

République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

UNIVERSITE MOULOU D MAMMERI DE TIZI-OUZOU  
FACULTE DU GENIE ELECTRIQUE ET D'INFORMATIQUE  
DEPARTEMENT D'INFORMATIQUE



**Mémoire de Fin d'Etudes**  
**De MASTER ACADEMIQUE**

Domaine : **Mathématiques et Informatique**

Filière : **Informatique**

Spécialité : **Réseau, Mobilité et Systèmes Embarqués**

*Thème :*

**Développement d'un système biométrique pour la reconnaissance de visages, basé sur les ondelettes et les réseaux de neurones.**

**Encadreur : Mme C.CHERIFI**

**Examineur : Melle Y.YESLI**

**Examineur : Mme L.BOUSNINA**

**Président : Ms M.HABET**

Présenté par :

**GUIRAT Nedjma**

**SEDDIKI Karima**

**Promotion : 2016 - 2017**

# *Remerciements*

*Nous tenons à témoigner notre reconnaissance à DIEU tout puissant, qui nous a aidé et béni par sa volonté durant toute cette année.*

*Nous tenons à exprimer nos vifs remerciements accompagnés de toute notre gratitude, tout d'abord à notre Promotrice Mme CHÉRIFI, pour avoir accepté de nous encadrer, diriger et orienter durant toute la durée de ce projet ainsi que pour la marque de confiance qu'elle nous a manifesté et ses précieux conseils furent d'un apport considérable.*

*A tous les enseignants de l'UMMTO qui ont contribué à notre formation.*

*Nos plus vifs remerciements vont aussi aux membres du jury pour avoir accepté d'honorer par leur jugement notre travail.*

*Nos sincères sentiments vont à tous ceux qui, de près ou de loin, ont contribué à la réalisation de ce projet, en particulier nos chères familles et nos amis.*

# *Dédicaces*

*Tous d'abord je remercie ALLAH pour le courage e la patience qu'il m'a donnée afin de mener ce projet à terme ; que je dédie :*

*A ceux que j'aime jusqu'à la frontière de l'imagination : mon très cher père Saad qu'ALLAH l'agrée près de lui dans son vaste paradis, et ma très chère maman Fariza pour son aide et son soutien tout au long de mes études.*

*A mon seul frère Hîlal que j'aime trop.*

*A tous mes oncles et tantes, cousins et cousines.*

*A tous mes amies.*

*A tous ceux que je connais de près ou de loin et en particulier ceux qui ont contribué à la réalisation de ce travail.*

*A toute la promotion 2017.*

*Nedjma*

# *Dédicaces*

*Avant tout je remercie ALLAH le tout puissant de m'avoir donné le courage et la volonté pour réaliser ce modeste travail ; que je dédie :*

*A ceux que j'aime jusqu'à la frontière de l'imagination :  
Ma mère et mon père ; sans eux je n'aurai pas abouti à ce stade d'étude qu'ALLAH m'aide à les honorer, les servir et les combler.*

*A ceux que j'aime et que j'adore :*

*Mes sœurs : Tassadit, Kahina, Dihia et Fadila.*

*Mes frères : Karim, Hakim, Youcef.*

*Tous mes adorables amies.*

*Toutes les personnes qui m'ont soutenues et crus en moi lors de mon parcours et à tous ceux qui m'ont aidé de près ou de loin pour réaliser ce projet.*

*A toute la promotion 2017.*

*Karima*

# SOMMAIRE

## Partie 1 : BIOMETRIE ET RECONNAISSANCE DE VISAGES

### Chapitre I : BIOMETRIE : CONCEPT, APPLI CATIONS ET ENJEUX

|   |    |
|---|----|
| Introduction générale .....                             | 10 |
| I.1. Introduction.....                                  | 17 |
| I.2. La biométrie .....                                 | 17 |
| I.2.1. Définition de la biométrie .....                 | 17 |
| I.2.2. Historique de la biométrie .....                 | 17 |
| I.3. Les Modalités Biométriques .....                   | 18 |
| I.3.1. Modalités Morphologiques .....                   | 19 |
| 1. L' empreintes digitale .....                         | 19 |
| 2. Le visage.....                                       | 20 |
| 3. Géométrie de la main.....                            | 21 |
| 4. L'iris .....   | 22 |
| 5. La rétine .....                                      | 23 |
| I.3.2. Modalités Comportementales.....                  | 24 |
| 1. L'écriture (la signature).....                       | 24 |
| 2. Dynamique de frappe au clavier .....                 | 25 |
| 3. Analyse de la démarche .....                         | 26 |
| 4. Mouvement des lèvres .....                           | 27 |
| 5. La voix.....   | 27 |
| I.3.3. Modalités Biologiques .....                      | 28 |
| 1. L'odeur corporelle .....                             | 28 |
| 2. L'ADN.....   | 28 |
| 3. La reconnaissance de la thermographie faciale .....  | 29 |
| I.3.4. Multimodalité.....                               | 30 |
| I.4. Caractéristiques d'une modalité biométrique .....  | 30 |
| I.5. Applications de la biométrie .....                 | 31 |
| I.6. Les avantages et les limites de la biométrie ..... | 32 |
| I.6.1. Les avantages de la biométrie .....              | 32 |
| I.6.2. Les limites de la biométrie .....                | 32 |
| I.7. Le marché mondial de la biométrie .....            | 32 |
| I.7.1. Chiffre d'affaire .....                          | 32 |
| I.7.2. Les parts de marché par technologie .....        | 33 |
| I.8. Systèmes biométriques.....                         | 34 |
| I.8.1. Définition de système biométrique .....          | 34 |

|  |    |
|--|----|
| I.8.2. Structure d'un système Biométrique .....                      | 34 |
| I.8.3. Le fonctionnement des systèmes biométriques .....             | 34 |
| 1. L'apprentissage .....   | 34 |
| 2. La reconnaissance .....   | 35 |
| I.8.4. Evaluation des performances des Systèmes biométriques .....   | 37 |
| I.8.5. Mesure de performance des systèmes biométriques .....         | 37 |
| I.9. Conclusion .....  | 40 |
| <b>Chapitre II : SYSTEME DE RECONNAISSANCE DE VISAGES</b>            |    |
| II.1. Introduction .....   | 42 |
| II.2. Pourquoi choisir le visage ? .....                             | 42 |
| II.3. Le système de reconnaissance faciale (processus) .....         | 42 |
| II.3.1. Le monde physique (L'extérieur) .....                        | 43 |
| II.3.2. Acquisition .....  | 44 |
| II.3.3. Détection de visages et prétraitements .....                 | 44 |
| II.3.4. Technique de prétraitement (normalisation) .....             | 44 |
| II.3.5. Extraction .....   | 44 |
| II.3.6. Apprentissage .....  | 44 |
| II.3.7. Classification .....   | 45 |
| II.3.8. Décision .....   | 45 |
| II.4. Les principales difficultés de la reconnaissance faciale ..... | 45 |
| II.4.1. Illumination .....   | 45 |
| II.4.2. Pose .....   | 46 |
| II.4.3. Expressions faciales .....                                   | 46 |
| II.4.4. Occlusions .....   | 47 |
| II.4.5. Présence ou absence des composants structurels .....         | 47 |
| II.5. Techniques de la reconnaissance de visages .....               | 47 |
| II.5.1. Méthodes globales .....                                      | 48 |
| II.5.1.1. Techniques linéaires .....                                 | 48 |
| 1. L'analyse en composantes principales (ACP) .....                  | 49 |
| 2. L'analyse discriminante linéaire (LDA) .....                      | 49 |
| 3. L'analyse en composantes indépendantes (ACI) .....                | 50 |
| II.5.1.2. Techniques non linéaires .....                             | 50 |
| II.5.2. Méthodes locale .....  | 51 |
| 1. Machines à Vecteurs de Support (SVM) .....                        | 51 |
| 2. Réseaux de Neurones .....   | 52 |
| 3. Hidden Markov Models (HMM) .....                                  | 52 |
| 4. Les ondelettes .....  | 53 |

|                                      |    |
|--------------------------------------|----|
| II.5.3. Méthodes hybrides .....      | 53 |
| • Elastic Bunch Graph Matching ..... | 53 |
| II.6. Conclusion.....                | 54 |

## **Partie 2 : EXTRACTION DES CARACTERISTIQUE ET CLASSIFICATION**

### **Chapitre III : APPLICATION DES ONDELETTES POUR L'EXTRACTION DES PARAMETRES**

|   |    |
|---|----|
| III.1. Introduction .....   | 57 |
| III.2. Pourquoi les ondelettes ? .....  | 57 |
| III.3. Qu'est-ce qu'une ondelette.....  | 58 |
| III.4. L'ondelette mère .....   | 58 |
| III.4.1. C'est quoi une ondelette mère .....                                    | 58 |
| III.4.2. Les propriétés d'une ondelette mère .....                              | 59 |
| 1. La localisation.....   | 59 |
| 2. L'oscillation .....  | 60 |
| 3. La régularité .....  | 60 |
| 4. L'orthogonalité.....   | 60 |
| 5. La symétrie.....   | 60 |
| III.5. La transformée en ondelettes.....  | 60 |
| III.6. Types d'Ondelettes.....  | 61 |
| III.6.1. La transformé en ondelettes continues (CWT).....                       | 61 |
| III.6.2. La transformé en ondelettes discrètes (DWT).....                       | 61 |
| III.7. Présentation des ondelettes multi-résolution (multidimensionnelles)..... | 62 |
| III.8. Famille d'ondelettes .....   | 63 |
| III.8.1. Quelques exemples d'ondelettes .....                                   | 64 |
| 1. L'ondelette de Haar.....   | 65 |
| 2. L'ondelettes Daubechies .....  | 65 |
| 3. L'ondelette de Symlets (Symlettes) .....                                     | 66 |
| 4. L'ondelettes de Coiflet (Coiflettes).....                                    | 66 |
| III.9. Les avantages de la transformé en ondelettes .....                       | 67 |
| III.10. Application des ondelettes pour les images .....                        | 67 |
| III.11. Conclusion.....   | 69 |
| <b>Chapitre IV : ETAT DE L'ART SUR LES RESEAUX DE NEURONES</b>                  |    |
| IV.1. Introduction.....   | 71 |
| IV.2. Pourquoi les réseaux de neurones ? .....                                  | 71 |
| IV.3. Le neurone biologique .....   | 71 |
| IV.4. Le neurone artificiel.....  | 72 |

|  |    |
|--|----|
| IV.4.1. Structure .....  | 72 |
| IV.4.2. Comportement .....   | 73 |
| IV.5. Réseau de neurones .....   | 74 |
| IV.6. Topologie des réseaux de neurones .....                                | 75 |
| IV.6.1. Réseau multicouche .....   | 76 |
| IV.6.2. Réseau à connexions locales .....                                    | 76 |
| IV.6.3. Réseau à connexions récurrentes .....                                | 77 |
| IV.6.4. Réseau à connexion complète .....                                    | 77 |
| IV.7. Types de réseaux de neurones .....                                     | 77 |
| IV.7.1 Réseaux de neurones Feed–Forward.....                                 | 78 |
| IV.7.1.1. Le perceptron monocouche de Rosenblatt.....                        | 79 |
| IV.7.1.2. Le perceptron multicouche (PMC) .....                              | 79 |
| IV.7.1.3. Adaline (Adaptive Linear Element).....                             | 80 |
| IV.7.2. Réseaux de neurones Feed–Back (Les réseaux de neurones bouclés)..... | 81 |
| IV.7.2.1. Réseau de Hopfield .....   | 81 |
| IV.7.2.2. Les réseaux de neurones compétitifs .....                          | 82 |
| IV.7.2.3. Les réseaux ART .....  | 82 |
| IV.7.2.4. Les cartes auto-organisatrice de Kohonen (SOM).....                | 83 |
| IV.8. Apprentissage des réseaux de neurones .....                            | 83 |
| IV.8.1. Type d'apprentissage .....   | 84 |
| IV.8.1.1. Apprentissage supervisé .....                                      | 84 |
| V.8.1.2. Apprentissage semi-supervisé .....                                  | 84 |
| V.8.1.3. Apprentissage non supervisé .....                                   | 84 |
| IV.8.2. Les règles d'apprentissage .....                                     | 85 |
| IV.8.2.1. Règle de Hebb.....   | 85 |
| IV.8.2.2. Correction d'erreur .....  | 85 |
| IV.8.2.3. Apprentissage de Boltzman .....                                    | 86 |
| IV.8.2.4. Apprentissage par compétition .....                                | 86 |
| IV.9. Les réseaux de neurones et la tâche de classification .....            | 87 |
| IV.10. Les avantages des réseaux de neurones .....                           | 87 |
| IV.11. Points faibles des réseaux de neurones .....                          | 88 |
| IV.12. Domaines d'applications .....   | 88 |
| IV.13. Conclusion .....  | 89 |

## FIGURES :

### Chapitre I : BIOMETRIE : CONCEPT, APPLI CATIONS ET ENJEUX

|  |    |
|--|----|
| Figure I. 1 : Différents types de minuties : (a) terminaison, (b) bifurcation, (c) pont, (d) lac, (e) île.....                         | 19 |
| Figure I. 2: Empreinte digitale .....  | 20 |
| Figure I. 3: Reconnaissance de visage .....  | 21 |
| Figure I. 4: Géométrie de la main .....  | 22 |
| Figure I. 5: L'iris .....  | 23 |
| Figure I. 6: La rétine.....  | 24 |
| Figure I. 7:Tablette graphique .....   | 25 |
| Figure I. 8: Détail sur la dynamique de la frappe au clavier. ....   | 26 |
| Figure I. 9: La démarche .....   | 26 |
| Figure I. 10: Spectre d'un signal voix .....   | 28 |
| Figure I. 11: A.D.N .....  | 29 |
| Figure I. 12: La thermographie faciale .....   | 29 |
| Figure I. 13:Evolution du marché de la biométrie selon IBG .....   | 33 |
| Figure I. 14: Les parts de marché biométrique par technologie :.....   | 33 |
| Figure I. 15:Enrôlement d'une personne dans un système biométrique .....   | 35 |
| Figure I. 16: Authentification d'un individu dans un système biométrique.....  | 35 |
| Figure I. 17:Identification d'un individu dans un système biométrique .....  | 36 |
| Figure I. 18: Courbes de distribution des imposteurs et des authentiques et les taux d'erreurs (FAR et FRR), pour un seuil donné ..... | 38 |
| Figure I. 19: Courbe ROC .....   | 39 |
| Figure I. 20: Exemple de courbe CMC .....  | 40 |

### Chapitre II : SYSTEME DE RECONNAISSANCE DE VISAGES

|  |    |
|--|----|
| Figure II. 1: Fonctionnement d'un système de reconnaissance automatique de visage .....        | 43 |
| Figure II. 2: Exemple de changements de luminosité (même personne) .....                       | 46 |
| Figure II. 3:Exemple de variations de pose (visage d'une même personne).....                   | 46 |
| Figure II. 4: Exemple de variations d'expressions faciales.....                                | 46 |
| Figure II. 5: Variations dû à la présence d'occlusions partielles .....                        | 47 |
| Figure II. 6:Classification des algorithmes principaux utilisés en reconnaissance faciale..... | 48 |
| Figure II. 7:Machines à Vecteur de Support (SVM) .....   | 52 |

### Chapitre III : APPLICATION DES ONDELETTES POUR L'EXTRACTION DES PARAMETRES

|  |    |
|--|----|
| Figure III. 1 : La différence entre une onde sinusoïdale et une ondelette .....  | 58 |
| Figure III. 2: Famille ondelette construite par dilatation .....   | 59 |
| Figure III. 3: Famille ondelette construite par translation.....   | 59 |
| Figure III. 4:: (A) Ondelette de Haar ; (B) Ondelette dérivée première de Gaussienne ; (C) Ondelette Sombrero ; (D) Ondelette de Meyer. .... | 63 |
| Figure III. 5:Ondelette de Haar .....  | 65 |
| Figure III. 6:Ondelette de Daubechies (db3 et db20) .....  | 66 |
| Figure III. 7: Ondelette de Symlets (sym2 et sym20) .....  | 66 |

|   |    |
|---|----|
| Figure III. 8:Ondelette de Coiflet (coif1 et coif20)..... | 67 |
|---|----|

## **Chapitre IV :ETAT DE L'ART SUR LES RESEAUX DE NEURONES**

|  |    |
|--|----|
| Figure IV. 1:Un neurone avec son arborisation dendritique .....                  | 72 |
| Figure IV. 2:Mise en correspondance neurone biologique / neurone artificiel..... | 72 |
| Figure IV. 3:Représentation d'un neurone mathématique .....                      | 73 |
| Figure IV. 4: Différentes fonction d'activation.....                             | 74 |
| Figure IV. 5: Réseau de neurone .....  | 75 |
| Figure IV. 6: Quelques topologie standard .....                                  | 75 |
| Figure IV. 7: Réseau multicouche .....   | 76 |
| Figure IV. 8: Réseau à connexions locales .....                                  | 76 |
| Figure IV. 9: Réseau à connexions récurrentes .....                              | 77 |
| Figure IV. 10: Réseau à connexions complète .....                                | 77 |
| Figure IV. 11: Classification topologique .....                                  | 78 |
| Figure IV. 12:Modèle de la rétro-propagation de l'erreur .....                   | 80 |
| Figure IV. 13: Modèle adaline .....  | 80 |
| Figure IV. 14: Réseau de neurone bouclé .....                                    | 81 |
| Figure IV. 15: Réseau de type Kohonen .....                                      | 83 |



# Introduction générale



Savoir déterminer de manière à la fois efficace et exacte l'identité d'un individu est devenu un problème critique car de nos jours l'accès sécurisé et la surveillance constituent un sujet de très grande importance. En effet bien que nous ne nous en rendions pas toujours compte, notre identité est vérifiée quotidiennement par de multiples organisations : lorsque nous accédons à notre lieu de travail, lorsque nous utilisons notre carte bancaire, lorsque nous nous connectons à un réseau informatique, etc.

Il existe traditionnellement deux manières d'identifier un individu. La première méthode est fondée sur une clef connue uniquement par l'utilisateur telle qu'un mot de passe utilisé au démarrage d'une application ou un code qui permet d'activer un téléphone portable. La seconde méthode est fondée sur la possession d'un objet tel qu'une pièce d'identité, une clef, ou un badge. Ces deux méthodes peuvent être utilisées de manière complémentaire afin d'obtenir une sécurité accrue. Cependant, elles présentent un double inconvénient ; en effet, l'utilisation d'un mot de passe nécessite sa mémorisation et le fait d'en avoir plusieurs rend la tâche plus difficile, le noter engendre le risque de perte ou de vol. De même, l'utilisation de cartes magnétiques, de clefs ou de badges n'échappe pas au risque de vol par des imposteurs qui sont capables de falsifier leur identité.

Toutes ces difficultés ont donné naissance à l'idée d'utiliser des caractéristiques biométriques comme moyen de reconnaissance. En effet, chaque individu possède des caractéristiques qui lui sont propres : sa voix, ses empreintes digitales, les traits de son visage, la forme de sa main, sa signature et jusqu'à son ADN. Ces données dites « biométriques » peuvent ainsi être utilisées pour l'identifier.

Différentes techniques de reconnaissance fondées sur les caractéristiques physiques de l'utilisateur ont été développées par la recherche scientifique. Ces techniques ont donné naissance à plusieurs produits commerciaux d'identification que l'on peut trouver actuellement sur le marché.

L'avantage principal de ce que l'on appelle mot de passe biométrique est lié au fait qu'il ne pourrait pas être volé, oublié ou transmis à une autre personne. En effet, chaque membre de la population possède des caractéristiques biométriques qui lui sont propres, et qui sont relativement stables. Par conséquent, il est fort possible que dans un futur relativement proche, le mot de passe biométrique remplace le mot de passe conventionnel dans les applications nécessitant un niveau élevé de sécurité.

Plusieurs contraintes dues à l'ergonomie et l'acceptabilité sont liées à certaines modalités. En effet, si la reconnaissance d'iris ou la rétine sont généralement mal perçues par le public, il existe d'autres modalités, moins intrusives, comme la reconnaissance automatique du visage. Cette dernière est certainement la caractéristique biométrique que les humains utilisent le plus naturellement pour s'identifier entre eux. Elle présente l'avantage d'être naturelle, tout en apportant un niveau de sécurité suffisant

pour un grand nombre d'applications, mais qui peut tout de même être sérieusement affectée lors d'une utilisation dans des « environnements difficiles ». Le but d'un système de reconnaissance de visages est de simuler le système de reconnaissance humain par la machine pour automatiser certaines applications telles que : la télésurveillance, le contrôle d'accès à des sites, l'accès à des bâtiments sécurisés, etc.

C'est dans ce cadre que se place notre projet de fin d'études, qui a pour objectif le développement d'un système biométrique pour la reconnaissance de visage, basé sur les ondelettes et les réseaux de neurones, qui se veut être fiable et adaptée à un environnement présentant des variabilités de luminance, de pose, d'expression de visage et présence ou absence des composants structurel.

Il est nécessaire de travailler à tous les niveaux du système ; détection, prétraitement, extraction des caractéristiques et classification. Nous, on s'est basé sur l'extraction des caractéristiques en utilisant les ondelettes qui nous permettent d'extraire les données pertinentes d'une image puis les classifier avec les réseaux de neurones qui se sont montrés très efficaces dans le domaine de la reconnaissance statistique de forme.

Afin de bien mener à terme notre projet et de donner une démarche compréhensible, nous avons structuré le présent mémoire de la manière suivante :

- **Chapitre I** : « BIOMETRIE : CONCEPT, APPLICATIONS ET ENJEUX », décrit les modalités biométriques, le principe de fonctionnement des systèmes biométriques et les outils utilisés pour mesurer leurs performances ainsi que leurs avantages et limites.
- **Chapitre II** : « SYSTEME DE RECONNAISSANCE DE VISAGES », décrit la place de la reconnaissance faciale parmi les autres modalités biométriques, également les principales composantes d'un système de reconnaissance faciale, notamment la détection, l'extraction de caractéristiques et la reconnaissance. Enfin, une analyse détaillée des différentes techniques développées au cours de ces dernières années dans la reconnaissance faciale.
- **Chapitre III** : « APPLICATION DES ONDELETTES POUR L'EXTRACTION DES PARAMETRES », décrit en particulier la méthode locale : les ondelettes. Ces principes de fonctionnement ainsi que ces avantages apporté pour la communauté scientifique.
- **Chapitre IV** : « ETAT DE L'ART SUR LES RESEAUX DE NEURONES », décrit la topologie, les types et les modes d'apprentissage de réseaux de neurone. Ainsi que leurs avantages, point faible et applications.
- **Chapitre V** : « CONCEPTION ET REALISATION » présente la phase de conception et réalisation du système, les cas d'utilisation de notre système ainsi que toutes les méthodes utilisé pour le réaliser.
- **Chapitre VI** : « TEST ET EVALUATION DES RESULTATS » donne les tests et les résultat obtenue après réalisation et exécution de notre système toutes en donnant une synthèse de notre travail.

# PARTIE 1

---

## **BIOMETRIE ET RECONNAISSANCE DE VISAGES**

---

# CHAPITRE

---

# I BIOMETRIE : CONCEPTS, APPLICATIONS ET ENJEUX

## I.1. Introduction

Savoir déterminer de manière à la fois efficace et exacte l'identité d'un individu est devenu un problème critique dans notre société. En effet, bien que nous ne nous en rendions pas toujours compte, notre identité est vérifiée quotidiennement par de multiples organisations.

Les méthodes traditionnelles pour l'identification d'un individu ont leurs faiblesses, le mot de passe peut-être oublié par son utilisateur ou bien deviné par une autre personne. Le badge (ou la pièce d'identité ou la clef) peut être perdu ou volé. La biométrie est une technologie alternative aux précédents modes d'identification. Elle consiste à identifier une personne à partir de ses caractéristiques physiques ou comportementales.

Dans ce chapitre, Nous allons voir quelques notions et définitions de base liées à la biométrie. Nous donnerons les différentes modalités biométrique, le principe de fonctionnement des systèmes biométriques et les outils utilisés pour mesurer leurs performances ainsi que leurs avantages et limites.

## I.2. La biométrie

### I.2.1. Définition de la biométrie

Le mot biométrie est une traduction du mot anglais « biometrics » qui correspond en français à l'anthropométrie (du grec *anthropos*, « homme », et *metron*, « mesure »), Il désigne dans un sens très large l'étude statistique des dimensions et de la croissance des êtres vivants<sup>1</sup>, mais dans notre contexte plus précis de reconnaissance et d'identification d'individus, il existe deux définitions principales qui se complètent :

1. La biométrie est la science qui étudie à l'aide de mathématiques, les variations biologiques à l'intérieur d'un groupe déterminé <sup>2</sup>,
2. Toute caractéristique physique ou trait personnel automatiquement mesurable, robuste et distinctif qui peut être employé pour identifier un individu ou pour vérifier l'identité qu'un individu affirme <sup>3</sup>.

### I.2.2. Historique de la biométrie

Les toutes premières formes d'utilisation de la biométrie remontent à bien plus longtemps que ce que la plupart des personnes croient. En effet, dès -3000 avant j-c, les historiens ont des traces d'échanges commerciaux babyloniens utilisant les empreintes digitales pour la transaction de biens, en office de signature, ou encore vers le 7ème siècle en chine antique pour les mêmes raisons. Mais ce n'est qu'au début du

<sup>1</sup>.Selon Larousse médical

<sup>2</sup> Selon le CLUSIF (CLUB de la Sécurité des systèmes d'Information Français.)

<sup>3</sup> Selon la RAND Public Safety and Justice (Woodward J.D. & al., Biometrics, A Look at Facial Recognition, Documented Briefing prepared for the Virginia State Crime Commission.)

18ème siècle que le Docteur *Henri Faulds* a développé l'utilisation de traces de doigt pour l'identification des personnes. A la même époque, l'anglais *Francis Galton* a réalisé des travaux de mesures de corps humains et a créé une table de statistiques basée sur les tailles et les poids des personnes. Il a mis au point la méthode "Fingerprints".

En 1881, le médecin italien *Cesare Lombroso* a tenté de prouver que l'humain criminel présente des caractéristiques repérables et stables. Ainsi, le poids du cerveau des honnêtes gens pèserait entre 1475 et 1550 grammes tandis que celui des criminels serait d'à peu près 1455 grammes. Ces théories, non fondées scientifiquement, sont vite abandonnées.

En 1885, Alphonse Bertillon ne laisse cependant pas de côté cette hypothèse, responsable de l'identité judiciaire en France, il construit "le Bertillonage" qui s'appuie sur les mensurations des criminels. Le principe connaît un vif succès jusqu'au jour où une erreur judiciaire grave vient détruire le rêve de ségrégation.

Après l'échec du Bertillonage, la police a commencé à utiliser la technique des empreintes digitales, qui a été développée par *Richard Edward Henry* de Scotland Yard, ressemblant essentiellement aux mêmes méthodes employées par les Chinois durant des années.

Au 19ème siècle, la police criminelle fait considérablement avancer la recherche du fait de la multiplication des Analyses d'Indices Biologiques (ADN).

Dans les trois dernières décennies, la biométrie a évolué d'une seule méthode simple (empreintes digitales) vers plus de dix méthodes discrètes [1]. Les sociétés de biométrie comptent des centaines de nouvelles méthodes appliquées et continuent à améliorer leurs méthodes de sécurité tant que la technologie répond à leurs exigences.

### I.3. Les Modalités Biométriques

Les modalités biométriques ; contrairement à ce que l'on possède et que l'on peut donc perdre (une clé) ou ce que l'on sait et que l'on peut donc oublier (un mot de passe), représentent ce que l'on est et permettent de prouver notre identité.

Ces caractéristiques ne peuvent pas être facilement volées, falsifiées, ou partagées. Ainsi, elles sont plus fiables et sécurisées pour la reconnaissance de personne que les méthodes traditionnelles basées sur la connaissance ou la possession.

Les modalités biométriques se divisent en deux groupes selon la coopération ou non de l'individu [3] :

1. **Modalités intrusives** : Ces techniques requièrent un contact physique avec l'individu pour l'identifier, tel que les empreintes digitales, la rétine, l'iris ou la forme de la main. Leur usage est généralement mal accepté
2. **Modalités non intrusives** : Ces techniques ne requièrent pas la coopération de l'individu en question. Leur application peut se faire à distance en utilisant des capteurs qui ne nécessitent pas de contact directe avec l'utilisateur (visage, démarche...).

On peut classer les modalités biométriques en quatre catégories :

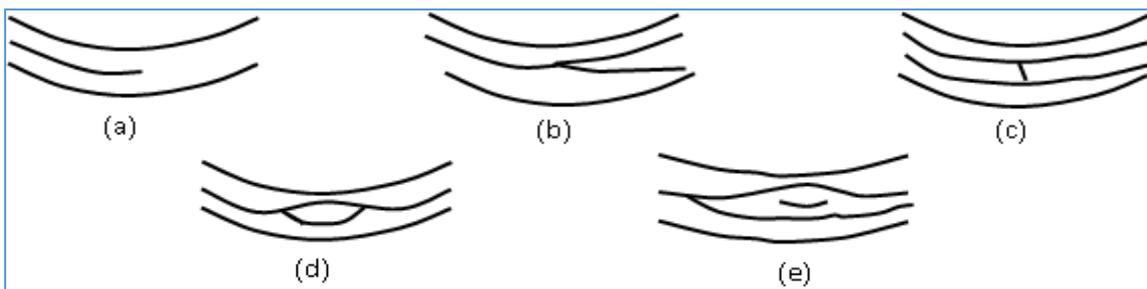
### I.3.1. Modalités Morphologiques

Les modalités morphologiques (ou physiologiques) sont basées sur l'identification de traits physiques particuliers qui, pour toute personne, sont uniques et permanents. Cette catégorie regroupe la reconnaissance de la forme de la main, des empreintes digitales, de la forme du visage, de la rétine et de l'iris de l'œil.

#### 1. L'empreinte digitale

L'identification à l'aide des empreintes digitales est l'une des premières techniques biométriques qui dépend des conditions initiales du développement embryogénique, ce qui les rend uniques à chaque personne et même à chaque doigt [24]. Les empreintes digitales sont formées par les crêtes (en anglais ridge) et les vallées (en anglais furrow) présentes sur la surface du bout des doigts. Les lecteurs d'empreintes digitales scannent puis relèvent l'ensemble des données biométriques permettant de différencier les empreintes. Ces éléments sont appelés minuties.

La minutie [26], selon Galton, c'est l'arrangement particulier des lignes papillaires formant des points caractéristiques à l'origine de l'individualité des dessins digitaux : Arrêts de lignes, bifurcations, lacs, îlots, points... etc. (Figure I.1). La combinaison des minuties est pratiquement infinie. Dans la pratique judiciaire des pays développés, il faut de 8 à 17 points (mais le plus souvent 12 suffisent) sans discordance pour qu'on estime établie l'identification. Les deux types de minuties qui sont principalement utilisées pour la reconnaissance d'empreintes digitales sont la terminaison et la bifurcation.



**Figure I.1 : Différents types de minuties : (a) terminaison, (b) bifurcation, (c) pont, (d) lac, (e) île.**

Il existe de nombreuses méthodes d'acquisition des empreintes digitales. La plus ancienne consiste à couvrir le bout du doigt d'une fine couche d'encre et à l'imprimer sur une feuille de papier. L'empreinte ainsi imprimée peut ensuite être numérisée. Les techniques de reconnaissance automatique des empreintes digitales visent à extraire les minuties et leurs caractéristiques (position, orientation) de l'image afin de former un modèle de l'empreinte. Les appareils d'acquisition numériques des empreintes digitales [5] sont basés sur la capture optique, thermique, électromagnétique ou sur les ultrasons.



**Figure I.2 : Empreinte digitale**

Les avantages et les inconvénients de cette technique sont cités ci-dessous :

| Avantage   | Inconvénients   |
|--|---|
| <ul style="list-style-type: none"> <li>▪ La technologie la plus éprouvée techniquement et la plus connue du grand public</li> <li>▪ Petite taille du lecteur facilitant son intégration dans la majorité des applications</li> <li>▪ Faible coût des lecteurs</li> <li>▪ Traitement rapide</li> <li>▪ Bon compromis entre le taux de faux rejet et le taux de fausse acceptation.</li> </ul> | <ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Besoin de la coopération de l'utilisateur (pose correcte du doigt sur le lecteur)</li> <li>▪ Certains systèmes peuvent accepter un moulage de doigt ou un doigt coupé (la détection du doigt vivant permet d'éviter ce type d'usurpation)</li> <li>▪ Acceptabilité moyenne de la part du grand public</li> </ul> |

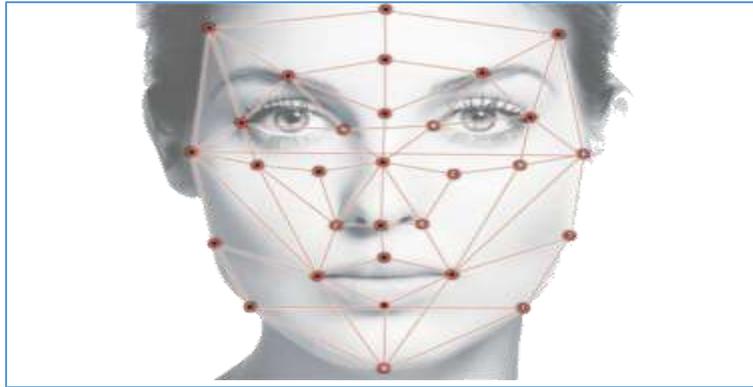
## 2. Le visage

Le visage est certainement la caractéristique biométrique que les humains utilisent le plus naturellement pour s'identifier entre eux, ce qui peut expliquer pourquoi elle est en général très bien acceptée par les utilisateurs. Il s'agit de faire une photographie plus ou moins évoluée pour extraire un ensemble de facteurs considérés propres à chaque individu [27]. Le système d'acquisition est soit un appareil photo, soit une caméra numérique.

Au début des années 1970, la reconnaissance par le visage était principalement basée sur des attributs faciaux mesurables comme l'écartement des yeux, des sourcils, des lèvres, la position du menton, la forme, etc. Depuis les années 1990, les différentes technologies utilisées exploitent toutes les découvertes effectuées dans le domaine du traitement d'image, et plus récemment encore les réseaux de neurones.

La difficulté de la reconnaissance de visage varie énormément suivant que l'acquisition se fait dans un environnement contrôlé ou non. Dans un environnement contrôlé, des paramètres tels que l'arrière-plan, la direction et l'intensité des sources lumineuses, l'angle de la prise de vue, la distance de la caméra au sujet sont des paramètres maîtrisés par le système. Dans un environnement non-contrôlé, une série de prétraitements sont souvent nécessaires avant de faire la reconnaissance.

En 25 ans de recherche, la performance des systèmes de reconnaissance du visage s’est grandement améliorée mais les résultats sont encore loin d’être parfaits.



**Figure I.3 : Reconnaissance de visage**

Les avantages et les inconvénients de cette technique sont cités ci-dessous :

| <b>Avantage</b>  | <b>Inconvénients</b>  |
|--|---|
| <ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Très bien accepté par le public</li> <li>▪ Ne demande aucune action de l’usager (peu intrusive), pas de contact physique</li> <li>▪ Technique peu coûteuse</li> </ul> | <ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Technologie sensible à l’environnement (éclairage, position, expression du visage...)</li> <li>▪ Les vrais jumeaux ne sont pas différenciés</li> <li>▪ Sensible aux changements (barbe, moustache, lunette, chirurgie...)</li> </ul> |

### **3. Géométrie de la main**

Cette technique de biométrie consiste à mesurer plusieurs caractéristiques de la main (jusqu’à 90) tel que la longueur et la largeur des doigts, la forme des articulations ou encore le dessin des lignes de la main ...etc.

Les systèmes de reconnaissance de la géométrie de la main sont principalement basés sur la technologie de l’imagerie infrarouge. Ils sont simples d’usage[6] . L’utilisateur doit poser la paume de sa main sur une plaque qui possède des guides afin de l’aider à positionner ses doigts. Ces appareils peuvent être difficiles à utiliser pour certaines catégories de population pour lesquelles étendre la main est un problème, telles que les personnes âgées ou celles qui ont de l’arthrite [28]. Une photo de la face de la main est ensuite prise par un appareil photo numérique. Une photo de profil peut aussi être prise pour obtenir de l’information sur l’épaisseur de la main.

Le taux d’erreurs dans la reconnaissance est assez élevé, les systèmes peuvent être facilement trompés par de vrais jumeaux ou même par des personnes de la même famille. De plus, la forme de la main évolue beaucoup avec l’âge.

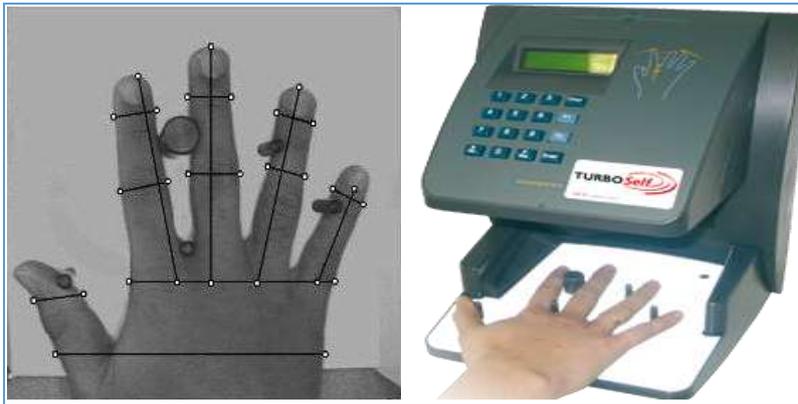


Figure I.4: Géométrie de la main

Les avantages et les inconvénients de cette technique sont cités ci-dessous :

| Avantage  | Inconvénients  |
|---|--|
| <ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Bonne acceptation des usagés</li> <li>▪ Très simple à utiliser</li> <li>▪ Le résultat est indépendant de l'humidité et de l'état de propreté des doigts</li> </ul> | <ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Trop encombrant pour un usage sur le bureau, dans une voiture ou un téléphone</li> <li>▪ Risque de fausse acceptation pour des jumeaux ou des membres d'une même famille</li> </ul> |

#### 4. L'iris

La reconnaissance de l'iris est une technologie récente puisqu'elle ne s'est véritablement développée que dans les années 80. Les premiers qui ont franchi le pas en 1987 sont les deux ophtalmologistes (Aran Safir et Leonard Flom), en sollicitant John Daugman, un universitaire, pour élaborer un algorithme d'identification basé sur le motif de l'iris.

L'unicité de l'iris et sa différence même entre jumeaux ou entre l'œil gauche et l'œil droit, fait de lui une modalité biométrique très intéressante, fiable et semble être beaucoup plus précise que certains autres moyens biométriques [3]. L'iris contient une quantité d'informations particulièrement importante suffit à certifier l'identité d'un individu avec une grande précision, les motifs de l'iris sont stables et uniques. Elles se forment au cours des deux premières années de la vie.

L'acquisition de l'iris est effectuée au moyen d'une caméra, celle-ci doit être assez proche de l'œil et l'éclairage de cette dernière doit être uniforme et il faut éviter les reflets. La reconnaissance de l'iris est une modalité très sensible (précision, reflet...) et relativement désagréable pour l'utilisateur car l'œil doit rester grand ouvert et il est éclairé par une source lumineuse pour assurer un contraste correct.

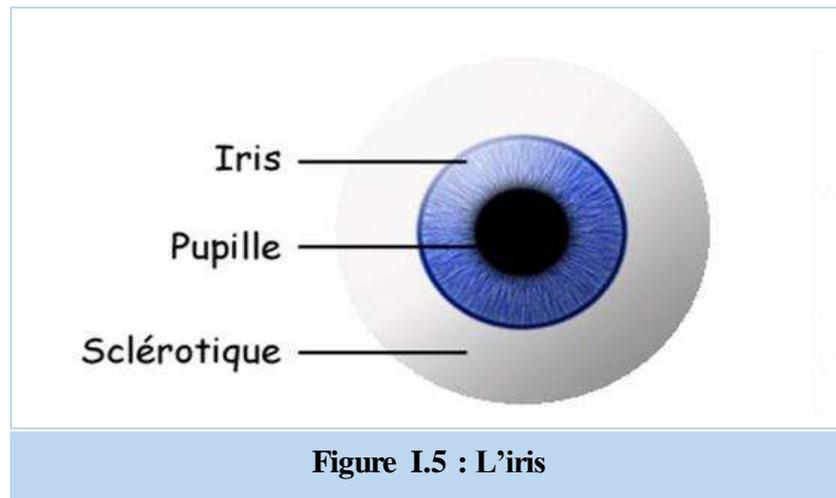


Figure I.5 : L'iris

Les avantages et les inconvénients de cette technique sont cités ci-dessous :

| Avantage  | Inconvénients  |
|---|--|
| <ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Grande quantité d'information contenue dans l'iris</li> <li>▪ Vrais jumeaux non confondus</li> </ul> | <ul style="list-style-type: none"> <li>▪ L'iris est aisément visible et peut être photographié</li> <li>▪ Mal acceptée par les utilisateurs</li> </ul> |

## 5. La rétine

La reconnaissance de la rétine est une méthode assez ancienne puisque les premières études remontent aux années 30. Les motifs formés par les veines sous la surface de la rétine sont uniques et stables dans le temps (Figure I.6) [27]. Ils ne peuvent être affectés que par certaines maladies. Pour ces raisons, la reconnaissance de la rétine est actuellement considérée comme une des méthodes biométriques les plus sûres.

Les systèmes d'acquisition de la rétine sont coûteux. L'image est obtenue en projetant sur l'œil un rayon lumineux de faible intensité dans les fréquences visibles ou infrarouges. L'œil doit être situé très près de la tête de lecture et l'utilisateur doit fixer son regard sur un point déterminé pendant plusieurs secondes ce qui demande une grande coopération de sa part. Les personnes hésitent en général à approcher un organe aussi sensible que l'œil près de l'appareil de mesure ce qui explique pourquoi cette méthode est mal acceptée par le grand public.

Les éléments qui permettent de distinguer deux rétines sont les veines qui les tapissent. Après la capture d'une image de la rétine, le logiciel du dispositif de lecture découpe un anneau autour de la fovéa. Dans cet anneau il repère l'emplacement des veines et leur orientation. Puis il les codifie dans un gabarit. L'opération en elle-même est assez simple à décrire mais les algorithmes restent relativement complexes.

