

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université Mouloud MAMMARI de Tizi-Ouzou

Faculté de Génie Electrique et d'Informatique

Département d'informatique



MEMOIRE

DE FIN D'ETUDE

*En vue de l'obtention d'un diplôme de Master Académique en Informatique.
Option : Réseaux Mobilité et Systèmes Embarqués.*

*Développement d'un système biométrique pour la
reconnaissance de visages basé sur les ondelettes et une
combinaison de deux types de réseaux neuronaux*

 **Président : Ms M. HABET**

 **Examineur : Melle Y. YESLI**

 **Examineur : Melle L. BOUGCHICHE**

 **Encadreur : Mme C. CHERIFI**

Réalisé par :

AIT AMIRAT Sofiane

MERZOUG Ziane

Promotion 2017-2018

Remerciements

Nous tenons à témoigner notre reconnaissance à DIEU tout puissant, qui nous a donné la force pour survivre, ainsi que l'audace pour dépasser toutes les difficultés durant toute cette année.

Nous tenons avant tout à exprimer notre reconnaissance à notre Promotrice Mme CHÉRIFI pour avoir accepté de nous encadrer dans cette étude.

On la remercie pour son implication, son soutien et ses encouragements tout au long de ce travail.

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.

Dans l'impossibilité de citer tous les noms, nos sincères remerciements vont à tous ceux et celles, qui de près ou de loin, ont permis par leurs conseils et leurs compétences à la réalisation de ce mémoire, en particulier nos chères familles et nos amis.

Dédicaces

A mes chers parents, pour tous leurs sacrifices, leur amour, leur tendresse, leur soutien et leurs prières tout au long de mes études,

A ma chères sœurs Dîhia pour son encouragements permanents, et son soutien moral,

A mon chers frères Haní pour son appui ,

A toute ma famille pour leur soutien tout au long de mon parcours universitaire, Que ce travail soit l'accomplissement de vos vœux tant allégués, et le fruit de votre soutien infailible, Merci d'être toujours là pour moi,

Je dédie, aussi, ce travail particulièrement à mon binôme Sofiane avec qui j'ai eu le bonheur de partager des moments de travail et d'amitié.

M. Ziane

Dédicaces

A mes chers parents, pour tous leurs sacrifices, leur amour, leur tendresse, leur soutien et leurs prières tout au long de mes études,

A mon chers frères Amine pour son encouragements permanents, et son soutien moral, pour son appui,

A toute ma famille pour leur soutien tout au long de mon parcours universitaire, Que ce travail soit l'accomplissement de vos vœux tant allégués, et le fruit de votre soutien infailible, Merci d'être toujours là pour moi,

Je dédie, aussi, ce travail particulièrement à mon binôme Ziane avec qui j'ai eu le bonheur de partager des moments de travail et d'amitié.

A. Sofiane

Sommaire

Introduction générale	14
Chapitre I : Biométrie : Concepts, Applications et Enjeux	
I.1 Introduction.....	18
I.2 La biométrie	18
I.2.1.Définition	18
I.2.2.Origine de la biométrie	18
I.3.Les systèmes Biométriques	19
I.3.1 Définition d'un système biométrique.....	19
I.3.2 Architecture d'un système biométrique	19
I.3.2.1 Apprentissage (enrôlement).....	20
I.3.2.2 Reconnaissance	21
I.3.3 Mesure de la performance d'un système biométrique.....	23
I.4 Modalités biométriques	25
I.4.1 Modalité morphologique	25
I.4.1.1 Les empreintes digitales	26
I.4.1.2 La reconnaissance de la rétine	27
I.4.1.3 La géométrie de la main	28
I.4.1.4 La reconnaissance de visage	28
I.4.2 Modalité comportemental	30
I.4.2.1 La reconnaissance de la dynamique de la frappe au clavier.....	30
I.4.2.2 La reconnaissance vocale	31
I.4.2.3 La reconnaissance de la signature	32
I.4.2.4 La reconnaissance de la démarche	32
I.4.3 Modalités biologiques	33
I.4.3.1 L'ADN	33
I.4.3.2 Les signaux physiologiques.....	34
I.4.3.3 L'odeur.....	34
I.4.4 Multimodalité.....	35
I.5 Caractéristiques des modalités biométriques	36
I.6 Domaine d'application	37
I.7 Les avantages et les limites de la biométrie	37
I.7.1 Les avantages de la biométrie	37
I.7.2 Les limites de la biométrie	38
I.8 Les parts de marché par technologie	38
I.9 Conclusion	39
Chapitre II : système de reconnaissance de visages	
II.1 Introduction	41
II.2 Pourquoi le visage ?.....	41
II.3 Le système de reconnaissance de visage	42
II.3.1 Le monde physique	43
II.3.2 Acquisition	43
II.3.3 Détection.....	43
II.3.4 Prétraitements(Normalisation).....	43
II.3.5 Extraction des caractéristiques.....	43

II.3.5 Apprentissage.....	44
II.3.6 Classification	44
II.3.7 Décision.....	44
II.4 Principales difficultés de la reconnaissance de visage	44
II.4.1 Changement d'illumination.....	44
II.4.2 Variation de pose	45
II.4.3 Expressions faciales	45
II.4.4 Occultations partielles.....	46
II.4.5 Composants structurels	46
II.5.6 Vieillesse et le changement d'aspect	47
II.5 Techniques de la reconnaissance faciale	47
II.5.1 Méthodes globales	47
II.5.1.1 Techniques linéaires	48
➤ L'analyse en composantes principales (ACP)	48
➤ L'analyse discriminante linéaire (LDA)	48
➤ L'analyse en composantes indépendantes (ACI)	49
II.5.1.2 Techniques non linéaires	49
II.5.2 Méthodes locale	50
II.5.2.1 Hidden Markov Models (HMM)	50
II.5.2.2 Réseaux de Neurones.....	51
II.5.2.3 Les ondelettes	51
II.5.3 Méthodes hybrides.....	52
➤ Elastic Bunch Graph Matching	52
II.7 Domaine d'application	52
II.6 Conclusion	53

Chapitre III : Application des ondelettes pour l'extraction

III.1 Introduction	55
III.2 Pourquoi les ondelettes ?	55
III.3 c'est quoi une ondelette.....	56
III.4 L'ondelette mère	56
III.4.1 C'est quoi une ondelette mère	57
III.4.2 Les propriétés d'une ondelette mère.....	58
III.5 La transformée en ondelettes.....	59
III.5.1 La transformé en ondelettes discrètes	59
III.5.2 La transformé en ondelettes continues	60
III.6 Présentation des ondelettes multi-résolution (multidimensionnelles)	60
III.7 Famille d'ondelettes.....	61
III.8 Les avantages de la transformée en ondelettes	65
III.9 L'intérêt de la transformée en ondelettes dans le traitement d'images	66
III.9.1 La compression	66
III.9.2 La détection de contours	66
III.9.3 détection/reconnaissance de texture	67
III.9.4 La réduction de bruit	68
III.10. Application des ondelettes pour les images	68
III.11. Conclusion.....	69

Chapitre IV : État de l'art sur les réseaux de neurones

IV.1 Introduction	71
IV.2 Pourquoi les réseaux de neurones ?	71
IV.3 Le neurone.....	72
IV.3.1 Le neurone biologique	72
IV.3.2 Le neurone artificiel	72
IV.3.2.1 Structure	72
IV.3.2.2 Comportement	73
IV.4 Réseau de neurones	74
IV.5 Topologie des réseaux de neurones	75
IV.5.1 Réseau multicouche.....	75
IV.5.2 Réseau à connexions locales	76
IV.5.3 Réseau à connexions récurrentes.....	76
IV.5.4 Réseau à connexion complète.....	76
IV.6 Types de réseaux de neurones.....	77
IV.6.1 Réseaux de neurones non-boucles (Feed-Forward).....	77
IV.6.1.1 Le perceptron monocouche.....	78
IV.6.1.2 Le perceptron multicouche (PMC)	78
IV.6.1.3 Les Réseaux de Fonctions à Base Radiale	79
IV.6.1.4 Adaline (Adaptive Linear Element).....	80
IV.6.2 Réseaux de neurones bouclés(Feed-Back)	80
IV.6.2.1 Réseau de Hopfield(HNN).....	81
IV.6.2.2 Les réseaux de neurones compétitifs	81
IV.6.2.3 La carte auto-organisatrice de Kohonen (SOM)	82
IV.6.2.4 Les réseaux ART	83
IV.7 Apprentissage des réseaux de neurones	83
IV.7.1 Type d'apprentissage	84
IV.7.1.1 Apprentissage supervisé.....	84
IV.7.1.2 Apprentissage semi-supervisé (renforcement).....	84
IV.7.1.3 Apprentissage non supervisé.....	85
IV.7.1.4 Apprentissage hybride (mixte)	85
IV.7.2 Les règles d'apprentissage	85
IV.7.2.1 Règle de Hebb.....	85
IV.7.2.2 Apprentissage de Boltzman	86
IV.7.2.3 Correction d'erreur	86
IV.7.2.4 Apprentissage par compétition	87
IV.7.3 Classification des différents apprentissages	87
IV.8 Les avantages et les inconvénients des réseaux de neurone.....	88
IV.9 Domaines d'applications	89
IV.11 Réseaux de neurones et classification d'images.....	89
IV.11 Conclusion	90

Chapitre V : Conception et réalisation

V.1 Introduction	92
V.2 Mise en situation	92
V.3 Conception	92

IV.3.1 Les acteurs du système	92
V.3.2 Diagramme du cas d'utilisation globale	93
V.3.2.1 Description textuelle des cas d'utilisation	93
V.3.3 Diagramme de séquence détaillée cas utilisation	95
V.3.3.1 Cas d'utilisation : Apprentissage	95
V.3.3.2 Cas d'utilisation : Identification	96
V.3.3.3 Cas d'utilisation : Authentification	97
V.3.3.4 Cas d'utilisation : Performance	98
V.3.4 Architecture et fonctionnement du système	98
V.3.4.1 L'apprentissage	99
V. 3.4.1.1 Module d'acquisition.....	100
V. 3.4.1.2 Module de prétraitement	100
V. 3.4.1.3 Module d'extraction des paramètres.....	101
V. 3.4.1.1 Module de sauvegarde	102
V. 3.4.2 Phase de reconnaissance et prise de décision.....	102
V. 3.4.2.1 Classification par les réseaux de neurone.....	102
V. 3.4.2.2 Identification	106
V. 3.4.2.3 Authentification.....	106
V.4.3.3 Calcule de performance	106
V.4 Implémentation et réalisation	108
V.4.1 Outils de test et développement	108
V.4.1.1 MATLAB	108
V.4.2 Présentation de l'application	108
V.5 Conclusion	113

Chapitre VI : Test et évaluation des résultats

VI.1 Introduction	115
VI.2 La base de données ORL	115
VI.3 Étude comparative de la classification basée sur une combinaison de deux types de réseaux neuronaux VS la classification par un seul réseau.....	117
VI.3.1 Évaluation de la première approche (dwt2).....	118
VI.3.2 Évaluation de la deuxième approche (wavdec2).....	121
VI.5 Comparaison des résultats	123
VI.6 Conclusion	126
Conclusion générale	127
Bibliographie.....	129

Table des figures

Chapitre I

Figure I.1 : Architecture d'un système biométrique	20
Figure I.2 : Enrôlement d'une personne dans un système biométrique.....	21
Figure I.3 : Identification d'un individu dans un système biométrique.....	22
Figure I.4 : Authentification d'un individu dans un système biométrique.....	23
Figure I.5 : courbe de distribution des scores imposteurs et authentiques	24
Figure I.6 : Courbe CMC	25
Figure I.7 : Technologies portant sur l'analyse morphologique	25
Figure 1.8 : Une empreinte digitale	26
Figure I.9 : la reconnaissance de la rétine	27
Figure 1.10 : Géométrie de la main	28
Figure I.11 : Visage en plusieurs images faites de nuances de gris "Eigenface"	29
Figure I.12 : Technologies portant sur l'analyse comportementale.....	30
Figure I.13 : la reconnaissance de la frappe au clavier.....	30
Figure I.14 : la reconnaissance de la parole.....	31
Figure I.15 : une signature scannée.....	32
Figure I.16 : La démarche.....	33
Figure I.17 : Technologies portant sur l'analyse biologique.....	33
Figure I.18 : L'ADN	34
Figure I.19 : La thermographie faciale.....	34
Figure I.20 : Les différents systèmes multimodaux	35
Figure I.21 : part de marché des différentes méthodes biométriques.....	39

Chapitre II

Figure II.1 : Système de reconnaissance automatique de visage	42
Figure II.2 : Exemple de variation d'éclairage.....	45



Figure II.3 : Exemples de variation de poses	45
Figure II.4 : Exemples de variation d'expressions	46
Figure II. 5 : Occultations partielles par port de lunette	46
Figure II. 6 : Composant structurel port de barbe	46
Figure II.7 : Classification des algorithmes principaux utilisés en reconnaissance faciale	47
Figure II.8 : Les 5 états d'un HMM (de haut en bas)	51

Chapitre III

Figure III.1 : La différence entre une onde sinusoïdale et une ondelette.....	56
Figure III.2 : Famille ondelette construite par dilatation	57
Figure III.3 : Famille ondelette construite par translation	57
Figure III.4 : Ondelette de Coiflets ; Ondelette de Daubechies; Ondelette de Haar.....	61
Figure III.5 : L'ondelette de Haar	63
Figure III.6 : Ondelette 2D de Daubechies 20 (Ondelette $F_n \times \text{Scaling } F_n$).....	64
Figure III.7 : Ondelette de Symlets : (A) Sym2 ; (B) Sym20	64
Figure III.8 : Les ondelettes de coiflets.....	65
Figure III.9 : La compression d'image	66
Figure III.10 : Détection de contours d'une image	67
Figure III.11 : Reconnaissance de texture d'un visage	68
Figure III.12 : Réduction de bruit dans une image	68

Chapitre IV

Figure IV.1 : neurone biologique	72
Figure IV. 2 : Correspondance neurone biologique / neurone artificiel	73
Figure IV.3 : Structure générale du neurone formel	73
Figure IV.4 : Les modèles de fonctions d'activation	74
Figure IV.5 : Forme générale d'un Réseaux de neurone	74
Figure IV.6 : Réseau multicouche	75
Figure IV.7 : Réseau à connexions locales	76



Figure IV.8 : Réseau à connexions récurrentes	76
Figure IV.9 : Réseau à connexions complète	76
Figure IV.10 : Typologie des réseaux de neurone	77
Figure IV.11 : perceptron monocouche	78
Figure IV.12 : perceptron multicouche	79
Figure IV.13 : architecture générique d'un RBFN	80
Figure IV.14 : Forme générale Adeline	80
Figure IV.15 : Réseau de Hopfield à 6 neurones	81
Figure IV.16 : Les réseaux à compétition	82
Figure IV.17 : carte auto-organisatrice de Kohonen	83
Figure IV.18 : Architecture du réseau ART 1	84
Figure IV.19 : Apprentissage supervisé	85
Figure IV.20 : Apprentissage non supervisé	85

Chapitre V

Figure V.1 : Diagramme du cas d'utilisation globale	93
Figure V.2 : Diagramme de séquence cas d'utilisation « Apprentissage »	95
Figure V.3 : Diagramme de séquence cas d'utilisation « Identification »	96
Figure V.4 : Diagramme de séquence cas d'utilisation « authentification »	97
Figure V.5 : Diagramme de séquence cas d'utilisation « Performance »	98
Figure V.6 : Diagramme de fonctionnement du système	99
Figure V.7 : Représentation modulaire de la phase d'apprentissage	100
Figure V.8 : Processus d'acquisition	100
Figure V.9 : Représentation de l'étape prétraitement	100
Figure V.10 : Algorithme DWT	101
Figure V.11 : Algorithme ACP	101
Figure V.12 : Algorithme DWT (wevdec2).....	102
Figure V.13 : Programme réseau de neurones	103
Figure V.14 : Calcul du FRR	107



Figure V.15 :Calcul du FAR	107
Figure V.16 : Interface apprentissage	109
Figure V.17 : Interface tests de performance	110
Figure V.18 : Interface prétraitement	111
Figure V.19 : Interface identification	112
Figure V.20 : Interface vérification	113

Chapitre VI

Figure VI.1:Base de données ORL	115
Figure VI.2:Exemple de changements d'orientations du visage.....	116
Figure VI.3 : Exemple de changements d'éclairage.....	116
Figure VI.4 : Exemple de changements des expressions faciales.....	116
Figure VI.5 : Exemple de port de lunettes.....	117
Figure VI. 6 Exemple de changements de coiffure et de port de barbe.....	117



Liste des Tableaux

Tableau III.1 : Abréviations de quelques familles d'ondelettes	62
Tableau III.2 : Les propriétés principales des ondelettes.....	62
Tableau VI.1 : Synthèse de la classification	88
Tableau V.1 : Les acteurs du système	93
Tableau V.2 : Tableau capitulatif des paramètres pour l'identification	104
Tableau V.3 : Tableau capitulatif des paramètres por l'authentification.....	105



Introduction générale

Le besoin en sécurité de nos sociétés modernes s'est accru ces dernières années, avec la prolifération des menaces d'usurpation d'identité et de vol de données personnelles. Pour répondre à ces besoins les outils classiques tel que les mots de passes et les badges ne suffisent plus car 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 ou de badges n'échappe pas au risque de vol par des imposteurs qui sont capables de falsifier leur identité. . Afin d'accroître la fiabilité des systèmes de sécurité classique, la biométrie est une alternative de plus en plus employée.

La biométrie consiste à identifier une personne à partir des caractéristiques physiques ou comportementales, elle facilite l'accès pour les usagers tout en garantissant un niveau de sécurité élevé, elle pallie aux risques du vol des cartes d'accès ou d'oubli des mots de passes.

Différentes techniques de reconnaissance fondées sur les caractéristiques physiques de l'utilisateur ont été développées par la recherche scientifique. La reconnaissance faciale est l'une des techniques biométriques les plus utilisées, elle présente un avantage d'être naturelle et facile à mettre en œuvre ; mais qui peut tout de même être sérieusement affectée lors d'une utilisation dans un environnement sans contraintes, à cause de l'influence des éléments externes tel que l'éclairage, la qualité du capteur, la variation des poses, les occultations et les expressions faciales.

Plusieurs méthodes de reconnaissance faciale ont été développées ces dernières années, qui ont été classés en trois type : les approches globales ; au sens ou la totalité de l'image du visage est utilisée comme source d'informations comme la méthode ACP, les approches locales comme la méthode LBP ; basées sur l'étude des parties spécifiques du visage (nez, bouche, yeux,...), et les approches hybrides alliant représentation globale et locale.

Les ondelettes sont, de nos jours, adoptées comme un outil mathématique prometteur pour des applications scientifiques variées, il a été prouvé que la DWT une bonne résolution temps fréquence et c'est un outil robuste pour l'extraction de caractères des visages des individus. Elles sont utilisées aussi pour leurs simplicités et rapidité du calcul.

L'analyse par ondelettes ne se limite plus à l'image telle qu'elle nous apparaît, mais 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.

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 consiste à développer un des systèmes biométriques pour la reconnaissance de visage, à base de d'ondelettes qui nous permettent d'extraire les données pertinentes d'une image puis les projeter dans un espace de vecteurs propres dans le but de réduire leur dimension et ce en utilisant la méthode dite analyse des composantes principales ACP, et une combinaison de type de réseaux neuronaux pour l'amélioration de prise de décision et classification des images prise un environnement présentant des variabilités de luminance, de pose, d'expression de visage et présence ou absence des composants structurel.

Afin de réaliser un système biométrique performant notre travail présenté dans ce mémoire sera organisé 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 : « SYSTÈME DE RECONNAISSANCE AUTOMATIQUE DU VISAGE », 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 résultats obtenus après réalisation et exécution de notre système toutes en donnant une synthèse de notre travail.

*Chapitre I :
Biométrie : concepts, application et
enjeux*

I.1 Introduction

Afin de répondre aux besoins d'identification croissant, le développement de méthodes de reconnaissance ne cesse de croître pour remplacer les systèmes d'identification traditionnels. Ces dernières étaient manuelles, et se sont développées pour devenir aujourd'hui automatiques donnant ainsi naissance à ce qu'on appelle la biométrie.

La biométrie consiste à reconnaître de manière automatisée une personne à partir d'une caractéristique physiologique ou comportementale.

Dans ce chapitre nous présenterons quelques bases indispensables à la bonne compréhension et au bon suivi de notre projet. Dans un premier temps, on va définir la biométrie ainsi qu'un petit historique. Par la suite, nous aborderons les systèmes biométriques et leur fonctionnement pour en finir avec les différentes modalités biométriques avec leurs caractéristiques.

I.2 La biométrie

I.2.1 Définition

Le mot biométrie est une traduction du mot anglais "biometrics" qui correspond en français à l'anthropométrie [1]. Il fait référence aux technologies automatiques de mesure et d'analyse des caractéristiques biologiques et anthropologiques telles que les empreintes digitales, l'iris, la voix, le visage...

Contrairement à ce que l'on sait ou à ce que l'on possède la biométrie est basée sur ce que l'on est et permet de faciliter l'accès pour les usagers tout en garantissant un niveau de sécurité élevé, elle pallie aux risques du vol ou de duplication des cartes d'accès, ou d'oubli ou de perte des mots de passes. La biométrie permet l'identification d'un individu en fonction de ses caractéristiques distinctives.

I.2.2 Origine de la biométrie :

Les toutes premières formes d'utilisation de la biométrie remontent au VI^{ème} où l'empreinte du pouce laissée sur une poterie d'argile permettait de sceller des accords commerciaux entre les babyloniens, en office de signature. Pour les mêmes raisons, elle était utilisée vers le 7^{ème} siècle en Chine antique.

En effet, la distinction entre les empreintes des personnes a poussé l'anatomiste Marcello Malpighi (1628–1694) [2] à étudier plus en détails les empreintes avec un microscope et le physiologiste tchèque Jan Evangelista Purkinje (1787–1869) à les catégoriser selon certains critères.

En 1885, Alphonse Bertillon, responsable de l'identité judiciaire en France, construit "le Bertillonage" [3] 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.

Depuis, différents moyens physiques et comportementaux permettant la reconnaissance de l'individu ont été utilisés. Parmi ces moyens, communément appelés "modalités biométriques", on trouve : le visage, l'empreinte digitale, l'iris, la forme de la main, l'analyse de la démarche...etc. Récemment, d'autres modalités ont été introduites comme l'analyse des veines de la main, le réseau veineux de la rétine, l'empreinte de l'oreille et l'ADN.

I.3 Les Systèmes biométriques

I.3.1 Définition d'un système biométrique :

Un système biométrique est un système automatique de mesure basé sur la reconnaissance de caractéristiques [4] propres à l'individu dans le but de vérifier son identité. En effet, ce système fonctionne en acquérant des données biométriques à partir d'un individu, extrayant un ensemble de caractéristiques à partir des données acquises, et comparant ces caractéristiques contre la signature dans la base de données.

I.3.2 Architecture d'un système biométrique

Les techniques biométriques sont employées pour assurer plusieurs services concernant les contrôles d'accès virtuels ou physiques dans différents domaines.

Tous système biométrique doit passer par deux phases : la première consiste à enregistrer l'utilisateur dans le système ; à savoir : l'enrôlement (ou l'apprentissage). L'autre est la reconnaissance de cet utilisateur. Cette dernière consiste en une tâche d'identification ou d'authentification.

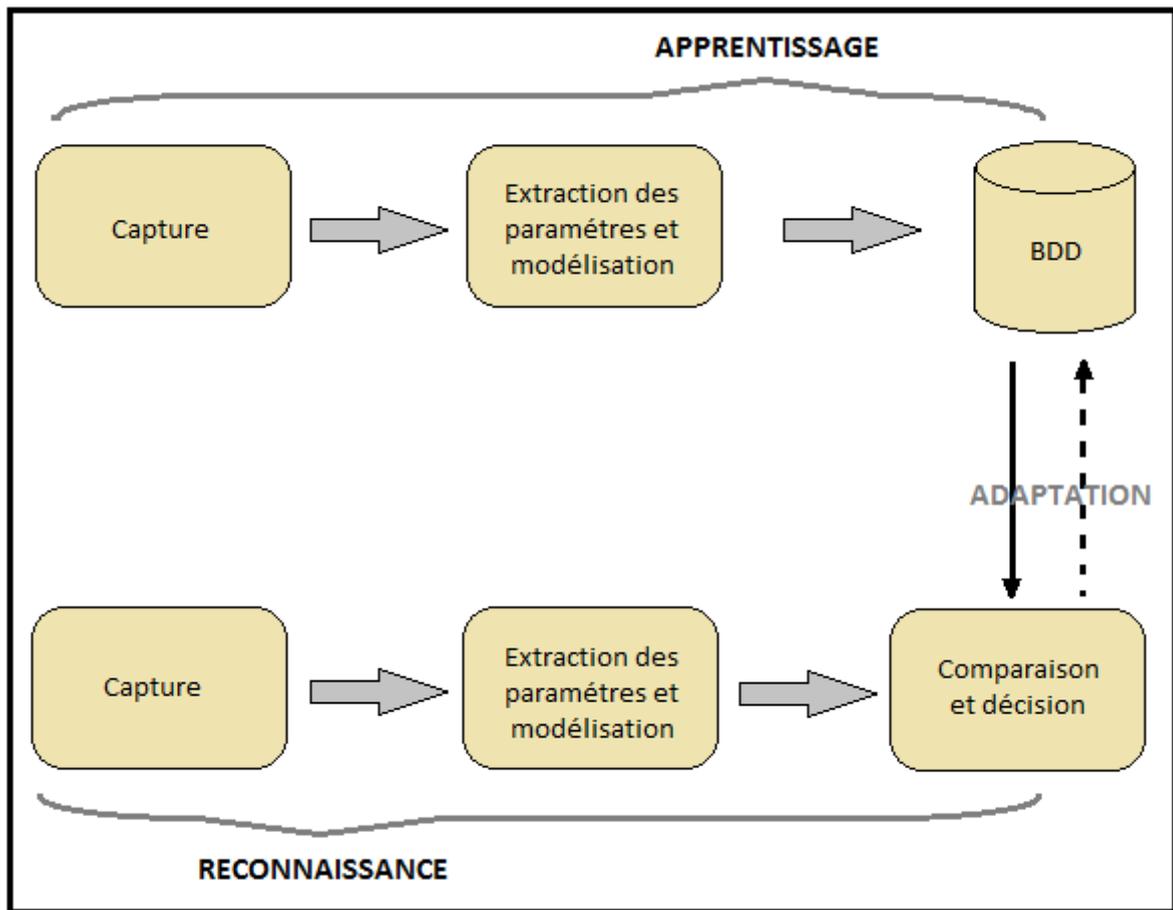


Figure I.1 : Architecture d'un système biométrique

I.3.2.1 Apprentissage (enrôlement) :

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 [4]. Cet enregistrement peut s'accompagner par l'ajout d'information biographique dans la base de données.

Cette phase comporte deux principaux modules :

- **Le module de capture :** qui est responsable de l'acquisition des données biométriques d'un individu, cela peut être un appareil photo, un lecteur d'empreintes digitales, une caméra de sécurité, etc.
- **Le module d'extraction de caractéristiques :** qui prend en entrée les données biométriques acquises par le module de capture et extrait seulement l'information pertinente afin de former une nouvelle représentation des données. Idéalement, cette nouvelle représentation est censée être unique pour chaque personne et relativement invariante aux variations intra-classe.

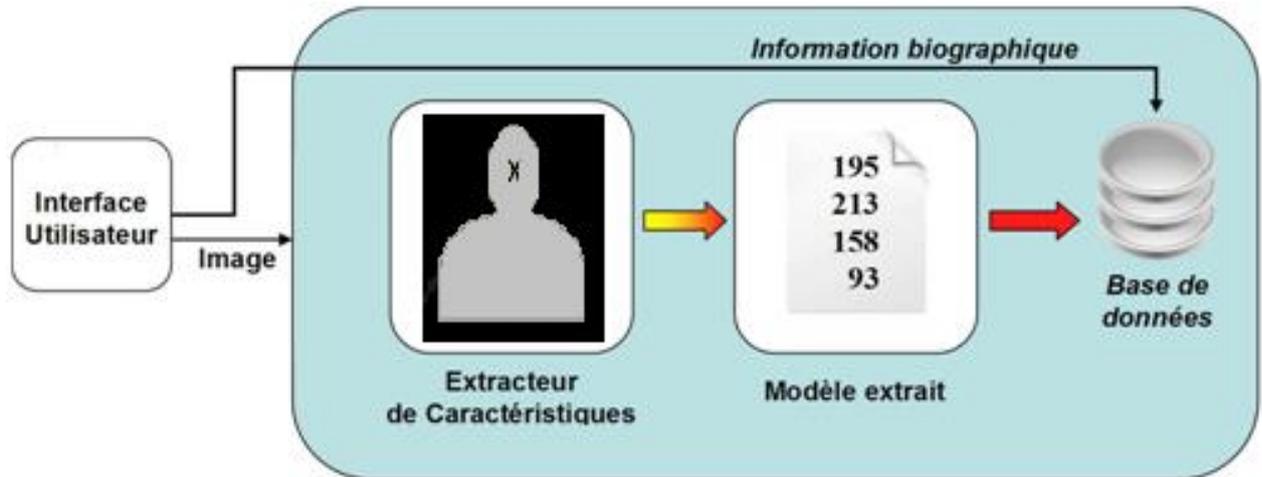


Figure I.2 : Enrôlement d'une personne dans un système biométrique [4].

I.3.2.2 Reconnaissance

Une modalité biométrique de la personne qui désire être reconnue est captée par un dispositif d'acquisition. Les paramètres pertinents de l'individu en question seront par la suite extraits. L'étape suivante dépend du mode de reconnaissance, à savoir l'identification ou l'authentification.

1. Identification

Cette méthode consiste à sélectionner l'identité correcte d'une personne inconnue à partir d'une base de données d'identités enregistrées. Il est appelé processus de correspondance «un à plusieurs» (1..N), [6] car le système doit effectuer une comparaison entre les données biométriques de la personne et tous les modèles biométriques stockés dans une base de données. La sortie du système biométrique est constituée par l'identité de la personne dont le modèle possède le degré de similitude le plus élevé avec l'échantillon biométrique présenté en entrée. Typiquement, si la plus grande similarité entre l'échantillon et tous les modèles est inférieure à un seuil de sécurité minimum fixé, la personne est rejetée, ce qui implique que l'utilisateur n'était pas une des personnes enrôlées par le système. Dans le cas contraire, la personne est acceptée.

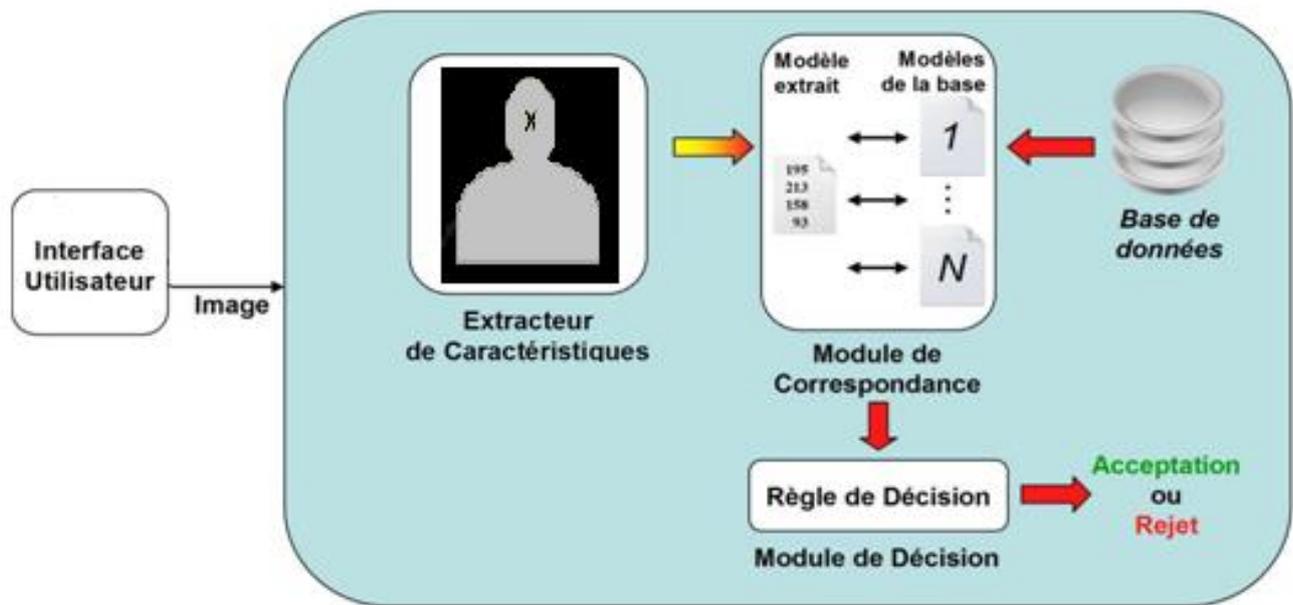


Figure I.3 : Identification d'un individu dans un système biométrique [4].

