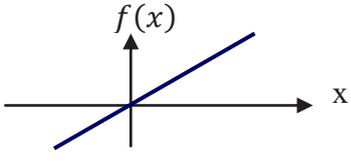
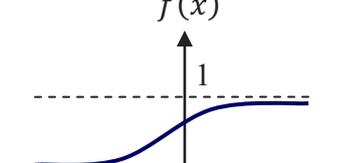
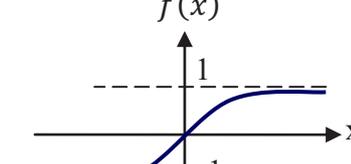
$$S_j = g(v_j) = g(\sum_{i=0}^n \omega_{j,i} X_i) \quad (3.3)$$

Plusieurs possibilités existent pour spécifier la nature de la fonction d'activation du modèle. Les fonctions les plus souvent utilisées telles que la fonction seuil, la fonction linéaire et la fonction sigmoïdes sont énumérées dans le **tableau 3.1**.

Ainsi, le neurone peut être défini mathématiquement comme étant une fonction algébrique, a priori non linéaire (suivant g) et bornée, des entrées X_i et paramétrée par le poids $\omega_{j,i}$ [66] :

$$S_j = g(X_i, \omega_{j,i}) = g_{\omega_{j,i}}(X_i) (i = 1, 2, 3, \dots, n) \quad (3.4)$$

Tableau 3. 1: Différents types de fonctions d'activation $f(x)$ pour le neurone artificiel [67].

Nom de la fonction	Relation Entrée/ sortie	Allure
Seuil	$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < 0 \\ 1 & \text{si } x \geq 0 \end{cases}$	
Linéaire	$f(x) = x$	
Sigmoïde	$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$	
La tangente hyperbolique	$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$	

3.2.3 Architecture des réseaux de neurones

Selon qu'il y a des retours ou non (des neurones de sortie vers ceux d'entrée), nous distinguons deux grandes familles d'architecture : les réseaux de neurones non bouclés et les réseaux de neurones bouclés [57].

3.2.3.1 Les réseaux de neurones non bouclés (en Anglais feedforward)

L'information reçue par le réseau de l'environnement extérieur se propage de l'entrée vers la sortie sans retour en arrière de l'information et les neurones de sortie n'influencent jamais sur les neurones d'entrée.

Ce type de réseau comprend deux groupes d'architectures : les *réseaux monocouches* et les *réseaux multicouches*. Ils diffèrent par l'existence ou non de neurones intermédiaires appelés neurones cachés entre les unités d'entrées et les unités de sorties. Les réseaux les plus fréquemment utilisés de cette dernière catégorie sont les *Perceptrons Multi-Couches* (Multi layer Perceptrons, MLP). Cette architecture est la plus utilisée dans la classification [68].

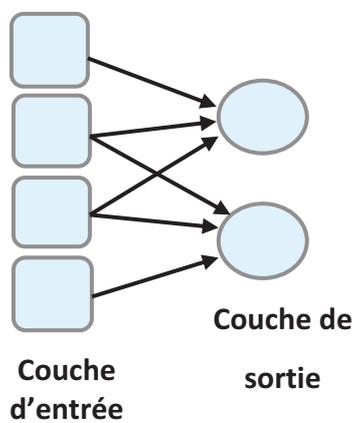


Figure 3. 5 : Réseau non bouclé mono-couche à connexions partielles.

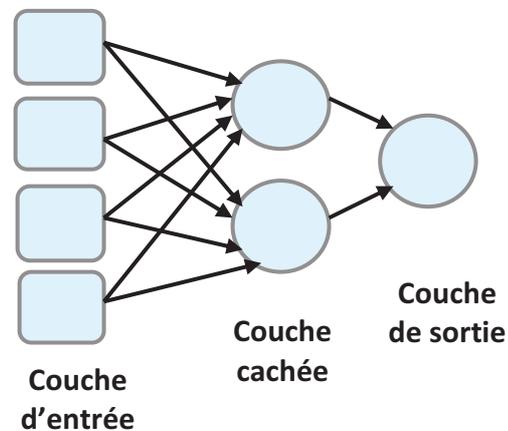


Figure 3. 5:Réseau non bouclé multi-couches à connexions totales.

3.2.3.2 Les réseaux de neurones bouclés (récurrents)

Les réseaux de ce type (appelé aussi les réseaux récurrents) contiennent des boucles ramenant la valeur d'une ou de plusieurs sorties vers l'entrée avec un retour. Ils peuvent alors être considérés comme des systèmes dynamiques. On trouve parmi ces réseaux : les cartes topographiques de Kohonen et les réseaux de Hopfield [68].

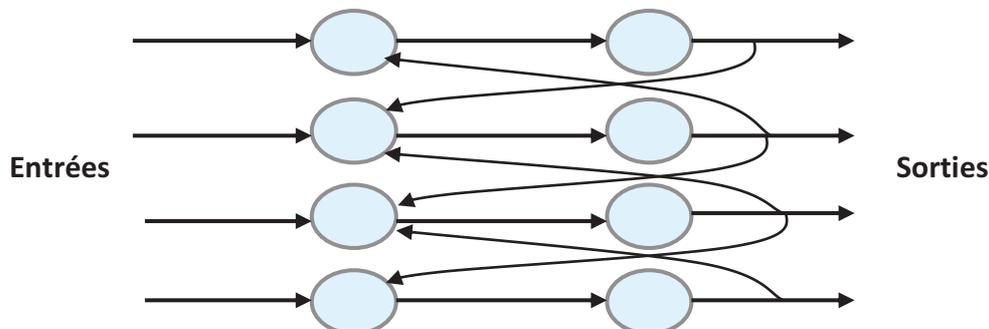


Figure 3. 6: Structure d'un réseau de neurones dont les connexions sont récurrentes (bouclées).

3.2.4 Types d'apprentissage des réseaux de neurones

Imiter les capacités humaines d'apprentissage est, vraisemblablement, l'une des ambitions les plus importantes de la modélisation des réseaux de neurones artificiels. L'apprentissage est une phase du développement du réseau de neurones durant laquelle on calcule les poids des neurones de telle manière que les sorties du réseau soient aussi proches que possibles des sorties désirées. Les procédures d'apprentissage sont divisées, elles aussi, en deux grandes catégories : apprentissage supervisé et apprentissage non supervisé [69].

3.2.4.1 L'apprentissage supervisé

Pour les réseaux à apprentissage supervisé, on présente au réseau les entrées et au même temps les sorties désirées correspondantes. Ici le réseau s'adapte par une comparaison entre le résultat qu'il a calculé, en fonction des entrées fournies, et la réponse attendue en sortie. Ensuite le réseau va modifier ses poids jusqu'à ce que le résultat soit le plus proche possible de la sortie désirée, correspondant à une entrée donnée [57] [70].

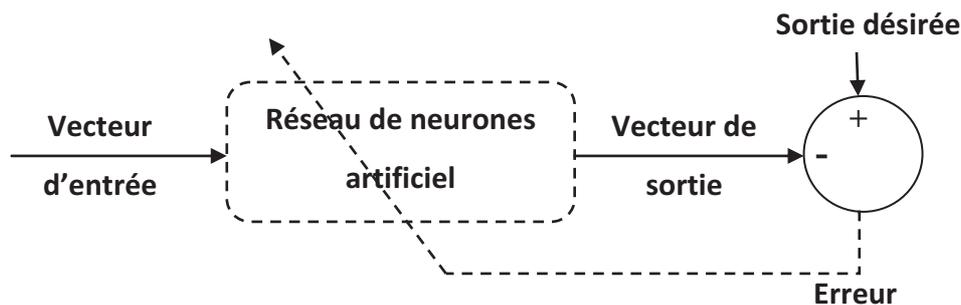


Figure 3. 7:Apprentissage supervisé.

3.2.4.2 Apprentissage non supervisé

Pour les réseaux à apprentissage non supervisé, nous présentons à l'algorithme d'apprentissage des exemples d'entrées. Nous n'indiquerons donc pas les sorties désirées, mais nous laisserons le réseau de neurones de s'organiser tout seul, et c'est cette organisation qui sera exploitée par la suite [71] [72].

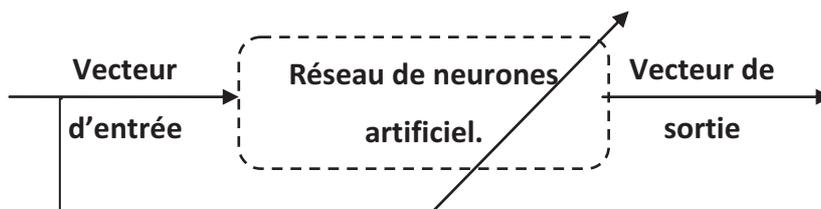


Figure 3. 8:Apprentissage non supervisé.

3.3 Grands types des réseaux de neurones

Nous pouvons distinguer plusieurs types de réseau de neurones, la **figure 3.9** représente les plus importants. Dans ce qui suit, nous allons faire une description uniquement sur les Perceptrons et plus spécialement sur les Perceptrons Multicouches (MLP).

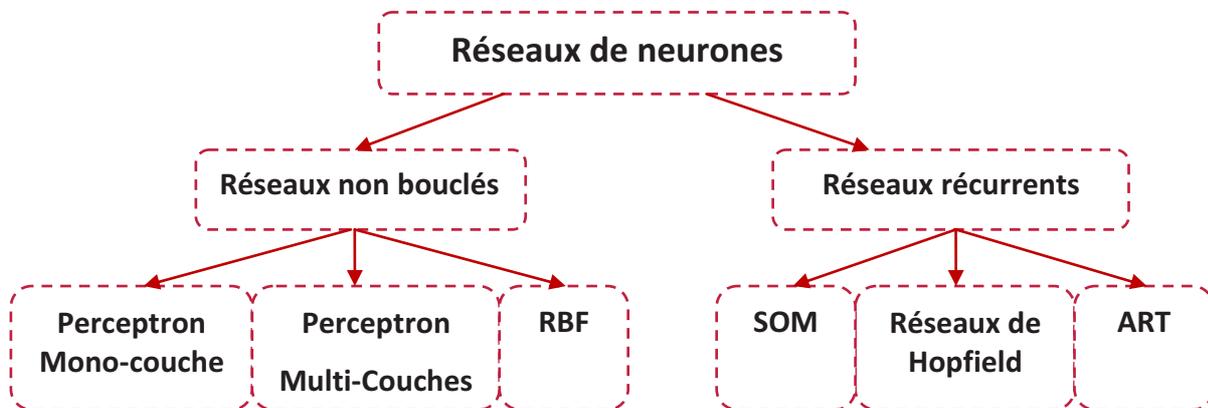


Figure 3. 9: Les grands types des réseaux de neurones [57].