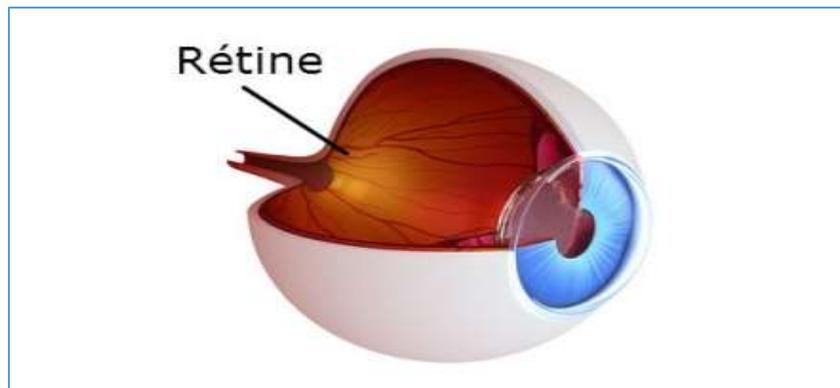


Figure I.6 : La rétine

Les avantages et les inconvénients de cette technique sont cités ci-dessous :

| Avantage   | Inconvénients  |
|--|--|
| <ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Les taux de faux rejet et de fausse acceptation sont faibles</li> <li>▪ Très difficile à imiter</li> <li>▪ La rétine est différente chez les vrais jumeaux</li> <li>▪ La rétine est stable durant la vie d'un individu</li> </ul> | <ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Système intrusif, il faut placer l'oeil près du capteur</li> <li>▪ Mauvaise acceptation du public (l'oeil est un organe sensible)</li> <li>▪ Coût plus important que d'autres technologies</li> </ul> |

### I.3.2. Modalités Comportementales

Les modalités comportementales se basent sur l'analyse de certains comportements d'une personne comme le tracé de sa signature, l'empreinte de sa voix, sa démarche et sa façon de taper sur le clavier...etc.

#### 1. L'écriture (la signature)

Chaque personne possède une signature qui lui est propre et qui peut donc servir à l'identifier [28]. Il existe deux modes de reconnaissance : Le mode statique et le mode dynamique. Le mode statique n'utilise que l'information géométrique de la signature. Le mode dynamique utilise à la fois l'information géométrique et dynamique, c'est-à-dire les mesures de vitesse, d'accélération, etc. Le mode dynamique est plus riche en information que le mode statique et donc plus discriminant. De plus, si imposteur veut dupliquer une signature à partir d'un exemple, il n'a pas accès à l'information dynamique. La capture se fait à l'aide d'une tablette graphique et d'un stylet sensible à la pression (Figure I.7).



**Figure I.7 : Tablette graphique**

La signature a l'avantage par rapport aux autres mesures biométriques d'être couramment utilisée pour les transactions. Pour cette raison, la signature comme moyen d'identification est en général bien acceptée. Le problème de la reconnaissance par signature provient de la très grande variabilité qui existe entre deux occurrences de la signature d'un même individu. De plus, la signature peut être affectée par l'état de santé ou émotionnel de l'individu.

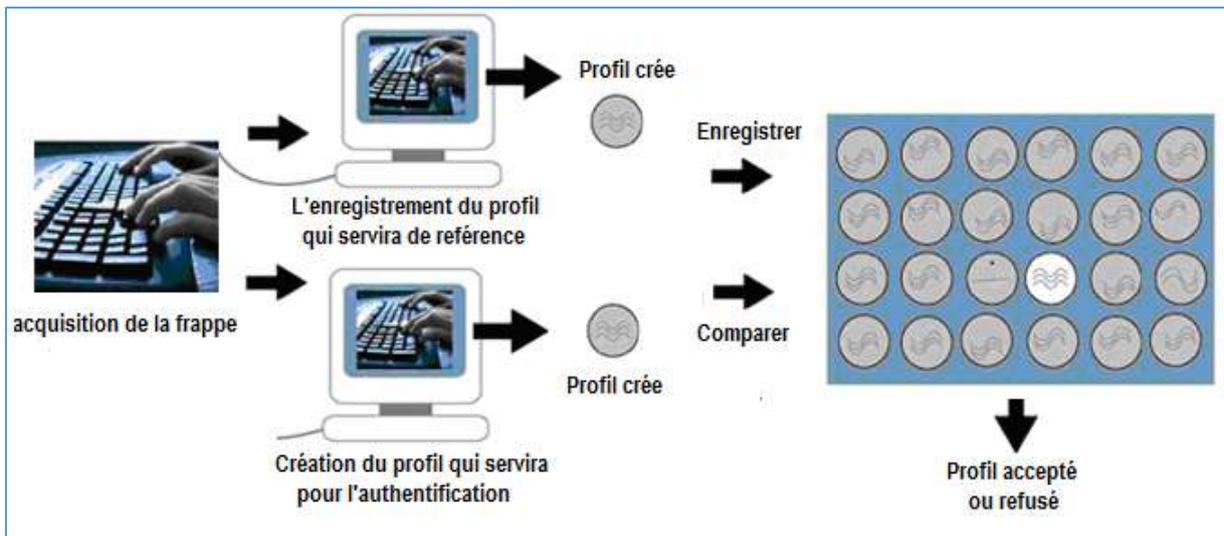
## **2. Dynamique de frappe au clavier**

Un système basé sur cette dynamique ne nécessite aucun équipement particulier, seulement un ordinateur disposant d'un clavier. IL s'agit d'une technique de reconnaissance des personnes basée sur le rythme de frappe qui leur est propre. C'est une solution biométrique « Software Only ». Le logiciel calcule le temps où un doigt effectue une pression sur une touche et le temps où un doigt est dans les airs (entre les frappes).

Cette technique biométrique est appliquée au mot de passe qui devient ainsi beaucoup plus difficile à « imiter » [29]. Lors de la mise en place de cette technique, il est demandé à l'utilisateur de saisir son mot de passe une dizaine de fois de suite. A l'aide d'un algorithme qui exploite le temps d'appui sur chaque touche et le temps entre chaque touche, la dizaine de saisie est « moyennée » pour bâtir un profil de frappe de l'utilisateur qui sera une référence aux accès suivants.

Pour s'authentifier, en suivant la même approche, la saisie du mot de passe donné sera couplée à un profil de frappe qui sera comparé au profil de référence. Le droit d'accès est alors accordé en fonction du niveau de ressemblance de ce profil avec la référence.

Ce dispositif biométrique [3] est utilisé comme méthode de vérification pour le commerce électronique et comme mécanisme de contrôle d'accès à des bases de données.



**Figure I.8 : Détail sur la dynamique de la frappe au clavier**

Les avantages et les inconvénients de cette technique sont cités ci-dessous :

| Avantage   | Inconvénients  |
|--|--|
| <ul style="list-style-type: none"> <li>Non intrusif, geste naturel pour un individu</li> </ul> | <ul style="list-style-type: none"> <li>Dépend de l'état (physique, émotion, fatigue...)</li> </ul> |

### 3. Analyse de la démarche

Elle consiste à identifier les individus par leurs manières de marché et de bouger (vitesse, accélération, mouvements du corps), qui est supposée (presque) unique pour chaque individu. La reconnaissance de la marche est une technologie biométrique qui peut être utilisée pour surveiller les personnes sans leur coopération, à l'aide des systèmes visuels qui utilisent des caméras vidéo [7].

Deux types de techniques d'identification de ce trait peuvent être distingués, l'approche "Model-based" qui dépend de quelques paramètres comme la longueur des parties du corps, la longueur de pas, la jointure d'angle etc. et l'approche "appearance-based" qui analyse directement l'image en extrayant les caractéristiques. L'avantage de cette biométrie consiste dans le fait qu'on peut identifier la personne à distance, cependant l'exécution d'un tel système est particulièrement difficile.



**Figure I.9 : La démarche**

#### **4. Mouvement des lèvres**

Une équipe de scientifiques dirigée par Cheung Yiu-ming de la Hong Kong Baptist University (HKBU) a présenté la première technologie de ce genre au monde, une solution brillante et nouvelle qui pourrait signifier la fin des mots de passe tapés. Une nouvelle technologie intitulée "lip motion password" (mot de passe de mouvement des lèvres) (lip password : mot de passe de la lèvre) qui utilise les mouvements des lèvres d'une personne pour créer un mot de passe.

Leur idée est un logiciel de lecture des lèvres qui vous permet de parler directement à votre appareil. Tout ce que vous devez faire est dire votre mot de passe à la caméra de votre ordinateur portable ou smartphone. Le logiciel de reconnaissance vous donnera accès une fois qu'il lit vos lèvres [30]. Ce système vérifie l'identité d'une personne en associant simultanément le contenu du mot de passe aux caractéristiques comportementales sous-jacentes du mouvement des lèvres.

Le mouvement des lèvres est plus sûr. Les caractéristiques dynamiques des mouvements des lèvres sont résistantes au mimétisme, de sorte qu'un lip password peut être utilisé seul pour la vérification de locuteur, car il est capable de détecter et de rejeter un mot de passe erroné prononcé par l'utilisateur ou le mot de passe correct parlé par un imposteur.

#### **5. La voix**

C'est en 1962 que Lawrence Kersta un ingénieur du Bell Laboratoires, établi que la voix de chaque personne est unique et qu'il est possible de la représenter graphiquement. Ces recherches ont permis de mettre en place dès les années 70 un système de sécurité basé sur la voix pour les pilotes de l'armée américaine.

La voix humaine est une caractéristique biométrique intéressante, puisqu'elle dépend de la structure anatomique de l'individu, elle se constitue de composants physiologiques (tonalité, âge, sexe, fréquence, accent, harmoniques...) et comportementaux (vitesse, rythme, etc.).

L'identification à l'aide de la voix peut se faire par un microphone ou un téléphone sur la base de la lecture d'un texte prédéterminé ou d'un message défini librement par la personne, plusieurs caractéristiques de la voix sont alors extraites comme le débit, la force (pitch), la dynamique et la forme des ondes produites et ces caractéristiques forment alors un modèle unique à chaque individu.

La reconnaissance vocale nécessite aussi une excellente qualité audio mais elle peut être perturbée par des facteurs extérieurs comme le bruit de fond ou la maladie ou l'état émotionnel de la personne, ce qui nécessite l'application d'une méthode d'éliminer certains de ces variations, il existe cinq principales méthodes de traitement de la voix : dépendante du sujet, indépendante du sujet, discours discontinu, discours continu, discours naturel. De plus, une phrase fixe expose au risque que l'authentification soit contournée par un enregistrement vocal, malgré cette technologie est bien acceptée, mais elle reste peu fiable.



**Figure I.10 : Spectre d'un signal voix**

Les avantages et les inconvénients de cette technique sont cités ci-dessous :

| Avantage  | Inconvénients   |
|---|---|
| <ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Impossible d'imiter la voix</li> <li>▪ Pas intrusif</li> </ul> | <ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Sensible à l'état physique et émotionnel de l'individu</li> <li>▪ Fraude possible par enregistrement</li> <li>▪ Sensible aux bruits ambiants</li> <li>▪ Taux de faux rejet et fausse acceptation élevés</li> </ul> |

### L3.3. Modalités Biologiques

Ce type de biométrie est basé sur l'identification de traits biologique particuliers.

#### 1. L'odeur corporelle

Chaque personne dégage une odeur qui lui est particulière [4]. Les systèmes biométriques qui exploitent cette technologie analysent les composantes chimiques contenues dans l'odeur pour ensuite les transformer en données comparatives.

En 1999, *CNR-Australia (Computer-News-Reseller)* évoquait dans un article de presse les travaux entrepris par la société anglaise *Mastiff-Electronics* situé à Hampshire, sous le nom de code SCENTINEL, pour le développement d'un système biométrique d'identification d'individu s'appuyant sur l'odeur corporelle de la personne. A ce jour, même si aucun résultat ou information n'a été publié sur la technologie étudiée au cours de ce projet, le potentiel et la faisabilité d'un tel système ne peuvent être remis en cause quand on connaît la capacité des chiens pisteurs à identifier un individu parmi 6 milliards à partir de leur odeur corporelle.

#### 2. L'ADN

L'ADN est un liquide biologique est analysé à travers des méthodes simples telles que l'analyse du groupe sanguin, de différentes protéines ou enzymes [24]. L'analyse des empreintes génétiques est une méthode extrêmement précise d'identification, issue

directement de l'évolution de la biologie moléculaire. L'information génétique d'un individu est unique car aucun membre de l'espèce ne possède la même combinaison de gènes codés dans l'acide désoxyribonucléique (ADN).

L'analyse des empreintes génétiques présente une percée majeure dans la criminalistique pour l'identification des personnes inconnues ou pour déterminer la source des échantillons biologiques laissés dans les lieux de crime.

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

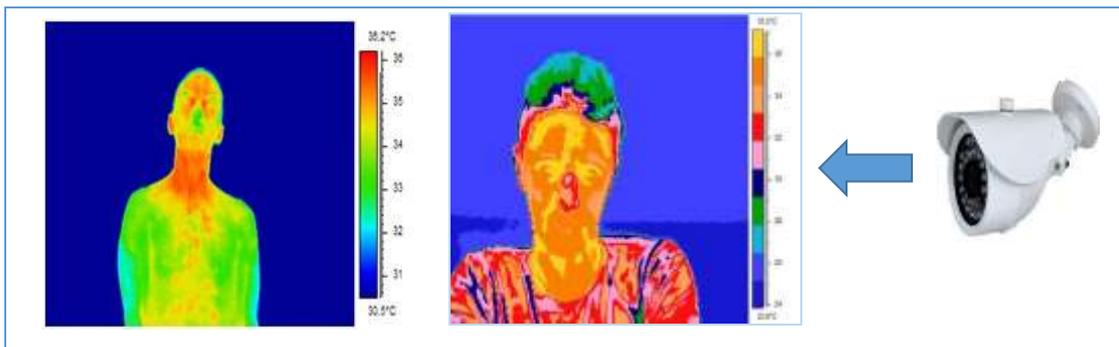


**Figure I.11 : A.D.N**

### **3. La reconnaissance de la thermographie faciale**

La quantité de chaleur émise par les différentes parties du visage caractérise chaque individu. Elle dépend de la localisation des veines mais aussi de l'épaisseur du squelette, la quantité de tissus, de muscles, de graisses, etc. contrairement à la reconnaissance de visage, la chirurgie plastique n'a que peu d'influence sur les thermogrammes faciaux.

Pour capturer l'image, il est possible d'utiliser un appareil photo ou une caméra numérique dans le domaine de l'infrarouge [5]. La capture peut se faire dans n'importe quelle condition d'éclairage et même dans le noir complet ce qui est un avantage supplémentaire sur la reconnaissance de visage classique.



**Figure I.12 : La thermographie faciale**

### I.3.4. Multimodalité

Bien que de nos jours il existe des techniques biométriques extrêmement fiables telles que la reconnaissance de la rétine ou de l'iris, elles sont coûteuses et, en général, mal acceptées par le grand public et ne peuvent donc être réservées qu'à des applications de très haute sécurité. Pour les autres applications, des techniques telles que la reconnaissance du visage ou de la voix sont très bien acceptées par les utilisateurs mais ont des performances encore trop peu satisfaisantes pour être déployées dans des conditions réelles.

Afin d'améliorer la sécurité des systèmes précédents, une solution consiste à intégrer la biométrie avec l'identification basée sur une connaissance ou une possession. Cette méthode permet d'améliorer la sécurité du système, mais elle possède les faiblesses inhérentes à l'identification basée sur une connaissance ou une possession.

On peut définir la multimodalité comme la fusion de plusieurs systèmes biométriques en une seule, dans le but d'améliorer les performances de reconnaissance grâce à l'augmentation de la quantité d'information discriminante de chaque personne. Le fait d'utiliser plusieurs modalités biométriques réduit les risques d'impossibilité d'enregistrement ainsi que les robustesses aux fraudes.

### I.4. Caractéristiques d'une modalité biométrique

Pratiquement n'importe quelle caractéristique physiologique ou comportementale d'un individu peut être considérée comme une caractéristique biométrique, dans la mesure où elle répond aux critères suivants :

- Universalité : toutes les personnes à identifier doivent la posséder ;
- Unicité : l'information doit être aussi dissimilaire que possible entre les différentes personnes ;
- Permanence : l'information collectée doit être présente pendant toute la vie d'un individu ;
- Collectabilité : l'information doit être collectable et mesurable afin d'être utilisée pour les comparaisons ;
- Acceptabilité : le système doit respecter certains critères (facilité d'acquisition, rapidité, etc.) afin d'être employé.

Les caractéristiques biométriques ne possèdent pas toutes ces propriétés, ou les possèdent mais à des degrés différents. Le tableau ci-dessous, extrait de [31], compare les principales modalités biométriques selon les propriétés suivantes : universalité (U), unicité (N), permanence (P), collectabilité (C), acceptabilité (A) et performance (E).

| Information          | U   | N   | P      | C      | A       | E     |
|----------------------|-----|-----|--------|--------|---------|-------|
| ADN                  | Oui | Oui | Oui    | Faible | Faible  | ***** |
| Démarche             | Oui | Non | Faible | Oui    | Oui     | ***   |
| Dynamique de frappe  | Oui | Oui | Faible | Oui    | Oui     | ****  |
| Voix                 | Oui | Oui | Faible | Oui    | Oui     | ****  |
| Iris                 | Oui | Oui | Oui    | Oui    | Faible  | ***** |
| Rétine               | Oui | Oui | Oui    | Oui    | Faible  | ***** |
| Visage               | Oui | Non | Faible | Oui    | Oui     | ****  |
| Géométrie de la main | Oui | Non | Oui    | Oui    | Oui     | ****  |
| Empreinte digitale   | Oui | Oui | Oui    | Oui    | Moyenne | ****  |

**Tableau I. 1 : comparaison des principales modalités biométriques**

Ce tableau montre qu'aucune caractéristique n'est donc idéale et qu'elles peuvent être plus ou moins adaptées à des applications particulières. Par exemple, l'analyse basée sur l'ADN est une des techniques les plus efficaces pour vérifier l'identité d'un individu ou l'identifier. Néanmoins, elle ne peut pas être utilisée pour le contrôle d'accès logique ou physique pour des raisons de temps de calcul, mais aussi, parce que personne ne serait prêt à donner un peu de sang pour faire la vérification.

Les méthodes nécessitant un contact physique comme les empreintes digitales sont aussi rejetées pour des raisons d'hygiène alors que les méthodes sans contact sont plus répandues et acceptées tel que le visage.

### I.5. Applications de la biométrie

Les applications de la biométrie peuvent être divisées en trois groupes principaux [1]:

- **Applications commerciales** : telles que l'ouverture de réseau informatique, la sécurité de données électroniques, l'e-commerce, l'accès Internet, la carte de crédit, le contrôle d'accès physique, le téléphone cellulaire, la gestion des registres médicaux, l'étude à distance, etc.
- **Applications gouvernementales** : telles que la carte d'identité nationale, le permis de conduire, la sécurité sociale, le contrôle des frontières, le contrôle des passeports, etc.
- **Applications légales (juridiques)** : telles que l'identification de corps, la recherche criminelle, l'identification de terroriste, etc.

**I.6. Les avantages et les limites de la biométrie****I.6.1. Les avantages de la biométrie**

La biométrie est une technologie récente et adoptée par de grands constructeurs de matériel informatique [3]. L'usage de la biométrie est un complément de l'utilisation des méthodes d'authentification comme des mots de passe, des badges, des cartes à puce. Cette technique possède plusieurs avantages parmi eux :

- Suppression des mots de passe et clés.
- Elle offre une grande sécurité et diminution de la fraude, car la signature biométrique est intransmissible à une autre personne.
- Diminution des frais administratifs.
- Accélération des services.

**I.6.2. Les limites de la biométrie**

La biométrie présente un certain nombre d'inconvénients et limites [13] [3] telle que les limites fonctionnelles, techniques et juridiques :

- Les limites fonctionnelles :

La Performance d'un système biométrique représente une grande partie des limites fonctionnelles. En effet, les systèmes biométriques laissent la place à un certain nombre de faux rejets et de fausses acceptations. Donc les systèmes biométriques ne sont pas toujours fiables à 100%.

- Les limites techniques et d'usage :

Les données biométriques peuvent être imitées, quelques systèmes biométriques peuvent laisser des traces sur le passage de l'individu à cause du contact direct avec le capteur biométrique. Ce contact est une source d'inquiétudes pour certains utilisateurs pour des raisons d'hygiène et d'intrusion physique. Un imposteur peut tenter reproduire le trait d'un individu qui est inscrit au système.

- Les limites juridiques :

Le recours à la biométrie présente également des risques en termes de respect des droits et des libertés fondamentales. En France, la Commission Nationale de l'Informatique et des Libertés (CNIL), n'autorise les applications qui font de l'usage de biométrie de trace (empreinte digitale) que dans la mesure où le besoin de la sécurité est important.

**I.7. Le marché mondial de la biométrie****I.7.1. Chiffre d'affaire**

Le marché de la biométrie ne cesse d'évoluer depuis son apparition, d'après le rapport publié par IBG (International Biometric Group), le chiffre d'affaire de l'industrie

biométrique (incluant les applications judiciaires et celles du secteur public) est en forte croissance jusqu'en 2017(voir la figure I.13). Une partie importante de cette progression s'attache au contrôle d'accès aux systèmes d'information (ordinateur / réseau) et au commerce électronique, quoique les applications du secteur public continuent à être une partie essentielle de l'industrie.

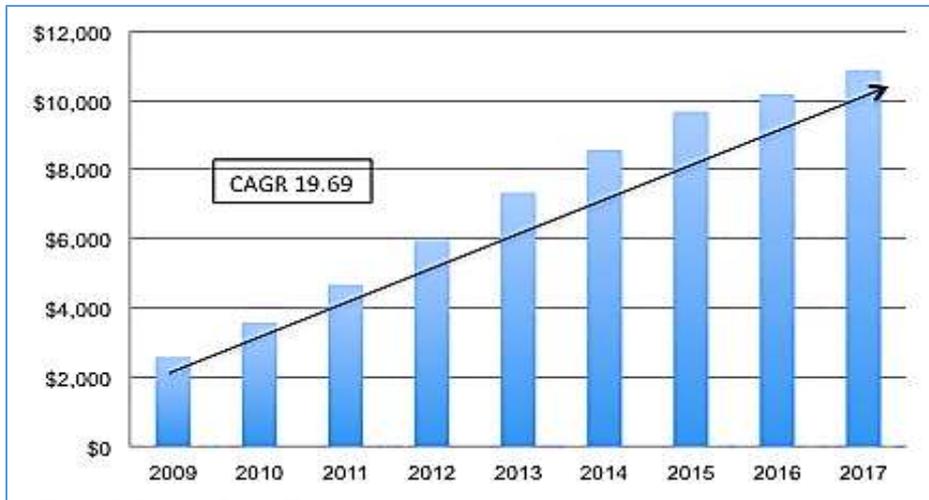


Figure I.13 : Evolution du marché de la biométrie selon IBG

### I.7.2. Les parts de marché par technologie

La plus grande part du marché est consacrée aux systèmes de reconnaissance par empreinte digitale (environ 50 % du chiffre d'affaires total). Plus de la moitié de ce taux est consacré aux systèmes de reconnaissance automatique par empreinte digitale. Le succès de ces systèmes est dû essentiellement à leur précision et leur cout relativement bas. Vient ensuite la reconnaissance par l'analyse du visage qui a gagné, durant ces dernières années (12 % de la part du marché), en dépassant la reconnaissance de la main qui avait avant la deuxième place en termes de source de revenus après les empreintes digitales.

De nos jours, le recherche est orienté vers la conception de systèmes bimodaux voir même multimodaux. Et c'est ce que nous pouvons constater dans cette figure :

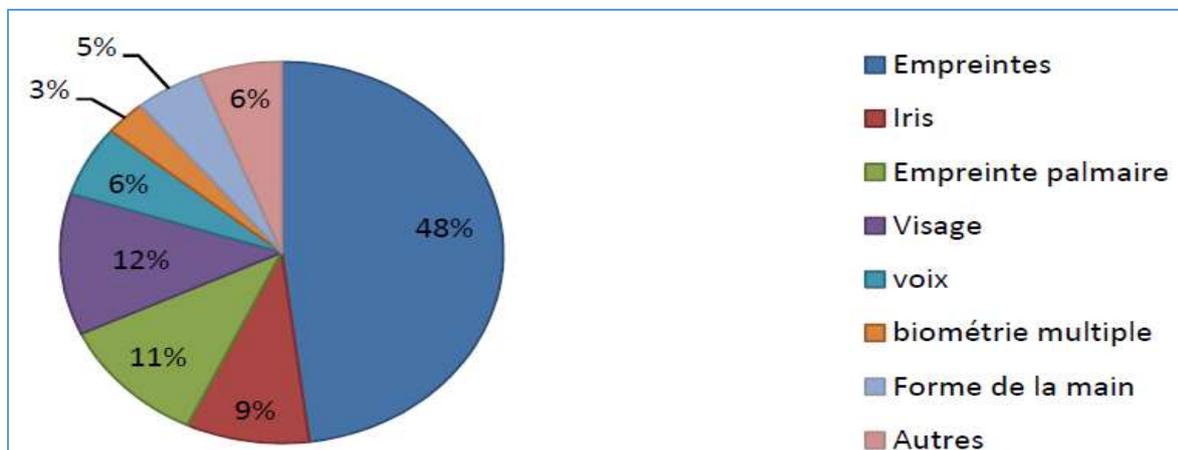


Figure I.14 : Les parts de marché biométrique par technologie

## I.8. Systèmes biométriques

### I.8.1. Définition de système biométrique

Un système biométrique [8] est essentiellement un système de reconnaissance de formes qui fonctionne en acquérant des données biométriques à partir d'un individu, extrayant un ensemble de caractéristiques à partir des données acquises, et comparant ces caractéristiques avec la signature dans la base de données.

Il sert à vérifier l'identité d'une personne à l'aide d'une ou plusieurs modalités qui lui sont propres (voix, iris, empreintes digitales, visage ...). On peut dire qu'un système de contrôle biométrique est un système automatique de mesure basé sur la reconnaissance de caractéristiques propres à l'individu.

### I.8.2. Structure d'un système biométrique

Les différents modules qui composent un système biométrique sont représentés comme suit [6]:

**Module capteur biométrique** : correspond à la lecture de certaines caractéristiques physiologiques, comportementales ou biologiques d'une personne, au moyen d'un terminal de capture biométrique.

**Module extraction des données** : extrait les informations pertinentes à partir des données biométriques brutes, par exemple des régions caractéristiques de visage.

**Module création d'une signature** : crée un modèle numérique afin de représenter la donnée biométrique acquise. Ce modèle, appelé aussi signature, sera conservé sur un support portable (puce ou autre) ou dans une base de données.

**Module comparaison** : compare les caractéristiques biométriques d'une personne soumise à contrôle (volontairement ou à son insu) avec les « signatures » mémorisées. Ce module fonctionne soit en mode vérification (pour une identité proclamée) ou bien en mode identification (pour une identité recherchée).

### I.8.3. Le fonctionnement des Systèmes biométriques

Les systèmes biométriques peuvent fournir deux modes de fonctionnement, à savoir : l'apprentissage (ou l'enrôlement), la reconnaissance (vérification et identification).

#### 1. L'apprentissage

**L'Apprentissage (ou L'enrôlement)** est la première phase de tout système biométrique, il s'agit de l'étape pendant laquelle un utilisateur est enregistré dans le système pour la première fois et où une ou plusieurs modalités biométriques sont capturées et enregistrées dans une base de données [9]. Cet enregistrement peut s'accompagner par l'ajout d'information biographique dans la base de données.

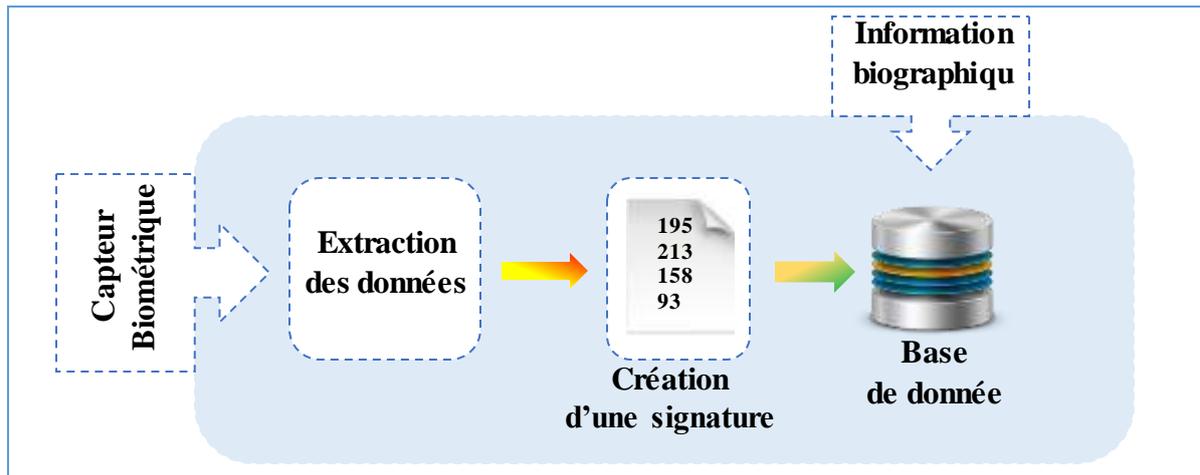


Figure I.15 : Enrôlement d'une personne dans un système biométrique

2. La reconnaissance

Généralement les systèmes de reconnaissance biométriques opèrent en deux modes: Identification et Vérification.

a. Système opérant en mode Authentification (vérification)

Lorsqu'un système biométrique opère en mode authentification (Figure I.16), l'utilisateur affirme son identité et le système vérifie si cette affirmation est valide ou non.

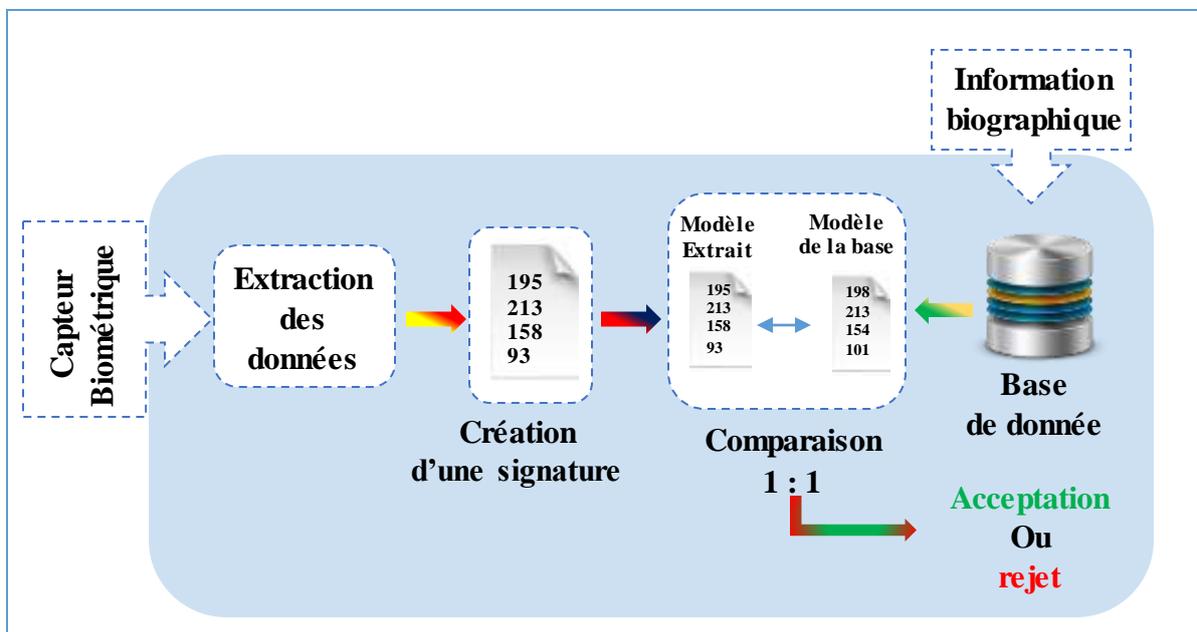


Figure I.16 : Authentification d'un individu dans un système biométrique

Pour illustrer ce principe, prenons la situation où un utilisateur (M. X) souhaite retirer de l'argent à un distributeur de billets en entrant son code personnel d'identification (code PIN) et en présentant une modalité biométrique. Le système acquiert alors les données biométriques et va les comparer uniquement avec le modèle enregistré correspondant à M. X. On parle alors de correspondance 1:1. Ainsi, si l'entrée

biométrique de l'utilisateur et le modèle enregistré dans la base de données correspondant à l'identité affirmée possèdent un degré de similitude élevé, l'affirmation est validée et l'utilisateur est considéré comme étant un authentique.

Dans le cas contraire, l'affirmation est rejetée et l'utilisateur est considéré comme étant un imposteur.

En résumé, un système biométrique opérant en mode authentification (vérification) répond à la question "**Suis-je bien M. X ?**".

**b. Système opérant en mode Identification**

Dans un système biométrique opérant **en mode identification** (Figure I.17), l'utilisateur ne dévoile pas explicitement son identité.

Le système doit trouver l'identité d'une personne parmi celles d'une base de données contenant des personnes déjà enrôlées, et renvoyer l'identité correspondant à la personne se présentant devant le système, ou l'identité « inconnue » si cette personne ne fait pas partie de la base. Il s'agit ici d'une comparaison 1 : N où N représente le nombre de personnes dans la base de données.

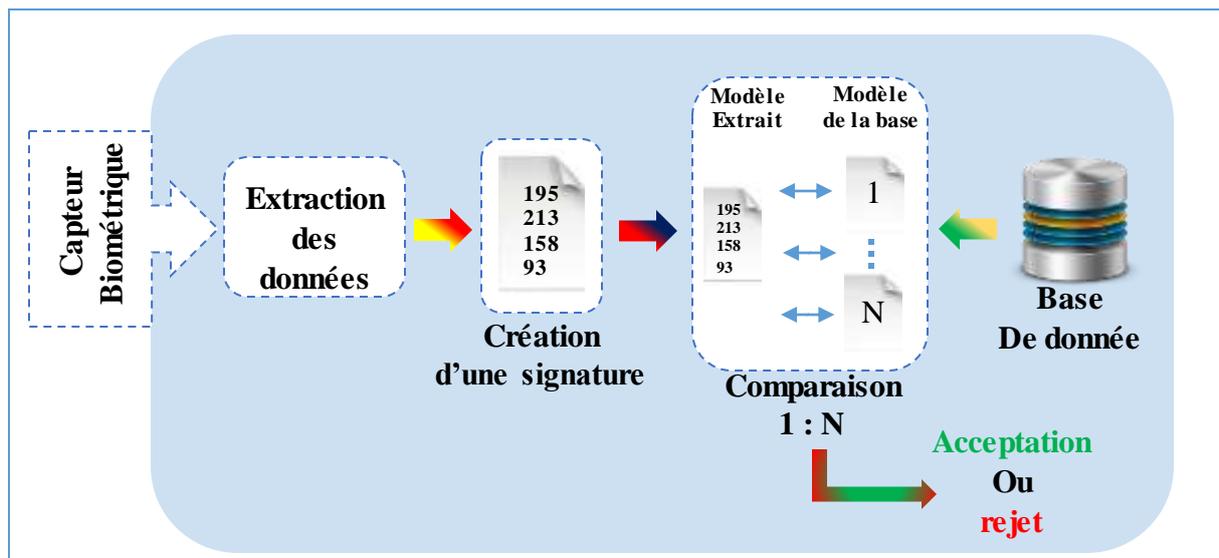


Figure I.17 : Identification d'un individu dans un système biométrique

Pour illustrer ce principe, un exemple de système opérant en mode identification serait l'accès à un bâtiment sécurisé : tous les utilisateurs qui sont autorisés à entrer dans le bâtiment sont enrôlés par le système ; lorsqu'un individu essaye de pénétrer dans le bâtiment, il 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 d'entrée ou non.

En résumé, un système biométrique opérant en mode identification répond à la question "**Suis-je bien connu du système ?**".

#### I.8.4. Evaluation des performances des Systèmes biométriques

La performance d'un système biométrique peut se mesurer principalement à l'aide de quatre critères d'évaluation selon la société américaine l'International Biometric Group [IBG] [10]:

- **Intrusivité** : ce critère permet de classifier les systèmes biométriques en fonction de l'existence d'un contact direct entre le capteur utilisé et l'individu à reconnaître.
- **Fiabilité** : dépend de la qualité de l'environnement dans lequel l'utilisateur se trouve. Ce critère influe sur la reconnaissance de l'utilisateur par le système.
- **Coût** : doit être modéré. Les systèmes biométriques ne doivent pas utiliser une technologie coûteuse.
- **Effort** : requis par l'utilisateur lors de la saisie de mesures biométriques, et qui doit être réduit le plus possible.

#### I.8.5. Mesure de performance des systèmes biométriques

**En mode vérification**, les performances d'un système biométrique sont données par la mesure de deux taux d'erreurs le FRR (False Rejet Rate ou Taux de Faux Rejet) et le FAR (False Acceptation Rate ou Taux de Fausse Acceptation) [12].

**Le FRR ou le TFR (Taux de Faux Rejets)** : représente le pourcentage de personnes censées être reconnues mais qui sont rejetées par le système [11].

$$TFR = \frac{\text{nombre des clients rejeté (FR)}}{\text{nombre total de test clients}}$$

**Le FAR ou le TFA (Taux de Fausse Acceptation)** : représente le pourcentage de personnes censées ne pas être reconnues mais qui sont tout de même acceptées par le système.

$$TFA = \frac{\text{nombre des imposteurs accepté (FA)}}{\text{nombre total de test imposteurs}}$$

**Le taux d'égal erreur (« Equal Error Rate » ou EER)** : C'est le taux calculé à partir des deux taux FAR et FRR, ce critère est le point de mesure de performance courant qui correspond à l'endroit où  $FRR = FAR$ , donc le meilleur compromis entre les faux rejets et les fausses acceptations.

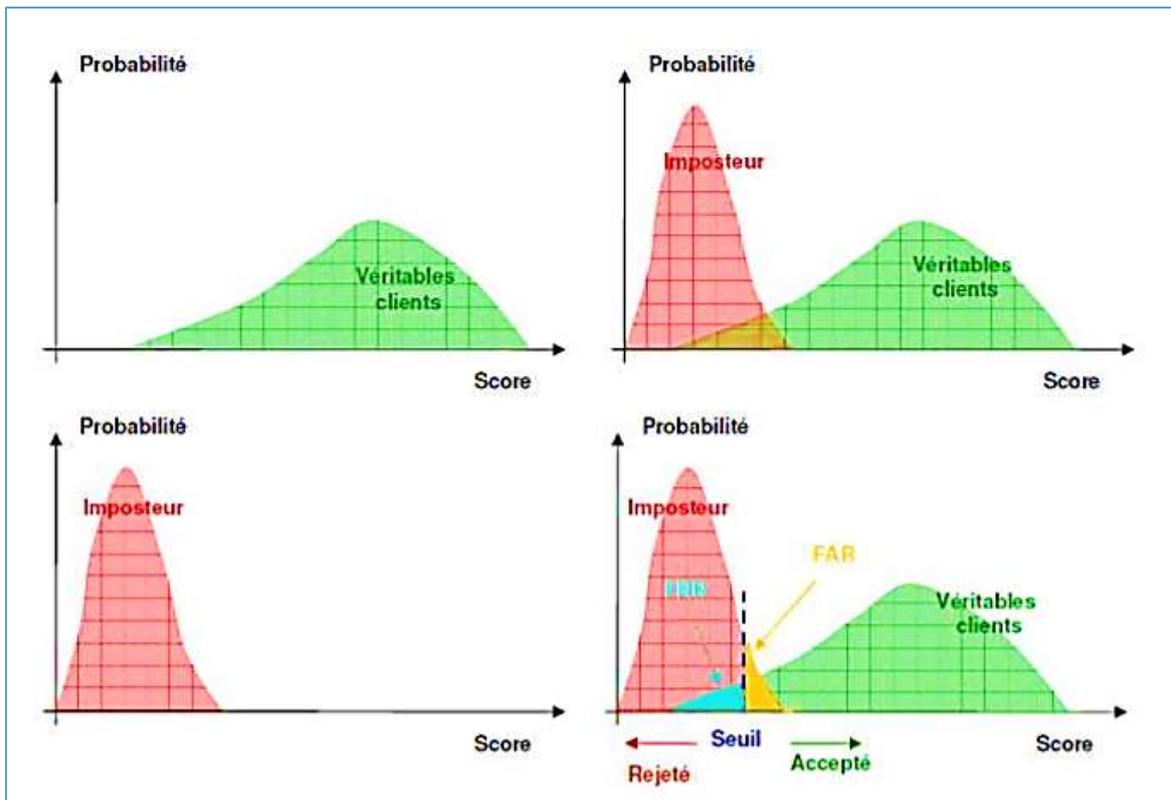


Figure I.18 : Courbes de distribution des imposteurs et des authentiques et les taux d'erreurs (*FAR* et *FRR*), pour un seuil donné

Le problème de l'authentification peut être formalisé [10] par :

Soient  $X_Q$  le vecteur de caractéristiques de la personne proclamée  $I$ ,  $X_t$  le vecteur de caractéristiques de la personne  $I$  stockée dans la base de données,  $S(X_Q, X_t)$  la fonction de similarité entre le vecteur  $X_Q$  et  $X_t$ . La fonction  $S$  donne le score de similarité entre les mesures biométriques de la personne de la base de données et la personne proclamée.

Le test de vérification est alors défini par la fonction  $(I, X_Q)$ , telle que :

$$(I, X_Q) = \begin{cases} w_1, & \text{si } S(X_q, X_t) \geq \theta \\ w_2, & \text{sinon} \end{cases}$$

Où  $w_1$  indique que la personne proclamée est vraie et  $w_2$  qu'elle est un imposteur,  $\theta$  est le seuil de similarité.

L'utilisation de la **courbe ROC** (Receiver Operating Characteristic) [11] est très fréquente pour l'évaluation de tels systèmes d'authentification, elle représente la variation de taux *FRR* en fonction du taux de *FAR*. C'est une courbe strictement décroissante dont le taux d'égale erreur peut être facilement identifiable puisqu'il s'agit de l'intersection de cette courbe avec la droite d'équation  $y = x$ .