2. Authentification

Contrairement au mode d'identification, une personne qui désire être authentifiée réclame une identité par l'intermédiaire d'un numéro d'identification personnelle (PIN), d'un nom d'utilisateur ou d'une carte fûtée... etc. Ensuite, le système fait une comparaison (module de correspondance) « un à un » entre les données biométriques extraites et le modèle préenregistré [8]. Cela, afin de déterminer si l'identité proclamée par la personne est vraie ou fausse (module de décision).

- **Le module de correspondance** : compare l'ensemble des caractéristiques extraites avec le modèle enregistré dans la base de données du système et détermine le degré de similitude entre les deux.
- **Le module de décision** : vérifie l'identité affirmée par un utilisateur ou détermine l'identité d'une personne basée sur le degré de similitude entre les caractéristiques extraites et le(s) modèle(s) stocké(s).

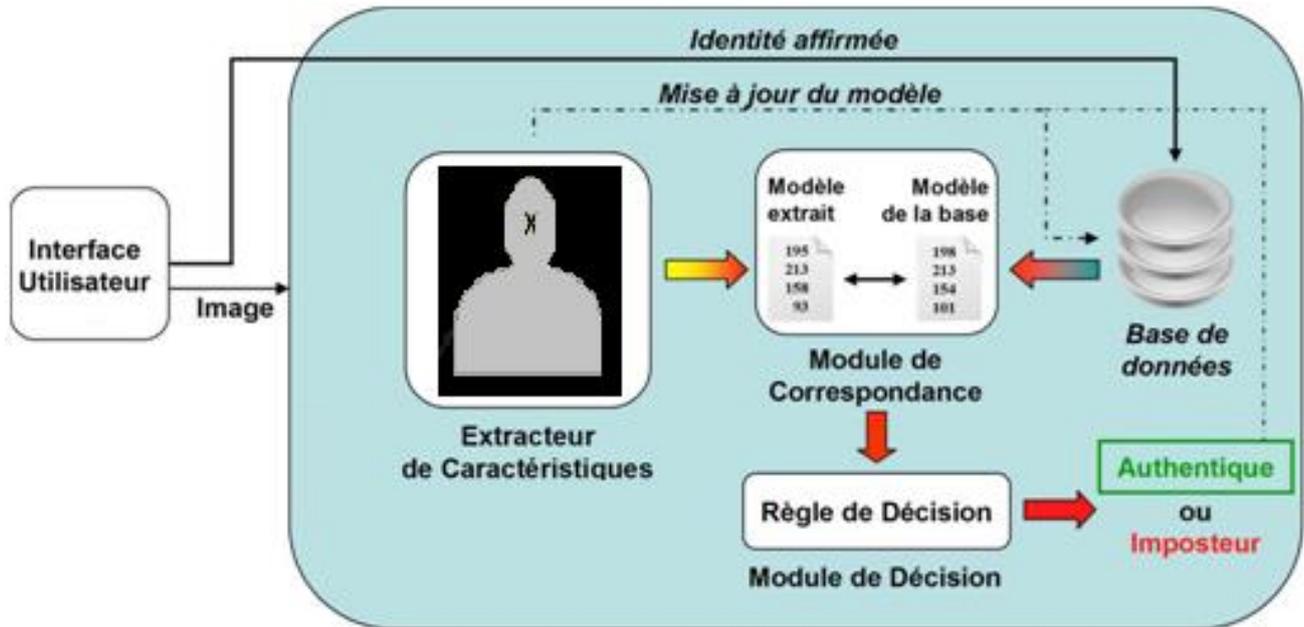


Figure I.4 : Authentification d'un individu dans un système biométrique [4].

I.3.3 Mesure de la performance d'un système biométrique

En mode vérification, les performances d'un système biométrique sont données par la mesure de deux taux d'erreurs [9] le FRR (False Rejet Rate ou Taux de Faux Rejet) et le FAR (False Acceptation Rate ou Taux de Fausse Acceptation).

- **le FRR** : le taux de faux rejet ("False Reject Rate" ou FRR)

Ce taux représente le pourcentage de personnes censées être reconnues mais qui sont rejetées par le système.

$$\mathbf{FRR} = \frac{\mathbf{nombre\ des\ clients\ rejeté}}{\mathbf{nombre\ total\ de\ test\ clients}}$$

- **le FAR** : le taux de fausse acceptation ("False Accept Rate" ou FAR)

Ce taux représente le pourcentage de personnes censées ne pas être reconnues mais qui sont tout de même acceptées par le système.

$$\mathbf{FAR} = \frac{\mathbf{nombre\ des\ imposteurs\ accepté}}{\mathbf{nombre\ total\ de\ test\ imposteur}}$$

- **le EER** : le taux d'égale erreur ("Equal Error Rate" ou EER). Ce taux est calculé à partir des deux premiers critères et constitue un point de mesure de performance courant. Ce point correspond à l'endroit où **FRR = FAR**, c'est-à-dire le meilleur compromis entre les faux rejets et les fausses acceptations.

La figure I.5 illustre le FRR et le FAR à partir de distributions des scores authentiques et imposteurs

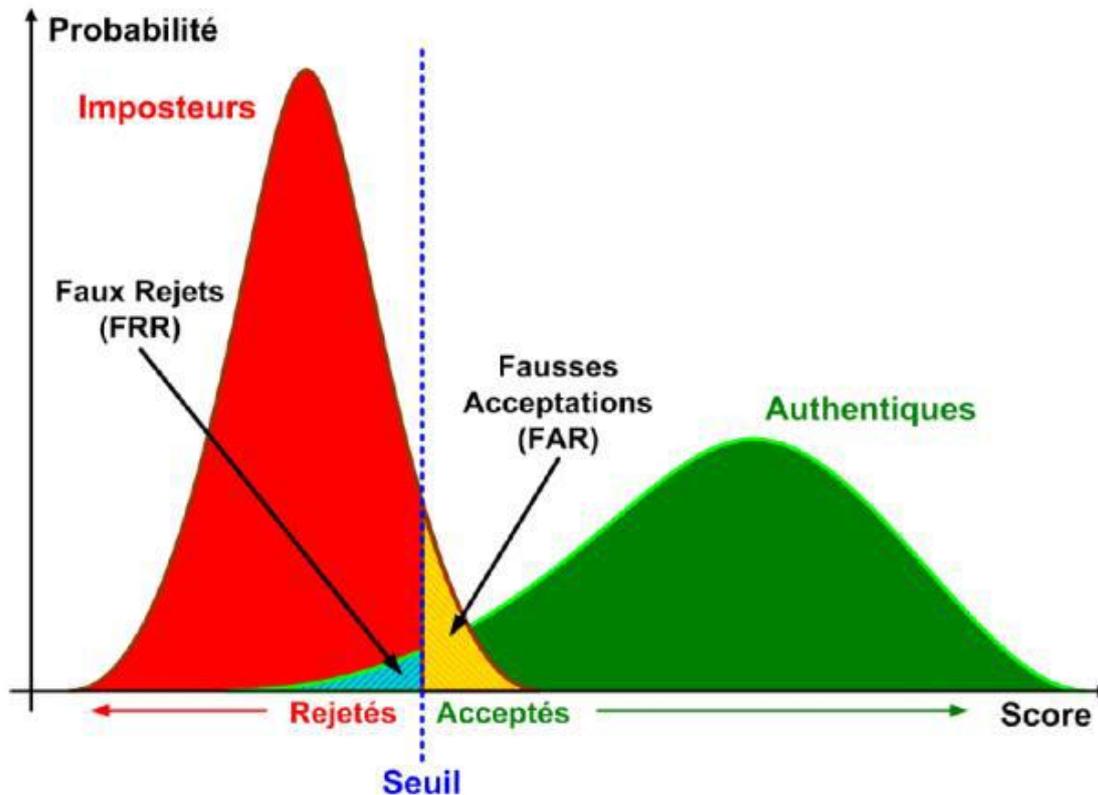


Figure I.5 : courbe de distribution des scores imposteurs et authentiques. [10]

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 :

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

Ou peut aussi utiliser la courbe CMC qui indique le taux d'identification (TID) en fonction d'une variable qu'on appelle le rang [64] ; on dit qu'un système reconnaît au rang 1 lorsqu'il choisit la plus proche image comme résultat de la reconnaissance. On dit qu'un système reconnaît au rang 2, lorsqu'il fait une bonne identification, parmi deux premières images choisies, etc. On peut donc dire que plus le rang augmente, plus le taux de reconnaissance augmente.

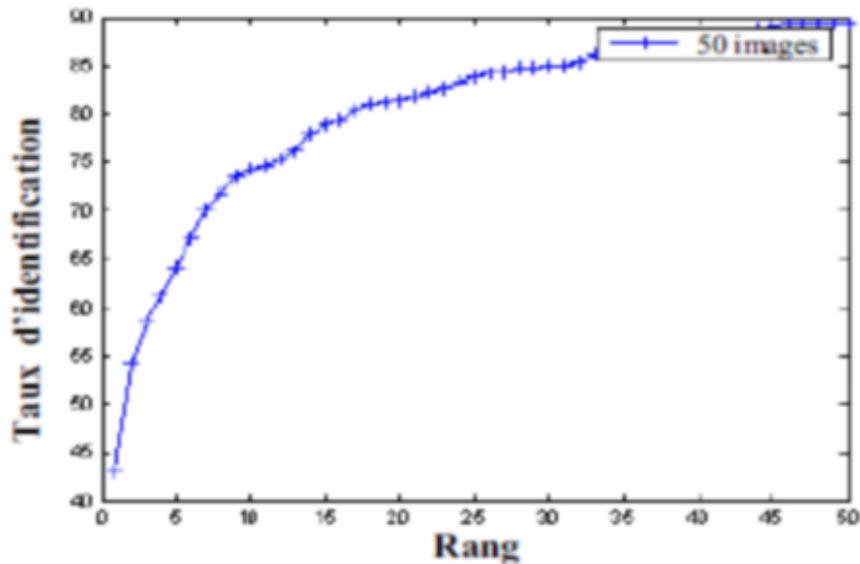


Figure 1.6 : Courbe CMC [64].

I.4 Les modalités biométriques

La diversité des caractéristiques humaines ont conduit au développement de plusieurs systèmes de reconnaissance automatique, reposant sur des caractères morphologique (physique), comportementales ou biologiques.

Les caractéristiques, qui peuvent être mesurées sur une partie du corps à un certain moment (passif), sont des données biométriques physiologiques [11]. D'un autre côté, les caractéristiques, apprises ou acquises au fil du temps (actives), sont appelées comportementales. Par exemple, l'empreinte digitale, la géométrie de la main et le visage sont des données biométriques physiologiques, alors que la signature dynamique, la démarche, la dynamique des frappes et le mouvement des lèvres sont comportementaux.

I.4.1 Modalités morphologiques :

Cette catégorie s'appuie sur l'utilisation de traits physiques qui sont uniques, non transmissibles et permanents chez l'individu. Elle regroupe : la reconnaissance des empreintes digitales, la forme de la main, la forme du visage, la rétine, et l'iris de l'œil...etc.

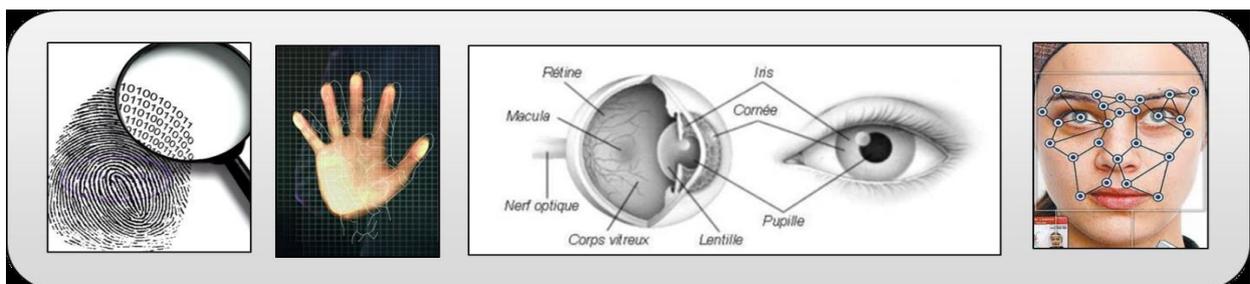


Figure 1.7 : Technologies portant sur l'analyse morphologique [12]

Dans la suite, nous présentons quelques exemples de cette modalité.

I.4.1.1 Les empreintes digitales :

Comme cité précédemment, l'empreinte digitale est la première caractéristique physique utilisée pour la reconnaissance biométrique. La donnée de base dans ce cas est le dessin représenté par les crêtes et les sillons de l'épiderme [13]. En effet Une empreinte complète contient en moyenne une centaine de points caractéristiques mais les contrôles ne sont effectués qu'à partir de 12 points parce qu'il est quasiment impossible de trouver 2 individus présentant 12 points caractéristiques identiques. La probabilité de trouver une similitude entre deux empreintes est de 1 sur 10 puissances 24.

Après l'acquisition de l'image de l'empreinte qui se fait à l'aide de différents types de capteurs : optiques, ultrasoniques, de champ électrique, de capacité, de température...etc. Les minuties sont extraites de l'image et comparés à l'ensemble des minuties des autres utilisateurs sauvegardées dans la base de données.

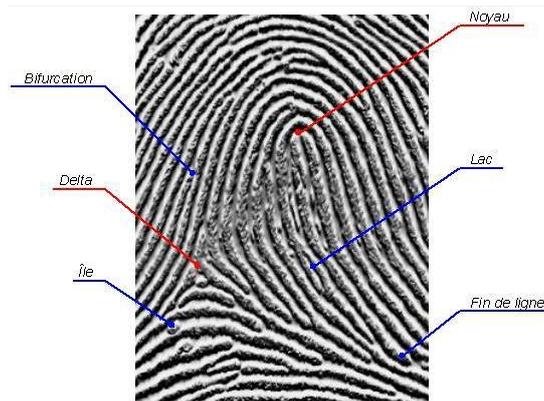


Figure 1.8 : Une empreinte digitale [13]

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

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> -La technologie la plus éprouvée techniquement et la plus connue du grand public. -Faible coût des lecteurs -Petite taille du lecteur facilitant son intégration dans la majorité des applications -Traitement rapide -Bon compromis entre le taux de faux rejet et le taux de fausse acceptation. 	<ul style="list-style-type: none"> - Besoin de la coopération de l'utilisateur (pose correcte du doigt sur le lecteur). -Difficulté de lecture : sensibilité aux altérations pouvant survenir au cours de la vie et à certaines variations - Acceptabilité moyenne de la part du grand publique

I.4.1.2 La reconnaissance de la rétine :

La rétine est la paroi interne de l'œil sur laquelle se projettent les images que nous voyons, cette dernière est tapissée par un réseau de vaisseaux sanguins, qui forme un motif pour chaque individu [13].

L'utilisateur doit placer son œil à quelques centimètres d'un orifice de capture situé sur le lecteur de rétine. Il ne doit pas bouger et doit fixer un point vert lumineux qui effectue des rotations. À ce moment, un faisceau lumineux traverse l'œil jusqu' aux vaisseaux sanguins capillaires de la rétine. Le système localise et capture ainsi environ 400 points de référence. Après la capture d'une image de la rétine, le logiciel du dispositif de lecture découpe un anneau autour de la fovéa. Il repère l'emplacement des veines et leur orientation. Puis il les codifie dans un gabarit. Les algorithmes de l'opération restent relativement complexes.



Figure 1.9 : la reconnaissance de la rétine [13].

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

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> -L'empreinte rétinienne est peu exposée aux blessures (coupure, brûlure). -Les taux de faux rejet et de fausse acceptation sont faibles. -La rétine est stable durant la vie d'un individu - très efficace. Carte vasculaire propre à chaque individu et différente, même entre jumeaux. - Haute sécurité. 	<ul style="list-style-type: none"> -Système intrusif, il faut placer l'œil près du capteur et mauvaise acceptation du public. -Coût plus important que d'autres technologies. -Pas adapté pour un flux de passage important -L'aspect des vaisseaux sanguins peut être modifié par la maladie ou l'âge

I.4.1.3 La géométrie de la main

Ce type de mesure biométrique est l'un des plus répandus, notamment aux États Unis. Cela consiste à déterminer les caractéristiques de la main nécessaire à l'identification d'un individu : la forme, la longueur, la courbure des doigts, forme des articulations, en tout 90 points caractéristiques [14] sont utilisées pour la reconnaissance.

La technologie associée à cela est principalement de l'imagerie infrarouge par des scanners spécialisés. 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.

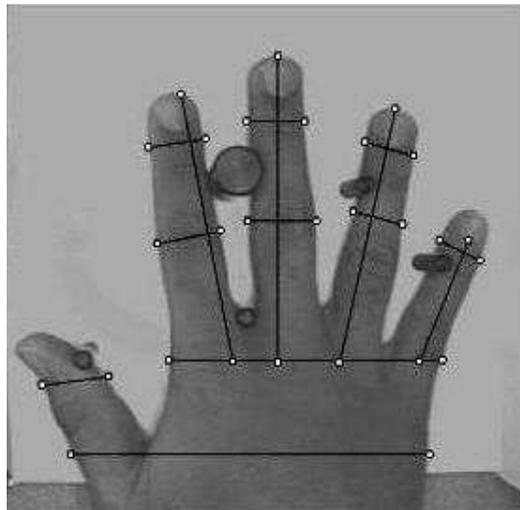


Figure 1.10 : Géométrie de la main [15].

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

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> - Bien acceptée de la part des usagés. - Très simple à utiliser. - Le résultat est indépendant de l'humidité et de l'état de propreté des doigts. 	<ul style="list-style-type: none"> - Trop encombrant pour un usage sur le bureau, dans une voiture ou dans un téléphone. - Risque de fausses acceptations pour des jumeaux ou des membres d'une même famille.

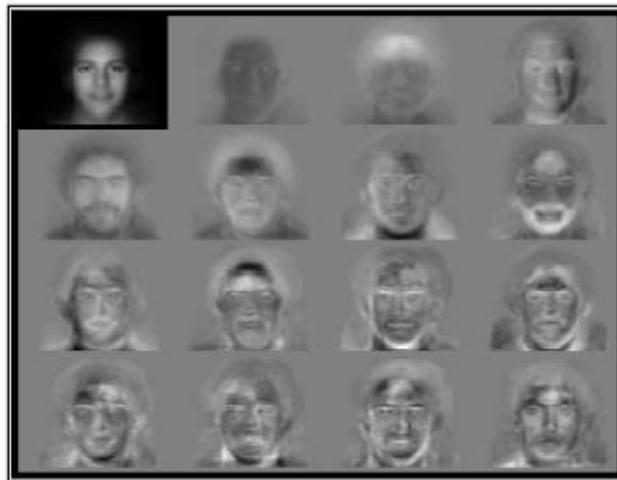
I.4.1.4 La reconnaissance de visage :

La reconnaissance faciale est l'une des technologies biométriques les plus utilisées, elle a pris une part importante dans le domaine de la recherche grâce aux avancées technologiques, [16] telles que l'émergence des appareils à photos numériques, Internet et les dispositifs mobiles

Cette technologie permet de faire une photographie du visage plus ou moins évoluée pour en extraire un ensemble de facteurs qui se veulent propres à chaque individu. Ces facteurs sont choisis pour leur forte invariabilité concernant des zones du visage tel que le haut des joues, les coins de la bouche, ...etc., [17] et évitent d'autre part les zones occupées

par les cheveux en général ou toute zone sujette aux modifications durant la vie de la personne.

Il existe plusieurs variantes de la technologie de reconnaissance du visage, notamment « Eigenface » la première développée et supportée par le MIT, et "feature analysis" qui se base sur la précédente en y rajoutant des informations qui la rende plus souple.



Source : MIT Face Recognition Demo Page

Figure I.11 : Visage en plusieurs images faites de nuances de gris "Eigenface".

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

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> -Comparable à se faire prendre en photo, il est relativement mieux accepté socialement - Seule une opération chirurgicale modifiant la forme du visage peut affecter la fiabilité. -Seule technique utilisable sans le consentement de la personne. - utilisation facile et peu couteuse. 	<ul style="list-style-type: none"> -Sensible à l'environnement (l'éclairage pauvre, les lunettes de soleil, les longs cheveux...) -la distance pour la capture de l'image du visage n'est pas inconfortable. - Technique qui ne permet pas d'identifier des personnes en mouvement. - Les vrais jumeaux ne sont pas différenciés.

I.4.2 Modalités comportementales :

Cette catégorie se base sur l'analyse de comportement d'un individu comme la dynamique de signature, sa démarche, sa façon de taper au clavier. Dans la suite, nous présentons quelques exemples.



Figure I.12 : Technologies portant sur l'analyse comportementale [12]

I.4.2.1 La reconnaissance de la dynamique de la frappe au clavier :

Le système est basé sur la dynamique de frappe au clavier, il ne nécessite aucun équipement particulier, chaque ordinateur disposant d'un clavier. En effet, Il s'agit d'un dispositif logiciel qui 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) [13]. On peut trouver aussi d'autres paramètres qui sont pris en compte lors de la reconnaissance par exemple : Vitesse de frappe, suite de lettres, Reconnaissance de mots précis...etc.

Cette mesure est capturée environ 1000 fois par seconde. La séquence de frappe est prédéterminée sous la forme d'un mot de passe. Initialement l'utilisateur doit composer son mot de passe à quelques reprises afin que soit constitué un gabarit de référence.

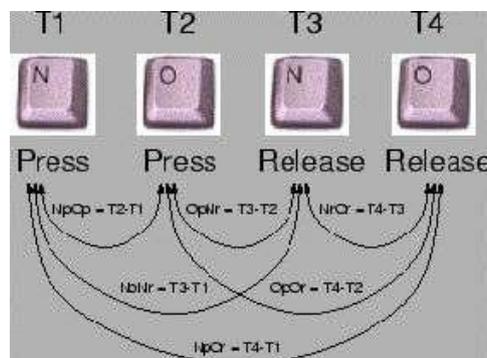


Figure I.13 : la reconnaissance de la frappe au clavier [13]

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

Avantages	Inconvénients
-Non intrusif (geste naturel pour un individu).	-Dépend de l'état physique de la personne.

I.4.2.2 La reconnaissance vocale :

La reconnaissance vocale est une modalité biométrique qui vise à déterminer l'unicité de la voix de chaque individu, elle est classée comme caractéristique comportementale malgré qu'elle se trouve à la frontière de la caractéristique physique [18]. La reconnaissance vocale peut faire appel à n'importe quel dispositif de captage audio composé de téléphones ou de microphones avec ou sans fil.

Un individu ne parle pas toujours de la même manière, ce qui nécessite l'application d'une méthode permettant d'éliminer certaines de ces variations. Ses caractéristiques formant une empreinte unique sont ensuite traitées par un algorithme et conservées pour une comparaison ultérieure. Il existe cinq principales méthodes de traitement de la voix : dépendante du sujet, indépendante du sujet, discours discontinu, discours continu et discours naturel.



Figure I.14 : la reconnaissance de la parole [13]

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

Avantages	Inconvénients
-Technologie biométrique facile à mettre en œuvre et sécurisé. -Généralement très bien acceptée car la voix est un signal naturel à produire. - Une des seules techniques permettant de reconnaître quelqu'un à distance.	-Technologie biométrique vulnérable aux attaques. - Nécessite une excellente qualité audio. -Sensible aux bruits ambiants. -La voix change dans le temps et peut être altérée (rhume, fatigue, forte émotion, etc.).

I.4.2.3 La reconnaissance de la signature :

Chaque personne possède une signature qui lui est propre et qui peut donc servir à l'identifier. Il existe deux modes de reconnaissances : le mode statique et le mode dynamique.

Le procédé est habituellement combiné à une palette graphique (ou équivalent) munie d'un stylo [10]. Ce dispositif va mesurer plusieurs caractéristiques lors de la signature (mode dynamique), tel que la vitesse, la pression sur le crayon, le mouvement, les points et les intervalles de temps où le crayon est levé. Ensuite ces caractéristiques sont enregistrées pour comparaison ultérieure. Certains systèmes ne font qu'enregistrer l'image statique de la signature pour comparaison.

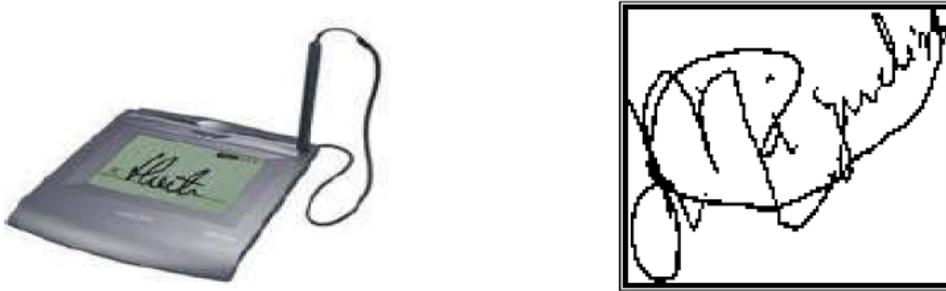


Figure I.15 : une signature scannée

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

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> - Bien acceptée comme moyen d'identification. - Couramment utilisée pour les transactions. 	<ul style="list-style-type: none"> - Non utilisable pour des contrôles d'accès en extérieur. - Sensible à l'état émotionnel de l'individu. - Besoin d'une tablette graphique.

I.4.2.4 La reconnaissance de la démarche :

Il s'agit de reconnaître un individu par sa façon de marcher et de bouger (vitesse, accélération, mouvements du corps...), en analysant des séquences d'images.

La démarche serait en effet étroitement associée à la musculature naturelle et donc très personnelle. Mais des vêtements amples, par exemple, peuvent compromettre une bonne identification.



Figure I.16 : La démarche

I.4.3 Modalités biologiques

Cette catégorie s’appuie sur l’analyse de caractéristiques biologiques de l’individu. La prémisses à ce type d’analyse est que la donnée biologique de chaque individu constitue une signature personnelle. L’analyse biologique comprend : l’odeur, l’ADN, et les signaux physiologiques...etc. Cette modalité n’est pas beaucoup utilisée pour du contrôle d’accès logique et physique. Dans la suite, nous présentons quelques exemples.

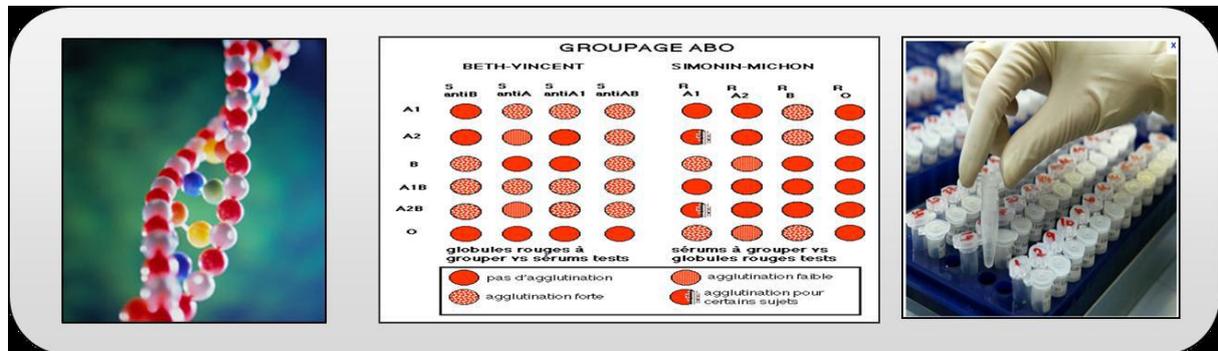


Figure I.17 : Technologies portant sur l’analyse biologique [12]

I.4.3.1 L’A.D.N. (Support matériel de l’hérédité) :

Présent dans les cellules du corps, il est spécifique d’un individu à un autre et permet de l’identifier de manière certaine à partir d’un simple fragment de peau, d’une trace de sang ou d’une goutte de salive.

Actuellement, le temps requis pour une analyse et le coût associé à celle-ci restreignent son utilisation dans des domaines autres que celui de l’identification judiciaire [10]. Cependant, ce procédé biométrique fait l’objet de recherche intensive puisqu’il représente la technologie d’identification par excellence avec une marge d’erreur bien en dessous des autres moyens biométriques.



Figure 1.18 : L'ADN [19]

I.4.3.2 Les signaux physiologiques (ex :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.

Une caméra infrarouge capte la chaleur émise par la peau. Contrairement à la reconnaissance faciale, on peut donc l'utiliser même dans l'obscurité ou de mauvaises conditions de visibilité [20]. Mais les conditions de prise de vue peuvent conduire à des erreurs.

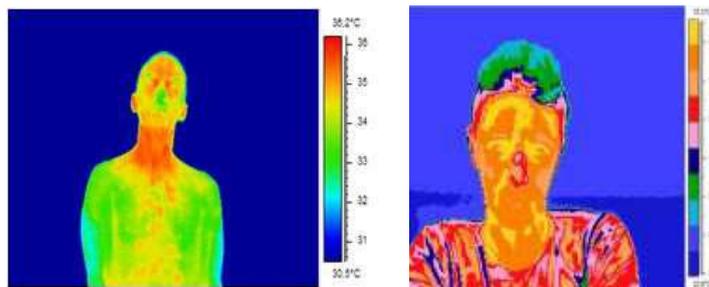


Figure 1.19 : La thermographie faciale [13]

I.4.3.3 L'odeur :

Chaque personne dégage une odeur qui lui est particulière [21]. Les systèmes biométriques qui exploitent cette technologie analysent les composantes chimiques contenues dans l'odeur pour ensuite les transformer en données comparatives.