3.3.1 Les perceptrons

3.3.1.1 Le perceptron monocouche (perceptron simple)

Le perceptron est historiquement le premier réseau de neurones artificiel inventé en 1957 par *Frank Rosenblatt* [60]. C'est un réseau simple, linéaire et monocouche, acceptant uniquement des valeurs d'entrées et de sorties binaires (0 ou 1). Le schéma de la figure 3.10 présente un perceptron avec deux entrées X_1 , X_2 , un biais b , les poids synaptiques ω_1 , ω_2 et la sortie Y .

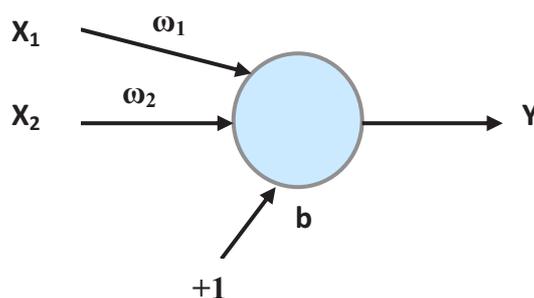


Figure 3. 10:Le schéma du Perceptron.

Le procédé d'apprentissage est supervisé et le réseau est utilisé pour la classification. Il est capable de résoudre des opérations logiques simples comme les opérations « *ET logique* » ou « *OU logique* ». Les opérations logiques les plus compliquées comme le problème du « *XOR* » (OU Exclusif) ne peuvent pas être résolues par un perceptron [57].

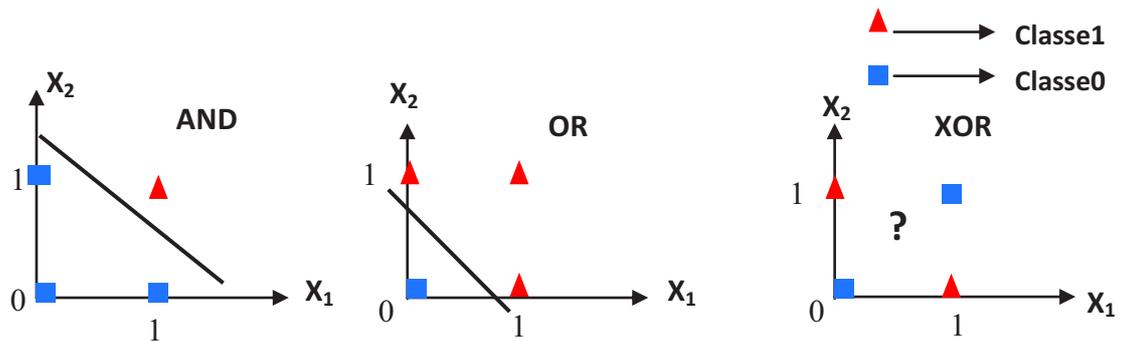


Figure 3. 11:Classification par le Perceptron.

3.3.1.2 Le perceptron multicouche (en anglais *Multi Layer Perceptron*)

Le perceptron multicouche est le réseau de neurones le plus employé et le plus étudié. C'est une extension du précédent, sa structure est composée d'une couche d'entrée, une couche de sortie, interprétée comme étant la réponse du réseau, et d'une ou plusieurs couches intermédiaires dites « couches cachées ». Chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante. Son objectif est qu'il puisse résoudre des problèmes non linéairement séparables et des problèmes logiques plus compliqués. Il suit un apprentissage supervisé [57]. Ce réseau sera détaillé par la suite.

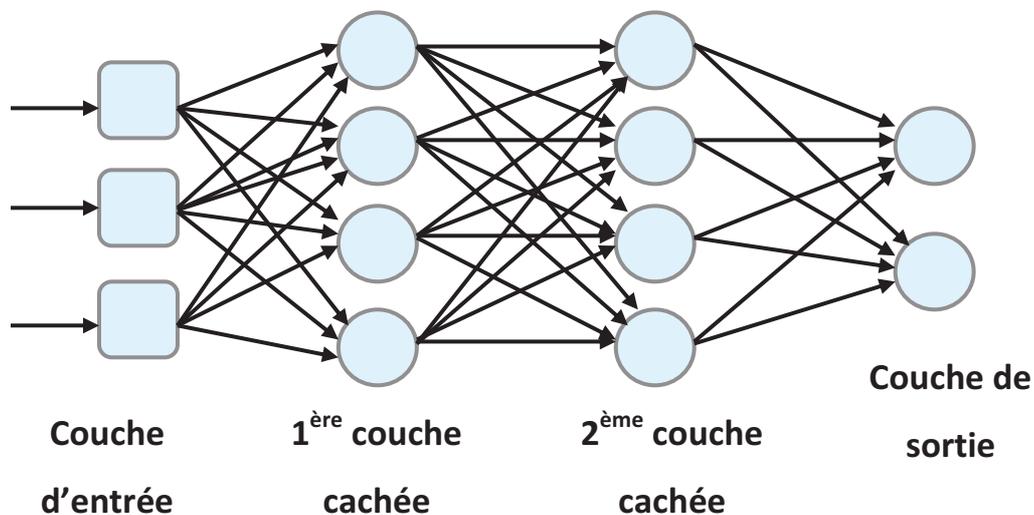


Figure 3. 12 : Un Perceptron multicouche avec deux couches cachées.

3.4 Le classificateur Perceptron multicouche

Le *MLP* est le réseau de neurones le plus employé, il a été introduit avec succès dans plusieurs applications de la reconnaissance des formes telles que la reconnaissance d'écriture, la reconnaissance faciale, le traitement et la segmentation d'image...etc.

L'apprentissage du MLP a été largement évoqué. Ces études sont intéressées essentiellement à étudier la Rétro-Propagation (RP) du gradient en tant qu'algorithme de base d'apprentissage du MLP.

3.4.1 Classification par MLP

3.4.1.1 Performance des Perceptrons Multi-Couches

Les réseaux multicouches ont de grandes capacités de calcul et peuvent former des régions de décision arbitrairement complexes [73].

Le problème du *XOR logique* est le problème de classification non linéaire, le plus simple dont les réseaux monocouches n'arrivent pas à le résoudre. Afin d'indiquer la possibilité de résoudre ce problème avec un réseau multicouche, nous considérons le réseau formé de trois couches de la **figure 3.13**. La couche d'entrée de ce réseau comporte deux neurones dont le rôle est de refléter les composantes du vecteur présenté, la couche cachée contient deux neurones avec des fonctions d'activation à seuil tandis que la couche de sortie comprend un neurone ayant également une fonction d'activation à seuil. Les sorties des deux neurones cachés sont :

$Y_1 = f(X_1 + X_2 + \omega_{01})$ Et $Y_2 = f(X_1 + X_2 + \omega_{02})$. Ces neurones opèrent comme des perceptrons. La frontière de décision formée par le premier neurone est donnée par : $X_1 + X_2 + \omega_{01} = 0$, sa sortie est alors $Y_1=1$ pour les exemples dont : $X_1 + X_2 + \omega_{01} \geq 0$ et elle est $Y_1=0$ pour les autres exemples. De la même façon, le deuxième neurone forme la frontière de décision donnée par : $X_1 + X_2 + \omega_{02} = 0$. Finalement, la sortie du réseau est donnée par : $Z = f(U_1Y_1 + U_2Y_2 + \omega_{03})$. Avec un choix convenable des valeurs des poids et des biais, ce réseau donne la solution appropriée du problème **XOR** considéré.

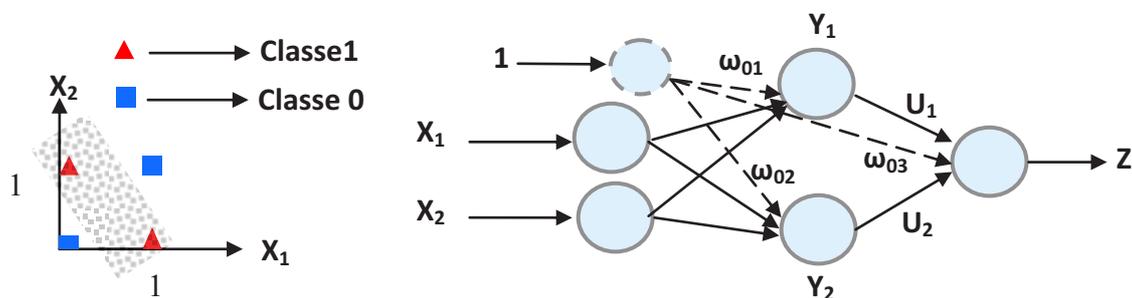


Figure 3. 13:Classification du XOR en utilisant un réseau multicouche.

3.4.1.2 Architecture du MLP

Un *perceptron multi couche* est une réalisation en série de perceptrons. Il se compose d'une couche d'entrée, d'une couche de sortie et d'une ou plusieurs couches cachées. Dans ce

réseau, chaque neurone est connecté à tous les neurones de la couche précédente et la couche suivante en absence de connexions entre les neurones de la même couche.

La **figure 3.14** présente un *MLP*, avec une seule couche cachée, comportant N neurones d'entrée, M neurones cachés et J neurones de sortie. Le $n^{\text{ème}}$ neurone d'entrée est relié avec le $m^{\text{ème}}$ neurone caché par le poids ω_{nm} et le $m^{\text{ème}}$ neurone caché est relié avec le $j^{\text{ème}}$ neurone de sortie par le poids U_{mj} . À chaque présentation d'un exemple $X(X_1, X_2, \dots, X_N)$, les composants de son vecteur de caractéristiques seront transmis aux neurones de la couche cachée. Les sorties de ces neurones (Y_1, Y_2, \dots, Y_M) seront à leur tour transmis aux neurones de la couche suivante (dans ce cas la couche de sortie). La sortie du $m^{\text{ème}}$ neurone caché est donnée par :

$$Y_m = h(r_m) = h\left(\sum_{j=1}^M X_n \omega_{nm}\right) \quad (3.5)$$

Où : $h(\cdot)$ est la fonction d'activation des neurones de la couche cachée.

La sortie du $j^{\text{ème}}$ neurone est donnée par :

$$Z_j = g(S_j) = g\left(\sum_{p=1}^J Y_m U_{mj}\right) \quad (3.6)$$

Où : $g(\cdot)$ est la fonction d'activation des neurones de sortie.

L'utilisation d'un tel réseau pour la classification impose le nombre de neurones pour la couche d'entrée qui égal à la dimension de l'espace caractéristique parce que le rôle de cette couche est de présenter chaque composante du vecteur de caractéristiques aux neurones de la couche suivante. En ce qui concerne la couche de sortie, un des choix possibles est de faire correspondre le nombre de neurones au nombre de classes estimées.

En tant que classificateur, le *MLP* doit donc fournir une sortie $Z(Z_1, Z_2, \dots, Z_j)$ correspondante à la classe de l'exemple $X(X_1, X_2, \dots, X_N)$ présenté en entrée.