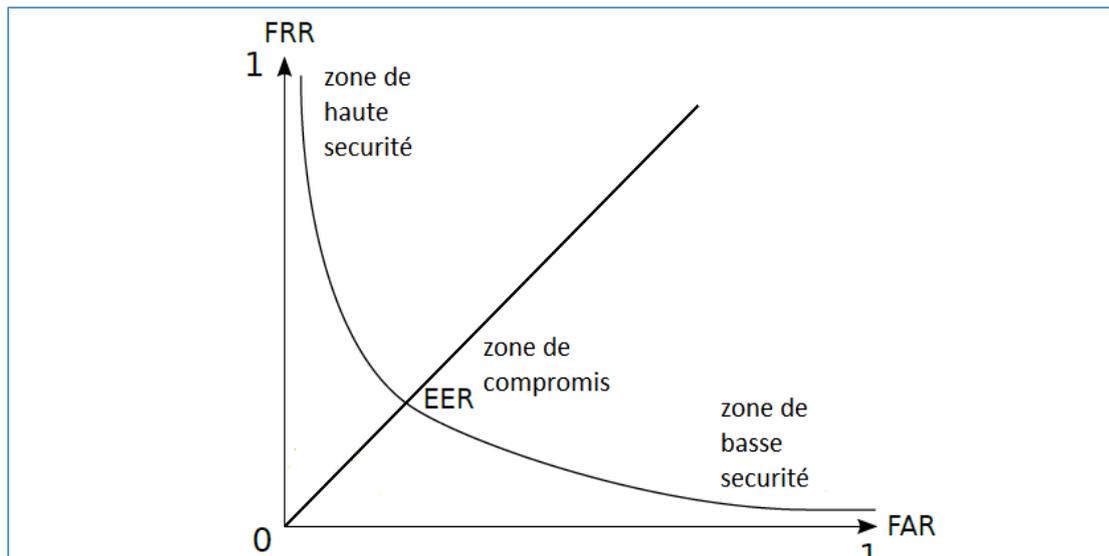


Figure I.19 : Courbe ROC

**En mode Identification**, les performances sont mesurées par le pourcentage des personnes bien reconnues par rapport au nombre de tests, appelé le Taux d'Identification (TID) qui est définie par la formule suivante :

$$\text{TID} = \frac{\text{nombre de tests qui ont conduit a une bonne identification}}{\text{nombre totales de tests}}$$

**Le problème d'identification peut être formalisé par:**

Soient  $X_Q$  le vecteur de caractéristiques, pour déterminer l'identité  $I_k$ ,  $k \in \{1, 2, \dots, N, N+1\}$  où  $I_1, I_2, \dots, I_N$  sont les identités des personnes enrôlées dans le système,  $I_{N+1}$  une identité rejetée, on calcule la fonction  $(I, X_Q)$  définie [1] par :

$$(I, X_Q) = \begin{cases} I_k & , \text{ si } \max\{S(X_Q, X_{ik})\} \geq \theta, k = 0, \dots, N \\ I_{N+1} & , \text{ sinon} \end{cases}$$

Où  $X_{ik}$  est le vecteur de caractéristique correspond à l'identité  $I_k$ ,  $\theta$  le seuil.

Le teste d'identification se fait souvent en utilisant la courbe CMC (Cumulative Match Characteristics) qui représente le taux d'identification de système en fonction d'une variable que l'on appelle le rang [9]. Le rang est une variable définissant à partir de quand l'identification d'un individu est réalisée avec succès. On dit qu'un système reconnaît au rang 1 lorsqu'il choisit le plus proche individu correspond à l'identité proclamée. On dit qu'un système reconnaît au rang 2 lorsqu'il choisit parmi deux images celle qui correspond le mieux à l'image d'entrée, et ainsi de suite.

La courbe CMC est une courbe strictement croissante, dont l'abscisse est comprise entre  $[0, n-1]$  où  $n-1$  est le nombre d'identités dans la base, et l'ordonnée est comprise entre 0 et 100[11].

Un des points les plus importants sur ce type de courbe est le taux de reconnaissance pour l'abscisse 1, donc plus le degré du rang augmente, plus le taux de reconnaissance correspondant est lié à un niveau de sécurité faible.

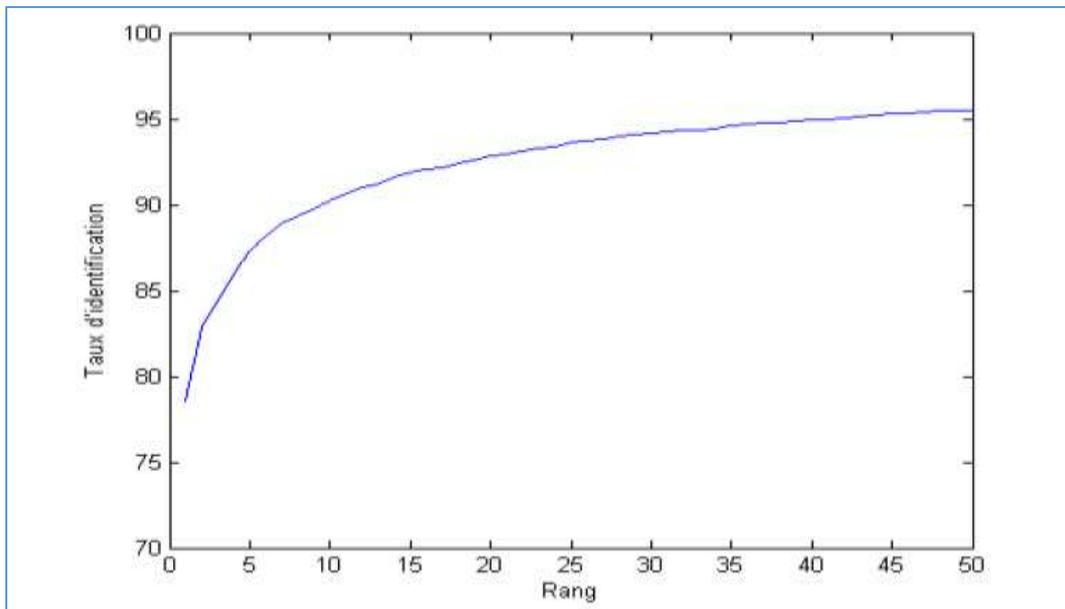


Figure I.20 : Exemple de courbe CMC

## I.9. Conclusion

Dans ce premier chapitre, nous avons présenté la biométrie et les systèmes biométriques. Après une introduction générale sur la biométrie, nous avons présenté les différentes modalités d'un système biométrique. Nous avons ensuite présenté l'architecture et le principe de fonctionnement des systèmes biométriques, ainsi que l'évaluation et la Mesure de performance, les avantages et limitations de ces systèmes.

Nous présentons dans le chapitre suivant un état de l'art sur la reconnaissance faciale.

# CHAPITRE

---

# III

## SYSTEME DE RECONNAISSANCE DE VISAGES

## II.1. Introduction

Avec l'évolution impressionnante des outils technologiques, notamment en électronique et en informatique, l'homme se trouve actuellement capable de produire des processus automatiques de très haute performance. Pour développer les systèmes d'intelligences artificielles les scientifiques s'inspirent généralement du comportement naturel de l'être humain.

Depuis quelques années, la reconnaissance faciale suscite un intérêt croissant auprès de la communauté scientifique, la reconnaissance automatique des visages est devenue un enjeu primordial surtout dans la sécurité, cela est dû aux besoins du monde actuel.

Tout comme le système visuel humain, un système automatique de reconnaissance de visages doit intégrer des étapes pour détecter et identifier des visages dans une scène. Ce processus est réalisé chez les êtres humains d'une façon spontanée et évolutive telle qu'un ensemble d'organes participe à la perception visuelle. De même pour un système automatique de reconnaissance de visage un ensemble de tâches participe pour l'identification/authentification faciale.

Dans ce chapitre, nous reviendrons en détails sur le système automatique de reconnaissance de visage, et les plus importantes méthodes développées pour la reconnaissance du visage.

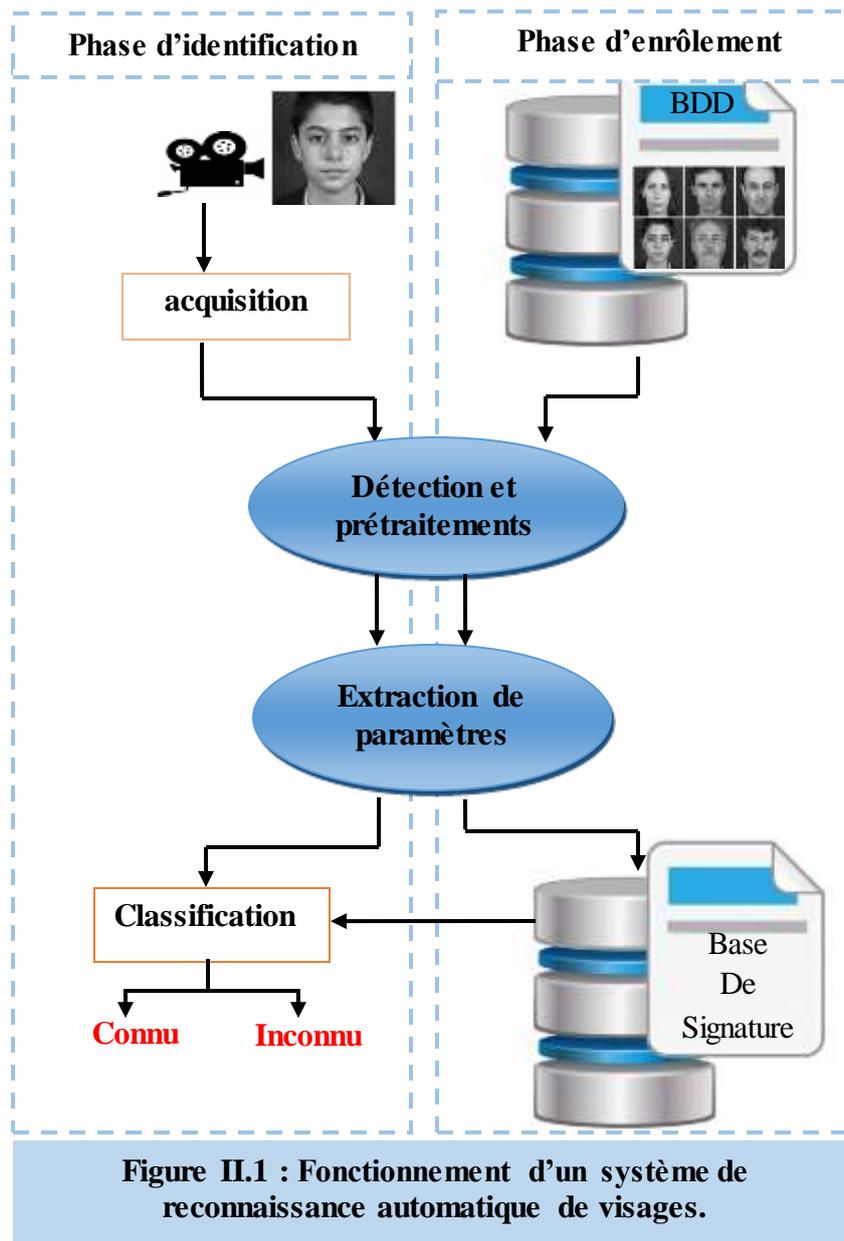
## II.2. Pourquoi choisir le visage ?

La reconnaissance de visages est la technique la plus commune et populaire, Elle reste la plus acceptable, puisqu'elle correspond à la caractéristique biométrique employée par l'homme pour effectuer une identification personnelle[14].

Par rapport aux autres méthodes, la reconnaissance du visage s'avère plus avantageuse ceci est dû à ses caractéristiques, d'une part c'est une méthode non intrusive c'est-à-dire elle n'exige pas la coopération de l'individu avec le capteur ce qui permet d'avoir des bases de données de plus en plus grandes, d'autre part [10] les capteurs utilisés sont peu coûteux et faciles à installer (une simple caméra).

## II.3. Le système de reconnaissance faciale (processus)

Le processus de base de la reconnaissance du visage (Figure II.1) peut être résumé en six étapes. Les trois premières s'effectuent en amont du système (détection, acquisition et prétraitements de l'image). Par ailleurs, les trois dernières représentent la reconnaissance proprement dite (extraction, comparaison des caractéristiques et décision) afin de l'identifier ou authentifier.



Le système dépend essentiellement de la technique d'acquisition d'images de visage[16]. La détection et/ou localisation du visage dans l'image brute captée par le système d'acquisition. Ensuite il faut éventuellement le normaliser pour ramener le visage à une taille standard. Puis l'extraction de modèle (signature). Au finale, le système s'occupe de la classification du modèle (signature) et fourni la décision finale.

Dans ce qui suit nous détaillerons les principales phases d'un système de reconnaissance faciale :

### II.3.1. Le monde physique (L'extérieur)

C'est le monde réel avant l'acquisition de l'image. Dans cette étape, il faut tenir compte généralement de trois paramètres essentiels : L'éclairage, la variation de posture et l'échelle [15]. La variation de l'un de ces trois paramètres peut conduire à une distance entre deux images du même individu, et par conséquent une fausse identification

### II.3.2. Acquisition

Cette étape consiste à extraire l'image de l'utilisateur du monde extérieur, à travers un système d'acquisition de données équipé d'un capteur pour acquérir une caractéristique spécifique de l'utilisateur [15]. Dans l'état statique à l'aide d'un appareil photo ou dans l'état dynamique à l'aide d'une caméra.

A ce niveau l'image extraite est digitalisée (représentation bidimensionnelle au visage), caractérisée par une matrice de niveaux de gris [17]. L'image dans cette étape est dans un état brut ce qui engendre un risque de bruit qui peut dégrader les performances du système.

### II.3.3. Détection de visages et prétraitements

Le module de détection de visages permet de fournir en sortie une image du visage isolé du reste de la scène et prête à être traitée [16]. L'efficacité des systèmes biométriques basés sur l'identification et/ou authentification de visage dépend essentiellement de la méthode utilisée pour localiser le visage dans l'image [17].

### II.3.4. Technique de prétraitement (normalisation)

Le rôle de cette étape est d'enlever le bruit lié à l'environnement ou au dispositif de capture et réduire la variabilité de l'aspect du visage [16]. Il faut éliminer le bruit par des techniques de traitement et de restauration d'images ; Il existe plusieurs types de traitement et d'amélioration de la qualité de l'image, telle que : la normalisation, l'égalisation et le filtrage...etc.

### II.3.5. Extraction

L'étape de L'extraction de modèle (signatures), Appelée aussi indexation, représentation, modélisation ou extraction de caractéristiques, est une phase d'importance capitale dans un système de reconnaissance de visages. L'extraction des paramètres consiste à extraire les informations utiles qui reviennent à établir un modèle du visage [16], elles doivent être discriminantes et non redondantes. Les éléments caractéristiques se représentent sous forme d'un vecteur caractéristique, appelé signature. La signature doit être très différente d'une personne à une autre et invariante pour les images d'une même personne[14]. L'efficacité de cette étape a une influence sur la performance du système de reconnaissance de visage.

### II.3.6. Apprentissage

C'est l'étape où on fait apprendre les individus au système, elle consiste à mémoriser les paramètres, après extraction, dans une base de données bien ordonnées pour faciliter la phase de reconnaissance et la prise d'une décision [15], elle est en quelque sorte la mémoire du système.

### II.3.7. Classification

Cette étape consiste à modéliser les paramètres extraits d'un visage ou d'un ensemble de visages d'un individu en se basant sur leurs caractéristiques communes [15]. Un modèle est un ensemble d'informations utiles, discriminantes et non redondantes qui caractérise un ou plusieurs individus ayant des similarités.

### II.3.8. Décision

C'est l'étape qui fait la différence entre un système d'identification d'individus et un autre de vérification. Dans cette étape, un système d'identification consiste à trouver le modèle qui correspond le mieux au visage pris en entrée à partir de ceux stockés dans la base de données, il est caractérisé par son taux de reconnaissance [15]. Par contre, dans un système de vérification il s'agit de décider si le visage en entrée est bien celui de l'individu (modèle) proclamé ou il s'agit d'un imposteur.

## II.4. Les principales difficultés de la reconnaissance faciale

De nombreuses propriétés du visage ainsi que les conditions dans lesquelles ils ont été capturés rendent le traitement automatique difficile. Dans le cadre de la reconnaissance [11], le principal défi lorsque les conditions d'acquisition des images sont très variables. Il existe deux types de variations associées aux images de visages : inter et intra sujet.

La variation inter-sujet est limitée à cause de la ressemblance physique entre les individus. Par contre la variation intra-sujet est plus vaste. Elle peut être attribuée à plusieurs facteurs d'environnement comme les conditions d'éclairage, les caractéristiques des capteurs et aussi leur positionnement par rapport au visage lors de l'acquisition [14]. Cette variation peut aussi être due aux modifications du visage lié aux expressions ou aux changements de poids ainsi qu'à l'âge.

Nous détaillons ici les principales difficultés rencontrées par un système de reconnaissance faciale dans des conditions réelles.

### II.4.1. Illumination

L'apparence d'un visage dans une image varie énormément en fonction de l'illumination de la scène lors de la prise de vue.

Les variations d'éclairage rendent la tâche de reconnaissance de visage très difficile. En effet, le changement d'apparence d'un visage dû à l'illumination, se révèle parfois plus critique que la différence physique entre les individus, et peut entraîner une mauvaise classification des images d'entrée [14].

Notons enfin qu'un certain nombre d'approches traitent le problème de la luminosité en amont de la reconnaissance par une étape de prétraitement [11] dont l'objectif principal est bien souvent de corriger les artefacts dû aux variations de luminosité.



Figure II.2 : Exemple de changements de luminosité (même personne)

#### II.4.2. Pose

Le taux de reconnaissance de visage baisse considérablement quand des variations de pose sont présentes dans les images [14]. La variation de pose est considérée comme un problème majeur pour les systèmes de reconnaissance faciale.

Dans le cas d'une rotation dans le plan (le visage de profil dans le plan), l'apparence du visage n'est pas déformée [11], et une bonne estimation de l'angle de la rotation peut suffire à recalibrer l'image par simple rotation inverse, et ainsi obtenir une pose frontale (front en haut de l'image, menton en bas).



Figure II.3 : Exemple de variations de pose (visage d'une même personne)

#### II.4.3. Expressions faciales

L'apparence d'un visage varie grandement en présence d'expressions faciales. La déformation du visage qui est due aux expressions faciales est localisée principalement sur la partie inférieure du visage [14]. L'information faciale se situant dans la partie supérieure du visage reste quasi invariable, mais l'aspect des sourcils peut par exemple être grandement modifié.

Toutefois, étant donné que l'expression faciale modifie l'aspect du visage, elle entraîne forcément une diminution du taux de reconnaissance. L'identification de visage avec expression faciale est un problème difficile qui est toujours d'actualité et qui reste non résolu.

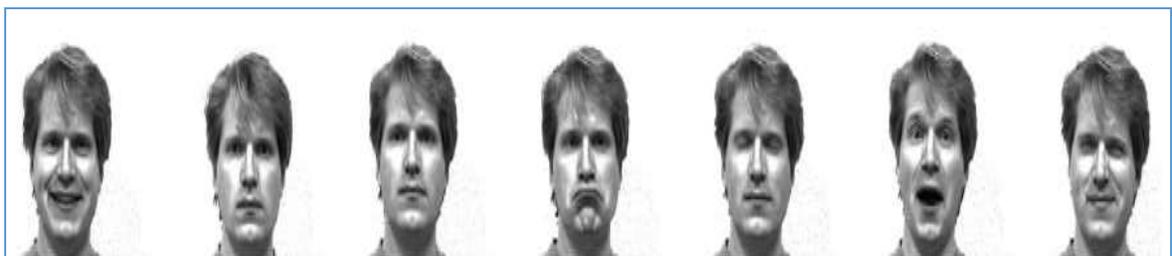


Figure II.4 : Exemple de variations d'expressions faciales

#### II.4.4. Occlusions

Le visage peut être partiellement masqué par des objets dans la scène, elles peuvent être causées par une main cachant une partie du visage, ou par le port d'accessoires tels que lunettes, écharpe..., ou encore par une autre personne [14].

Par conséquent, il est important de savoir reconnaître des visages partiellement occultés.



Figure II.5 : Variations dû à la présence d'occlusions partielles

#### II.4.5. Présence ou absence des composants structurels

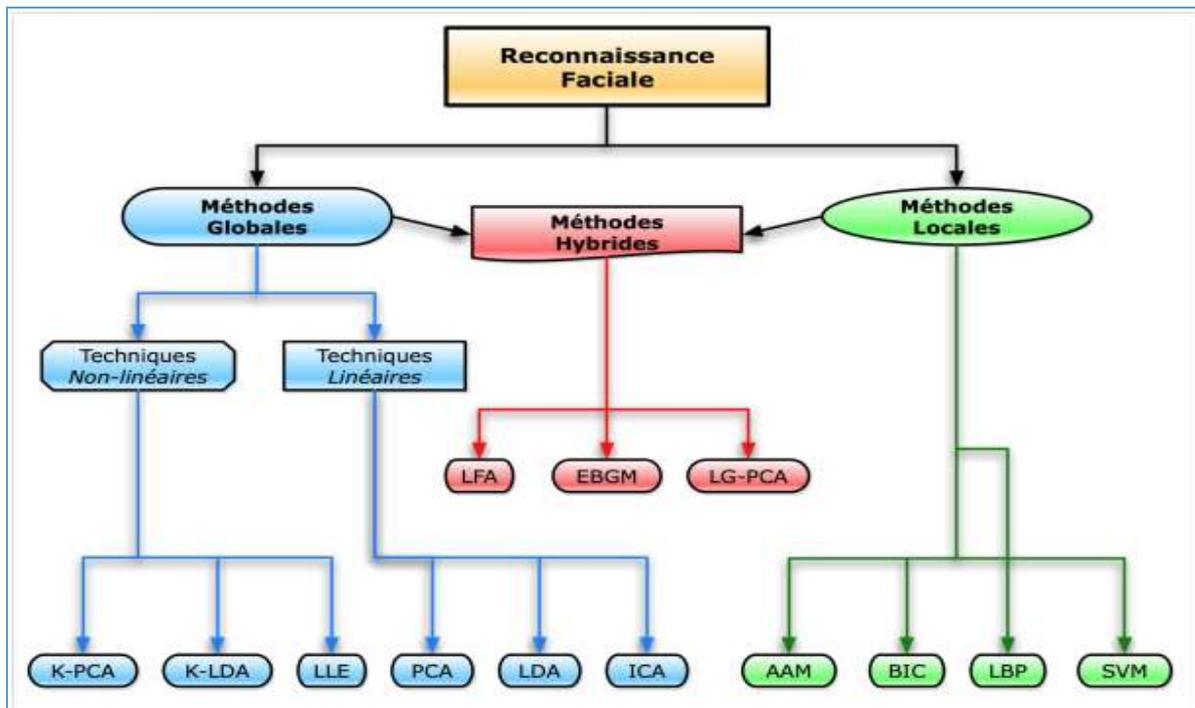
La présence des composants structurels telle que la présence de maquillage, la barbe, la moustache, ou bien d'opérations chirurgicales peut modifier énormément les caractéristiques faciales telles que la forme, la couleur, ou la taille du visage.

Ces composants peuvent cacher les caractéristiques faciales de base causant ainsi une défaillance du système de reconnaissance [14]. Par exemple, une moustache ou une barbe modifie la forme du visage.

De plus, l'âge des captures est un point important. Un écart de temps entre deux captures peut engendrer des modifications dans les caractéristiques faciales ainsi, des difficultés de reconnaissance.

### II.5. Techniques de la reconnaissance de visages

Les méthodes de reconnaissance de visage peuvent être séparées en trois grandes familles, les méthodes globales (ou holistiques), les méthodes locales et les méthodes hybrides.



**Figure II.6 : Classification des algorithmes principaux utilisés en reconnaissance faciale [23]**

### II.5.1. Méthodes globales

Les méthodes globales, c'est-à-dire basées sur la détection du visage dans sa globalité, ont été introduites dans le but d'être appliquées à des images contenant plusieurs visages et/ou en présence d'un fond complexe [18]. Il n'est pas nécessaire de repérer certains points caractéristiques du visage (comme les centres des yeux, les narines, le centre de la bouche, etc.) à part pour normaliser les images. Dans ces méthodes, les images de visage (qui peuvent être vues comme des matrices de valeurs de pixels) sont traitées de manière globale et sont généralement transformées en vecteurs, plus faciles à manipuler.

L'avantage principal des méthodes globales est qu'elles sont relativement rapides à mettre en œuvre et que les calculs de base sont d'une complexité moyenne. En revanche, elles sont très sensibles aux variations d'éclairage, de pose et d'expression faciale. Ceci se comprend aisément puisque la moindre variation des conditions de l'environnement ambiant entraîne des changements inéluctables dans les valeurs des pixels qui sont traités directement.

Nous pouvons distinguer deux types de techniques parmi les méthodes globales : les techniques linéaires et les techniques non linéaires.

#### II.5.1.1. Techniques linéaires

Les techniques linéaires réalisent une projection linéaire des données d'un espace de grande dimension (par exemple, l'espace de l'image originale) sur un sous-espace de dimension inférieure. Cependant, ces techniques linéaires sont sensibles aux conditions

de luminosité notamment, et plus généralement aux variations non convexes [11]. Ainsi, l'utilisation de distances classiques dans l'espace projeté ne permet pas toujours de réaliser une bonne classification entre les classes « visages » et « non visages ». Ce facteur crucial limite le pouvoir des techniques linéaires pour obtenir une détection et une reconnaissance du visage très précises.

Parmi les méthodes globales les plus connues il y'a ACP (Analyse en Composante Principale), ADL (Analyse Discriminante Linéaire) et ACI (Analyse en Composante Indépendantes)

### **1. L'analyse en composantes principales (ACP)**

L'analyse en composantes principales, également appelée transformée de Karhunen-Loeve est la technique linéaire la plus connue. Elle est basée sur les méthodes statistiques classiques. La ACP est une méthode qui a pour but de déterminer un sous-espace « optimal » pour la compression et la reconstruction de données [19]. Elle peut s'appliquer au cas où le vecteur de données dans l'espace primaire est composé d'un grand nombre de caractéristiques.

En 1991, cette technique a été reprise dans le cadre plus spécifique de la reconnaissance faciale sous le nom de méthode des Eigenfaces, elle utilise des valeurs et des vecteurs propres, respectivement eigenvalues, eigenvectors. Elle est utilisée pour représenter efficacement les images de visages tout en les projetant sur l'espace des visages propres (eigenface) [9]. Ces derniers sont des images de même taille que les images de l'apprentissage qui montrent ayant un aspect fantomatique.

L'approche ACP [6] (ou Les Visages Propres) a pour but de capturer la variation dans une collection d'images de visages et d'utiliser cette information pour coder et comparer les visages (en termes mathématiques : trouver les vecteurs propres de la matrice de covariance de l'ensemble des images de visages).

### **2. L'analyse discriminante linéaire (LDA)**

L'algorithme LDA est né des travaux de Belhumeur et al. De Yale University (USA), en 1997[24], il est aussi connu sous le nom de « Fisherfaces ». Contrairement à l'algorithme PCA, LDA effectue une véritable séparation de classes. Pour pouvoir l'utiliser, il faut donc au préalable organiser la base d'apprentissage d'images en plusieurs classes : une classe par individu et plusieurs images d'individu par classe.

La LDA analyse les vecteurs propres de la matrice de dispersion des données, pour maximiser les variations entre les images d'individus différents (interclasses) tout en minimisant les variations entre les images d'un même individu (intra-classes).

Tandis que la PCA construit un sous-espace pour représenter de manière "optimale" seulement "l'objet" visage, la LDA construit un sous-espace discriminant pour distinguer de façon "optimale" les visages de différentes personnes [9]. Des études comparatives montrent que les méthodes basées sur le LDA donnent généralement de meilleurs résultats que les méthodes basées sur le PCA.

### 3. L'analyse en composantes indépendantes (ACI)

ICA est une généralisation de l'algorithme PCA avec lequel il coïncide dans le cas de données gaussiennes. Elle a été introduite par les spécialistes du traitement de signal afin de trouver une solution au problème de séparation des sources lorsque la fonction de mélange  $F$  est inconnue [6]. Le traitement consiste à extraire les composantes linéaires d'une observation multi variée afin qu'elles soient aussi indépendantes que possible. Elle sert généralement à analyser les signaux issus de multiples capteurs pour lesquels la nature exacte des sources est inconnue, d'où vient son appellation de séparation aveugle de sources.

Par exemple on enregistre les conversations se tenant dans une salle où plusieurs personnes parlent simultanément, le signal perçu est une combinaison linéaire de ces différentes conversations [17]. La séparation de ces conversations peut alors se faire en extrayant leurs signaux individuels, que l'on suppose indépendants entre eux.

D'autres techniques linéaires ont également été proposées nous citons par exemple :

- La factorisation de matrices non négatives (NMF)
- L'analyse discriminante bilinéaire (BDA)
- La technique de "Vecteurs communs discriminants" (DCV)

Bien que les méthodes globales linéaires soient efficaces, et aient eu beaucoup de succès, elles ne sont pas assez précises. Ceci est dû à des transformations non-linéaires, une simple modification de la luminosité déforme les images de visages de façon non linéaire.

#### II.5.1.2. Techniques non linéaires

Afin de pouvoir traiter le problème de la non-linéarité, des techniques globales non linéaires ont été développées, souvent à partir des techniques linéaires. Ainsi l'Analyse en Composantes Principales à Noyaux (ou « Kernel-PCA ») et l'Analyse Discriminante Linéaire à Noyaux (ou « Kernel-LDA ») utilisent la notion mathématique des noyaux en étendant les techniques linéaires l'ACP et la LDA.

D'autres techniques non linéaires ont également été utilisées dans le contexte de la reconnaissance faciale :

- le MultiDimensional Scaling (MDS),
- l'Isomap ,
- les diffusion maps ,
- le Local Linear Embedding (LLE)
- les Laplacian eigenmaps
- le Hessian LLE
- le Local Tangent Space Analysis (LTSA)
- les approches neuronales

L'utilisation de ces méthodes de projection de l'espace des images sur l'espace de caractéristiques est non linéaire et permet ainsi dans une certaine mesure de réduire la dimension des images de meilleure façon [14]. Cependant, bien que ces méthodes permettent souvent l'amélioration des taux de reconnaissance sur des jeux de tests donnés, elles sont trop flexibles pour être robustes à de nouvelles données, contrairement aux méthodes linéaires.

### II.5.2. Méthodes locale

Les méthodes locales, basées sur des modèles, utilisent des connaissances a priori que l'on possède sur la morphologie du visage et s'appuient en général sur des points caractéristiques de celui-ci. Kanade présenta un des premiers algorithmes de ce type en détectant certains points ou traits caractéristiques d'un visage puis en les comparant avec des paramètres extraits d'autres visages. Ces méthodes constituent une autre approche pour prendre en compte la non-linéarité en construisant un espace de caractéristiques local et en utilisant des filtres d'images appropriés, de manière à ce que les distributions des visages soient moins affectées par divers changements.

Ces méthodes ont l'avantage de pouvoir modéliser plus facilement les variations de pose, d'éclairage et d'expression par rapport aux méthodes globales. Toutefois, elles sont plus lourdes à utiliser puisqu'il faut souvent placer manuellement un assez grand nombre de points sur le visage alors que les méthodes globales ne nécessitent de connaître que la position des yeux afin de normaliser les images, ce qui peut être fait automatiquement et de manière assez fiable par un algorithme de détection [6]. Dans cette catégorie, on trouve plusieurs méthodes comme : HMM (Hidden Markov Models), RNA (réseaux de neurones) et SVM (Machines à Vecteur de Support).

#### 1. Machines à Vecteurs de Support (SVM)

C'est une technique qui a été proposée par V.Vapnik en 1995, elle est utilisée dans plusieurs domaines statistiques (classement, régression, fusion,... etc) [20]. L'idée essentielle de cette approche consiste à projeter les données de l'espace d'entrée (appartenant à des classes différentes) non linéairement séparables, dans un espace de plus grande dimension appelé espace de caractéristiques, de façon à ce que les données deviennent linéairement séparables.

Dans cet espace, la technique de construction de l'hyperplan optimal est utilisée pour calculer la fonction de classement séparant les classes tels que :

- Les vecteurs appartenant aux différentes classes se trouvent de différents côtés de l'hyperplan.
  - La plus petite distance entre les vecteurs et l'hyperplan (la marge) soit maximale.
- Depuis son introduction dans le domaine de reconnaissance de formes, plusieurs travaux ont montré l'efficacité de cette technique, principalement en traitement d'images.

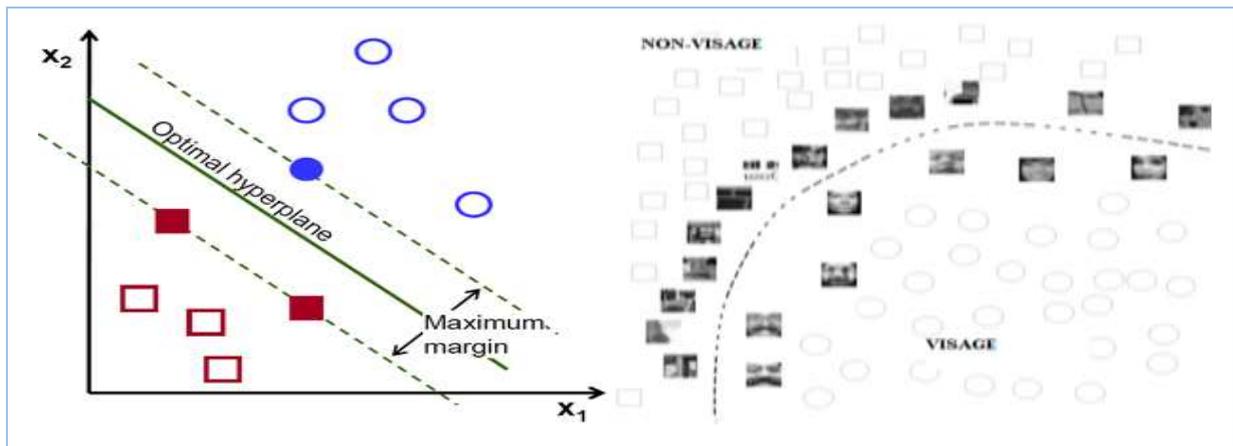


Figure II.7 : Machines à Vecteur de Support (SVM)

## 2. Réseaux de Neurones

L'unité de base du réseau de neurones est le perceptron. Chaque perceptron effectue un travail relativement simple : il reçoit des données pondérées des voisins ou des sources externes et calcule sur cette base un signal de sortie qui est propagé à d'autres unités [21]. On distingue entre unité d'entrée, de sortie et cachée. Un réseau de neurones doit être configuré pour que l'application d'un ensemble de données d'entrées produise le résultat désiré à la sortie.

Les RNA (Réseaux Neurone Artificiel] ont été utilisés dans nombreuses applications, particulièrement pour la classification de données, la modélisation de processus complexes et le traitement non linéaire des signaux. Ces recherches ont engendré une panoplie d'architectures de réseaux dont chacune répond parfaitement à une application donnée. On note en particulier l'architecture MLP (Multi-Layer Perceptron, Perceptron Multicouches), l'architecture RBF (Radial Basis Function, Fonctions à base radiale) et l'architecture SOM (Self-Organizing Maps, Cartes auto organisatrices de Kohonen) [6]. Dans le cas de la reconnaissance de visages, on constate que les réseaux de neurones ont été employés dans tous les modules intervenant dans la chaîne de traitements. Ils sont utilisés pour la détection de visages, pour l'extraction de signatures et pour la classification.

## 3. Hidden Markov Models (HMM)

Le modèle de Markov cachés HMM sont un ensemble de modèles statistiques utilisés pour caractériser les propriétés statistiques d'une image. L'image est divisée en  $N$  régions significatif qui sont par exemple pour le visage : les cheveux, le front, les yeux, le nez et la bouche. Chacune de ces régions est ensuite assignée à un état  $S_i$  dans un HMM 1D :

$S_1 \rightarrow$  cheveux

$S_3 \rightarrow$  yeux

$S_2 \rightarrow$  front

$S_4 \rightarrow$  nez

S<sub>5</sub> → bouche

Chaque état est caractérisé par une fonction de probabilité, estimée sur la base des images exemples. Le principe de HMM [21], lors de la localisation du visage, est de toujours extraire les mêmes régions de l'image d'entrée et de vérifier si les objets caractéristiques apparaissent dans le même ordre que défini dans le modèle HMM.

#### 4. Les ondelettes

Les ondelettes sont issues de l'intuition d'un ingénieur en géophysique, J. Morlet, dans les années 1980. Sous l'impulsion de personnalités scientifiques telles que le physicien A. Grossman ou le mathématicien Y. Meyer, les ondelettes se sont imposées comme des outils fondamentaux de l'analyse harmonique moderne.

Les ondelettes ont connu un grand succès en traitement d'images pour des problèmes tels que l'estimation de mouvement, la reconnaissance de formes, la recherche dans des bases de données et la transmission progressive d'informations. La propriété essentielle qui est exploitée dans ces applications est la possibilité d'approximer les images à plusieurs échelles, en partant d'une vue « grossière » qu'on vient affiner au cours de traitement successifs.

#### II.5.3. Méthodes hybrides

Les méthodes hybrides permettent d'associer les avantages des méthodes globales et locales en combinant la détection de caractéristiques géométriques (ou structurales) avec l'extraction de caractéristiques d'apparence locales. Elles permettent d'augmenter la stabilité de la performance de reconnaissance lors de changements de pose, d'éclairage et d'expressions faciales [6]. Parmi les méthodes ces méthode : Elastic Bunch Graph Matching (EBGM).

- **Elastic Bunch Graph Matching**

L'algorithme EBGM est né des travaux de Wiskott et al de la Southern California University (USC - USA) et de la Ruhr University (Allemagne), en 1997.

A partir d'une image de visage, on localise des points caractéristiques (coins des yeux, de la bouche, nez, etc.). Cette localisation peut se faire manuellement ou automatiquement à l'aide d'un algorithme. Un treillis élastique virtuel est ensuite appliqué sur l'image de visage à partir de ces points. Chaque point représente un nœud labélisé auquel on associe un jeu de coefficients d'ondelettes complexes de Gabor, appelés Jet. Pour effectuer une reconnaissance avec une image test, on fait une mesure de similarité entre les différents Jets et les longueurs des segments du treillis de deux images.

## II.6. Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre, l'état de l'art sur le fonctionnement et les techniques utilisées dans un système de reconnaissance de visages.

La reconnaissance de visages est une technologie biométrique qui est trop utilisée dans les applications de contrôle de frontières, dans la sécurité des établissements et des zones urbaines et dans l'identification des conducteurs. C'est une technique commune, populaire, simple. Plusieurs techniques de traitements d'images sont apparues et le développement des technologies de capture (caméras numériques), ce qui écarte les limites technologiques de ces systèmes et permet d'améliorer leurs performances.

Dans le chapitre suivant nous enchaînerons avec l'étude de la **transformée en ondelettes** utilisé pour l'extraction des paramètres.

## PARTIE 2

---

# **Extraction Et Classification De Paramètres**

---

CHAPITRE

---

**III**  
**APPLICATION DES ONDELETTES POUR  
L'EXTRACTION DES PARAMETRES**

### III.1. Introduction

L'analyse par ondelettes est apparue au début des années 80. Cette théorie est un travail pluridisciplinaire qui a réuni des ingénieurs, des mathématiciens et des physiciens ayant développé des idées semblables dans leur domaine respectif. L'utilisation des ondelettes dans l'analyse de fonctions ne s'est généralisée que depuis une dizaine d'années. Elles offrent une alternative aux analyses classiques telles que la transformée de Fourier.

D'un point de vue applicatif, les ondelettes ont eu une influence importante dans divers domaines : physique, analyse numérique, statistiques, traitement du signal et des images, vision par ordinateur.

Dans ce chapitre, on présente tout d'abord la théorie de base des ondelettes leurs définitions, leurs propriétés et leurs constructions. Puis les nombreux domaines d'applications des ondelettes et leurs avantages.

### III.2. Pourquoi les ondelettes ?

La plupart des signaux du monde réel ne sont pas stationnaires, et c'est justement dans l'évolution de leurs caractéristiques (statistiques, fréquentielles, temporelles, spatiales) que réside l'essentiel de l'information qu'ils contiennent [51]. Les signaux vocaux et les images sont à ce titre d'exemple. Or l'analyse de Fourier propose une approche globale du signal, les intégrations sont faites de moins l'infini à plus l'infini, et toute notion de localisation temporelle (ou spatiale pour des images) disparaît dans l'espace de Fourier, donc elle ne permet pas l'étude de signaux dont la fréquence varie dans le temps. De tels signaux nécessitent de trouver un compromis, une transformation qui renseigne sur le contenu fréquentiel tout en préservant la localisation afin d'obtenir une représentation temps/fréquence ou espace/échelle du signal. La transformée en ondelettes va nous permettre de pallier cet inconvénient. Plus généralement, l'intérêt principal des ondelettes en tant qu'outil mathématique d'analyse et de représentation des fonctions est de construire un outil d'analyse local en temps. Donc la transformée en ondelettes est non seulement une analyse local mais, de plus, sa résolution temporelle est variable [52]. Elle permet donc de décrire le comportement local des signaux à différentes échelles de temps.

Etant donné que notre travail s'inscrit dans le cadre de la reconnaissance de visages, On a choisi les ondelettes pour diverse avantage. Elles permettent de palier aux problèmes de variations d'éclairage, expressions faciales, position et aux changements des caractéristiques physiques (barbe, moustache, lunette, chirurgie ...) qui avant était un frein pour la reconnaissance faciale. Les ondelettes, comme nouvel outil mathématique notable, se sont imposées dans de divers domaines d'application. Par leur capacité extraordinaire de concentration de l'énergie et par leur pouvoir fascinant de détection d'irrégularités.

L'analyse par ondelettes permet l'étude des objets présents dans l'image à différentes échelles, elle permet de réduire la redondance pour améliorer la compression d'une image, elle peut également extraire les informations importantes (texture, contours, etc.) contenues dans une image et aussi de réduire le bruit contenu dans l'image.

### III.3. Qu'est-ce qu'une ondelette

Une ondelette est une fonction mathématique à valeur moyenne nulle et limitées dans le temps, possédant un certain degré de régularité et dont le support est fini [37] (ce qui explique le mot "ondelette").

Les ondelettes permettent, comme les sinus et les cosinus, de décomposer un signal [34]. Les ondelettes sont localisées en temps et en fréquence. Le caractère localisé de l'ondelette s'exprime par le fait que la fonction est non nulle sur un intervalle fini et nulle partout ailleurs. Avec les ondelettes, on sait donc en quelques sorte quand un évènement se produit et comment il se produit. Les ondelettes sont des dilatations (dilater est ici à prendre dans le sens étirer et comprimer) et des translations d'une ondelette initiale que l'on nomme ondelette mère.