I.4.4 Multi modalité

Les modalités biométriques cités précédemment peuvent être utilisées indépendamment comme elles peuvent être fusionnées, on peut définir la multi modalité comme la fusion de plusieurs systèmes biométriques en une seule [22], 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

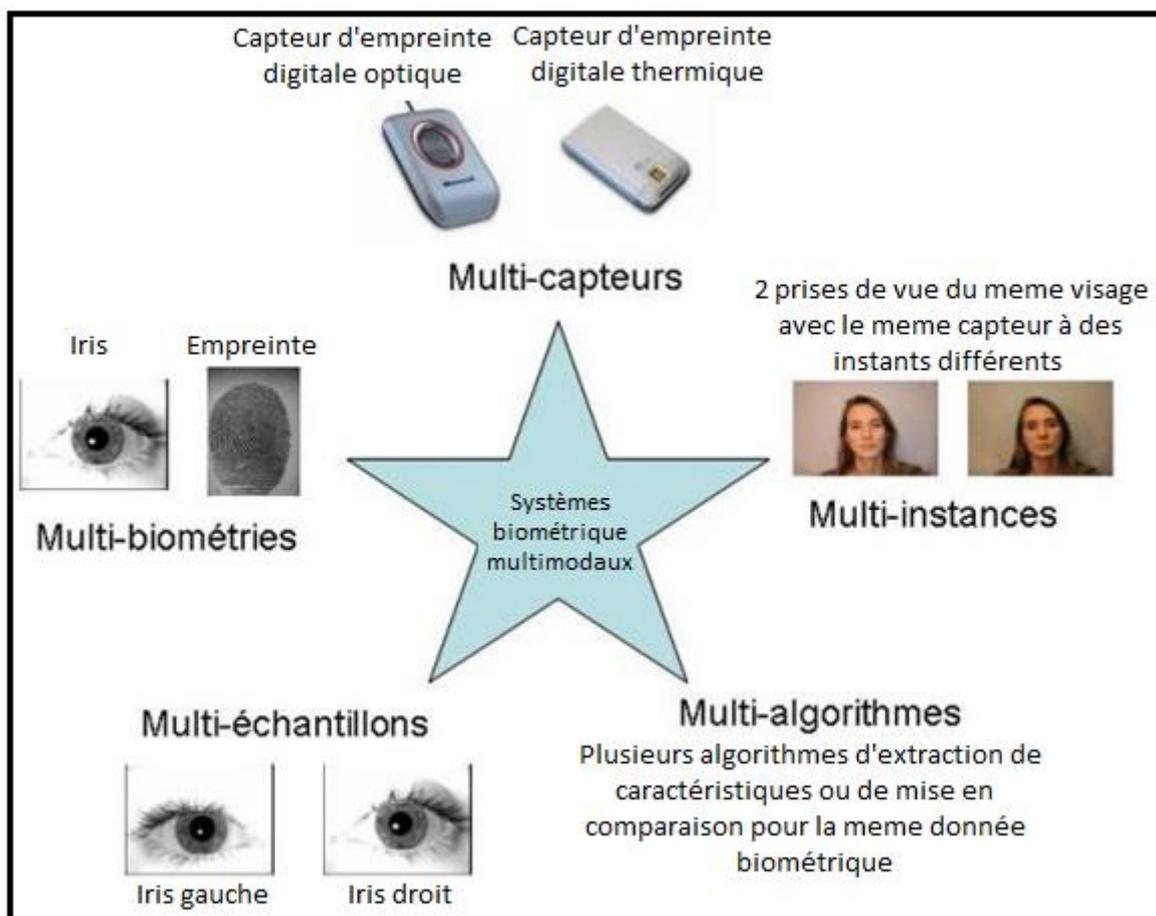


Figure 1.20 : Les différents systèmes multimodaux [22]

I.5 Caractéristiques des modalités biométriques

Le choix d'une modalité est une clé de réussite du système biométrique [10]. Ainsi, selon le besoin de l'application dans laquelle on intègre un système biométrique il est nécessaire de choisir la modalité la plus appropriée en se basant sur les critères de sélection suivants :

- **L'universalité** : L'universalité est liée à l'existence de cette modalité chez tous les individus. Donc, toute personne doit être capable de nous fournir cette modalité pour le système biométrique.
- **L'unicité** : Une modalité unique lorsque deux personnes différentes doivent avoir des représentations différentes de leur biométrie.
- **La stabilité** : La stabilité de la source biométrique en temps est indispensable pour que cette modalité soit une modalité biométrique. Ainsi cette stabilité ne doit pas être dépendante aux circonstances d'acquisition de la modalité d'une personne.
- **L'acceptabilité** : L'acceptabilité est une autre qualité qui est liée au niveau de l'acceptabilité du public lors de l'acquisition en tenant compte des conditions et contraintes de la capture de la modalité.
- **La non reproductibilité** : La non-reproductibilité est le niveau de complexité de la falsification de cette modalité biométrique.
- **Le recouvrement**: Chaque modalité peut nous fournir un tel nombre d'information. Cette quantité d'information doit être nécessaire pour bien analyser la modalité au niveau de la phase d'extraction de caractéristiques.
- **La performance**: La décision exacte d'un système biométrique est fortement liée à la qualité de l'information fournie d'une modalité. Donc la performance se traduit par la qualité de l'information.

On vous présente dans le tableau ci-dessous les qualités de quelque modalité citée précédemment.

Modalité	Universalité	Unicité	Stabilité	Recouvrement	Performance	Acceptabilité	Non reproductibilité
Visage	Élevé	Faible	Moyen	Élevé	Faible	Élevé	Faible
Empreinte Digitale	Moyen	Élevé	Élevé	Moyen	Élevé	Moyen	Faible
Rétine	Élevé	Élevé	Moyen	Faible	Élevé	Faible	Élevé
Signature	Faible	Faible	Faible	Élevé	Faible	Élevé	Faible
Voix	Moyen	Faible	Faible	Moyen	Faible	Élevé	Faible

I.6 Domaine d'application :

Les techniques biométriques sont appliquées dans plusieurs domaines et leur champ d'application couvre potentiellement tous les domaines de la sécurité où il est nécessaire de connaître l'identité des personnes [24]. Les applications peuvent être divisées en trois groupes principaux :

- Application commerciales : telles que l'accès au réseau informatique (Lancement du système d'exploitation, Accès au réseau), la sécurité de données électroniques, le commerce électronique, l'accès d'internet, la carte de crédit, le contrôle d'accès physique, le téléphone portable, la gestion des registres médicaux, l'étude de distances, etc....
- Applications de gouvernement : telles que la carte nationale d'identifications, le permis de conduite, la sécurité sociale, le contrôle de passeport, etc....
- Applications juridiques : telles que l'identification de cadavre, la recherche criminelle, l'identification de terroriste, les enfants disparus, etc.

I.7 Les avantages et les limites de la biométrie :

I.7.1 Les avantages de la biométrie :

La biométrie est une technologie récente et commence à être adoptée par de grands constructeurs de matériel informatique [11]. 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, Suppressions des clés : Au lieu de retaper son mot de passe dès que le PC se met en veille, une simple pression de l'empreinte digitale sur le capteur suffit et permet facilement de changer la session d'utilisateur.
- Utilisation d'une signature biométrique : Grande sécurité, intransmissible à une autre personne. Une identité vérifiée (Le destinataire est bien la personne autorisée à visualiser ou à utiliser les données). Lors de transactions financières, il est capital de savoir quel moyen de paiement du consommateur est le plus sûr.
- Rehaussement de l'intégrité des informations et la sécurité.
- Réduction des attaques à l'égard des programmes gouvernementaux.
- Croissance de la confiance envers les systèmes de sécurité.
- Diminution des frais administratifs.
- Accélération des services.

I.7.2 Les limites de la biométrie :

La biométrie présente un certain nombre d'inconvénients et limites [25] telle que les limites fonctionnelles, techniques :

➤ Les limites fonctionnelles :

Les systèmes d'authentification biométrique représentent 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. Ils ne peuvent à eux seuls garantir à 100% que seules les personnes autorisées pourront passer le contrôle. Ils ne peuvent même pas garantir qu'une personne autorisée ne sera pas rejetée par le système. Il y aura toujours une marge d'erreur à prendre en compte, ce qui n'est pas forcément très rassurant.

➤ Les limites techniques :

Bien que cela représente un travail assez conséquent, les données biométriques peuvent être imitées, notamment celles qui laissent des traces sur le passage de l'individu telles que les empreintes digitales. Un individu mal intentionné peut récupérer les empreintes digitales sur un objet tenu par la victime, les imiter et tenter de passer le contrôle biométrique à l'aide de ces empreintes. De plus, les données biométriques sont dans la majeure partie des cas numérisées sur un support, de préférence individuel. Si ce support n'est pas protégé contre les intrusions et le piratage, tout le système biométrique tombe à l'eau.

I.8 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 AFIS (Automatic Fingerprint Identification System). Le succès de ces systèmes est dû essentiellement à leur précision et leur coût 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, la recherche est orientée vers la conception de systèmes bimodaux voir même multimodaux.

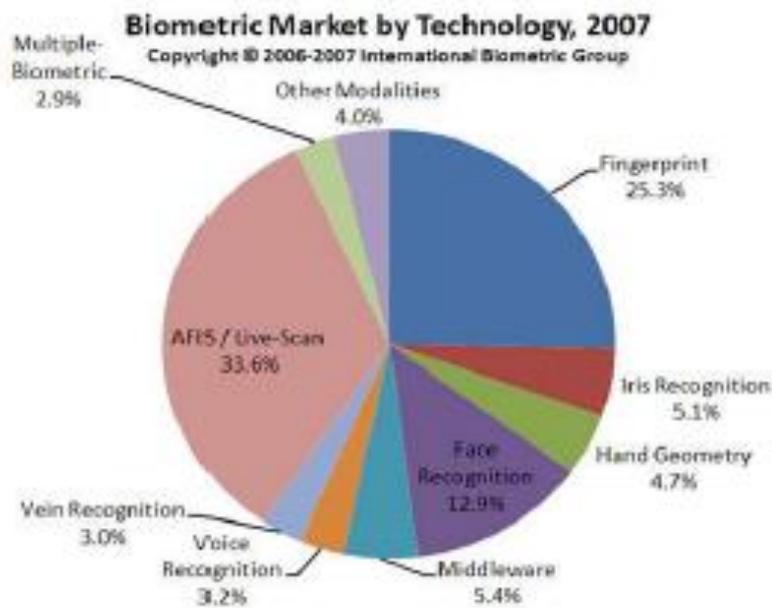


Figure I.21: part de marché des différentes méthodes biométriques [19]

I.9 Conclusion :

À travers ce chapitre, nous avons présenté des généralités sur la biométrie, ainsi que les différentes modalités qui peuvent être utilisées. Après une introduction générale sur la biométrie, nous avons décrit l'architecture et le principe de fonctionnement des systèmes biométriques. Nous avons ensuite présenté les différentes modalités d'un système biométrique, tout en soulignant les avantages et les inconvénients de chacune, ainsi qu'un aperçu sur les techniques de mesure des performances des systèmes biométriques.

Parmi les modalités utilisées dans la reconnaissance biométrique, nous nous intéressons au visage et sa reconnaissance automatique qui fera l'objet du prochain chapitre.

*Chapitre II :
Système de reconnaissance automatique
du visage*

II.1 Introduction

La facilité de reconnaissance des humains par leurs visages a suscité un intérêt énorme chez les chercheurs, et les a encouragé au développement des systèmes de reconnaissance automatique du visage.

En effet, l'utilisation du visage dans le domaine de la biométrie remonte à la fin des années 80. Plus précisément en 1991, Pentland et Turk, de MIT (Massachusetts Institute of Technology) ont fait un tournant en matière de recherche théorique, avec la publication d'un article intitulé « eigenfaces for recognition » [7]. Cet algorithme révolutionnaire a eu le mérite de faire sortir le thème de la reconnaissance du visage du cadre académique à un stade plus opérationnel. À partir des années 1994 -1996, le passage vers des produits commerciaux a reçu une impulsion décisive grâce à la mise en œuvre du programme FERET (Face Recognition Technology), organisé par le ministère de la Défense américain (Department of Defense, DoD).

Depuis quelques années, la reconnaissance faciale est devenue un enjeu primordial surtout dans la sécurité, cela est dû aux besoins du monde actuel. Avec l'avancement de la technologie les mots de passe sont devenus facilement falsifiables et franchissables. C'est pour ça, que le besoin c'est fait ressentir pour trouver des de nouvelles manières d'identification et d'authentification impossibles à falsifier, sûrs et efficaces. La reconnaissance des visages est l'une des technologies les plus adaptées car la richesse du visage humain en informations apporte un bon nombre de solutions aux problèmes de haute sécurité et de contrôle.

Dans ce chapitre, on reviendra en détails sur le système de reconnaissance faciale, les Principales difficultés de la reconnaissance de visage et sur les principales méthodes de reconnaissance de visage

II.2 Pourquoi le visage ?

Selon IBG (International Biometric Group), le visage est la modalité biométrique la plus utilisée après l'empreinte digitale ; car elle reste la plus acceptable, puisqu'elle correspond à la caractéristique biométrique employée par l'homme pour effectuer une identification personnelle [23].

Plusieurs facteurs rendent cette technique attractive à une utilisation à grande échelle :

- C'est la technique la plus naturelle pour la reconnaissance.
- peu intrusive contrairement à l'iris et la rétine qui demandent la coopération de l'utilisateur.
- Elle peut être appliquée sans qu'il ait un contact avec le lecteur contrairement à l'empreinte digitale qui demande un contact avec le lecteur.
- Facile à mettre en œuvre. Et peu coûteuse en matérielle (une simple caméra).

Toutes fois cette modalité à ces limites, en effet des éléments externes comme l'éclairage, le bruit, l'expression faciale et la posture dégradent ses performances.

II.3 Système de reconnaissance de visages

Un système automatique comporte deux modes de fonctionnement : un mode enrôlement et un mode identification. Le premier mode sert à extraire pour chaque personne les éléments caractéristiques et les met sous la forme d'un vecteur caractéristique, appelé par la suite signature. Cette dernière, associée à une étiquette d'identité, sera stockée dans une base de données dédiée. Le mode d'identification permet de reconnaître une personne à partir de son image faciale, c'est à dire de retrouver l'identité associée à l'image.

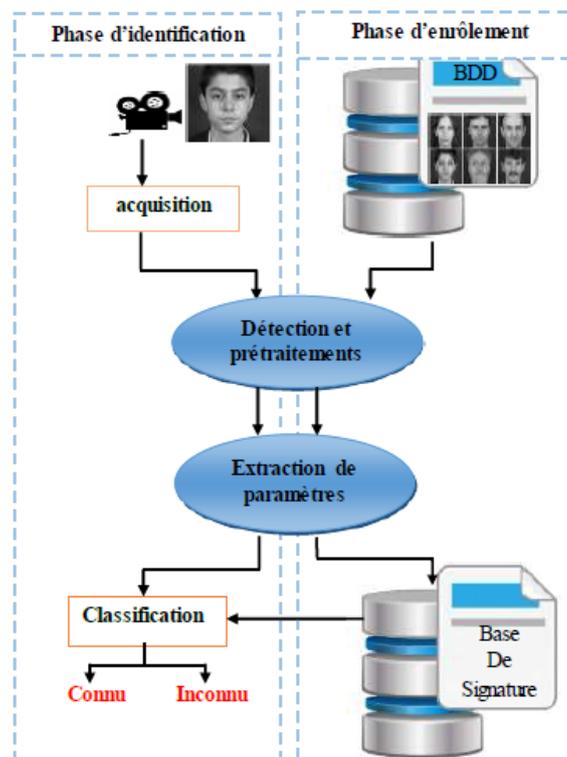


Figure II.1 : Système de reconnaissance automatique de visage [65]

Le processus de reconnaissance faciale peut être résumé en six étapes, les trois premiers (Détection, Acquisition, Prétraitement) s'effectuent en amont du système [26]. Tant dit que les trois dernières (Extraction, Comparaison des caractères, Décision) représentent la reconnaissance à proprement dit.

Dans ce qui suit nous allons détailler les différentes étapes d'un système de reconnaissance faciale :

II.3.1 le monde physique

L'environnement peut avoir une influence sur l'acquisition de l'image. Cette influence peut être caractérisée par trois paramètres essentiels : l'éclairage, le changement de posture et l'échelle [26]. Toutes les variations dans ces paramètres peuvent conduire à une distance entre deux images de même personne, et donc à une fausse identification.

II.3.2 Acquisition

Cette étape consiste à capter l'image de l'utilisateur du monde réel via un système d'acquisition [26]. Un appareil photo dans l'état statique et une caméra dans un état dynamique.

L'image est ensuite digitalisée ce qui donne lieu à une représentation bidimensionnelle au visage (matrice de niveaux de gris). 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

Dans cette étape, on identifie et on localise les visages présents dans une image, isolés du reste de la scène afin d'être traités [27]. La détection de visage peut se faire par détection de la couleur de la peau, la forme de la tête ou par des méthodes détectant les différentes caractéristiques du visage telles que les yeux, le nez, les narines, les sourcils, la bouche, les lèvres, les oreilles, etc.

La performance globale de tout système automatique de reconnaissance dépend essentiellement des méthodes de localisation utilisées et de la qualité des images acquises.

II.3.4 Prétraitement (Normalisation)

Le rôle de cette étape est d'éliminer les parasites causés par la qualité des dispositifs optiques ou électroniques lors de l'acquisition de l'image en entrée, dans le but de ne conserver que les informations essentielles et donc préparer l'image à l'étape suivante [28]. Elle est indispensable car on ne peut jamais avoir une image sans bruit à cause du fond (background) et de la lumière qui est généralement inconnue. Il existe plusieurs types de traitement et d'amélioration de la qualité de l'image, tels que : la normalisation, l'égalisation, le filtrage...etc.

II.3.5 Extraction des caractéristiques

Cette étape représente le cœur du système de reconnaissance, on extrait de l'image les informations qui seront sauvegardées en mémoire pour être utilisées plus tard dans la phase de décision. Le choix de ces informations utiles revient à établir un modèle pour le visage appelé signature, elles doivent être discriminantes et non redondantes [27]. L'analyse est appelée indexation, représentation, modélisation ou extraction de caractéristiques. L'efficacité de cette étape a une influence directe sur la performance du système de reconnaissance de visage.

II.3.6 Apprentissage

C'est l'étape d'apprentissage des individus au système par mémorisation de paramètres dans une base de données de manière ordonnée pour faciliter la phase de reconnaissance et la prise de décision [26]. Elle représente en quelque sorte la mémoire du système.

II.3.7 Classification

Elle 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 [27]. Un modèle est un ensemble d'informations utiles, discriminantes et non redondantes qui caractérise un ou plusieurs individus ayant des similarités.

On trouve plusieurs approches de classification dont la plus simple est le calcul de distance (recherche de similarité). D'autres méthodes se basent sur la classification des caractéristiques (classifieur bayésien, réseau de neurones RN ... etc.).

II.3.8 Décision

C'est l'étape qui fait la différence entre un système d'identification d'individus et un système 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 [27]. 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 Principales difficultés de la reconnaissance de visage

II.4.1 Changement d'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 [29]. 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.



Figure II. 2 : Exemple de variation d'éclairage [66]

II.4.2 Variation de pose

La variation de pose est considérée comme un problème majeur pour les systèmes de reconnaissance faciale car plus les variations de pose sont présentes dans les images plus le taux de reconnaissance de visage baisse sensiblement. [29]

Les rotations en profondeur engendrent l'occultation de certaines parties du visage. Quand le visage est de profil dans le plan image (orientation $< 30^\circ$), il peut être normalisé en détectant au moins deux traits faciaux (passant par les yeux). Cependant, lorsque la rotation est supérieure à 30° , la normalisation géométrique n'est plus possible.



Figure II. 3 : Exemples de variation de poses [66]

II.4.3 Expressions faciales

Les visages sont des objets non rigides. Les expressions faciales comme l'émotion, la parole, le cri ou bien le rétrécissement ou la fermeture complète des yeux peut produire des changements d'apparence importants des visages. Le nombre d'expression possibles est incalculable. L'influence de l'expression faciale sur la reconnaissance est donc difficile à évaluer.

La déformation du visage qui est due aux expressions faciales est localisée principalement sur la partie inférieure du visage [29]. L'information faciale se situant dans la partie supérieure du visage reste quasi invariable. Elle est généralement suffisante pour effectuer une identification

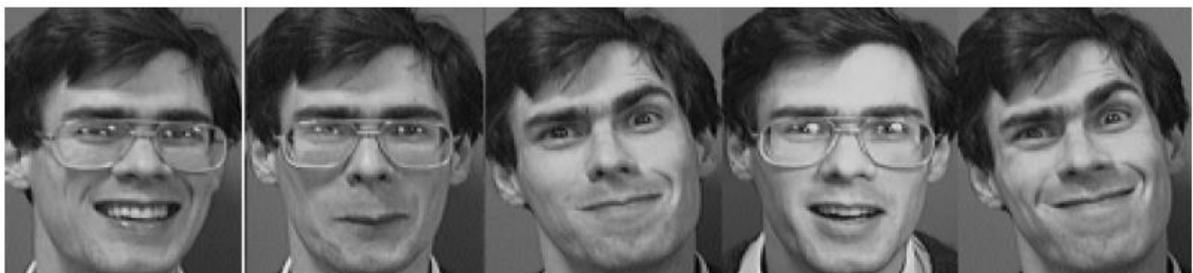


Figure II. 4 : Exemples de variation d'expressions [66]

II.4.4 Occultations partielles

Le visage peut être partiellement masqué par des objets dans la scène, ou par le port d'accessoire tel que lunettes, écharpe...ou bien un déguisement [30].Le système de reconnaissance ne doit pas compter sur une coopération active du sujet. Par conséquent, il est important de savoir reconnaître de visages partiellement occultés.



Figure II. 5 : Occultations partielles par port de lunette [66]

II.4.5 Composant structurel

La présence des composants structurels telle que la barbe ou la moustache, 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 [29]. Par exemple : une moustache ou une barbe modifie la forme et le volume du visage.



Figure II. 6 : Composant structurel port de barbe [66]

II.4.6 Vieillessement et le changement d'aspect

Les visages changent d'apparence au fil du temps. Les modifications concernent la tension des muscles, [27] l'apparence de la peau (apparition de rides), éventuellement le maquillage ou la présence d'une frange occultant une partie du front rendent la reconnaissance encore plus difficile.

II.5 Techniques de la reconnaissance faciale

Plusieurs méthodes d'identification de visages ont été proposées durant les vingt dernières années. Notons que nous nous intéressons ici qu'aux différentes techniques liées à la reconnaissance de visage 2D.

Les approches existantes peuvent être grossièrement divisées en trois groupes : les approches locales, les approches globales (holistiques) ainsi que les approches hybrides

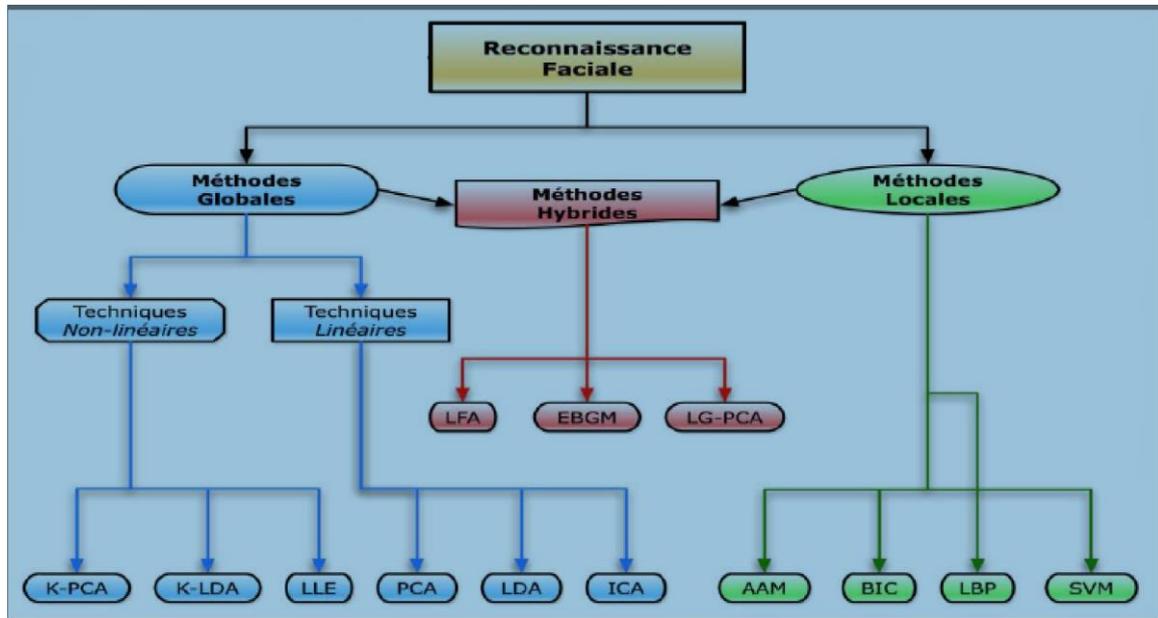


Figure II.7 : Classification des algorithmes principaux utilisés en reconnaissance faciale [31]

II.5.1 Méthodes globales

Le principe de ces approches est de détecter le visage dans sa globalité et d'utiliser toute la surface du visage comme source d'information et représenter une image faciale par un seul vecteur de grande dimension. La détection de certaines caractéristiques locales comme les yeux, la bouche, ... etc. n'est pas nécessaire.

Un des avantages des méthodes globales est qu'elles sont rapides à mettre en œuvre, les calculs reposant sur des opérations matricielles relativement simples [27]. Cependant, elles sont sensibles aux conditions de luminosité, de pose ou encore d'expression faciale. Et à cause de la dimension très grande de l'espace image la classification est autant plus difficile.

Les méthodes globales peuvent se décomposer en deux types de techniques : les techniques linéaires et les techniques non linéaires.

II.5.1.1 Techniques linéaires

Les techniques linéaires réalisent une projection linéaire des visages (espace dont la dimension est égale à la dimension des images, donc grande) sur un espace de dimension

inférieure [33]. Cependant, ces techniques sont sensibles aux conditions de luminosité et aux variations de pose.

Dans ce qui suit on détaillera les méthodes linéaires les plus connus :

➤ ACP : Analyse en Composant Principale(ou Eigen Faces)

L'ACP est une méthode permettant d'extraire efficacement de l'information au sein d'un jeu de données souvent complexe en réduisant la dimension de l'espace dans lequel ces données sont observées et en les arrangeant dans un nouvel espace de façon à mettre en évidence l'information utile et à éliminer celle qui est secondaire.

L'algorithme ACP adapté à l'analyse et l'identification de visage est connu sous le nom d'EigenFaces (visages propres) et a été développé par M.A. Turk et A.P Pentland en 1991. Il se divise en une phase d'apprentissage et une phase de classification.

Au cours de la phase d'apprentissage, un espace propre est construit à partir d'une base d'apprentissage en utilisant la méthode ACP puis ces mêmes images sont projetées sur l'espace ainsi obtenu. Durant la phase de classification, un visage test est projeté à son tour sur ce même espace pour être alors identifié en le comparant aux projections de chacun des visages de la base d'apprentissage. Cela revient à projeter les images sur une base orthogonale de vecteurs particuliers qui présentent les caractéristiques les plus indépendantes possible des visages (la redondance a donc été éliminée) pour mettre en évidence leurs différences

Rappelons que le principe de l'ACP repose sur une diminution de la redondance d'information, laquelle se traduit en terme mathématiques par la matrice de covariance [34]. Si nous arrivons à diagonaliser cette matrice, alors les covariances (termes non diagonaux dans la matrice) sont toutes nulles.

➤ LDA : Analyse Discriminante Linéaire

L'algorithme LDA adapté à l'analyse et l'identification de visage est connu sous le nom de FisherFaces et a été développé par Belhumeur et al à l'université de Yale aux USA en 1997. LDA permet de réaliser une véritable séparation de classes

Cette technique est donc basée sur un apprentissage supervisée, c'est à dire que l'on dispose cette fois-ci d'informations supplémentaires concernant les données d'apprentissage qui doit nous permettre de réaliser une classification de ces données et de trouver la classe à laquelle appartient toute nouvelle observation. Cela demande donc de diviser au préalable la base d'apprentissage en différentes classes [34]. Autrement dit, chaque personne de cette base est équivalent à une classe et à chacune d'entre-elles est associée au moins deux images. L'objectif de cet algorithme est cette fois de maximiser le rapport entre les variations inter-classe (les variations entre les images de personnes différentes) et les variations intra-classe (les variations entre les images d'une même personne).

La méthode FisherFace consiste à trouver un espace adéquat sur lequel vont être projetées les images de la base d'apprentissage tout comme celles de la base test. Toutes fois si les données sont de trop grandes, il n'est pas possible d'appliquer directement cette méthode sur les images sans diminuer au préalable la dimension des données. Dans ce cas, au lieu d'utiliser directement la valeur des pixels des images, une ACP est premièrement appliquée sur les données et c'est la représentation des images dans l'espace des visages qui est utilisée.

➤ ACI : Analyse en Composantes Indépendantes

L'analyse en composantes indépendantes peut être assimilée à un problème de séparation de sources. Elle permet d'extraire les structures fondamentales d'une image [34]. Cette méthode, appliquée au problème d'identification de visages, peut également être vue comme une généralisation de la méthode ACP.

Tout comme l'ACP, l'ACI permet une projection linéaire des données dans un espace de plus petite dimension, mais cet espace, contrairement à l'espace des visages, n'est pas nécessairement orthogonal et permet une meilleure représentation des données.

Malgré l'efficacité des méthodes globales linéaires, et leur succès elles restent peu précises. Ceci est dû à des transformations non linéaires, une simple modification de luminosité déforme les images des visages de façon non linéaire.

II.5.1.2 Techniques non-linéaires

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

- le MultiDimensionalScaling (**MDS**)
- l'Isomap
- les Diffusion Maps
- le Local Linear Embedding (**LLE**)
- les LaplacianEigenMaps
- le Hessian LLE
- le Local Tangent SpaceAnalysis (**L TSA**)
- 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 [27]. 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 locales

Les méthodes locales utilisent les caractéristiques faciales locales pour la reconnaissance de visage (coins des yeux, de la bouche, le nez, ...), Elles sont relativement matures comparées aux méthodes holistiques [35]. Dans ces méthodes, le visage est représenté par un ensemble de vecteurs caractéristiques de dimensions faibles, plutôt que par un seul vecteur de grande dimension.

L'avantage de ces méthodes est de modéliser plus facilement les variations de pose, d'éclairage, et d'expression. Cependant, elles nécessitent souvent le placement manuel de nombreux points d'intérêts pour une bonne précision, et sont donc lourdes à mettre en œuvre.

Parmi ces méthodes locales les plus populaires nous citons :

II.5.2.1 Les Modèles de Markov Cachés (MMC)

Utilisés dans plusieurs domaines tels que : la reconnaissance de formes, l'intelligence artificielle ou encore le traitement automatique du langage naturel. Les modèles de Markov cachés (HMMs) sont généralement employés pour la modélisation statistique de séries de vecteurs de temps non stationnaires. En considérant l'information du visage comme étant une séquence variable dans le temps, le MMC (en anglais Hidden Markov Modal, HMM) peut être appliqué à la reconnaissance de visages. Les caractéristiques faciales significatives (les cheveux, le front, les yeux, le nez et la bouche) se présentent dans une image du visage dans un ordre naturel de haut en bas [36]. En se basant sur cette observation, l'image d'un visage peut être modélisée en utilisant un HMM unidimensionnel en assignant à chacune de ses régions un état. Selon [17], l'approche HMM a des performances de reconnaissance satisfaisantes, cependant elle nécessite des calculs intenses ce qui augmente le temps d'exécution.

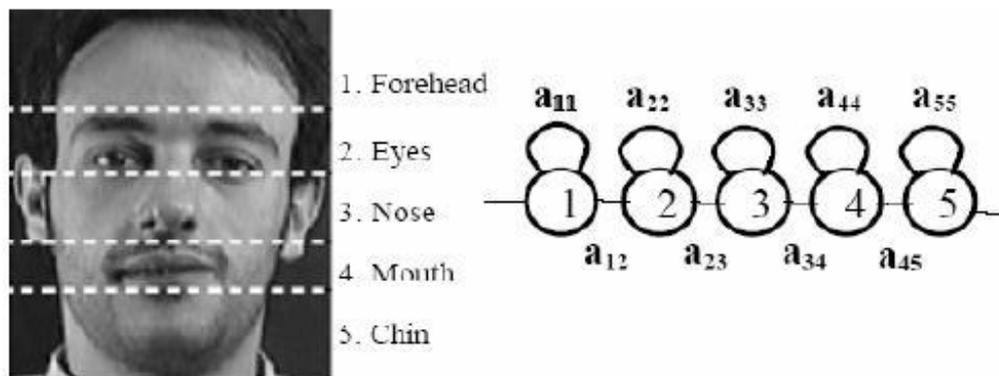


Figure II.8 : Les 5 états d'un HMM (de haut en bas) [14].

II.5.2.2 les 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 [32]. 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. 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.

II.5.2.3 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 (ou méthodes de fusion) sont des approches utilisant à la fois des caractéristiques globales et des caractéristiques locales. Les facteurs clés qui influent les performances des méthodes de fusion comprennent le choix des caractéristiques pour la combinaison et la manière de les combiner de telle sorte que leurs avantages soient préservés et que leurs inconvénients soient évités [35]. Les caractéristiques locales et les caractéristiques globales ont des propriétés très différentes et peuvent offrir des informations complémentaires utiles à la tâche de classification. Parmi les méthodes ces méthode : ElasticBunch Graph Matching (EBGM).

➤ **ElasticBunch 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.