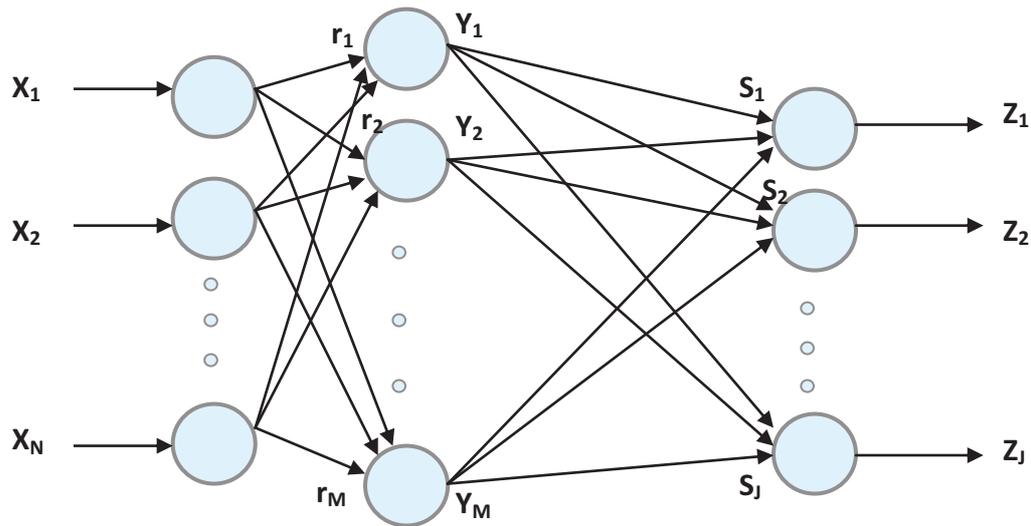


Figure 3. 14 : *MLP* avec une seule couche cachée contenant N neurones d'entrée, M neurones cachés et J neurones de sortie.

3.4.1.3 Nombre de couches cachées

Les capacités d'estimations du *MLP* ont été évoquées dans plusieurs travaux [74] [75] [76]. Par exemple, *Cybenko* [74] a démontré qu'un *MLP* avec une seule couche cachée ayant une fonction d'activation continue et non linéaire, est suffisant pour approximer, au sens des moindres carrés, avec une erreur arbitrairement faible pour un ensemble donné d'apprentissage, n'importe quelle transformation continue représentée par cet exemple.

En tenant compte du fait qu'il a été constaté empiriquement que les réseaux avec de multiples couches sont plus disposés à tomber dans les minima locaux indésirables et en absence d'un problème spécifique qui nécessite plusieurs couches cachées, il est alors plus convenable de procéder en utilisant une seule couche cachée [68].

3.4.2 Apprentissage du MLP par la rétro-propagation

La rétro-propagation du gradient (Back Propagation) [62] est l'une des méthodes les plus simples et les plus utilisées pour l'apprentissage des réseaux de neurones. C'est une extension de la règle d'apprentissage de *Widrow* [77] appliquée aux réseaux monocouches. La rétro-propagation (RP) consiste donc à minimiser la distance entre la sortie calculée $Z^{(q)}$ et la sortie désirée $T^{(q)}$ correspondantes à chaque exemple d'apprentissage $X^{(q)}$. L'erreur quadratique est souvent employée comme étant la fonction coût de la RP. Pour un ensemble de Q exemples d'apprentissage, l'erreur quadratique totale est donnée par :

$$E = \sum_{q=1}^Q \sum_{j=1}^J \left(T_j^{(q)} - Z_j^{(q)} \right)^2 \quad (3. 7)$$

L'algorithme de RP est basé sur la modification des poids du réseau de façon à effectuer une descente de gradient sur la surface d'erreur. Au début de l'apprentissage, les poids sont initialisés, avec des valeurs aléatoires, et modifiés ensuite dans une direction qui réduira l'erreur. La modification $\Delta\omega$ d'un poids ω est donnée par :

$$\Delta\omega = -\eta \frac{\partial E}{\partial \omega} \quad (3.8)$$

Où : η est une constante positive appelée pas d'apprentissage permettant de définir la taille des modifications des poids.

Il s'agit donc de prendre un pas dans l'espace des poids permettant de réduire la fonction coût. Chaque poids est modifié à l'itération $(r+1)$ en fonction de sa valeur à l'itération (r) par :

$$\omega^{(r+1)} = \omega^{(r)} + \Delta\omega^{(r)} \quad (3.9)$$

Pour un *MLP* avec une couche cachée **figure 3.14** La mise à jour des poids de la couche cachée et ceux de la couche de sortie est donnée par :

$$U_{mj}^{(r+1)} = U_{mj}^{(r)} - \eta \frac{\partial E^{(r)}}{\partial U_{mj}} \quad (3.10)$$

$$\omega_{nm}^{(r+1)} = \omega_{nm}^{(r)} - \eta \frac{\partial E^{(r)}}{\partial \omega_{nm}} \quad (3.11)$$

Le développement de l'équation (3.10) et l'équation (3.11) donne les équations d'adaptation suivantes :

$$U_{mj}^{(r+1)} = U_{mj}^{(r)} + \eta_1 (t_j - Z_j) g'(S_j) Y_m \quad (3.12)$$

$$\omega_{nm}^{(r+1)} = \omega_{nm}^{(r)} + \eta_2 \left(\sum_{j=1}^J (t_j - Z_j) g'(S_j) U_{mj} \right) h'(r_m) X_n \quad (3.13)$$

Où : $g'(S_j)$ et $h'(r_m)$ sont respectivement les dérivées des fonctions d'activation des neurones cachés et des neurones de sortie. Dans le cas des fonctions sigmoïdes, les dérivées sont données par :

$$g'(S_j) = Z_j(1 - Z_j) \quad (3.14)$$

$$h'(r_m) = Y_m(1 - Y_m) \quad (3.15)$$

3.4.3 Paramètres et performances du MLP

3.4.3.1 Les fonctions d'activation

La RP fonctionne pratiquement avec n'importe quelle fonction d'activation mais il y a certains nombres de propriétés souhaitables : Premièrement, la fonction d'activation doit être non linéaire. Deuxièmement, la fonction d'activation doit être saturable c'est-à-dire sa sortie doit être limitée par une valeur maximale et une valeur minimale. Troisièmement, la fonction d'activation doit être continue et lisse ; la fonction et sa dérivée doivent être définies sur tout l'intervalle d'entrée. Afin d'éviter les minimas locaux additionnels qui peuvent se présenter dans la surface d'erreur, il est préférable que la fonction d'activation soit monotone pour que les dérivées aient le même signe dans tout l'intervalle d'entrée [78].

3.4.3.2 Nombre de neurones cachés

À l'heure actuelle, il n'existe pas de règles ou lois régissant le nombre de neurones cachés. Le choix reste heuristique. Le nombre de neurones cachés influe considérablement sur les performances du *MLP* et détermine la forme des frontières de décision générées [68].

La **figure 3.15** présente quelques exemples de frontières de décision générées avec un *MLP* pour problème de classification bidimensionnel à deux classes. Ces frontières sont obtenues avec différents nombres de neurones cachés. Nous pouvons constater que les frontières de décision générées dépendent énormément du nombre de neurones cachés.

Pour ce problème, le *MLP* permet d'avoir des résultats satisfaisants à partir de 4 neurones cachés.

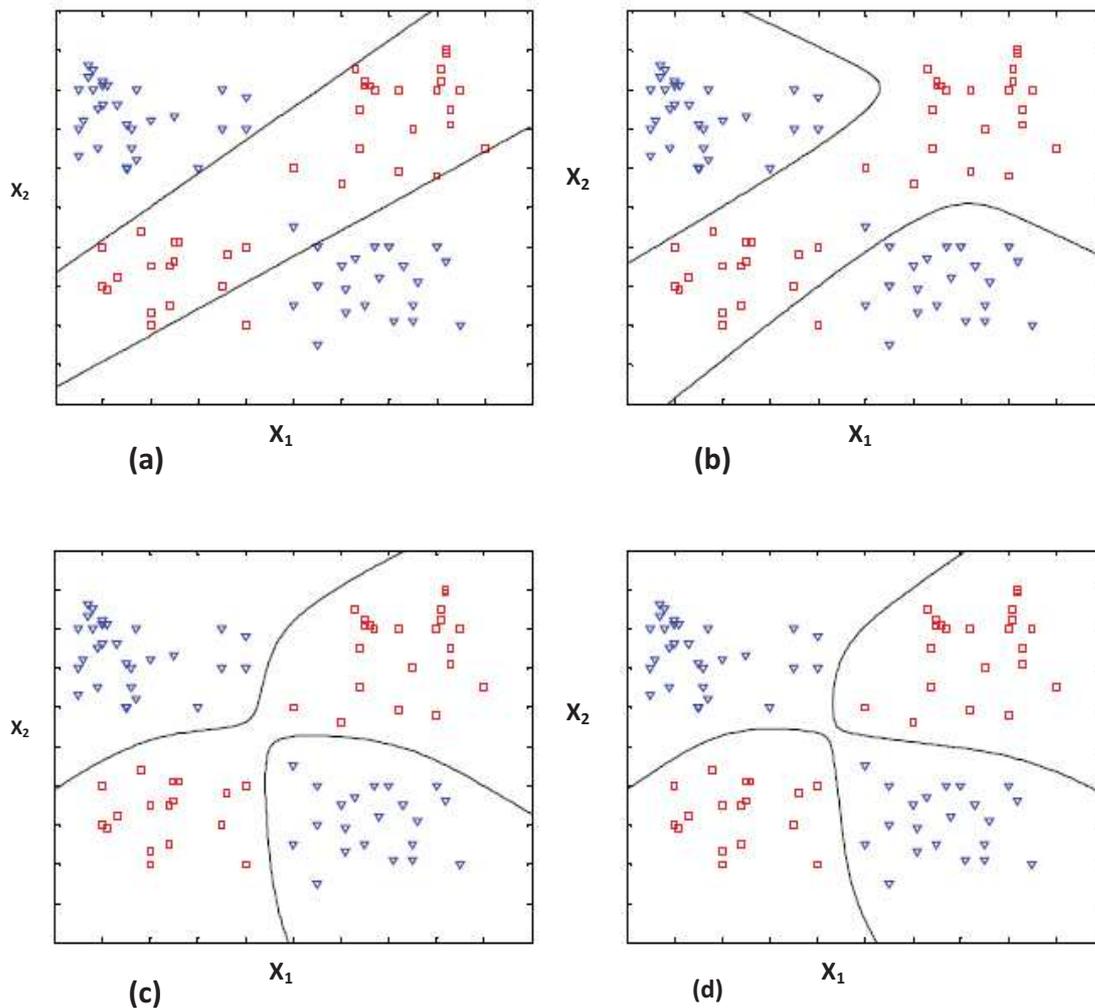


Figure 3.15 : Frontières de décision générées pour un *MLP* ayant de différents nombres de neurones cachés : (a) : 2 neurones (b) : 3 neurones (c) :4 neurones (d) : 8 neurones [68].

3.4.3.3 Les poids initiaux

Les poids doivent être initialisés à des petites valeurs aléatoires (par exemple entre (-0.5 et 0.5) afin que l'activation des neurones cachés soit petite. Dans le cas contraire, s'ils sont grands, les neurones cachés risquent de se saturer même avant le début d'apprentissage [78].