En regardant des images des ondelettes et des ondes sinusoïdales [53], on voit intuitivement que des signaux avec les changements pointus pourraient mieux être analysés avec une ondelette irrégulière qu'avec une sinusoïde douce.

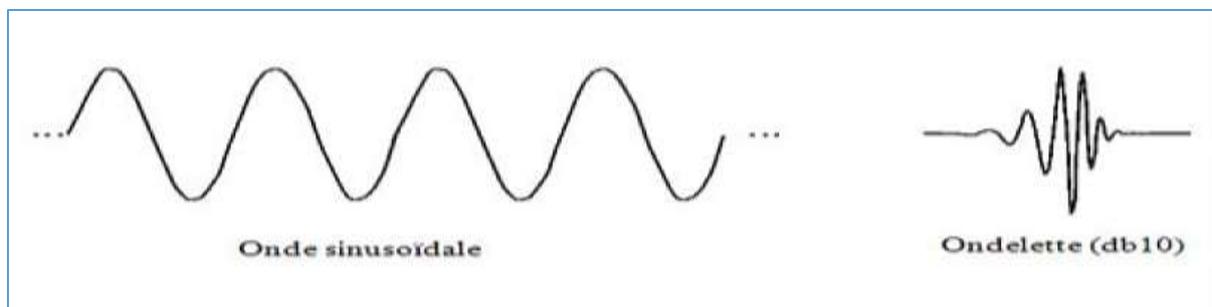


Figure III .1 : La différence entre une onde sinusoïdale et une ondelette

### III.4. L'ondelette mère :

Nous définissons maintenant l'ondelette mère : c'est quoi une ondelette mère ainsi que ces propriétés.

#### III.4.1. C'est quoi une ondelette mère

L'analyse en ondelettes adopte une fonction de prototype d'ondelettes, connue sous le nom de "**Ondelettes mère**" [53]. Cette Ondelette mère génère un ensemble de fonctions de base connues sous le nom "**Ondelettes enfants**" par des translations et dilatations récursives donné dans l'équation (2).

$$\psi_{\tau,s}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \quad (2)$$

Où :

$\tau$  Facteur de translation.

$s$  Facteur de dilatation « Echelle ».

$\Psi$  Ondelette mère.

$\Psi_{\tau,s}(t)$  Ondelettes enfants.

$\frac{1}{\sqrt{s}}$  Facteur de normalisation de l'énergie afin que le signal transformé ait la même énergie à toutes les échelles.

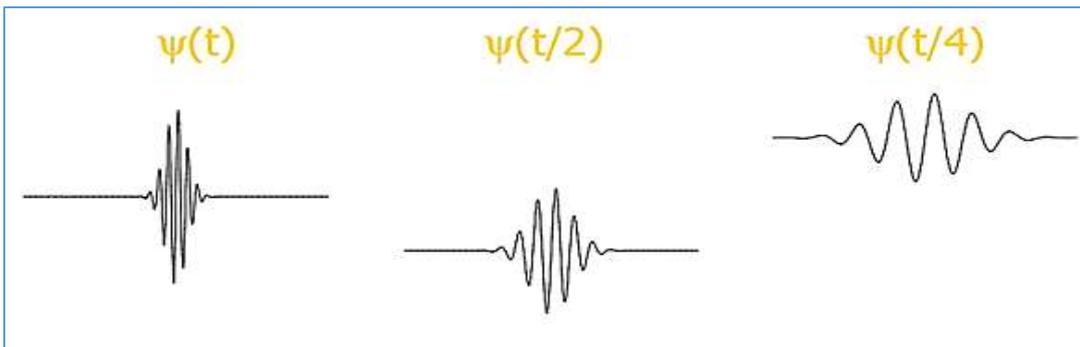


Figure III.2 : Famille ondelette construite par dilatation

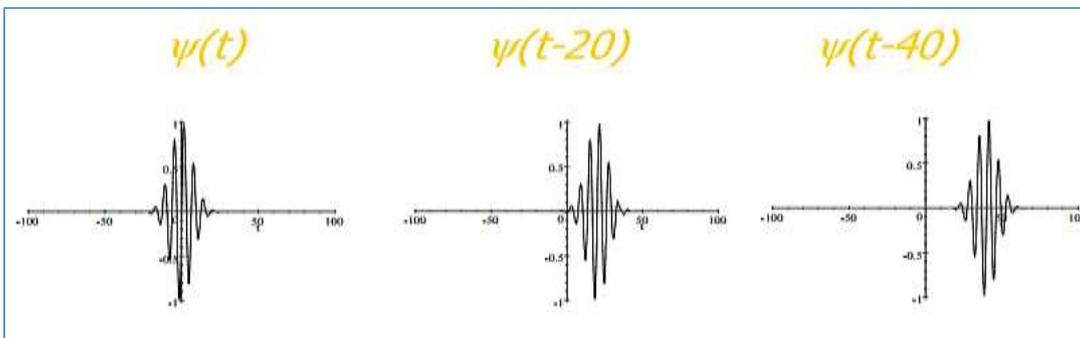


Figure III.3 : Famille ondelette construite par translation

### III.4.2. Les propriétés d'une ondelette mère :

L'ondelette mère doit respecter certaines propriétés. Nous présenterons dans ce qui suit les plus importantes propriétés afin de souligner les particularités des ondelettes par rapport aux autres familles de fonctions mathématiques [52][16] :

#### 1. La localisation

L'ondelette mère est dite locale, si elle est à décroissance rapide aux limites de son domaine de définition. La localisation signifie que l'énergie d'une ondelette doit être contenue dans un intervalle fini. Cette énergie doit elle-même être finie (fonction de carré sommable). On l'appelle également fonction à support compact.

## 2. L'oscillation

Pour qu'elle puisse estimer les fréquences spatiales, l'ondelette mère doit être suffisamment oscillante, comme les atomes des transformations de Fourier et de la transformation en cosinus. D'autre part, l'ondelette mère doit avoir une intégrale nulle dans le cas continu, ou la somme de ses valeurs sur l'intervalle de définition doit être nulle dans le cas discret.

## 3. La régularité

Assure une meilleure localisation fréquentielle. Cette propriété est surtout essentielle dans les applications de compression d'images. Quand certains coefficients sont annulés dans la représentation paramétrique pour compresser les données, si l'ondelette n'est pas régulière des artefacts très visibles apparaissent sur les images reconstruites.

## 4. L'orthogonalité

La propriété d'orthogonalité permet d'obtenir un calcul direct des coefficients de la modélisation paramétrique. Cette propriété permet également d'assurer l'existence d'une transformée inverse et d'une décomposition non redondante.

## 5. La symétrie

Cette propriété, importante principalement dans le domaine du traitement des signaux numériques, assure que ces derniers ne seront pas distordus après un filtrage suivi d'une reconstruction.

### III.5. La transformée en ondelettes

Depuis les travaux de Grossman et Morlet, la transformation en Ondelettes est apparue comme un outil performant pour résoudre des problèmes relevant de différents domaines d'application. Très tôt, un intérêt soutenu s'est manifesté à l'égard de la Transformation en ondelettes en traitement d'images.

La transformée en ondelettes est une méthode d'analyse et de représentation des signaux qui est complémentaire à celle de Fourier. La différence qu'il y a entre la transformée de Fourier et la transformée en Ondelettes est d'une part, que lorsqu'on décompose une fonction en série de Fourier, on la décompose en fréquence alors que la décomposition en Ondelettes ajoute une dimension, la décomposition en espace temporelle [54]. D'autre part la transformée en ondelettes est caractérisée par l'utilisation de fonctions bien localisées, à la fois dans l'espace physique et dans l'espace spectral, engendrées les unes à partir des autres par translation et dilatation [55]. La transformée de Fourier quant à elle utilise des fonctions non localisées dans l'espace physique, mais bien localisées dans l'espace spectral, engendrées par modulation.

La transformée en ondelettes décompose le signal sur une base de fonctions analysantes construites à partir d'une fonction dite " ondelette mère " par dilatation et

translation. Cependant, Selon que ces translations et dilatations sont choisies de manière discrète (ne veut pas dire, nécessairement, des entiers) ou continue, on parle d'une transformée en ondelettes continue ou discrète.

### III.6. Types d'Ondelettes

Dans la famille des ondelettes on distingue deux types de transformée en ondelettes basée sur l'orthogonalité : la transformée en ondelettes discrète et la transformée en ondelettes continue. Nous pouvons utiliser les *ondelettes orthogonales* pour le développement en ondelettes discret et les *ondelettes non-orthogonales* pour le développement en ondelettes continu.

#### III.6.1. La transformée en ondelettes continues (CWT)

Une transformée en ondelettes est dite continue lorsque les paramètres structurels des fonctions utilisées (c'est-à-dire les translations et les dilatations de la fonction ondelette mère) peuvent prendre n'importe quelle valeur de l'ensemble des réels  $\mathbb{R}$  (tout l'intervalle du temps) [34].

La définition de CWT est donnée par la formule ci-dessous :

$$CWT(\tau, s) = \frac{1}{\sqrt{s}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \Psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) dt \quad (4)$$

Cette transformation est en théorie infiniment redondante puisque l'ondelette est traduite de manière continue, cependant il existe des méthodes pour diminuer cette redondance l'une de ces méthodes consiste en l'emploi de la transformée en ondelettes discrète.

#### III.6.2. La transformée en ondelettes discrètes (DWT)

La transformée en ondelettes discrète (DWT) est produite pour surmonter le problème de redondance de la CWT, Cette redondance mobilise une grande quantité de ressource de calcul. La transformée discrète en ondelettes (DWT), au contraire, fournit suffisamment d'information, tant pour l'analyse que pour la reconstruction du signal original. Ceci en un temps de calcul notablement réduit. La DWT est considérablement plus simple à implémenter que la CWT [34].

La transformée en ondelettes discrètes (discrete wavelet transform) est une implémentation utilisant un ensemble discret d'échelles et de translations d'ondelettes obéissant à certaines règles (La transformée en ondelettes discrète translate et dilate l'ondelette selon des valeurs discrètes.). En d'autres termes, cette transformée décompose le signal en un ensemble d'ondelettes mutuellement orthogonales.

La DWT est donnée par la formule ci-dessous :

$$DWT(\tau_0, s_0) = \frac{1}{\sqrt{s_0^j}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \Psi\left(\frac{t-k s_0^j \tau_0}{s_0^j}\right) dt \quad (4)$$

Où :

$s_0^j$  Facteur d'échelle.

$\tau_0$  Facteur de translation.

$k$  et  $j$  Des entiers.

### III.7. Présentation des ondelettes multi-résolution (multidimensionnelles)

L'analyse multi-résolutions, introduite par Meyer et Mallat, est un outil de traitement du signal qui permet de décomposer un signal à plusieurs échelles (résolutions) et de le reconstruire à partir des éléments de cette décomposition [35].

Dans la multi résolution on examine le signal à résolution grossière, à l'aide d'ondelettes larges, et d'un petit nombre de coefficients, pour en tracer l'ébauche, ensuite on analyse aux résolutions fines, en utilisant un grand nombre de petites ondelettes, qui scrutent les détails [34]. De cette manière les ondelettes s'adaptent automatiquement aux différentes composantes du signal : elles utilisent une fenêtre étroite pour regarder les composantes transitoires de haute fréquence, et une fenêtre large pour regarder les composantes de longue durée, de basses fréquences.

Les AMR (Analyse Multi-Résolution) multidimensionnelles, et notamment bidimensionnelles, sont importantes dans des domaines comme le traitement d'images, la vision par ordinateur, ou l'étude de la turbulence [36]. Dans ces applications, les données brutes sont parfois de volume trop important pour être traitées en temps réel. Dans la mesure du possible, il faut donc chercher à extraire les informations ou détails essentiels présents dans ces données. Les ondelettes multidimensionnelles peuvent servir à l'extraction de ces caractéristiques.

Il est possible d'analyser n'importe quel signal en employant la multi-résolution (Multiresolution Analysis (MRA)). Elle est conçue pour donner une bonne résolution temporelle et une faible résolution fréquentielle aux hautes fréquences et une bonne résolution fréquentielle et une faible résolution temporelle aux basses fréquences.

La multi-résolution est donc un cadre fonctionnel qui permet de représenter une fonction comme une limite de ses approximations à différents niveaux de résolutions ou à des échelles successives. Cette notion est très liée à celle de l'analyse temps-fréquence ou temps-échelle utilisée en traitement du signal. La représentation temps-fréquence qui se déduit de cette analyse permet d'observer un signal dans un espace intermédiaire entre l'espace de temps et l'espace des fréquences. Elle cherche à pallier dans une certaine mesure aux insinuations des représentations dans l'espace-temps ou l'espace fréquence, tout en combinant les avantages.

### III.8. Famille d'ondelettes

Il existe une infinité de fonctions d'ondelettes parce que toute fonction oscillante localisée est une ondelette mère possible [16]. Les différentes familles d'ondelettes sont utilisées selon leurs propriétés en fonction du problème à résoudre. Les familles d'ondelettes les plus utilisées sont les suivantes :

**Ondelettes brutes** : symétriques et non orthogonales. Exemples : ondelette gaussienne, ondelette de morlet, ondelette chapeau mexicain.

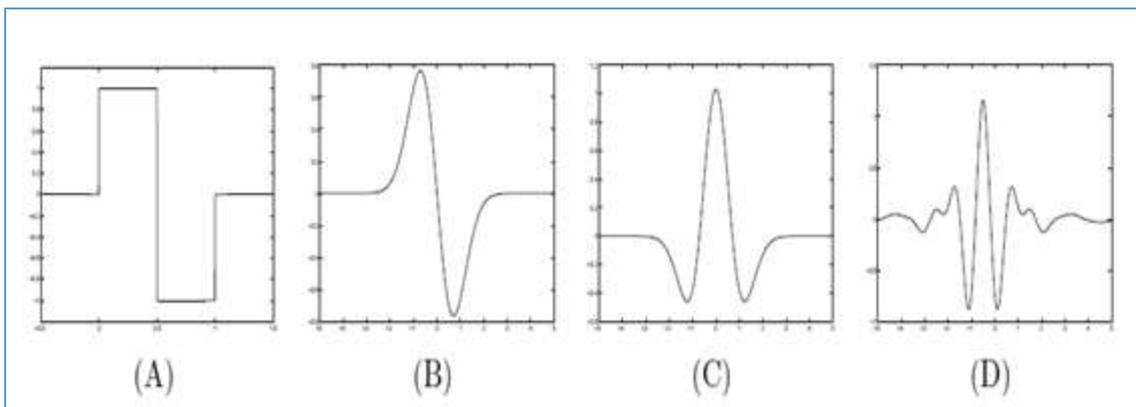
**Ondelettes réguliers infinies** : infiniment dérivables, orthogonales, mais non nulles en dehors de l'intervalle de définition (support non compact). Elles peuvent être utilisées à la fois dans l'analyse continue ou discrète. Exemple : ondelette de meyer.

**Ondelettes orthogonales à support compact** : ces ondelettes ne sont pas régulières, mais sont orthogonales et nulles en dehors de leur support de définition, Exemple : ondelette de Haar.

**Ondelettes bi-orthogonales à support compact** : la bi-orthogonalité est une condition moins stricte que l'orthogonalité qui permet simplement de garantir que la transformation inverse existe. Cette transformation inverse est obtenue à partir d'otomes dérivés d'une autre ondelette mère. Appelée ondelette mère duale. Les ondelettes de ce type sont en général symétriques et à support compact. Exemple : ondelettes b-splines.

**Ondelettes complexes** : à valeurs complexes, non orthogonales mais symétriques. Exemple : ondelette gaussienne complexe, ondelette de morlet complexe, ondelette de shannon complexe.

La figure suivante présente quelques familles d'ondelettes :



**Figure III.4 : (A) Ondelette de Haar ; (B) Ondelette dérivée première de Gaussienne ; (C) Ondelette Sombbrero ; (D) Ondelette de Meyer.**

### III.8.1. Quelques exemples d'ondelettes

Avant de détailler quelques familles d'ondelettes usuelles, nous dressons dans le tableau suivant la liste de quelques-unes de ces familles, avec les abréviations associées.

| Nom des familles d'ondelettes    | Abréviations |
|----------------------------------|--------------|
| Ondelette de Haar                | <i>Haar</i>  |
| Ondelettes de Daubechies         | <i>Db</i>    |
| Ondelettes Symlets               | <i>Sym</i>   |
| Ondelettes Coiflets              | <i>Coif</i>  |
| Ondelettes biorthogonales        | <i>Bior</i>  |
| Ondelette de Demystified         | <i>dmey</i>  |
| Ondelettes gaussiennes           | <i>Gaus</i>  |
| Ondelettes gaussiennes complexes | <i>Cgau</i>  |
| Chapeau mexicain                 | <i>Mexh</i>  |
| Ondelette de Morlet              | <i>Morl</i>  |
| Ondelette de Morlet complexe     | <i>cmor</i>  |
| Ondelettes de Shannon complexes  | <i>Shan</i>  |

**Tableau III.1 : Familles d'ondelettes.**

Les familles d'ondelettes peuvent être caractérisées par quatre propriétés principales : existence de filtres associés, orthogonalité ou bi orthogonalité, support compact ou non, ondelettes réelles ou complexes. Le tableau ci-dessous résume ces diverses propriétés.

| Ondelettes à filtres   |                |                       | Ondelettes sans filtres |                  |
|------------------------|----------------|-----------------------|-------------------------|------------------|
| A support compact      |                | A support non compact | Réelles                 | Réelles Complexe |
| Orthogonales           | Biorthogonales | Non orthogonales      | gaus, mexh,<br>morl     | cgau, shan, cmor |
| Db, haar,<br>sym, coif | Bior           | dmey                  |                         |                  |

**Tableau III.2 : Les propriétés principales des ondelettes.**

Au contraire de la transformée de Fourier, les ondelettes offrent la possibilité de choisir parmi telle ou telle ondelette analysante qui semble la plus adaptée avec l'application voulue [32]. Dans ce contexte, il y a nécessité de représenter quelques familles d'ondelettes les plus connues en traitement du signal.

### 1. L'ondelette de Haar

L'ondelette de Haar, est une ondelette créée par Alfréd Haar en 1909. C'est la première ondelette connue, elle peut être considérée comme l'ancêtre des ondelettes. Il s'agit d'une fonction constante par morceaux, ce qui en fait l'ondelette la plus simple à comprendre et à implémenter. L'ondelette de Haar peut être généralisée par ce qu'on appelle le système de Haar, et encore connue l'ondelette orthonormée.

L'ondelette de haar est l'ondelette orthogonale dont le support compact est le plus court, elle est aussi la seule ondelette orthogonale qui soit symétrique [56], Cette base est plus rapide en temps de calcul et elle est bien localisée en espace. Elle peut être assimilée à une ondelette de Daubechies d'ordre 1.

En contrepartie, présente l'inconvénient d'être non continue ce qui est une mauvaise localisation en fréquence. Elle n'est pas efficace pour approximer des fonctions régulières car elle n'a qu'un seul moment nul, ce manque de régularité empêche d'étudier les fonctions régulières et de caractériser certains espaces. La figure III.5 montre l'exemple classique de l'ondelette de haar.

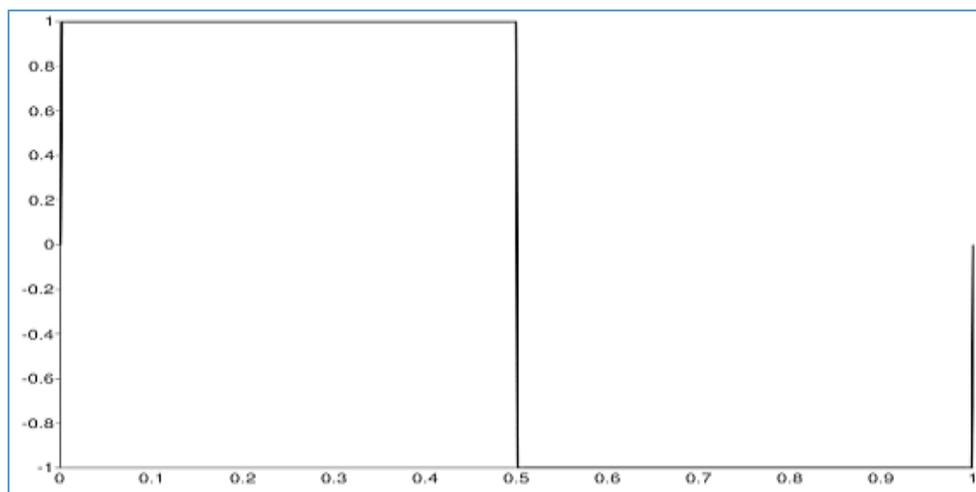


Figure III .5 : Ondelette de Haar [33]

### 2. L'ondelettes Daubechies

Ingrid Daubechies en 1988, a construit grâce au concept d'analyse multi résolution une famille d'ondelettes à support compact dont la régularité peut être choisie, et qui permettent d'utiliser des filtres de taille finie.

Les ondelettes de Daubechies sont une famille d'ondelettes orthogonales définissant une transformée en ondelettes discrète, caractérisées par un nombre maximal de moments dissipant pour un support donné [56]. Pour chaque type d'ondelette de cette classe, il existe une fonction d'échelle (appelée aussi ondelette mère) qui génère une analyse multi résolution orthogonale.

Les ondelettes de la famille Daubechies sont écrites comme dbN, où N est l'ordre, db est le "nom de famille de l'ondelette".

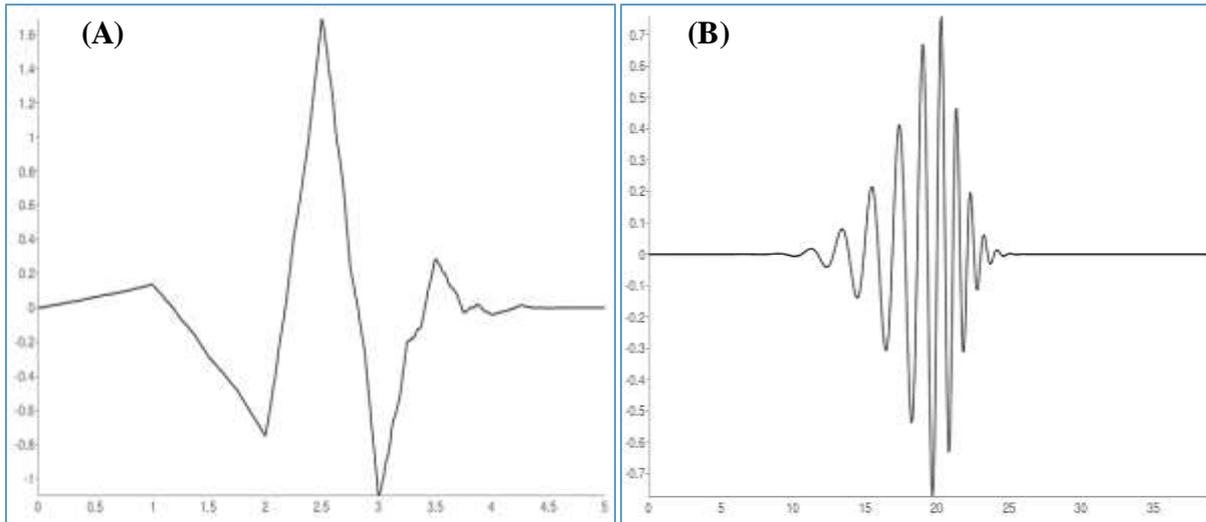


Figure III .6 : Ondelette de Daubechies : (A) Db3 ; (B) Db20 [57]

### 3. L'ondelette de Symlets (Symlettes)

Les symlettes ou en anglais symlets sont des ondelettes Proposée par Daubechies comme une modification de la famille dbN dont les propriétés des deux types sont similaires [56]. Elle constitue la famille d'ondelettes approximativement symétriques.

Les figures III.8 et III.9 présentent les symlettes d'ordre 2 et d'ordre 20 respectivement notées sym2 et sym20. Même avec un ordre 20, la symlette n'est pas tout à fait symétrique.

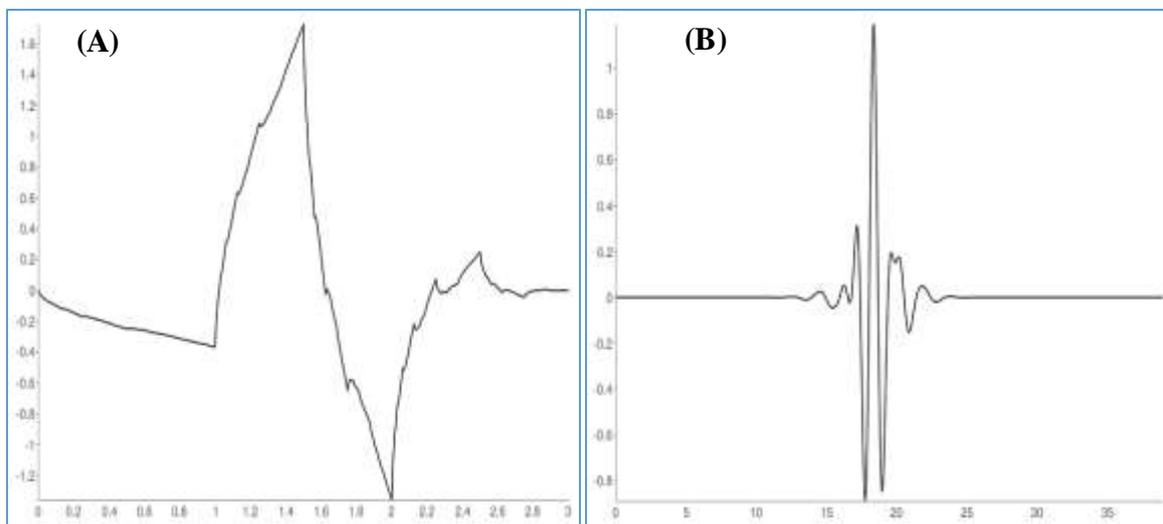


Figure III.7: Ondelette de Symlets : (A) Sym2 ; (B) Sym20 [57]

### 4. L'ondelettes de Coiflet (Coiflettes)

A la demande de R.coifman. Daubechies construit une famille d'ondelettes à P moments nuls et à support de taille minimale [56] L'ondelette est proche de symétrique, ses fonctions d'ondelettes ont Moments de disparition et fonctions de mise à l'échelle.

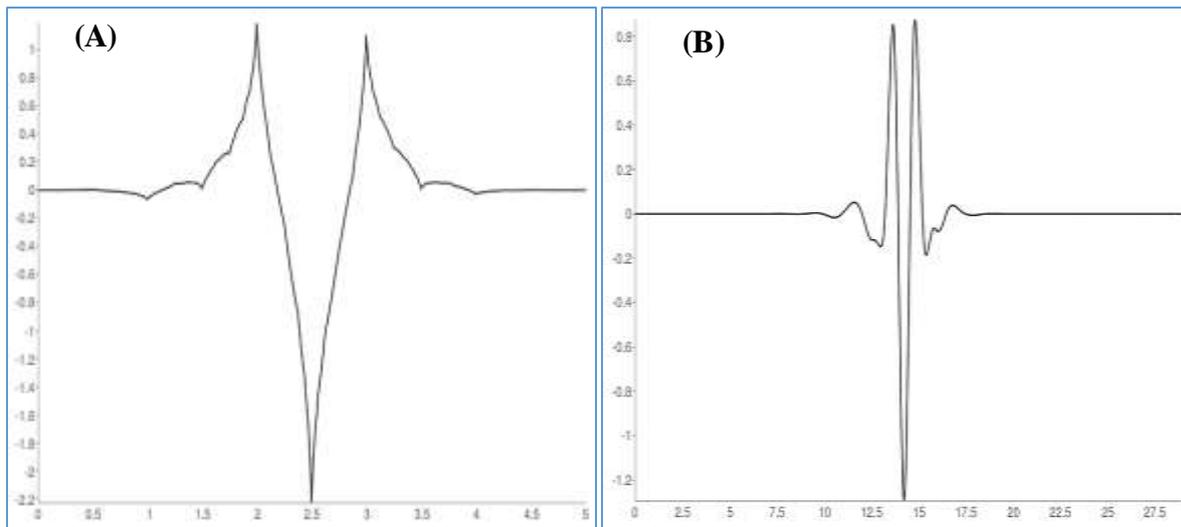


Figure III.7: Ondelette de Coiflet : (A) Coif1 ; (B) Coif5 [57]

### III.9. Les avantages de la transformé en ondelettes

Les ondelettes sont adaptées aux types de signaux non périodiques car elle permet une analyse temps-fréquence que ne permet pas la transformée de Fourier [58]. Ceci lui donne beaucoup d'avantages :

- Pour des signaux physiques présentant des variations très rapides et des discontinuités, l'analyse en ondelettes est adaptée car l'ondelette va détecter ces variations et les analyser. Cette particularité rend l'analyse en ondelettes complémentaire à l'analyse de Fourier. En effet, avec l'analyse de Fourier, les discontinuités d'un signal ne sont pas facilement analysables.
- La localisation en temps est précieuse pour beaucoup d'applications.
- La transformée en ondelette peut représenter complètement et efficacement un signal quelconque avec peu de coefficients.
- On peut supprimer des détails en négligeant des valeurs inférieures à un certain seuil. Cela n'altérera pas la reconnaissance des composantes de l'image
- L'affichage de l'image peut se faire de manière progressive. Cela peut être intéressant sur des supports de transmission faible débit.
- Calculs simple et rapide pour Haar
- Travailler en sous bandes avec la possibilité de séparer les composantes du bruit du reste du signal.
- La transformée en ondelettes offre une grande aptitude à prendre en charge plusieurs traitements numériques du signal de façon quasi simultanée (fenêtrage, débruitage, détection, filtrage et reconstitution du signal).

### III.10. Application des ondelettes pour les images

Plusieurs domaines sont touchés par les réseaux d'ondelettes, bien qu'ils aient été récents : la compression d'images, la classification et la reconnaissance des formes y compris le visage humain, le traitement des signaux vocaux... etc.

L'emploi de l'analyse multi-résolutions dans le traitement d'images fournit un certain nombre d'avantages [53], selon l'application envisagée :

### **La compression**

Le taux de compression de l'image pourra facilement être adapté à la qualité désirée. En effet, en éliminant les détails contenus dans certains niveaux de résolution, jugés peu importants, on pourra fortement augmenter le taux de compression, en conservant uniquement l'information nécessaire. Si l'on désire conserver une bonne qualité d'image, il suffira alors de conserver tous les détails.

### **La détection de contours**

La détection de contours est une tâche ardue lorsque les images traitées présentent des variations brusques dans des zones inintéressantes : en pratique, on voudrait pouvoir ignorer certains contours et ne conserver que les plus représentatifs. L'analyse d'un arbre par exemple présente des contours principaux, ceux de l'arbre lui-même, ainsi que des contours plus précis (Ceux du feuillage). En fonction de l'application, on voudrait pouvoir conserver uniquement les contours principaux (l'arbre), ou bien conserver l'aspect de texture (le feuillage). Ce type d'analyse est permis par la multi-résolution. En analysant l'image à une résolution grossière, après avoir éliminé les détails, les informations sur le feuillage auront disparu. A contrario, l'analyse à une résolution plus précise nous donnera tous les contours présents dans l'image.

### **Détection/reconnaissance de texture**

L'analyse multi-résolution apporte un avantage considérable dans le domaine de la reconnaissance de texture, puisque l'échelle est prise en compte en plus des paramètres habituels de détection comme les motifs.

### **La réduction de bruit**

L'estimation de signaux dans du bruit est un grand exemple de l'efficacité des ondelettes. Le bruit est l'accompagnant de tout signal électrique à partir duquel on construit l'image numérique, quel que soit les sources de ce phénomène, son élimination est une étape indispensable pour laquelle les recherches se font actuellement par différents moyens, la transformée en ondelettes fait partie, grâce à son analyse multi-résolution, qui est un outil très efficace pour la réduction du bruit dans l'image numérique. L'estimation d'un signal mêlé à du bruit peut s'optimiser en trouvant une représentation qui sépare le signal du bruit (Mallat, 1988). Par leur localisation en temps et en fréquence, les ondelettes permettent une discrimination efficace du signal et du bruit.

Bien évidemment, la transformée en ondelettes ne se limite pas aux applications mentionnées ci-dessus. On peut également citer la reconnaissance de visage, la détection de mouvements, et d'une manière générale la plupart des applications reposant sur l'analyse d'images. D'autre part, un avantage non négligeable de la transformée en ondelettes est qu'elle n'est pas liée à une fonction prédéfinie comme l'est la transformée

de Fourier qui utilise les fonctions sinus et cosinus exclusivement. Ainsi, le choix de l'ondelette utilisée pour l'analyse pourra dépendre de l'application envisagée.

### III.11. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons défini les ondelettes, nous avons commencé par décrire l'ondelette mère qui est la base des ondelettes ainsi que ces propriétés, la transformée d'ondelette et ces différents types, et finalement nous avons parlé de famille d'ondelettes, c'est des techniques qui nous permettant l'extraction des paramètres de visages.

Dans le chapitre suivant nous enchaînerons avec l'étude des **réseaux de neurones** utilisé pour la classification des paramètres.

# CHAPITRE

---

# IV

**ETAT DE L'ART SUR LES RESEAUX DE  
NEURONES**

### IV.1. Introduction

Les réseaux de neurones artificiels, nés il y a environ une cinquantaine d'années, sont toujours en cours de développement. Cet axe de recherche a tiré l'attention de beaucoup de chercheurs de différentes disciplines. Ces réseaux de neurones artificiels (RNA) sont issus de la combinaison entre la neurobiologie comme idée de base, la physique comme champs d'application et les mathématiques avec l'informatique en tant que moyens de réalisation.

Afin d'éclaircir et bien situer notre approche dans le domaine des réseaux de neurones, nous présenterons dans ce chapitre, la topologie, les types et le mode d'apprentissage de ces derniers. Ainsi que ces avantages et ces applications.

### IV.2. Pourquoi les réseaux de neurones ?

La construction de logiciels s'appuie sur plusieurs approches. Deux parmi les plus utilisées sont : l'approche algorithmique et l'approche basée sur la connaissance.

L'approche algorithmique nécessite l'écriture du processus à suivre pour résoudre le problème. Lorsque le problème est complexe, ce peut être une étape coûteuse ou impossible et les ordinateurs sont des machines complètement logiques qui suivent à la lettre chacune des instructions du programme. C'est un avantage lorsque tous les cas ont été prévus à l'avance par l'algorithmicien.

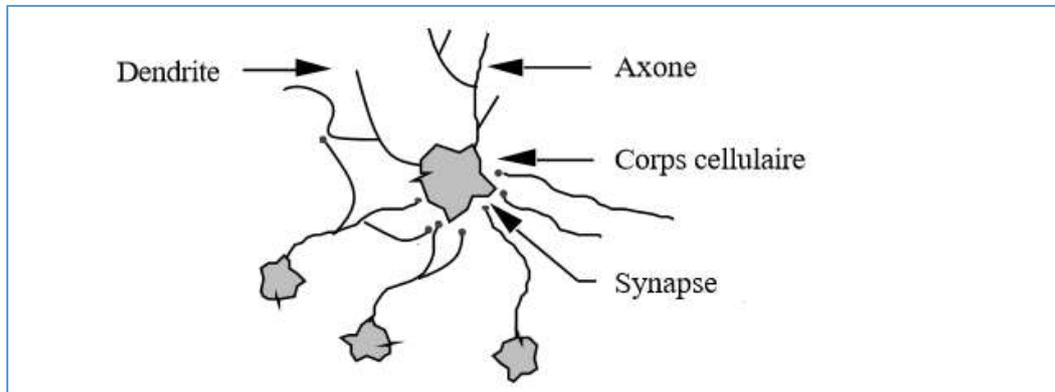
L'approche de l'intelligence artificielle (IA) c'est une approche basée sur la connaissance. La solution du problème est confiée à un ensemble de règles données par l'expert humain du domaine. Les cas qui n'ont pas été prévus par l'expert ne seront pas correctement traités. L'approche basée sur la connaissance se limite à des domaines d'application où la modélisation de la connaissance, par exemple sous forme de règles, est possible comme l'électronique, la mécanique, la physique, mais pas en science.

Ces deux approches ne suffisent pas à répondre à tous les problèmes existants. Citons les domaines de la reconnaissance de formes (images ou signaux), du diagnostic, de la traduction automatique, de la compréhension du langage ...etc. Une troisième approche au traitement automatique de l'information cherche à s'inspirer du traitement de l'information effectué par le cerveau. L'hypothèse principale, à la base de l'essor des réseaux de neurones artificiels, est que le comportement intelligent est sous-tendu par un ensemble de mécanismes mentaux. Ces mécanismes étant basés sur des processus neurophysiologiques, donc la structure du système nerveux central est à la base du développement d'un comportement intelligent.

### IV.3. Le neurone biologique

Le neurone est une cellule composée d'un corps cellulaire et d'un noyau. Le corps cellulaire se ramifie pour former ce que l'on nomme les dendrites. C'est par les dendrites que l'information est acheminée de l'extérieur vers le soma, corps du neurone. L'information traitée par le neurone chemine ensuite le long de l'axone pour être

transmise aux autres neurones. La transmission entre deux neurones n'est pas directe. En fait, il existe un espace intercellulaire de quelques dizaines d'Angstroms entre l'axone du neurone afférent et les dendrites du neurone efférent. La jonction entre deux neurones est appelée la synapse [38]. La synapse désigne les zones de contact entre neurones, zones spécialisées dans la transmission de l'information.

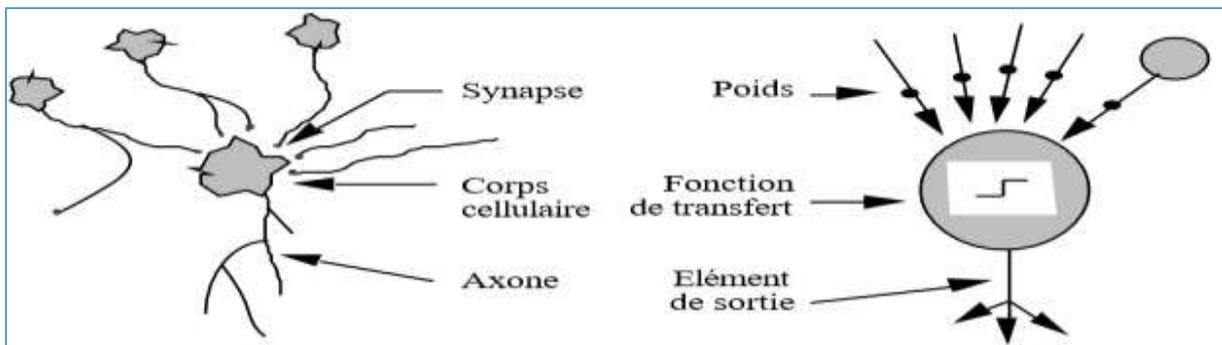


**Figure IV.1 : Un neurone avec son arborisation dendritique [38]**

#### IV.4. Le neurone artificiel

##### IV.4.1. Structure

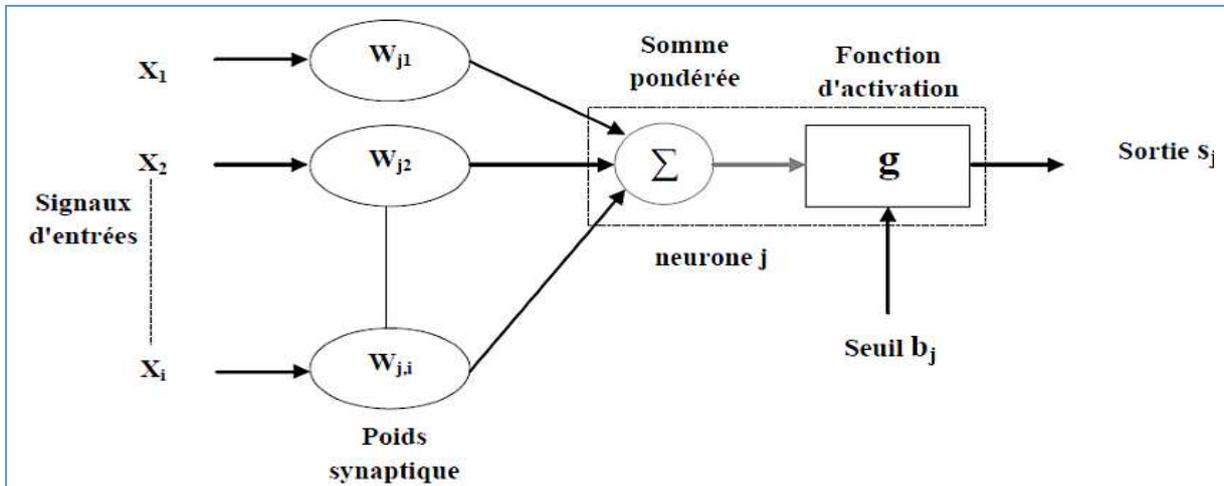
Tout comme le neurone biologique, le neurone artificiel est une unité de calcul simple. La figure IV.2 montre la structure d'un neurone artificiel. Chaque neurone artificiel est un processeur élémentaire. Il reçoit un nombre variable d'entrées en provenance de neurones amonts. A chacune de ces entrées est associée un poids  $w$  (abréviation de weight (poids en anglais) représentatif de la force de la connexion [38]. Chaque processeur élémentaire est doté d'une sortie unique, qui se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones avals. Chaque connexion est associée un poids.



**Figure IV.2: Mise en correspondance neurone biologique / neurone artificiel [38]**

## IV.4.2. Comportement

Par analogie avec la biologie, un neurone artificiel (Figure IV.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  $w$  (en anglais weights) pondérant l'information reçue, appelée aussi poids synaptique.



**Figure IV.3 : Représentation d'un neurone mathématique**  
Les variables  $x_i$  désignent les entrées, la sortie est notée  $S_j$ , le biais  $b_j$  et les poids synaptiques sont désignés par  $w_{j,i}$  [39]

Il fonctionne en deux étapes [39] :

- La première phase représente le prétraitement des données reçues en calculant le potentiel  $v_j$  des neurones  $j$  par la fonction suivante :

$$v_j = b_j + \sum_{i=1}^n w_{ji} x_i \quad (1)$$

Où  $w_{ji}$  désigne le poids de la connexion liant le neurone  $j$  à l'entrée, et  $b_j$  est un terme constant appelé biais qui peut être considéré comme le poids d'une entrée égale à 1.