À 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 Domaine d'application

La reconnaissance de visages est de plus en plus utilisée de nos jours, elle touche plusieurs domaines comme la sécurité, la vidéo-surveillance, la biométrie, la robotique [37]. Quelques exemples d'application sont présentés ci-dessous :

- effectuer la mise au point automatique sur les visages qui sont utilisés par de nombreux appareils photo numériques
- détection de visage afin de déterminer le sexe et l'âge de la personne afin de proposer des publicités ciblées
- le contrôle des passagers dans un aéroport. la technologie de reconnaissance faciale a été utilisée par la compagnie aérienne nationale finlandaise Finnair et l'exploitant d'aéroport Finavia afin d'accélérer les enregistrements à l'aéroport.
- Identification de suspect ou de criminel par l'analyse des vidéos capturées par les systèmes de caméras externes gérés par les grandes villes
- Identifiant biométrique pour le contrôle d'accès (téléphone, bâtiment, voiture, ordinateur...).
- Aide aux aveugles et aux personnes souffrant de prosopagnosie.

II.7 Conclusion

Nous avons présenté à travers ce chapitre la reconnaissance faciale, ces principales approches utilisées dans la littérature ainsi que les avantages et les inconvénients de chacune, le domaine d'application de celle-ci et le processus de reconnaissance faciale depuis l'acquisition de l'image à l'identification.

On a mis en évidence que bien que l'identification chez les êtres humains se fait de manière innée et rapide, de nombreuses difficultés se posent pour la réalisation d'un système de reconnaissance automatique comme la luminosité et la variation de pose.

Nous avons présenté aussi les différentes méthodes de reconnaissance, peuvent principalement se classer en trois catégories : les méthodes globales, les méthodes locales et les méthodes hybrides essayant de faire un lien entre ces types d'approches.

Dans la suite de ce travail nous allons présenter la transformée en ondelettes qui sera utilisée dans notre travail pour l'extraction des vecteurs caractéristiques de chaque personne.

Chapitre III :
Application des ondelettes pour
l'extraction

III.1 Introduction

L'idée originale sur laquelle sont basées les ondelettes est apparue vers les années 1940 grâce au physicien Denis Gabor, qui a introduit la notion de la transformée de Fourier à fenêtre glissante dans le but de remédier au problème de localisation temps-fréquence en proposant de multiplier le signal par une fonction localisée dans le temps (fenêtre) et ensuite appliquer la transformée de Fourier. L'inconvénient de cette méthode est que la taille de la fenêtre reste inchangée au cours de l'analyse. Or pour étudier un signal qui a en général une allure irrégulière, il est potentiellement intéressant de pouvoir changer la taille de la fenêtre analysante en temps. C'est à partir de là que sont nées les ondelettes qui s'adaptent elles même à la taille et aux caractéristiques recherchées.

Les ondelettes n'ont depuis, cessé de se développer et de trouver de nouveaux champs d'application.

Dans ce chapitre, on présente tout d'abord les ondelettes, l'ondelette mère et ces propriétés. Puis les nombreux domaines d'applications des ondelettes et leurs avantages.

III.2 Pourquoi les ondelettes ?

Traiter un signal digital ou analogique, c'est savoir en même temps en d'engager les structures cohérentes (dans nombre de situations, en particulier en régime stationnaire, ces structures sont les composantes moyennes ou basses-fréquences du signal ou de l'image, mais ce peut être aussi certaines structures multivoques apparaissant de manière aperiodique) et les composantes hautes-fréquences, les lignes de contraste ou les singularités.

La transformée de Fourier d'un signal donné indique quelle quantité de chaque fréquence se trouve dans le signal mais ne nous indique pas à quel moment dans le temps ces fréquences se passent. L'information temps-fréquence n'est pas nécessaire quand le signal est stationnaire. Mais 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]. La stratégie des ondelettes se base sur cette constatation. En effet, la transformée en ondelettes offre la possibilité d'analyser un signal simultanément dans le domaine du temps et celui des fréquences

Étant 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'éclairages, expressions faciales, position et aux changements des caractéristiques physiques (barbe, moustache, lunette, chirurgie ...) qui avant était un frein pour la reconnaissance faciales. 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 ne se limite plus à l'image telle qu'elle nous apparait, mais 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 C'est quoi une ondelette :

Une ondelette est une fonction oscillante (ce qui explique le mot "onde") de moyenne nulle [39], possédant un certain degré de régularité et dont le support est fini (ce qui explique le mot "ondelette", qui veut dire petite onde).

Cependant, elle comporte deux différences majeures avec la transformée de Fourier à court terme :

- elle peut mettre en œuvre une base différente, non forcément sinusoïdale.
- il existe une relation entre la largeur de l'enveloppe et la fréquence des oscillations.

Les ondelettes sont localisées en temps et en fréquence. Le caractère localise 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 sortes 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.

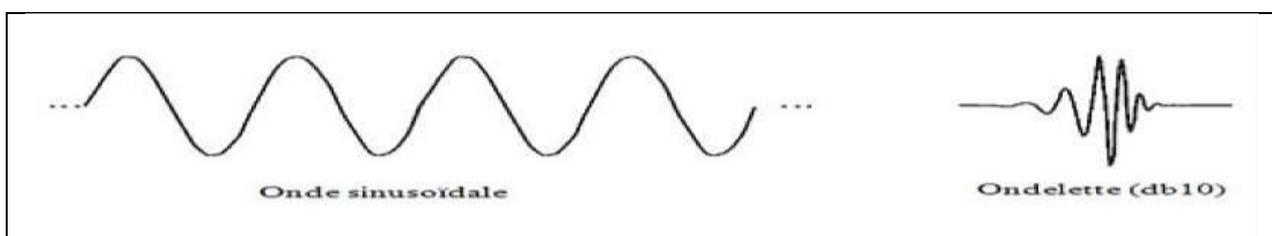


Figure III.1 : La différence entre une onde sinusoïdale et une ondelette

III.4 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" donné dans l'équation (5). [41] Cette Ondelette mère génère un ensemble de fonctions de base connues sous le nom " Ondelettes enfants" par des translations et dilatations récursives.

La définition de l'ondelette mère [41] est donnée par la formule (5) suivante :

$$\Psi(\tau, s) = \frac{1}{\sqrt{s}} \Psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right)$$

- τ Facteur de translation.
- s Facteur de dilatation « Échelle ».
- $\Psi(\tau, s)$ Ondelette mère.
- $\Psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right)$ 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.

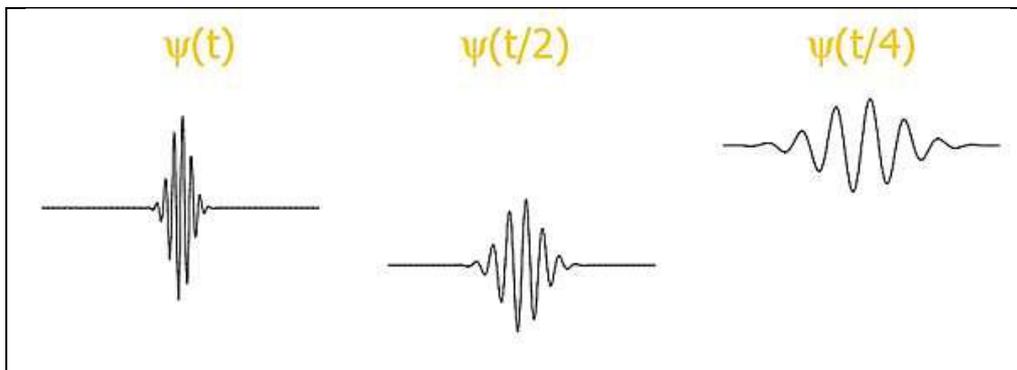


Figure III.2 : Famille ondelette construite par dilatation

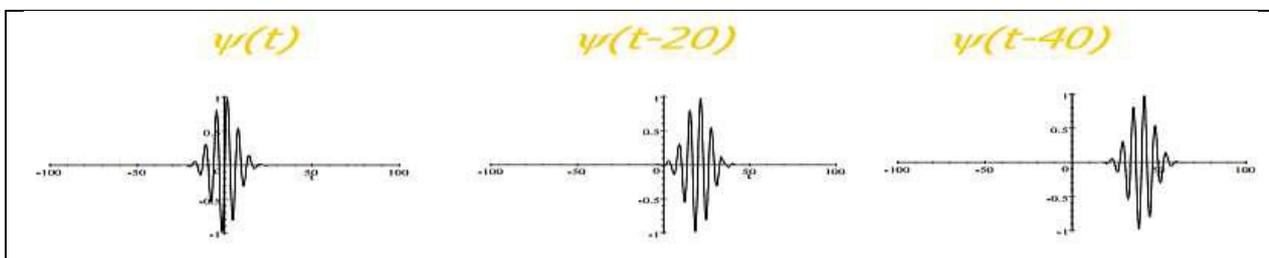


Figure III.3 : Famille ondelette construite par translation

III.4.2 Les propriétés d'une ondelette mère :

De nombreux critères peuvent intervenir dans le choix d'une ondelette mère [18]. Nous allons présenter dans ce qui suit les critères les plus significatifs afin de souligner les particularités des ondelettes par rapport aux autres familles de fonctions mathématiques : [42]

1. La localisation :

L'ondelette mère est dite locale, si elle est à décroissance rapide sur les deux bords 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 :

Ce critère est lié au nombre de moments nul de l'ondelette, en effet le nombre de moments nul conditionne le degré d'oscillation de l'ondelette. Plus le nombre de moments nul est grand, plus on peut mettre de coefficients à zéro sans nuire à la qualité de l'image reconstruite. Cependant il faut faire attention à la taille des filtres choisis, en effet celle-ci est proportionnelle au nombre nul de l'ondelette et la complexité en temps de calcul de l'algorithme augmente avec la taille des filtres.

3. La régularité :

Assure une meilleure localisation fréquentielle. Cette propriété est surtout essentielle dans les applications de compression d'images et la phase de synthèse/ reconstruction. Quand certains coefficients sont annulés dans la représentation paramétrique pour compresser les données, si l'ondelette n'est pas régulière des effets de blocs très visibles apparaissent sur les images reconstruites. À l'opposé un degré de régularité élevé aboutit à des effets de bord suivi d'un lissage trop important.

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 ondelette

La transformée en ondelette est une méthode de traitement du signal similaire à la transformée de Fourier (et encore plus à la transformée de Fourier locale) avec une fonction de mérite complètement différente. Elle permet une analyse temps-fréquence que ne permet pas une analyse par Fourier à fenêtres glissantes [40]. En effet, dans le pavage Fourier la résolution de l'analyse dans le temps est la même pour toutes les fréquences d'analyse du signal car la transformée de Fourier décompose le signal en sinus et en cosinus, c'est-à-dire en fonctions localisées dans l'espace de Fourier, tandis que dans le pavage ondelette cette résolution augmente avec l'augmentation de la fréquence d'analyse du signal en utilisant des fonctions localisées à la fois dans l'espace réel et dans l'espace de Fourier

De manière générale, la transformée en ondelettes peut être exprimée avec l'équation suivante :

$$F(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \Psi^* (a, b)(x) dx$$

Où le symbole * désigne le conjugué complexe et ψ est une fonction donnée. Cette fonction peut être choisie arbitrairement à condition qu'elle obéisse à certaines règles.

III.5.1 Transformée en ondelettes continue

La transformée en ondelettes continue (CWT, Continuous Wavelet Transform) est une implémentation de la transformée en ondelettes utilisant des échelles arbitraires ainsi que des ondelettes pratiquement arbitraires [40]. Les ondelettes utilisées ne sont pas orthogonales et les données obtenues par cette transformée sont hautement corrélées. Nous pouvons aussi utiliser cette transformée pour les séries discrètes dans le temps, avec la limitation que les translations des plus petites ondelettes soient égales au pas d'échantillonnage des données.

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

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

La transformée en ondelettes continue retourne un vecteur de dimension supérieure de un à celle des données d'entrée. Pour des données 1D nous obtenons une image du plan temps-fréquence. On peut ainsi aisément visualiser l'évolution fréquentielle pendant la durée du signal et comparer son spectre avec ceux d'autres signaux. Comme on utilise ici un ensemble d'ondelettes non-orthogonales, les données sont hautement corrélées, on a donc dans ce cas une redondance élevée.

III.5.2 Transformée en ondelettes discrète

La transformée en ondelettes discrète (DWT, Discrete Wavelet Transform) est une implémentation utilisant un ensemble discret d'échelles et de translations d'ondelettes obéissant à certaines règles [41]. En d'autres termes, cette transformée décompose le signal en un ensemble d'ondelettes mutuellement orthogonales, ce qui constitue la différence principale avec la transformée en ondelettes continue, ou son implémentation en séries discrètes dans le temps parfois appelée transformée en ondelettes continue discrète dans le temps (DT-CWT, discrete-time continuous wavelet transform).

La transformée en ondelettes discrète retourne quant à elle un vecteur de données de même longueur que les données d'entrée. Généralement la plupart des valeurs de ce vecteur sont pratiquement nulles. Cela vient du fait qu'elle décompose en un ensemble d'ondelettes (fonctions) orthogonales par translation et par homothétie. On décompose ainsi le signal en un nombre égal ou inférieur de coefficients du spectre d'ondelettes que le nombre de points de données du signal. Un tel spectre d'ondelettes est très bon pour le traitement du signal et la compression, par exemple, car nous n'obtenons ici aucune information redondante. Donc la DWT palie à la redondance de CWT.

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

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

Où :

- s_0^j Facteur d'échelle.
- τ_0 Facteur de translation.
- k et j Des entiers.

Parmi les algorithmes les plus utilisés en transformé discrète dans le traitement d'image, l'algorithme de Mallat qui consiste à diviser en quatre l'image à chaque itération : trois blocs concernant les détails de l'image, et le quatrième correspondant aux informations les plus importantes pour l'œil (les basses fréquences), qui sert de base pour la prochaine itération.

III.6 Présentation des ondelettes multi-résolution (multidimensionnelles)

La méthode d'analyse multi-résolution est une structure mathématique formalisée par Meyer et Mallat sur l'axe réel infini. En ce sens les ondelettes offrent un outil utile et efficace. L'idée principale de l'analyse multi-résolution est de représenter hiérarchiquement une fonction compliquée par une partie de basse résolution plus simple, avec une collection de perturbations appelées coefficients d'ondelettes qui sont nécessaires pour retrouver la fonction originale.

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. Il est possible d'analyser n'importe quel signal en employant la multi-résolution (Multi résolution 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 [40]. Elle cherche à pallier dans une certaine mesure aux insinances des représentations dans l'espace-temps ou l'espace fréquence, tout en combinant les avantages.

III.7 Famille d'ondelettes

Il existe une infinité de fonctions d'ondelettes parce que toute fonction oscillante localisée est une ondelette mère possible. Toutefois, elles ne possèdent pas toutes des propriétés intéressantes. Aussi, de nombreux spécialistes des ondelettes ont construit des familles d'ondelettes possédant certaines propriétés remarquables. Parmi les familles d'ondelettes, les ondelettes de Haar sont les plus simples, mais elles ne sont pas bien localisées [18].

Ingrid Daubechies a construit des ondelettes à support compact qui permettent d'utiliser des filtres de taille finie. Une autre famille d'ondelettes est la famille des ondelettes splines dont la réponse fréquentielle est bien localisée. Les différentes familles d'ondelettes sont utilisées selon leurs propriétés en fonction du problème à résoudre.

La figure suivante présente quelques familles d'ondelettes :

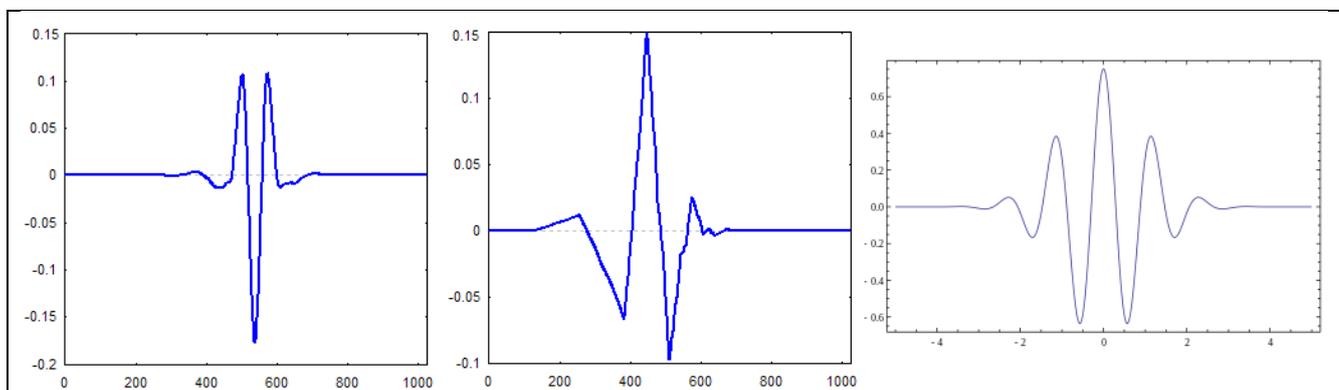


Figure III.4. Ondelette de Coiflets ; Ondelette de Daubechies; Ondelette de Haar [41]

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>Comor</i>
Ondelettes de Shannon complexes	<i>Shan</i>

Tableau III.1 : Abréviations de quelques 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, morl	cgau, shan, cmor
Db, haar, sym, coif	Bior	dmey		

Tableau III.2 : Les propriétés principales des ondelettes.

On va vous détaillez dans ce qui suit quelques famille d'ondelette :

1. L'ondelette de Haar

L'ondelette de Haar, ou fonction de Rademacher, est une ondelette créée par Alfréd Haar en 1909. [44] On considère que c'est la première ondelette connue. 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 qui est une suite de fonctions continues par morceaux.

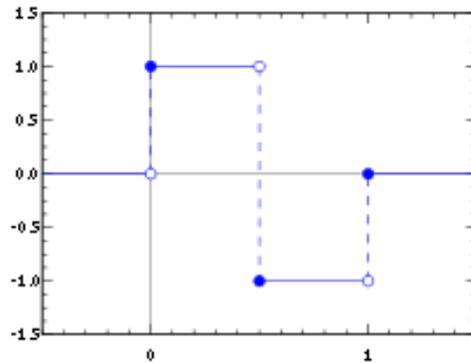


Figure III.5. L'ondelette de Haar[45]

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 [45], 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.

2. L'ondelettes Daubechies

Nommées d'après leur créatrice Ingrid Daubechies, les ondelettes de Daubechies sont une famille d'ondelettes orthogonales définissant une transformée en ondelettes discrète, [46] caractérisées par un nombre maximal de moments dissipant pour un support donné. 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.

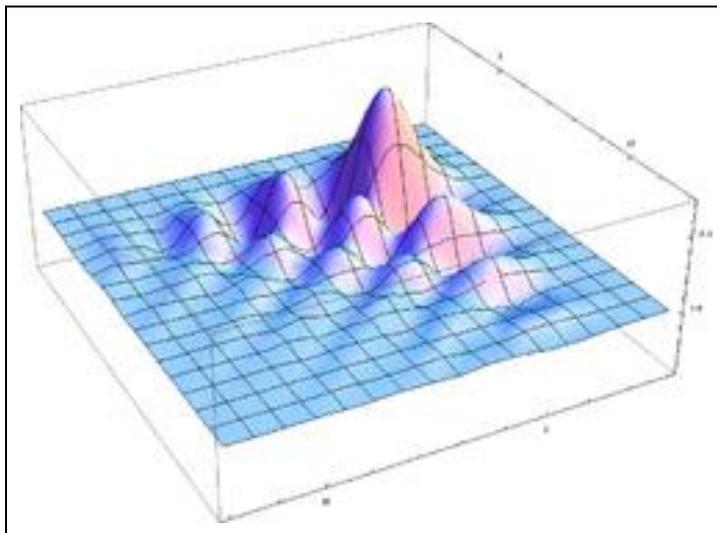


Figure III.6. Ondelette 2D de Daubechies 20 (Ondelette $F_n \times \text{Scaling } F_n$).[46]

Les ondelettes de la famille Daubechies sont écrites comme dbN , où N est l'ordre, db est le "nom de famille de l'ondelette"(exemple : 2 à 10 ($db2, db3, \dots, db10$)).

3. L'ondelette de Symlets (Symlettes)

Les symlets ($symN$) constituent une famille d'ondelettes presque symétrique, proposée par I. Daubechies en modifiant la construction des dbN . [47] A part la symétrie, les autres propriétés des deux familles sont similaires
 La figure III.6 présente 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.

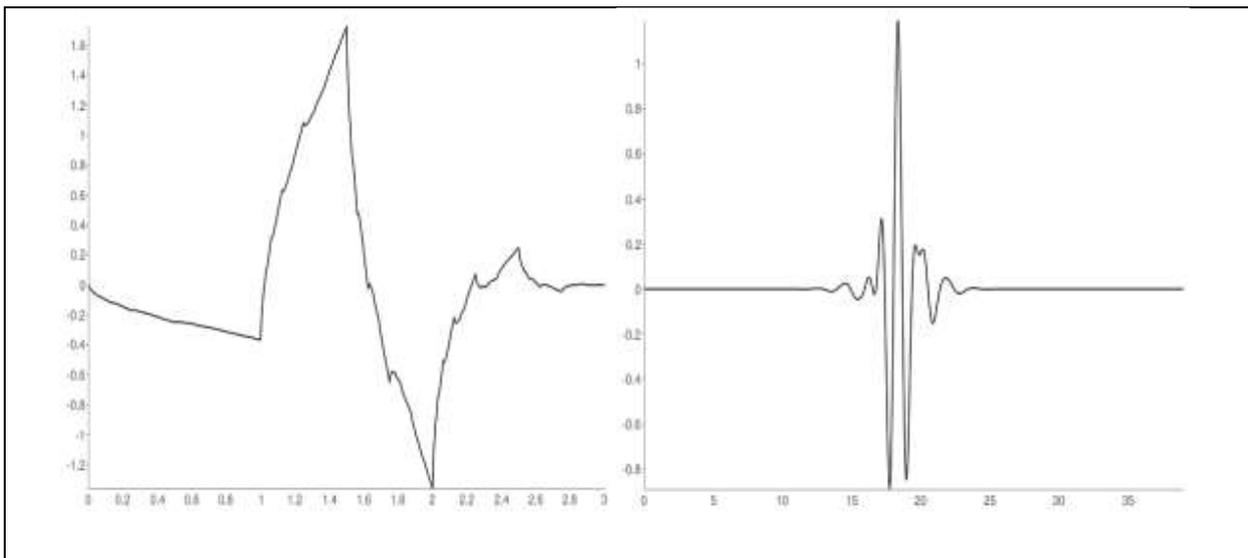


Figure III.7: Ondelette de Symlets : (A) $Sym2$; (B) $Sym20$ [48]

4. L'ondelette de Coiflet (Coiflettes)

À la demande de R. Coifman, Daubechies construit une famille d'ondelettes à P moments nuls et à support de taille minimale [45]. L'ondelette est proche de symétrique, ses fonctions d'ondelettes ont Moments de disparition et fonctions de mise à l'échelle.

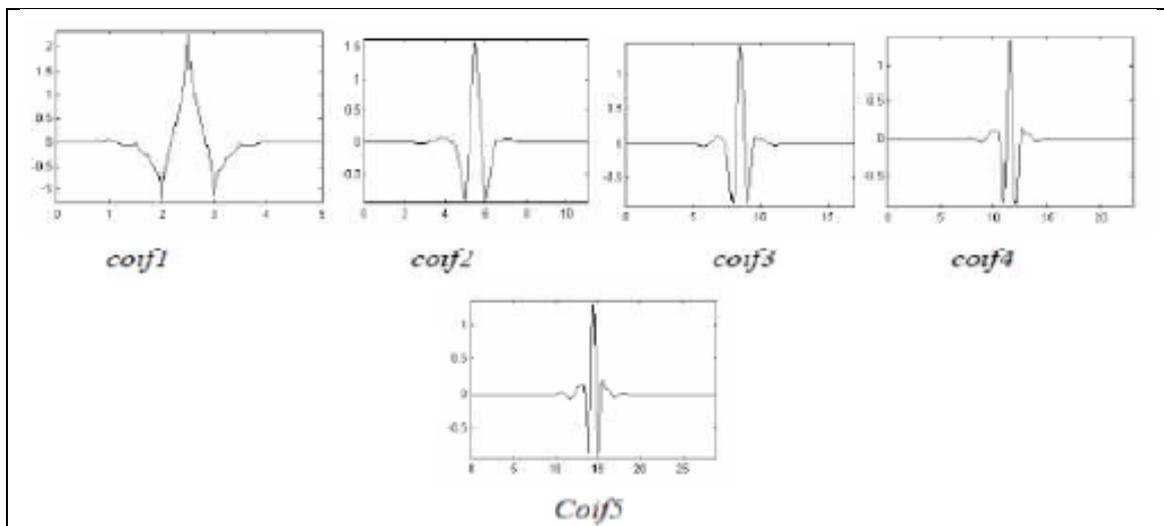


Figure III.8 : Les ondelettes de coiflets. [48]

III.8 Les avantages de la transformée en ondelettes :

La transformée en ondelette a beaucoup d'avantages grâce à son adaptation aux différents types de signaux non périodiques. Nous citons quelques avantages venons du fait que cette transformée permet une analyse temps-fréquence que ne permet pas la transformée de Fourier [43] :

- La résolution en fréquence de la transformée dépend du facteur de dilatation par le principe de Heisenberg, on peut donc choisir arbitrairement celle-ci suivant ce que l'on désire analyser.
- L'affichage de l'image peut se faire de manière progressive. Cela peut être intéressant sur des supports de transmission faible débit.
- 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.
- Travailler en sous bandes avec la possibilité de séparer les composantes du bruit du reste du signal.
- La localisation en temps est précieuse pour beaucoup d'applications.
- 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).
- 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.

III.9 L'intérêt de la transformée en ondelettes dans le traitement d'images

L'emploi de l'analyse multi-résolutions dans le traitement d'images fournit un certain nombre d'avantages selon l'application envisagée [41] :

III.9.1 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.

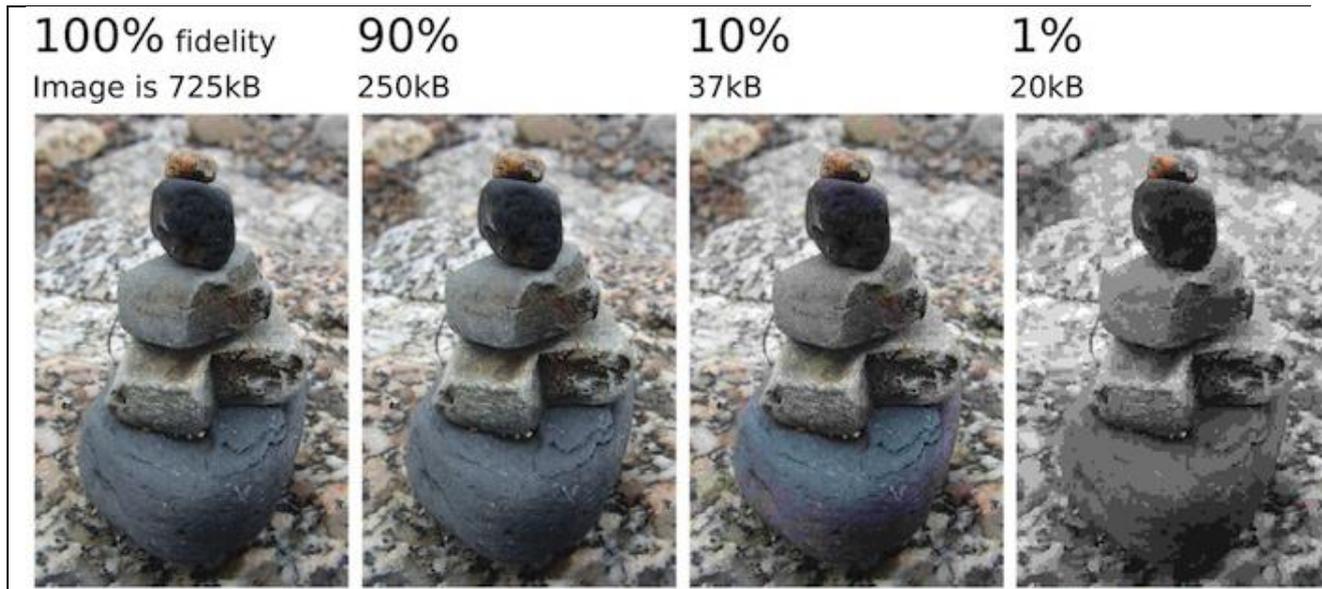


Figure III.9. La compression d'image [49]

III.9.2 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. À contrario, l'analyse à une résolution plus précise nous donnera tous les contours présents dans l'image.



Figure III.10. Détection de contours d'une image [49]

III.9.3 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. 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, voire même du type de donnée traitée.

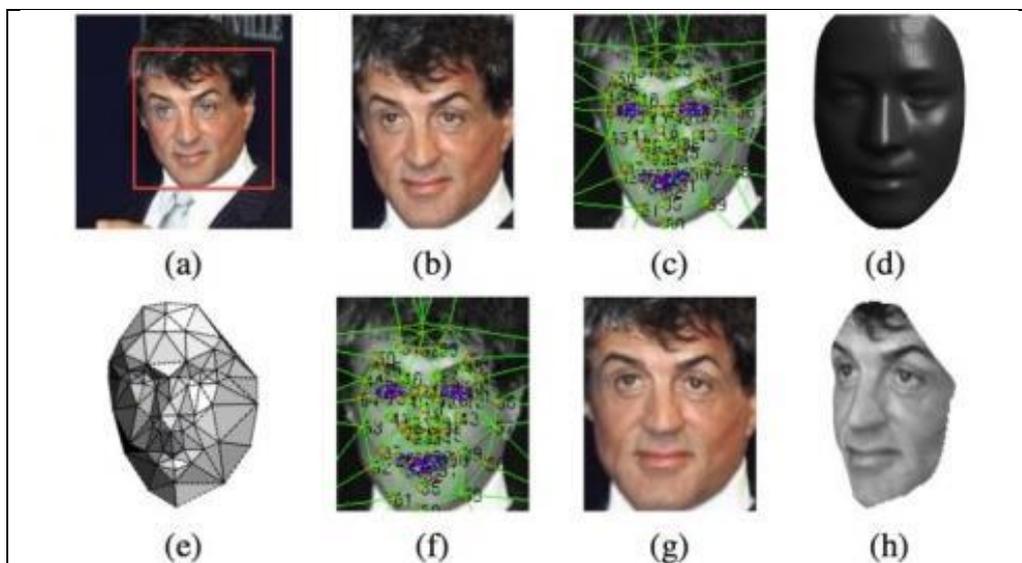


Figure III.11. Reconnaissance de texture d'un visage [49]

III.9.4 La réduction de bruit

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, à cause de son analyse multi-résolution, qui est un outil très efficace pour la réduction du bruit dans l'image numérique.

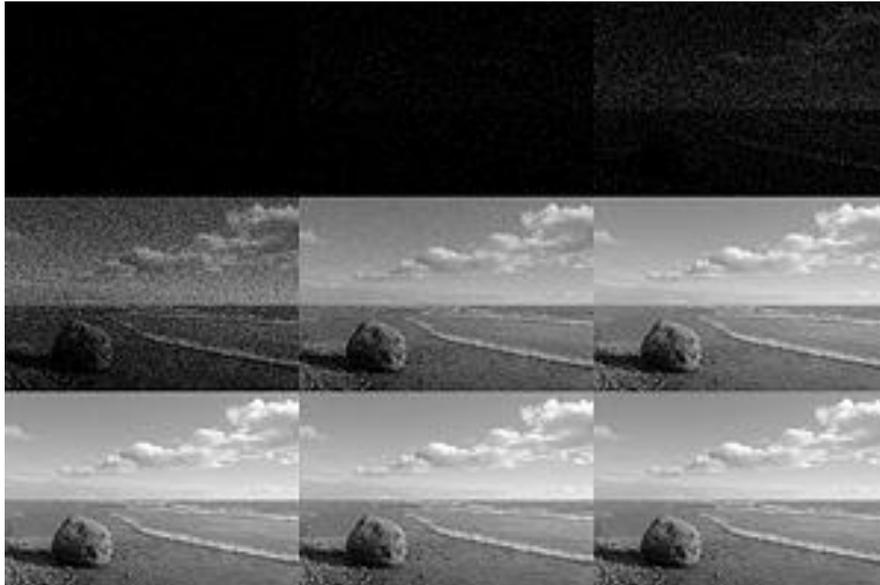


Figure III.12. Réduction de bruit dans une image [49]

III.10 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons défini la notion d'ondelette, nous avons commencé par décrire l'ondelette mère ainsi que ces propriétés. Pour ensuite présenter la transformée d'ondelette et ces différents familles, et finalement on s'est intéressé aux avantages des ondelettes surtout dans le domaine du traitement d'images dans le but d'extraire les paramètres du visage et réduire le bruit contenu dans l'image.