3.4.3.4 Le pas d'apprentissage

La valeur du pas d'apprentissage η a un effet significatif pendant l'apprentissage sur la performance du réseau. Si ce pas est petit, l'algorithme converge lentement par contre s'il est grand l'algorithme risque de générer des oscillations [68].

3.5 Applications des réseaux de neurones

Les réseaux de neurones artificiels sont utilisés dans plusieurs domaines, nous pouvons citer [79] :

- Les applications de reconnaissance des formes dans la lecture automatique des codes postaux, la reconnaissance et synthèse de la parole ou la reconnaissance automatique d'image (la détection et la reconnaissance des visages, imagerie satellitaire, etc.).
- La reconnaissance de signaux radar.
- La bio-ingénierie pour prédire les propriétés chimiques des molécules.
- Détection d'anomalies en médecine : ceci est une dérivation des reconnaissances de formes. On apprend à un réseau une image du fonctionnement normal d'un système et celui-ci sera ainsi capable d'indiquer tout état de dysfonctionnement quand certains paramètres engendrent une image anormale.

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, un aperçu général a été donné sur la notion des *Réseaux de Neurones Artificiels*. Après un petit historique sur l'apparition des *RNA*, et la présentation des modèles biologiques et mathématiques du neurone, les différentes architectures des réseaux de neurones ainsi que leurs types d'apprentissage sont présentés.

Nous nous sommes concentrés principalement dans ce chapitre sur une architecture neuronale parce que c'est la méthode utilisée dans notre travail qui est généralement la plus utilisée pour l'identification des visages humains.

Le chapitre suivant sera l'étape finale de notre projet où nous allons mettre en œuvre un système de reconnaissance des formes par les réseaux de neurones artificiels qui se base sur des images 2D du visage pour l'identification des personnes.



Chapitre 04

**Études
expérimentales**

4 *Études expérimentales*

4.1 Introduction

Après la présentation d'un aperçu théorique sur la biométrie, la reconnaissance des formes et apprentissage et classification par les réseaux de neurones artificiels dans les trois chapitres précédents, nous illustrons ici le côté pratique de notre système d'identification biométrique qui utilise une des techniques ou modalités biométriques qui est la reconnaissance faciale basé sur des images 2D du visage avec l'utilisation des réseaux de neurones artificiels.

Nous présentons, en premier lieu, une brève description sur les étapes fondamentales de la conception et l'implémentation de notre système de reconnaissance de visage. Afin d'évaluer et augmenter ses performances, nous réservons la deuxième partie aux tests expérimentaux en utilisant plusieurs paramètres. Nous finissons notre travail par un ensemble de comparaison et discussions sur les différents résultats obtenus.

4.2 Système de reconnaissance faciale proposé

Le système proposé dans notre travail est un système d'identification biométrique des individus par l'utilisation des caractéristiques mesurables du visage, en se basant sur l'utilisation des ondelettes qui sert à simplifier un ensemble de données pour réduire sa dimension.

Un système automatique comporte deux modes de fonctionnement : un mode **enrôlement** (apprentissage), qui extrait pour chaque individu un ensemble de caractéristiques représentatives mise sous la forme d'un vecteur de caractéristiques, ces derniers seront stockés dans une base de données dédiée, et un mode **identification** qui permet d'établir l'identité d'une personne à partir de son image faciale.

Le système que nous avons développé est illustré dans la **figure 4.1**.

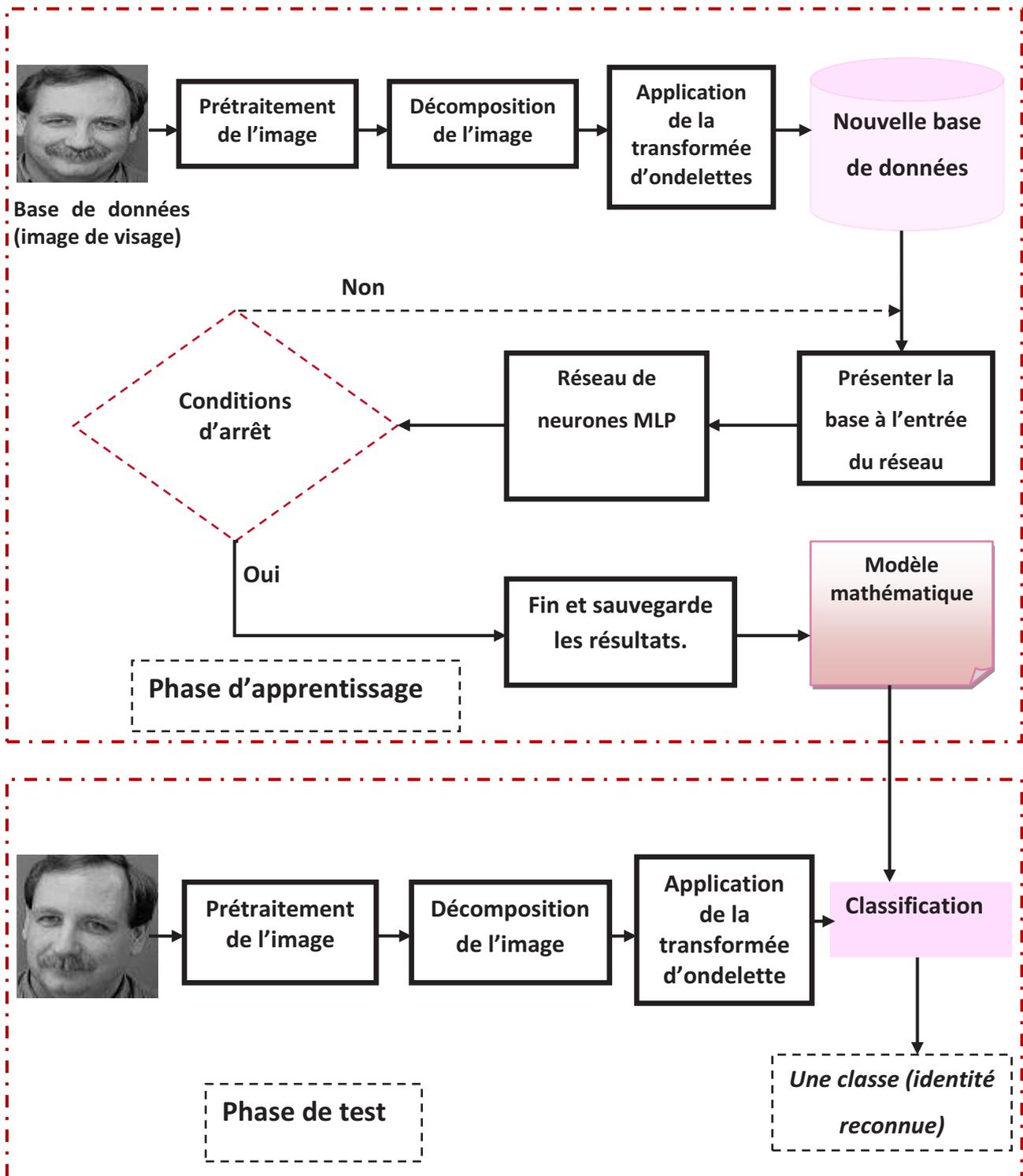


Figure 4. 1: Diagramme du système de reconnaissance biométrique du visage.

❖ *Ce schéma à quatre étapes nécessaires*

Le **prétraitement** concerne le filtrage et la transformation des données afin d'avoir des données plus adaptées à la recherche des caractéristiques informatives. La **décomposition** consiste à décomposer l'image en sous-blocs. Le module d'**extraction des caractéristiques**

sert à extraire les informations intéressantes et discriminantes d'une image de manière succincte dans un vecteur. Nous avons utilisé pour cette tâche la transformée d'ondelettes. La dernière étape, qui est la **classification**, elle fait la comparaison entre deux vecteurs de caractéristiques en utilisant les réseaux de neurones artificiels. Le résultat sera « *une classe (identité reconnue)* ».

❖ Structure du réseau neuronal

Le réseau de neurones utilisé est un réseau MLP, à une seule couche cachée. L'entrée du réseau est le vecteur de caractéristiques obtenu après l'application de la DWT. En sortie du réseau, soit nombre d'individus donc 40 sorties. Chaque neurone utilise une fonction de transfert qui est la tangente hyperbolique (tansig), le neurone correspondant sur la dernière couche aura une valeur 1 en sortie, et les autres neurones auront une valeur 0. L'apprentissage des poids des neurones du réseau se fera avec l'algorithme de rétro-propagation du gradient.

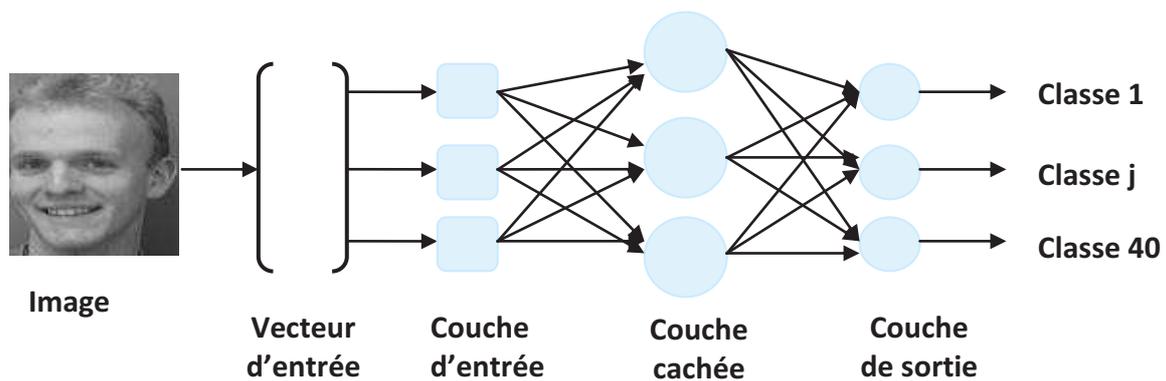


Figure 4. 2:Modèle de reconnaissance proposé.

4.3 Base de données ORL & Protocole d'évaluation

4.3.1 Description de la base de données

Conçue par AT&T Laboratoires de l'université de Cambridge en Angleterre, la base de données ORL (Olivetti Research Laboratory) est une base de données de référence pour les systèmes de reconnaissances automatiques des visages. La plupart des changements possibles et prévisibles du visage ont été pris en compte, comme par exemple : la barbe, le changement de coiffure, les lunettes, les changements dans les expressions faciales, etc. Ainsi que les conditions d'acquisition telles que : le changement d'illumination et le changement d'échelle dû à la distance entre le dispositif d'acquisition et l'individu.

La base de données ORL est constituée de 40 individus, chaque individu possède 10 poses, donc la base contient 400 images. Les poses ont été prises sur des intervalles de temps différents pouvant aller jusqu'à trois mois.