- Dans la deuxième phase, une fonction de transfert  $g$  appelée 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. Elle sera transmise aux neurones aval.

$$s_j = g(v_j) = g\left(\sum_{i=1}^n w_{ji} x_i\right) \quad (2)$$

Plusieurs possibilités existent pour spécifier la nature de la fonction d'activation du modèle. Les fonctions mathématiques les plus souvent utilisées sont :

- La fonction sigmoïde;
- La fonction gaussienne;
- La fonction à seuil (fonction échelon);
- La fonction linéaire par parties.

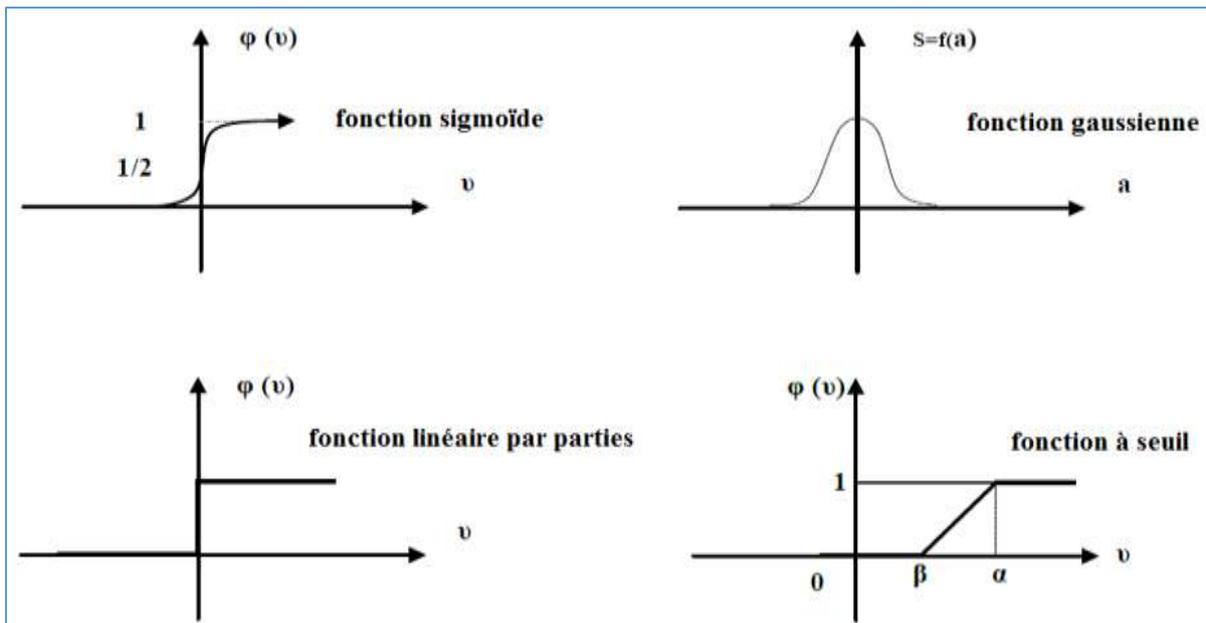


Figure IV.4: Différentes fonction d'activation [39]

#### IV.5. Réseau de neurones

Un réseau de neurones peut être considéré comme un modèle mathématique de traitement réparti, composé de plusieurs éléments de calcul non linéaire (neurones), opérant en parallèle et connectés entre eux par des poids. Chaque élément calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit.

Actuellement, Les différentes architectures de RNAs (Réseau Neurone Artificiel) n'essaient pas d'imiter parfaitement leurs modèles biologiques, ils s'en inspirent simplement. Un réseau de neurones artificiels est constitué d'unités (les neurones) et de liens dirigés et pondérés (les connexions). Les connexions lient les neurones entre eux. Elles créent le réseau en joignant les sorties aux entrées (axones → dendrites, dans le cas biologique). Ils sont constitués d'un nombre fini de neurones qui sont arrangés sous forme de couches. Les neurones de deux couches adjacentes sont interconnectés par des poids [40]. L'information dans le réseau se propage d'une couche à l'autre, Nous distinguons trois types de couches :

- Couche d'entrée : les neurones de cette couche reçoivent les valeurs d'entrée du réseau et les transmettent aux neurones cachés. Chaque neurone reçoit une valeur, il ne fait pas donc de sommation.
- Couches cachées : chaque neurone de cette couche reçoit l'information de plusieurs couches précédentes, effectue la sommation pondérée par les poids, puis la transforme selon sa fonction d'activation qui est en général une fonction sigmoïde. Par la suite, il envoie cette réponse aux neurones de la couche suivante.

- Couche de sortie : elle joue le même rôle que les couches cachées, la seule différence entre ces deux types de couches est que la sortie des neurones de la couche de sortie n'est liée à aucun autre neurone.

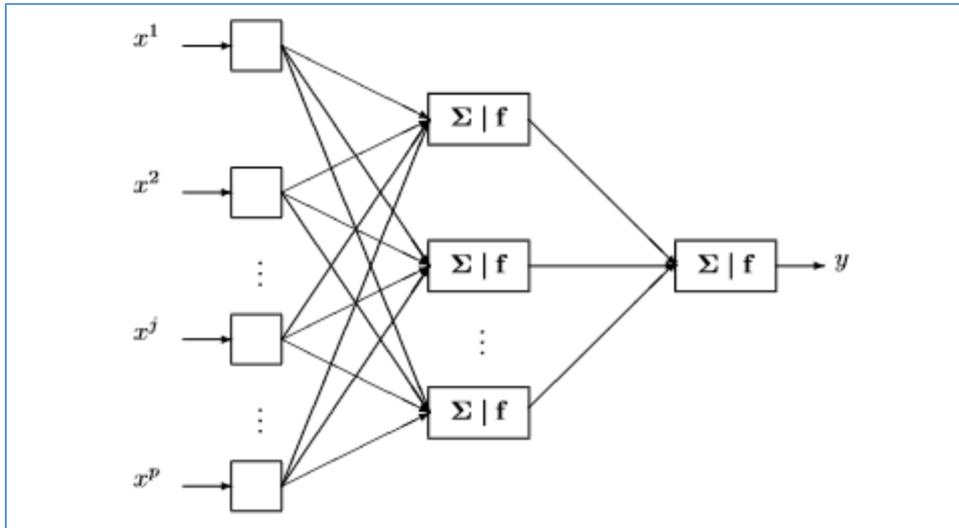


Figure IV.5: Réseau de neurone[40]

Les neurones artificiels sont souvent utilisés sous forme de réseaux qui diffèrent selon le type de connexions entre les neurones. Les principaux réseaux se distinguent par l'organisation du graphe (locales, complets...), c'est-à-dire leur topologie (architecture), son niveau de complexité (le nombre de neurones, présence ou non de boucles de rétroaction dans le réseau), par le type des neurones (leurs fonctions de transition ou d'activation) et enfin par l'objectif visé : apprentissage supervisé ou non, optimisation, systèmes dynamiques.

**IV.6. Topologie des réseaux de neurones**

La topologie d'un réseau de neurone est la façon dont les neurones sont reliés. Dans toute utilisation de réseaux de neurones, il faut définir une topologie de réseau. Or il n'existe pas de méthode permettant d'évaluer la structure neuronale la mieux adaptée à la modélisation d'un problème particulier. Suivant le problème abordé, l'architecture (ou la topologie) d'un RNA sera différente (Figure IV.6).

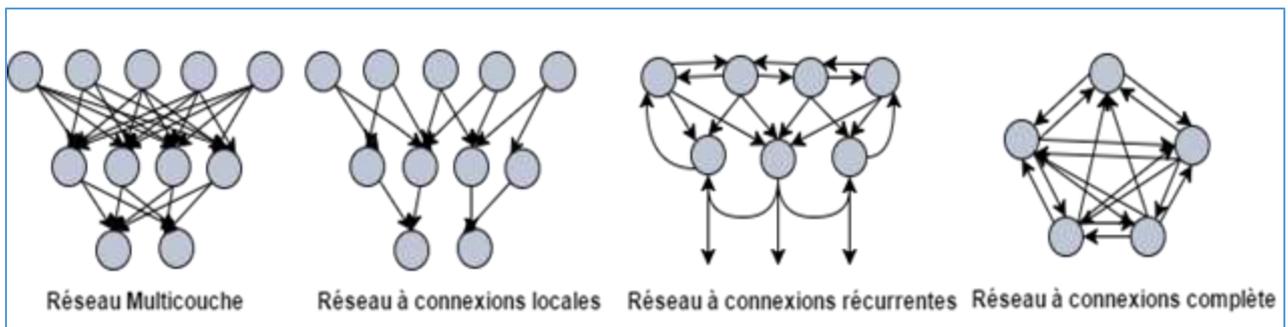


Figure IV.6: Quelques topologies standard

Nous présentons les différentes topologies [42] :

#### IV.6.1. Réseau multicouche

Les neurones sont arrangés par couche. Il n'y a pas de connexion entre neurones d'une même couche et les connexions ne se font qu'avec les neurones des couches avales (Figure IV. 7). Habituellement, chaque neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante et celle-ci seulement.

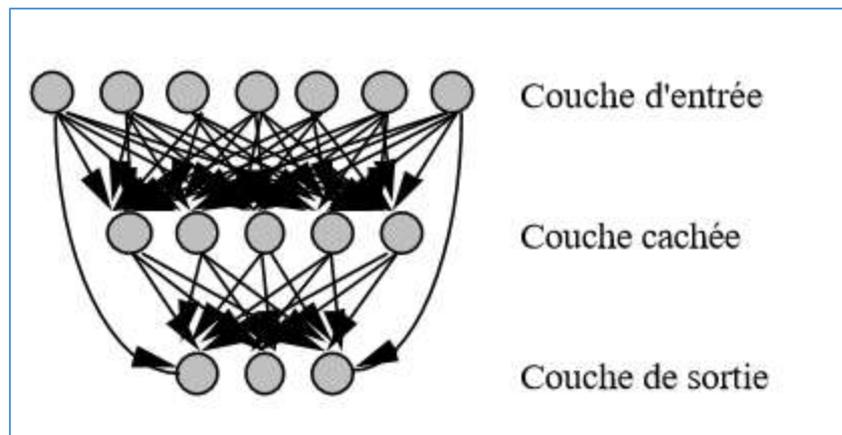


Figure IV.7 : Réseau multicouche

#### IV.6.2. Réseau à connexions locales

Il s'agit d'une structure multicouche. Chaque neurone entretient des relations avec un nombre réduit et localisé de neurones de la couche avale (Figure IV.8). Les connexions sont donc moins nombreuses que dans le cas d'un réseau multicouche classique.

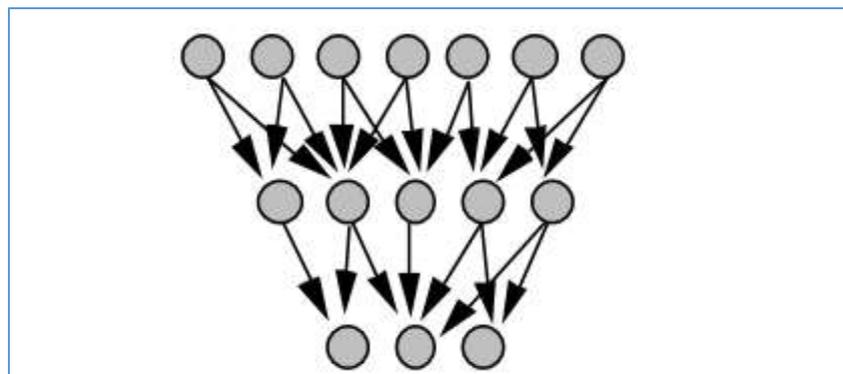


Figure IV.8 : Réseau à connexions locales

### IV.6.3. Réseau à connexions récurrentes

Les connexions récurrentes ramènent l'information en arrière par rapport au sens de propagation défini dans un réseau multicouche (Figure IV.9). Ces connexions sont le plus souvent locales.

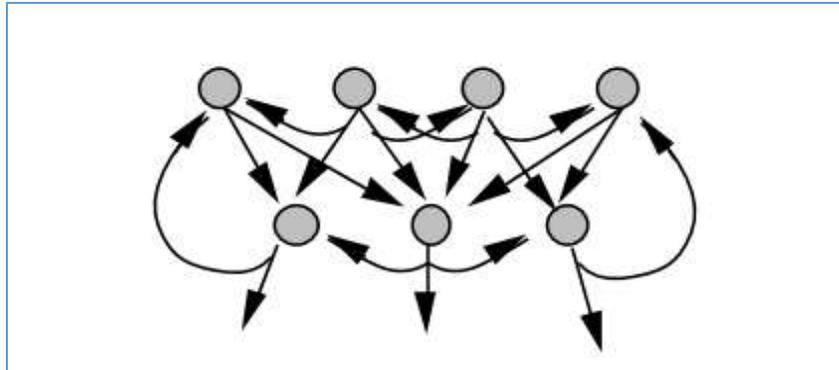


Figure IV.9 : Réseau à connexions récurrentes

### IV.6.4. Réseau à connexion complète

C'est la structure d'interconnexion la plus générale (Figure IV.10). Chaque neurone est connecté à tous les neurones du réseau (et à lui-même).

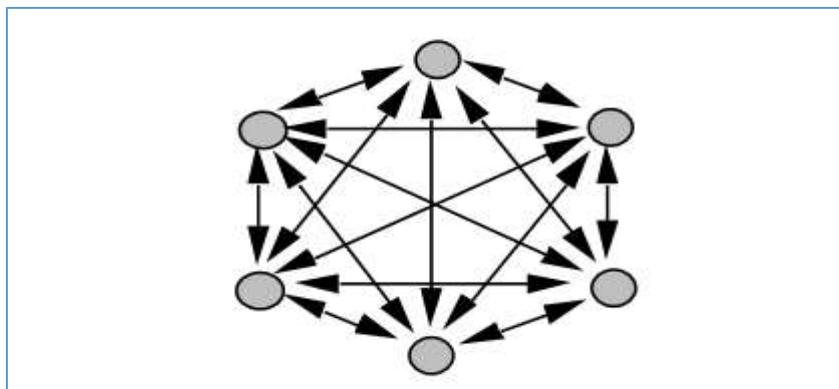


Figure IV.10 : Réseau à connexions complète

Il existe de nombreuses autres topologies possibles, mais elles n'ont pas eu à ce jour la notoriété des quelques-unes que nous avons décrites ici.

## IV.7. Types de réseaux de neurones

La topologie d'un réseau de neurone influence la manière de propager les informations dans ce réseau, de ce fait, il existe principalement deux types de réseaux de neurones : FeedForward et Feed-back.

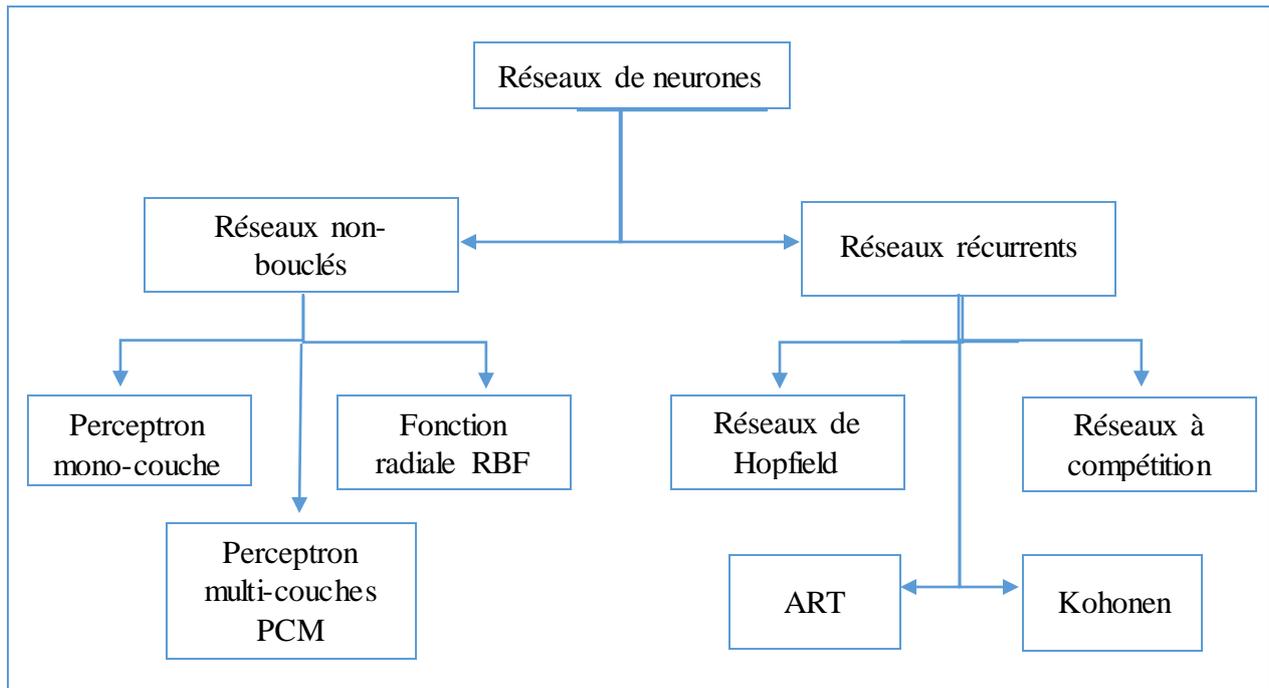


Figure IV.11: Classification topologique

### IV.7.1 Réseaux de neurones Feed-Forward

Dans les réseaux de neurones Feed-Forward ou à couches, les sorties de n'importe quelle couche ne peuvent être retro-propagées vers les couches précédentes, d'où les sorties actuelles ne sont influencées ni par les sorties futures ni par elles-mêmes. Une seule passe de calcul est effectuée. Les signaux des entrées se propagent de la première couche à la couche de sortie en passant par les couches cachées, Il n'y a pas des communications entre les unités de la même couche, d'où le nom de feed-forward. Le temps ne joue aucun rôle fonctionnel dans un réseau de neurones non bouclé [41]. Pour cette raison, ces réseaux sont aussi qualifiés des réseaux statiques, par opposition aux réseaux dynamiques.

Un réseau de neurones non bouclé est donc représenté graphiquement par un ensemble de neurones « connectés » entre eux, l'information circulante des entrées vers les sorties sans « retour en arrière » : si l'on représente le réseau comme un graphe dont les nœuds sont les neurones et les arêtes des « connexions » entre ceux-ci, le graphe d'un réseau non bouclé est acyclique : si l'on se déplace dans le réseau, à partir d'un neurone quelconque, en suivant les connexions, on ne peut pas revenir au neurone de départ.

Ce type de réseau comprend trois groupes de d'architecture : les réseaux monocouches, les réseaux multicouches et adaline ; Ils diffèrent par l'existence ou non de neurone intermédiaires appelés neurones cachés entre les neurones d'entrées et les neurones de sorties,

### IV.7.1.1. Le perceptron monocouche de Rosenblatt

Le perceptron peut être considéré comme le premier des réseaux de neurones. Il est linéaire et monocouche, acceptant uniquement des valeurs d'entrées et de sorties binaires (0 ou 1). Il est inventé par le psychologue Frank Rosenblatt et inspiré du système visuel. Le réseau est capable de résoudre des opérations logiques simples comme les opérations "ET logique" ou "OU logique"[39]. Ces réseaux sont efficaces pourvu que les données traitées soient des vecteurs orthogonaux ou linéairement indépendants. Ce type de réseau est aussi utilisé pour la classification. Les opérations logiques plus compliquées comme un problème "XOR" (OU Exclusif) ne peuvent pas être résolues par un perceptron simple.

Un perceptron à  $n$  entrées  $x_1, \dots, x_n$  et une seule sortie  $O$  est défini par la donnée de  $n+1$  constantes : les coefficients synaptique  $w_1, \dots, w_n$  et le seuil (ou le biais  $b$ ). La sortie  $O$  du perceptron dépend de la somme des composantes  $x_i$  du vecteur d'entrée, pondérées par des poids réels  $w_{ji}$ . Elle est calculée par la formule :

$$v_j = b_j + \sum_{i=1}^n w_{ji} x_i \quad (3)$$

La sortie  $O$  du réseau sera de la forme suivante :

$$O_j = \begin{cases} 1 & \text{si } v_j \geq \theta \\ 0 & \text{si } v_j < \theta \end{cases} \quad (4)$$

Avec :

$v_i$  : sortie(ou état) de  $j$ ,

$\theta$  : seuil

### IV.7.1.2. Le perceptron multicouche (PMC)

Le perceptron à niveaux multiples (perceptron multi couche 'PMC' ou 'MLP' en anglais) est une extension du perceptron monocouche qui a une ou plusieurs sous-couches cachées entre ses couches d'entrée et de sortie. Actuellement est le plus employé. Plusieurs couches de traitement lui permettent de réaliser des associations non linéaires entre l'entrée et la sortie.

La couche d'entrée représente toujours une couche virtuelle associée aux entrées du système. Les neurones de cette couche sont reliés au monde extérieur. Les sorties des neurones de la dernière couche correspondent toujours aux sorties du système (fournit les résultats). Les neurones sont reliés entre eux par des connexions pondérées [38]. Ce sont les poids de ces connexions qui gouvernent le fonctionnement du réseau. La modification des poids du PMC s'effectue par l'algorithme de rétro-propagation.

- La rétro propagation ou algorithme d'apprentissage de « Backpropagation »

Les vecteurs d'entrées et les vecteurs cibles correspondant sont utilisés pour apprendre le réseau. L'algorithme de rétro-propagation consiste à minimiser la fonction d'erreur quadratique [42]. Le principe de cet algorithme se résume en deux étapes : étape de propagation et une d'adaptation de poids.

La première étape consiste à propager vers l'avant les activations ou les états des neurones jusqu'à obtenir une sortie calculée par le réseau.

La seconde étape compare la sortie calculée et la sortie désirée. On modifie alors les poids de telle sorte qu'à la prochaine itération l'erreur obtenue entre la sortie calculée et la sortie désirée soit minimisée. Nous présentons un schéma de la rétro-propagation de l'erreur.

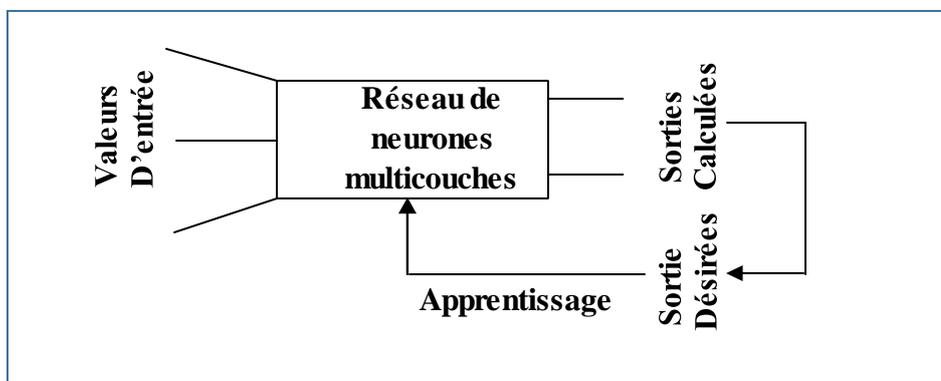


Figure IV.12: Modèle de la rétro-propagation de l'erreur [42]

### IV.7.1.3. Adaline (Adaptive Linear Element)

Proposé par Windrow Hoff, il est composé d'un seul neurone, utilisé dans les décisions binaires et dans l'association d'un modèle d'entrée à une sortie : il est capable de reconnaître une lettre A par exemple quelle que soit sa taille et son orientation [42]. La forme générale d'Adaline est présentée par la figure suivante :

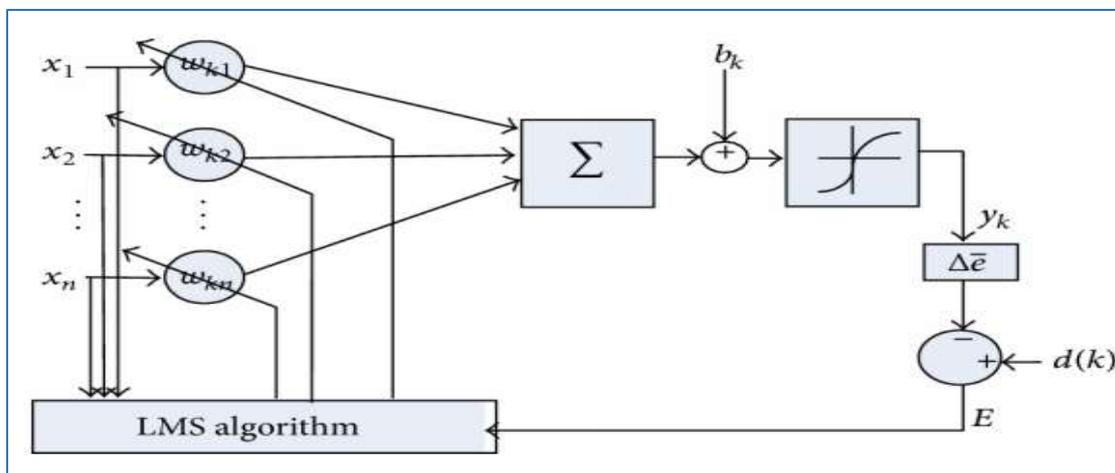


Figure IV.13: Modèle adaline [42]

Dans ce modèle, les poids sont déterminés par la méthode du quadratique, il utilise l'apprentissage supervisé à l'aide de la règle LMS « Least Mean Square » qui n'est qu'une variante de la règle d'apprentissage Delta normalisée par Windrow et Hoff, cette dernière consiste à minimiser la fonction d'erreur quadratique.

#### IV.7.2. Réseaux de neurones Feed-Back (Les réseaux de neurones bouclés)

L'architecture la plus générale pour un réseau de neurones est le « réseau bouclé », appelé aussi réseau récurrent ou dynamique, dont le graphe des connexions est cyclique [43] : lorsqu'on se déplace dans le réseau en suivant le sens des connexions, il est possible de trouver au moins un chemin qui revient à son point de départ (un tel chemin est désigné sous le terme de « cycle »). La sortie d'un neurone du réseau peut donc être fonction d'elle-même. Or cela n'est possible que si la notion de temps est prise en compte. Ce type de réseau est notamment utilisé pour la modélisation dynamique de processus non linéaires.

Les connexions récurrentes ramènent l'information en arrière par rapport au sens de propagation défini dans un réseau multicouche. Ces connexions sont le plus souvent locales.

Pour éliminer le problème de la détermination de l'état du réseau par bouclage, on introduit sur chaque connexion « en retour » un retard qui permet de conserver le mode de fonctionnement séquentiel du réseau.

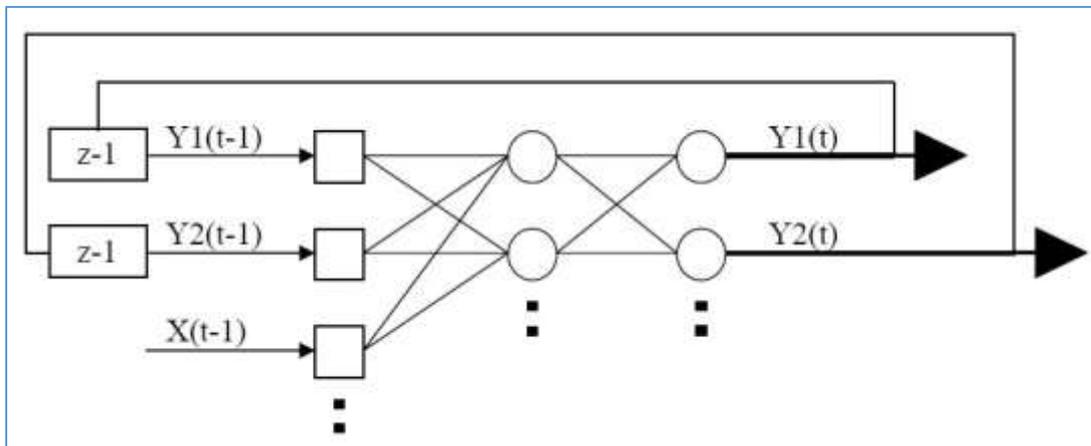


Figure IV.14: Réseau de neurone bouclé [43]

Dans ce qui suit nous allons faire une description des réseaux de neurones bouclés les plus utilisées :

##### IV.7.2.1. Réseau de Hopfield

Il a été proposée par le physicien John Hopfield en 1982. Sa découverte a permis de relancer l'intérêt des réseaux de neurones qui s'était essoufflé durant les années 1970.

Les réseaux de Hopfield sont des réseaux récurrents et entièrement connectés, chaque neurone est connecté à tous les autres neurones et il n'y a aucune différenciation entre les neurones d'entrée et de sortie. Ce réseau peut apprendre à mémoriser les exemples présentés en entrée sous la forme d'états stables. En phase d'exploitation, les stimuli présentés en entrée évolueront dans le réseau vers l'état stable le plus ressemblant [46]. Un réseau de Hopfield fonctionne ainsi comme un véritable classificateur à mémoire associative non linéaire et sont capables de trouver un objet stocké en fonction de représentations partielles ou bruitées. Le mode d'apprentissage utilisé ici est le mode non supervisé.

L'application principale des réseaux de Hopfield est l'entrepôt de connaissances mais aussi la résolution de problèmes d'optimisation, ainsi que ces réseaux sont bien adaptés à la reconnaissance de formes.

#### **IV.7.2.2. Les réseaux de neurones compétitifs**

Les réseaux compétitifs sont des réseaux où chaque neurone d'entrée est relié à chaque neurone de sortie et chaque neurone de sortie empêche tous les autres et s'auto excite. Cette architecture génère une compétition inter neurones aboutissant à ce que le réseau a tendance à reproduire l'organisation topographique des formes d'entrée [49]. En d'autres termes, si l'on présente à ce type de réseau des objets quelconques, le réseau va reproduire dans ses états internes ses traits structuraux.

Les réseaux compétitifs reproduisent une particularité du fonctionnement biologique des neurones, à savoir l'inhibition latérale. On sait en effet que lorsqu'un neurone biologique est excité, il transmet son excitation aux neurones voisins dans un rayon très court et inhibe par contre les neurones situés à plus grande distance.

#### **IV.7.2.3. Les réseaux ART**

Les réseaux ART ("Adaptative Resonance Theorie") sont des réseaux à apprentissage par compétition [46]. Le problème majeur qui se pose dans ce type de réseaux est le dilemme « stabilité/plasticité ».

En effet, dans un apprentissage par compétition, rien ne garantit que les catégories formées vont rester stables. La seule possibilité, pour assurer la stabilité, serait que le coefficient d'apprentissage tende vers zéro, mais le réseau perdrait alors sa plasticité. Les ART ont été conçus spécifiquement pour contourner ce problème. Dans ce genre de réseau, les vecteurs de poids ne seront adaptés que si l'entrée fournie est suffisamment proche, d'un prototype déjà connu par le réseau. On parlera alors de résonance. A l'inverse, si l'entrée s'éloigne trop des prototypes existants, une nouvelle catégorie va alors se créer, avec pour prototype, l'entrée qui a engendré sa création.

Il existe deux principaux types de réseaux ART : les ART-1 pour des entrées binaires et les ART-2 pour des entrées continues. Le mode d'apprentissage des ART peut être supervisé ou non.

#### IV.7.2.4. Les cartes auto-organisatrice de Kohonen (SOM)

Les cartes de Kohonen sont des réseaux de neurones compétitifs qui établissent une carte discrète, ordonnée typologiquement en fonction de modèles d'entrée, généralement sous forme d'une grille bidimensionnelle. Les neurones de la couche de sortie entrent en compétition, un seul neurone de sortie est activé pour une entrée donnée. Ces réseaux de neurones sont considérés comme des 'classificateurs universels'.

La carte de Kohonen est une matrice de neurones représentant la couche de sortie. A chaque neurone est associé un vecteur de poids. Ces poids sont d'abord initialisés aléatoirement. Ces cartes s'organisent avec l'algorithme d'apprentissage itératif [49] : on prend un vecteur de l'ensemble et on le « montre » au réseau. En comparant ce vecteur avec les poids des neurones, le neurone gagnant (le plus proche) est choisi. Cette modification est appliquée aussi pour les neurones voisins du neurone gagnant. Ce voisinage décroît avec le temps. Grâce à cette notion de voisinage, à la fin de l'algorithme (après avoir fait un certain nombre d'itérations) la carte montre une certaine organisation : les neurones proches ont des poids similaires. Il existe donc une préservation topologique entre l'espace d'entrée et l'espace de sortie.

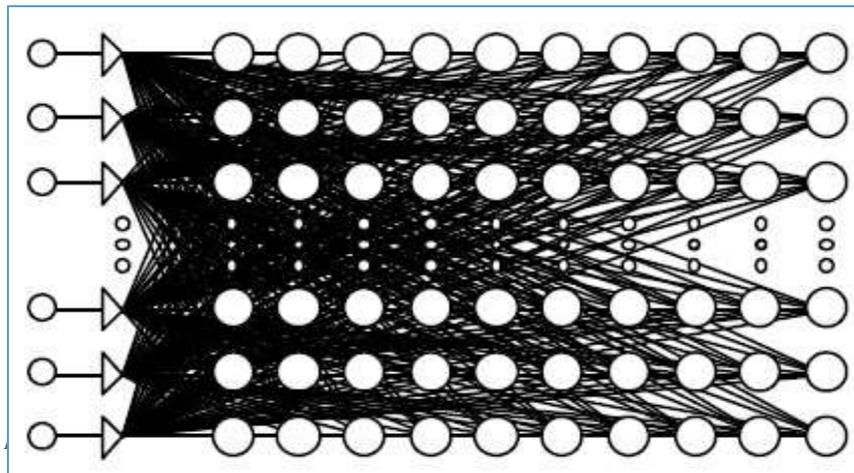


Figure IV.15: Réseau de type Kohonen

Le mode d'apprentissage utilisé ici est le mode non supervisé. Ces réseaux sont très utilisés pour l'analyse de données. Ils permettent de cartographier en deux dimensions et de distinguer des groupes dans des ensembles de données.

#### IV.8. Apprentissage des réseaux de neurones

Le point crucial du développement d'un réseau de neurones est son apprentissage. Il s'agit d'une procédure adaptative par laquelle les connexions des neurones sont ajustées face à une source d'information, de façon à ce que le RNA exécute efficacement une tâche spécifique. Au lieu de spécifier un ensemble de règles, les réseaux de neurones apprennent automatiquement à partir de la collection d'exemples, et c'est ce qui les rend très attractifs.

L'apprentissage est la modification des poids du réseau dans l'optique d'accorder la réponse du réseau aux exemples et à l'expérience. Les poids sont initialisés avec des valeurs aléatoires, et la base d'exemples est divisée en deux parties : la base d'apprentissage et la base de test.

Puis des exemples expérimentaux représentatifs du fonctionnement du procédé dans un domaine donné, sont présentés au réseau de neurones. L'erreur entre la sortie réelle et la sortie désirée est calculée (somme quadratique des erreurs sur chaque neurone de sortie). Cette erreur est ensuite rétro-propagée à travers le réseau donnant lieu à une modification des poids synaptiques. Les poids retenus sont ceux pour lesquels l'erreur obtenue sur la base de test est la plus faible.

Dans ce qui suit nous allons présenter les différents types d'apprentissage, ainsi que les règles d'apprentissage les plus utilisées.

### **IV.8.1. Type d'apprentissage**

Il existe de nombreux types d'apprentissage qui peuvent être regroupés en trois catégories : les règles d'apprentissage supervisé, non supervisé, et renforcé (semi supervisé).

#### **IV.8.1.1. Apprentissage supervisé**

C'est actuellement le mode d'apprentissage le plus couramment utilisé. Son principe est : on force le réseau à converger vers un état final précis, en même temps qu'on lui présente un motif [50]. Ce genre d'apprentissage est réalisé à l'aide d'une base d'apprentissage, constituée de plusieurs exemples de type entrées-sorties (les entrées du réseau et les sorties désirées ou encore les solutions souhaitées pour l'ensemble des sorties du réseau).

La modification des poids s'effectue progressivement jusqu'à ce que l'erreur (ou l'écart) entre les sorties du réseau (ou résultats calculés) et les résultats désirés soient minimisés. Cet apprentissage n'est possible que si un large jeu de données est disponible et si les solutions sont connues pour les exemples de la base d'apprentissage.

#### **V.8.1.2. Apprentissage semi-supervisé**

L'apprentissage renforcé est une technique similaire à l'apprentissage supervisé à la différence qu'au lieu de fournir des résultats désirés au réseau, on lui accorde plutôt une information qualitative permettant l'évaluation de la réponse calculée, sans pour autant connaître la réponse la plus adaptée.

#### **V.8.1.3. Apprentissage non supervisé**

Contrairement aux modes supervisés, seule une base d'entrées est fournie au réseau. Celui-ci doit déterminer lui-même ses sorties en fonction des similarités détectées entre les différentes entrées, c'est-à-dire en fonction d'une règle d'auto organisation [47]. Il explore la structure des données, ou encore la corrélation entre les

modèles d'entrée et les organise à partir de cette corrélation en des catégories. Ce type d'apprentissage est également dit compétitif et (ou) coopératif.

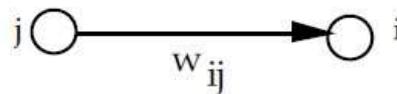
L'avantage de ce type d'apprentissage réside dans sa grande capacité d'adaptation reconnue comme une auto-organisation, « self-organizing ».

### IV.8.2. Les règles d'apprentissage

L'apprentissage est une phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré. Cette modification consiste à modifier les poids des connexions entre les neurones en suivant certaines règles : La loi de Hebb, correction d'erreur, apprentissage de Boltzman et apprentissage par compétition.

#### IV.8.2.1. Règle de Hebb

La plus ancienne règle d'apprentissage repose sur le postulat de Hebb en 1949 établi à partir d'observations d'expériences de neurobiologie [46]. Cette règle très simple émet l'hypothèse que lorsqu'un neurone «  $i$  » est excité par un neurone «  $j$  » de façon répétitive ou persistante, l'efficacité (ou le poids) de l'axone reliant ces deux neurones devrait alors être augmentée.



Où :  $w_{ij}$  est le poids de connexion entre  $i$  et  $j$

L'une des propriétés remarquables de cette règle est qu'elle exprime que l'apprentissage se fait localement c'est-à-dire que la modification de  $w_{ij}$  ne dépend que de l'activité des cellules  $i$  et  $j$ .

#### IV.8.2.2. Correction d'erreur

Cette règle s'inscrit dans le paradigme d'apprentissage supervisé, c'est -à-dire dans le cas où l'on fournit au réseau une entrée et la sortie correspondante [46]. Si on considère  $y$  comme étant la sortie calculée par le réseau, et  $d$  la sortie désirée, le principe de cette règle est d'utiliser l'erreur ( $d-y$ ), afin de modifier les connexions et de diminuer ainsi l'erreur globale du système. Le réseau va donc s'adapter jusqu'à ce que  $y$  soit égal à  $d$ . Le réseau va donc s'adapter jusqu'à ce que  $y$  soit égal à  $d$ .

L'apprentissage n'intervient seulement que lorsqu'une erreur est faite, dans le cas contraire, les poids demeurent inchangés. Cette règle est donc une forme modifiée de la règle d'apprentissage de Hebb.

### IV.8.2.3. Apprentissage de Boltzman

Les réseaux de Boltzmann sont des réseaux symétriques récurrents. Ils possèdent deux sous-groupes de cellules [48], le premier étant relié à l'environnement (cellules dites visibles) et le second ne l'étant pas (cellules dites cachées).

Les machines de Boltzmann opèrent en deux modes distincts : le mode figé («clamped» en anglais), dans ce cas les cellules visibles sont affectées à une valeur déterminée par l'environnement ; le mode libre évolution («free-running») dans lequel l'ensemble des cellules, qu'elles soient visibles ou cachées, peuvent changer d'état librement.

La règle d'apprentissage est de type stochastique, elle est dérivée de la théorie de l'information et des principes de la thermodynamique. L'objectif de cet apprentissage est d'ajuster les poids des connexions, de sorte que l'état des cellules visibles satisfasse une distribution probabiliste souhaitée.

### IV.8.2.4. Apprentissage par compétition

A la différence de la règle de Hebb (dans laquelle plusieurs neurones peuvent être activés en sortie), cet apprentissage n'active qu'un seul neurone [48]. Le principe de cet apprentissage est de regrouper les données en catégories. Les patrons similaires vont donc être rangés dans une même classe, en se basant sur les corrélations des données, et seront représentés par un seul neurone, on parle de «winner-take-all ».

Dans un réseau à compétition simple, chaque neurone de sortie est connecté aux neurones de la couche d'entrée, aux autres cellules de la couche de sortie (connexions inhibitrices) et à elle-même (connexion excitatrice).

La sortie va donc dépendre de la compétition entre les connexions inhibitrices et excitatrices. Le résultat de la compétition est de choisir la cellule ayant la plus grande (ou la plus petite) entrée. Seules les connexions du vainqueur sont mises à jour.

Voici un tableau récapitulatif des différents types d'apprentissages :

| Paradigme | Règle d'apprentissage | Architecture                      | tâches   |
|-----------|-----------------------|-----------------------------------|--|
| Supervisé | Correction d'erreur   | Perceptron simple ou multicouches | Classification, approximation de fonctions, prédiction, contrôle |
|           | Bolzman               | Récurrente                        | classification   |
|           | Hebb                  | Multicouches Non bouclés          | Analyse de données, classification                               |
|           | Par compétition       | A compétition                     | Catégorisation au sein d'une classe, compression de données      |

|                      |  |                             |  |
|----------------------|--|-----------------------------|--|
|                      |  | ART                         | Classification, catégorisation au sein d'une classe              |
| <b>Non supervisé</b> | Correction d'erreur                    | Multicouches Non bouclés    | Analyse de données   |
|                      | Hebb                                   | Non bouclé ou à compétition | Analyse de données, compression de données                       |
|                      | Par compétition                        | A compétition               | Catégorisation, compression de données                           |
|                      |  | Cartes de Kohonen           | Catégorisation, analyse de données                               |
|                      |  | ART                         | Catégorisation   |
| <b>Mixte</b>         | Correction d'erreur et par compétition | RBF                         | Classification, approximation de fonctions, prédiction, contrôle |

Tableau IV.1: Différents types d'apprentissages

#### IV.9. Les réseaux de neurones et la tâche de classification :

Les réseaux de neurones fournissent une technique pour obtenir la capacité traitement exigée en utilisant un grand nombre d'éléments de calcul simples fonctionnant en parallèle et c'est ce qui fait la puissance des réseaux de neurones, plusieurs défis et problèmes dans lesquelles les RNA ont apportées une avance considérable et des solutions, et de ce succès les RNA sont devenus maintenant un vrai outil de résolution de problèmes, dont on va citer la tâche de classification qui nous intéresse le plus.