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

Chapitre IV :
État de l'art sur les réseaux de
neurones

IV.1 Introduction

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. Ces deux approches ne suffisent pas à répondre à tous les problèmes existants. Citons les domaines de la reconnaissance de formes (images ou signaux), de la traduction automatique. Pourtant, certains êtres vivants sont capables de réaliser ces opérations sans trop de difficulté. Une troisième approche au traitement automatique de l'information semble donc s'offrir à nous, où l'on cherche à s'inspirer du traitement de l'information effectué par le cerveau. Cette approche c'est les réseaux de neurones

Étudiés depuis la modélisation du neurone formel en 1943, les réseaux de neurones ont connu un essor considérable, notamment depuis la mise au point du premier algorithme d'apprentissage pour des neurones mis en réseaux en 1985. Ils constituent aujourd'hui un outil classique de l'intelligence artificielle. Ils ont pour avantage leur capacité d'apprentissage qui les rend utiles dans les problèmes pour lesquels il n'existe pas de solution algorithmique acceptable. De plus, leur parallélisme intrinsèque leur confère une grande rapidité de décision.

Ce chapitre présente de manière générale les réseaux de neurones, la topologie, les types et le mode d'apprentissage de ces derniers. Nous donnerons aussi la contribution de réseaux de neurones en classification d'images ainsi que ses avantages, ses points faibles et leurs applications.

IV.2 Pourquoi les réseaux de neurone ?

Grâce aux résultats théoriques et pratiques obtenus au cours des dernières années, les réseaux de neurones sont devenus un outil de plus en plus utilisé dans divers domaines (industrie, banque, services). Ils sont utilisés essentiellement pour résoudre des problèmes de classification, de reconnaissance de formes, d'association, d'extraction de caractéristique, et d'identification,... etc.

Comme nous l'avons mentionné dans l'introduction, les anciennes méthodes de construction de logiciels on montre leur limite faces à des problèmes comme la classification .l'approche basée sur les réseaux de neurone permet une certaine souplesse et des imprécisions qui n'affectent pas la fiabilité de l'ensemble et qui garantis une sûreté de fonctionnement ainsi qu'une grande capacité d'adaptation, d'apprentissage et de tolérance aux pannes.

Un intérêt particulier sera donne dans ce chapitre pour la classification d'image par réseaux de neurone.

IV.3 Le neurones

IV.3.1 Le neurone biologique

Le neurone biologique est une cellule vivante spécialisée dans le traitement des signaux électriques. Les neurones sont reliés entre eux par des liaisons appelées axones. Ces axones vont eux-mêmes jouer un rôle important dans le comportement logique de l'ensemble. Ils conduisent les signaux électriques de la sortie d'un neurone vers l'entrée (synapse) d'un autre neurone [50]. Les neurones font une sommation des signaux reçus en entrée et en fonction du résultat obtenu vont fournir un courant en sortie.

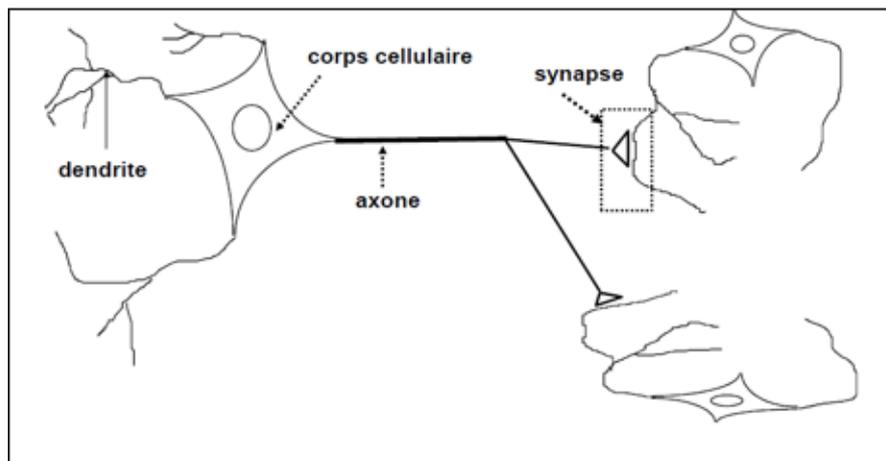


Figure IV.1 :neurone biologique[60]

Les neurones sont des cellules nerveuses décomposables en 4 parties principales :

- Les dendrites : sur lesquelles les autres cellules entrent en contact synaptique : c'est par eux que se fait la réception des signaux
- Le corps de la cellule ou noyau, c'est l'unité de traitement.
- L'axone est la partie où passent les messages accumulés dans le corps de la cellule.
- Les synapses, par lesquelles la cellule communique avec d'autres neurones, ce sont des points de connexion par où passent les signaux de la cellule.

IV.3.2 Le neurone artificielle

IV.3.2.1 Structure

Par analogie avec la biologie avec le neurone biologique le neurone artificiel est une unité de calcul simple, Chaque neurone artificiel est un processeur élémentaire. Il reçoit un nombre variable d'entrées en provenance de neurones amont. À chacune de ces entrées est associé un poids w abréviation de weight (poids en anglais) représentatif de la force de la connexion [51]. Chaque processeur élémentaire est doté d'une sortie unique, qui se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones aval. Chaque connexion est associée un poids.

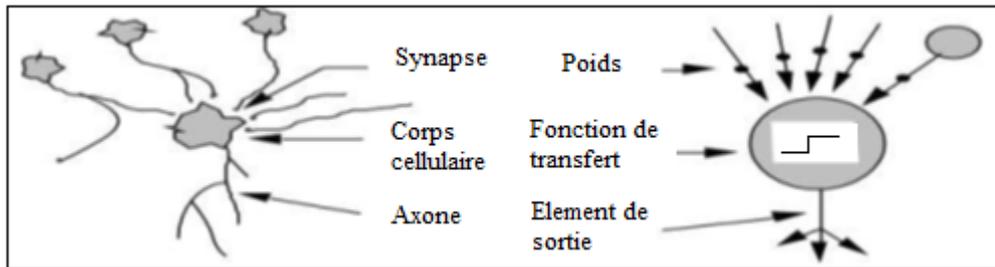


Figure IV. 2 : Correspondance neurone biologique / neurone artificiel [51]

IV.3.2.1 Comportement

Un neurone formel (artificiel) est une unité de traitement qui reçoit des données en entrée, sous la forme d'un vecteur, et produit une sortie réelle [52]. Cette sortie est une fonction des entrées et des poids des connexions.

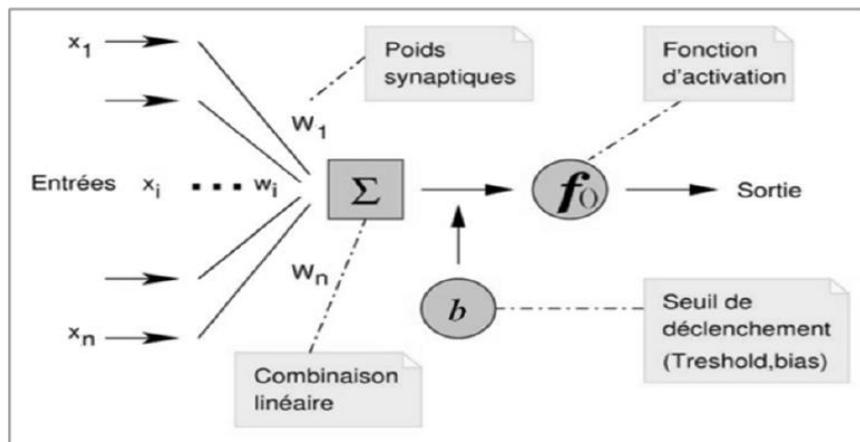


Figure IV.3 : Structure générale du neurone formel [50]

Par définition un neurone formel est une fonction algébrique non linéaire, paramétrée, à valeurs bornées. Il peut être caractérisé par [50] :

- La nature de ses entrées ($X_1, X_2, \dots, X_i, \dots, X_n$), qui peuvent être les entrées du réseau ou les sorties d'autres neurones du même réseau.
- La fonction d'entrée totale v définissant le prétraitement (combinaison linéaire) effectué sur les entrées comme :

$$v_j = \sum_{i=1}^n W_{ji} \cdot X_i + b_j.$$

- Une constante b appelé biais qui peut être considéré comme le poids d'une entrée
- Sa fonction d'activation, ou d'état f , définissant l'état interne du neurone en fonction de son entrée totale elle est définie comme suit :

$$f_j = g(v_j) = g(\sum_{i=1}^n W_i \cdot X_i + b).$$

Cette fonction peut prendre plusieurs formes, quelques-unes sont définies ci-dessous :

Nom de la fonction	Relation d'entrée/sortie	Icône
seuil	$a = 0$ si $n < 0$ $a = 1$ si $n \geq 0$	
seuil symétrique	$a = -1$ si $n < 0$ $a = 1$ si $n \geq 0$	
linéaire	$a = n$	
linéaire saturée	$a = 0$ si $n < 0$ $a = n$ si $0 \leq n \leq 1$ $a = 1$ si $n > 1$	
linéaire saturée symétrique	$a = -1$ si $n < -1$ $a = n$ si $-1 \leq n \leq 1$ $a = 1$ si $n > 1$	
linéaire positive	$a = 0$ si $n < 0$ $a = n$ si $n \geq 0$	
sigmoïde	$a = \frac{1}{1+\exp^{-n}}$	
tangente hyperbolique	$a = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$	
compétitive	$a = 1$ si n maximum $a = 0$ autrement	

Figure IV 3 : Les modèles de fonctions d'activation

V.4 Les réseaux de neurones

Un RNA (Réseau de neurone artificiel) peut être considéré comme une boîte noire, qui reçoit des signaux d'entrée et produit des signaux de sortie c'est un modèle mathématique composé d'un grand nombre d'éléments de calculs (neurones) opérant en parallèle et organisée sous forme de couches interconnectées [50].

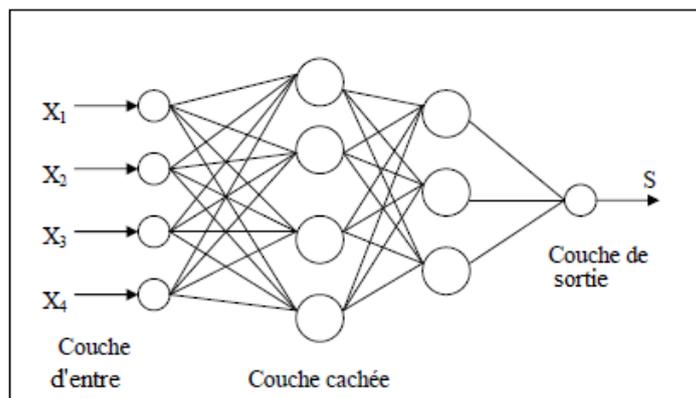


Figure IV 4 : Forme générale d'un Réseau de neurone

Nous pouvons distinguer trois types de couches dans un RNA :

- La première couche est appelée couche d'entrée. Elle recevra les données source que l'on veut utiliser pour l'analyse. Sa taille est donc directement déterminée par le nombre de variables d'entrées.
- La deuxième couche est la couche cachée. Dans cette couche, les fonctions d'activation sont en général non linéaires. Le choix de sa taille (nombre de neurones) n'est pas automatique et doit être ajusté. Il sera souvent préférable pour obtenir la taille optimale, d'essayer le plus de tailles possibles.
- La troisième couche est appelée couche de sortie. Elle donne le résultat obtenu après compilation par le réseau des données entrée dans la première couche. Sa taille est directement déterminée par le nombre de variables dont on a besoin en sortie. C'est le réseau statique non bouclé qu'on va utiliser dans cette étude, car les paramètres recherchés dans le présent projet de recherche sont indépendants du temps.

Les réseaux de neurones artificiels regroupent en réseaux un certain nombre de neurones formels connectés entre eux de diverses manières. Un réseau est défini par sa topologie, qui représente le type de connexion existant entre les divers neurones du réseau, par la fonction d'activation qui le caractérise et par les méthodes d'apprentissage utilisées pour trouver une relation non linéaire optimale par approximation entre les variables d'entrées et de sorties.

IV.5 Topologie des réseaux de neurones

Les connexions entre les neurones qui composent le réseau décrivent la topologie du modèle [51]. Elle peut être quelconque, mais le plus souvent il est possible de distinguer une certaine régularité.

IV.5.1 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 [51]. Habituellement, chaque neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante et celle-ci seulement.

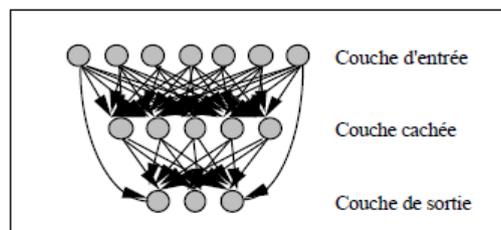


Figure IV 5 : Réseau multicouche [51]

IV.5.2 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 [51]. Les connexions sont donc moins nombreuses que dans le cas d'un réseau multicouche classique.

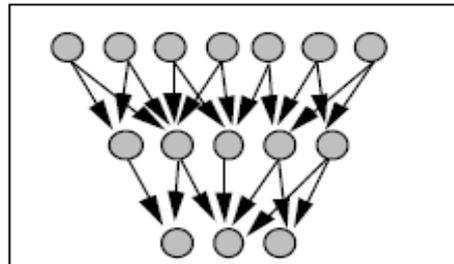


Figure IV 6 : Réseau à connexions locales [51]

IV.5.3 Réseau à connexions récurrentes

Les connexions récurrentes ramènent l'information en arrière par rapport au sens de propagation défini dans un réseau multicouche [51]. Ces connexions sont le plus souvent locales.

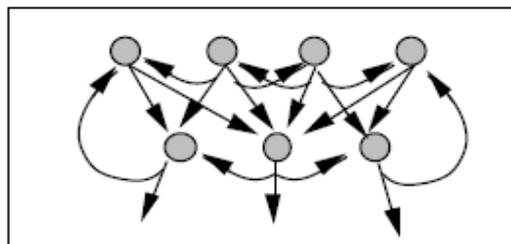


Figure IV 7 : Réseau à connexions récurrentes [51]

IV.5.4 Réseau à connexion complète

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

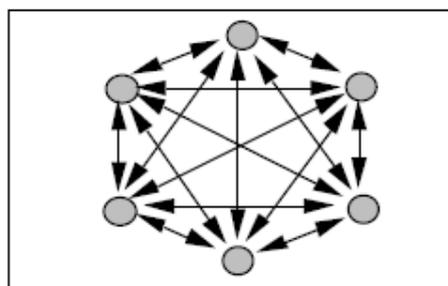


Figure IV 8 : Réseau à connexions complète [51]

IV.6 Types de réseaux de neurone

La manière de propager les informations dans un réseau de neurone dépend fortement de la topologie du réseau. Par conséquent, on peut classer les réseaux de neurones en deux grandes catégories, selon la dépendance de l'évolution de ceux-ci en fonction explicite du temps.

- Les réseaux statiques ou non-boucles (FEED FORWARD)
- Les réseaux dynamiques ou récurrents (FEED BACK)

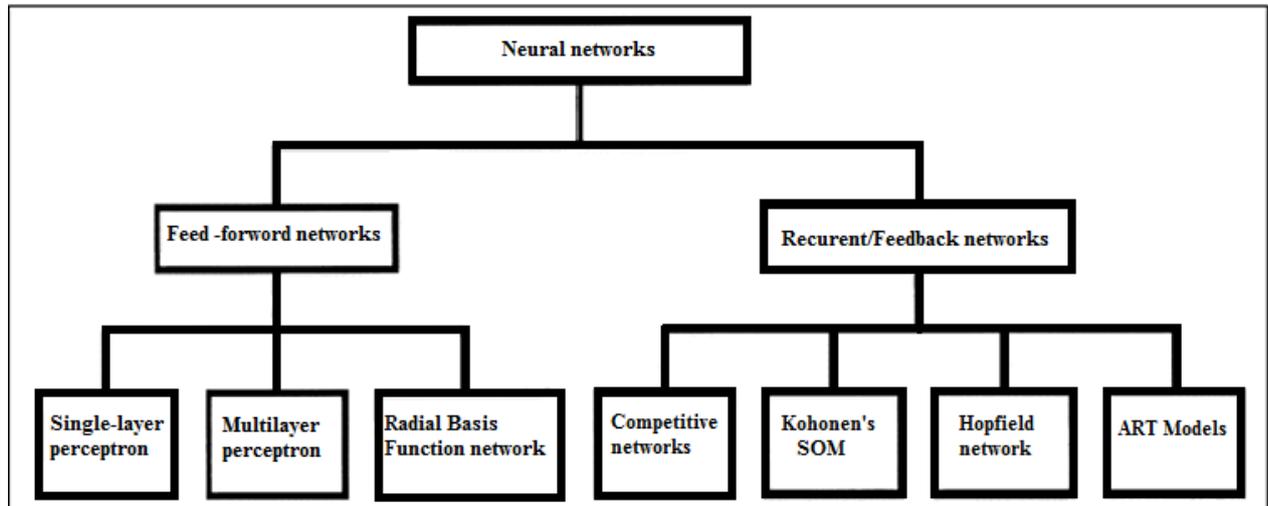


Figure IV 9 : Topologie des réseaux de neurone

IV.6.1 Les réseaux non-boucles (FEED FORWARD)

Un réseau de neurones non bouclé (ou statique) est représenté graphiquement par un ensemble de neurones "connectés" entre eux, l'information circulant 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 les "connexions" entre ceux-ci, le graphe d'un réseau non bouclé est acyclique [53].

Les réseaux de neurones non bouclés sont des objets statiques : si les entrées sont indépendantes du temps, les sorties le sont également. Ils sont utilisés principalement pour effectuer des tâches d'approximation de fonction non linéaire, de classification ou de modélisation de processus statiques non linéaires.

Dans ce genre de réseau le temps n'est pas un paramètre significatif. En d'autres termes, la modification d'entrée n'entraîne que la modification stable de la sortie, mais elle n'entraîne pas le retour de l'information de cette entrée

Quelques réseaux statiques sont donnés ci-dessous :

IV.6.1.1 Le perceptron monocouche

Le perceptron est un modèle de réseaux de neurones proposé par Rosenblatt. Il est inspiré du modèle formel de neurone apprentissage. Sous sa forme la plus simple, un perceptron est constitué d'une couche contenant N entrées (*couche d'entrée*) nourrissant une unique unité qui est un neurone. Le perceptron est donc un *réseau* ayant une unique sortie (*couche de sortie*)[55]. Le neurone de sortie utilise comme fonction d'activation la fonction de Heaviside.

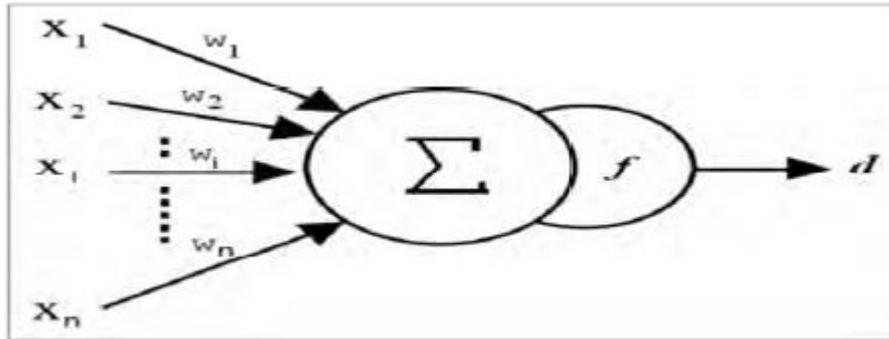


Figure IV 10 : perceptron monocouche [50]

Dans le perceptron, le vecteur formé par les différentes entrées ne peut être associé qu'à une des deux informations possibles en sortie -1 et 1 (ou 0 et 1). Ce réseau est capable de résoudre des opérations logiques simples comme les opérations "ET logique" ou "OU logique".

Un perceptron est défini par n entrées $(X_1, X_2, \dots, X_i, \dots, X_n)$, une sortie O , des coefficients synaptiques $(W_1, W_2, \dots, W_i, \dots, W_n)$ et un seuil (biais) θ . La sortie du perceptron est dépend du résultat d'une combinaison linéaire effectué sur les entrées comme suit :

$$v_j = \sum_{i=1}^n W_{ji} \cdot X_i + b_j.$$

La sortie O est calculée avec l'équation suivante :

$$O = \begin{cases} 1 & \text{si } v_j \geq \theta \\ 0 & \text{si } v_j < \theta \end{cases}$$

IV.6.1.2 Le perceptron multicouche (PMC)

Un *PMC* est un réseau feed-forward dans lequel chaque neurone de la première couche couchée reçoit toutes les données de la couche d'entrée et chaque neurone d'une couche d'un niveau supérieur (différent de la couche d'entrée) est connecté à tous les neurones de cette couche. Dans un PMC, les neurones peuvent utiliser une fonction d'activation de type sigmoïde [55]. Un PMC associe une entrée à une sortie et est capable de réaliser des tâches de classification, généralisation et de prédiction.

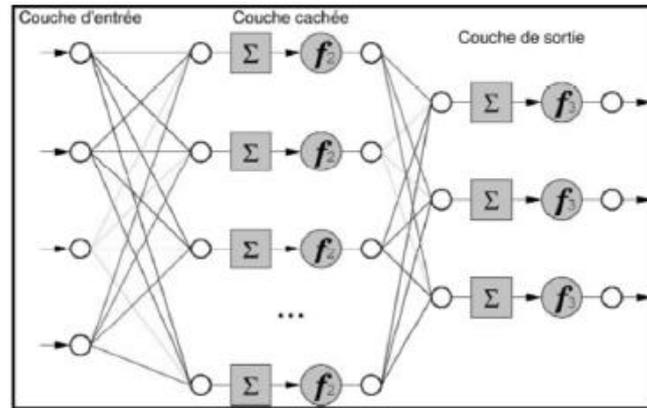


Figure IV 11 : perceptron multicouche [50]

Ce réseau utilise le modèle d'apprentissage supervisé où l'on fournit au réseau un ensemble d'exemples, chaque exemple est constitué d'un vecteur d'entrée (valeurs numériques) et de son vecteur de sortie désirée. Les poids sont aux débuts aléatoires, et c'est par un mécanisme « d'essai erreur correction » que ce type de réseau évolue vers un état stable. Cela porte le nom de règle Rétro propagation du Gradient (minimisation d'une fonction dépendante de l'erreur).

Le signal d'erreur est propagé dans le sens inverse de la couche de sortie aux nœuds de la couche cachée adjacente, chaque neurone reçoit une part de cette erreur selon sa contribution au vecteur de sortie, c'est-à-dire selon son poids synaptique [50]. Ce processus est répété à chaque itération, couche par couche, où les poids synaptiques vont être mis à jour, jusqu'à ce que le réseau converge vers un état stable.

IV.6.1.3 Les Réseaux de Fonctions à Base Radiale

Les Réseaux de Fonctions à Base Radiale, en anglais Radial Basis Function Network (RBFN), sont des réseaux similaires aux MLP en termes d'architectures et d'algorithmes d'apprentissage [57]. La différence réside dans l'utilisation des fonctions de transfert à base radiale (gaussienne).

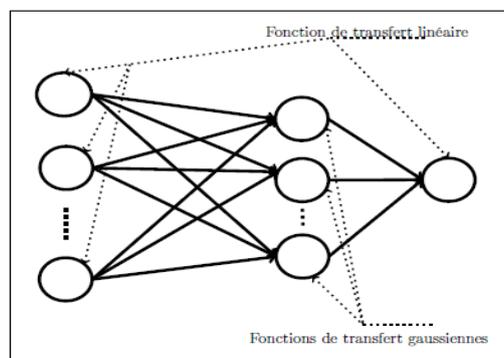


Figure IV 12 : Architecture générique d'un RBFN [57]

Dans les neurones de la couche cachée sont généralement utilisées des fonctions de transfert gaussiennes qui jouent le rôle de fonction noyau de modèle. Dans les neurones de la couche d'entrée et la couche de sortie, le plus fréquent est d'utiliser les fonctions de transfert linéaires.

IV.6.1.4 Adaline (Adaptive Linear Element)

ADALINE (Adaptive Linear Neuron ou plus tard Adaptive Linear Element) est un réseau de neurones artificiels simple-couche. Proposé par Widrow et 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 [56]. Il est capable de reconnaître des lettres par exemple quelle que soit leurs tailles et leurs orientations.

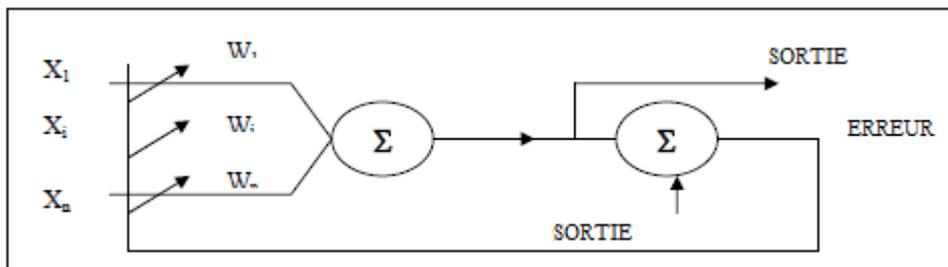


Figure IV 13 : Forme générale Adeline[56]

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 Widrow et Hoff, cette dernière consiste à minimiser la fonction d'erreur quadratique

IV.6.2 Les réseaux récurrents (FEED BACK)

Contrairement aux réseaux de neurones non bouclés (ou dynamiques) dont le graphe de connexions est acyclique, les réseaux de neurones bouclés peuvent avoir une topologie de connexions quelconque, comprenant notamment des boucles qui ramènent aux entrées la valeur d'une ou plusieurs sorties. Pour qu'un tel système soit causal, il faut évidemment qu'à toute boucle soit associé un retard : un réseau de neurones bouclé est donc un système dynamique, régi par des équations différentielles [53]. Comme l'immense majorité des applications sont réalisées par des programmes d'ordinateurs, on se place dans le cadre des systèmes à temps discret, où les équations différentielles sont remplacées par des équations aux différences.

Les réseaux de neurones bouclés sont utilisés pour effectuer des tâches de modélisation de systèmes dynamiques, de commande de processus, ou de filtrage.

Quelques réseaux dynamiques sont donnés ci-dessous :

IV.6.2.1 Réseau de Hopfield(HNN)

Ces réseaux sont des réseaux récurrents, un peu plus complexes que les perceptrons multicouches. Chaque cellule est connectée à toutes les autres et les changements de valeurs de cellules s'enchaînent en cascade jusqu'à un état stable [56]. Ce réseau est surtout utilisé au tant que mémoire associative. Il est formé de N neurones ne pouvant envoyer et recevoir que des valeurs binaires $\{1, -1\}$ ou bien $\{1$ et $0\}$. La fonction de transfert de chaque neurone est une fonction à seuil. Ce type de réseaux est très bien adapté à la reconnaissance de formes.

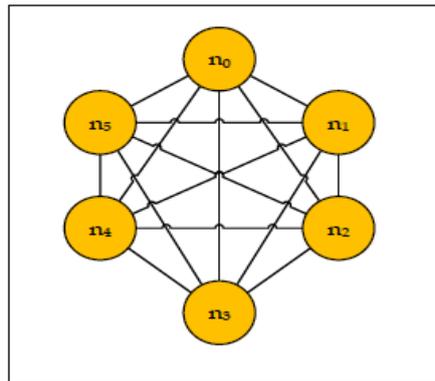


Figure IV 14 : Réseau de Hopfield à 6 neurones [56]

L'algorithme régissant le réseau est basé sur une fonction de LYAPOUNOV qui sert à étudier l'équilibre dans des systèmes complexes. La première phase consiste à initialiser les connexions entre neurones : il s'agit de mémoriser M exemples. On présente une forme au réseau, on itère jusqu'à ce que le réseau se stabilise. Le mode d'apprentissage utilisé ici est le mode non supervisé.

IV.6.2.2 Les réseaux de neurones compétitifs

Un réseau à compétition est un réseau monocouche, la couche de sortie étant entièrement connectée, c'est-à-dire qu'une cellule de cette couche est connectée à toutes les autres, un lien excitateur revient sur lui-même, tandis que des liens inhibiteurs la connectent à ses voisins. Lorsque l'on présente un patron en entrée, les cellules de la couche de sortie reçoivent une activation [59]. À ce moment, les cellules de la couche de sortie entrent en compétition pour déterminer quelle sera la cellule qui sera finalement activée.

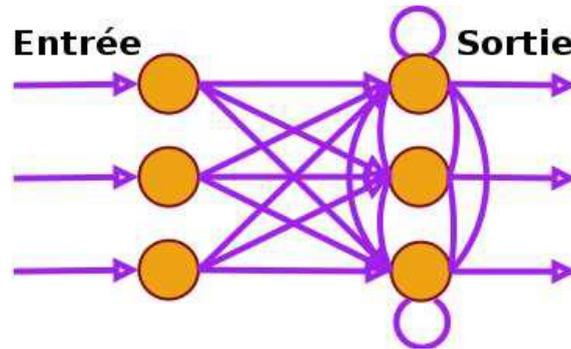


Figure IV 15 : Les réseaux à compétition [59]

L'inhibition est une propriété tirée du neurone biologique qui consiste à transmettre son excitation aux neurones voisins dans un rayon très court et inhibe les neurones situés à plus grande distance.

IV.6.2.3 La carte auto-organisatrice de Kohonen (SOM)

Dans les *cartes auto-organisatrices* (Self-Organising Maps : SOM) de Kohonen, le réseau est muni de deux couches. Toutes les entrées sont associées à tous les neurones de la couche de sortie. Les neurones (de sortie) sont organisés généralement selon une grille 2D. Cette organisation définit aussi pour chaque neurone quels sont ses voisins [55]. Chaque neurone a une coordonnée précise par rapport à cette grille se situe à une distance précise des autres neurones.

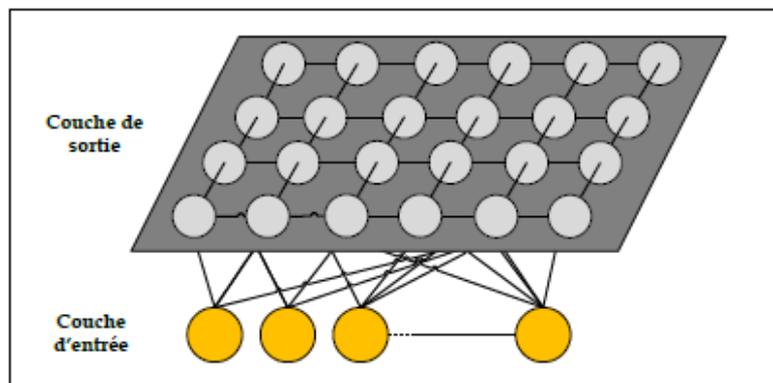


Figure IV 16 : carte auto-organisatrice de Kohonen[55]

Le principe de fonctionnement de cette carte auto-organisatrice de Kohonen consiste à initialiser les connexions de manière aléatoire, ensuite calculer la distance euclidienne qui s'étend entre l'entrée et chaque neurone de sortie, puis choisir le neurone de distance minimale. Il ne reste qu'à modifier les points des connexions de neurones appartenant à son voisinage et d'itérer le processus « suivant la loi de HEBB » après avoir réduit le voisinages.

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 [56]. L'apprentissage dans les cartes auto-organisatrices est un apprentissage compétitif.

IV.6.2.4 Les réseaux ART

ART (Adaptive Resonance Theory) est un modèle de réseau de neurones à architecture évolutive développé en 1987 par Carpenter et Grossberg. Dans la plupart des réseaux de neurones, deux étapes sont considérées. La première est la phase d'apprentissage : les poids des connexions sont modifiés selon une règle d'apprentissage. La deuxième est la phase d'exécution où les poids ne sont plus modifiés. Avec le réseau ART, ces deux étapes sont réalisées simultanément. Le réseau en phase de test, s'adapte à des entrées inconnues en construisant de nouvelles classes (ajout de neurones) tout en dégradant au minimum les informations déjà mémorisées [51]. Il existe plusieurs versions de réseaux (ART1, ART2, ART3). Le réseau ART1 est un réseau à entrées binaires.