Toutes les images sont prises contre un fond sombre homogène. Les fichiers sont en format PGM. La taille de chaque image est de 92×112 pixels avec les niveaux de gris à 8 bits. Les images sont organisées dans 40 répertoires (un pour chaque individu). Dans chaque répertoire, il y a 10 images du sujet sélectionné. L'extraction des visages à partir des images a été faite manuellement. Nous présenterons dans ce qui suit les figures montrant les spécificités de la base de données de référence ORL.



Figure 4. 3:Base de données ORL [80].

- Un exemple où l'acquisition se fait sous différentes orientations du visage :



Figure 4. 4:Exemple de changements d'orientation du visage.

- Un exemple où l'acquisition se fait sous différents éclairages :



Figure 4. 5:Exemple de changement d'éclairage.

- Un exemple qui montre les changements d'échelle dus à la distance entre le dispositif d'acquisition et l'individu :



Figure 4. 6:Exemple de changement d'échelle.

- Un exemple qui montre les changements des expressions faciales, telles que les grimaces :



Figure 4. 7:Exemple de changements des expressions faciales.

- Un exemple d'un individu avec et sans lunettes :



Figure 4. 8:Exemple de port de lunettes.

- Un individu peut aussi porter une barbe ou changer de coiffure, la base ORL prend en considération ces particularités :



Figure 4. 9:Exemple de changements de coiffure et de port de barbe.

- La base ORL comprend aussi des individus de différents âges, sexe et couleurs de peaux :



Figure 4. 10:Exemples d'individus de différents âges, races et sexes.

4.3.2 Protocole d'évaluation

Dans l'objectif de développer un système de reconnaissance de visages, il est nécessaire de diviser la base d'images ORL en deux groupes : un groupe pour effectuer l'apprentissage et l'autre pour tester les techniques et déterminer leurs performances.

Dans les séries de tests que nous avons effectués, la base a été subdivisée de la façon suivante :

- **Images d'apprentissage** : les 05 premières images de chaque personne servent pour la phase d'apprentissage. D'où on aura 200 images pour l'apprentissage.
- **Images de tests** : les 05 images restantes de chaque individu sont utilisées pour la réalisation de différents tests. D'où on aura 200 images pour les tests.

L'objectif est d'évaluer le taux de reconnaissance, en suivant un protocole de test basé sur la mesure du taux de reconnaissance. Ce taux est calculé de la manière suivante :

$$\text{Taux de reconnaissance} = \frac{\text{nombre d'images de test correctement reconnues}}{\text{nombre total des images de test}} * 100$$

Il est extrêmement important d'appliquer diverses techniques de prétraitement d'image pour standardiser les images que nous fournissons à un système de reconnaissance faciale. Ce prétraitement est effectué à la fois sur les images de la base de données d'apprentissage et sur les images de tests. Cela permet de convertir toutes les images dans un format identique afin d'assurer l'homogénéité des données.

4.4 Expérimentations & résultats

4.4.1 Environnement du travail

Afin de bien mener ce projet, nous avons utilisé MATLAB R2016a sur windows7, Intel (R) core(TM) i3-4005U CPU @1.70 GHz avec 4 Gb de RAM.

Pourquoi utiliser MATLAB dans la reconnaissance de visages ?

L'environnement de programmation **MATLAB**, est devenu un langage de référence pour l'analyse et la résolution des problèmes scientifiques. Il offre une grande simplicité de manipulation des images. Il permet l'exécution des tâches nécessitant une grande puissance de calcul et dont la mise en œuvre sera bien plus simple et rapide. Il dispose de plusieurs boîtes à outils en particulier celle du traitement d'images « Image Processing Toolbox », qui propose un ensemble d'algorithmes et d'outils graphiques de référence pour le traitement, l'analyse, la

visualisation et le développement d'algorithmes de traitement d'images, et celles des réseaux de neurones artificiels «Neural Network Toolbox ».

4.4.2 Tests et résultats

1. Test avec des paramètres par défauts

Comme première étape, nous avons utilisé des paramètres par défaut, à savoir : aucun prétraitement, la transformée d'ondelette en premier niveau, et le réseau de neurones MLP (340 neurones dans la couche cachée + la tangente hyperbolique comme fonction d'activation). Le **tableau 4.1** illustre les résultats obtenus :

Tableau 4. 1:Résultats d'identification en utilisant des paramètres par défaut.

Nombre d'images d'apprentissage	Nombre d'images de test	Taux de reconnaissance (%)	Taux de rejet (%)
05	05	69%	31 %

Nous remarquons que le résultat obtenu est insuffisant, alors afin d'augmenter le taux de reconnaissance, nous jouons sur les paramètres de prétraitement, extraction des caractéristiques et classification.

2. Effet du prétraitement

Afin d'améliorer les performances d'identification, nous avons effectué plusieurs prétraitements, à savoir :

❖ Filtrage de l'image :

Dans cette étape, nous avons appliqué le filtrage qui a pour objet d'atténuer l'effet du bruit et faire disparaître les défauts et les perturbations contenus dans une image. Nous avons choisi le filtre médian dans le but de réduire le bruit « sel et poivre » et conserver l'intégrité des frontières.





Figure 4. 11:Exemple d'application du filtre médian sur une image du visage.

❖ Egalisation d'histogramme

L'égalisation d'histogramme consiste à équilibrer le mieux possible la distribution des pixels afin d'augmenter les nuances dans l'image et donc son contraste et sa luminosité globale.

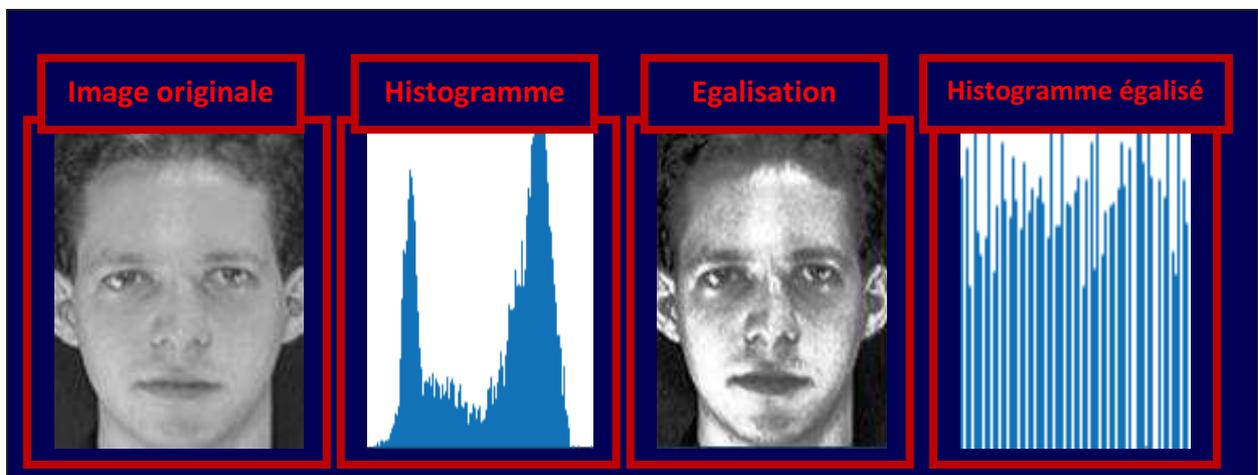


Figure 4. 12:Exemple d'égalisation d'histogramme.

❖ Ajustement de l'image

Cette technique permet d'augmenter le contraste d'une image en saturant 1% des données de cette image à des intensités faibles et élevées.



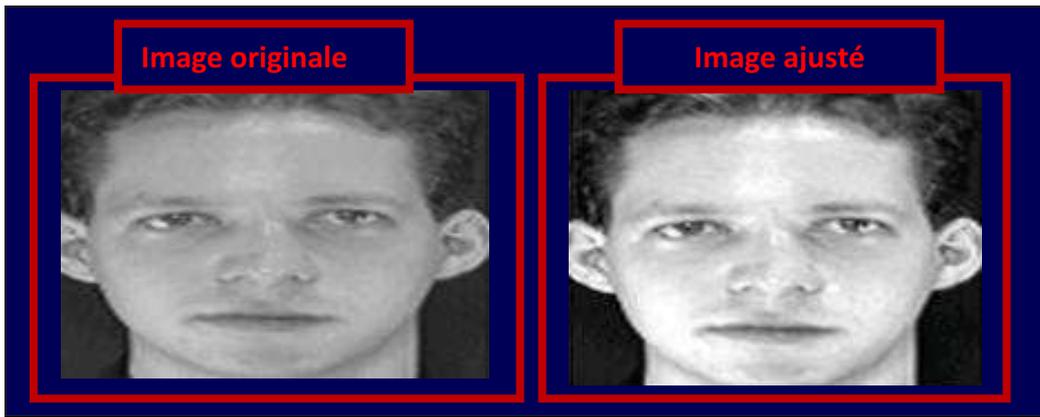


Figure 4. 13:Exemple d'une image ajustée.

Les résultats d'identification de chaque prétraitement sont présentés dans le tableau suivant :

Tableau 4. 2:Taux de reconnaissancesavec plusieurs prétraitements.

Prétraitement	Filtre médian	Egalisation	Ajustement de l'image	Médian+égalisation + ajustement	Médian +égalisation	Egalisation + ajustement
Taux de reconnaissance %	82.5	82.5	76	83	82.5	75

Après avoir effectué plusieurs techniques de prétraitement, et d'après les résultats obtenus, nous remarquons que le type de prétraitement joue un rôle important pour l'amélioration du taux de reconnaissance où nous avons eu une amélioration supérieure à 14% dans le cas où nous avons appliqué une égalisation d'histogramme, filtre médian, avec ajustement de l'image. Le taux a été amélioré de 69% à 83%.

3. Effet du nombre de neurones cachés sur le taux de reconnaissance

À partir des meilleurs paramètres obtenus dans les expérimentations précédentes (égalisation d'histogramme, filtre médian et ajustement en prétraitement, la transformée d'ondelettes (premier niveau) en extraction des caractéristiques et un réseau de neurones MLP en classification). Nous répétons la même procédure d'apprentissage avec différents nombres de neurones dans la couche cachée avec différentes dimensions d'images, les taux de reconnaissance obtenus sont regroupés dans le **tableau 4.3**.

Tableau 4. 3:Taux de reconnaissances en fonction de la dimension de l'image et le nombre de neurones cachés.

Neurones cachées	Taux de reconnaissance (%)					
	10x10	15x15	20x20	25x25	30x30	Taille originale (92x112)
100	79	81	81	78	75	82.5
150	78	81.5	80	82	81.5	74.5
200	74.5	82	81.5	82.5	82	82.5
250	75.5	82	80	82.5	71	81
300	78.5	82.5	81	80.5	75.5	82.5
340	82	82.5	82	80	82.5	83
400	24.5	46	37	45	56.5	53

Nous remarquons que l'augmentation du nombre de neurones dans la couche cachée ne donne pas forcément un meilleur taux de reconnaissance, le meilleur résultat est obtenu avec un nombre de neurones égal à 340 et une taille d'image originale.

4. Effet des fonctions d'activation

À partir des meilleurs paramètres obtenus dans les expérimentations précédentes, nous avons testé et comparé plusieurs types de fonctions d'activations. Le **tableau 4.4** illustre les résultats obtenus.