La tâche de classification est d'assigner un modèle d'entrée (ex. un signal vocal ou des caractères manuscrits) représenté par un vecteur de caractérisant une des classes pré spécifiée [47].

Des applications bien connues de la classification est la reconnaissance de caractères, reconnaissance de la parole, classification des signaux EEG classification des cellules sanguines, l'inspection des circuits imprimés.

#### IV.10. Les avantages des réseaux de neurones

Réseaux de neurones offre beaucoup d'avantages parmi eux on cite [45] :

- **Souplesse** : les réseaux de neurones sont capables de traiter une gamme très étendue de problèmes. Leur résultat peut être une régression, une classification ou encore une analyse de clusters (clustering neuronal).

- **Bonne résolution** : ils donnent de bons résultats même dans des domaines complexes car ils sont beaucoup plus puissants que les statistiques ou les arbres de décisions.
- **Bonne adaptation** : une fois que les données sont codées, ils traitent aussi bien des variables continues qu'énumératives.
- **Parallélisme massif** : les réseaux de neurones sont constitués d'unités de calcul qui peuvent opérer d'une manière parallèle. La plupart des implémentations des réseaux de neurones peuvent être facilement converties d'une version séquentielle à une version parallèle.
- **Outils disponibles** : il existe de nombreux produits sur le marché intégrant la technique des réseaux de neurones (4thought, saxon, Neural connections, Clémentine, Intelligent Miner, SAS...).

#### IV.11. Points faibles des réseaux de neurones

Les faibles des réseaux de neurone sont :

- **Codage des entrées** : toutes les entrées d'un réseau de neurone doivent se trouver dans un intervalle défini en général entre 0 et 1, ce qui entraîne des transformations qui impliquent des traitements supplémentaires, et risque de fausser les résultats.
- **Lisibilité** : les réseaux de neurones ne fournissent pas l'explication de leur résultat. Ce qui peut être gênant si on cherche à comprendre un phénomène.
- **Détermination de la taille** : afin que l'échantillon fournisse de bons résultats, sa taille doit être calculée en fonction du nombre d'entrée, du nombre des couches et du taux de connexion ce qui entraîne une augmentation du nombre d'exemple qui ne sont pas toujours disponibles.
- **Performance** : le nombre de calculs à effectuer pour définir un réseau optimal peut être très consommateur de puissance, ce qui peut donner de mauvaises performances à cette technique.

#### IV.12. Domaines d'applications

L'étude des réseaux de neurones est une voie prometteuse de l'Intelligence Artificielle, qui a des applications dans de nombreux domaines [46]:

- **Industrie** : contrôle qualité, diagnostic de panne, corrélations entre les données fournies par différents capteurs, analyse de signature ou d'écriture manuscrite...
- **Finance** : prévision et modélisation du marché (cours de monnaies...), sélection d'investissements, Prévision du coût de la vie, attribution de crédits...
- **Télécommunications et informatique** : analyse du signal, élimination du bruit, reconnaissance de formes (bruits, images, paroles), compression de données...
- **Environnement** : évaluation des risques, analyse chimique, prévisions et modélisation météorologiques, gestion des ressources...
- **Aérospatial** : pilotage automatique, simulation du vol...
- **Automobile** : système de guidage automatique...

- **Défense** : guidage de missile, suivi de cible, reconnaissance du visage, radar, sonar, lidar, traitement du signal, compression de données, suppression du bruit...
- **Electronique** : prédiction de la séquence d'un code, vision machine, synthétiseur vocal, modèle non linéaire...

### IV.13. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté des notions de base sur le neurone formel et le neurone biologique, ceci dans le but de bien connaître les caractéristiques d'un neurone qui nous intéresse, de même le principe de son fonctionnement. Par la suite nous avons exposé les différents types et topologies des réseaux de neurones artificiels, ainsi que les différents modes d'apprentissage existants des réseaux de neurones. Enfin, nous avons cité leurs avantages, leurs points faibles et leurs applications.

Pour le prochain chapitre on verra les différentes étapes **pour la conception et réalisation** de notre système.

## **Chapitre V : CONCEPTION ET REALISATION**

|  |     |
|--|-----|
| V.1. Introduction .....                                      | 91  |
| V.2. Conception.....   | 91  |
| V.2.1 Les acteurs du système .....                           | 91  |
| V.2.2 Diagramme du cas d'utilisation global.....             | 91  |
| V.2.3 Description textuelle des cas d'utilisation.....       | 92  |
| V.2.4 Diagrammes de séquence détaillée cas utilisation.....  | 94  |
| V.2.5 Architecture et fonctionnement du système .....        | 99  |
| V.2.5.1 L'Apprentissage .....                                | 100 |
| V.2.5.2 Phase de reconnaissance et la prise de décision..... | 102 |
| V.2.5.3 Calcul des performances du système .....             | 105 |
| V.2.6 Schéma conceptuel de la base de données .....          | 107 |
| V.3. Implémentation et Réalisation .....                     | 107 |
| V.3.1 Outils de test et développement .....                  | 107 |
| V.3.2.1 MATLAB .....   | 107 |
| V.3.2 L'implémentation de notre système .....                | 108 |
| V.3.3.1 Présentation de l'application.....                   | 108 |
| V.4. Conclusion.....   | 112 |

## **Chapitre VI : TEST ET EVALUATION DES RESULTATS**

|  |     |
|--|-----|
| VI.1 Introduction .....  | 114 |
| VI.2 La base de données ORL.....   | 114 |
| VI.3. Evaluation du système.....   | 116 |
| VI.3.1. Évaluation de la première approche .....   | 117 |
| IV.3.1.1. Nombre d'itérations avec les différents type d'ondelette .....   | 117 |
| VI.3.1.2. Taux d'apprentissage avec les différents type d'ondelette .....  | 118 |
| VI.3.1.3. Nombre de neurones dans la couche cachée avec les différents type d'ondelette .....  | 119 |
| VI.3.2. Évaluation de deuxième approche.....   | 120 |
| VI.3.2.1. Nombre d'itérations avec les différents type d'ondelette et level .....  | 120 |
| VI.3.2.2. Taux d'apprentissage avec les différents type d'ondelette et level .....   | 121 |
| VI.3.2.3. Nombre de neurones dans la couche cachée avec les différents type d'ondelette et level.....                                    | 123 |
| Voici les résultats obtenus en variant le nombre de neurones dans la couche cachée avec les différents type d'ondelette et level : ..... | 123 |
| Synthèse de l'approche 2 .....   | 124 |
| VI.3 Conclusion.....   | 126 |
| Conclusion générale .....  | 127 |

## Chapitre V : CONCEPTION ET REALISATION

|   |     |
|---|-----|
| Figure V. 1: Diagramme de cas d'utilisation global .....  | 91  |
| Figure V. 2:Diagramme de séquence cas d'utilisation « Apprentissage ».....                      | 94  |
| Figure V. 3:Diagramme de séquence cas d'utilisation « Identification » .....                    | 95  |
| Figure V. 4:Diagramme de séquence cas d'utilisation « Vérification » .....                      | 96  |
| Figure V. 5:Diagramme de séquence cas d'utilisation « Performance » .....                       | 97  |
| Figure V. 6:Diagramme de séquence cas d'utilisation « Ajouter un nouveau client » .....         | 98  |
| Figure V. 7: Diagramme de fonctionnement du système.....  | 99  |
| Figure V. 8:Représentation modulaire de la phase d'apprentissage .....                          | 100 |
| Figure V. 9:Processus d'acquisition.....  | 100 |
| Figure V. 10:Représentation de l'étape prétraitement .....                                      | 100 |
| Figure V. 11:Algorithme DWT(dwt2) .....   | 101 |
| Figure V. 12:Algorithme ACP .....   | 101 |
| Figure V. 13:Algorithme DWT2 .....  | 102 |
| Figure V. 14 :Programme réseau de neurones .....  | 103 |
| Figure V. 15:Calcul du FRR .....  | 106 |
| Figure V. 16:Calcul du FAR .....  | 106 |
| Figure V. 17:Schéma conceptuel de la base de données.....                                       | 107 |
| Figure V. 18: <b>Interface apprentissage</b> .....  | 108 |
| Figure V. 19:Interface tests de performance .....   | 109 |
| Figure V. 20:Interface identification.....  | 109 |
| Figure V. 21:Interface vérification.....  | 110 |
| Figure V. 22:Interface prétraitement .....  | 111 |
| Figure V. 23:Interface Acquisition et ajout d'un nouveau client .....                           | 111 |
| Figure V. 24:Interface acquisition (identification et vérification de la personne acquis) ..... | 112 |

## Chapitre VI : TEST ET EVALUATION DES RESULTATS

|   |     |
|---|-----|
| Figure VI. 1base donnée ORL.....  | 116 |
| Figure VI. 2 : Exemple de changements d'orientations du visage.....       | 117 |
| Figure VI. 3:Exemple de changements d'éclairage .....                     | 117 |
| Figure VI. 4:Exemple de changements des expressions faciales .....        | 117 |
| Figure VI. 5:Exemple de port de lunettes .....                            | 117 |
| Figure VI. 6:Exemple de changements de coiffure et de port de barbe ..... | 118 |

CHAPITRE

---

**V**  
CONCEPTION ET REALISATION

## V.1. Introduction

Ce chapitre est consacré à l'étude analytique du fonctionnement du système, la description des différentes étapes de sa réalisation, et les détails d'implémentation des différents modules.

## V.2. Conception

Dans la phase de conception, nous présentons la composition d'un système de reconnaissance de visage en général, et celle de notre système en particulier, et cela en présentant les différentes approches adoptées, l'architecture des différents modules et classes constituant notre système, ainsi que leurs implémentations en expliquant les interactions entre elles à travers plusieurs diagrammes.

### V.2.1 Les acteurs du système

Chaque acteur du système, est amené à effectuer un certain nombre de tâches résumées dans ci-dessous :

#### 1. L'Administrateur

C'est la personne responsable de la gestion du système et de son bon fonctionnement, en effectuant plusieurs tâches :

- Gestion de la base de données.
- Enregistrement des nouveaux clients dans le système.
- Test et réglage des différents paramètres du système.

#### 2. L'individu Test

Est la personne qui soit demande une autorisation d'accès (authentification), ou qui va être identifiée.

### V.2.2 Diagramme du cas d'utilisation global

Les cas d'utilisation vont nous permettre de préciser le contexte fonctionnel de notre système. Ci-dessous, nous montrerons les différentes façons d'utilisation du système proposé :

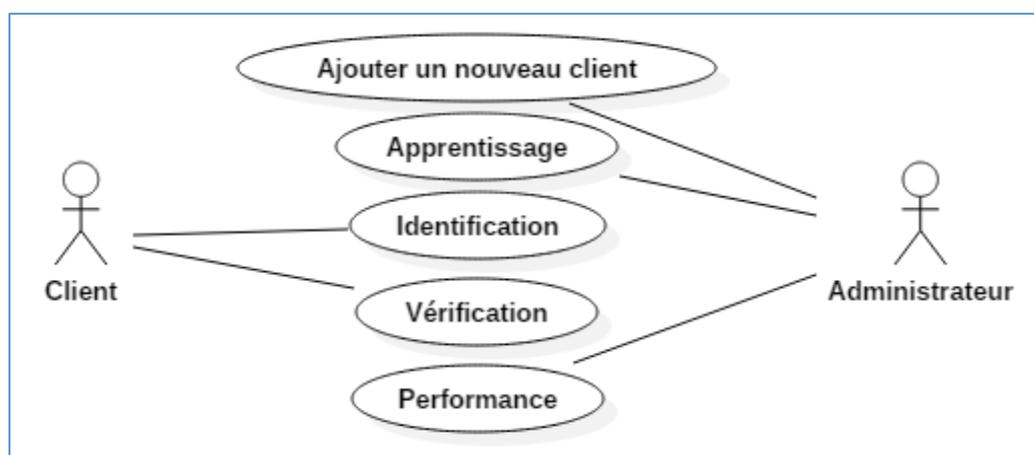


Figure V.1 : Diagramme de cas d'utilisation global

### V.2.3 Description textuelle des cas d'utilisation

Dans cette phase, nous allons décrire le fonctionnement du système, afin d'en faciliter la réalisation.

#### Cas d'utilisation : Apprentissage

Acteur : l'administrateur.

Résumé : Ce cas d'utilisation permet à l'administrateur de récupérer les 5 images de chaque client du système à partir d'une base de données (ORL). Ces images du visage sont utilisées pour générer un modèle unique qui sera stocké avec les informations personnelles dans une base de données pour une utilisation ultérieure.

Scénario nominal :

1. On prend n images de la base de données pour faire l'apprentissage.
2. Application des prétraitements nécessaires sur les n image, pour éliminer le bruit.
3. L'extraction des paramètres de l'ensemble des images d'apprentissage en utilisons l'approche DWT.
4. Le résultat (Matrices DWT).
5. Enregistrement des modèles d'apprentissage (matrices DWT) dans la base de données.
6. Affichage des résultats (message de réussite).

#### Cas d'utilisation : Identification

Acteur : Client.

Résumé : Quand l'utilisateur cherche à s'identifier, le système charge une image à partir d'une base de données ou capturer une image de son visage. A partir de cette image et de l'ensemble de modèles stockés dans la base de données, le système définit l'identité de l'utilisateur.

Scénario nominal :

1. Acquisition de l'image du visage ou on prend une image de la base de données de l'individu test.
2. Application des prétraitements nécessaires sur l'image pour éliminer le bruit.
3. Extraction des paramètres pertinents de l'image test à l'aide de la DWT.
4. Calculer le degré de vraisemblance entre les paramètres de l'image test et tous les modèles clients stockés dans la base de données, à la fin de cette phase on aura des scores résultants.
5. Trier les scores résultants de l'étape précédente pour indiquer la personne la plus proche de l'individu test.
6. Affichage des résultats (l'identifiant, les informations client).

**Cas d'utilisation : Authentification**

Acteur : Client.

Résumé : C'est le cas d'un individu qui proclame une identité pour une autorisation d'accès par exemple. Le système charge une image à partir d'une base de données ou capturer une image de son visage pour vérifier si elle correspond à l'identité proclamée ou pas.

Scénario nominal :

1. Le client introduit son identifiant.
2. Acquisition de l'image du visage ou on prend une image de la base de données de l'individu test.
3. Application des prétraitements nécessaires sur l'image pour éliminer le bruit.
4. Extraction des paramètres pertinents de l'image test à l'aide de la DWT.
5. Calculer le degré de vraisemblance entre le modèle de l'individu test et son modèle enrôlée dans la base de données, à la fin de cette phase nous aurons un score résultant.
6. Comparer le score résultant avec le seuil optimal du système (ou bien celui choisi par l'administrateur). Si score résultant >seuil: client sinon : imposteur.
7. Affichage des résultats (client ou imposteur, les informations client).

**Cas d'utilisation : Performance**

Acteur : Administrateur.

Résumé : Dans ce cas, l'administrateur fait des tests sur une base données d'images. Ceci, afin d'évaluer le système, mesurer les performances (Taux d'identification « TID », le Taux de faux rejets « FRR » et le Taux de fausse acceptations « FAR »)

1. L'utilisateur choisi la configuration.
2. La sélection de la base de données pour faire les tests.
3. Chargement des modèles d'apprentissage et de teste déjà enregistrés.
4. La mesure des performances du système : le calcul du TID, FAR, FRR et Seuil pour la configuration choisie.
5. Affichage des résultats : TID, FAR, FRR.

**Cas d'utilisation : Ajouter un nouveau client**

Acteur : Administrateur.

Résumé : Ce cas d'utilisation permet à l'administrateur de répondre aux demandes d'ajouts de nouveaux clients dans le système. Pour chacun, dix images du visage sont acquises, avec les informations personnelles qui seront stocké dans une base de données pour une utilisation ultérieure.

Scénario nominal :

1. Le client introduit au système un ensemble d'image de son visage.
2. L'administrateur introduit les informations personnelles du client.
3. L'administrateur sauvegarde les informations entrées par L'utilisateur et l'ensemble de ses images dans la base de données.

### V.2.4 Diagrammes de séquence détaillée cas utilisation

Afin de décrire le fonctionnement du système et ces différentes phases, on utilise les diagrammes de séquences pour décrire comment les éléments du système interagissent entre eux et avec les acteurs.

#### V.2.4.1 Diagramme de séquence cas d'utilisation « Apprentissage »

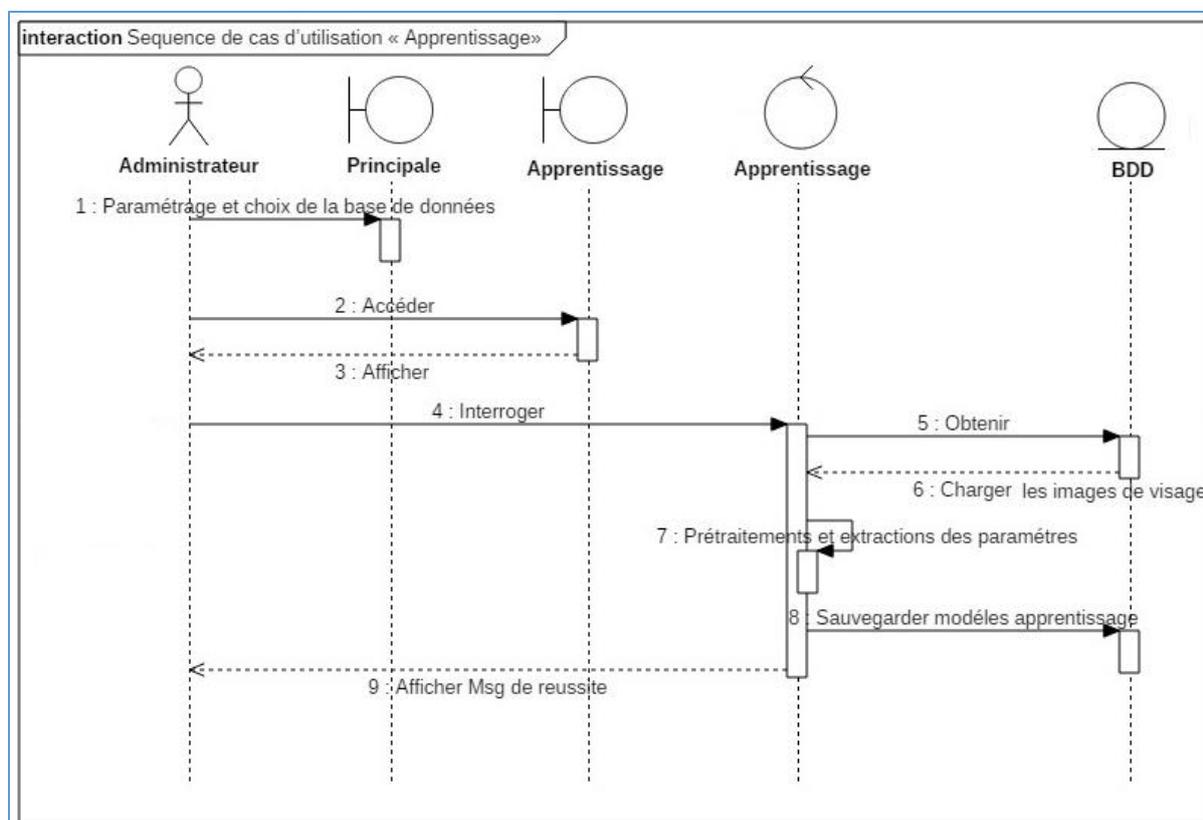


Figure V.2: Diagramme de séquence cas d'utilisation « Apprentissage »

#### Description du scénario d'apprentissage :

1. L'administrateur choisi la configuration et la sélection de la base de données pour faire l'apprentissage.
2. Application des prétraitements nécessaires sur les n image de la base de données, pour éliminer le bruit.
3. L'extraction des paramètres de l'ensemble des images d'apprentissage en utilisons l'approche DWT.
4. Le résultat (Matrices DWT).
5. Enregistrement des modèles d'apprentissage (matrices DWT) dans la base de données.
6. Affichage des résultats (message de réussite).

## V.2.4.2 Diagramme de séquence cas d'utilisation « Identification »

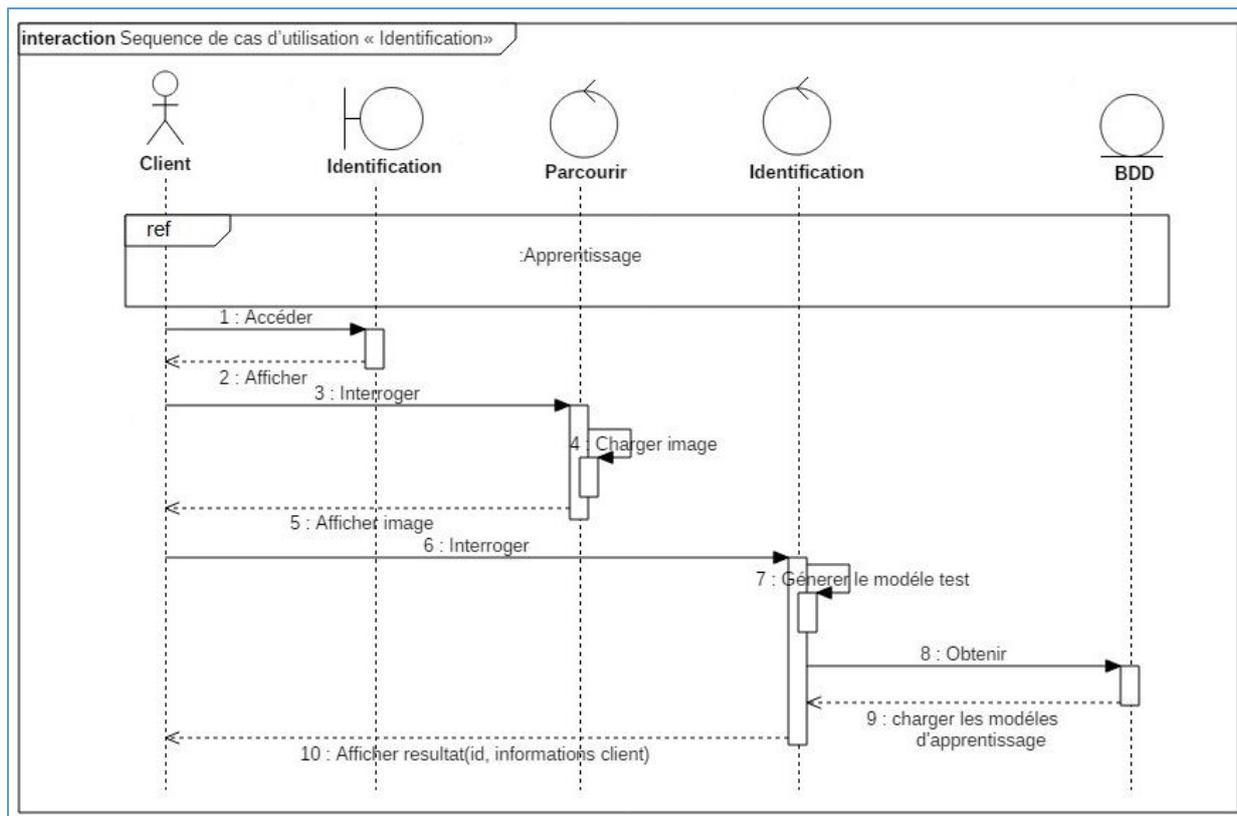


Figure V.3 : Diagramme de séquence cas d'utilisation « Identification »

## Description du scénario d'identification :

1. Acquisition de l'image du visage ou on prend une image de la base de données de l'individu test.
2. Application des prétraitements nécessaires sur l'image pour éliminer le bruit.
3. Extraction des paramètres pertinents de l'image test à l'aide de la DWT.
4. Calculer le degré de vraisemblance entre les paramètres de l'image test et tous les modèles clients enrôlés et stockés dans la base de données, à la fin de cette phase on aura des scores résultants.
5. Trier les scores résultants de l'étape précédente pour indiquer la personne la plus proche de l'individu test.
6. Affichage des résultats (l'identifiant, les informations client).

## V.2.4.3 Diagramme de séquence cas d'utilisation « Vérification »

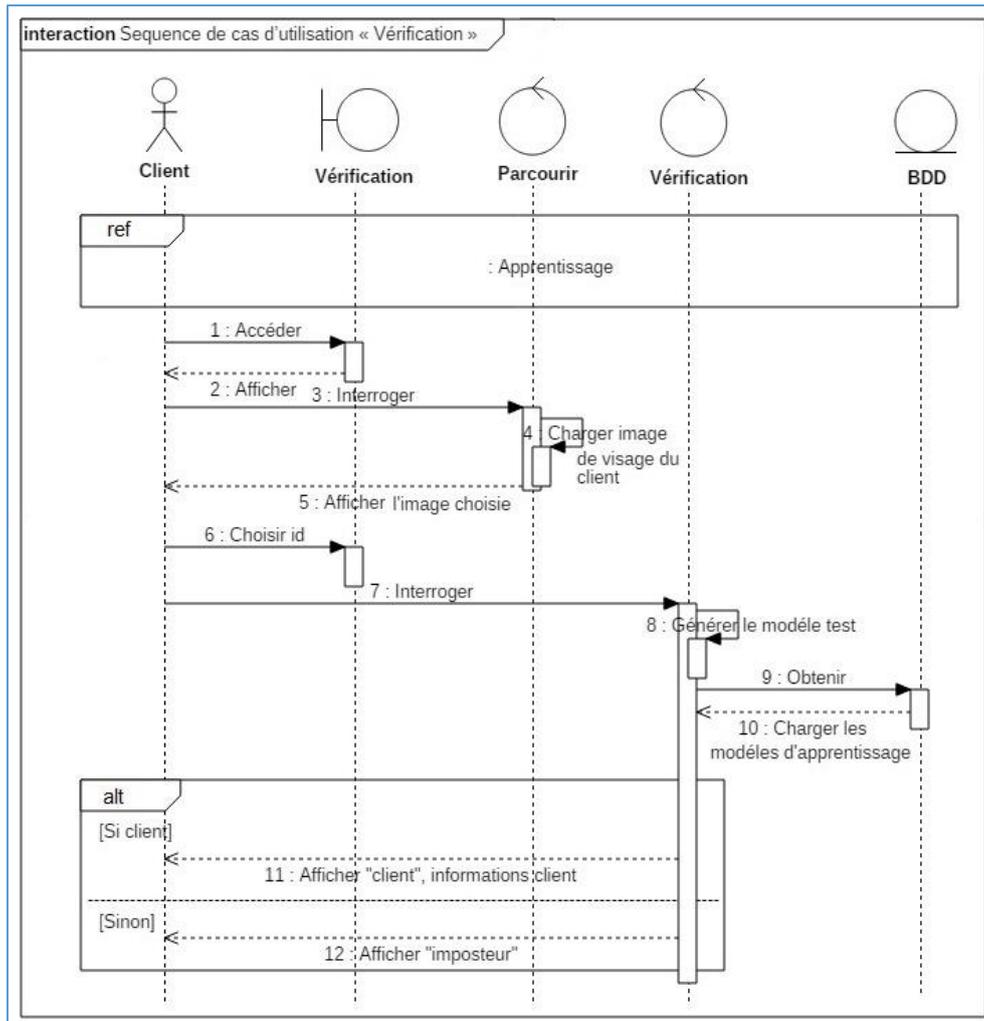


Figure V.4 : Diagramme de séquence cas d'utilisation « Vérification »

## Description du scénario de vérification :

1. Acquisition de l'image du visage ou on prend une image de la base de données de l'individu test.
2. Le client introduit son identifiant.
3. Application des prétraitements nécessaires sur l'image pour éliminer le bruit.
4. Extraction des paramètres pertinents de l'image test à l'aide de la DWT.
5. Calculer le degré de vraisemblance entre le modèle de l'individu test et son modèle enrôlée dans la base de données et qui représente la probabilité client, à la fin de cette phase nous aurons un score résultant.
6. Comparer le score résultant avec le seuil optimal du système (ou bien celui choisi par l'administrateur).  
Si score résultant > seuil : client sinon : imposteur.
7. Affichage des résultats (client ou imposteur, les informations client).

## V.2.4.4 Diagramme de séquence cas d'utilisation « Performance »

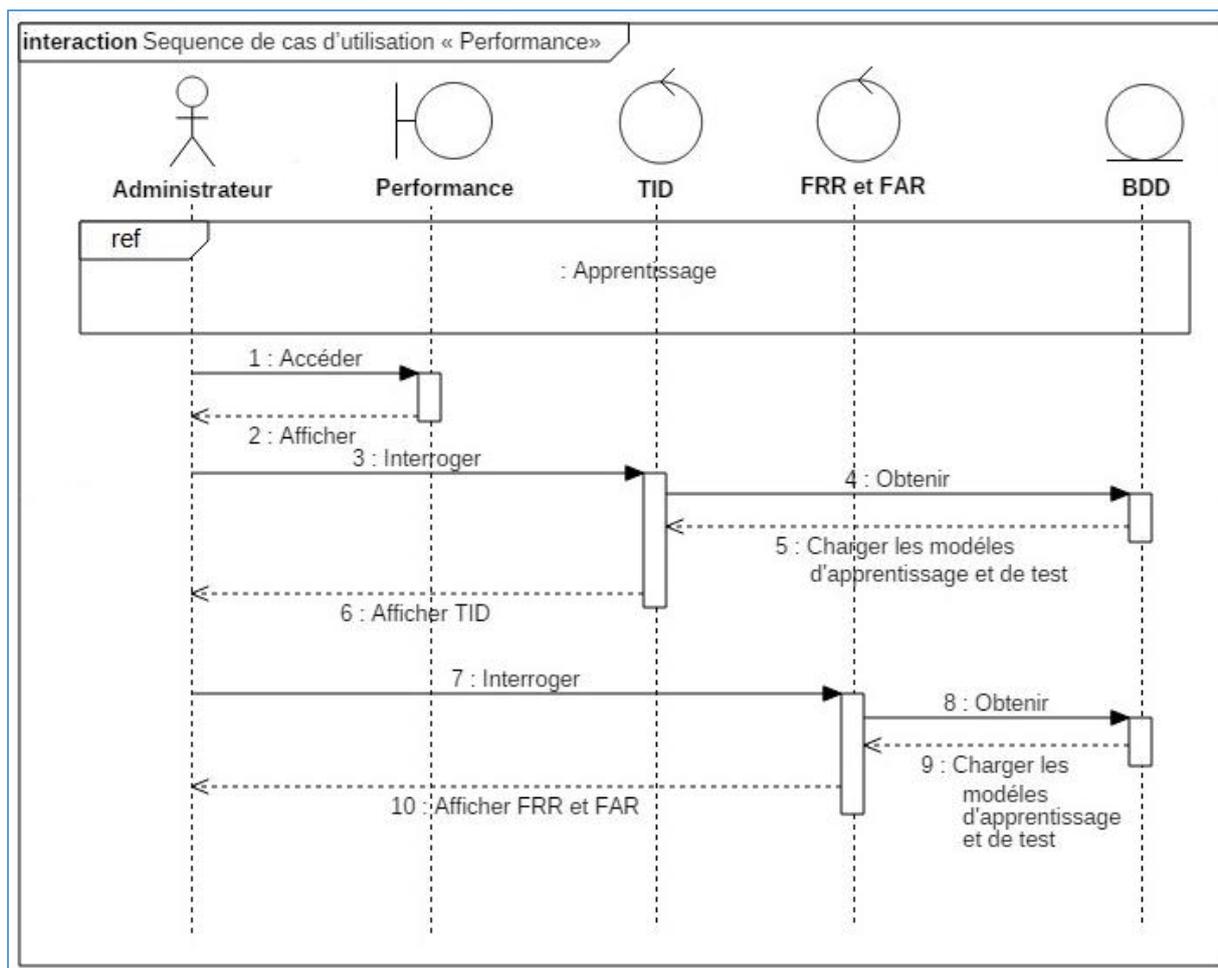


Figure V.5: Diagramme de séquence cas d'utilisation « Performance »

## Description du scénario de performance :

1. L'administrateur choisi la configuration.
2. La sélection de la base de données pour faire les tests.
3. Chargement des modèles d'apprentissage et de teste déjà enregistrés.
4. La mesure des performances du système : le calcul du TID, FAR, FRR et Seuil pour la configuration choisie.
5. Affichage des résultats : TID, FAR, FRR.

## V.2.4.5 Diagramme de séquence cas d'utilisation « Ajouter un nouveau client »

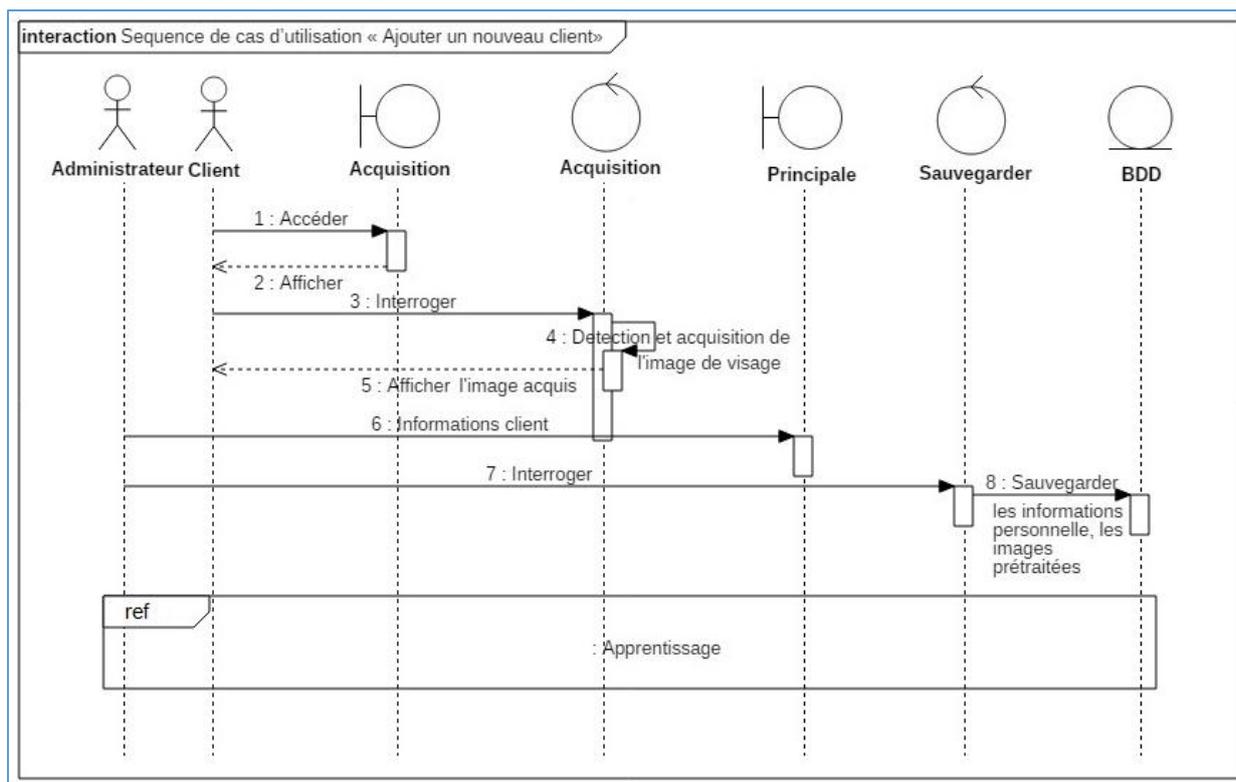


Figure V.6 : Diagramme de séquence cas d'utilisation « Ajouter un nouveau client »

## Description du scénario d'ajout d'un nouveau client :

1. Le client introduit au système un ensemble d'image de son visage.
2. L'administrateur introduit les informations personnelles du client.
3. L'administrateur sauvegarde les informations entrées par L'utilisateur et l'ensemble de ses images dans la base de données.

### V.2.5 Architecture et fonctionnement du système

Tous les systèmes de reconnaissance de visages qui ont été développés intègrent globalement la même procédure de traitement composée de deux étapes : l'apprentissage et l'extraction de paramètres, la reconnaissance et la prise de décision. Le schéma suivant illustre le fonctionnement du système de reconnaissance de visage :

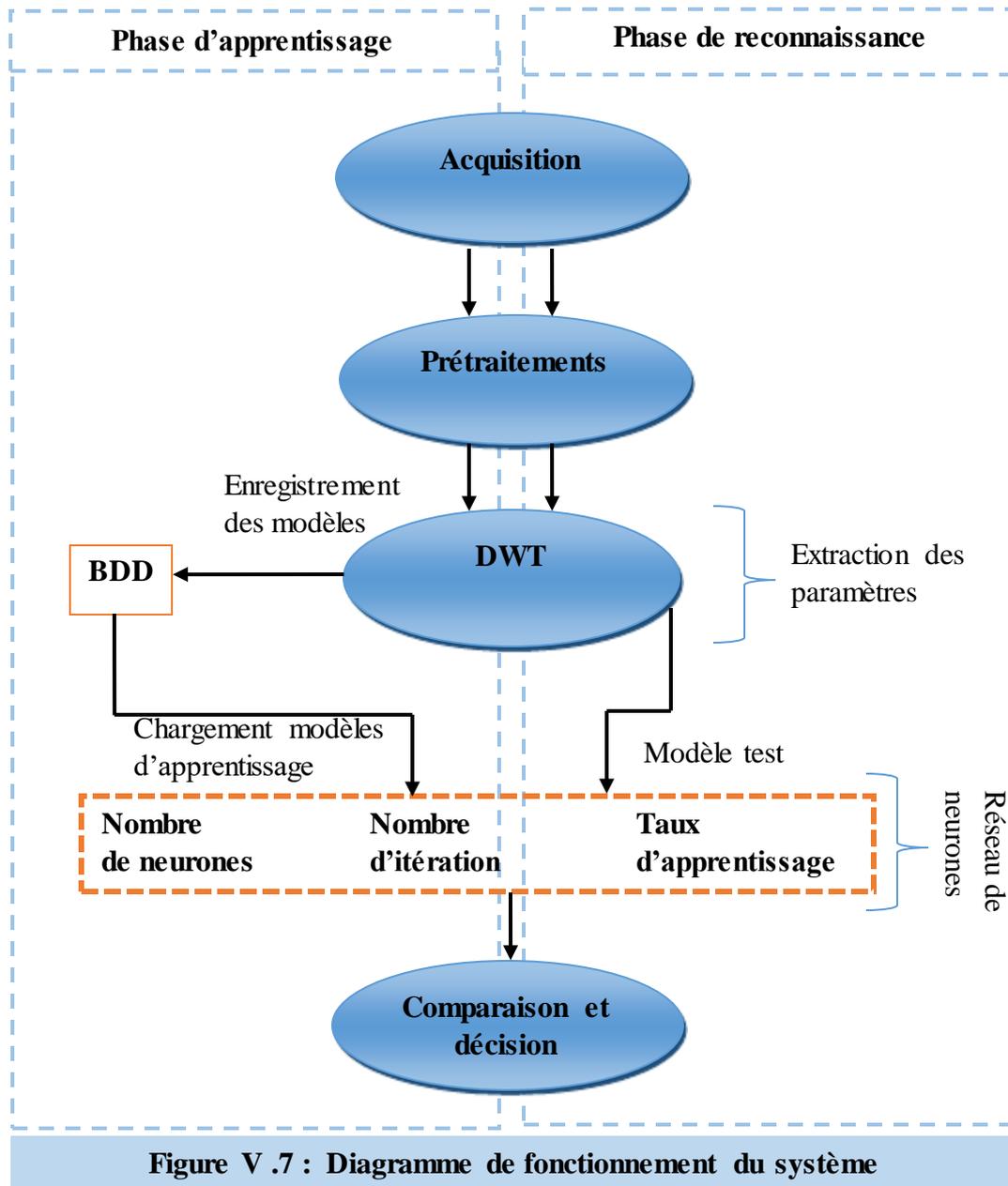
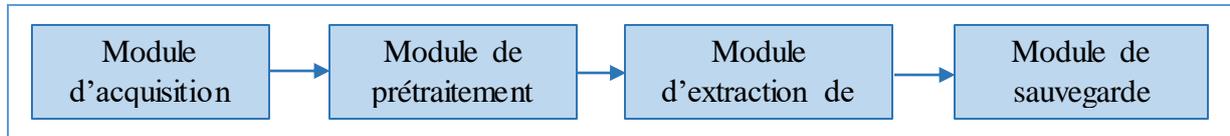


Figure V .7 : Diagramme de fonctionnement du système

Nous détaillerons ci-dessous les modules qui constituent chaque unité, ainsi que les algorithmes utilisés, enfin le calcul des performances du système.

### V.2.5.1 L'Apprentissage

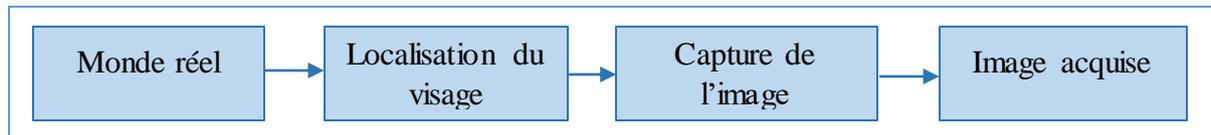
Le processus d'apprentissage est illustré ci-dessous (Figure V.8) et les différents modules qui le composent sont détaillés par la suite :



**Figure V.8 : Représentation modulaire de la phase d'apprentissage**

#### 1. Module d'acquisition :

L'acquisition de l'image de l'échantillon biométrique est la première étape du fonctionnement de tout système de reconnaissance biométrique. Elle consiste à extraire des informations du monde réel en utilisant des dispositifs appropriés à la modalité étudiée. Le schéma suivant illustre les étapes à suivre :



**Figure V.9 : Processus d'acquisition**

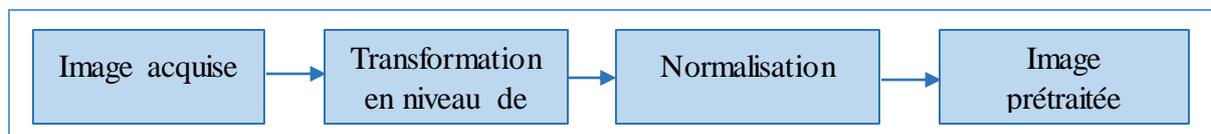
Le fonctionnement de notre système qui est un système de reconnaissance de visage consiste à la prise de l'image par une Webcam, ensuite La détection de visage dans l'image est indispensable. Ce traitement permet de traiter l'image brute afin de fournir en sortie une image du visage isolé du reste de la scène et prête à être traité. Elle se fait par la technique de détection des couleurs suivant trois étapes :

- Détection de l'ensemble des points ayant comme couleur celle de la peau.
- Calcul du centre de gravité de ces points.