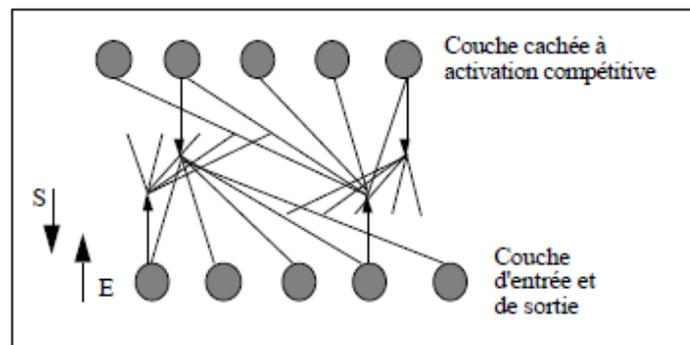


Figure IV 17 : Architecture du réseau ART 1[51]

Le réseau ART1 est formé d'une couche d'entrée qui est aussi la couche de sortie et d'une couche cachée. Chaque neurone de la couche d'entrée est relié à tous les neurones de la couche cachée et, inversement. À chaque connexion est associé un poids. Le mode d'apprentissage dans les ART peut être supervisé ou non.

IV.7 Apprentissage des réseaux de neurones

Définir une architecture spécifique d'un réseau est insuffisant pour résoudre un problème donné. Il faut déterminer une configuration de poids adaptée au problème, c'est le rôle du processus d'apprentissage.

L'apprentissage consiste en un entraînement du réseau ; on présente au réseau des entrées et on lui demande de modifier sa pondération de telle sorte que l'on retrouve la sortie correspondante. L'algorithme consiste dans un premier temps à propager vers l'avant les entrées jusqu'à obtenir une entrée calculée par le réseau. La seconde étape compare la sortie calculée à la sortie réelle connue. On modifie alors les poids de telle sorte qu'à la prochaine itération, l'erreur commise entre la sortie calculée et connue soit minimisée.

Malgré tout, il ne faut pas oublier que l'on a des couches cachées. On rétro-propage alors l'erreur commise vers l'arrière jusqu'à la couche d'entrée tout en modifiant la pondération [58]. On répète ce processus sur tous les exemples jusqu'au temps que l'on obtienne une erreur de sortie considérée comme négligeable.

IV.7.1 Type 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, il peut être séparé en quatre familles :

IV.7.1.1 Apprentissage supervisé

Dans ce cas, la connaissance a priori de la sortie désirée est nécessaire. On présente au réseau le vecteur d'entrée puis on calcule sa sortie, cette dernière sera comparée avec la sortie désirée, ensuite les poids sont ajustés de façon à réduire l'écart entre elles. Cette procédure est répétée jusqu'à ce qu'un critère de performance soit satisfait.

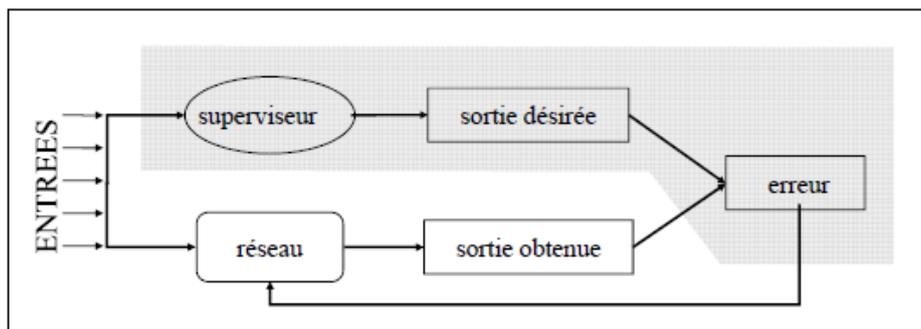


Figure IV 18 : Apprentissage supervisé [61]

Ces algorithmes sont particulièrement dédiés aux problèmes de classification des données bruitées ou incomplètes

IV.7.1.2 Apprentissage semi supervisé (renforcement)

Le renforcement est en fait une sorte d'apprentissage supervisé, dans la catégorie des modes supervisés. Dans cette approche le réseau doit apprendre la corrélation entrée/sortie via une estimation de son erreur, c'est-à-dire du rapport échec/succès. Le réseau va donc tendre à maximiser un index de performance qui lui est fourni, appelé signal de renforcement. Le système étant capable ici, de savoir si la réponse qu'il fournit est correcte ou non, mais il ne connaît pas la meilleure réponse.

IV.7.1.3 Apprentissage non supervisé (ou auto-organisationnel)

Avec l'apprentissage non supervisé, le réseau de neurones s'ajuste uniquement en fonction de l'ensemble d'entrées. Il n'est pas nécessaire de connaître a priori les résultats et de constituer un ensemble de sorties désirées.

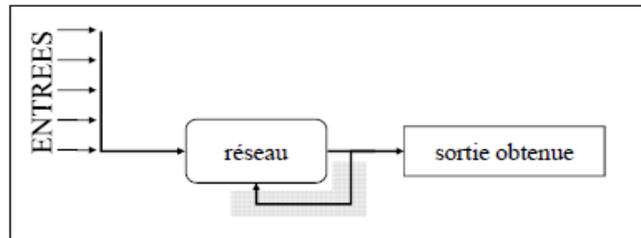


Figure IV 19 : Apprentissage non supervisé [61]

Ce type d'apprentissage utilise une fonction de auto organisation pour déterminer ses sortie en fonction des similarités des entrées du réseau .ce type d'apprentissage est dit compétitif et /ou coopératif.

IV.7.1.4 Apprentissage hybride (mixte)

Dans l'apprentissage mixte, l'apprentissage à partir d'explications n'utilise qu'un seul exemple. L'apprenant n'est pas «parfait», il peut avoir besoin d'explications sur d'autres exemples pour bien comprendre un concept [59].

Le mode mixte reprend en fait deux autres approches puisque une partie des poids va être déterminée par apprentissage supervisé et l'autre partie par apprentissage non-supervisé.

IV.7.2 Réglé d'apprentissage

Les stratégies des modifications des poids synaptiques sont dérivées des règles générales suivantes :

IV.7.2.1 La règle de HEBB

La loi de Hebb (1949) s'applique aux connexions entre neurones, Cette règle, basée sur des données biologiques, modélise le fait que si des neurones, de part et d'autre d'une synapse, sont activés de faon synchrone et répétée, la force de la connexion synaptique va aller croissant [59]. Cette règle peut s'exprimer de la façon suivante :

$$W_{ij}(t + 1) = W_{ij}(t) + \eta Y_j(t) X_i(t)$$

Où :

$Y_j(t)$ et $X_i(t)$ sont les sorties, au temps t des neurones

i et j dont le poids de connexion (entre i et j) vaut $W_{ij}(t)$

η est le coefficient d'apprentissage, où X_i est l'entrée de la synapse.

Il est à noter ici que l'apprentissage est localisé, c'est-à-dire que la modification d'un poids synaptique W_{ij} ne dépend que de l'activation d'un neurone i et d'un autre neurone

IV.7.2.2 Apprentissage de Boltzmann

Les réseaux de Boltzmann sont des réseaux symétriques récurrents. Ils possèdent deux sous-groupes de cellules, 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 «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 [59]. 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.7.2.3 Règle de correction d'erreurs

Cette règle s'inscrit généralement 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. 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 ». Notez que l'apprentissage n'intervient seulement que lorsqu'une erreur est faite, dans le cas contraire, les poids demeurent inchangés [59]. Cette règle est donc une forme modifiée de la règle d'apprentissage de Hebb.

IV.7.2.4 Apprentissage par compétition

À la différence de la règle de Hebb (dans laquelle plusieurs neurones peuvent être activés en sortie), cet apprentissage n'active qu'un seul neurone. 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. À noter que seules les connexions du vainqueur sont mises à jour.

IV.7.3 Classification des différents apprentissages

Paradigme	Règle d'apprentissage	Architecture	Algorithme	Tâches
Supervisé	Correction d'erreur Bolzman Hebb Par compétition	Perception simple ou multi-couches Récurrente Multi-couches non bouclés à compétition ART	Perception rétro propagation, adaline, madaline Apprentissage de Boltzmann Analyse de discrim- inants linéaires LVQ ARTMap	Classification, approximation de fonctions, prédiction, contrôle Classification Analyse de données, classification Catégorisation au sein d'une classe, compression de données Classification, catégorisation au sein d'une classe
Non supervisé	Correction d'erreur Hebb Par compétition	Multi-couches non bouclés à compétition Cartes de Kohonen ART	Projection de Sammon Analyse en composantes principales VQ SOM ART-1, ART-2	Analyse de données Analyse de données, compression de données Catégorisation, compression de données Catégorisation, analyse de données Catégorisation
Hybride	Correction d'erreur et par compétition	RBF	RBF	Classification, approximation de fonctions, prédiction, contrôle

Tableau VI 1 : Synthèse de la classification

IV.8 Les avantages et les inconvénients des réseaux de neurone

IV.8.1 Les avantages des réseaux de neurones

Les RNA fonctionnent sans programme, n'exécutent pas d'instructions, et ne manipulent pas de nombres [56]. La destruction d'une partie de ces circuits n'empêche pas le réseau de fonctionner. Ces principaux avantages sont :

- *Souplesse* : les réseaux de neurones sont capables de traiter une gamme très étendue de problèmes. Classification, filtrage, compression de données, contrôleur, etc...
- *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.
- *Capacité d'apprentissage* : elle permet aux réseaux de tenir compte des contraintes et des données provenant de l'extérieur. Elle se caractérise dans certains réseaux par leur capacité d'auto organisation qui assure leur stabilité.
- *Mémoire distribuée* : la mémoire est répartie sur plusieurs entités et sur tout le réseau.
- *Généralisation* : elle permet au réseau de trouver une solution généralisée applicable à tous les exemples du problème, même s'ils contiennent des erreurs ou sont inachevés ou ne sont pas présentés pendant l'apprentissage.
- *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.8.2 Les points faibles des réseaux de neurones

- *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.9 Domain d'application

Aujourd'hui, les réseaux de neurones ont de nombreuses applications dans des domaines très variés [54] :

- traitement d'image : compression d'images, reconnaissance de caractères et de signatures, reconnaissance de formes et de motifs, cryptage, classification, ...
- traitement du signal : traitement de la parole, identification de sources, filtrage, classification, ...
- traitement automatique des langues : segmentation en mots, représentation sémantique des mots (plongements lexicaux), étiquetage morphosyntaxique, traduction automatique, ...
- contrôle : diagnostic de pannes, commande de processus, contrôle qualité, robotique.
- optimisation : allocation de ressources, planification, régulation de trafic, gestion, finance, ...
- simulation : simulation boîte noire, prévisions météorologiques
- classification d'espèces animales étant donnée une analyse ADN
- modélisation de l'apprentissage et perfectionnement des méthodes de l'enseignement
- approximation d'une fonction inconnue ou modélisation d'une fonction connue mais complexe à calculer avec précision
- prévision de consommation d'eau (Lyonnaise, CGE), d'électricité (EDF), de trafic routier (Cofiroute), de cours boursiers...
- identification de procédé industriel (Air liquide, ElfAtochem, ciments Lafarge...)

IV.10 Réseaux de neurones et classification d'images

Les données des pixels d'une image sont complexes, variables et entachées de bruit. Causer par la source de leur provenance le monde réel. Ce qui rend la reconnaissance d'objets dans les images autant plus difficile. Les réseaux de neurone fournissent les techniques pour les résolutions de ces problèmes. Deux méthodes seront présentées dans ce qui suit :

➤ Les systèmes de reconnaissance des images classiques est généralement composés de deux blocs : un extracteur de caractéristiques (feature extractor en anglais), suivi d'un classifieur entraînable simple. L'extracteur de caractéristiques consiste à transformer le tableau de nombres représentant l'image en une série de nombres, un vecteur de caractéristiques. Ce vecteur est envoyé au classifieur. Ce dernier calcule une somme pondérée des caractéristiques : chaque nombre est multiplié par un poids avant d'être sommé. Si la somme est supérieure à un seuil, la classe est reconnue. Les poids sont différents pour les classifieurs de chaque catégorie, et ce sont eux qui sont modifiés lors de l'apprentissage [62]. Les premières méthodes de classification linéaire entraînable datent de la fin des années cinquante et sont toujours largement utilisées aujourd'hui. Elles prennent les doux noms de perceptron ou régression logistique.

Le problème de l'approche classique de la reconnaissance des images est qu'un bon extracteur de caractéristiques est très difficile à construire, et qu'il doit être repensé pour chaque nouvelle application. C'est là qu'intervient l'apprentissage profond ou deep Learning

➤ L'idée du deep Learning est simple : le système entraînable est constitué d'une série de modules chacun représentant une étape de traitement. Chaque module est entraînable, comportant des paramètres ajustables similaires aux poids des classifieurs linéaires. Le système est entraîné de bout en bout : à chaque exemple, tous les paramètres de tous les modules sont ajustés de manière à rapprocher la sortie produite par le système de la sortie désirée

Pour pouvoir entraîner le système de cette manière, il faut savoir dans quelle direction et de combien ajuster chaque paramètre de chaque module [63]. Pour cela il faut calculer un gradient, c'est-à-dire pour chaque paramètre ajustable, la quantité par laquelle l'erreur en sortie augmentera ou diminuera lorsqu'on modifiera le paramètre d'une quantité donnée. Le calcul de ce gradient se fait par la méthode de rétro propagation.

Dans sa réalisation la plus commune, une architecture profonde peut être vue comme un réseau multicouche d'éléments simples, interconnectés par des poids entraîlables.

II.11 Conclusion

Nous avons consacré ce chapitre à la présentation des notions de base sur le neurone formel et le Neurone biologique, ceci dans le but d'introduire les réseaux de neurone

Par la suite nous avons exposé les différents types, topologies et modes d'apprentissage existants des réseaux de neurones ainsi que leurs avantages, leurs inconvénients.

Enfin, nous avons cité et quelques domaines d'application des réseaux de neurones et leurs'utilisation dans la classification d'images, et cela en présentant deux méthodes de classifications par réseaux de neurone : l'approche classiques et le deep Learning.

Dans le chapitre suivant on va bien détailler les différentes étapes de conceptions et de réalisations.

Chapitre V :
Conception et réalisation

V.1 Introduction

Dans ce chapitre on se focalisera sur l'étude analytique du fonctionnement du système, la description des différentes étapes de sa réalisation, et les détails d'implémentation des différents modules

Nous débuterons par montrer les différents cas d'usage, ensuite on montrera les outils utilisés pour la réalisation de notre application, enfin on présentera quelque interface de notre application

V.2 Mise en situation

L'ensemble de notre travail consiste à réaliser un système de reconnaissance de visage qui réunit quelques exigences de performance dont quelques-unes sont mentionnés ci-dessous :

- Nous avons besoin d'avoir un système biométrique fiable
- reconnaître le maximum de personnes possible
- Ajouter et mémoriser de nouvelle personne
- Assure d'avoir des taux de performance acceptable
- Avoir la possibilité de configurer les paramètres pour une bonne identification

Donc notre but à atteindre est de choisir la configuration adéquate pour obtenir le meilleur système biométrique possible en termes de taux de performance

V.3 Conception

Dans cette première partie du chapitre, 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 et en montrant l'interaction entre ces derniers à travers plusieurs diagrammes.

V.3.1 Les acteurs du système

Un acteur représente l'abstraction d'un rôle joué par une entité externe qui interagit directement avec le système étudié. Les différents acteurs de notre système sont mentionnés dans le tableau ci-dessous :

Acteur	Description	Rôle
Administrateur	C'est la personne responsable de la gestion du système et de son bon fonctionnement, en effectuant plusieurs tâches	<ul style="list-style-type: none"> • Gestion de la base de données. • gère les clients du système. • Test et réglage des paramètres du système
individu Test	Est la personne qui soit demande une autorisation d'accès (authentification), ou qui va être identifiée.	<ul style="list-style-type: none"> • s'identifier/s'authentifier au près du système.

Tableau V.1 : Les acteurs du système

V.3.2 Diagramme du cas d'utilisation globale

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

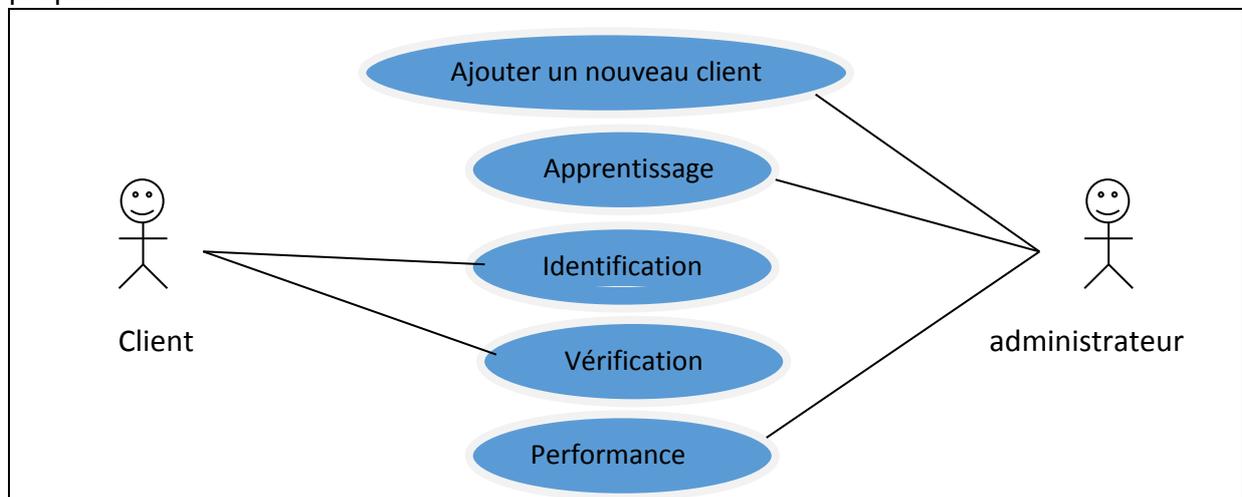


Figure V.1 : Diagramme du cas d'utilisation globale

V.3.2.1 Description textuelle des cas d'utilisation

Dans cette phase, nous allons décrire le fonctionnement du système.

Cas d'utilisation : Apprentissage
<p>Acteur : l'administrateur.</p> <p>Résumé : récupération des 5 images de chaque client du système à partir d'une base de données (ORL). Ensuite les utilisées pour générer un modèle unique qui sera stocké avec les informations personnelles dans une base de données pour une utilisation ultérieure.</p> <p>Scénario nominal :</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. prendre n images de la base de données pour faire l'apprentissage. 2. Application des prétraitements sur les n image, pour éliminer le bruit. 3. Extraction des paramètres de l'ensemble des images d'apprentissage en utilise la 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 : charger une image à partir d'une base de données ou capturer une image de son visage. À 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 la prendre 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 de 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 : faire 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 fausses acceptations « FAR »)

Scénario nominal :

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
<p>Acteur : Administrateur.</p> <p>Résumé : 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.</p> <p>Scénario nominal :</p> <ol style="list-style-type: none"> 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.3.3 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.3.3.1 Cas d'utilisation : Apprentissage

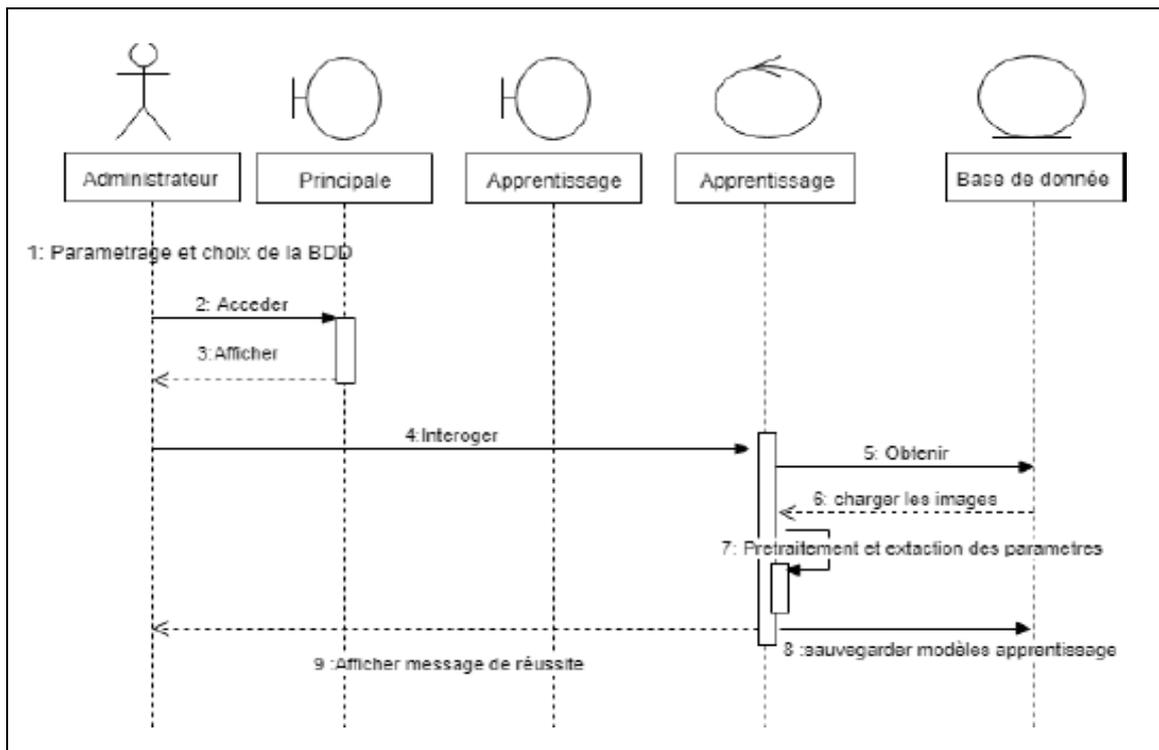


Figure V.2 : Diagramme de séquence cas d'utilisation « Apprentissage »

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 utilisant 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.3.3.2 Cas d'utilisation : Identification

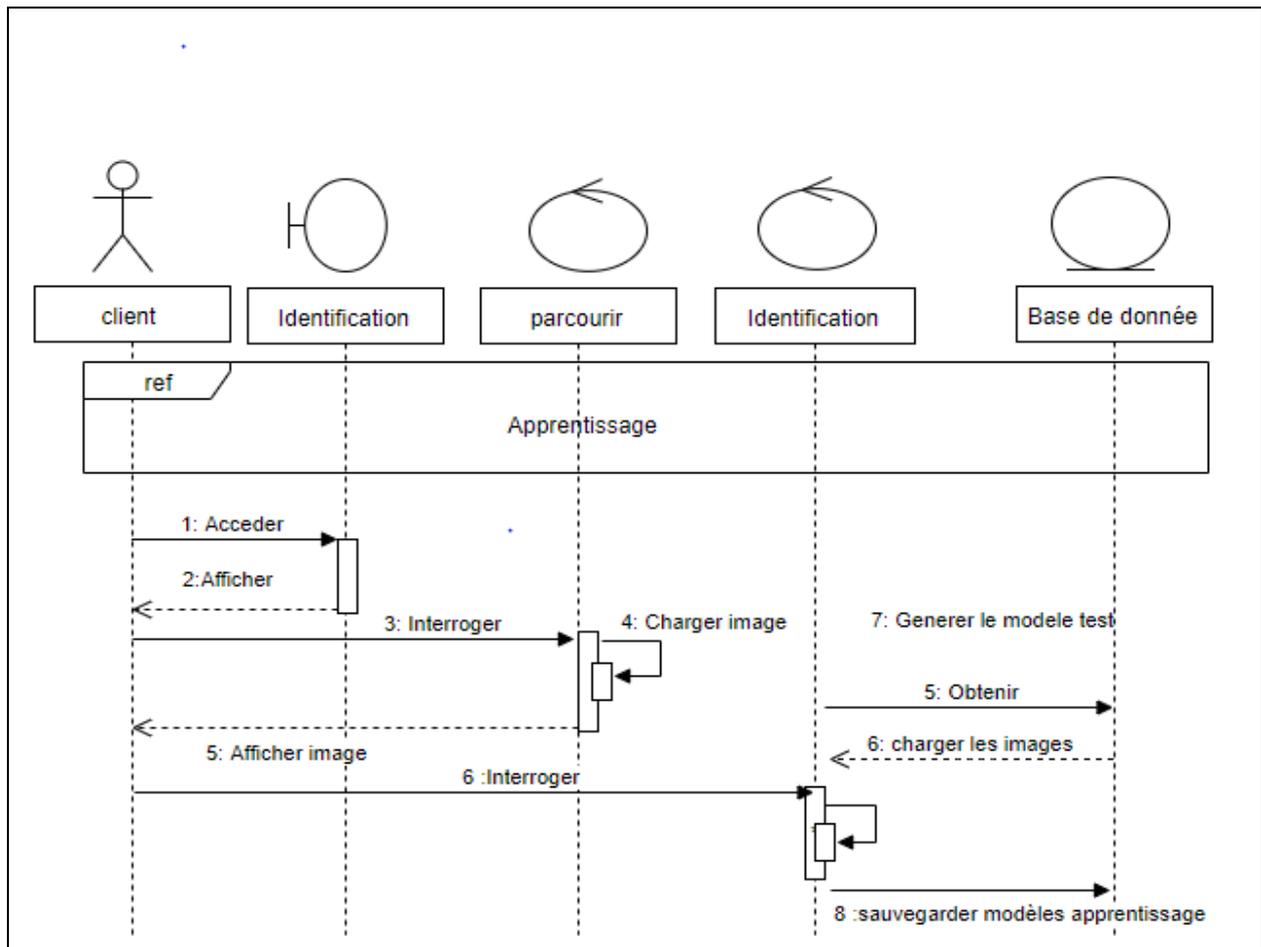


Figure V.3 : Diagramme de séquence cas d'utilisation « Identification »

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.3.3.3 Cas d'utilisation : Authentification

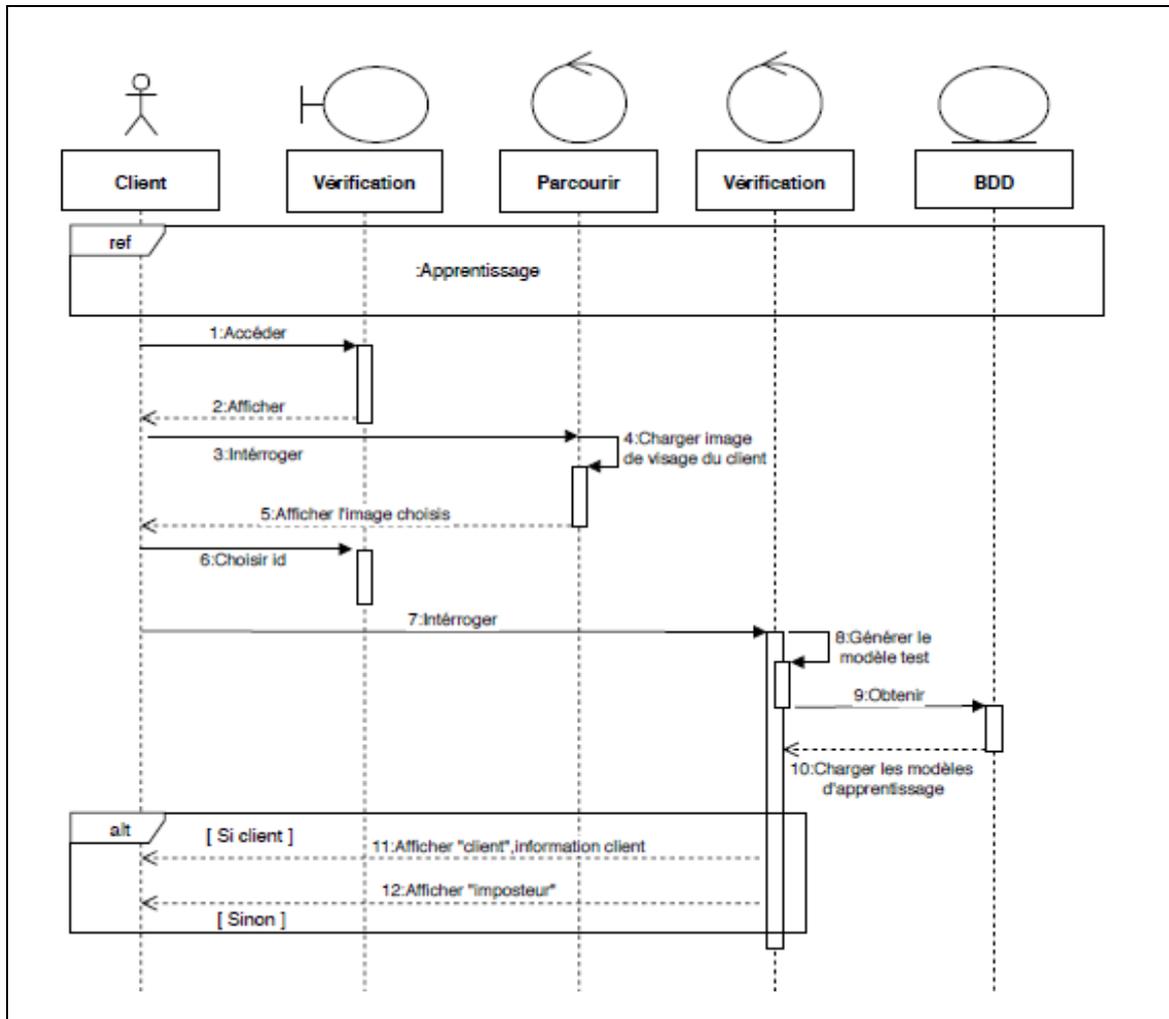


Figure V.4 : Diagramme de séquence cas d'utilisation « authentification »

Description du scénario de d'authentification :

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.3.3.4 Cas d'utilisation : Performance

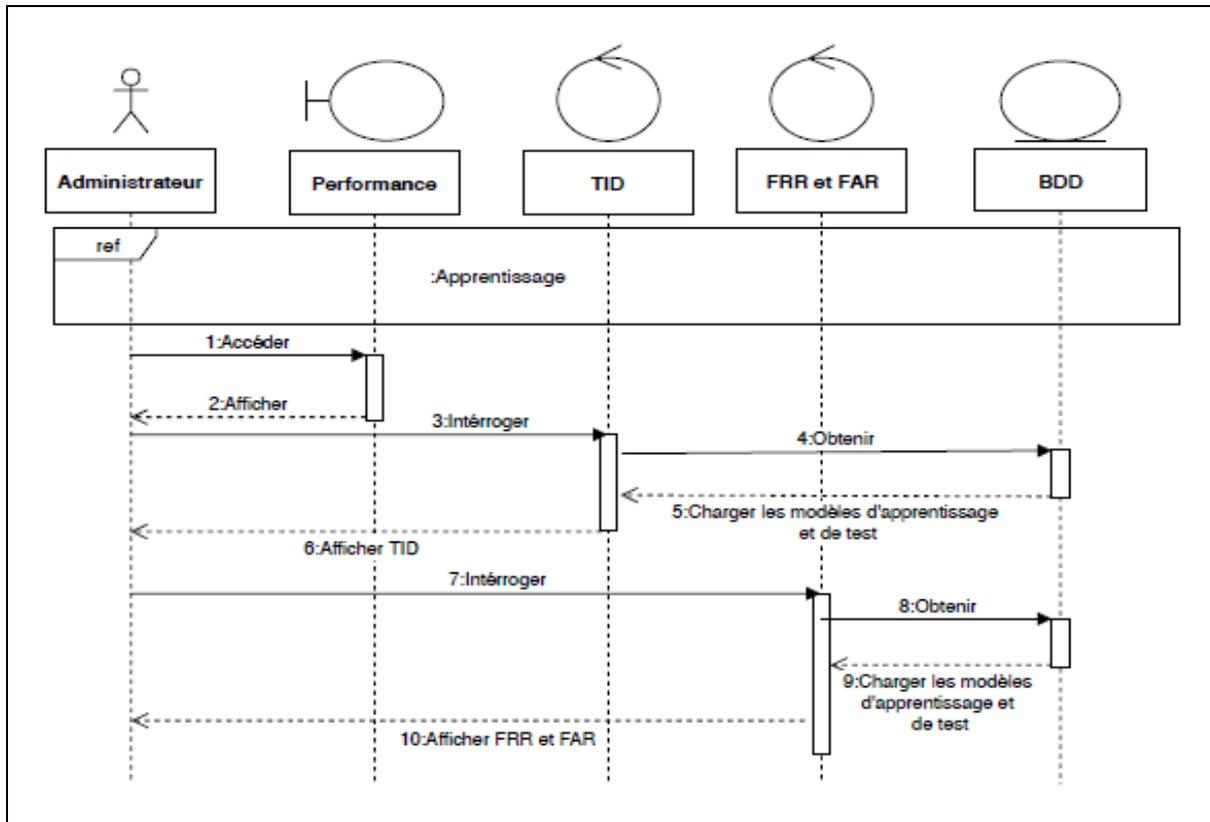


Figure V.5 : Diagramme de séquence cas d'utilisation « Performance »