Tableau 4. 4: Résultats obtenus avec plusieurs types de fonctions d'activation.

Fonction d'activation	Linéaire	Linéaire saturée symétrique	Linéaire positive	Sigmoïde	Tangente hyperbolique
Taux de reconnaissance %.	4	55.5	0	8.5	83

Les résultats qui sont illustrés dans le **tableau 4.4** montrent l'efficacité de la tangente hyperbolique (tansig) par rapport aux autres fonctions de transfert où le taux de reconnaissance a atteint 83%.



5. Effet de décomposition de l'image en plusieurs blocs

À partir des meilleurs paramètres obtenus dans les expérimentations précédentes, nous avons divisé l'image en sous-blocs de la même taille, ensuite nous avons appliqué la transformée d'ondelette sur chaque bloc séparément. A la fin, nous avons concaténé les vecteurs de caractéristiques issus de chaque bloc en un seul vecteur de caractéristique global.

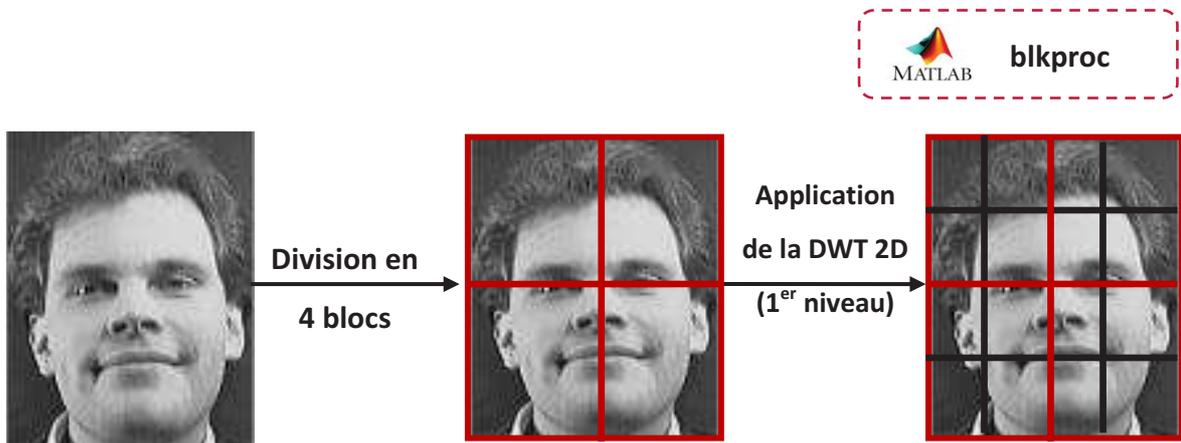


Figure 4. 14: Exemple de la dévission en 4 blocs.

Les résultats sont représentés dans le tableau suivant :

Tableau 4. 5: Effet de la décomposition de l'image en plusieurs blocs.

	Ondelettes multi-blocs			
	1 bloc	4 blocs	16 blocs	Multi-level
Taux de reconnaissance %.	82.5	84	75	83

D'après les résultats obtenus, la décomposition de l'image en 4 blocs amène le plus haut taux de reconnaissance, le taux a été amélioré à 84%.

6. Effet de la transformée d'ondelettes

Plusieurs niveaux de la transformée d'ondelettes ont été testés et comparés, le **tableau 4.6** récapitule les différents résultats.



Tableau 4. 6:Taux de reconnaissances avec différents niveaux de la transformée d'ondelettes.

	1 bloc	4 blocs	16 blocs	Multi-blocs
Niveau1	76	84	75	72
Niveau2	81	76.5	73	80.5
Niveau3	73	77	80	83.5

Le **tableau 4.6** montre qu'un seul niveau avec 4 blocs suffit pour donner un meilleur résultat.

Dans cette partie, nous avons testé le taux de reconnaissance avec plusieurs types de la transformée d'ondelettes. Le **tableau 4.7** représente les résultats obtenus.

Tableau 4. 7:Effet du type de la transformée d'ondelettes utilisé.

Ondelettes	Db1	Db2	Db3	Db4	Db5	Db6	Db7	Db8
Taux de reconnaissance (%)	55.5	81.5	80	82.5	76.5	78	73	89.5

Le meilleur résultat est achevé avec l'utilisation de la transformée d'ondelettes du type Db8. En fait le taux a été amélioré de 84% jusqu'à 89%.

- **Une petite comparaison entre le descripteur LBP et la transformée d'ondelettes**

Dans cette comparaison, nous avons testé une autre méthode d'extraction de caractéristiques très connue dans le domaine de la reconnaissance des formes, à savoir : le motif binaire local (LBP : Local Binary Pattern), détaillée en chapitre 02. Les résultats sont enregistrés dans le tableau suivant :

Tableau 4. 8 : Résultats obtenus avec 2 extracteurs des caractéristiques différents.

	LBP(8,1)	La transformée d'ondelettes
Taux de reconnaissance (%)	2.5	89.5

D'après les résultats obtenus, nous constatons que le choix du type d'extracteur des caractéristiques est très important où nous avons obtenu 2 résultats très différents en utilisant 02 types d'extracteurs. Un meilleur taux de reconnaissance est obtenu en utilisant la transformée d'ondelettes.

7. Effet du nombre d'images d'apprentissage sur le taux de reconnaissance

Cette dernière expérimentation consiste à changer à chaque fois le nombre d'images des personnes consacrées en apprentissage et au test en même temps. Le **tableau 4.9** illustre les résultats.

Tableau 4. 9:Effet du nombre d’images d’apprentissage sur le taux de reconnaissance.

Images d’apprentissage	Images de test	Taux de reconnaissance
9	1	19.5
8	2	36
7	3	53.5
6	4	69
5	5	82
4	6	89
3	7	99.5
2	8	68.5
1	9	60.5

D’après les résultats mentionnés dans le tableau ci-dessus, le meilleur résultat est achevé en utilisant 3 images pour l’apprentissage et 7 pour le test. Le taux a été amélioré de 89% jusqu’à **99.5%**.

À la fin de notre travail, nous avons fait d’autres tests à savoir :

❖ **L’ordre des images affectées pour l’apprentissage et pour le test**

- Les 05 premières images pour l’apprentissage et les 05 dernières pour le test.

Tableau 4. 10: Résultats dans le cas où les 5 premières images destinées pour l’apprentissage et 5 dernières pour le test.

Taux de reconnaissance	89%
-------------------------------	------------

- Les 05 premières images pour le test et les 05 dernières pour l’apprentissage.

Tableau 4. 11 : Résultats dans le cas où les 05 premières images destinées pour le test et 05 dernières pour l’apprentissage.

Taux de reconnaissance	80.5%
-------------------------------	--------------

❖ **Les images de l’ordre pair pour l’apprentissage et celles de l’ordre impair pour le test.**

Tableau 4. 12 : Images pairs destinées pour l’apprentissage et images impairs pour le test.

Taux de reconnaissance	80.5%
-------------------------------	--------------

- ❖ Les images de l'ordre pair pour le test et celles de l'ordre impair pour l'apprentissage.

Tableau 4. 13 : Images pairs destinées pour le test et images impairs pour l'apprentissage.

Taux de reconnaissance	87%
-------------------------------	------------

4.5 Conclusion

Dans ce dernier chapitre, nous avons présenté notre système d'identification biométrique implémenté dans le cadre de notre travail qui se base principalement sur l'utilisation des réseaux de neurones du type MLP. Une série de tests et expérimentations ont été effectués pour valider ce système jusqu'à ce que nous sommes arrivés aux résultats prévus. En validant ce système sur une base de données standard « ORL » de 40 personnes, nous avons obtenu une amélioration du taux de reconnaissance (**99.5%**).

CONCLUSION GENERALE & PERCPECTIVES

Conclusion Générale & Perspectives

La présente étude avait pour objectifs d'étudier la reconnaissance d'identité en employant des images 2D du visage. Différentes techniques de reconnaissance de visage ont été testées sur une base de données standard de visages « ORL ».

La méthode étudiée repose sur l'utilisation des réseaux de neurones du type MLP qui se base sur l'utilisation de la transformée d'ondelettes pour réduire la dimensionnalité des images afin de déterminer l'image de la personne la plus favorable.

Durant les tests, nous avons conclu que ces méthodes produisent des résultats acceptables, mais n'atteignent pas une précision suffisante. Pour objectif d'améliorer ces performances, plusieurs techniques ont été utilisées tel que les prétraitements, la décomposition de l'image et plusieurs fonctions d'activation ont été testées ...etc.

Les performances atteintes par les réseaux de neurones montrent leur efficacité dans le domaine de reconnaissance. Les inconvénients majeurs des réseaux de neurones qu'ils ne donnent pas des résultats stables (différents résultats avec les mêmes paramètres) et ils prennent du temps pour leurs entraînements (plusieurs minutes).

Les résultats que nous avons obtenu par l'utilisation des réseaux de neurones sont très encourageants, ce qui nous encourageons à essayer d'améliorer les méthodes d'identification de visages. Nous visons dans les futurs travaux :

- L'utilisation d'une base de données qui est reconnue sur le plan international comme la base FERET.
- A réaliser un système biométrique de détection et de reconnaissance de visages avec des performances assez hautes.
- Une réalisation d'un système de reconnaissance faciale en utilisant des images 3D pour contourner les problèmes posés par l'illumination.
- Une réalisation d'un système bimodal (une association avec une autre modalité (ex : l'iris, la voix, les empreintes digitales, etc.).

Annexe

Généralités sur le traitement d'images [81]

1 Généralités sur le traitement d'images

1.1 Définition de l'image :

L'image est une représentation ou reproduction d'un objet ou d'une figure dans les arts graphiques. En particulier, c'est un support d'information, elle peut être utilisée comme un outil de communication dans le monde.

Les images manipulées par l'ordinateur sont des images numériques. L'image numérique désigne toute image acquise, créée et traitée par un système de numérisation (les caméscopes, les scanners, les appareils photo,...etc.) Elle est stockée sous une forme codée en langages binaires. D'autre terme, c'est une matrice de $X*Y$ pixels correspondant à l'échantillonnage et la quantification d'un signal acquis avec une caméra.

1.2 Quelques caractéristiques d'une image numérique

Pixel : le pixel représente le plus petit point de l'image. C'est aussi l'unité utilisée pour spécifier les définitions d'affichage (largeur*hauteur).

Résolution : exprimée en nombre de pixels par unité de mesure (pouce ou centimètre). C'est la clarté ou la finesse de détails atteinte par un moniteur ou une imprimante dans la production d'images.

Voisinage d'un pixel : le voisinage d'un pixel est l'ensemble des pixels qui lui sont adjacents.

Niveau de gris : C'est la valeur qui représente l'intensité de la luminosité d'un point. Le niveau de gris minimal est 0 (blanc). Le niveau de gris maximum dépend de la profondeur de numérisation de l'image (noir). Pour une image d'une profondeur de 8 bits c'est 255.