Traçage d'un cadre qui englobe le visage ayant comme centre le point calculé auparavant.

#### 2. Module de prétraitement :

Plusieurs facteurs peuvent diminuer la qualité de l'image lors de l'acquisition, notamment : la qualité du dispositif d'acquisition ou l'environnement d'acquisition par exemple l'éclairage de la scène. Le prétraitement est nécessaire sur l'image acquise pour éliminer le bruit et la préparer à la phase d'extraction des paramètres. La figure ci-dessous illustre les étapes à suivre :



**Figure V.10 : Représentation de l'étape prétraitement**

### 3. Module d'extraction des paramètres :

L'extraction des paramètres est une phase importante dans un système de reconnaissance de visage. Elle permet d'extraire les caractéristiques pertinentes de chaque image de visage, ces caractéristiques sont propres à un visage et différentes d'une personne à une autre.

#### Approche 1 :

L'extraction des caractéristiques est appliquée par l'approche **DWT(dwt2)** puis la projection de la matrice caractéristique sur un espace de vecteur propre généré par la méthode **ACP**.

#### Algorithme DWT

Une décomposition en ondelettes bidimensionnelle à un seul niveau.

1. Découpe l'image en quatre blocs de pixels, les 3 derniers blocs concernent les détails de l'image (vertical, horizontal, diagonal), le premier bloc correspond à l'image détaillée.
2. Appliquer deux filtres (passe bas, passe haut) issue du choix d'ondelette à chaque bloc de pixel.
3. Construction de la matrice DWT à partir des coefficients (vecteur caractéristique) obtenu.

**Figure V .11 : Algorithme DWT**

En utilisant cette variante un autre module est nécessaire après l'extraction des paramètres qui est le module de modélisation : A partir des matrices DWT obtenues à l'aide du module d'extraction de paramètres, ce module s'occupe de générer les modèles des personnes c'est-à-dire vecteur propre (Eigen face) en utilisant la méthode d'analyse en composantes principales (**ACP**).

#### Algorithme ACP

Entrées : chargement de la base d'apprentissage.

1. Calculer le vecteur moyen des images d'apprentissage du visage représenté par la matrice  $A$ .
2. Soustraire le vecteur moyen des vecteurs représentant l'image.
3. Calculer la matrice de covariance  $A \cdot A^T$ .
4. Calculer les vecteurs propres  $V$  de la matrice  $A$ .
5. Les vecteurs propres calculés précédemment représentent les vecteurs de base de l'espace des Eigen faces ou on projette les images du visage.

**Figure V.12 : Algorithme ACP**

**Approche 2 :**

L'extraction des caractéristiques est appliquée par l'approche **DWT(wavdec2)**.

**Algorithme DWT**

Une décomposition en ondelettes bidimensionnelle à un seul niveau.

1. Découpe l'image en quatre blocs de pixels, les 3 derniers blocs concernent les détails de l'image (vertical, horizontal, diagonal), le premier bloc correspond à l'image détaillée.
2. Appliquer deux filtres (passe bas, passe haut) issue du choix d'ondelette à chaque bloc de pixel.
3. Les résultats sont le vecteur de décomposition  $C$  et la matrice comptable correspondante  $S$  qui sert à réduire les coefficients de la matrice  $C$ .

**Figure V.13 : Algorithme DWT****4. Module de sauvegarde**

Dans cette phase chaque client à un modèle unique avec ces informations personnelles, qui seront stockées dans une base de données pour une utilisation ultérieure.

**V.2.5.2 Phase de reconnaissance et la prise de décision**

Après avoir détectée le visage dans l'image et extrait les paramètres caractéristiques, nous présentons dans ce qui suit la méthode qui permet de classifier et de fournir la décision finale (personne connue ou inconnue, qui) appliquée par **les réseaux de neurones**, selon les deux modes : Identification et vérification.

**1. Classification par les réseaux de neurones**

Un réseau neuronal s'inspire du fonctionnement des neurones biologiques, ce qui permet l'apprentissage et la résolution de problèmes sans algorithme.

Réseaux de neurones artificiels est un ensemble de neurones formels interconnectés permettant la résolution de problèmes complexes tels que la reconnaissance des formes ou le traitement du langage naturel.

La mise en place du réseau a été effectuée en trois étapes

**a. Préparation de la base d'apprentissage**

Avant de créer le réseau il faut préparer la base de données dans un format accepté par réseau de neurone. Ce dernier prend la base de donnée sous forme de deux matrices :

- Une matrice **Inputs** contient les modèles de donnée de façon à ce que chaque colonne représente un modèle ; un modèle est un vecteur qui contient les caractéristique, le nombre des caractéristiques varie selon le type d'ondelette utilisé pour la DWT(wavdec2) et stable pour la DWT(dwt2) (199 la taille Eigen face).
- Une matrice **Targets** contient la classe associée à chaque exemple contenu dans Inputs ; cette matrice doit respecter la même disposition que celle de Inputs, c.-à-d. si dans Inputs chaque colonne représente un exemple, alors dans Targets chaque colonne contient le vecteur caractéristique d'un sujet.

Pour utiliser un réseau de neurone, toutes les données devient entre -1 et 1, ou bien entre 0 et 1, c'est-à-dire que toute valeur en dehors de ces intervalles **doit être normalisée**. On a utilisé donc l'instruction suivante :

$$an_i = \frac{2(a_i - a_{min})}{a_{max} - a_{min}} - 1$$

Où :

[ $a_{min}$ ,  $a_{max}$ ] : intervalle d'origine

$a_i$  : valeur à normaliser dans l'intervalle [-1,1]

$an_i$  : valeur normalisée

### b. Réalisation du premier réseau

On crée notre premier réseau de neurone avec des paramètres aléatoires avec le code suivant, et on variera ces paramètres prochainement dans l'évaluation du système jusqu'au on obtient un réseau performant.

#### Programme réseau de neurones

```
function [ net ] = createnn( P, T )
inputs = P;
targets = T;
[ R, Q ] = size( inputs );
[ S2, Q ] = size( targets );
S1 = 100;
net = newff( minmax( inputs ), [ S1, S2 ], { 'tansig', 'tansig' },
'traingda' );
net.LW{ 2, 1 } = net.LW{ 2, 1 } * 0.01;
net.b{ 2 } = net.b{ 2 } * 0.01;
net.trainParam.showWindow = true;
net.trainParam.showCommandLine = false;
net.performFcn = 'mse';
net.trainParam.goal = 0.000000001;
net.trainParam.show = Inf;
net.trainParam.epochs = 100;
net.trainParam.mc = 0.95;
setdemorandstream(672880951)
[ net, tr ] = train( net, inputs, targets );
```

Figure V .14 : Programme réseau de neurones

c. Affinage des paramètres du réseau :

Après plusieurs tests expérimental (voir chapitre VI) on fixe notre réseau comme ce suit :

|  |   |                                |
|--|---|--------------------------------|
| <b>Nom du réseau :</b>                               |   | <b>Perceptron Multi couche</b> |
| <b>Structure :</b>                                   | authentification  |                                |
|  | identification  |                                |
| <b>Type :</b>  | Feed forward  |                                |
| <b>Couche neurale :</b>                              | 1 couche d'entrée<br>1 couche de sortie<br>1 couche cachée  |                                |
| <b>Nombre de neurones dans la couche d'entrées :</b> | La couche d'entrée est composée de <b>270 neurones</b> , chaque neurone permet d'introduire un seul caractéristique au réseau et nous avons 270 caractéristique (avec la DWT(wavdec2), l'ondelette « coiflets » et level 3 (voir chapitre VI) |                                |
| <b>Nombre de neurones de la couche de sortie :</b>   | La couche de sortie est composée de <b>40 neurones</b> pour l'identification elle représente les 40 classe de visage et <b>1 neurone</b> pour authentification  |                                |
| <b>Nombre de neurones dans la couches cachée :</b>   | 100 neurone (voir chapitre VI)  |                                |
| <b>Type de donnée d'entrée</b>                       | Normaliser ; entre 1 et -1  |                                |
| <b>Fonction (ou méthode) d'apprentissage :</b>       | C'est un algorithme de <b>retro-propagation du</b> descendant gradient avec taux d'apprentissage adaptatif  |                                |
| <b>Fonction de transfert (activation) :</b>          | La couche cachée : <b>Sigmoïde tangente hyperbolique (tansig)</b><br>La couche de sortie: <b>Sigmoïde tangente hyperbolique (tansig)</b>  |                                |
| <b>Mesure de performance :</b>                       | La mesure utilisée pour la performance est <b>la MSE</b> (Mean Squared Error ou erreur quadratique moyenne )  |                                |
| <b>Taux d'apprentissage :</b>                        | 0.90 ( voir chapitre VI)  |                                |
| <b>Nombre de neurone :</b>                           | 500 iteration ( voir chapitre VI)   |                                |

**Tableau V.1: Tableau capitulatif des paramètres de réseau de neurone**

## 2. Identification

Cette étape consiste à choisir l'identité correcte d'une personne inconnue parmi des identités sauvegardées au préalable dans une base de données.

On l'appelle « un parmi plusieurs », parce que le système doit accomplir une comparaison entre le modèle de l'individu test et tous les modèles sauvegardés dans la base de données. Le système peut soit prendre la « meilleure » ressemblance, soit donner tous les utilisateurs possibles qui conviennent et les ordonnées par ordre de similarité.

## 3. Authentification

Cette méthode consiste à vérifier si une personne est vraiment celle qui prétend être. On l'appelle « un à un », comme le système doit accomplir une comparaison entre le modèle de l'individu test et un seul modèle choisi enregistré dans la base de données.

### V.2.5.3 Calcul des performances du système

L'intérêt de ce module est de présenter les techniques de calcul des indices de performance et sur lesquelles le système pourra être jugé meilleur et fiable ou non, en jugeant aussi l'efficacité des méthodes sur lesquelles il se base. Cela se fait en estimant un ensemble d'indicateurs qui diffèrent selon le mode de reconnaissance :

#### 1. Mode Identification

Dans le mode d'identification on s'intéresse au taux d'identification (TID), qui représente la proportion du nombre de personnes identifiées sans erreurs. Donc, TID est le rapport entre le nombre de clients correctement identifiés et le nombre total des clients enregistrés dans la base donnée.

$$TID = \frac{\text{nombre de clients correctement identifiés}}{\text{nombre total des clients}} \times 100$$

Ainsi, plus le TID est proche de 100, plus le système est performant (d'où la configuration est intéressante).

#### 2. Mode Vérification

Pour mesurer les performances d'un système de reconnaissance des visages opérant en mode vérification on s'intéresse au taux de faux rejet (TFR) et taux de fausse acceptation (TFA).

#### Calcul des paramètres FRR, FAR

Le FAR, FRR qui sont respectivement le taux de fausse acceptation, et le taux de faux rejets sont des paramètres utilisés pour mesurer les performances en mode vérification.

Le taux de faux rejet (FRR) est le rapport entre le nombre de faux rejets et le nombre total de test clients.

Le FRR est donné par l'algorithme suivant :

```
FRR  
  
Faux_rejet ← {}  
Pour i=1 à nbr_Test_intra  
si (dist_min_intra(i) < Seuil)  
    Faux_rejet ← Faux_rejet + 1  
Fin si.  
FRR ← (Faux_rejet / nbr_Test_intra) × 100.  
Fin pour.
```

**Figure V .15 : Calcul du FRR**

Le taux de fausse acceptation (FAR) est le rapport entre le nombre de fausses acceptations et le nombre total des tests imposteurs.

Le FAR est donné par l'algorithme suivant :

```
FAR  
  
Fausse_acceptation ← {}  
Pour i=1 à nbr_Test_extra  
si (dist_min_extra(i) > Seuil)  
    Fausse_acceptation ← Fausse_acceptation + 1  
Fin si.  
FAR ← (Fausse_acceptation / nbr_Test_extra) × 100.  
Fin pour.
```

**Figure V .16 : Calcul du FAR**

**Remarque :** Dans un système idéal  $TRF + TFA = 0$ , mais ce n'est pas le cas dans la pratique ; quand TFR augmente TFA diminue et vice versa. Par conséquent il faut trouver un compromis entre les deux taux.

### V.2.6 Schéma conceptuel de la base de données

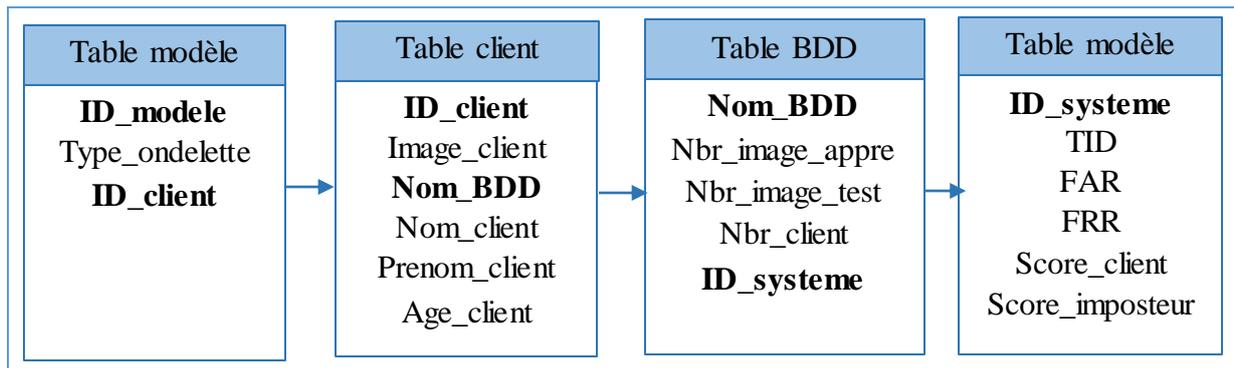


Figure V.17: Schéma physique de la base de données

### V.3. Implémentation et Réalisation

Après avoir présenté dans la partie précédente les différentes étapes de la conception de notre système, nous allons justifier nos choix techniques (outils utilisé et langages de programmation). Enfin nous allons présenter les différentes interfaces de notre application.

#### V.3.1 Outils de test et développement

Le choix des outils de programmation se fait par plusieurs facteurs : La puissance, La disponibilité de plusieurs fonctionnalités, etc. Dans le cadre de notre projet, nous avons utilisé Matlab.

##### V.3.2.1 MATLAB

MATLAB est une abréviation de Matrix LABoratory. Écrit à l'origine, en Fortran, par Cleve Moler à la fin des années 1970, optimisé pour le traitement des matrices, d'où son nom. MATLAB est un environnement puissant, complet en plus de sa disponibilité est assurée sur plusieurs plateformes. C'est un environnement performant, ouvert et programmable qui permet de remarquables gains de productivité et de créativité. Matlab Contient également une d'interface graphique puissante. Ce qui prouve son utilisation dans différents domaines tels que l'éducation, la recherche et l'industrie.

Nous avons implémenté le système de reconnaissance de visage dans l'environnement de programmation **MATLAB 2016** qui offre une grande simplicité de manipulation des images. Ce langage possède des avantages très intéressants pour les applications sur l'image tel que :

1. La portabilité de logiciel (simplifie le processus de programmation sous Windows).
2. L'utilisation des bases de données.
3. Facilité de manipulation des matrices ce qui est fort important dans le cas de notre application.

4. Un large choix de bibliothèques qui prennent en charge tous les outils mathématiques utiles au traitement et à l'analyse des images.

### V.3.2 L'implémentation de notre système

L'implémentation de notre système est composée de plusieurs bibliothèques de classes ; chacune contient plusieurs classes :

#### V.3.3.1 Présentation de l'application

Dans cette partie, on présentera notre application, ainsi que ses différentes fonctionnalités et leur correspondance avec les modules illustrés dans les sections précédentes.

### Interface apprentissage

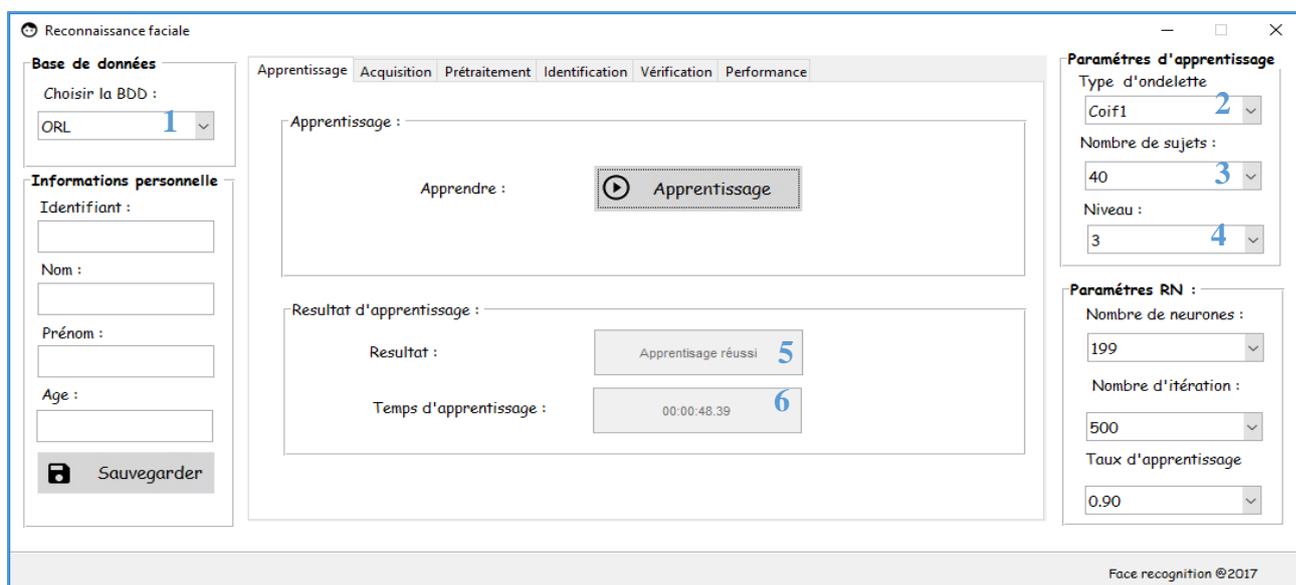


Figure V .18 : Interface apprentissage

1. Choix de la base de données.
2. Choix du type d'ondelette à appliquer (haar, db1, coif1, sym1).
3. Choix nombre du sujet dans la base de données (1 à 40).
4. Choix du niveau d'ondelette (1, 3 ou 6).
5. Résultat d'apprentissage.
6. Temps d'exécution de la phase apprentissage.

Tests de performance

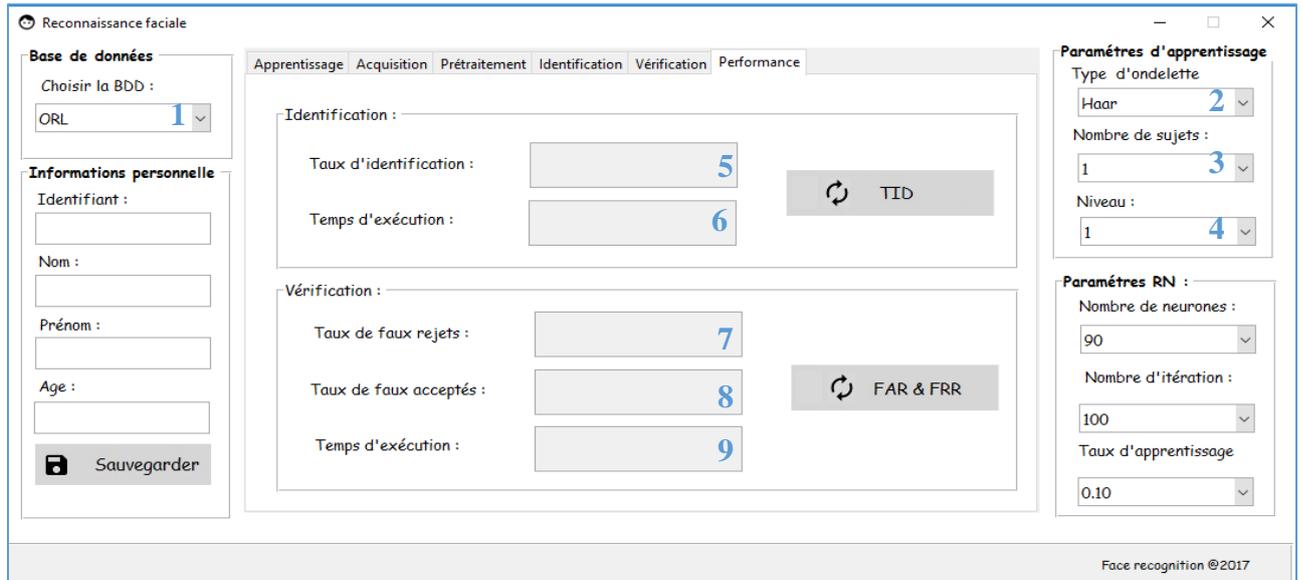


Figure V .19 : Interface tests de performance

1. Choix de la base de données.
2. Choix du type d'ondelette à appliquer (haar, db1, coif1, sym1).
3. Choix nombre du sujet dans la base de données (1 à 40).
4. Choix du niveau d'ondelette (1, 3 ou 6).
5. Taux d'identification (TID).
6. Temps d'exécution de calcul de performance d'identification.
7. Taux de faux rejet (FRR).
8. Taux de fausse acceptation (FAR).
9. Temps d'exécution de calcul de performance vérification.

Interface identification

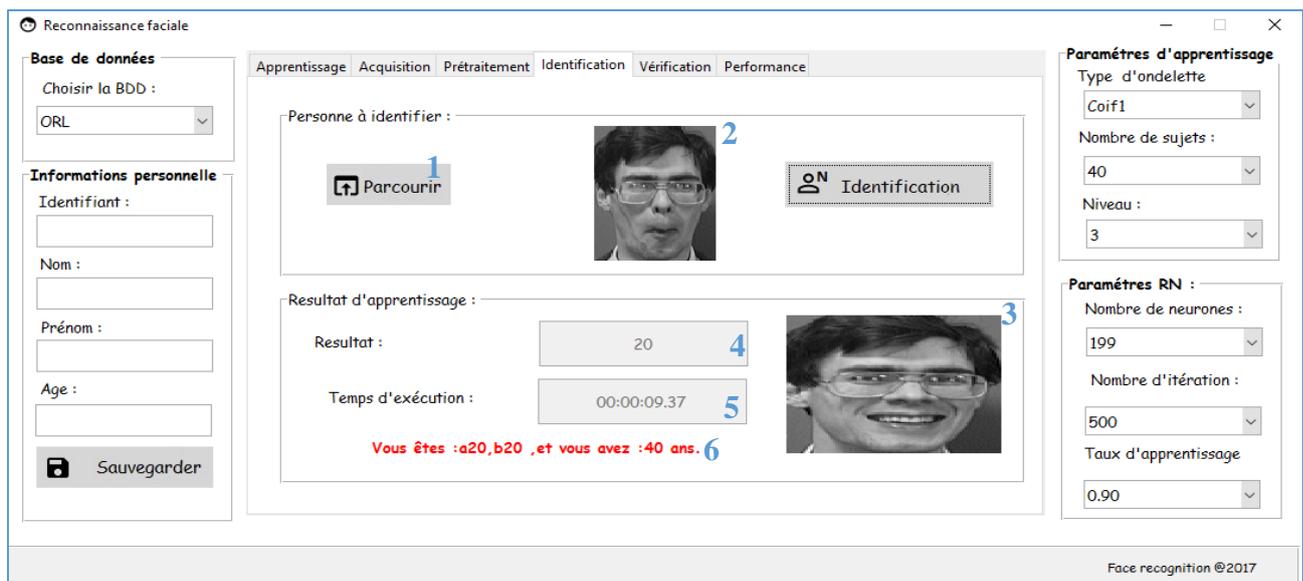
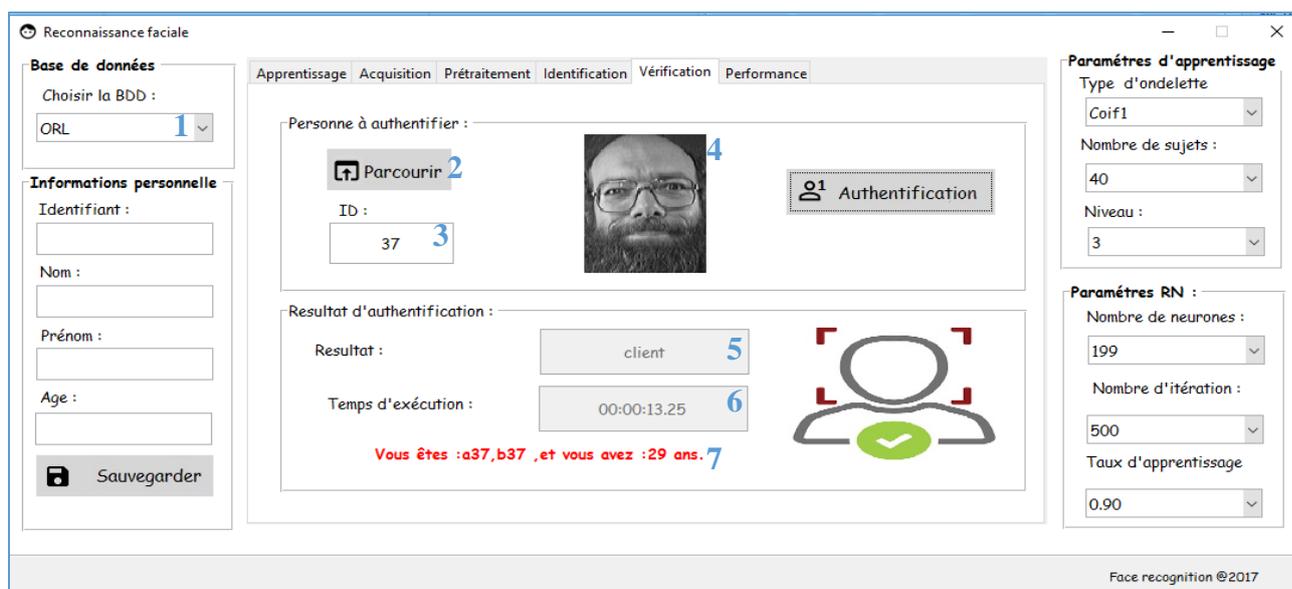


Figure V .20 : Interface identification

1. Chargement de l'image de l'individu test (personne à identifier).
2. Image de la personne à identifier.
3. Image de la personne identifier
4. Résultat d'identification (identifiant client).
5. Temps d'exécution de la phase identification.
6. Les informations personnelles de la personne identifier.

### Interface vérification



**Figure V .21 : Interface vérification**

1. Choix de la base de données.
2. Chargement de l'image de la personne à vérifier.
3. Choix de l'identifiant.
4. Image de la personne à vérifier.
5. Résultat de la vérification (client ou imposteur).
6. Temps d'exécution de la phase vérification.
7. Les informations personnelles de la personne à vérifier.

## Interface prétraitement

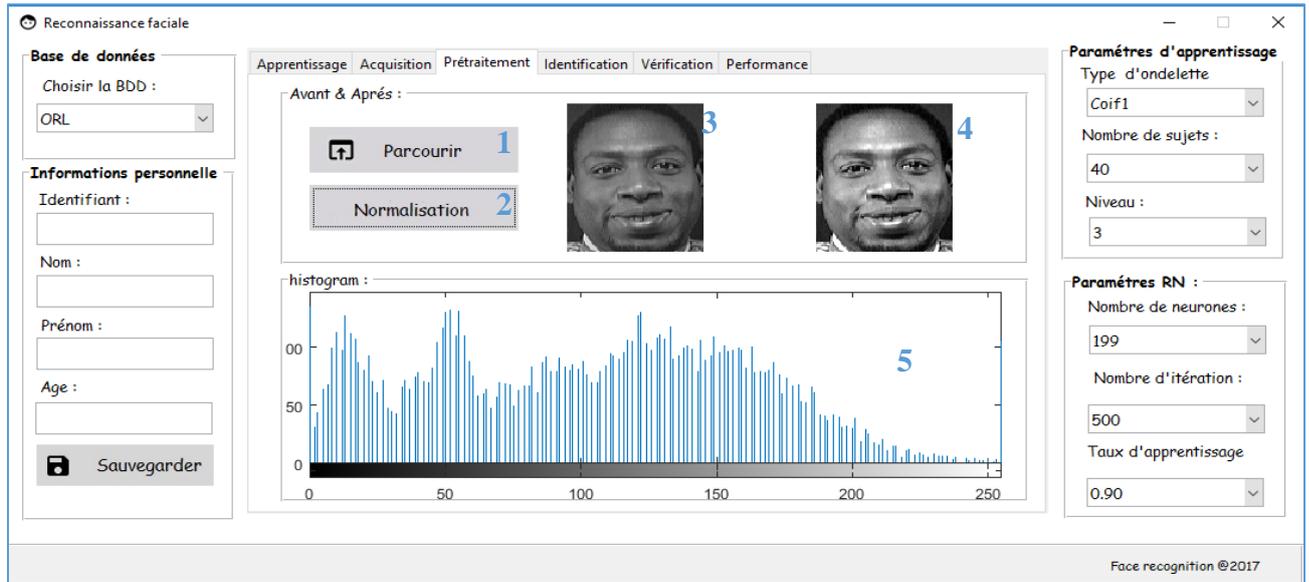


Figure V .22 : Interface prétraitement

1. Parcourir une image.
2. La normalisation de l'image.
3. L'image avant la normalisation.
4. L'image après la normalisation.
5. Afficher l'histogramme de l'image prétraité (niveau de gris entre 0 et 255).

## Interface Acquisition et ajout d'un nouveau client

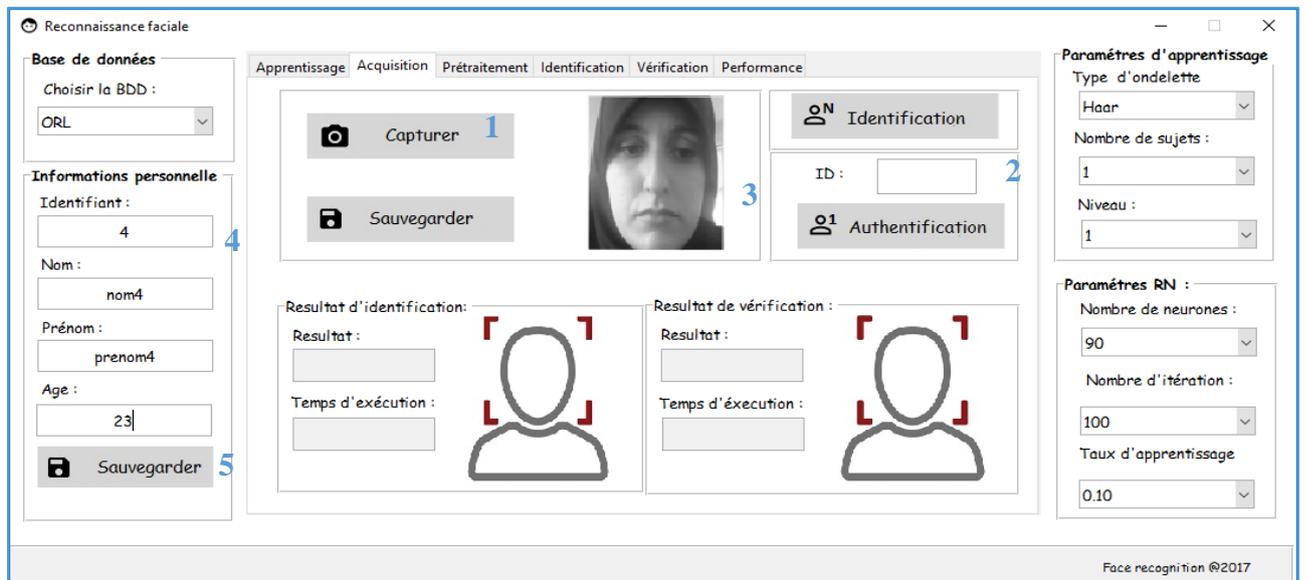


Figure V .23 : Interface Acquisition et ajout d'un nouveau client

1. Acquisition de l'image de visage.
2. Enregistrement de l'image acquise dans la base de données.
3. Afficher l'image acquise.
4. Saisir les informations clients (identifiant, nom, prénom, âge).

5. Sauvegarder les informations personnelles de la personne acquis dans la base de données.

### Interface acquisition (identification et vérification de la personne acquis)

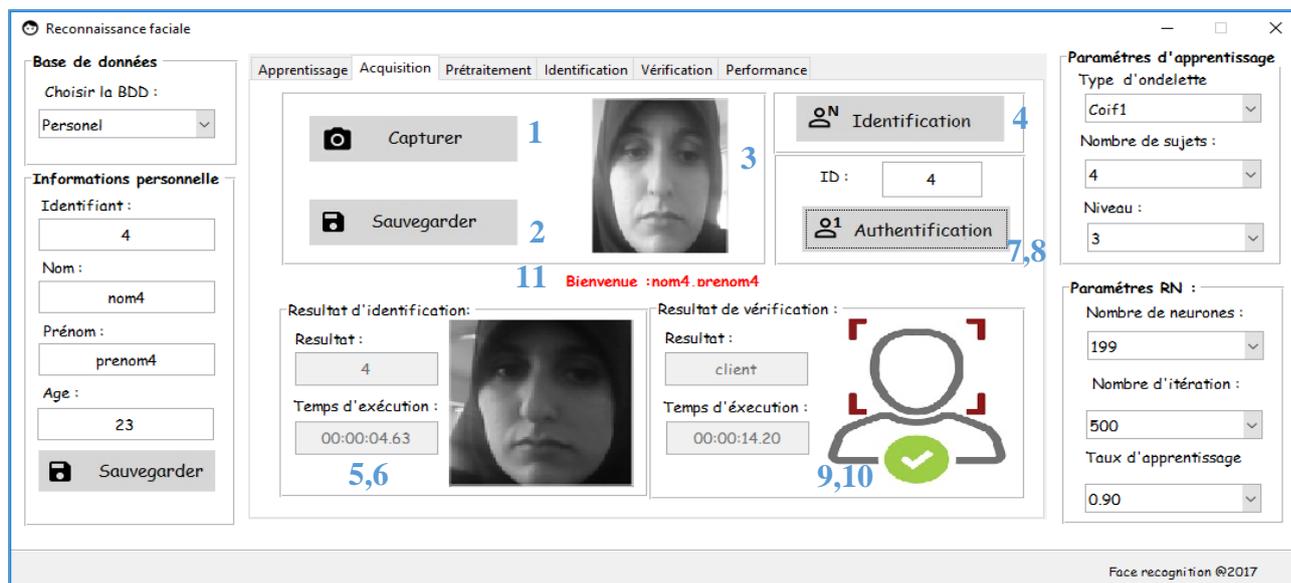


Figure V.24 : Interface acquisition (identification et vérification de la personne acquis)

1. Acquisition de l'image de visage.
2. Enregistrement de l'image acquise dans la base de données.
3. Afficher l'image acquise.
4. Identification de la personne acquis.
5. Résultat d'identification (identifiant client).
6. Temps d'exécution de la phase identification.
7. Les informations personnelles de la personne identifier.
8. Vérification de la personne acquis.
9. Résultat de la vérification (client ou imposteur).
10. Temps d'exécution de la phase vérification.
11. Les informations personnelles de la personne à vérifier.

#### V.4. Conclusion

A travers ce chapitre, nous avons vu les étapes de la conception et la réalisation du système de reconnaissance de visages, sa représentation modulaire et aussi les outils de développements utilisés pour l'implémenter, dans le chapitre suivant nous allons voir les **tests et les résultats** obtenus par ce système.

# CHAPITRE

---

# VI

**TEST ET  
EVALUATION DES RESULTATS**

## VI.1 Introduction

Pour évaluer l'efficacité des méthodes décrites dans le chapitre III et IV (les ondelettes et les réseaux de neurone), nous avons opté pour une validation sur une base de données standard « ORL » sous différents paramètres.

L'évaluation de notre système se divise selon l'approche utilisée pour l'extraction en deux parties, dans la première partie nous donnerons les résultats qui ont été obtenus avec l'extraction des caractéristiques à travers la DWT(dwt2) et la PCA et dans la deuxième partie celle obtenus avec la DWT(wavdec2).

Pour les deux approches, on exposera l'influence des paramètres de réseaux de neurone et le choix d'ondelette sur la performance du système.

Les tests expérimentaux effectués concernent les deux modes de reconnaissance, l'identification et la vérification.

## VI.2 La base de données ORL

Les données utilisées pour réaliser les tests sur notre système proviennent de la base ORL. Cette base a été collectée entre avril 1992 et avril 1994 par le laboratoire AT&T de L'université de Cambridge. La base contient 40 personnes, chacune étant enregistrée sous 10 vues différentes (figure VI.1). Les images sont de taille  $112 \times 92$  pixels en format PGM.



Figure VI.1 : base donnée ORL

Les images ont été collectées à des dates différentes, avec des variations dans les conditions d'éclairage, les expressions faciales (expression neutre, sourire et yeux fermés) et des occultations partielles par les lunettes.

Voici un exemple où l'acquisition se fait sous différentes orientations du visage :



**Figure VI.2 : Exemple de changements d'orientations du visage**

Voici un exemple où l'acquisition se fait sous différents éclairages :



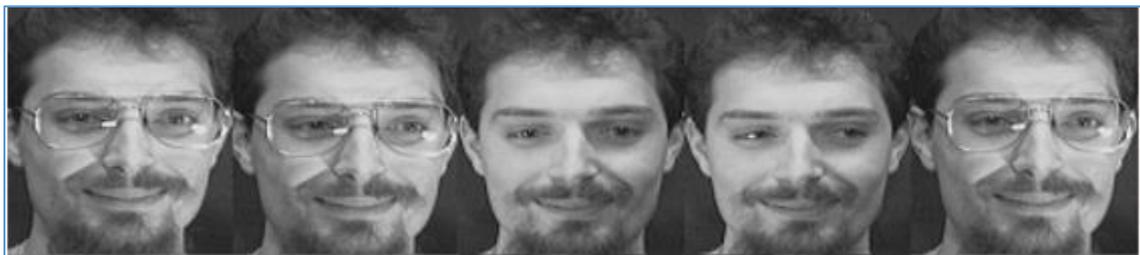
**Figure VI.3 : Exemple de changements d'éclairage**

La base de données ORL prend aussi en considération les expressions faciales, telles que les grimaces. En voici un exemple :



**Figure VI.4 : Exemple de changements des expressions faciales**

La Base ORL prend en compte le fait qu'un individu peut porter ou ne pas porter des lunettes. Cet exemple en est l'illustration :



**Figure VI.5 : Exemple de port de lunettes**

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



Figure VI. 6 Exemple de changements de coiffure et de port de barbe

### VI.3. Evaluation du système

Dans cette section on présentera l'influence des différents paramètres d'extraction et du réseau de classification sur la performance du système.

Le système a été soumis à une série de tests en ses deux modes (identification et vérification) avec les deux approche d'extraction de paramètre : la DWT(dwt2) (avec la réduction d'espace modèles par la méthode ACP) et la DWT(wavdec2). Ceci avec les différents paramètres de réseau de neurone à savoir : nombre de neurone dans la couche cachée, nombre d'itération et taux d'apprentissage, dans le but de faire une étude comparative des différentes configurations.

Pour tester un paramètre du réseau neurone, nous fixons le reste des paramètres à des valeurs jugées raisonnables, nous faisons ensuite varier ce paramètre et nous ré-exécutons le programme. Afin de comparer les résultats, nous relevons à chaque fois les mesures suivantes :

- **Taux d'identification (TID)** : le pourcentage des personnes bien reconnues.
- **Taux Faux rejet TFR (ou FRR)** : le pourcentage de personnes censées être reconnues mais qui sont rejetées par le système.
- **Taux Faux accepter TFA (ou FAR)** : le pourcentage de personnes censées ne pas être reconnues mais qui sont tout de même acceptées par le système.

### VI.3.1. Évaluation de la première approche (dwt2)

- **Génération des Modèles DWT(dwt2)** : On a utilisé les cinq premières images de chaque personne pour générer leurs modèles suivant l'algorithme DWT (avec le choix d'ondelette à appliquer) défini dans le chapitre V, il en résulte au final 200 modèles représentatifs de ces personnes.
- **Réduction d'espace des modèles DWT par la méthode ACP** : on prend tous les Modèles DWT on les projette dans l'espace ACP pour réduire leurs tailles et ainsi, extraire les vecteurs visages (Eigen faces) pour chaque personne, qui seront ensuite des modèles à enregistrer dans la base de données pour la reconnaissance.
- **Normalisation des modèles enregistrés** : Pour utiliser un réseau de neurone, on normalise toutes les données entre -1 et 1.
- **Configuration des paramètres du système** :
  - ✓ **Paramètres fixes** :
    - Nombre d'image d'apprentissage : 5 images pour chaque personne
    - Nombre d'image de test : 5 image pour chaque personne
    - Le level (le niveau de décomposition) pour la DWT: un level
  - ✓ **Paramètres variables** :
    - Ondelette à utiliser pour la DWT: "Haar", "sym", "db", "coif".
    - Les paramètres des réseaux de neurone : nombre d'itération, nombre de neurones dans la couche cachée et taux d'apprentissage.
    - Seuil de décision : variable pour chaque configuration.

Suivant différentes combinaisons des configurations de paramètres décrits plus haut, les résultats de ces tests sont détaillés comme suit :

#### IV.3.1.1. Nombre d'itérations avec les différents type d'ondelette

Pour tester ce paramètre, nous avons fixé les autres paramètres comme suit :

Taux d'apprentissage = 0.01

Nombre de neurones de la couche cachée = 199

Ensemble d'apprentissage = 50% et ensemble de test = 50%

Voici les résultats obtenus en variant le nombre d'itération et type d'ondelette :

|              | Nombre d'itération=500 |       |       |     | Nombre d'itération=200 |       |       |     | Nombre d'itération=100 |       |       |      |
|--------------|------------------------|-------|-------|-----|------------------------|-------|-------|-----|------------------------|-------|-------|------|
|              | FAR                    | FRR   | seuil | TID | FAR                    | FRR   | seuil | TID | FAR                    | FRR   | seuil | TID  |
| <b>Haar</b>  | 24.35                  | 23.90 | 0.901 | 87  | 26.73                  | 22.50 | 0.895 | 81  | 25.44                  | 24.50 | 0.823 | 48   |
| <b>Db1</b>   | 24.35                  | 23.90 | 0.901 | 87  | 26.73                  | 22.50 | 0.895 | 81  | 25.44                  | 24.50 | 0.823 | 48   |
| <b>Sym1</b>  | 24.35                  | 23.90 | 0.901 | 87  | 26.73                  | 22.50 | 0.895 | 81  | 25.44                  | 24.50 | 0.823 | 48   |
| <b>Coif1</b> | 23.39                  | 23.40 | 0.898 | 86  | 22.05                  | 24.80 | 0.895 | 81  | 23.97                  | 23.40 | 0.820 | 41.5 |

Tableau VI. 1 Variation du FAR, FRR et TID (%) en fonction de type d'ondelette et nombre d'itération

A travers les résultats des tests (tableau VI.1), on remarque en terme de paramètre de réseau, plus on augmente le nombre d'itération plus les résultats sont meilleurs, **500 itérations** donnent les meilleures performances pour FAR, FRR et TID.