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.3.4 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 :

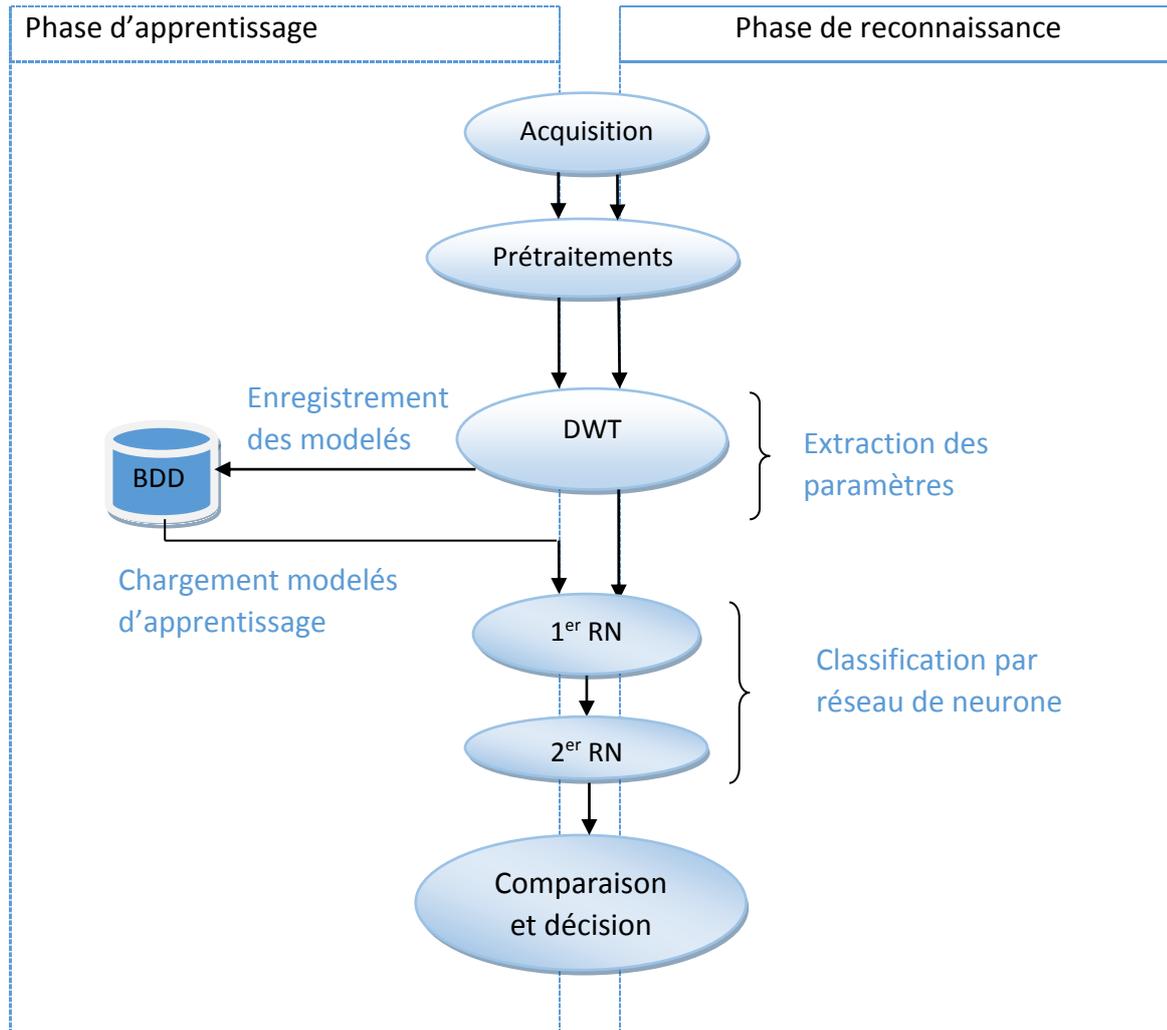


Figure V.6 : Diagramme de fonctionnement du système

Dans ce qui suit nous définirons les modules qui constituent chaque unité, ainsi que les algorithmes utilisés, enfin le calcul des performances du système.

V.3.4.1 L'apprentissage

Le processus d'apprentissage est illustre ci-dessous et les différents modules qui le composent sont détaillés par la suite :

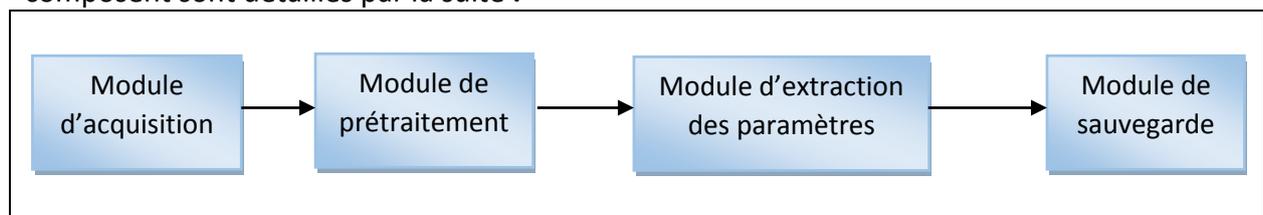


Figure V.7 : Représentation modulaire de la phase d'apprentissage

V.3.4.1.1 Module d'acquisition

L'acquisition de l'image 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 :

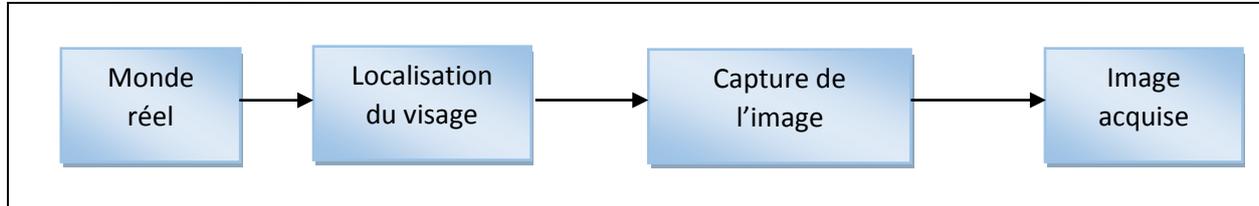


Figure V.8 : Processus d'acquisition

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 traitée. 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.

V.3.4.1.2 Module de prétraitement :

Le prétraitement est nécessaire sur l'image acquise pour éliminer le bruit généré par l'environnement et la préparer à la phase d'extraction des paramètres. La figure ci-dessous illustre les étapes à suivre :

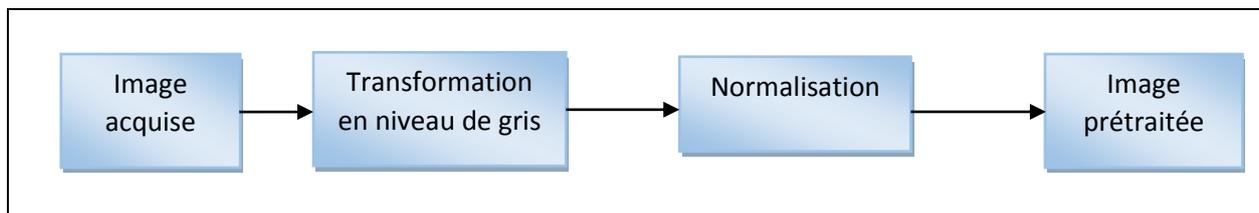


Figure V.9 : Représentation de l'étape prétraitement

V.3.4.1.3 Module d'extraction des paramètres :

L'extraction des paramètres 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 01 :

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 ACP.

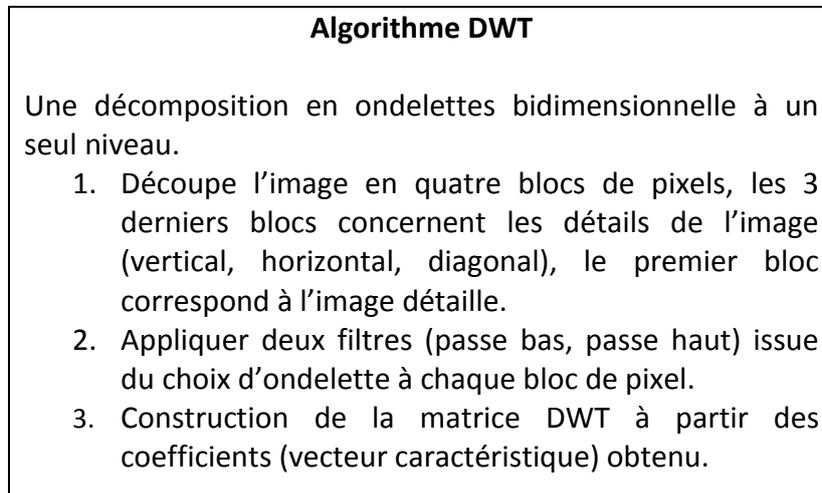


Figure V.10 : Algorithme DWT

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

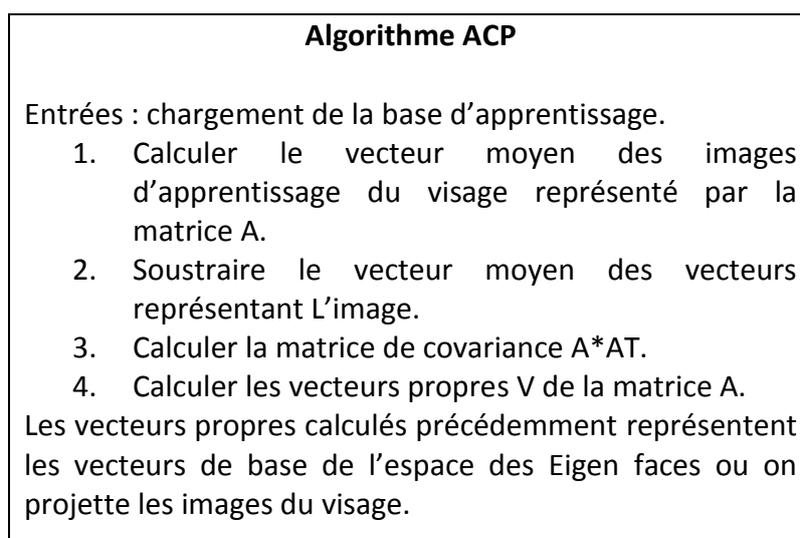


Figure V.11 : Algorithme ACP

Approche 02 :

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

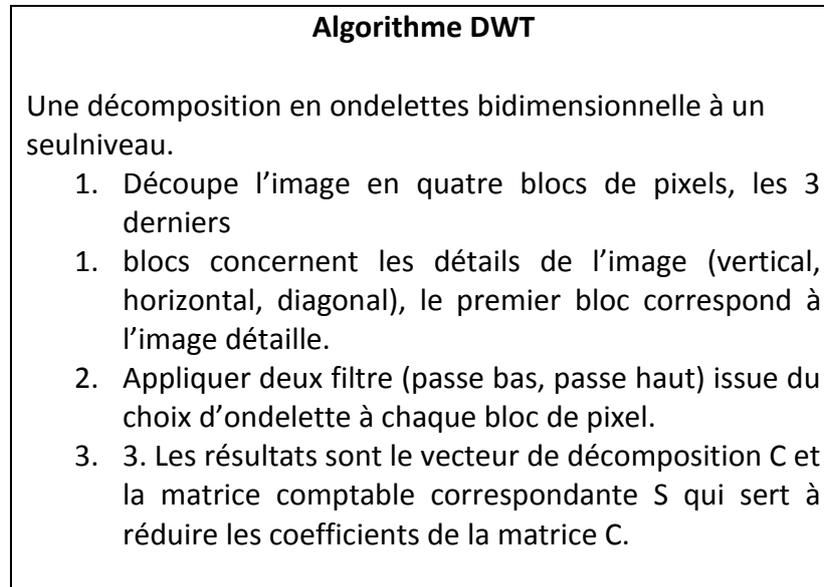


Figure V.12 : Algorithme DWT (wevdec2)

V.3.4.1.4 Module de sauvegarde

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

V.3.4.2 Phase de reconnaissance et la prise de décision

Cette phase consiste à présenter notre méthode de classification basée sur l'application de deux types de réseaux neuronaux d'une manière consécutive, selon les deux modes : Identification et vérification et la décision prise en conséquence des résultats obtenus.

V.3.4.2.1 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.

Les réseaux de neurones artificiels sont 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 :

➤ 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 données 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 caractéristiques, 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 :

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

Où :