Image en couleur : une image couleur est en réalité composée de trois images indépendantes, afin de représenter le rouge, le vert et le bleu. Cette représentation mime le fonctionnement du système visuel humain.

Histogramme d'une image : l'histogramme d'une image représente la distribution des intensités des pixels en fonction de leur niveau de gris.

Luminance : exprimée en candelas par mètre carré (cd/ m^2). Elle permet de définir la luminosité de l'écran.

Contraste : C'est l'opposition marquée entre deux régions d'une image. Il sert à quantifier la différence de luminosité entre les parties claires et sombres d'une image.

Le bruit : est une information parasite qui s'ajoute aléatoirement à une image numérique causant la perte de la netteté dans les détails.

1.3 Prétraitement

Egalisation de l'histogramme : l'égalisation d'un histogramme consiste à équilibrer le mieux possible la distribution des pixels dans la dynamique. Pour obtenir le cas idéal, il faut que l'histogramme soit plat.

Ajustement de l'image : Cette technique sert à l'augmentation du contraste d'une image en saturant 1 % des données de cette image à des intensités élevées et faibles.

Filtre médian : c'est un filtre numérique non linéaire. Cette étape est largement utilisée en traitement d'images numériques car ce filtre permet sous certaines conditions de réduire le bruit tout en conservant les contours de l'image.

Segmentation d'image : La segmentation d'image est un processus fondamental dans la chaîne de traitement d'images, car elle est située à l'articulation entre le traitement et l'analyse des images. Ce processus consiste à partitionner une image en sous-ensembles pour pouvoir extraire objets qui la composent (région, contour,...)

Le choix d'une technique de la segmentation est liée à plusieurs facteurs comme : la nature de l'image, les conditions d'acquisition (bruit), les primitives à extraire (contour, texture, ...etc.).

Références bibliographiques

- [01] T. Hafs : « *Reconnaissance Biométrique Multimodale basée sur la fusion en score de deux modalités biométriques : l’empreinte digitale et la signature manuscrite cursive en ligne* ». Thèse de doctorat, Université Badji Mokhtar-Annaba (Algérie), 2016.
- [02] S. Mori, H. Nishida and H. Yamada: « *Optical character Recognition* ». John Wiley and Sons, April 1999, p.560, ISBN: 978-0-471-30819-5.
- [03] F. Peronnin et J. Dugelay : « *Introduction à la biométrie, authentification des individus par traitement audio et vidéo* ». Revue Traitement du Signal, vol.19, no.04, 2002.
- [04] F. Massicotte : « *La biométrie, sa fiabilité et ses Impacts sur la pratique de la Démocratie Libérale* ». Mémoire présenté comme Exigence Partielle De La Maîtrise En science politique, Université du Québec, Montréal (Canada), Novembre 2007.
- [05] I. Benchennane : « *Étude et mise au point d’un procédé biométrique multimodale pour la reconnaissance des individus* ». Thèse de doctorat, Université Mohamed Boudiaf, Oran (Algérie), 2016.
- [06] S.G. ABABSA: « *Authentification d’individus par reconnaissance de caractéristiques biométriques liées aux visages 2D/3D* ». Thèse de doctorat, Université d’EVRY VAL D’ESSONNE (France), 03/10/2008.
- [07] A.K. Jain, R. Bolle, and S. Pankati, editors: « *Biometrics: Personal Identification in Network Society* ». Springer Verlag, New York (USA), 1999.
- [08] N. Morizet : « *Reconnaissance biométrique par fusion multimodale du visage et de l’iris* ». Thèse de doctorat, École Doctorale I.T.E, Paris (France), 2009.
- [09] L. Ballihi : « *Biométrie faciale 3D par apprentissage des caractéristiques géométriques : Application à la reconnaissance des visages et à la classification du genre* ». Thèse de doctorat, Université Mohammed V-AGDAL Rabat (Maroc), Soutenu le 12/05/2012.
- [10] M. El Abed : « *Évaluation des systèmes biométriques* ». Thèse de doctorat, Université de Caen Basse-Normandie (France), 07/08/2006.

- [11] R. Beveridge and M. Kirby: « *Biometric and Face Recognition* ». IS&T Colloquium, p.25, 2005.
- [12] P.J. Phillips, H. Hyeonjoon, S. Rizvi, and P. Rauss: «*The FERET Evaluation Methodology for Face-Recognition Algorithms* ». IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vo.22, No.10, Octobre 2000.
- [13] L. ALLANO: « *La Biométrie multimodale: stratégies de fusion de scores et mesure de dépendance appliqués aux bases de personnes virtuelles* ». Thèse de doctorat, Institut National des télécommunications dans le cadre de l'école doctorale SITEVRY en Co-accréditation avec l'Université d'EVRY-VAL D'ESSONNE (France), Soutenu le 12/01/2009.
- [14] S. Khellat-Kihel : « *Identification biométrique par fusion multimodale de l'empreinte veineuse du doigt* ». Thèse de doctorat, Université Mohamed Boudiaf, Oran (Algérie), 2017.
- [15] T. Autret, R. Bergeron, M. Collignon, M.A. Couvez, A. Denis, J.C. Gandois, G. Khouberman, M. Leclerc, and J.Y. Martin : « *Technique de contrôle d'accès par la biométrie* ». Dossier technique de la commission de sécurité physique *clusif*, 2003.
- [16] J. M. Gauthier : « *Cadre juridique de l'utilisation de la biométrie au Québec : sécurité et vie privée* ». Mémoire présenté en vue de l'obtention du grade de Maîtrise (L.L.M), Université de Montréal (Canada), Avril 2014.
- [17] D.C. Garcia, Q. De, and R. L: « *Face-spoofing 2D-Détection Based on Moiré-Pattern Analysis* », IEEE transactions on Information Forensics and Security, vol.10, no.04, pp.778-786, April 2015.
- [18] T.R. Borah, K.K. Sarma, and P.H. Talukdar: « *Retina recognition system using adaptive neuro fuzzy inference system* ». International conference on computer, communication and control (IC4), pp.01-06, September 2015.
- [19] K.B. Raja, R. Raghavendra, and C. Busch: « *Video Presentation Attack Detection in Visible Spectrum Iris Recognition Using Magnified Phase Information* ». In Information Forensics and Security, IEEE Transactions on, vol.10, no.10, pp.2048-2056, October 2015.
- [20] J. Soldera, C.A.R. Behaine, and J. Scharcanski: « *Customized Orthogonal Locality Preserving Projections With Soft-Margin Maximization for Face Recognition* ». In

Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on, vol.64, no.09, pp.2417-2426, Septembre 2015.

[21] O.P. Ee, X. Yanwu, D.W.K. Wong, and L. Jiang: « *Retina verification using a combined points and edges approach* ». In Image Processing (ICIP), IEEE International conference on, pp.2720-2724, 27-30 September 2015.

[22] K. Wang, N. An, B.N. Li, Y. Zhang, and L. Li: « *Speech Emotion Recognition Using Fourier Parameters* ». In Affective Computing, IEEE Transactions on, vol.06, no.01, pp.69-75, 2015.

[23] P. Buysens: « *Fusion de différents modes de capture pour la reconnaissance du visage appliquée aux e-transactions* ». Thèse de doctorat, Université de Caen Basse-Normandie (France), 07/08/2006.

[24] E. Didelet : « *Les arbres de neurones avec rejet d'ambiguïté : Application au diagnostic pour le pilotage en temps réel du réseau téléphonique français* ». Thèse de doctorat, Université de Compiègne (France), 1992.

[25] H. Haifeng: « *Multiview Gait Recognition Based on Patch Distribution Features and Uncorrelated Multilinear Sparse Local Discriminant Canonical Correlation Analysis* ». In Circuits and Systems for Video Technology, IEEE Transactions on, vol.24, no.4, pp.617-630, 2014.

[26] Y. Wang, Y. Fan, W. Liao, K. Li, L. Shark, and M.R. Varelly: « *Hand Vein Recognition based on multiple Keypoints Sets* ». In proceeding of the 5th IEEE International Conference on Biometrics (ICB). pp.367-371, New Delhi (India), 2012.

[27] Y.P. Hu, Z.Y. Wang, X.P. Yang, and Y.M. Xue: « *Hand Vein Recognition based on the connection lines of Reference Point and Feature Point* ». Infrared Physics and Technology (Elsevier), Vol.62, pp.110-114, 2014.

[28] W. Song, T. Kim, H.C. Kim, J.H. Choi, H.J. Kong, and S.R. Lee: « *A Finger-Vein Verification System using Mean Curvature* ». Pattern Recognition Letters (Elsevier), vol.32, no.11, pp.1541-1547, 2011.

[29] L. Yang, G. Yang, and X. Xi: « *Exploring Soft Biometric Trait with Finger Vein Recognition* ». Neurocomputing (Elsevier), vol.135, pp.218-288, 2014.

- [30] S. Liu and M. Silverman: « *A Practical Guide to Biometric Security Technology* ». IEEE IT Professional, vol.03, no.01, pp.27-32, 2001.
- [31] Z.H. Mamar : «*Analyse Temps-Échelle et Reconnaissance des Formes pour le Diagnostic du Système de Guidage d'un Tramway sur Pneumatiques* ». Thèse de doctorat, Université Blaise Pascal-Clermont II (France), 18/07/2008.
- [32] C. Gagne : « *Algorithmes évolutionnaires appliqués à la Reconnaissance des formes et à la conception optique* ». Thèse PHD, Université Laval Québec (Canada), 2005.
- [33] J.M.S. Prewitt: « *Object enhancement and extraction* ». *In Book*. Lipkin and A. Rosenfeld: « *Picture Processing and Psychopictorics* ». Eds., New York, (USA): Academic Press, pp 75-149, 1970.
- [34] S. Nebti: «*Reconnaissance de Caractères Manuscrits par Intelligence Collective* ». Thèse de doctorat, Université Ferhat Abbas, Sétif (Algérie), 07/03/2013.
- [35] L. Likforman-Sulem et E.B. Smith: « *Reconnaissance des formes: théorie et pratique* ». 3^{ème} édition, Paris (France) : Ellipses Edition Marketing S.A, 2013, p.227, ISBN : 978-2-7298-80675.
- [36] L. Leyrit : « *Reconnaissance d'objets en vision artificielle : Application à la reconnaissance de piétons* ». Thèse de doctorat, Université Blaise Pascal-Clermont II (France), 22/11/2010.
- [37] L. Hartert : « *Reconnaissance des formes dans un environnement dynamique appliquée au diagnostic et au suivi des systèmes évolutifs : Automatique/ Robotique* ». Thèse de doctorat, Université de Reims-Champagne-Ardenne (France), 24/11/2010.
- [38] K.W. Cheung, J.T. Kwok, M.H. Law, and K.C. Tsui: « *Mining customer product ratings for personalized marketing* ». Decision Support Systems, vol.35, issue.2, pp. 231-243, 2003.
- [39] I. Kaastra and M. Boyd: « *Designing a neural network for forecasting financial and economic time series* ». Neurocomputing, vol. 10, no. 3, pp. 215-236, 1996.
- [40] S.K. Gupta, W.C. Regli, and D.S. Nau: « *Manufacturing Feature Instances: Which Ones to Recognize?* ». Symposium on Solid Modeling and Applications, pp. 141-152, 1995.