En terme d'ondelette, coif1 atteint le FAR et le FRR les plus bas 23,39 et 23.40 respectivement. Cependant avec les ondelettes "Haar", "Daubchies" et "Symlets", on atteint le TID le plus élevé où on à trouver 87%.

Comme moyenne des trois performances FAR, FRR et TID, "**Coiflets**" est meilleur.

### VI.3.1.2. Taux d'apprentissage avec les différents type d'ondelette

Pour tester ce paramètre, nous avons fixé les autres paramètres comme suit :

Nombre d'itérations = 500

Nombre de neurones de la couche cachée = 199

Ensemble d'apprentissage = 50%, ensemble de test = 50

Voici les résultats obtenus en variant taux d'apprentissage et type d'ondelette :

|              | Taux d'apprentissage =0.01 |       |       |     | Taux d'apprentissage =0.30 |       |       |     | Taux d'apprentissage =0.90 |       |       |      |
|--------------|----------------------------|-------|-------|-----|----------------------------|-------|-------|-----|----------------------------|-------|-------|------|
|              | FAR                        | FRR   | seuil | TID | FAR                        | FRR   | seuil | TID | FAR                        | FRR   | seuil | TID  |
| <b>Haar</b>  | 24.35                      | 23.90 | 0.901 | 87  | 22.62                      | 23.70 | 0.725 | 87  | 22.30                      | 23.80 | 0.63  | 82   |
| <b>Db1</b>   | 24.35                      | 23.90 | 0.901 | 87  | 22.62                      | 23.70 | 0.725 | 87  | 22.30                      | 23.80 | 0.63  | 82   |
| <b>Sym1</b>  | 24.35                      | 23.90 | 0.901 | 87  | 22.62                      | 23.70 | 0.725 | 87  | 22.30                      | 23.80 | 0.63  | 82   |
| <b>Coif1</b> | 23.39                      | 23.40 | 0.898 | 86  | 19.93                      | 26.60 | 0.722 | 85  | 24.42                      | 22.90 | 0.61  | 82.5 |

Tableau VI. 2 Variation du FAR, FRR et TID (%) en fonction de type d'ondelette et taux d'apprentissage

En terme de paramètre de réseau, le taux d'apprentissage est compris entre 0 et 1.

Si les poids corrects sont loin des poids initiaux il est bien de choisir un taux d'apprentissage proche de 1 pour qu'ils convergent assez rapidement. Si ces derniers sont proches des poids initiaux il est bien de choisir un taux d'apprentissage proche de 0 pour ne pas les rater. A travers les résultats des tests (tableau VI.2) on constate que le meilleur taux d'apprentissage est 0.30.

En terme d'ondelette les meilleures performances de FAR, FRR et TID, on les obtient avec ces type d'ondelette "Haar", "Daubchies" et "Symlets".

### VI.3.1.3. Nombre de neurones dans la couche cachée avec les différents type d'ondelette

Pour tester ce paramètre, nous avons fixé les autres paramètres comme suit :

Nombre d'itérations = 500

Taux d'apprentissage = 0.30

Ensemble d'apprentissage = 50%, ensemble de test = 50%

Voici les résultats obtenus en variant le nombre de neurones et type d'ondelette :

|              | Nombre de neurones =90 |       |       |     | Nombre de neurones =149 |       |       |      | Nombre de neurones =199 |       |       |     |
|--------------|------------------------|-------|-------|-----|-------------------------|-------|-------|------|-------------------------|-------|-------|-----|
|              | FAR                    | FRR   | Seuil | TID | FAR                     | FRR   | seuil | TID  | FAR                     | FRR   | Seuil | TID |
| <b>Haar</b>  | 24.23                  | 22.50 | 0.74  | 79  | 22.43                   | 23.90 | 0.73  | 83   | 22.62                   | 23.70 | 0.725 | 87  |
| <b>Db1</b>   | 24.23                  | 22.50 | 0.74  | 79  | 22.43                   | 23.90 | 0.73  | 83   | 22.62                   | 23.70 | 0.725 | 87  |
| <b>Sym1</b>  | 24.23                  | 22.50 | 0.74  | 79  | 22.43                   | 23.90 | 0.73  | 83   | 22.62                   | 23.70 | 0.725 | 87  |
| <b>Coif1</b> | 24.42                  | 22.90 | 0.73  | 81  | 22.50                   | 24.40 | 0.72  | 86.5 | 19.93                   | 26.60 | 0.722 | 85  |

Tableau VI. 3 Variation du FAR, FRR et TID (%) en fonction de type d'ondelette et nombre neurone

On sait qu'il n'existe pas de règle générale mais des règles empiriques pour choisir la taille de la couche cachée. La taille de cette dernière doit être égale : soit à celle de la couche d'entrée, soit à 75% de celle-ci, soit à la racine carrée du produit des nombres dans la couche d'entrée et de sortie. Donc dans notre cas égale 199,149 ou 90 respectivement. On constate effectivement pour ces valeurs on obtient de meilleurs résultats par rapport à d'autre valeurs. On remarque ainsi qu'avec **199** neurone et les type d'ondelette "**Haar**", "**Daubchies**" et "**Symlets**" on atteint les meilleures performances pour FAR, FRR et TID.

#### Synthèse de l'approche 1 :

Après un ensemble important de test sur ce protocole qui dépend de la DWT(dwt2) et la PCA, les meilleurs résultats obtenus sont : FAR=22.62, FRR=23.70 et TID=87. Cela avec les paramètre qui suit :

Type ondelette : "**Haar**", "**Daubchies**" et "**Symlets**"

Paramètre de reseau de neurone :

- Taux d'apprentissage : **0.30**
- Nombre de neurone : **199 neurone**
- Nombre d'itération : **500 itération**

Mais les résultats obtenus restent peu satisfaisants, pour cela on opte pour une autre approche.

### VI.3.2. Évaluation de deuxième approche (wavdec2)

- **Générations des Modèles DWT(wavdec2)** : On a utilisé les cinq premières images de chaque personne pour générer leurs modèles suivant l'algorithme DWT (avec le choix d'ondelette et level à appliquer) défini dans le chapitre V, il en résulte au final 200 modèles représentatifs de ces personnes.
- **Normalisation des modèles enregistrés** : Pour utiliser un réseau de neurone, on normalise toutes les données entre -1 et 1.
- Configuration des paramètres du système :
  - ✓ **Paramètres fixes** :
    - Nombre d'image d'apprentissage : 5 images pour chaque personne
    - Nombre d'image de test : 5 image pour chaque personne
  - ✓ **Paramètres variables** :
    - Ondelette à utiliser pour la DWT: "Haar", "sym", "db", "coief".
    - Le level (le niveau de décomposition) pour la wavdec2 : level1, level3 et level6.
    - Les paramètre des réseaux de neurone : nombre d'itération, nombre de neurones dans la couche cachée et taux d'apprentissage.
    - Seuil de décision : variable pour chaque configuration.

Suivant différentes combinaisons des configurations de paramètres décrits plus haut, les résultats de ces tests sont détaillés comme suit :

#### VI.3.2.1. Nombre d'itérations avec les différents type d'ondelette et level

Pour tester ce paramètre, nous avons fixé les autres paramètres comme suit :

Taux d'apprentissage = 0.01

Nombre de neurones de la couche cachée = 100

Ensemble d'apprentissage = 50% et ensemble de test = 50%

Voici les résultats obtenus en variant le nombre d'itérations avec les différents type d'ondelette et level :

| <b>TID</b> |                                 |               |               |                                 |               |               |                                 |               |               |
|------------|---------------------------------|---------------|---------------|---------------------------------|---------------|---------------|---------------------------------|---------------|---------------|
|            | <b>Nombre d'itérations =500</b> |               |               | <b>Nombre d'itérations =200</b> |               |               | <b>Nombre d'itérations =100</b> |               |               |
|            | <b>Level1</b>                   | <b>Level3</b> | <b>Level6</b> | <b>Level1</b>                   | <b>Level3</b> | <b>Level6</b> | <b>Level1</b>                   | <b>Level3</b> | <b>Level6</b> |
| Haar       | 92                              | 93            | 51            | 88.5                            | 92            | 41.5          | 7                               | 25.5          | 20.5          |
| Db1        | 92                              | 93            | 51            | 88.5                            | 92            | 41.5          | 7                               | 25.5          | 20.5          |
| Sym1       | 92                              | 93            | 51            | 88.5                            | 92            | 41.5          | 7                               | 25.5          | 20.5          |
| Coif1      | 92                              | 96            | 86.5          | 88.5                            | 93            | 73.5          | 5                               | 22            | 16            |

Tableau VI. 4 Variation du taux d'identification TID (%)

|            | Nombre d'itérations=500 |       |        |        |       |       |        |       |         |
|------------|-------------------------|-------|--------|--------|-------|-------|--------|-------|---------|
|            | Level1                  |       |        | Level3 |       |       | Level6 |       |         |
|            | FAR                     | FRR   | seuil  | FAR    | FRR   | seuil | FAR    | FRR   | Seuil   |
| Haar       | 16.60                   | 16.70 | 0.9955 | 15.96  | 16.70 | 0.996 | 37.82  | 34.30 | 0.99857 |
| Daubechies | 16.60                   | 16.70 | 0.9955 | 15.96  | 16.70 | 0.996 | 37.82  | 34.30 | 0.99857 |
| Symlets    | 16.66                   | 16.70 | 0.9955 | 15.96  | 16.70 | 0.996 | 37.82  | 34.30 | 0.99857 |
| Coiflets   | 15.76                   | 15.80 |        | 12.69  | 12.80 | 0.994 | 17.56  | 17.30 | 0.998   |

|            | Nombre d'itérations=200 |       |        |        |       |        |        |       |        |
|------------|-------------------------|-------|--------|--------|-------|--------|--------|-------|--------|
|            | Level1                  |       |        | Level3 |       |        | Level6 |       |        |
|            | FAR                     | FRR   | seuil  | FAR    | FRR   | seuil  | FAR    | FRR   | Seuil  |
| Haar       | 15.44                   | 15.90 | 0.9954 | 16.02  | 16.40 | 0.9953 | 38.39  | 48.20 | 0.9961 |
| Daubechies | 15.44                   | 15.90 | 0.9954 | 16.02  | 16.40 | 0.9953 | 38.39  | 48.20 | 0.9961 |
| Symlets    | 15.44                   | 15.90 | 0.9954 | 16.02  | 16.40 | 0.9953 | 38.39  | 48.20 | 0.9961 |
| Coiflets   | 15.44                   | 15.90 | 0.9954 | 12.50  | 13    | 0.9935 | 17.94  | 15.80 | 0.9967 |

|            | Nombre d'itérations=100 |       |        |        |       |       |        |       |        |
|------------|-------------------------|-------|--------|--------|-------|-------|--------|-------|--------|
|            | Level1                  |       |        | Level3 |       |       | Level6 |       |        |
|            | FAR                     | FRR   | seuil  | FAR    | FRR   | seuil | FAR    | FRR   | Seuil  |
| Haar       | 17.88                   | 15.70 | 0.9665 | 15.89  | 16.80 | 0.965 | 17.88  | 15.70 | 0.9665 |
| Daubechies | 17.88                   | 15.70 | 0.9665 | 15.89  | 16.80 | 0.965 | 17.88  | 15.70 | 0.9665 |
| Symlets    | 17.88                   | 15.70 | 0.9665 | 15.89  | 16.80 | 0.965 | 17.88  | 15.70 | 0.9665 |
| Coiflets   | 15.96                   | 15.50 | 0.9665 | 11.53  | 13.90 | 0.96  | 23.33  | 18.40 | 0.954  |

Tableau VI. 5 Variation du FAR et FRR et en fonction de type d'ondelette, level et nombre d'itération

On remarque en terme de paramètre de réseau, plus on augmente le nombre d'itération plus les résultats sont meilleurs, **500 itérations** donnent les meilleures performances pour FAR, FRR et TID.

En terme d'ondelette, coif1 atteint le FAR et le FRR les plus bas sur les trois level. De plus avec le **level 3** on obtient de meilleurs résultats pour la TID, FAR et FRR (96% ,12.69 et 12.80 respectivement).

### VI.3.2.2. Taux d'apprentissage avec les différents type d'ondelette et level

Pour tester ce paramètre, nous avons fixé les autres paramètres comme suit :

Nombre d'itérations = 500

Nombre de neurones de la couche cachée = 100

Ensemble d'apprentissage = 50%, ensemble de test = 50

Voici les résultats obtenus en variant le taux d'apprentissage avec les différents type d'ondelette et level:

| TID   |                            |        |        |                            |        |        |                            |        |        |
|-------|----------------------------|--------|--------|----------------------------|--------|--------|----------------------------|--------|--------|
|       | Taux d'apprentissage =0.01 |        |        | Taux d'apprentissage =0.30 |        |        | Taux d'apprentissage =0.90 |        |        |
|       | Level1                     | Level3 | Level6 | Level1                     | Level3 | Level6 | Level1                     | Level3 | Level6 |
| Haar  | 92%                        | 93%    | 51%    | 92.5                       | 94     | 51     | 92                         | 92     | 27     |
| Db1   | 92                         | 93%    | 51     | 92.5                       | 94     | 51     | 92                         | 92     | 27     |
| Sym1  | 92                         | 93%    | 51     | 92.5                       | 94     | 51     | 92                         | 92     | 27     |
| Coif1 | 92.5                       | 96%    | 86.5   | 93.5                       | 93     | 86.5   | 92.5                       | 96.5   | 88     |

Tableau VI. 6 Variation du taux d'identification TID %

|            | Taux d'apprentissage=0.01 |       |        |        |       |       |        |       |         |
|------------|---------------------------|-------|--------|--------|-------|-------|--------|-------|---------|
|            | Level1                    |       |        | Level3 |       |       | Level6 |       |         |
|            | FAR                       | FRR   | seuil  | FAR    | FRR   | seuil | FAR    | FRR   | Seuil   |
| Haar       | 16.60                     | 16.70 | 0.9955 | 15.96  | 16.70 | 0.996 | 37.82  | 34.30 | 0.99857 |
| Daubechies | 16.60                     | 16.70 | 0.9955 | 15.96  | 16.70 | 0.996 | 37.82  | 34.30 | 0.99857 |
| Symlets    | 16.66                     | 16.70 | 0.9955 | 15.96  | 16.70 | 0.996 | 37.82  | 34.30 | 0.99857 |
| Coiflets   | 15.76                     | 15.80 | 0.9953 | 12.69  | 12.80 | 0.994 | 17.56  | 17.30 | 0.998   |

|            | Taux d'apprentissage=0.30 |       |       |        |       |        |        |       |        |
|------------|---------------------------|-------|-------|--------|-------|--------|--------|-------|--------|
|            | Level1                    |       |       | Level3 |       |        | Level6 |       |        |
|            | FAR                       | FRR   | seuil | FAR    | FRR   | seuil  | FAR    | FRR   | seuil  |
| Haar       | 15.32                     | 17.80 | 0.995 | 15.89  | 16.30 | 0.9945 | 39.93  | 37.50 | 0.9989 |
| Daubechies | 15.32                     | 17.80 | 0.995 | 15.89  | 16.30 | 0.9945 | 39.93  | 37.50 | 0.9989 |
| Symlets    | 15.32                     | 17.80 | 0.995 | 15.89  | 16.30 | 0.9945 | 39.93  | 37.50 | 0.9989 |
| Coiflets   | 16.79                     | 15    | 0.994 | 12.50  | 13    | 0.9935 | 16.98  | 17.70 | 0.997  |

|            | Taux d'apprentissage=0.90 |       |           |        |       |        |        |       |        |
|------------|---------------------------|-------|-----------|--------|-------|--------|--------|-------|--------|
|            | Level1                    |       |           | Level3 |       |        | Level6 |       |        |
|            | FAR                       | FRR   | seuil     | FAR    | FRR   | seuil  | FAR    | FRR   | Seuil  |
| Haar       | 25.44                     | 26.20 | 0.9999994 | 16.08  | 16.30 | 0.9935 | 37.82  | 43.30 | 0.999  |
| Daubechies | 25.44                     | 26.20 | 0.9999994 | 16.08  | 16.30 | 0.9935 | 37.82  | 43.30 | 0.999  |
| Symlets    | 25.44                     | 26.20 | 0.9999994 | 16.08  | 16.30 | 0.9935 | 37.82  | 43.30 | 0.999  |
| Coiflets   | 23.97                     | 24.80 | 0.9999996 | 12.50  | 12.90 | 0.9901 | 16.98  | 17.60 | 0.9965 |

Tableau VI. 7 Variation du FAR et FRR et en fonction de type d'ondelette, level et taux d'apprentissage

A travers les résultats des tests, le meilleur taux d'apprentissage est 0.9 donc on peut constater que les bons poids sont loin des poids initiaux et avec ce taux d'apprentissage il converge assez rapidement vers les poids corrects.

En terme d'ondelette, « coiflets » a donné les meilleures performances pour FAR, FRR et TID.

**VI.3.2.3. Nombre de neurones dans la couche cachée avec les différents type d'ondelette et level**

Pour tester ce paramètre, nous avons fixé les autres paramètres comme suit :

Nombre d'itérations = 500

Taux d'apprentissage = 0.90

Ensemble d'apprentissage = 50%, ensemble de test = 50%

Voici les résultats obtenus en variant le nombre de neurones dans la couche cachée avec les différents type d'ondelette et level :

| TID   |                        |        |        |                        |        |        |                        |        |        |
|-------|------------------------|--------|--------|------------------------|--------|--------|------------------------|--------|--------|
|       | Nombre de neurone =270 |        |        | Nombre de neurone =168 |        |        | Nombre de neurone =100 |        |        |
|       | Level1                 | Level3 | Level6 | Level1                 | Level3 | Level6 | Level1                 | Level3 | Level6 |
| Haar  | 91.5                   | 93.5   | 53     | 91.50                  | 95     | 52.5   | 92                     | 92     | 27     |
| Db1   | 91.5                   | 93.5   | 53     | 91.50                  | 95     | 52.5   | 92                     | 92     | 27     |
| Sym1  | 91.5                   | 93.5   | 53     | 91.50                  | 95     | 52.5   | 92                     | 92     | 27     |
| Coif1 | 90.5                   | 94.50  | 89     | 92.5                   | 94.5   | 81     | 92.5                   | 96.5   | 88     |

Tableau VI. 8 Variation du taux d'identification TID (%)

|            | Nombre de neurone =270 |       |            |        |       |       |        |       |        |
|------------|------------------------|-------|------------|--------|-------|-------|--------|-------|--------|
|            | Level1                 |       |            | Level3 |       |       | Level6 |       |        |
|            | FAR                    | FRR   |            | FAR    | FRR   |       | FAR    | FRR   |        |
| Haar       | 25.57                  | 26.10 | 0.99999995 | 16.21  | 16.30 | 0.993 | 37.82  | 42.80 | 0.9990 |
| Daubechies | 25.57                  | 26.10 | 0.99999995 | 16.21  | 16.30 | 0.993 | 37.82  | 42.80 | 0.9990 |
| Symlets    | 25.57                  | 26.10 | 0.99999995 | 16.21  | 16.30 | 0.993 | 37.82  | 42.80 | 0.9990 |
| Coiflets   | 25.12                  | 24.40 | 0.99999997 | 12.82  | 12.80 | 0.989 | 17.82  | 16.30 | 0.996  |

|            | Nombre de neurone =168 |       |            |        |       |       |        |       |        |
|------------|------------------------|-------|------------|--------|-------|-------|--------|-------|--------|
|            | Level1                 |       |            | Level3 |       |       | Level6 |       |        |
|            | FAR                    | FRR   | Seuil      | FAR    | FRR   | seuil | FAR    | FRR   | seuil  |
| Haar       | 26.02                  | 25.50 | 0.99999985 | 16.28  | 16    | 0.993 | 37.75  | 42.90 | 0.9990 |
| Daubechies | 26.02                  | 25.50 | 0.99999985 | 16.28  | 16    | 0.993 | 16.21  | 16.30 | 0.993  |
| Symlets    | 26.02                  | 25.50 | 0.99999985 | 16.28  | 16    | 0.993 | 16.21  | 16.30 | 0.993  |
| Coiflets   | 17.56                  | 19.30 | 0.99999997 | 12.94  | 12.30 | 0.989 | 17.88  | 16    | 0.996  |

|            | Nombre de neurone =100 |       |            |        |       |        |        |       |        |
|------------|------------------------|-------|------------|--------|-------|--------|--------|-------|--------|
|            | Level1                 |       |            | Level3 |       |        | Level6 |       |        |
|            | FAR                    | FRR   | seuil      | FAR    | FRR   | seuil  | FAR    | FRR   | Seuil  |
| Haar       | 25.44                  | 26.20 | 0.99999994 | 16.08  | 16.30 | 0.9935 | 37.82  | 43.30 | 0.999  |
| Daubechies | 25.44                  | 26.20 | 0.99999994 | 16.08  | 16.30 | 0.9935 | 37.82  | 43.30 | 0.999  |
| Symlets    | 25.44                  | 26.20 | 0.99999994 | 16.08  | 16.30 | 0.9935 | 37.82  | 43.30 | 0.999  |
| Coiflets   | 23.97                  | 24.80 | 0.99999996 | 12.50  | 12.90 | 0.9901 | 16.98  | 17.60 | 0.9965 |

Tableau VI. 9 Variation du FAR et FRR et en fonction type d'ondelette, level et nombre de neurone

On remarque terme de réseau de neurone qu'avec **100** neurone et **coiflets** on atteint les meilleures performances pour FAR, FRR et TID (12.50, 12.90 ,96.5 respectivement)

### Synthèse de l'approche 2

Après ces tests expérimentaux, les meilleurs résultats obtenus sont : FAR=12.50 FRR=12.90 et TID=96.5 Cela avec les paramètre qui suit :

Type ondelette : « coiflets », level : 3

Paramètre de réseau de neurone :

- Taux d'apprentissage : **0.90**
- Nombre de neurone : **100 neurone**
- Nombre d'itération : **500 itération**

### Synthèse entre approche 1 et approche 2

A travers ces tests effectués sur les deux approches, on peut résumer l'effet du choix de la transformée en ondelettes bidimensionnelle discrète à appliquer, et les réseaux de neurone de classification, comme suit :

En utilisant une décomposition en ondelettes bidimensionnelle à un seul niveau DWT(dwt2), le système n'a pas atteint des très bonnes performances dans les deux modes identification et authentification, ceci due peut-être à l'utilisation de composantes caractéristique en plus c'est-à-dire de l'information inutile qui joue le rôle de parasite ou bien de bruit dans la classification.

En utilisant une décomposition en ondelettes bidimensionnelle à un N niveau DWT(wavdec2) les performances augmentent. Ceci quel que soit l'ondelette à appliquer et les paramètre de réseau de classification à utiliser, ceci peut être due à l'utilisation seulement de l'information pertinente (concentration d'énergie) c-à-d. en se focalisant juste sur les détaille de l'image issu de l'application de la DWT(wavdec2).

En terme d'ondelette,"coiflets" est la mieux adapté dans le cas de la DWT(wavdec2) avec le level 3, elle nous donne de bonnes performances en identification et authentification, l'ondelette de "Haar", "Daubchies" et "Symlets" sont les mieux adaptés dans le cas de la DWT(dwt2) mais ces performances restent peu satisfaisantes, et elles sont égaux durant tous les tests réalisés.

Enfin, pour les paramètres de classification, avec un taux d'apprentissage de 0.9, un nombre itération de 500 et nombre de neurone dans la couche cachée de 100, on a attient les meilleures performances en identification et en authentification, voire un TID de 96.5% qui est un résultat très satisfaisant. Et un FAR de 12.50% et un FRR de 12.80% qu'on peut juger aussi bon.

\*\*En prenant les paramètres jugés relativement satisfaisant obtenues après les tests expérimentaux, nous avons opté à lancer d'autres testes selon la politique suivante:

**FAR**

```

Fausse_acceptation← {}
Pour i=1 à nbr_Test_Extra
S=max(S1,S2,S3,S4,S5)
Si S> seuil
Fausse_acceptation = Faux_acceptation +1
Fin si
Fin pour
FAR←(Fausse_acceptation/nbr_Test_extra)X100.

```

tq : S<sub>1-5</sub> représente les résultats de la comparaison de l'image test avec les 5 image train

**FRR**

```

Faux_rejet← {}
Pour i=1 à nbr_Test_intra
S=max(S1,S2,S3,S4,S5)
Si S> seuil
Faux_Rejet = Faux_Rejet +1
Fin pour
Fin si
FRR←(Faux_rejet/nbr_Test_intra)X100.

```

Avec l'ondelette coiflets et les paramètres de réseau suivant :

- Taux d'apprentissage :0.90,
- Nombre de neurone : 100 neurone
- Nombre d'itération : 500 itération

On obtient TID=**96.5%**, **FRR= 6.85%** et **FAR=6%** (*Seuil= 0.9965*), on estime que cette approche donne de meilleur résultats.

**VI.3 Conclusion**

Tout au long de ce chapitre, nous avons effectué des tests expérimentaux sur les différents paramètres constituant notre système. Et enfin, on a utilisé les paramètres jugés bons dans la conception du système de reconnaissance de visages.



## Conclusion générale



Ce travail s'inscrit dans le domaine de la reconnaissance automatique des visages. Celui-ci consiste à vérifier l'identité d'une personne à partir de son image. Utilisés principalement pour des raisons de sécurité et/ou confidentialité. Notre projet de fin d'étude s'inscrit dans ce contexte.

En effet, nous avons conçu et réalisé un système de reconnaissance de visages dans ses deux modes (identification et vérification) basé sur la transformée en ondelette discrète DWT pour l'extraction et les réseaux de neurone pour la classification.

En premier lieu on a utilisé l'approche DWT(dwt2) qui repose sur une décomposition en ondelettes bidimensionnelle à un niveau en palliant aux problèmes de dimensionnalité, par la PCA qui permet de réduire leur dimension d'une manière considérable.

Dans le but d'améliorer la performance de notre système nous avons opté à une autre approche d'extraction de caractéristiques, la DWT(wavdec2) qui se repose sur décomposition en ondelettes bidimensionnelle à N niveau. Ensuite on a menée à une étude comparative entre ces deux approches, afin de choisir celle qui mieux adaptée à notre système.

Dans notre système de reconnaissance, nous avons menée nous tests dans le but d'améliorer et d'évoluer ces performances dans ces deux modes (identification et vérification) en concluant la TID, FRR et FAR. A cet effet, les tests expérimentaux effectués sur la base de données ORL qui a basée sur les deux approches, nous ont permis de constater que la modélisation par l'approche DWT(wavdec2) donne de meilleurs résultats que la DWT(dwt2).

Ainsi, les tests expérimentaux ont montré que les paramètres de réseau de neurone tel que nombre de neurone dans la couche cachée, taux d'apprentissage et nombre d'itération influence sur les performances du système. Donc, il a fallu un nombre important de test pour arriver à une performance jugé bonne.

A travers ce projet nous avons assimilé les concepts principaux des ondelettes et des réseaux de neurone, et connaître l'outil Matlab ainsi que ces différentes bibliothèques.

Par ailleurs, et dans le but d'améliorer notre travail nous avons enlevé les perspectives suivantes :

- Effectuer plusieurs prétraitements afin d'améliorer la qualité de nos images.
- Lancer d'autre test avec d'autre paramètre de réseau de neurone.
- Recourir à la multimodalité, en fusionnant la modalité visage avec une autre modalité comme la voix, dans le but d'améliorer la performance de notre système.

# Bibliographie

- [1] TPE : *Les Empreintes Digitales*; lien : <http://biometrie-tpe68.e-monsite.com/pages/introduction/historique.html>
- [2] ; *BOUDJELLAL Sofiane*, Détection et identification d'individus par méthode biométrique (Magister) lien : [http://www.ummo.dz/IMG/pdf/detection\\_et\\_identification\\_d\\_individus\\_par\\_methode\\_biometrique.pdf](http://www.ummo.dz/IMG/pdf/detection_et_identification_d_individus_par_methode_biometrique.pdf)
- [3] ; *BENCHENNANE Ibtissam*, Etude et mise au point d'un procédé biométrique multimodale pour la reconnaissance des individus (Thèse de Doctorat), le lien : [www.univ-usto.dz/images/coursenligne/These\\_BENCHENNANE\\_I.pdf](http://www.univ-usto.dz/images/coursenligne/These_BENCHENNANE_I.pdf)
- [4] ; *HANENE Guesmi*, Identification de personnes par fusion de différentes modalités biométriques (Thèse de Doctorat) lien : <https://hal.archives-ouvertes.fr/te1-01206294/document>
- [5] ; *Mémoire online*, lien : [http://www.memoireonline.com/02/13/6979/m\\_Reconnaissance-de-visages-par-Analyse-Discriminante-LineaireLDA-4.html](http://www.memoireonline.com/02/13/6979/m_Reconnaissance-de-visages-par-Analyse-Discriminante-LineaireLDA-4.html)
- [6] ; *BETTAHAR Abdessettar*, SABER Fathi, Extraction des caractéristiques pour l'analyse biométrique d'un visage (Master académique), lien : <https://bu.univ-ouargla.dz/master/pdf/BETTAHAR-SABER.pdf>
- [7] ; *SOUHEILA Benkhaira*, Systèmes multimodaux pour l'identification et l'authentification biométrique (mémoire magister), lien : <http://bibliothèque.univ-skikda.dz/m/infor/Benkhaira%20Souhila.pdf>
- [8] ; *ATTALLAH Bilal*; Conception d'un système de Reconnaissance des empreintes digitales par apprentissage (MAGISTER), lien : [http://www.univ-usto.dz/theses\\_en\\_ligne/doc\\_num.php?explnum\\_id=850](http://www.univ-usto.dz/theses_en_ligne/doc_num.php?explnum_id=850)
- [9] ; *NICOLAS MORIZET*, Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage et de l'Iris (Thèse de Doctorat), lien : <https://tel.archives-ouvertes.fr/pastel-00005811/document>
- [10] ; *SOUHILA Guerfi ababsa*, Authentification d'individus par reconnaissance de caractéristiques biométriques liées aux visages 2D/3D, (Thèse de Doctorat), le lien : <https://tel.archives-ouvertes.fr/te1-00623243/document>
- [11] ; *Pierre Buysens*, Fusion de différents modes de capture pour la reconnaissance du visage appliquée aux e- transactions (Thèse de Doctorat), le lien : <https://hal.archives-ouvertes.fr/te1-01079134/document>
- [12] ; *WALID Hizem*, Capteur Intelligent pour la Reconnaissance de Visage (Thèse de Doctorat), lien : [http://biometrics.it-sudparis.eu/downloads/publications/hizem\\_PHD.pdf](http://biometrics.it-sudparis.eu/downloads/publications/hizem_PHD.pdf)
- [13] ; *M. Mohamad El Abed*, Evaluation de systèmes biométriques (Thèse de Doctorat), le lien :

<https://www.greyc.fr/sites/default/files/secretariat/theses-soutenues-2011/These-Mohamad-ElAbed-2011.pdf>

- [14] : *MEBARKA BELAHCENE*, Système de Reconnaissance de Visage ; le lien : [https://scholar.google.fr/citations?user=sC2F4DYAAAAJ&hl=fr\\$](https://scholar.google.fr/citations?user=sC2F4DYAAAAJ&hl=fr$)
- [15] : *Mr. GHALI Ahmed*, Amélioration de la reconnaissance par le visage, le lien : [www.univ-usto.dz/theses\\_en\\_ligne/doc\\_num.php?explnum\\_id=1165](http://www.univ-usto.dz/theses_en_ligne/doc_num.php?explnum_id=1165)
- [16] : *AHMED CHAARI*, reconnaissance de visages par réseaux d'ondelettes de GABOR, le lien : <https://ori-nuxeo.univ-lille1.fr/nuxeo/site/esupversions/fc2a548d-2ec6-4150-9b70-23a58023de69>
- [17] : *DJEDI Sara*, Etude comparative de PCA et KPCA associées au SVM en biométrie ; Le lien : [dspace.univ-biskra.dz:8080/jspui/.../MEMOIRE%20FINALE%20DJED%20sara.pdf](http://dspace.univ-biskra.dz:8080/jspui/.../MEMOIRE%20FINALE%20DJED%20sara.pdf)
- [18] : *Anis CHAARI*, nouvelle approche d'identification dans les bases de données biométriques basé sur une classification non supervisée, le lien : [tel.archives-ouvertes.fr/tel-00549395/document](http://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00549395/document)
- [19] : Revue, *MEBARKA BELAHCENE*, Authentification et identification de visages basées sur les ondelettes et les réseaux de neurones ; le lien : [www.webreview.dz/IMG/pdf/867-2875-1-sm.pdf](http://www.webreview.dz/IMG/pdf/867-2875-1-sm.pdf)
- [20] : *Jamal KHERROUBI*, Etude de technique de classement « machines à vecteurs supports » pour la vérification automatique du locuteur ; le lien : [tel.archives-ouvertes.fr/tel-00001124/document](http://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00001124/document)
- [21] : *Fabrice VERMONT*, localisation de visage ; le lien : [infoscience.epfl.ch/record/87163/files/Vermont2005\\_1233.pdf](http://infoscience.epfl.ch/record/87163/files/Vermont2005_1233.pdf)
- [22] : *Techniques de l'ingénieur*, ondelettes et applications ; lien : <http://www.techniques-ingenieur.fr/base-documentaire/technologies-de-l-information-th9/traitement-du-signal-bases-theoriques-42295210/ondelettes-et-applications-te5215/>
- [23] : *NICOLAS MORIZET*, Revue des algorithmes PCA, LDA et EBGMM utilisées en reconnaissance 2D du visage pour la biométrie ; le lien : [www.dreamlabs.eu/nmorizet/wp-content/uploads...](http://www.dreamlabs.eu/nmorizet/wp-content/uploads...)
- [24] : *ZITOUNI Sif Eddine*, SACI Abdelmoumen, Authentification et Identification biométrique des personnes par les empreintes palmaires, lien : <https://bu.univ-ouargla.dz/master/pdf/ZITOUNI-SACI.pdf?idmemoire=39>
- [25] : *BENAGGA Abderahmane*, TELIB Lina, Reconnaissance des personnes basée sur l'empreinte de l'articulation de doigt, lien : <https://bu.univ-ouargla.dz/master/pdf/BENAGGA-TELIB.pdf?idmemoire=51>
- [26] : *Biometrie en ligne*, Empreintes , lien : <http://www.biometrie-online.net/technologies/modalites-comparatif#Empreintes>
- [27] *Florent PERRONNIN, Jean-Luc DUGELAY*, Introduction à la Biométrie Authentification des Individus par Traitement Audio-vidéo, lien : <http://documents.irevues.inist.fr/bitstream/handle/2042/2211/Perroinn%20%282007%29.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- [28] : *DRAOUI KARIM*, Identification des personnes par l'iris en utilisant la méthode des paquets d'ondelettes, lien :

- [http://www.univ-usto.dz/theses\\_en\\_ligne/doc\\_num.php?explnum\\_id=410](http://www.univ-usto.dz/theses_en_ligne/doc_num.php?explnum_id=410)
- [29] : Biometrie en ligne, frappe au clavier, site :  
<http://www.biometrie-online.net/technologies/frappe-du-clavier>
  - [30] : Intelligence artificielle, site:  
<https://iatranshumanisme.com/2017/03/18/un-systeme-de-lecture-labiale-automatique-pourrait-mettre-fin-aux-mots-de-passe-tels-que-nous-les-connaissons/>
  - [31] : M. Mohamad El Abed , Evaluation de systèmes biométriques, lien :  
<https://www.greyc.fr/sites/default/files/secretariat/theses-soutenues-2011/These-Mohamad-ElAbed-2011.pdf>
  - [32] : Wavelet brower, wavlet families ,site:  
<http://wavelets.pybytes.com/wavelet>
  - [33] : OUAHABI Abdeldjalil, livre : Analyse multi résolution pour le signal et l'image, Lavoisier
  - [34] : Ch. Dossal, transformée ondelette,lien :  
<https://fr.scribd.com/document/117266007/Ondelletes>
  - [35] Théorie de la Transformée en Ondelettes, lien :  
<ftp://ftp-developpez.com/smilesft/wt.pdf>
  - [36]: techniques de l'ingénieur l'éditeur technique et scientifique de référence,site :  
[www.techniques-ingenieur.fr](http://www.techniques-ingenieur.fr)
  - [37] : comparatif de methdes de compression d'images , lien :  
[http://etud.insa-toulouse.fr/~flone\\_sa/BEmultimedia/index.php?Dwt](http://etud.insa-toulouse.fr/~flone_sa/BEmultimedia/index.php?Dwt)
  - [38] : Claude Touzet, les reseaux de neurones artificiels, introduction au connexionnisme ,lien :  
<https://hal-amu.archives-ouvertes.fr/hal-01338010/document>
  - [39] : BEN.TAMOU Abdelouahid, NOUR-SAID, Reconnaissance de visage par réseau de neurones , lien :  
[https://www.academia.edu/11458778/Reconnaissance\\_de\\_visage\\_par\\_r%C3%A9seau\\_de\\_neurones](https://www.academia.edu/11458778/Reconnaissance_de_visage_par_r%C3%A9seau_de_neurones)
  - [40] : Jean-Luc Bloechle ,Réseau de Neurones Artificiels pour la classification des fontes Arabes et la distinction entre la langue Arabe et les langues Latines, lien :  
[diuf.unifr.ch/diva/diplome05/html/pdf/jean-luc\\_bloechle.pdf](http://diuf.unifr.ch/diva/diplome05/html/pdf/jean-luc_bloechle.pdf)
  - [41] : Les réseaux de neurones, lien :  
[www.eyrolles.com/Chapitres/9782212110197/chap01.pdf](http://www.eyrolles.com/Chapitres/9782212110197/chap01.pdf)
  - [42] : Nassima Mezhoud, Une approche hybride pour la segmentation d'images Application aux images médicales, lien :  
[bu.umc.edu.dz/theses/informatique/MEZ6197.pdf](http://bu.umc.edu.dz/theses/informatique/MEZ6197.pdf)
  - [43] : Les réseaux de neurones : pourquoi et pour quoi faire, lien :  
[www.eyrolles.com/Chapitres/9782212110197/chap01.pdf](http://www.eyrolles.com/Chapitres/9782212110197/chap01.pdf)
  - [44] : Rachid Ladjaj, Les Réseaux de Neurones, lien :  
<http://www.peoi.org/Courses/Coursesfr/neural/EL150FR.html>
  - [45] : Nassima Mezhoud, Une approche hybride pour la segmentation d'images Application aux images médicales ,lien :  
[bu.umc.edu.dz/theses/informatique/MEZ6197.pdf](http://bu.umc.edu.dz/theses/informatique/MEZ6197.pdf)
  - [46] : Rachid Ladjaj, Les Réseaux de Neurones, lien :  
<https://www.peoi.org/Courses/Coursesfr/neural/neural6.html>

- [47] : OTHMANIMARABOUT Farouk, Utilisation des réseaux de neurones dans l'estimation des paramètres de la distribution Ki-2 Non Centrale Gamma, lien : [bu.umc.edu.dz/theses/electronique/OTH4370.pdf](http://bu.umc.edu.dz/theses/electronique/OTH4370.pdf)
- [48] : Karine Volpi, Réseau de neurones, lien : [cnam.nemy.net/probatoire/17.pdf](http://cnam.nemy.net/probatoire/17.pdf)
- [49] : Benoît Virole, réseaux de neurones et psychometrie, lien : [virole.pagesperso-orange.fr/RNECPA.PDF](http://virole.pagesperso-orange.fr/RNECPA.PDF)
- [50] : A.MAJDA, Rapport de recherche sur le perceptron multicouche, [https://tadmsir15.files.wordpress.com/2015/02/rapport\\_p22.pdf](https://tadmsir15.files.wordpress.com/2015/02/rapport_p22.pdf)
- [51] : *Sonia Hamnane*, De l'analyse de Fourier traditionnelle aux ondelettes : une approche par le signal musical ; le lien : [www.lpma-paris.fr/pageperso/mazliak/Hamnane.pdf](http://www.lpma-paris.fr/pageperso/mazliak/Hamnane.pdf)
- [52] : *Frédéric Truchetet*, Ondelettes pour le signal numérique, Editions Hermes, Paris, 1998 le lien : <http://www.le2i.cnrs.fr/IMG/publications/ondelettes.pdf>
- [53] : Théorie de la Transformée en Ondelettes, le lien : <ftp://ftp-developpez.com/smilesoft/wt.pdf>
- [54] : *comparatif de méthodes de compression d'images*, Compression dwt, le lien ; [http://etud.insa-toulouse.fr/~flone\\_sa/BEmultimedia/index.php?Dwt](http://etud.insa-toulouse.fr/~flone_sa/BEmultimedia/index.php?Dwt)
- [55] : *Marie Farge et Kai Schneider et Pascal Devynck*, Analyse en ondelettes de signaux de plasmas de bord, et extraction des événements cohérents; le lien : <http://wavelets.ens.fr/PUBLICATIONS/ARTICLES/PDF/156.pdf>
- [56] : livre de : *stéphane mallat*, une exploration des signaux en ondelettes ; le lien : <https://books.google.dz>
- [57] : *wavelet browser*, Wavelet Properties Browser ; le lien : <http://wavelets.pybytes.com/family>
- [58] : *Faouzi Hajjem*, Apprentissage des réseaux d'ondelettes bêta basé sur la théorie des frames : application à la détection de visages ; le lien : [http://www.memoireonline.com/07/10/3734/m\\_Apprentissage-des-reseaux-dondelettes-bta-base-sur-la-theorie-des-frames--application--la-d14.html](http://www.memoireonline.com/07/10/3734/m_Apprentissage-des-reseaux-dondelettes-bta-base-sur-la-theorie-des-frames--application--la-d14.html)