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

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

$a_{n j}$: Valeur normalisée

➤ Réalisation du premier réseau

Afin de créer un réseau de neurone on utilisera le code suivant, et on variera ces paramètres dans la phase l'évaluation du système jusqu'à l'obtention d'un réseau performant.

```

Programme réseau de neurones
fonction [ 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.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.13 : Programme réseau de neurones

➤ **Affinage des paramètres du réseau**

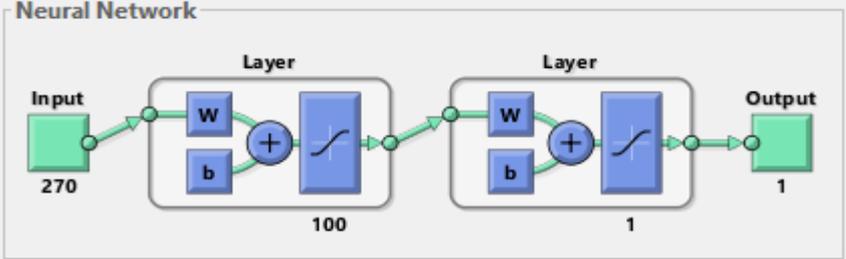
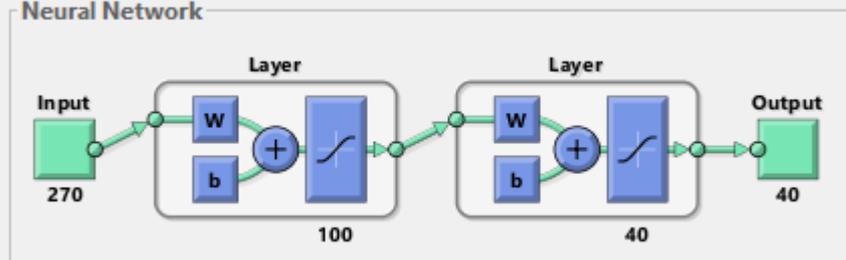
Après plusieurs tests expérimentaux (voir chapitre VI) dans les deux modes identification et authentification, on a trouvé que l'utilisation de deux réseaux de neurone de telle sorte à mettre la sortie du premiers réseaux comme une entrée du deuxième réseaux d'une manière successive donne de meilleurs résultats surtout un TID de 100%. On fixe notre réseau alors comme suit pour l'identification :

Nom du réseau :		Perceptron Multi couche
Structure :	Premier Réseau	
	Deuxième Réseau	
Type :	Feed forward	
Couche neurale :	1 couche d'entrée 1 couche de sortie 1 couche cachée	
Nombre de neurones dans la couche d'entrées :	La couche d'entrée est composée de 270 neurones , 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)	
Nombre de neurones de la couche de sortie :	La couche de sortie est composée de 40 neurones pour l'identification elle représente les 40 classe de visage et 1 neurone pour authentification	
Nombre de neurones dans la couche cachée :	100 neurones (voir chapitre VI)	
Type de donnée d'entrée	Normaliser ; entre 1 et -1	
Fonction (ou méthode) d'apprentissage :	C'est un algorithme de retro-propagation du descendance gradient avec taux d'apprentissage adaptatif	
Fonction de transfert	La couche cachée : Sigmoïde tangente hyperbolique (tansig)	

(activation) :	La couche de sortie : Sigmoïde tangente hyperbolique (tansig)
Mesure de performance :	La mesure utilisée pour la performance est la MSE (Mean Squared Error ou erreur quadratique moyenne)
Taux d'apprentissage :	0.90 (voir chapitre VI)
Nombre de neurone :	500 iteration (voir chapitre VI)

Tableau V.2 : Tableau capitulatif des paramètres du 1^{er} réseau de neurone

Dans le cas de l'authentification, on fixe notre réseau comme suit :

Nom du réseau :	Perceptron Multi couche	
Structure :	Premier Réseau	
	Deuxième Réseau	
Type :	Feed forwad	
Couche neurale :	1 couche d'entrée 1 couche de sortie 1 couche cachée	
Nombre de neurones dans la couche d'entrées :	La couche d'entrée est composée de 270 neurones , 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)	
Nombre de neurones de la couche de sortie :	La couche de sortie est composée de 40 neurones pour l'identification elle représente les 40 classe de visage et 1 neurone pour authentification	
Nombre de neurones dans la couches cachée :	100 neurone (voir chapitre VI)	
Type de donnée d'entrée	Normaliser ; entre 1 et -1	
Fonction (ou méthode) d'apprentissage :	C'est un algorithme de retro-propagation du descendance gradient avec taux d'apprentissage adaptatif	

Fonction de transfert (activation) :	La couche cachée : Sigmoïde tangente hyperbolique (tansig) La couche de sortie: Sigmoïde tangente hyperbolique (tansig)
Mesure de performance :	La mesure utilisée pour la performance est la MSE (Mean Squared Error ou erreur quadratique moyenne)
Taux d'apprentissage :	0.90 (voir chapitre VI)
Nombre de neurone :	500 iteration (voir chapitre VI)

Tableau V.3 : Tableau capitulatif des paramètres du 2^{ème} réseau de neurone

V.3.4.2.2 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.

V.3.4.2.3 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.3.5.3 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 authentification

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.14 : 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.15 : 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.5 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.5.1 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.5.1.1 MATLAB

MATLAB est un langage de calcul scientifique de haut niveau et un environnement interactif pour le développement d'algorithmes, la visualisation et l'analyse de données, ou encore le calcul numérique (MATLAB veut dire MATrix LABoratory). En utilisant MATLAB, nous pouvons résoudre des problèmes de calcul scientifique plus rapidement qu'avec les langages de programmation traditionnels.

Le langage MATLAB met à la disposition du développeur les opérations vectorielles et matricielles, fondamentales pour les problèmes d'ingénierie et scientifiques. Il permet un développement et une exécution rapide.

Avec le langage MATLAB, nous pouvons programmer et tester des algorithmes plus rapidement qu'avec les langages traditionnels, car il n'est pas nécessaire d'effectuer les tâches de programmation de bas niveau, comme la déclaration des variables, la spécification des types de données et l'allocation de la mémoire.

V.5.2 Présentation de l'application

Dans cette partie, on présentera notre application, ainsi que ses différentes fonctionnalités et leur correspondance avec les modules illustres dans les sections précédentes. Comme tout logiciel de reconnaissance de visages, le nôtre est composé des principaux modules suivants :

Interface apprentissage

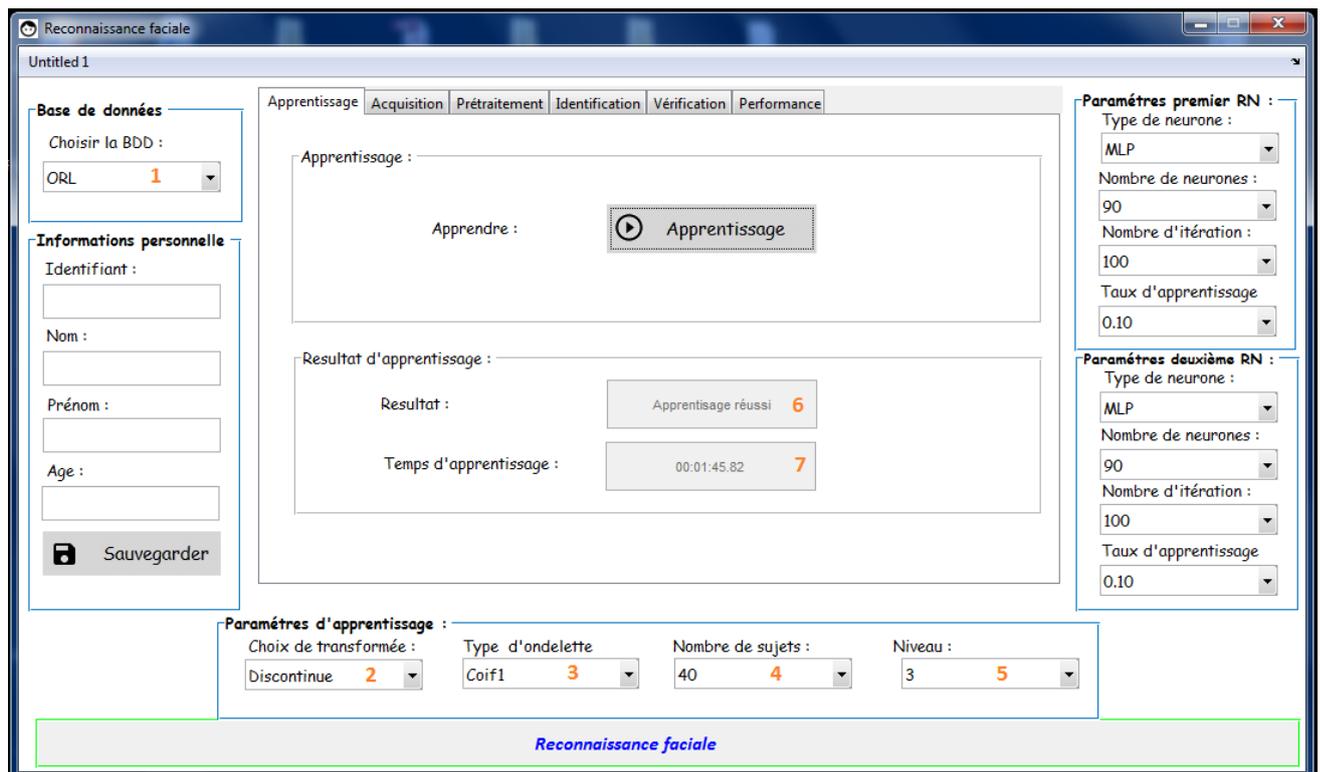


Figure V.16 : Interface apprentissage

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

Tests de performance

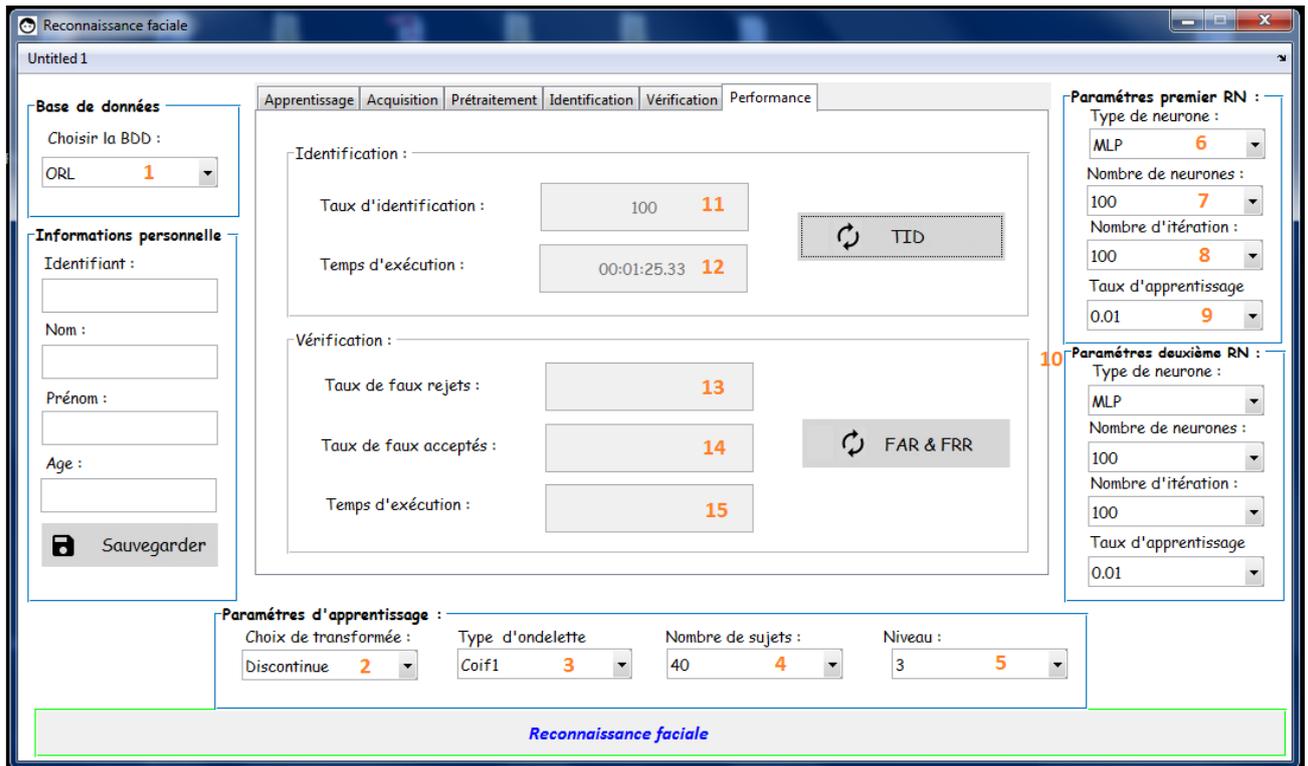


Figure V.17 : Interface tests de performance

1. Choix de la base de données.
2. Choix de la transformée en ondelette (Discontinue, Continue).
3. Choix du type d'ondelette à appliquer (haar, db1, coif1, sym1).
4. Choix nombre du sujet dans la base de données (1 à 40).
5. Choix du niveau d'ondelette (1, 3 ou 6).
6. Choix de type de réseaux pour le premier réseau de neurone.
7. Choix du nombre de neurone de la couche caché.
8. Choix du nombre d'itérations.
9. Choix du taux d'apprentissage.
10. Choix des différents paramètres du deuxième réseau de neurone.
11. Taux d'identification (TID).
12. Temps d'exécution de calcul de performance d'identification.
13. Taux de faux rejet (FRR).

14. Taux de fausse acceptation (FAR).
15. Temps d'exécution de calcul de performance vérification.

Interface prétraitement

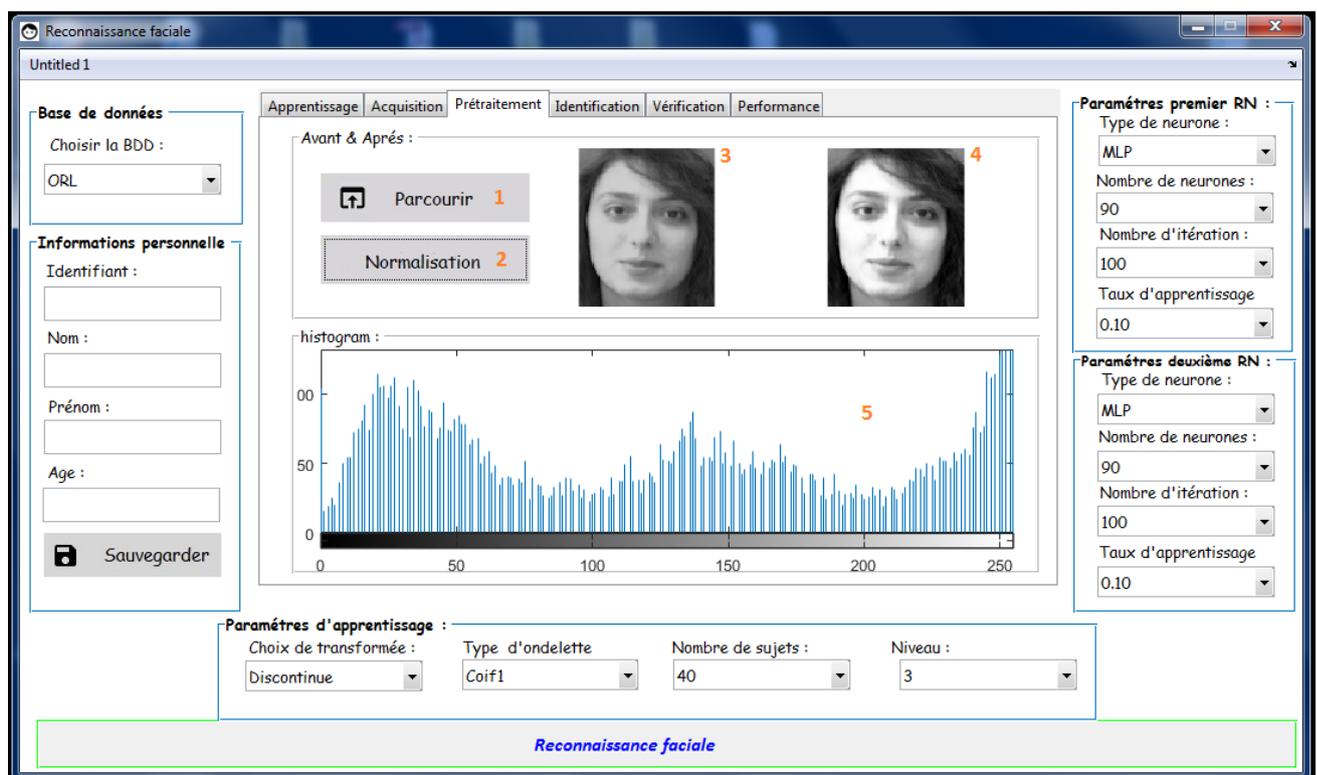


Figure V.18 : Interface prétraitement

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 identification

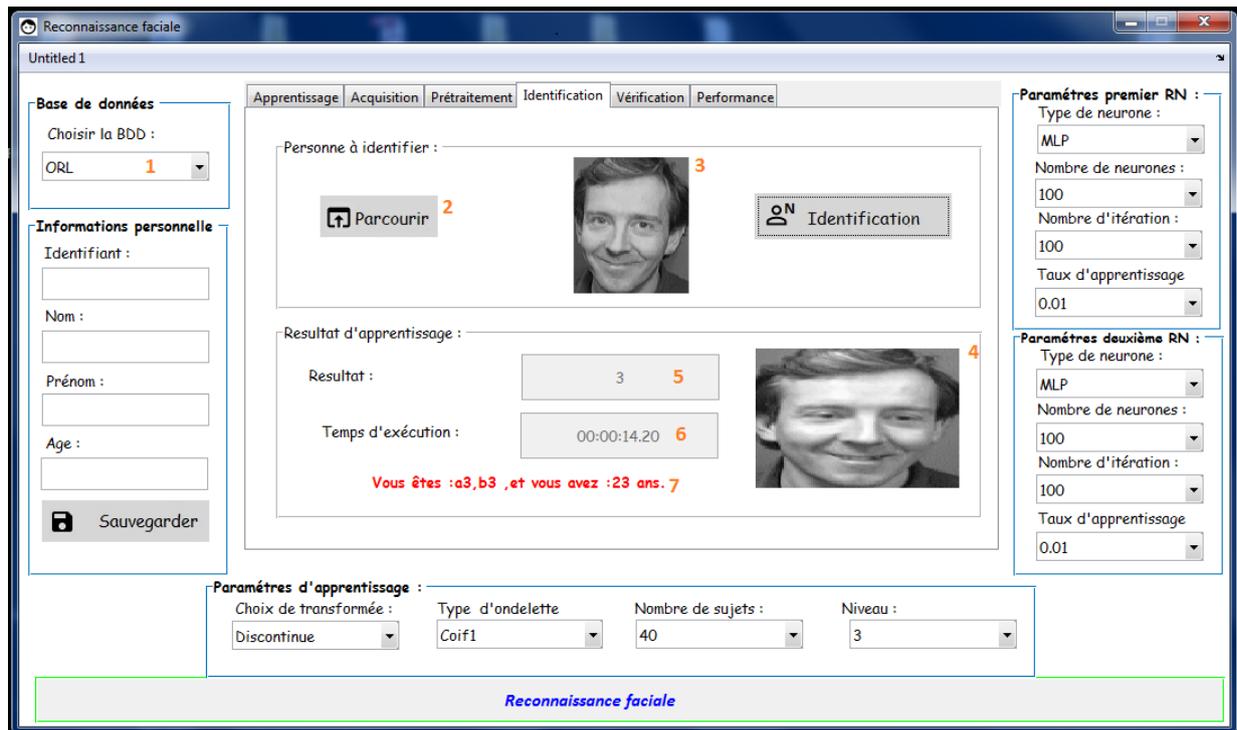


Figure V.19 : Interface identification

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

Interface vérification

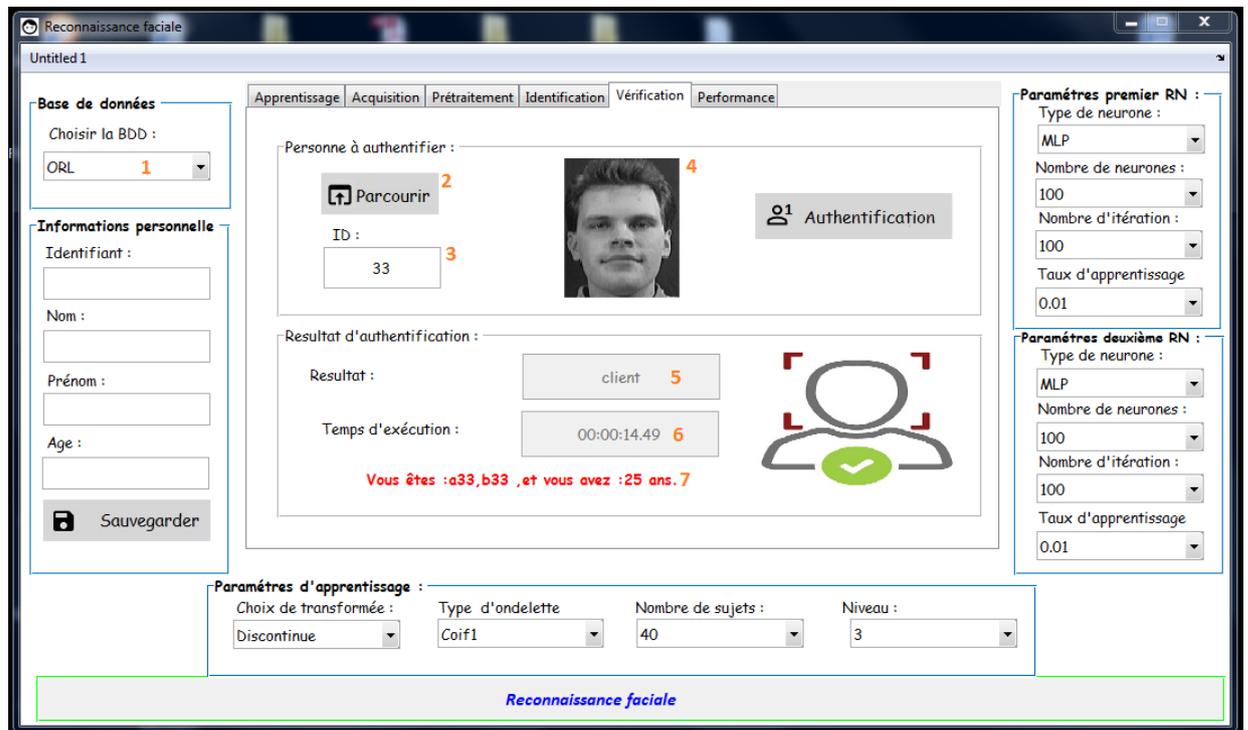


Figure V.20 : Interface vérification

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.

V.6 Conclusion

À 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 évaluation des résultats

VI.1 Introduction

Dans le cas où l'objectif est la réalisation d'un système biométrique fiable, l'obtention d'une bonne classification est essentielle. Dans ce chapitre, on exposera les résultats et tests effectués utilisant les deux méthodes décrites précédemment à savoir (les ondelettes et les réseaux de neurone) sous différentes configurations.

On exposera l'influence de ces dernières sur la performance de notre système sous les bases de données ORL.

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

VI.2 La base de données ORL

Pour comparer et tester les performances de notre système biométrique, nous avons utilisé une base de visages internationale très utilisées dans le domaine de la reconnaissance de visages : ORL (Olivetti Research Laboratory). Cette dernière contient 40 personnes ayant chacune 10 vues différentes. Les images sont de dimensions (112 × 92) pixels. Nous l'avons partitionnée en deux sous bases de 200 images chacune l'une pour l'apprentissage et l'autre pour le test.

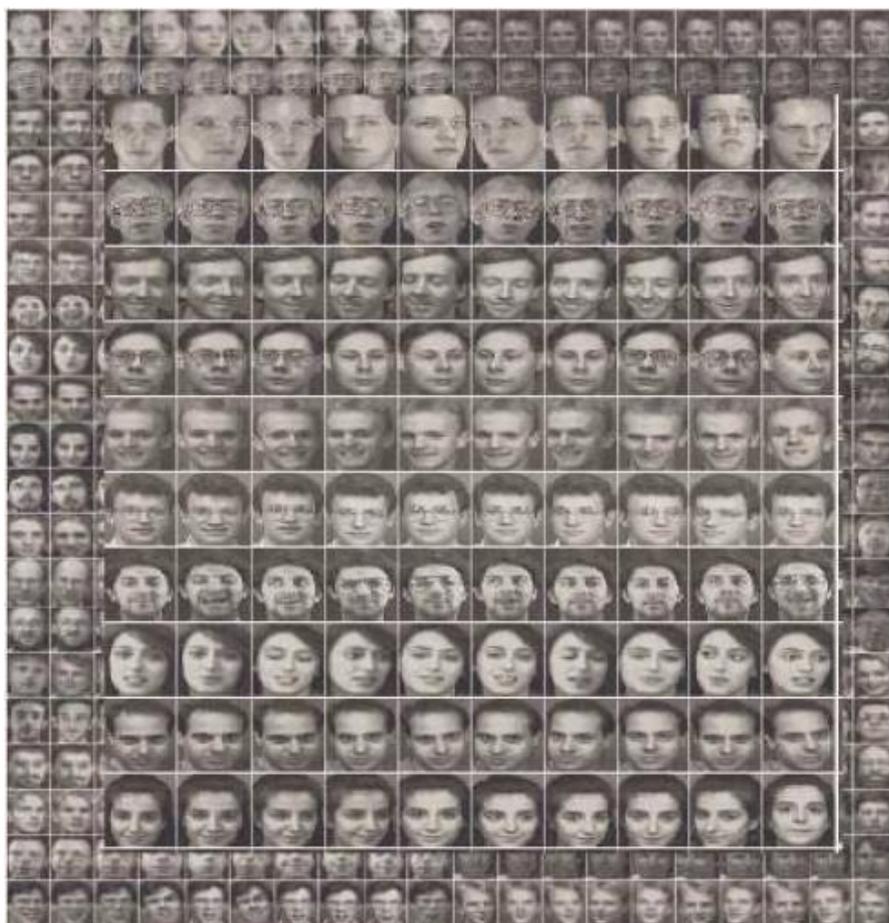


Figure VI.1: Base de données ORL [66]

- **Images apprentissages** : Les cinq premières images servent pour la phase d'apprentissage, ce qui nous fait un sous ensemble de 200 images dédiées à cette phase.
- **Images Tests**: Les cinq dernières images de chaque individu nous ont servies pour la réalisation des différents tests, ce qui nous fait un sous ensemble de 200 images dédiées à la phase test dans ses deux modes.

Cette base est utilisée pour évaluer les systèmes de reconnaissance faciale en présence des variations dans les conditions d'illumination, des expressions faciales (sourire, yeux fermés), de pose et d'occultations partielles (port de lunettes)...



Figure VI.2: Exemple de changements d'orientations du visage [66]

VI.3 Protocole d'évaluation :

Le système a été soumis à une série de tests en ses deux modes (identification et vérification) avec différents paramètres de configurations suivant les deux approches respectivement d'extraction de paramètres DWT et de modélisation par ACP et ceci avec les réseaux de neurones dans le but de faire une étude comparative des différentes configurations et les performances qui en résultent. Ces tests ont été réalisés suivant le protocole suivant :

- **Générations des Modèles DWT(wavdec2)**: On a utilisé comme indiqué précédemment les 5 premières images de chaque personne pour générer leurs modèles suivant l'algorithme DWT (avec le choix d'ondelette à appliquer et le level à appliquer) défini dans le chapitre III, 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 taille et extraire les vecteurs propres (Eigen faces) pour chaque personne, qui seront ensuite des modèles à enregistrer dans la base de données pour la reconnaissance.

- **Classification par les réseaux de neurones :** 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 réexécutons 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 (FRR):** le pourcentage de personnes censées être reconnues mais qui sont rejetées par le système.
 - **Taux Fausse acceptation (FAR):** le pourcentage de personnes censées ne pas être reconnues mais qui sont tout de même acceptées par le système.
- **Configuration des paramètres du système:**

1. Paramètres fixes:

- Taille des "Eigen faces" : 199 comparantes caractéristique.
- Nombre d'image d'apprentissage : 5 images pour chaque personne
- Type des réseaux de neurones : MLP

2. Paramètres variables :

- **Base de données :**
 - La base ORL
 - La base personnelle
- **Paramètres d'apprentissage :**
 - Ondelette à utiliser pour la DWT: "Haar", "sym1", "db1", "coief1".
 - Le level (le niveau de décomposition) pour la DWT : Trois level (1,3,6)
 - Nombre de sujets pour l'apprentissage : de 1 à 40
- **Paramètres réseaux de neurones :**

On a utilisé deux réseaux de neurone de telle sorte à prendre la sortie du premier réseau comme une entrée pour le deuxième réseau et ainsi varié les différents paramètres des deux réseaux dans le but d'améliorer au mieux les performances de notre système.

- Nombres de neurones : 90, 100, 149
- Nombre d'itérations : 100, 200, 500
- Taux d'apprentissage : 0.01, 0.10, 0.90

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

VI.4 Résultats des Tests :

Dans ce qui suit, on exposera les différents tests effectués sur la base de données ORL. Dans les deux modes identification et authentification (vérification).

VI.4.1. Mode identification

Afin de réaliser notre système de classification à double réseau de neurone, notre démarche consiste à récupérer les sortie du premier réseau et les injecter au deuxième réseau dans le but d'améliorer les résultats obtenus avec un seul réseau de neurone.

VI.4.1.1 Mode identification avec un seul réseau de neurone :

Après plusieurs test avec un seul réseau ; on a eu les meilleurs résultats suivant selon diverses variations des paramètres :

	Nombre de neurones de la couche cachée = 100 Nombre d'itérations =500					
	Taux d'apprentissage = 0.01			Taux d'apprentissage =0.90		
	Level 1	Level 3	Level 6	Level 1	Level 3	Level 6
Haar	92	93	51	92	92	27
Db1	92	93	51	92	92	27
Sym1	92	93	51	92	92	27
Coif1	92	96	86.5	92.5	96.5	88

Tableau VI.1 : Variation du TID en fonction de type d'ondelette et level et taux d'apprentissage

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 le TID.

En termes d'ondelette, **coif1** atteint de meilleurs résultats pour la TID, (96%) avec le **level 3**.

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.

VI.4.1.2 Mode identification avec deux réseaux de neurones :

Pour les tests, On a utilisé les sorties des meilleurs résultats du premier réseau à savoir :

- Nombre de neurones de la couche cachée = 100
- Nombre d'itérations = 500
- Taux d'apprentissage = 0.90

Et les injecter dans le deuxième réseau ou on a varié le paramètre selon les cas suivant :

Nombre d'itérations avec les différents types d'ondelettes 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

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

	Nombre d'itérations =500	Nombre d'itérations =200	Nombre d'itérations =100
Haar	100	97.5	50
Db1	100	100	57.5
Sym1	100	100	57.5
Coif1	100	100	65

Tableau VI.2: Variation du TID en fonction de type d'ondelette et nombre d'itération

A travers les résultats des tests, on remarque qu'avec les paramètres qu'on a fixé et le nombre d'itérations égale à 100 on n'a pas eu de bon résultats or qu'une amélioration c'est fait sentir avec 200 itération. Par ailleurs, à 500 itérations, on a trouvé des résultats satisfaisant se qui nous donne un paramétrage parfait pour tous types d'ondelette et level qui est :

- Taux d'apprentissage = 0.01
- Nombre de neurones de la couche cachée = 100
- Nombre d'itérations = 500

De ce fais, On peut dire que notre système est quasi parfait en terme d'identification.

VI.4.2. Mode vérification

VI.4.2.1 Mode vérification avec un seul réseau de neurone :

Après plusieurs test avc un seul réseau ; on a eu les meilleurs résultats suivant selon diverses variations des paramètres :

	Nombre de neurones de la couche cachée = 100 Nombre d'itérations =500 Taux d'apprentissage = 0.09								
	Level 1			Level3			Level 6		
	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
Db1	25.44	26.20	0.9999994	16.08	16.30	0.9935	37.82	43.30	0.999
Sym1	25.44	26.20	0.9999994	16.08	16.30	0.9935	37.82	43.30	0.999
Coif1	23.97	24.80	0.9999996	12.50	12.90	0.39901	16.98	17.60	0.9965

Tableau VI.3 : Variation du FAR et FRR en fonction de type d'ondelette et level

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 le FAR et FRR.

En termes d'ondelette, **coif1** atteint de meilleurs résultats pour avec le **level 3**.

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.

VI.4.2.2 Mode vérification avec deux réseaux de neurones :

Après les résultats satisfaisons dans le cas d'identification, on a opté pour la même approche qui consiste à fixer les paramètres du premier réseau avec les meilleurs résultats trouvé à savoir :

- Nombre de neurones de la couche cachée = 100
- Nombre d'itérations = 500
- Taux d'apprentissage = 0.90

Et ainsi varié les paramètres du deuxième réseau comme suit :

Type d'ondelette	Level	Nombre neurones	Nombre itération	Taux d'apprentissage	FAR	FRR	Seuil
Coif1	3	90	100	0.1	12.88	12.80	0.96381484
Coif1	3	40	100	0.1	0	100	0.9924
Coif1	3	1	500	0.2	0	100	0.9986707
Coif1	3	100	500	0.01	50	12.70	0.99873509
Coif1	3	90	500	0.01	12.75	12.70	0.9496018

Tableau VI.4 : Variation du FAR et FRR avec deux réseaux de neurones Vs 1

À travers les résultats des tests et beaucoup d'autre qu'on n'a pas mentionné par rapport à leurs mauvaises performances ; on ne remarque pas d'amélioration par rapport aux résultats déjà trouvé puisque notre meilleur score est de 12.75 pour le Far et 12.70 pour le FRR. Ce qui nous a ramener à faire plus de tests en paramétrons notre premiers réseau avec les meilleure résultats qu'on a eu dans le tableau précédent et avec la variation des paramètres du deuxième réseau de neurone comme suivants :

Premier réseau:

- Nombre neurones = 90
- Nombre itération = 500
- Taux d'apprentissage = 0.01

Deuxième réseau:

Type d'ondelette	Level	Nombre neurones	Nombre itération	Taux d'apprentissage	FAR	FRR	Seuil
Coif1	3	100	50	0.01	12.6	12.2	0.7960245
Coif1	3	90	500	0.01	50	11.4	0.9987343
Coif1	3	2	50	0.01	0	100	0.8116170
Coif1	3	90	50	0.01	12.6	12.2	0.7960245

Tableau VI.5: Variation du FAR et FRR avec deux réseaux de neurones Vs 2

À travers ces tests, notre meilleur résultat est de 12.6 pour le Far et 12.2 pour le FRR. Ce qui nous a ramener à faire plus de tests en paramétrons notre premiers réseau avec les meilleure résultats qu'on a eu dans le tableau précédent et avec la variation des paramètres du deuxième réseau de neurone comme suivants :

Premier réseau :

- Nombre neurones = 90
- Nombre itération = 50
- Taux d'apprentissage = 0.01

Deuxième réseau:

Type d'ondelette	Level	Nombre neurones	Nombre itération	Taux d'apprentissage	FAR	FRR	Seuil
Coif1	3	90	50	0.01	13.1	12.8	0.7959907
Coif1	3	90	50	0.10	13.2	12.8	0.8136009
Coif1	3	90	50	0.10	12.6	12.6	0.81354368

Tableau VI.6 : Variation du FAR et FRR avec deux réseaux de neurones Vs 3

On a fait plusieurs tests aléatoires pour la variation des paramètres des réseaux, on va citer ci-dessus les meilleurs de ces tests :

Premier réseau:

- Nombre neurones = 49
- Nombre itération = 50
- Taux d'apprentissage = 0.01

Deuxième réseau:

Type d'ondelette	Level	Nombre neurones	Nombre itération	Taux d'apprentissage	FAR	FRR	Seuil
Coif1	3	90	50	0.10	12.8	12.3	0.81355320
Coif1	3	49	50	0.10	12.8	12.3	0.8135102
Coif1	3	49	50	0.01	13.2	12.9	0.79599065

Tableau VI.7 : Variation du FAR et FRR avec deux réseaux de neurones Vs 4

On remarque qu'utiliser un nombre de neurone plus petit n'améliore pas les résultats, ainsi on a opté à prendre un nombre plus important, voilà les résultats :

Premier réseau :

- Nombre neurones = 246
- Nombre itération = 500
- Taux d'apprentissage = 0.99

Deuxième réseau :

Type d'ondelette	Level	Nombre neurones	Nombre itération	Taux d'apprentissage	FAR	FRR	Seuil
Coif1	3	90	100	0.10	12.88	12.80	0.96381484
Coif1	3	100	5	0.01	7.4	12.2	0.1051210
Coif1 avec gdx	3	100	5	0.01	8.9	10.6	0.1002443

Tableau VI.8 : Variation du FAR et FRR avec deux réseaux de neurones Vs 5

On remarque qu'utiliser la fonction avec 'gdx' améliore les résultats, ainsi on a opté à prendre ça en compte comme suit :

Deuxième réseau:

- Nombre neurones = 100
- Nombre itération = 5
- Taux d'apprentissage = 0.01

Premier réseau :

Type d'ondelette	Level	Nombre neurones	Nombre itération	Taux d'apprentissage	FAR	FRR	Seuil
Coif1 avec 'gdx'	3	246	500	0.99	8.9	10.6	0.1002443
Coif1 avec 'gdx'	3	90	500	0.01	11.8	9.9	0.1002440

Tableau VI.9 : Variation du FAR et FRR avec deux réseaux de neurones Vs 6

VI.5 Comparaison des résultats :

À travers ces tests effectués dans les deux modes (Identification et vérification), on peut résumer l'effet du choix d'ondelettes à appliquer, et les paramètres des réseaux de neurones, comme suit:

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 le 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 détails 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.

Enfin, en utilisant le double réseau, les performances augmentent d'une manière significative et ceci quel que soit l'ondelette à appliquer et les paramètres des réseaux à utiliser ceci peut être due à la bonne convergence des poids vers les poids corrects. Et en ce qui consiste des paramètres de classification, avec un taux d'apprentissage de 0.01, un nombre itération de 5 et nombre de neurone dans la couche cachée de 246, avec une fonction 'gdx' (a network training function) on a obtenu les meilleures performances en identification et en authentification, voire un TID de 100 % qui est un résultat très satisfaisant. Et un FAR de 08.9 % et un FRR de 10.6 %.

VI.6 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

Dans ce mémoire, nous avons traité deux problématiques majeures et complémentaires dans le domaine de la reconnaissance automatique de visage. Il s'agit, d'une part de l'extraction automatique de visage et de ses caractéristiques, et d'autre part de la reconnaissance du visage.

Nous avons commencé par exposer un état de l'art sur la biométrie et les outils d'évaluation biométrique pour ensuite voir les systèmes de reconnaissance de visage dans ses deux modes (identification et vérification). tout en montrant ces avantages et les limites de celui-ci.

Afin de pallier à la difficulté dans les systèmes de reconnaissance de visage à extraire le visage et ses caractéristiques, on a opté pour une approche d'extraction qui s'adapte à certaines difficultés comme : le changement de l'illumination et de pose ; à savoir la DWT (wavdec2) qui se repose sur la décomposition en ondelettes bidimensionnelle à N niveau.

Vient ensuite la méthode PCA qui permet de réduire la dimension, ainsi palier aux problèmes de dimensionnement dans le sens que si la dimension des données est élevée, elle permet de réduire leur dimension d'une manière considérable.

Pour évaluer notre système de reconnaissance, on utilise des critères de mesure à savoir le taux d'identification (TID) en mode identification et le taux de fausse acceptation (FAR) et le taux de faux rejet (FRR) en mode vérification. Ces derniers nous ont permis de traiter et d'étudier les résultats de notre système dans le but d'améliorer et d'évoluer ces performances dans ces deux modes (identification et vérification).

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.

À travers ce projet nous avons assimilé les concepts principaux des ondelettes et des réseaux de neurone, en utilisant l'outil Matlab.

Ainsi, et comme perspective d'améliorations :

- Effectuer plusieurs prétraitements afin d'améliorer la qualité de nos images.
- Utilisation d'autres types de réseaux de neurone.
- Utilisation d'autre méthode d'extraction comme la transformée en ondelettes complexe, "Dual-Tree Complex Wavelet Transform" (DT-CWT) qui est quasi invariante en translation et nécessite relativement peu de calculs

Bibliographie

- [1] : Commission Technique de Sécurité Physique .Techniques de Contrôle D'accès Par Biométrie. France : Juin 2003. Disponible sur (<http://www.clusif.asso.fr/fr/production/ouvrages/pdf/ControlesAccesBiometrie.pdf>)
- [2] : MASSICOTTE Frédéric. La biométrie, sa fiabilité et ses impacts sur la pratique de la démocratie libérale. Université du Québec à Montréal. Novembre 2007, 135p.
- [3] : ALPHONSE Bertillon. Ethnographie moderne et les races sauvages. 1883.
- [4] : N.Morizet. «Reconnaissance biométrique par fusion multimodale du visage et de l'iris ». Thèse Doctorat. École doctorale d'informatique, télécommunication et électronique de paris, France. 2009.
- [6] : BOUCHADDAKH Mohamed. Conception et développement d'une application de gestion du temps de travail d'employés dans un parc d'entreprises. École Supérieure des Communications de Tunis, 2007,54 p.
- [7]: TURK Matthew, PENTLEND Alex. Eigen faces for Recognition. Journal of Cognitive Neuroscience, 1991, Vol. 3, n° 1, pp. 71-86.
- [8] : CHAARI Anis. Thèse de doctorat : Nouvelle approche d'identification dans les bases de données biométriques basée sur une classification non supervisée. École Nationale des Sciences de l'Informatique. 06 Octobre 2009,187p.
- [9] : WALID Hizem, Capteur Intelligent pour la Reconnaissance de Visage (Thèse de Doctorat), lien : http://biometrics.it-sudparis.eu/downloads/publications/hizem_PHD.pdf
- [10] : F Perronnin, JL Dugelay « Introduction à la biométrie : Authentification des individus par Traitement Audio-Vidéo », 2002.
- [11] : 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
- [12] : B.Manel , F Meriam « Application de la DCT modifiée et GMM Orthogonale pour la Vérification du visage » école nationale supérieur d'informatique ,2012
- [13] : Biometrie–online.Net [en ligne]. <http://www.biometrie-online.net> (Consulté le 15.11.2012).
- [14] : R.Djourani. « Reconnaissance de visages ». Mémoire d'ingénieur en informatique. La faculté des sciences de Rabat, Maroc. 2006.
- [15] : <http://securite.reseaux-telecoms.net>

[16] : S.Boudjlal. «Détection et identification de personne par méthodes biométriques». Thèse de Magistère en électronique. Université mouloud Mammeri, Tizi-Ouzou, Algérie. 2010.

[17] : BEN KHALIFA Aymen. Modélisation planaire pour l'identification biométrique du visage. Ecole Nationale d'Ingénieurs de Sousse. 19 Juin 2009,60 p

[18] : A.Chaari. « Reconnaissance de visage par réseaux d'ondelette de Gabor ». Thèse de doctorat en automatique. Université Lille 1, Lille, France. 2008.

[19] : <http://www.biometricgrou.com/>

[20] : Mémoire online, lien :
http://www.memoireonline.com/02/13/6979/m_Reconnaissance-de-visages-par-Analyse-Discriminante-LineaireLDA-4.html

[21] : HANENE Guesmi, Identification de personnes par fusion de différentes modalités biométriques (Thèse de Doctorat) lien : <https://hal.archives-ouvertes.fr>

[22] : L.ALLANO. « La Biométrie multimodale : stratégies de fusion de scores et mesures de dépendance appliquées aux bases de personnes virtuelles ». Thèse de doctorat de l'institut National des Télécommunications, Paris, France. 2009.

[23] : M.AL-KHATIB. « Le rôle de l'anthropologie dans les techniques émergentes de reconnaissance faciale ». Université Claude Bernard - Lyon 1 , France, 2005.

[24] : TPE : Les Empreintes Digitales; lien :
<http://biometrie-tpe68.e-monsite.com/pages/introduction/historique.html>

[25] : M. Mohamad El Abed, Évaluation de systèmes biométriques (Thèse de Doctorat), le lien : <https://www.greyc.fr/sites/default/files/secretariat/theses-soutenues-2011/These-Mohamad-ElAbed-2011.pdf>

[26] : 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

[27] : Mebarka BELAHCENE, système de Reconnaissance faciale de visage ; le lien :
[https://scholar.dz/citaton?user=sC2F4DYAAAAJ&h1=fr\\$](https://scholar.dz/citaton?user=sC2F4DYAAAAJ&h1=fr$)

[28] : Toufik AMELLAL, Kamel BENAKLI, « Système de reconnaissance de visage basé sur les GMM ». Institut National de formation en Informatique (I.N.I), Alger, 2007.

[29] : SOUHILA GUERFI ABABSA, Université Evry Val d'Essonne, France, Thèse de doctorat intitulé : Authentification d'individus par reconnaissance de caractéristiques biométriques liées aux visages 2D/3D , 2008.

[30] : R. Gross, J. Shi, J. Cohn. Quo Vadis Face Recognition ?.Third Workshop on EmpiricalEvaluationMethods in C

[31] : NICOLAS MORIZET, Revue des algorithmes PCA, LDA et EBGM utilisées en reconnaissance 2D du visage pour la biométrie ; le lien : www.dreamlabs.eu/nmorizet/wp-content/uploads...omputer Vision, December, 2001.

[32] : Fabrice VERMONT, localisation de visage ; le lien : infoscience.epfl.ch/record/87163/files/Vermont2005_1233.pdf

[33] : Pierre BUYSENS, Fusion de différents modes de capture pour la reconnaissance de visage appliquée aux e-transactions (thèse de doctorat) ; le lien : https://biometrics.it-sudparis.eu/downloadws/publications/hizem_PHD.pdf

[34] : Cécile Fiche, Repousser les limites de l'identification faciale en contexte de vidéo surveillance (thèse de doctorat) ; Le lien :<https://archivesic.ccsd.cnrs.fr>

[35] : Khelif Bouchra, Mise au point d'une application de reconnaissance faciale, Le lien :dspace.univ-tlemcen.dz/bitstream/112/4799/1/FaceRec.pdf

[36] : RABINER L.R. A tutorial on Hidden Markov Model and selected applications in speech recognition. IEEE, 1989, vol.77, pp 257-285.

[37] : Application de la reconnaissance faciale ; le lien : https://fr.wikipedia.org/wiki/Reconnaissance_de_visage

[38] : Sonia Hamnane, De l'analyse de Fourier traditionnelle aux ondelettes : une approche par le signal musical ; le lien : www.lpmaphis.fr/pageperso/mazliak/Hamnane.pdf

[39] :<http://mydefinitions.com/fr/definition/ondelette>.<https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/?requestedDomain=www.mathworks.com>]

[40] : Ch. Dossal, transformée ondelette,lien : <https://fr.scribd.com/document/117266007/Ondelletes>

[41] : Théorie de la Transformée en Ondelettes, le lien : <ftp://ftpdeveloppez.com/smilessoft/wt.pdf>

[42] : Frédéric Truchetet, Ondelettes pour le signal numérique, Editions Hermes,Paris, 1998 le lien : <http://www.le2i.cnrs.fr/IMG/publications/ondelettes.pdf>

[43] : 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-reseauxdondelettes-

[44] : « Wavelets: seeing the Forest - and the Trees » [archive], sur www.beyonddiscovery.org (consulté le 22 mai 2010)

[45] : livre de : stéphane mallat, une exploration des signaux en ondelettes ; le lien: <https://books.google.dz>]

[46] : Jensen et la Cour-Harbo, Ripples in Mathematics, Berlin, Springer, 2001, poche (ISBN 978-3-540-41662-3, LCCN 2001020907, lire en ligne [archive]), p. 157–160

[47]: DAUBECHIES, I. « The wavelet transforms time-frequency localization and signal analysis». IEEE Trans. On information theory, Vol. 36, N° 5, pp. 961-1005, September 1990.]

[48] : wavelet browser, Wavelet Properties Browser ; le lien : <http://wavelets.pybytes.com/family>

[49] : Google Image

[50] : BENDAOUD YOUCEF, Prédiction Des Résistances Mécaniques Des Bétons à Base Des Ciments Composés En Utilisant Les Réseaux Neurones Artificiels, le lien : <https://bu.umc.edu.dz/theses/gcivil/BEN6585.pdf>

[51] : Claude TOUZET, LES RESEAUX DE NEURONESARTIFICIELS INTRODUCTION AU CONNEXIONNISME, le lien : www.touzet.org/Claude/Web-Fac-Claude/Les_reseaux_de_neurones_artificiels.pdf

[52] : Younes BENNANI, Apprentissage par réseaux de neurones artificiels, le lien : https://epat2014.sciencesconf.org/conference/epat2014/pages/EPAT_2014_ANN.pdf

[53] G. DREYFUS, LES RÉSEAUX DE NEURONES ; le lien : http://www.neurones.espci.fr/Articles_PS/GAMI.pdf

[54] wikiversity, Réseaux de neurones : Applications des réseaux de neurones, le lien : https://fr.wikiversity.org/wiki/Réseaux_de_neurones/Applications_des_réseaux_de_neurones

[55] Hugues Gérard NONO WOUAFO ; Architectures matérielles numériques intégrées et réseaux de neurones à codage parcimonieux (thèse de doctorat) ; le lien : <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01332180/document>

[56] Nassima Mezhoud, Une approche hybride pour la segmentation d'images Application aux images médicales ; le lien : <https://bu.umc.edu.dz/theses/informatique/MEZ6197.pdf>

[57] Aymen CHERIF, Réseaux de neurones, SVM et approches locales pour la prévision des séries temporelles (thèse de doctorat), le lien : www.theses.fr/2013TOUR4003

[58]Mohamed Assaad HAMIDA, Introduction à la commande par réseaux de neurones, le lien : https://elearn.univ-ouargla.dz/.../INTRODUCTIONAUXMETHO/.../Cours_HAMIDA...

[59]Karine Volpi , Réseau de neurones ;le lien : https://nanopdf.com/download/karine-volpi-1-reseau-de-neurones_pdf

[60] Fabien Moutarde, Introduction aux réseaux de neurones, lien : <http://perso.mines-paristech.fr/fabien.moutarde>

[61] Mr. Lakhmissi CHERROUN, LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS, 2011-2012

[62] Yann LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner, "Gradient-based learning applied to document recognition," Proceedings of the IEEE, vol. 86, no. 11, pp. 2278–2324, 1998.

[63] <http://deeplearning.stanford.edu/tutorial/supervised/ConvolutionalNeuralNetwork/>

[64] M. Bellili & M. FARSI. « Application de la DCT modifiée et GMM Orthogonale pour la Vérification du visage ». Mémoire pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en informatique. ESI, Algérie. 2012.

[65] Développement d'un système biométrique pour la reconnaissance de visages, basé sur les ondelettes et les réseaux de neurones. GUIRAT Nedjma SEDDIKI Karima ,2017

[66] base de données ORL