- [41] M.T. Laskri et D. Chefrour : « *Who_is : Système d'identification des visages humains* ». Département informatique –ARIMA- volume 1, Université Badji Mokhtar, Annaba (Algérie), 2002.
- [42] R.C. Gonzalez and R.E. Woods: « *Digital image processing* ». 2nd Eds, Addison-Wesley Longman Publishing Company, Boston, Massachusetts (USA), 1992.
- [43] S. Armand: « *Analyse quantifiée de la marche : extraction de connaissance à partir de données pour l'aide à l'interprétation clinique de la marche digitigrade* ». Thèse de doctorat, Université de Valenciennes et du Hainaut Cambresis, (France), 2005.
- [44] M. El-Abed and V. Margner: « *Comparison of Different Preprocessing and Feature Extraction Methods for Offline Recognition of Handwritten Arabic Words* ». In Ninth International Conference on Document Analysis and Recognition, vol. 2, pp. 974-978, 2007.
- [45] N. Benahmed: « *Optimisation des réseaux de neurones pour la reconnaissance des chiffres manuscrits isolés, sélection et pondération des primitives par algorithmes génétiques* ». Thèse pour l'obtention de la maîtrise en Génie de la production automatisée, Montréal (Canada), Mars 2002.
- [46] C. Zhu: « *Effective and efficient visual description based on local binary patterns and gradient distribution for object recognition* ». Thèse de doctorat, Ecole central de Lyon (France), 21/11/2012.
- [47] N. Morizet, T. Ea, F. Rossant, F. Amiel, et A. Amara : « *Revue des algorithmes PCA, LDA et EBGM utilisés en reconnaissance 2D du visage pour la biométrie* ». Institut Supérieur d'Electronique de Paris (ISEP), (France), Paris cedex, 2006.
- [48] A. Benzaoui, A. Boukrouche, and I. Adjabi: « *Experiments and improvements of ear recognition based on local texture descriptors* ». Optical Engineering, vol. 56 (4), 2017.
- [49] A. Benzaoui, A. Boukrouche, and A. Hadid: « *Ear biometric recognition using local texture descriptors* ». Journal of Electronic Imaging, vol. 23 (5), 053008 (09/10/ 2014).
- [50] J. Pan and Y. Tang : « *Texture classification based on Bidimensional Empirical Mode Decomposition and Local Binary Pattern* ». IJACSA, vol.4, No.9, 2013.
- [51] R. Min: « *Face recognition robust to occlusions* ». Thèse de doctorat, Institut Des Sciences et Technologies, TELECOM Paris Tech, Paris (France), 12/04/2013.

- [52] M. Barni: « *Document and Image Compression* ». CRS Press, Taylor and Francis Group, 2006.
- [53] T.Q. Nguyen: « *A tutorial on filter banks and Wavelets* ». University of Wisconsin, ECE Department, USA, June 1995.
- [54] A. Bovik: « *The Essential Guide to Image Processing* ». Elsevier, Inc., 2nd édition, 2009.
- [55] H.A. Boubacar: « *Classification Dynamique de Données non stationnaires: Apprentissage séquentiel des classes évolutives* ». Thèse de Doctorat, Université des Sciences & Technologies de Lille (France), 2006.
- [56] A. Trémeau, C.F. Maloigne, and P. Botton : « *Image numérique couleur : de l'acquisition au traitement* ». Eds. , Dunod, Paris (France), 2004.
- [57] M.L. Talbi : « *Analyse et traitement du signal électro cardiographique ECG* ». Thèse de doctorat, Université Mentouri, Constantine (Algérie), 2011.
- [58] D. Hebb: « *The Organization of Behavior* », Wiley, New York (USA), 1949.
- [59] F. Rosenblatt: « *The Perceptron: A Perceiving and Recognizing Automaton* ». Technical report, Cornell Aeronautical Lab, New York (USA), 1957.
- [60] M.L. Minsky and S.A. Papert: « *Perceptrons* », MIT Press Cambridge (England), 1969.
- [61] J.J. Hopfield: « *Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities* », Proc. Nat. Acad. Sci., 2554-2558, 1982.
- [62] D.E. Rumelhart and J.L. McClelland: « *Parallel distributed processing: Exploration in the microstructure of cognition* », MIT Press, Cambridge, Mass (England), 1986.
- [63] M.T. Evangelia: « *Supervised and Unsupervised Pattern Recognition Feature Extraction and Computational Intelligence* », CRC Press LLC, 2000.
- [64] J. Rude: « *Développement d'un modèle statistique neuronal pour la description fine de la pollution par le dioxyde d'azote : application à la région Parisienne* ». Thèse de doctorat, Université Paris XII (France), 2008.

- [65] S. Haykin: « *Neural Networks: A Comprehensive Foundation* ». 2nd Edition, Prentice Hall, 1999.
- [66] N. Oukacine: « *Utilisation des réseaux de neurones pour la reconstruction de défauts en évaluation non destructive* ». Thèse de Magistère, Université Mouloud Mammeri, Tizi-Ouzou (Algérie), 03/07/2012.
- [67] F. Trahi: « *Prédiction de l'irradiation solaire globale pour la région de Tizi-Ouzou par les réseaux de neurones artificiels : application pour le dimensionnement d'une installation photovoltaïque pour l'alimentation de laboratoire de recherche LAMPA* ». Thèse de magister, Université Mouloud Mammeri Tizi-Ouzou (Algérie), 2011.
- [68] M.M. Nemissi : « *Classification et Reconnaissance des Formes par Algorithmes Hybrides* ». Thèse de doctorat, Université 08 mai 1945, Guelma (Algérie), 2009.
- [69] M.H. Hassoun: « *Fundamentals of Artificial Neural Networks* ». The MIT Press, 1995.
- [70] M.R. Zemouri : « *Contribution à la surveillance des systèmes de production à l'aide des réseaux de neurones dynamiques : Application à la maintenance* ». Thèse de doctorat, Université de Franche-Comté (France), 2003.
- [71] O. Benzaim : « *Technique multiport pour la conception et la réalisation de systèmes Micro-ondes dédiés à l'évaluation non destructive de matériaux* ». Thèse de doctorat, Université de Lille1 (France), 2009.
- [72] F. Cau, A. Fanni, A. Montisci, P. Testoni and M. Usai: « *Artificial Networks for Non-Destructive Evaluation with Ultrasonic Waves in not Accessible Pipes* ». 0-7803-9208, p685-692/ IEEE, Mai 2005.
- [73] C. Looney: « *Pattern Recognition Using Neural Networks* ». Oxford University Press, New York (USA), 1997.
- [74] G. Cybenko: « *Approximation by Superposition of a sigmoidal Function* », Math, Control, Signals and systems, vol.2, pp.303-314, 1989.
- [75] K. Hornik, K.M. Stinchcombe and H. Wite: « *Universal approximation of an unknown mapping and its derivatives using multilayer feedforward networks* ». Neural Networks, vol.3, pp.551-560, 1990.

- [76] K. Hornik: « *Approximation capabilities of multilayer feedforward networks* ». Neural Networks, vol.4, pp.251-257, 1991.
- [77] B. Widrow and M.E. Hoff: « *Adaptive switching circuits* ». 1960 IRE WESCON Convention Record, pp.96-104, 1960.
- [78] R.O. Duda, P.E. Hart and D.G. Stork: « *Pattern Classification* ». 2nd édition, John Wiley & Sons, New York (USA), 2001.
- [79] Y. Hammouche: « *Comparaison de plusieurs méthodes pour la prédiction de la Charge Electrique Nationale* ». Thèse de Magistère, Université Badji Mokhtar, Annaba (Algérie), 2009.
- [80] ORL database : <https://www.cl.cam.ac.uk/research/dtg/attarchive/facedatabase.html> (consulté le 04/09/2018).
- [81] D. Boukhlouf : « Résolution des problèmes par écosystèmes : application au traitement d'images ». Thèse de magistere, Université Mohamed Khider, Biskra (Algérie), 2015.

Résumé

Savoir déterminer l'identité d'une personne de façon automatique est un problème d'actualité. La biométrie, qui est contre les fraudes et qui assure la sécurité dans différents domaines tels que les contrôles d'accès ou les organisations, est une technique globale qui consiste à identifier un individu à partir de ses caractéristiques physiques ou comportementales d'une manière fiable, efficace et rapide comme la reconnaissance faciale. Cette dernière est considérée actuellement comme l'une des tâches les plus importantes dans la communauté scientifique et dans les industries en raison de son caractère naturel et non-intrusif. Dans le cadre de notre travail, nous avons étudié l'utilisation des réseaux de neurones du type MLP et la transformée d'ondelettes, pour améliorer les performances des systèmes d'identification. Les résultats que nous avons obtenus sont très encourageants, ce qui encourage sans doute, les promotions à venir à essayer d'améliorer les méthodes d'identification de visage.

Mots clés : Biométrie, reconnaissance faciale, réseaux de neurones, transformée en ondelettes.

Abstract

Knowing how to automatically determine a person's identity is a topical issue. Biometrics, which is against fraud and provides security in different areas, such as: access controls or organizations, is a global technique that involves identifying an individual from his / her physical or behavioral characteristics with reliable, efficient and fast way like facial recognition. This latter is currently considered to be one of the most important tasks in the scientific community in general and in the biometrics industries in particular due to its natural and non-intrusive character. As part of our work, we have studied the use of the MLP neural networks and the wavelet transform to improve the performance of the identification systems. The obtained results are very encouraging, which undoubtedly motivate and foster the upcoming studies in order to try to work on how to improve face identification methods.

Keywords: biometrics, facial recognition, neural networks, wavelet transform.

المخلص

تعتبر كيفية تحديد هوية الشخص تلقائيًا مشكلة موضوعية. الأنظمة البيومترية، والتي تعمل ضد الاحتيال و توفير الأمن في مجالات مختلفة مثل أنظمة المراقبة و الرصد، هي تقنية عالمية تتمثل في تحديد الفرد من خصائصه المادية أو السلوكية بطريقة موثوقة، فعالة وسريعة مثل خاصية التعرف على الوجه. حيث إن هذه الأخيرة تعتبر واحدة من أهم التقنيات في المجال العلمي و الصناعة البيومترية بسبب طبيعتها التي لا تتطلب تلامسًا و لا تدخلًا مباشر. في عملنا هذا قمنا باستخدام الشبكة العصبية الاصطناعية لتحسين أداء نظام تحديد الهوية و هذا بالاعتماد على تقنية تحويل الموجات. النتائج التي حصلنا عليها مشجعة للغاية، و التي تحفز مستقبلًا، دون شك لتحسين آلية التعرف على الأشخاص عن طريق تحديد الوجه.

الكلمات المفتاحية : الأنظمة البيومترية، التعرف على الوجه، الشبكة العصبية الاصطناعية.